



## Review [Revisión]

APLICACIÓN DE TELEDETECCIÓN EN LA ESTIMACIÓN DE  
RENDIMIENTOS EN CULTIVOS AGRÍCOLAS: UNA REVISIÓN  
BIBLIOMETRICA †

[APPLICATION OF REMOTE SENSING IN THE ESTIMATION OF  
AGRICULTURAL CROPS YIELDS: A BIBLIOMETRIC REVIEW]

Irene Gutiérrez-Mora<sup>1</sup>, Aleida Selene Hernández-Cázares<sup>1</sup>,  
Juan Valente Hidalgo-Contreras<sup>1</sup>, José Luis Lopez-Ayala<sup>2</sup>  
and Joel Velasco-Velasco<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>Colegio de Postgraduados-Campus Córdoba. Programa de Innovación  
Agroalimentaria Sustentable, km 348 Carretera Córdoba – Veracruz. Congregación  
Manuel León, Amatlán de los Reyes, Veracruz, México. CP. 94953. Email.  
[gutierrez.irene@colpos.mx](mailto:gutierrez.irene@colpos.mx), [aleyse@colpos.mx](mailto:aleyse@colpos.mx), [jvhidalgo@colpos.mx](mailto:jvhidalgo@colpos.mx), \*  
[joel42ts@colpos.mx](mailto:joel42ts@colpos.mx)

<sup>2</sup>Tecnológico Nacional de México – Campus Zongolica. km 4 carretera a la  
compañía s/n, Tepetitlanapa, Zongolica, Veracruz, México. C.P. 95005. Email.  
[jose\\_luis\\_ayala\\_114@zongolica.tecnm.mx](mailto:jose_luis_ayala_114@zongolica.tecnm.mx)

\*Corresponding author

## SUMMARY

**Background:** Agriculture, as a fundamental sector of the global economy, plays a key role in the socioeconomic fabric of countries. Obtaining accurate information on crop area and production is essential for promoting more efficient agricultural practices. Remote sensing has transformed modern agriculture by providing precise, real-time data on crop conditions. Bibliometric studies use quantitative methods to analyze the production and distribution of scientific information contained in various documents, aiding the understanding of knowledge trends in a specific area. These studies help to identify the evolution of remote sensing applied to agriculture. **Objective:** To analyze research on yield estimation/prediction in agricultural crops through satellite remote sensing in agricultural sciences. **Methodology:** Documents were retrieved from the Scopus® database using the equation “yield estimation AND crop AND satellite image OR mapping.” An exploratory analysis was conducted using Microsoft Excel®, and a bibliometric analysis was performed using VOSviewer® software. **Results:** A total of 818 documents from 1975 to 2023 were analyzed, grouped into six clusters, with prominent terms including deep learning, Sentinel 1 and 2, leaf area index, satellite, and digital mapping. The leading countries in scientific production are China and the USA. The main contributing fields of knowledge are Earth and Planetary Sciences (24%), Agricultural and Biological Sciences (18%), and Computer Science (17%). **Implications:** This study contributes to the synergistic exploration of agriculture, advanced data analysis techniques, and remote sensing to improve yield estimation by integrating satellite imagery and geographic data to enhance calibration and spatiotemporal accuracy. **Conclusions:** Four key components were identified in yield estimation through satellite imagery: 1) Artificial intelligence tools, 2) Use of NIR and SWIR bands, 3) Use and generation of NDVI, LAI, and biomass indices, and 4) Statistics applied to data science, correlation coefficients, and time series analysis.

**Key word:** crop; yield estimation; satellite image; mapping.

## RESUMEN

**Antecedentes:** La agricultura, como sector fundamental de la economía global, desempeña un papel clave en el tejido socioeconómico de los países. Es esencial obtener información precisa sobre el área de cultivo y la producción, para impulsar prácticas agrícolas más eficientes. La teledetección remota ha transformado la agricultura moderna al proporcionar datos precisos y en tiempo real sobre el estado de los cultivos. Los estudios bibliométricos emplean métodos cuantitativos para analizar la producción y distribución de la información científica contenida en diversos

† Submitted May 7, 2024 – Accepted November 22, 2024. <http://doi.org/10.56369/tsaes.5613>



Copyright © the authors. Work licensed under a CC-BY 4.0 License. <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

ISSN: 1870-0462.

ORCID = I Gutiérrez-Mora: <https://orcid.org/0000-0002-0705-8534>; AS Hernández-Cázares: <https://orcid.org/0000-0002-8680-2148>; JV Hidalgo-Contreras: <https://orcid.org/0000-0002-4300-7777>; JL López-Ayala: <https://orcid.org/0000-0001-8301-2776>; J Velasco-Velasco: <https://orcid.org/0000-0003-3854-9376>

documentos, lo que ayuda a la comprensión en las tendencias del conocimiento en un área específica. Estos estudios permiten identificar la evolución de la teledetección remota aplicada a la agricultura. **Objetivo:** Analizar las investigaciones sobre la estimación/predicción de rendimientos en cultivos agrícolas mediante la teledetección satelital en las ciencias agrícolas. **Metodología:** Se recuperaron documentos de la base de datos Scopus® mediante la ecuación de yield estimation AND crop AND satellite image OR mapping, se realizó un análisis exploratorio mediante la paquetería de Microsoft Excel® y el análisis bibliométrico utilizando el software VOSviewer®. **Resultados:** Se analizaron 818 documentos de 1975 hasta 2023, agrupados en 6 clúster dentro de los cuales sobresalen los términos: deep learning, Sentinel 1 y 2, índice de área foliar, satélite y mapeo digital. Los países líderes en la producción científica son China y EE. UU. Las áreas del conocimiento que más aporta son: Earth and Planetary Sciences (24%), Agricultural and Biological Sciences (18%) y Computer Science (17%). **Implicaciones:** Este estudio aporta la exploración sinérgica del campo de la agricultura y las técnicas avanzadas de análisis de datos y la teledetección para mejorar la estimación de rendimientos, mediante la integración de imágenes satelitales y datos geográficos para mejorar la calibración y ubicación espacio temporal. **Conclusiones:** se identificaron cuatro componentes clave en la estimación de rendimiento de cultivos a través de imágenes satelitales 1) Herramientas de inteligencia artificial, 2) Uso de bandas NIR y SWIR, 3) Uso y generación de índices NDVI, LAI y biomasa, y 4) Estadística aplicada a la ciencia de datos, correlación de coeficientes y series de tiempo.

**Palabras clave:** cultivo; estimación de rendimiento; imagen satelital; mapeo.

## INTRODUCCIÓN

El metaanálisis, es una técnica estadística ampliamente conocida, ha trascendido del uso en la literatura biomédica para abarcar diversas áreas del conocimiento como la agricultura y la tecnología (Donthu *et al.*, 2021). Los métodos y tecnologías de investigación han generado avances significativos en las diferentes áreas del conocimiento, ya que algunas revistas agrícolas ofrecen abundantes datos que al analizarse a través de técnicas estadísticas e integrar datos de múltiples estudios independientes brindan una mejor visión con relación con las tendencias de investigación (Verma and Gustafsson, 2020). El metaanálisis ofrece una perspectiva amplia para estimar el impacto que tienen las intervenciones específicas en resultados de interés. Su adopción en las ciencias agrícolas brinda una mejor comprensión de los fenómenos estudiados y el efecto en la gestión, manejo y toma de decisiones en el sector agrícola (Gomasasca *et al.*, 2019).

La agricultura enfrenta desafíos continuos, como el aumento de la demanda mundial de alimentos y la escasez de agua. En respuesta, se ha avanzado en el desarrollado nuevos métodos para estimar los rendimientos de los cultivos agrícolas a nivel regional (Zhang *et al.*, 2023). Entre estos métodos, destacan el uso de índices de vegetación normalizada (NDVI) y de clorofila obtenidos través de imágenes satelitales obtenidos de la NOAA (Celik *et al.*, 2023). Estas imágenes permiten monitorear el crecimiento y desarrollo de las plantas, lo que facilita la estimación de los rendimientos agrícolas. Un caso particular es la caña de azúcar, donde se ha observado un creciente interés en la integración de las redes neuronales mediante el aprendizaje profundo especialmente en el análisis de imágenes satelitales (Courault *et al.*, 2021).

El análisis de imágenes satelitales y el uso de índices se emplean en la agricultura para la estimación de rendimientos en diversos cultivos. Por ejemplo: en el cultivo de algodón, la teledetección remota utiliza imágenes satelitales para monitorear y gestionar el riego, estimando variables de coeficiente de cultivo (Kc), índice de área foliar (LAI) y la altura del cultivo (Kaplan *et al.*, 2023). En el cultivo de caña de azúcar, la teledetección remota se basa en la combinación de datos de sensores ópticos radar SAR Sentinel-1 y microondas de alta resolución espacial junto con el índice de vegetación verde-rojo (GRVI) derivado del Sentinel 2. Estos datos se integran con el algoritmo XGBoost para estimar el rendimiento del cultivo (Zhu *et al.*, 2023). En el cultivo de arroz, se emplearon los satélites Sentinel 2, Landsat 8 y MODIS para mejorar la presión del mapeo del cultivo, Sentinel 2 destacó por su capacidad para distinguir arrozales individuales, ofreciendo información detallada y precisa para la planificación agrícola (Waleed *et al.*, 2022). En el cultivo de trigo se ha empleado la teledetección con datos satelitales del Sentinel 2, para mejorar la estimación del rendimiento del trigo, utilizando imágenes multitemporales y machine learning optimizando la agricultura de precisión (Ren *et al.*, 2022). En el cultivo de zanahorias se evaluaron la eficiencia de sensores hiperespectrales proximales y los satélites multiespectrales Sentinel 1 y WorldView 3 para predecir el rendimiento en el cultivo (Suarez *et al.*, 2020). Con base en los antecedentes se plantearon las preguntas de investigación ¿Cómo ha evolucionado la teledetección aplicada a la agricultura? y ¿cuáles son las principales tendencias y oportunidades? El objetivo de la presente investigación es analizar las investigaciones sobre la estimación/predicción de rendimientos en cultivos agrícolas mediante la teledetección satelital en las ciencias agrícolas.

## MATERIALES Y MÉTODOS

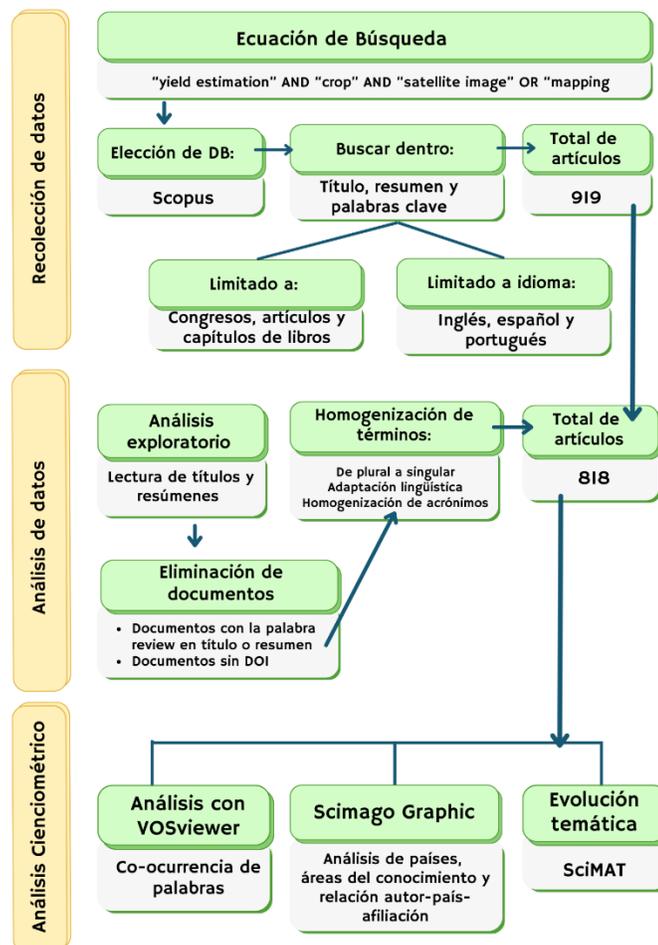
### Metodología de la investigación

El análisis bibliométrico es una metodología eficaz para analizar la evolución de la literatura científica en campo específico. En este estudio la estimación de rendimientos en cultivos agrícolas a través de imágenes satelitales se evaluó mediante análisis bibliométrico de acuerdo con los procedimientos descritos en la **Figura 1**. Los análisis bibliométricos permiten identificar posibles tendencias teóricas, áreas de investigación y aplicación (Muhuri, Shukla and Abraham, 2019). El estudio bibliométrico se dividió en tres fases: (1) la recolección de datos, (2) la utilización de herramientas Microsoft Excel® para la limpieza, preparación de los datos y visualización gráfica de resultados y (3) el análisis, interpretación y visualización de los resultados a través del software VOSviewer® (Noyons, Moed and Luwel, 1999). En los últimos años, ha habido un aumento en los estudios que utilizan este método, por la accesibilidad, disponibilidad e interfaz sencilla del software

bibliométrico VOSviewer®. El cual es un software libre basado en JAVA creado por Van Eck y Waltman en el Centro de estudios de Ciencia y Tecnología (CWTS) de la Universidad Leiden de Países Bajos en el año 2009 (Moral-Muñoz et al., 2020) (van Eck and Waltman, 2010).

### Datos y estrategia de búsqueda

Para el procesamiento de la información se realizó una búsqueda exhaustiva en la base datos Scopus®, especializada en la indexación de información proveniente de revistas científicas y tecnológicas, abarcando diversas áreas del conocimiento (Moral-Muñoz *et al.*, 2020). Para realizar el análisis bibliométrico sobre el uso de imágenes satelitales en la estimación de rendimientos, se utilizaron términos de búsqueda restrictivos pero relevantes (Santana *et al.*, 2021). Mediante la combinación de palabras “yield estimation” AND “crop” AND “satellite image” OR “mapping”, cuyos términos se incluyeran en título, resumen y palabras clave.



**Figura 1.** Diagrama de flujo del proceso del metaanálisis (elaboración propia).

La investigación abarcó el periodo comprendido entre los años 1975 – 2024 proporcionada información detallada sobre citas, autores, año de publicación y otros metadatos (van Eck and Waltman, 2014). Los cuales se exportaron de Scopus® el 16 de junio de 2024, limitando la búsqueda a los siguientes tipos de documentos: congresos, artículos y capítulos de libros, así como a los idiomas inglés, español y portugués, para título, resumen y palabras clave (Donthu, Kumar and Pattnaik, 2020). Lo que dio como resultado un total de 919 documentos.

Se realizó minería de datos, análisis exploratorio y visualización de datos, a través de Microsoft Excel, eliminando documentos que contenían la palabra *review* en título o resumen y documentos sin el *digital object identifier* (DOI), se descartaron 100 artículos, 1 capítulo de libro, 7 documentos de congresos y 1 *review*. Finalmente se retuvieron un total de 818 artículos los cuales se importaron en formato valores separados por comas (csv), y posteriormente se analizaron las coocurrencias de palabras en las publicaciones a través del software VOSviewer®.

### Limpieza y preparación de los datos

La limpieza de la base de datos consistió en homogenizar los términos del plural al singular, cambiar términos del inglés británico al inglés americano y homogenizar conceptos. Como por ejemplo: *aboveground biomass* por *biomass*, *classification (of information)* y *classification accuracy* por *classification*, *convolutional neural networks* por *cnn*, *crop growth model* por *crop growth*, *cultivation* por *crop*, *geographic information systems* por *gis*, *leaf area index (lai)* y *leaf area index* por *lai*, *normalized difference vegetation index* por *ndvi*, *radar imagin* por *radar image*, *remote sensing data* y *remote-sensing* por *remote sensing*, *satellite imagery* y *satellite images* por *satellite image*, *Sentinel-2*, *Sentinel-1* y *Sentinel* por *Sentinel 1* y *2*, *sugar cane* por *sugarcane*, *unmanned aerial vehicles (uav)* por *uav*, *vegetation indices* por *vegetation index*, *maize* y *corn* por *zea mays*, *moderate resolution imaging spectroradiometer* por *modis*, *synthetic aperture radar* por *sar*.

Para el análisis bibliométrico se utilizó el software VOSviewer® (versión 1.6.19) de las palabras claves, se discriminaron los términos: *yield estimation*, *crop*, *satellite image* y *mapping*, ya que estas fueron las palabras de la búsqueda inicial; así como *article* por ser palabra común y los términos: *crop mapping*, *yield estimation*, *crop monitoring*, *crop yield estimation*, *satellite remote sensing* y *yield mapping* como sinónimos de los términos iniciales.

Se realizó un análisis de co-ocurrencia de palabras clave y términos académicos en los títulos, resumen y palabras clave de las publicaciones (Bastian, Heymann and Jacomy, 2009). Se elaboró un mapa de términos para representar una red de palabras clave que se repetían con regularidad con el fin de visualizar la frecuencia de los temas y la relevancia de las citas asociadas. Se tomó en cuenta solo los términos cuya coincidencia fuera de al menos diez veces en el conteo binario de los 5492 términos analizados, habiendo un total de 216 los que cumplieron con el umbral establecido, al obtener la puntuación de relevancia más elevada calculada por VOSviewer®. Para el análisis de desempeño y representación gráfica de documentos publicados por años, revistas científicas e instituciones más importantes en la producción científica se utilizó Microsoft Excel®, para la representación gráfica de documentos por país se utilizó el software Scimago graphica® (versión 1.0.36).

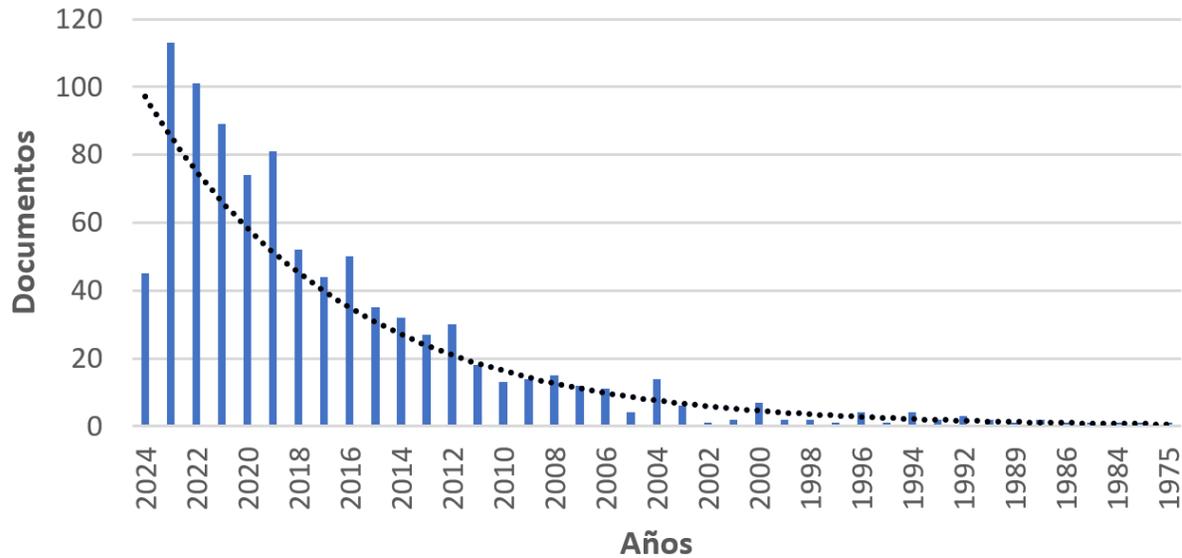
### Evolución temática

Para un análisis más preciso de la evolución temática (**Figura 1**), esta se llevó a cabo con el software Scimat, las contribuciones científicas se dividieron en 4 periodos de tiempo: 1975 – 1999, 2000 – 2010, 2011 – 2020, 2021 – 2023; esta división fue motivada por el aumento significativo de las contribuciones relacionadas con los términos: *yield estimation AND crop AND satellite image OR mapping*. Los periodos más largos antes del 2021 nos permiten reunir una cantidad suficiente de publicaciones para un análisis exhaustivo, mientras que el periodo corto después del 2021 nos ayuda a identificar las direcciones de las investigaciones emergentes (Cobo et al., 2011).

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

### Comportamiento y evolución de las publicaciones científicas

La distribución de las publicaciones científicas analizadas se observa en la **Figura 2**. En la cual se tiene un registro de 810 documentos, desde 1975 hasta el 2023 (se tomaron años completos para dicho análisis). En el conjunto de datos, se observa una tendencia general al aumento de publicaciones a lo largo de los años, desde 1975 hasta el 2003 se tuvo un comportamiento uniforme con un promedio de dos publicaciones por año y una cúspide de siete publicaciones en el año 2000. A partir del 2004 la tendencia es creciente, destacando los años 2021 con 81 documentos publicados y el 2022 con 90 publicaciones, se identificó una caída en el año 2005 con tan solo cinco documentos publicados, dando como resultado una media de 35 documentos publicados durante el periodo de análisis.

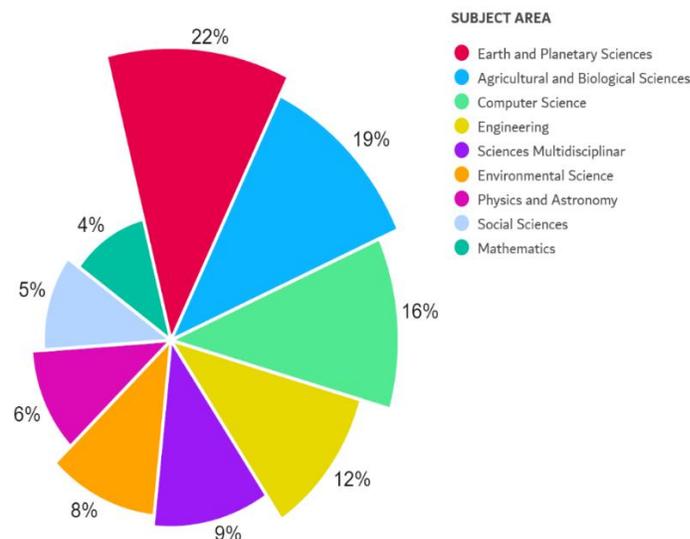


**Figura 2.** Evolución de las publicaciones por año con relación a los términos: yield estimation, crop, satellite image, mapping de 1975 al 2023 (9-sep-2023, elaboración propia).

La distribución de la producción científica en la estimación de rendimiento en cultivos agrícolas, utilizando imágenes satelitales y mapeo, refleja una notable concentración en tres áreas principales Earth and Planetary Science (22%), Agricultural and Biological Science (19%) y Computer Science (16%). Estas áreas representan más de la mitad de las publicaciones destacadas por su relevancia y contribución al avance en este campo. La alta representación de las ciencias de la tierra sugiere un enfoque significativo en la aplicación de la teledetección y el análisis espacial, son fundamentales para la interpretación de los datos satelitales en la agricultura. Del mismo modo las ciencias agrícolas y

biológicas destacan por su papel crucial en la validación de estos datos y en la adaptación de modelos para predecir el rendimiento de los cultivos. Por su parte la participación de las ciencias de la computación subraya el creciente uso de algoritmo avanzados, como los de aprendizaje automático, en el procesamiento y análisis de grandes volúmenes de datos

Este panorama subraya la necesidad de una colaboración interdisciplinaria, pero avanza en la estimación de rendimientos agrícolas y en la optimización de recursos a través de la tecnología, la cual es esencial para enfrentar los desafíos y en la agricultura global (**Figura 3**).



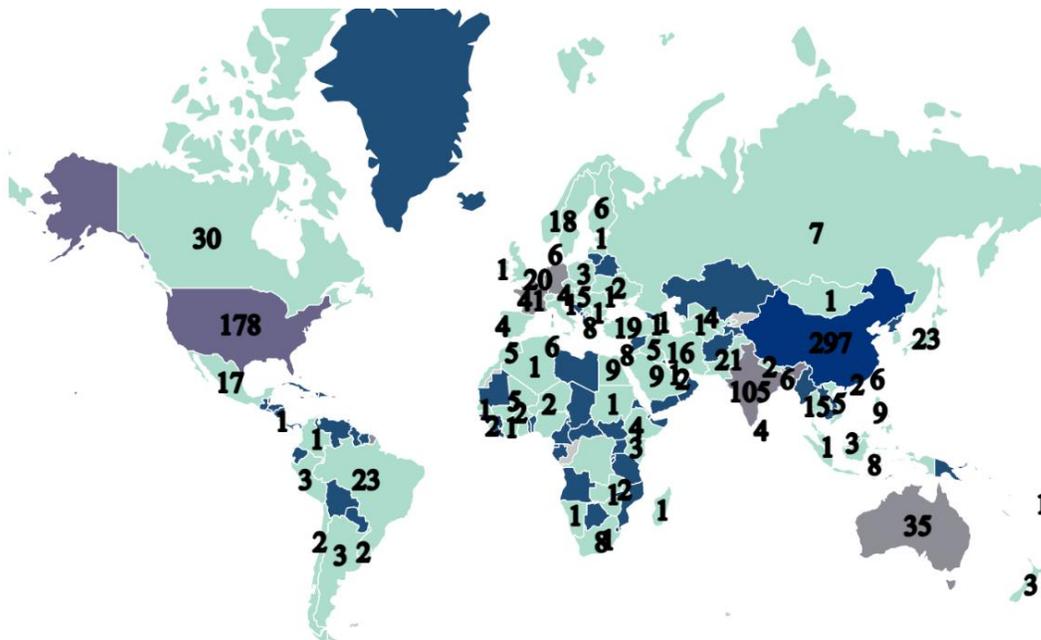
**Figura 3.** Áreas de interés científico dentro de las publicaciones con relación a los términos: yield estimation, crop, satellite image y mapping.

Un total de 98 países han contribuido con investigaciones relacionadas a los términos: estimación de rendimiento, cultivos, imágenes satelitales y mapeo (**Figura 4**). Este análisis abarcó un total de 97 países y 1 registro no identificado por la base de datos Scopus®. China lidera el listado con  $N = 297$  documentos (23 %), seguida por EE.UU.  $N = 178$  (14%), estos datos subrayan la significativa contribución de ambos países a la investigación científica a nivel global en el tema de estudio. India se posiciona en el tercer lugar con  $N = 105$  documentos (8%), y Francia con  $N = 40$  (3%). La representación de otros países constituye el 55%, reflejando una distribución geográfica diversa en la investigación científica, y subraya la naturaleza global y colaborativa en la producción científica con relación a la estimación de rendimientos en cultivos agrícolas.

#### Autores más citados y sus aportaciones

En la **Tabla 1** se presentan los diez artículos científicos más citados en relación con los temas: estimación del rendimiento, cultivos, imágenes satelitales y mapeo, donde se muestra que las técnicas más empleadas son: el modelo de machine learning, el clasificador random forest, las redes neuronales. Para capturar imágenes satelitales, la teledetección emplea partes del espectro electromagnético como son las bandas infrarrojas de

onda corta (SWIR) y el infrarrojo cercano (NIR). También se observa la asociación de índices, como el índice de área foliar (LAI) y el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI). Una parte fundamental dentro de la investigación de la estimación de rendimientos en cultivos agrícolas es la estadística, se encontró que las técnicas más empleadas el análisis de regresión, regresión de mínimos cuadrados parciales, análisis Monteith y los modelos como Stanford de la carga y el algoritmo de balance de energía superficial para la tierra (SEBAL) (Bastiaanssen and Ali, 2003). Los cultivos dominantes de estudio fueron el maíz, el arroz, la soya y el trigo. Los países que más han estudiado la estimación de rendimiento en los cultivos agrícolas a través de las herramientas de teledetección son China, Europa Central, Alemania, EE. UU., África y Pakistán. Los satélites más utilizados son: Sentinel-2, Landsat, SPOT5, QuickBird y Nacional Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA), que junto con las herramientas digitales como las: imágenes satelitales y multispectrales, Unidades Aéreas no Tripuladas (UAV), sensor Radiómetro avanzado de muy alta resolución (AVHRR) han servido para la observación meteorológica, la teledetección, los Sistemas de Información Geográfica (SIG), Espectroradiómetro de Imágenes de Media Resolución (MODIS), Servicio Nacional de Estadística Agrícola (NASS) y Radar de Apertura Sintético (SAR).



**Figura 4.** Distribución geográfica mundial de investigaciones científicas relacionadas con yield estimation, crop, satellite image y mapping (Elaboración propia).

Por otro lado, se identificaron tres bloques de actividades relacionadas (1) tipos de cultivo, la fenología y el crecimiento de los cultivos, (2) el monitoreo de diferentes dosis de fertilizante y (3) modelo de estimación de rendimiento. La identificación del tipo de cultivo utiliza los datos de Sentinel-2 con algoritmo Random Forest, el método de fusión de datos obtenidos del satélite Landsat con el instrumento MODIS a través del cual se da un seguimiento a la fenología del cultivo. El segundo bloque se caracteriza por analizar la aplicación de diferentes dosis de fertilizante, a través del monitoreo de imágenes espectrales del cultivo utilizando un

espectrómetro UHD 185 portátil y una unidad aérea no tripulada (UAV). El tercer bloque se enfoca en el monitoreo de fertilizante a través de la corrección entre el NDVI, EVI y LAI para predecir el rendimiento de los cultivos, así como en la optimización en la gestión de nitrógeno (N) (Chew, Wiratama and Goh, 2023). Los modelos de estimación de rendimiento son parte fundamental en las predicciones futuras. Pantazi, Moshou (Pantazi *et al.*, 2016), utilizaron la NASS con el método no lineal Quasi-Newton y una regresión lineal por partes con las redes neuronales y el deep learning para la predicción del rendimiento.

**Tabla 1. Listado de los artículos científicos más citados de 1975 a 2023 en relación con los términos: yield estimation, crop, satellite image y mapping (elaboración propia)**

Referencia	Título	Citas	Cultivos	Satélite/ Herramienta	Objetivo	Técnica de Análisis
(Immitzer, Vuolo and Atzberger, 2016)	First experience with Sentinel-2 data for crop and tree species classifications in central Europe	636	Varios cultivos	Sentinel-2	Mapear tipos de cultivos y árboles.	Clasificador Random Forest, Bandas infrarrojas de onda corta
(Zhou <i>et al.</i> , 2017)	Predicting grain yield in rice using multi-temporal vegetation indices from UAV-based multispectral and digital imagery	381	Arroz	Imágenes satelitales y multiespectral, UAV, satélites LANSAT, SPOT5, QUIKBIRD.	Monitorear tasas de aplicación de nitrógeno y densidades de siembra.	Banda del infrarrojo cercano, LAI, Correlacionar el NDVI con el LAI
(Prasad <i>et al.</i> , 2006)	Crop yield estimation model for Iowa using remote sensing and surface parameters	336	Maíz y soya	Imágenes satelitales NOAA-AVHRR	Modelos de estimación de rendimiento	NDVI, Análisis de regresión lineal, modelo de simulación de crecimiento
(Pantazi <i>et al.</i> , 2016)	Wheat yield prediction using machine learning and advanced sensing techniques	327	Trigo	Imagen satelital UK-DMC 2	Estimación de rendimiento	Machine learning y sensor VIS-NIR
(Uganai and Kogan, 1998)	Drought monitoring and corn yield estimation in southern Africa from AVHRR data	323	Maíz	Sensor AVHRR, satélite NOAA, NDVI, VCI, teledetección	Monitorear la sequía y rendimientos de maíz	Modelo de regresión
(Bastiaanssen and Ali, 2003)	A new crop yield forecasting model based on satellite measurements applied across the	322	Trigo, arroz y caña de azúcar	SIG Y AVHRR	Estimar el rendimiento de crecimiento	Modelo Monteith, modelo Stanford de la Carnegie y SEBAL

Referencia	Título	Citas	Cultivos	Satélite/ Herramienta	Objetivo	Técnica de Análisis
	Indus Basin, Pakistan				bajo sistema de riego	
(Shao <i>et al.</i> , 2001)	Rice monitoring and production estimation using multitemporal RADARSAT	319	Arroz	RADARSAT y teledetección	Monitorear y estimar la producción	Datos multitemporales, retrodispersión y red neuronal
(Gao <i>et al.</i> , 2017)	Toward mapping crop progress at field scales through fusion of Landsat and MODIS imagery	304	Dátiles, maíz y soya	Landsat, MODIS, NASS Y SAR	Mapear la fenología	Series temporales, análisis de banda roja, NIR y NDVI
(Xiao <i>et al.</i> , 2016)	Long-Time-Series Global Land Surface Satellite Leaf Area Index Product Derived from MODIS and AVHRR Surface Reflectance	264	Pasto y cereales	SPOT	Monitoreo y crecimiento en plantación de cereales	LA, corrección espacio temporal y red neuronal
(Yue <i>et al.</i> , 2017)	Estimation of winter wheat above-ground biomass using unmanned aerial vehicle-based snapshot hyperspectral sensor and crop height improved models	244	Trigo de invierno	Sensores hiperspectrales y UAV	Diferentes dosis de fertilizantes y riego	Regresión de mínimos cuadrados parciales

En **Tabla 2** se presentan las revistas científicas e instituciones más importantes en la publicación de investigaciones sobre el tema de estudio, con un total de 103 revistas científicas y 160 instituciones. Remote Sensing es la revista con el mayor número de publicaciones, seguida de International Journal Of Remote Sensing, Computers And Electronics In Agriculture y Proceedings Of SPIE the international society for optical engineering. Mientras las instituciones con mayores publicaciones son Chinese Academy of Sciences, Ministry of Agriculture of the People's Republic of China y USDA Agricultural Research Service.

#### Mapa bibliométrico mediante VOSviewer

Los resultados de las redes bibliométricas con relación a las co-ocurrencias con las palabras clave “yield

estimation”, “crop”, “satellite image” y “mapping” analizados a través del software VOSviewer®, se muestran el mapa de la **Figura 5**, el cual se basó en la aparición de cada término con al menos una co-ocurrencia de diez veces. En el conteo binario de los 488 términos detectados, solo 185 alcanzaron el umbral establecido, los cuales se organizaron en seis clústeres identificados en diferentes colores. Excluyendo las palabras clave y el término “article” por ser un término común.

El clúster rojo está compuesto por los términos: deep learning, food supply, regression analysis, weather forecast y decisions tree, evidenciando así la aplicación interdisciplinaria de diversas técnicas para el análisis de datos y la toma de decisiones en la gestión agrícola y la cadena de suministro de alimentos. La implementación de tecnologías emergentes, como el

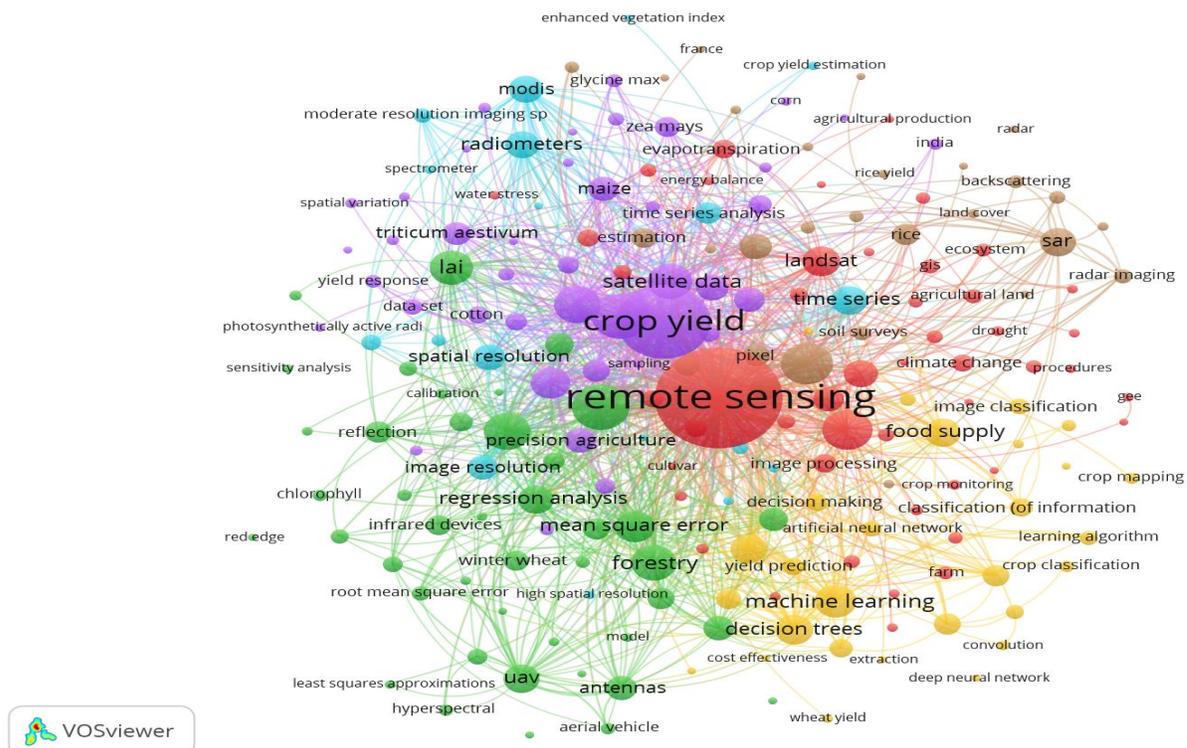
internet de las cosas (iot), la red neuronal convolucional (CNN), la inteligencia artificial (IA) y la teledetección ha revolucionado la agricultura de precisión (Semeraro *et al.*, 2019). Ejemplo de ello es la estimación de la fecha óptima de cosecha en cultivo de maíz (Shi *et al.*, 2022), la identificación de plagas

(saltamontes marrón) y enfermedades en cultivos de arroz (Lakmal *et al.*, 2019), la medición de la salinidad del suelo en distintos entornos (Wang *et al.*, 2020), ilustraciones que demuestran la diversidad de aplicaciones prácticas que surgen de la sinergia entre la tecnología y la agricultura moderna.

**Tabla 2. Listado de las revistas científicas e instituciones internacionales líderes en publicaciones relacionadas a estimación de rendimiento, cultivos, imágenes satelitales y mapeo de 1975 al 2023 (elaboración propia)**

Revista	TP	Instituciones	TP
Remote Sensing	72	Chinese Academy of Sciences	59
International journal of remote sensing	40	Ministry of agriculture of the people’s republic of China	28
Computers and electronics in agriculture	35	USDA agriculture research service	24
Proceedings of SPIE the international society for optical engineering	35	Chinese academy of agricultural sciences	24
International geoscience and remote sensing symposium IGARSS	23	Ministry of education of the people’s republic of China	19
International archive of the photogrammetry remote sensing and spatial information sciences ISPRS archive	22	China agricultural university	19
International journal of applied earth observation and geoinformation	20	Center for space studies of the biosphere	19
Remote sensing of environment	20	State key laboratory of remote sensing science	19
Precision agriculture	19	Aerospace information research institute	14
ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing	14	CNRS center national de la recherche scientifique and CNES center national d’études spatiales	13

TP: Total de publicaciones.



**Figura 5.** Análisis de redes de co-ocurrencias de las palabras clave yield estimation, crop, satélite image y mapping.

El clúster verde, compuesto por los términos: remote sensing, Sentinel 1 y Sentinel 2, sugiere una clara orientación hacia el aprovechamiento de los datos de teledetección agrícola (Yli-Heikkilä *et al.*, 2022). La integración de estas herramientas refleja el compromiso por el uso de tecnologías para el análisis de una gran cantidad de datos provenientes de observaciones satelitales para una gestión agrícola óptima (Vallentin *et al.*, 2022). Así mismo, los satélites, como los Sentinel 1 y 2, han desempeñado un papel transformador en la percepción y comprensión de la tierra (Sagan *et al.*, 2019). Los mapas que representan el rendimiento de los cultivos son elaborados a partir de información recopilada por satélites, y se han convertido en una herramienta fundamental para analizar las tendencias y variaciones en el desempeño agrícola (Deines *et al.*, 2021). Esta capacidad de observación desde el espacio proporciona una perspectiva global para la gestión agrícola eficiente y sostenible.

El clúster café compuesto por los términos como: LAI, Unmanned Aerial Vehicle (UAV), agricultural precision y spatial resolution, indicando una inclinación hacia la investigación de la teledetección como área principal de estudio. Por lo que es crucial abordar obstáculos significativos para la asimilación de datos los cuales pueden afectar la precisión de la predicción en los modelos de cultivo y los errores sistemáticos que pueden tener un impacto negativo en la estimación de rendimiento (Wang *et al.*, 2022). La aplicación específica de índices como el índice de área foliar (LAI), índice de biomasa o el índice de vegetación normalizada (NDVI) es fundamental para la estimación de rendimientos proporcionado información sobre salud y desarrollo de los cultivos (Yang *et al.*, 2019). Resaltar la importancia de considerar detenidamente los desafíos asociados con la implementación de estos indicadores. La diversidad de enfoques para la estimación del rendimiento agrícola se evidencia en diferentes cultivos; por ejemplo, en el cultivo de algodón el rendimiento se estima mediante la combinación de los datos de precipitación, el NDVI y LAI (Celik *et al.*, 2023), trigo y cebada se emplearon índices espectrales, LAI y el índice de clorofila (Faqe Ibrahim, Rasul and Abdullah, 2023), y en caña de azúcar se empleó el índice de vegetación tradicional y el índice de clorofila (Zhu *et al.*, 2023). Estos enfoques específicos subrayan la necesidad de adoptar metodologías con características y requisitos específicos para cada cultivo.

El clúster amarillo se compone por los términos como: Satellite, SAR, biomass, Yield y estimation, lo que indica una clara orientación hacia el estudio de la vegetación y los cambios en la superficie terrestre a lo largo del tiempo (Wang *et al.*, 2022). Las tendencias en la investigación muestran una estrecha relación entre las tecnologías avanzadas para la recopilación de

información y la generación de índices agrícolas. La implementación de índices agrícolas ha presentado un notable avance gracias a instrumentos avanzados, como es el MODIS que facilita la creación de imágenes de resolución moderada de base óptica (Kaur *et al.*, 2023). Esta herramienta ha demostrado ser fundamental en la captura de datos para analizar cambios en la vegetación. Otro componente es el radar de apertura sintética (SAR) que permite la recopilación de datos tanto de día como de noche, independientemente de la condición climática (Wang *et al.*, 2019). Este enfoque sin restricciones de tiempo y clima se presenta como una herramienta valiosa para un monitoreo continuo.

El clúster morado está compuesto por términos como: estimación de rendimiento, método de estimación y datos satelitales. En este clúster se destaca la relevancia del uso de imágenes satelitales y el mapeo digital, se potencializa los avances en el campo del aprendizaje profundo especialmente el uso de la red neuronal convolucional (CNN) y el método de fusión de datos (Shao *et al.*, 2019). Este enfoque representa una tendencia importante en la investigación actual aprovechando la capacidad distintiva de la CNN para identificar y extraer patrones y características significativas de los datos, lo que resulta esencial en diversas aplicaciones en el ámbito de la teledetección como en el análisis de imágenes satelitales (Terliksiz and Altýlar, 2019). La fusión de datos mediante la CNN se presenta como una estrategia eficaz para mejorar la precisión y robustez de las estimaciones de rendimiento en la productividad agrícola.

Finalmente, el clúster azul se ajusta a los términos: NDVI, MODIS y series de tiempo. Esta agrupación de términos indica el interés de las investigaciones en el uso de teledetección como herramienta para calcular y predecir los rendimientos agrícolas (Zhang *et al.*, 2020). Y en combinación con MODIS se usa para reconstruir imágenes a escala de campo (Zhou *et al.*, 2020), y se puede predecir el rendimiento de los cultivos, sino también anticipar posibles variaciones y tendencias que pueden influir en la producción agrícola.

### **Análisis evolutivo con SciMAT**

La **Figura 6** es una representación gráfica de los temas principales y su interacción en el tiempo (Aiolfi and Luceri, 2024). En particular, se pueden definir diferentes regiones de evolución y las conexiones entre los nodos indicando que las investigaciones tienen continuidad. Las líneas discontinuas indican que los clústeres no comparten la unidad de análisis principal y el grosor de la línea indica el grado de relación entre los temas del clúster. “Crop” era la única palabra clave en la fase inicial, la última fase cubre ocho temas significativos. La ausencia de la palabra clave inicial

indica una evolución del fenómeno a lo largo del tiempo. Esta evolución ha dado lugar a una proliferación de temas relacionados en los últimos años lo que refleja un mayor interés científico a lo largo del tiempo.

Entre 1975 y 1999 la producción científica se centra en el uso y aplicación de satélites para adquirir información de la superficie terrestre mediante la medición de energía radiada (Bauer, 1975). Para 1996 la teledetección remota ya permitía identificar con un 80% de precisión los tipos de cultivo, así como detectar estrés en las plantas, incluyendo déficit de nutrientes e hídrico (Akiyama *et al.*, 1996).

Entre los años 2000 y 2010 como lo muestra la **Figura 6** las investigaciones científicas se centraron significativamente en los temas *algorithm* y *sensors*, durante este periodo se identificaron correlaciones

significativas entre el rendimiento de grano y el NDVI lo que condujo al desarrollo de ecuaciones basadas en un modelo exponencial y modelos segmentados (Yang and Anderson, 2000). Para evaluar el desarrollo de los cultivos y prever rendimientos se comenzaron a utilizar los modelos como el de Monteith, modelo de la Carnegie Institution Stanford y el modelo SEBAL (Surface Energy Balance Algorithm for Land) (Shao *et al.*, 2001). Estos estudios subrayan la necesidad de combinar modelos basados en principios físicos con datos de alta calidad como los proporcionados por el sensor ASTER (French *et al.*, 2005). El sensor ASTER compuesto por 3 subsistemas VNIR (visible e infrarrojo cercano), SWIR (infrarrojo de onda corta) y TIR (infrarrojo térmico) permitió analizar las diferencias en la fenología de los cultivos a nivel de campo (Conrad *et al.*, 2010). Este enfoque ha sido fundamental para mejorar la precisión del rendimiento de los cultivos.



**Figura 6.** Mapa de evolución de términos basado en el conteo de documentos.

El periodo comprendido entre los años 2011 y 2020 muestra una sólida relación con temas como *soybean*, *cereal*, *satellites*, *pixel* y *fruits* aunado a los temas emergentes como *agricultural-technology*, *deep-neural-networks*. durante este periodo se monitorearon los cultivos de maíz y soja utilizando índices de vegetación derivado de imágenes NIR obtenidas por cámaras digitales, comparables con datos de SKYE y MODIS (Sakamoto *et al.*, 2012). Así mismo la implementación de redes neuronales para estimar los rendimientos del cultivo de trigo de invierno mediante el NDVI, demostró una precisión del 95.64% (Bose *et al.*, 2016). La teledetección remota también empezó aplicarse en parcelas de agricultores a pequeña escala de cultivos como: maíz (88% de precisión) y algodón (94% de precisión), utilizando clasificación supervisada basada en píxeles y datos de Sentinel 2 junto con índices LAI (Lambert *et al.*, 2018).

Por último, el periodo comprendido entre los años 2021 y 2023 tiene una estrecha relación con los temas *land-cover*, *decision-support-systems*, *uav*, *landsat*, mientras emergen técnicas avanzadas en *deep learning* como; *neural-networks* y *convolutional-neural-network* que mejoran el procesamiento de datos visuales y permiten mejorar estructuras complejas y grandes volúmenes de para tareas de reconocimiento y predicción. La teledetección remota con alta resolución temporal y espacial ha facilitado el mapeo casi en tiempo real la fenología de cultivos y la armonización de datos de Landsat y Sentinel 2 para aplicación a gran escala (Gao and Zhang, 2021). Las redes neuronales convolucionales (CNN) combinadas con algoritmos como YOLO, han revolucionado la estimación de rendimiento en cultivo como la uva reemplazando el muestreo manual (Sozzi *et al.*, 2022). En el cultivo de girasol la combinación de imágenes del Sentinel 2 y entrenados por modelos de pixel a nivel de campo en conjunto con una cosechadora mecánica ha permitido anticipar el rendimiento con 3-4 meses de antelación, facilitando la toma de decisiones (Amankulova, Farmonov and Mucsi, 2023). Además, la incorporación del “internet of things” (iot) en la agricultura, a través del cual se conectan los objetos o dispositivos a sensores y otras tecnologías que permiten transmitir y recibir datos; por ejemplo, la conexión de un tensiómetro basado en iot para programar un sistema de riego mediante la estimación de evapotranspiración, mostrando un potencial ahorro de agua, y se puede lograr un monitoreo en tiempo real de las condiciones de humedad del suelo (Abdelmoneim *et al.*, 2024).

## CONCLUSIONES

Este estudio bibliométrico proporciona un panorama de las tendencias de investigación científica en lo que respecta a la estimación de rendimiento en cultivos mediante imágenes satelitales y mapeo basándose en el

software VOSviewer y SciMAT. Se identificaron cuatro componentes clave en la estimación de rendimiento de cultivos a través de imágenes satelitales: 1) Herramientas de inteligencia artificial; para analizar y procesar datos satelitales. 2) Uso de bandas NIR y SWIR; para capturar información relevante sobre la salud y el desarrollo de los cultivos. 3) Uso y generación de índices NDVI, LAI y biomasa; para cuantificar la producción y el estado de los cultivos a partir de datos satelitales. 4) Estadística aplicada a la ciencia de datos, correlación de coeficientes y series de tiempo; para comprender la relación entre variables.

Se ha estructurado la literatura existente sobre los temas de interés, identificando patrones en la investigación y clasificando estudios previos vislumbrar direcciones futuras de la investigación. Inicialmente la investigación se enfocó en los cultivos y el desarrollo de algoritmos capaces de correlacionar variables para estimar los rendimientos agrícolas. En la actualidad con el desarrollo de nuevas tecnologías, la integración de la deep learning, machine learning e inteligencia artificial ha transformado las ciencias agrícolas, especialmente en la estimación de rendimientos. Estas herramientas permiten procesar grandes volúmenes de datos y extraer patrones complejos mediante la combinación de información satelital y datos agronómicos lo que facilita el desarrollo de modelos predictivos. La incorporación de la deep learning ha potencializado significativamente la capacidad de analizar imágenes satelitales y de drones, permitiendo una identificación más precisa de las variables de impacto en rendimiento agrícola

No obstante, es crucial abordar desafíos del desplazamiento de dominio, que limita la efectividad de los modelos en diferentes contextos debido a las variaciones de la distribución de los datos de origen y destino. Aunque el interés por la integración de tecnologías e imágenes satelitales en la agricultura está en crecimiento, es fundamental manejar la información satelital con precaución ya que pueden surgir inconsistencias derivadas de la calibración de los datos.

## Agradecimientos

Al Consejo Nacional de Humanidades, Ciencia y Tecnología CONAHCyT (beca 1233537) y al Colegio de Postgraduados a través del programa de Postgrado en Innovación Agroalimentaria Sustentable

**Funding:** The research was funded by Colegio de Postgraduados campus Córdoba.

**Conflict of interest:** The authors declare that there is no conflict of interest. The funding source did not influence the design of the study, the collection of information, or the interpretation of the data.

**Data availability:** Data are available from Joel Velasco Velasco, [joel42ts@colpos.mx](mailto:joel42ts@colpos.mx), upon request.

**Author contribution statement (CRediT):** **I. Gutiérrez-Mora** – data curation, formal analysis and writing, investigation, methodology, writhing original draft and review and edition. **A. S. Hernández-Cázares** – resource, supervision and writing, original draft, writing review and edition. **J. V. Hidalgo-Contreras** – formal analysis, writing review and edition. **J. L. López-Ayala** – formal analysis writing and review. **J. Velasco-Velasco** - conceptualization, analysis formal, investigation, supervision writing, original draft, writing review and edition.

## REFERENCES

- Abdelmoneim, A.A., Khadra, R., Elkamouh, A., Derardja, B. and Dragonetti, G., 2024. Towards Affordable Precision Irrigation: An Experimental Comparison of Weather-Based and Soil Water Potential-Based Irrigation Using Low-Cost IoT-Tensiometers on Drip Irrigated Lettuce. *Sustainability*, [online] 16(1), p.306. <https://doi.org/10.3390/su16010306>
- Aiolfi, S. and Luceri, B., 2024. See you on the Metaverse: A bibliometric expedition through the Metaverse landscape. *Technological Forecasting and Social Change*, [online] 207, p.123605. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123605>
- Akiyama, T., Inoue, Y., Shibayama, M., Awaya, Y. and Tanaka, N., 1996. Monitoring and predicting crop growth and analysing agricultural ecosystems by remote sensing. *Agricultural and Food Science in Finland*, [online] 5(3), pp.367–376. <https://doi.org/10.23986/afsci.72741>
- Amankulova, K., Farmonov, N. and Mucsi, L., 2023. Time-series analysis of Sentinel-2 satellite images for sunflower yield estimation. *Smart Agricultural Technology*, [online] 3. <https://doi.org/10.1016/j.atech.2022.100098>
- Bastiaanssen, W.G.M. and Ali, S., 2003. A new crop yield forecasting model based on satellite measurements applied across the Indus Basin, Pakistan. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, [online] 94(3), pp.321–340. [https://doi.org/10.1016/S0167-8809\(02\)00034-8](https://doi.org/10.1016/S0167-8809(02)00034-8)
- Bastian, M., Heymann, S. and Jacomy, M., 2009. Gephi: An Open Source Software for Exploring and Manipulating Networks. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, [online] 3(1), pp.361–362. <https://doi.org/10.1609/icwsm.v3i1.13937>
- Bauer, M.E., 1975. The role of remote sensing in determining the distribution and yield of crops. *Advances in Agronomy*, [online] 27(C), pp.271–304. [https://doi.org/10.1016/S0065-2113\(08\)70012-9](https://doi.org/10.1016/S0065-2113(08)70012-9)
- Bose, P., Kasabov, N.K., Bruzzone, L. and Hartono, R.N., 2016. Spiking Neural Networks for Crop Yield Estimation Based on Spatiotemporal Analysis of Image Time Series. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, [online] 54(11), pp.6563–6573. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2016.2586602>
- Celik, M.F., Isik, M.S., Taskin, G., Erten, E. and Camps-Valls, G., 2023. Explainable Artificial Intelligence for Cotton Yield Prediction With Multisource Data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, [online] 20. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2023.3303643>
- Chew, B.J., Wiratama, W. and Goh, M.H., 2023. CANOPY NITROGEN ESTIMATION ON COTTON PLANT USING SATELLITE IMAGERY. In: Altan O., Sunar F., and Klein D., eds. *Int. Arch. Photogramm., Remote Sens. Spat. Inf. Sci. - ISPRS Arch.* [online] International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives. International Society for Photogrammetry and Remote Sensing. pp.73–79. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-M-1-2023-73-2023>
- Cobo, M.J., López-Herrera, A.G., Herrera-Viedma, E. and Herrera, F., 2011. An approach for detecting, quantifying, and visualizing the evolution of a research field: A practical application to the Fuzzy Sets Theory field. *Journal of Informetrics*, [online] 5(1), pp.146–166. <https://doi.org/10.1016/j.joi.2010.10.002>
- Conrad, C., Fritsch, S., Zeidler, J., Rücker, G. and Dech, S., 2010. Per-Field Irrigated Crop Classification in Arid Central Asia Using SPOT and ASTER Data. *Remote Sensing*,

- [online] 2(4), pp.1035–1056.  
<https://doi.org/10.3390/rs2041035>
- Courault, D., Hossard, L., Demarez, V., Dechatre, H., Irfan, K., Baghdadi, N., Flamain, F. and Ruget, F., 2021. STICS crop model and Sentinel-2 images for monitoring rice growth and yield in the Camargue region. *Agronomy for Sustainable Development*, [online] 41(4). <https://doi.org/10.1007/s13593-021-00697-w>
- Deines, J.M., Patel, R., Liang, S.-Z., Dado, W. and Lobell, D.B., 2021. A million kernels of truth: Insights into scalable satellite maize yield mapping and yield gap analysis from an extensive ground dataset in the US Corn Belt. *Remote Sensing of Environment*, [online] 253. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112174>
- Donthu, N., Kumar, S., Mukherjee, D., Pandey, N. and Lim, W.M., 2021. How to conduct a bibliometric analysis: An overview and guidelines. *Journal of Business Research*, [online] 133, pp.285–296. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.04.070>
- Donthu, N., Kumar, S. and Pattnaik, D., 2020. Forty-five years of Journal of Business Research: A bibliometric analysis. *Journal of Business Research*, [online] 109, pp.1–14. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.10.039>
- van Eck, N.J. and Waltman, L., 2010. Software survey: VOSviewer, a computer program for bibliometric mapping. *Scientometrics*, [online] 84(2), pp.523–538. <https://doi.org/10.1007/s11192-009-0146-3>
- van Eck, N.J. and Waltman, L., 2014. CitNetExplorer: A new software tool for analyzing and visualizing citation networks. *Journal of Informetrics*, [online] 8(4), pp.802–823. <https://doi.org/10.1016/j.joi.2014.07.006>
- Faqe Ibrahim, G.R., Rasul, A. and Abdullah, H., 2023. Sentinel-2 accurately estimated wheat yield in a semi-arid region compared with Landsat 8. *International Journal of Remote Sensing*, [online] 44(13), pp.4115–4136. <https://doi.org/10.1080/01431161.2023.2232542>
- French, A.N., Jacob, F., Anderson, M.C., Kustas, W.P., Timmermans, W., Gieske, A., Su, Z., Su, H., McCabe, M.F., Li, F., Prueger, J. and Brunsell, N., 2005. Surface energy fluxes with the Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection radiometer (ASTER) at the Iowa 2002 SMACEX site (USA). *Remote Sensing of Environment*, [online] 99(1–2), pp.55–65. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.05.015>
- Gao, F., Anderson, M.C., Zhang, X., Yang, Z., Alfieri, J.G., Kustas, W.P., Mueller, R., Johnson, D.M. and Prueger, J.H., 2017. Toward mapping crop progress at field scales through fusion of Landsat and MODIS imagery. *Remote Sensing of Environment*, [online] 188, pp.9–25. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.11.004>
- Gao, F. and Zhang, X., 2021. Mapping Crop Phenology in Near Real-Time Using Satellite Remote Sensing: Challenges and Opportunities. *Journal of Remote Sensing (United States)*, [online] 2021. <https://doi.org/10.34133/2021/8379391>
- Gomasasca, M.A., Tornato, A., Spizzichino, D., Valentini, E., Taramelli, A., Satalino, G., Vincini, M., Boschetti, M., Colombo, R., Rossi, L., Mondino, E.B., Perotti, L., Alberto, W. and Villa, F., 2019. Sentinel for applications in agriculture. In: Ray S.S., Navalgund R., and Justice C., eds. *Int. Arch. Photogramm., Remote Sens. Spat. Inf. Sci. - ISPRS Arch.* [online] International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives. International Society for Photogrammetry and Remote Sensing. pp.91–98. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-3-W6-91-2019>
- Immitzer, M., Vuolo, F. and Atzberger, C., 2016. First Experience with Sentinel-2 Data for Crop and Tree Species Classifications in Central Europe. *Remote Sensing*, [online] 8(3), p.166. <https://doi.org/10.3390/rs8030166>
- Kaplan, G., Fine, L., Lukyanov, V., Malachy, N., Tanny, J. and Rozenstein, O., 2023. Using Sentinel-1 and Sentinel-2 imagery for estimating cotton crop coefficient, height, and Leaf Area Index. *Agricultural Water Management*, [online] 276. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2022.108056>
- Kaur, R., Tiwari, R.K., Maini, R. and Singh, S., 2023. A Framework for Crop Yield Estimation and Change Detection Using Image Fusion of Microwave and Optical Satellite Dataset. *Quaternary*, [online] 6(2). <https://doi.org/10.3390/quat6020028>

- Lakmal, D., Kugathasan, K., Nanayakkara, V., Jayasena, S., Perera, A.S. and Fernando, L., 2019. Brown planthopper damage detection using remote sensing and machine learning. In: Wani M.A., Khoshgoftaar T.M., Wang D., Wang H., and Seliya N., eds. *Proc. - IEEE Int. Conf. Mach. Learn. Appl., ICMLA*. [online] Proceedings - 18th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications, ICMLA 2019. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. pp.97–104. <https://doi.org/10.1109/ICMLA.2019.00024>
- Lambert, M.-J., Traoré, P.C.S., Blaes, X., Baret, P. and Defourny, P., 2018. Estimating smallholder crops production at village level from Sentinel-2 time series in Mali's cotton belt. *Remote Sensing of Environment*, [online] 216, pp.647–657. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.06.036>
- Moral-Muñoz, J.A., Herrera-Viedma, E., Santisteban-Espejo, A. and Cobo, M.J., 2020. Software tools for conducting bibliometric analysis in science: An up-to-date review. *Profesional de la información*, [online] 29(1). <https://doi.org/10.3145/epi.2020.ene.03>
- Muhuri, P.K., Shukla, A.K. and Abraham, A., 2019. Industry 4.0: A bibliometric analysis and detailed overview. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, [online] 78, pp.218–235. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2018.11.007>
- Noyons, E. c. m., Moed, H. f. and Luwel, M., 1999. Combining mapping and citation analysis for evaluative bibliometric purposes: A bibliometric study. *Journal of the American Society for Information Science*, [online] 50(2), pp.115–131. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-4571\(1999\)50:2<115::AID-ASIS3>3.0.CO;2-J](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-4571(1999)50:2<115::AID-ASIS3>3.0.CO;2-J)
- Pantazi, X.E., Moshou, D., Alexandridis, T., Whetton, R.L. and Mouazen, A.M., 2016. Wheat yield prediction using machine learning and advanced sensing techniques. *Computers and Electronics in Agriculture*, [online] 121, pp.57–65. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2015.11.018>
- Prasad, A.K., Chai, L., Singh, R.P. and Kafatos, M., 2006. Crop yield estimation model for Iowa using remote sensing and surface parameters. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, [online] 8(1), pp.26–33. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2005.06.002>
- Ren, T., Xu, H., Cai, X., Yu, S. and Qi, J., 2022. Smallholder Crop Type Mapping and Rotation Monitoring in Mountainous Areas with Sentinel-1/2 Imagery. *Remote Sensing*, [online] 14(3). <https://doi.org/10.3390/rs14030566>
- Sagan, V., Maimaitijiang, M., Sidike, P., Maimaitiyiming, M., Erkbol, H., Hartling, S., Peterson, K.T., Peterson, J., Burken, J. and Fritsch, F., 2019. Uav/satellite multiscale data fusion for crop monitoring and early stress detection. In: Vosselman G., Oude Elberink S.J., and Yang M.Y., eds. *Int. Arch. Photogramm., Remote Sens. Spat. Inf. Sci. - ISPRS Arch.* [online] International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives. International Society for Photogrammetry and Remote Sensing. pp.715–722. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-2-W13-715-2019>
- Sakamoto, T., Gitelson, A.A., Nguy-Robertson, A.L., Arkebauer, T.J., Wardlow, B.D., Suyker, A.E., Verma, S.B. and Shibayama, M., 2012. An alternative method using digital cameras for continuous monitoring of crop status. *Agricultural and Forest Meteorology*, [online] 154–155, p.113. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2011.10.014>
- Santana, L.S., Ferraz, G.A.E.S., Teodoro, A.J.D.S., Santana, M.S., Rossi, G. and Palchetti, E., 2021. Advances in Precision Coffee Growing Research: A Bibliometric Review. *Agronomy*, [online] 11(8), p.1557. <https://doi.org/10.3390/agronomy11081557>
- Semeraro, T., Mastroleo, G., Pomes, A., Luvisi, A., Gissi, E. and Aretano, R., 2019. Modelling fuzzy combination of remote sensing vegetation index for durum wheat crop analysis. *Computers and Electronics in Agriculture*, [online] 156, pp.684–692. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.12.027>

- Shao, Y., Fan, X., Liu, H., Xiao, J., Ross, S., Brisco, B., Brown, R. and Staples, G., 2001. Rice monitoring and production estimation using multitemporal RADARSAT. *Remote Sensing of Environment*, [online] 76(3), pp.310–325. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(00\)00212-1](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(00)00212-1)
- Shao, Z., Cai, J., Fu, P., Hu, L. and Liu, T., 2019. Deep learning-based fusion of Landsat-8 and Sentinel-2 images for a harmonized surface reflectance product. *Remote Sensing of Environment*, [online] 235. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111425>
- Shi, J., Wang, C., Wang, J., Xi, X., Yang, X. and Ding, X., 2022. Study on the LAI and FPAR inversion of maize from airborne LiDAR and hyperspectral data. *International Journal of Remote Sensing*, [online] 43(13), pp.4793–4809. <https://doi.org/10.1080/01431161.2022.2121187>
- Sozzi, M., Cantalamessa, S., Cogato, A., Kayad, A. and Marinello, F., 2022. Automatic Bunch Detection in White Grape Varieties Using YOLOv3, YOLOv4, and YOLOv5 Deep Learning Algorithms. *Agronomy*, [online] 12(2). <https://doi.org/10.3390/agronomy12020319>
- Suarez, L.A., Robson, A., McPhee, J., O'Halloran, J. and van Sprang, C., 2020. Accuracy of carrot yield forecasting using proximal hyperspectral and satellite multispectral data. *Precision Agriculture*, [online] 21(6), pp.1304–1326. <https://doi.org/10.1007/s11119-020-09722-6>
- Terliksiz, A.S. and Altýlar, D.T., 2019. Use Of Deep Neural Networks For Crop Yield Prediction: A Case Study Of Soybean Yield in Lauderdale County, Alabama, USA. In: *2019 8th International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics)*. [online] 2019 8th International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics). pp.1–4. <https://doi.org/10.1109/Agro-Geoinformatics.2019.8820257>
- Unganai, L.S. and Kogan, F.N., 1998. Drought monitoring and corn yield estimation in southern Africa from AVHRR data. *Remote Sensing of Environment*, [online] 63(3), pp.219–232. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(97\)00132-6](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(97)00132-6)
- Vallentin, C., Harfenmeister, K., Itzerott, S., Kleinschmit, B., Conrad, C. and Spengler, D., 2022. Suitability of satellite remote sensing data for yield estimation in northeast Germany. *Precision Agriculture*, [online] 23(1), pp.52–82. <https://doi.org/10.1007/s11119-021-09827-6>
- Verma, S. and Gustafsson, A., 2020. Investigating the emerging COVID-19 research trends in the field of business and management: A bibliometric analysis approach. *Journal of Business Research*, [online] 118, pp.253–261. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.06.057>
- Waleed, M., Mubeen, M., Ahmad, A., Habib-ur-Rahman, M., Amin, A., Farid, H.U., Hussain, S., Ali, M., Qaisrani, S.A., Nasim, W., Javeed, H.M.R., Masood, N., Aziz, T., Mansour, F. and EL Sabagh, A., 2022. Evaluating the efficiency of coarser to finer resolution multispectral satellites in mapping paddy rice fields using GEE implementation. *Scientific Reports*, [online] 12(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-022-17454-y>
- Wang, J., Dai, Q., Shang, J., Jin, X., Sun, Q., Zhou, G. and Dai, Q., 2019. Field-scale rice yield estimation using sentinel-1A synthetic aperture radar (SAR) data in coastal saline region of Jiangsu Province, China. *Remote Sensing*, [online] 11(19). <https://doi.org/10.3390/rs11192274>
- Wang, M., Wang, J., Cui, Y., Liu, J. and Chen, L., 2022. Agricultural Field Boundary Delineation with Satellite Image Segmentation for High-Resolution Crop Mapping: A Case Study of Rice Paddy. *Agronomy*, [online] 12(10). <https://doi.org/10.3390/agronomy12102342>
- Wang, N., Xue, J., Peng, J., Biswas, A., He, Y. and Shi, Z., 2020. Integrating remote sensing and landscape characteristics to estimate soil salinity using machine learning methods: A case study from southern xinjiang, china. *Remote Sensing*, [online] 12(24), pp.1–21. <https://doi.org/10.3390/rs12244118>
- Xiao, Z., Liang, S., Wang, J., Xiang, Y., Zhao, X. and Song, J., 2016. Long-Time-Series Global Land Surface Satellite Leaf Area Index Product Derived from MODIS and AVHRR Surface Reflectance. *IEEE Transactions on*

- Geoscience and Remote Sensing*, [online] 54(9), pp.5301–5318. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2016.2560522>
- Yang, C. and Anderson, G.L., 2000. Mapping grain sorghum yield variability using airborne digital videography. *Precision Agriculture*, [online] 2(1), pp.7–23. <https://doi.org/10.1023/A:1009928431735>
- Yang, Q., Shi, L., Han, J., Zha, Y. and Zhu, P., 2019. Deep convolutional neural networks for rice grain yield estimation at the ripening stage using UAV-based remotely sensed images. *Field Crops Research*, [online] 235, pp.142–153. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2019.02.022>
- Yli-Heikkilä, M., Wittke, S., Luotamo, M., Puttonen, E., Sulkava, M., Pellikka, P., Heiskanen, J. and Klami, A., 2022. Scalable Crop Yield Prediction with Sentinel-2 Time Series and Temporal Convolutional Network. *Remote Sensing*, [online] 14(17). <https://doi.org/10.3390/rs14174193>
- Yue, J., Yang, G., Li, C., Li, Z., Wang, Y., Feng, H. and Xu, B., 2017. Estimation of winter wheat above-ground biomass using unmanned aerial vehicle-based snapshot hyperspectral sensor and crop height improved models. *Remote Sensing*, [online] 9(7). <https://doi.org/10.3390/rs9070708>
- Zhang, H., Zhang, Y., Liu, K., Lan, S., Gao, T. and Li, M., 2023. Winter wheat yield prediction using integrated Landsat 8 and Sentinel-2 vegetation index time-series data and machine learning algorithms. *Computers and Electronics in Agriculture*, [online] 213. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108250>
- Zhang, P.-P., Zhou, X.-X., Wang, Z.-X., Mao, W., Li, W.-X., Yun, F., Guo, W.-S. and Tan, C.-W., 2020. Using HJ-CCD image and PLS algorithm to estimate the yield of field-grown winter wheat. *Scientific Reports*, [online] 10(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-020-62125-5>
- Zhou, X., Wang, P., Tansey, K., Zhang, S., Li, H. and Tian, H., 2020. Reconstruction of time series leaf area index for improving wheat yield estimates at field scales by fusion of Sentinel-2, -3 and MODIS imagery. *Computers and Electronics in Agriculture*, [online] 177. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105692>
- Zhou, X., Zheng, H.B., Xu, X.Q., He, J.Y., Ge, X.K., Yao, X., Cheng, T., Zhu, Y., Cao, W.X. and Tian, Y.C., 2017. Predicting grain yield in rice using multi-temporal vegetation indices from UAV-based multispectral and digital imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, [online] 130, pp.246–255. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.05.003>
- Zhu, L., Liu, X., Wang, Z. and Tian, L., 2023. High-precision sugarcane yield prediction by integrating 10-m Sentinel-1 VOD and Sentinel-2 GRVI indexes. *European Journal of Agronomy*, [online] 149. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2023.126889>