

Drones adaptados con sensores SVM(NIRS) para la caracterización rápida de suelos en caña de azúcar, una revisión sistemática

Aplica para modalidad diplomado

Dylan Alejandro Muñoz Varela

**Directora
Julieth Orduña Ortega**

**Universidad Santiago de Cali
Facultad de Ciencias Básicas
Programa de Química
Cali, Colombia
2024**

Drones adaptados con sensores SVM(NIRS) para la caracterización rápida de suelos en caña de azúcar, una revisión sistemática

Dylan Alejandro Muñoz Varela

Trabajo de grado presentado como requisito parcial para optar al título de:
Química

Director (a)
Julieth Orduña Ortega

Grupo de Investigación: GIEMA

Línea de Investigación: Aseguramiento de Calidad

Universidad Santiago de Cali
Facultad de Ciencias Básicas
Programa de Química
Cali, Colombia
2024

IMPACTOS

Relacione el (los) impacto(s) que presentó el Trabajo de Grado segun los siguientes criterios:

IMPACTO	PRODUCTO	BENEFICIARIO(S)
Económico		
Responsabilidad social		
Científico		
Indicadores de Gestión	x	
Tecnológico	x	
Técnico		
Ambiental		x
Social		x
Cultural		

Drones adaptados con sensores SVM(NIRS) para la caracterización rápida de suelos en caña de azúcar, una revisión sistemática

Dylan Muñoz Varela¹ (Dylan.munoz01@usc.edu.co)

¹Grupo de Investigación GIEMA, Programa de Química. Facultad de Ciencias Básicas. Universidad Santiago de Cali. Campus Pampalinda Calle 5 # 62-00. Santiago de Cali. Colombia

RESUMEN

La necesidad de un análisis de suelo sólido, rápido y preciso utilizando tecnología de inteligencia artificial (IA) presenta un futuro prometedor para las prácticas agrícolas sostenibles y la gestión eficiente de los recursos naturales). Bajo esta premisa el presente artículo examina cómo las tecnologías avanzadas, específicamente los drones y la inteligencia artificial (IA), están revolucionando la agricultura, con un enfoque particular en la producción de caña de azúcar. El objetivo principal es analizar la eficacia de estas tecnologías para mejorar la precisión y la eficiencia en la gestión de cultivos. La metodología empleada consistió en una revisión documental de literatura relevante sobre el uso de drones en la agricultura de precisión, con un enfoque cualitativo en la caracterización del suelo y la supervisión de cultivos. Se realizó un análisis detallado de dos modelos específicos de drones, el DJI Inspire 2 y el DJI Phantom 4 RTK, evaluando sus aplicaciones, ventajas y limitaciones en el contexto agrícola. Los resultados revelaron que el DJI Phantom 4 RTK proporciona datos precisos para la identificación de brechas en los cultivos y la evaluación de la salud de las plantas, mientras que el DJI Inspire 2, aunque útil para capturas dinámicas, presenta limitaciones en tiempo de vuelo y alcance. Además, la integración de técnicas de IA y sensores avanzados (NIRS,) como las Máquinas de Vectores de Soporte (SVM), el sensor GNSS RTK muestra un gran potencial para mejorar la caracterización del suelo y optimizar la gestión agrícola. En conclusión, la combinación de drones y tecnologías avanzadas permite una agricultura más precisa y sostenible, facilitando una toma de decisiones informada y una gestión eficiente de los recursos.

Palabras clave: Agricultura de precisión; Drones; Caña de azúcar, SVM, mapeo de brechas.

Drones adapted with SVM(NIRS) sensors for rapid soil characterization in sugarcane, a systematic review.

ABSTRACT

The need for robust, fast and accurate soil analysis using artificial intelligence (AI) technology presents a promising future for sustainable agricultural practices and efficient management of natural resources). Under this premise this article examines how advanced technologies, specifically drones and artificial intelligence (AI), are revolutionizing agriculture, with a particular focus on sugarcane production. The main objective is to analyze the effectiveness of these technologies in improving accuracy and efficiency in crop management. The methodology employed consisted of a documentary review of relevant literature on the use of drones in precision agriculture, with a qualitative focus on soil characterization and crop monitoring. A detailed analysis of two specific drone models, the DJI Inspire 2 and the DJI Phantom 4 RTK, was conducted, evaluating their applications, advantages and limitations in the agricultural context. The results revealed that the DJI Phantom 4 RTK provides accurate data for crop gap identification and plant health assessment, while the DJI Inspire 2, while useful for dynamic captures, has limitations in flight time and range. Furthermore, the integration of AI techniques and advanced sensors (NIRS,) such as Support Vector Machines (SVM), GNSS RTK sensor shows great potential to improve soil characterization and optimize agricultural management. In conclusion, the combination of drones and advanced technologies enables more accurate and sustainable agriculture, facilitating informed decision making and efficient resource management.

Keywords: Precision agriculture; Drones; Sugarcane, SVM, Gap mappin

1. INTRODUCCIÓN

La humanidad enfrenta un desafío para garantizar la seguridad alimentaria, especialmente con la proyección de que la población mundial alcanzará los 9.7 mil millones para 2050 (Bahadur Rahut et al., 2022). Este crecimiento demográfico aumentará la demanda de alimentos, la cual debe satisfacerse en un contexto de escasez de nuevas áreas agrícolas y limitaciones en los insumos disponibles para la agricultura (Mehrabi et al., 2022). Para abordar este desafío, es crucial mejorar la eficiencia en la producción de alimentos. Una estrategia fundamental en este sentido es reducir la brecha entre el rendimiento actual de los cultivos y su potencial máximo (Kuswurjanto et al., 2019).

Este objetivo se puede lograr mediante la implementación de tecnologías que permitan a los agricultores monitorear de manera precisa el sistema suelo-planta-atmósfera, tales tecnologías facilitan la identificación y gestión de factores que afectan negativamente el rendimiento de los sensores NIRS, contribuyendo así a la minimización de pérdidas en la cosecha. En la agricultura de precisión emerge como una solución eficaz, puesto que, esta técnica utiliza sensores para medir variables relacionadas con el crecimiento y la producción de los cultivos (Pandey et al., 2023).

Las Máquinas de Vectores de Soporte (SVM, por sus siglas en inglés) es un mecanismo efectivo de aprendizaje automático en la agricultura digital, especialmente para la caracterización precisa y rápida del suelo. SVM opera con las propiedades físicas, químicas y biológicas del suelo, mejora la toma de decisiones y aumenta la productividad (Cravero et al., 2022). SVM predice el rendimiento de los cultivos, detecta enfermedades y plagas, clasifica los cultivos, caracteriza y mapea los suelos y aplica el riego de precisión. Haciéndolo destacar como un potente algoritmo de aprendizaje automático que ha demostrado ser eficaz en la agricultura digital. Este algoritmo es una herramienta clave para la caracterización rápida de suelos, ya que permite analizar las propiedades físicas, químicas y biológicas del suelo de manera eficiente y precisa, ofreciendo varias ventajas en la espectroscopia de infrarrojo cercano (NIRS). En primer lugar, las SVM son efectivas para manejar problemas como lo son la absorbancia, transmisión y reflectancia lo que permite una identificación precisa de patrones en datos espectrales complejos. Su capacidad para transformar datos en un espacio de mayor dimensión mediante funciones de núcleo (kernel) les permite resolver problemas no lineales, lo que es crucial en el análisis de espectros NIR que pueden presentar variaciones sutiles y no lineales en sus características (Wang et al., 2019).

La AP implica una estrategia de gestión que utiliza un conjunto de técnicas avanzadas de información y análisis de datos en el proceso de toma de decisiones (por ejemplo, aplicación de agua, fertilizantes, pesticidas, semillas, mano de obra, etc.), lo que ayuda a mejorar la producción de cultivos. y reducir las pérdidas de agua, nutrientes y los impactos ambientales negativos que al adicionar sensores y drones, darán un aporte significativo a zonas agrícolas (Rajendra et al., 2020).

Los investigadores recopilan datos espectrales detallados en tiempo real utilizando sensores NIRS montados en la plataforma aérea (Candón et al., 2020). El principio de la radiometría de reflectancia es fundamental ya que permite medir la reflectancia espectral de la superficie terrestre, lo que a su vez estima parámetros como el contenido de biomasa, el estrés hídrico en cultivos y la clorofila. (Zhang et al., 2022). La integración de la espectroscopia de reflectancia en el infrarrojo cercano (NIRS) en drones ha revolucionado la obtención de datos espectrales en aplicaciones como la agricultura de precisión y el monitoreo ambiental, al equipar drones con sensores NIRS, En el cultivo de la caña de azúcar (*Saccharum spp.*), la caracterización precisa del suelo es fundamental, dado su impacto en la calidad y productividad del cultivo. La caracterización del suelo proporciona información crítica sobre sus propiedades físicas, químicas y biológicas, lo cual es esencial para optimizar las prácticas agrícolas y mejorar el rendimiento de la caña de azúcar (Hernández et al., 2021). Tradicionalmente, la caracterización del suelo se ha realizado mediante la toma de muestras físicas y su análisis en laboratorio, lo que puede ser un proceso laborioso y lento, sin embargo, los avances tecnológicos han introducido herramientas innovadoras que permiten una caracterización más rápida y eficiente. Entre estas herramientas, el uso de drones ha surgido como una tecnología prometedora para la caracterización rápida y precisa de suelos.

Los drones se utilizaron inicialmente con fines militares durante la Primera Guerra Mundial (DeQueirozet al .,2020), no fue sino hasta la década de 1990 que empezaron a ser empleados para fines civiles, como la fotografía aérea y la vigilancia (Austin, 2022). En la actualidad, los drones están revolucionando la gestión de cultivos de caña de azúcar al permitir una gestión eficiente y precisa del agua. Equipados con sensores de humedad del suelo, los drones pueden monitorear la cantidad de agua en el suelo y detectar áreas que necesitan riego. Además, son capaces de identificar fugas en sistemas de riego, optimizar el riego según las necesidades específicas de cada área del cultivo y monitorear la evapotranspiración para calcular la cantidad de agua necesaria (Elkhrachy, 2021). También pueden generar mapas de humedad del suelo, automatizar el riego mediante sistemas de control remoto y monitorear la calidad del agua para detectar problemas de contaminación, identificando áreas del cultivo que experimentan estrés hídrico y permitiendo la toma de medidas correctivas para minimizar pérdidas en la producción (Sarun, 2020).

La agricultura ha enfrentado desafíos adicionales en las últimas décadas, como la disminución de la mano de obra disponible, el envejecimiento de los agricultores y la necesidad de adoptar prácticas más sostenibles para la conservación ambiental (Rehman et al., 2019). En particular, el sector de la caña de azúcar ha experimentado una reducción en la mano de obra debido al desinterés de las nuevas generaciones por trabajos tradicionales, como el corte de caña, esta situación ha impulsado la necesidad de adoptar nuevas tecnologías. En este contexto, la integración de vehículos aéreos no tripulados por sus siglas en inglés (UAV) representa un avance hacia prácticas agrícolas más sostenibles. Los UAV ofrecen soluciones para la caracterización del suelo y la gestión de cultivos, ayudando a reducir costos, minimizar riesgos y aumentar los beneficios, por lo tanto, el uso de drones se presenta como una herramienta transformadora en el monitoreo y la gestión de la producción de caña de azúcar (Akbarian et al ., 2020).

El principio de la radiometría de reflectancia es fundamental ya que permite medir la reflectancia espectral de la superficie terrestre, lo que a su vez estima parámetros como el contenido de biomasa, el estrés hídrico en cultivos y la clorofila. (Zhang et al .,2022). La integración de la espectroscopia de reflectancia en el infrarrojo cercano (NIRS) en drones ha revolucionado la obtención de datos espectrales en aplicaciones como la agricultura de precisión y el monitoreo ambiental, al equipar drones con sensores NIRS. Por otro lado, una de las principales ventajas de los drones es su capacidad para monitorear la calidad del aire en tiempo real. Esto no solo facilita la recolección de datos actualizados, sino que también permite tomar medidas correctivas de manera oportuna para reducir la contaminación (Maghazei, 2019). Sin embargo, es fundamental tener en cuenta ciertas limitaciones. En primer lugar, la precisión de los datos obtenidos puede verse afectada por la calidad de las imágenes capturadas, la calibración del equipo y la interpretación de los resultados. Por lo tanto, la interpretación adecuada de estos datos requiere habilidades y conocimientos especializados (Qian Zhu et al., 2021).

De tal modo que, la incorporación de drones con GCP (punto control geográfico) y tecnologías avanzadas en la agricultura, especialmente en la producción de caña de azúcar, representa un avance significativo para enfrentar el desafío global de la seguridad alimentaria. A través de la monitorización precisa del suelo, la calidad del aire y del agua, y la gestión eficiente de recursos, estos sistemas ofrecen herramientas valiosas para mejorar el rendimiento y sostenibilidad agrícola, sin embargo, es esencial abordar las limitaciones en la precisión y la interpretación de los datos para maximizar los beneficios de estas tecnologías (Elkhrachy et al ., 2021). La tecnología GNSS RTK es de las mejores NIRS ya que combina las señales de los satélites (GPS, Galileo, GIONASS ,etc) con una estación principal base en tierra que brinda correcciones en tiempo real, esto permite al dron calcular su posición exacta y mantener una precisión constante durante el vuelo (Austin et al., 2022) .Los Drones que son equipados con esta tecnología se utilizan a diario en aplicaciones como ,fotogrametría ,inspección de infraestructuras(puentes ,carreteras),topografía en levantamiento de terrenos y monitoreo ambiental combinado con agricultura de precisión para cumplir objetivos y dar fiabilidad a los agricultores(Liakos et al .,2018).

Este artículo revisa los drones y las aplicaciones de la NIRS en suelos de Caña de azúcar, enfocándose en su papel de proporcionar la calidad correcta para evaluaciones, mostrando su importante papel para la determinación de calidad de suelos, gestión de madurez de la caña asignando datos correctos en el uso de estas tecnologías. A través de una revisión de literatura actual y los avances tecnológicos, se destaca el impacto de sensores GNSS RTK como uno de los mejores NIRS, abordando desafíos existentes en el mismo uso de estas tecnologías. La revisión también explora la funcionalidad de los Drones en el presente y el aprendizaje de estos proporcionando

una precisión centimetrada, crucial para cartografiar con exactitud las lagunas en los campos de caña de azúcar y examinar la madurez de esta misma.

2. DESARROLLO

2.1 DRONES Y SOFTWARE



Figura 1. Dron DJI Inspire 2, imagen de <https://www.dji.com/global/inspire-2>

El DJI Inspire 2 es un dron diseñado principalmente para la cinematografía profesional, destacándose en la captura de secuencias aéreas de alta calidad. Su tecnología avanzada y controles intuitivos lo hacen adecuado para diversas aplicaciones, incluyendo la agricultura de precisión. Este dron ofrece un tiempo de vuelo de entre 25 y 27 minutos y un alcance máximo de 7 kilómetros desde el mando a distancia (Borowik, 2022).

Entre las funcionalidades destacadas del DJI Inspire 2 se encuentran varias aplicaciones útiles para la toma de decisiones en el ámbito agrícola. El modo ActiveTrack permite al dron seguir y filmar automáticamente un sujeto en movimiento, facilitando la captura de tomas dinámicas sin necesidad de control manual constante. Además, el modo TapFly permite a los usuarios tocar en la pantalla de la aplicación DJI GO 4 para dirigir el dron a una ubicación específica, lo que agiliza el proceso de filmación y evaluación de riesgos en los cultivos. Por último, la función Spotlight Pro permite a la cámara enfocar un sujeto mientras el dron se desplaza en otra dirección, ofreciendo ángulos más detallados y composiciones creativas que pueden ser útiles para planificar futuros riegos y evaluaciones del terreno (Dennis et al., 2020).



Figura 2. Dron DJI Phantom 4 RTK imagen de <https://www.dji.com/global/phantom-4-rtk>

Por otro lado, el DJI Phantom 4 RTK es ampliamente utilizado en la agricultura de precisión debido a su capacidad para la supervisión detallada de cultivos y la cartografía precisa del suelo. Equipado con un sistema de localización en tiempo real (RTK) y una cámara de 20 megapíxeles, este dron puede capturar imágenes de alta resolución que son esenciales para una evaluación precisa de la salud de los cultivos y la cartografía del terreno (Jaturong et al., 2021).

Los UAV, en particular, han revolucionado la manera en que se lleva a cabo la supervisión agrícola. Equipados con cámaras de alta resolución y sensores avanzados, estos dispositivos pueden capturar imágenes aéreas que permiten una evaluación detallada de la salud de las plantas y la identificación de áreas problemáticas sin necesidad de contacto físico con el cultivo. Esta capacidad es especialmente relevante en cultivos como la caña de azúcar (*Saccharum officinarum*), donde la tecnología UAV ha demostrado ser extremadamente eficaz para evaluar el crecimiento y detectar posibles enfermedades o deficiencias nutricionales sin dañar las plantas (Elfatma, 2021).

La distancia de muestreo del suelo (GSD) se determina mediante una fórmula que relaciona varios factores clave, incluyendo la altura de vuelo del dron, las dimensiones del sensor de la cámara y la distancia focal del objetivo. La GSD se define como la distancia entre los centros de dos píxeles consecutivos en el suelo, lo que permite entender cuánta área del terreno está representada por cada píxel en la imagen capturada. Para calcularla, se utilizan las siguientes fórmulas:


$$GSDh = (\text{altura de vuelo} \times \text{altura del sensor}) / (\text{distancia focal} \times \text{altura de la imagen}).$$


$$GSDw = (\text{altura de vuelo} \times \text{anchura del sensor}) / (\text{distancia focal} \times \text{anchura de la imagen}).$$

El valor de GSD que se considera relevante es el más bajo entre GSDh y GSDw, ya que esto asegura que se está utilizando el peor de los escenarios, garantizando así la mayor precisión en la captura de datos. En general, una GSD más baja indica mayor detalle en las imágenes, lo cual es crucial para aplicaciones como la fotogrametría y la cartografía, donde se requiere precisión en las mediciones del terreno.

Esta investigación se basa en una revisión documental de estudios previos y literatura relevante sobre el uso de drones en la caracterización y gestión de cultivos de caña de azúcar. Este enfoque permitió un análisis detallado de las aplicaciones, ventajas y limitaciones de la tecnología de drones en la agricultura de precisión. La investigación se enmarca dentro de un enfoque cualitativo, centrado en el estudio de tecnologías avanzadas aplicadas a la agricultura, con particular énfasis en el uso de sensores GNSS RTK en drones para la caracterización del suelo y la supervisión de cultivos, es imperante destacar que se realizó un énfasis en la revisión, del modelo específico del dron DJI Phantom 4 RTK y sus aplicaciones en la agricultura (tabla 1).

Tabla 1. Technical operating parameters for the DJI Phantom drone 4 RTK. (Lewicka ,2022)

Datos técnicos	Dron DJI Phantom 4 RTK
Peso de despegue	1391 g 
Techo de servicio máximo ASL	6000 m (19685 pies)
Velocidad máxima de ascenso	5–6 m/s
Velocidad máxima de descenso	3 m/s
Velocidad máxima	50–58 km/h (31–36 mph)
Tiempo máximo de vuelo	30 minutos
Precisión del mapeo	Cumple con los estándares de precisión ASPRS para ortofotos digitales Clase III

Datos técnicos	Dron DJI Phantom 4 RTK
GSD (Distancia de muestra del suelo)	(H/36.5) cm/px (H—altitud en m)
Eficiencia en la adquisición de datos	Superficie operativa máxima de aprox. 1 km ² para un solo vuelo
Datos técnicos	Cámara DJI
Sensor	CMOS de 1", 20 Mpx
Lente	
FOV	84°
Distancia focal	8,8 mm / 24 mm
Anchura de apertura	f/2.8–f/11
Agudeza	1 m–∞
Rango ISO	100–12,800
Velocidad de obturación electrónica	8–1/8000 s
Tamaño máximo de la imagen	4864 × 3648 (4:3) o 5472 × 3648 (3:2)
Formato de la foto	JPEG
Registro de datos	MicroSD 128 GB

2.2 CONTROL DE DISPOSITIVO

Para operar un dron en el sector de la caña de azúcar, es fundamental contar con conocimientos y habilidades específicas. Primero, es necesario entender el funcionamiento de los drones y sus componentes (Muhammad et al., 2023). Además, es esencial saber cómo pilotar el dron de manera segura y eficiente, incluyendo el despegue, vuelo y aterrizaje (Arachchige et al., 2022). Así mismo, una habilidad crucial es el análisis de imágenes obtenidas por el dron para identificar problemas en el cultivo, como enfermedades, plagas y estrés hídrico (González et al., 2022). También es importante comprender los conceptos de agricultura de precisión y su aplicación en el cultivo de caña de azúcar (Qiuyan et al., 2021).

También se debe manejar y analizar los datos obtenidos por el dron, lo que incluye la creación de mapas y la identificación de patrones (Elena Belcore et al., 2021). Finalmente, es necesario tener conocimientos agronómicos básicos, abarcando aspectos como el crecimiento de las plantas, el suelo y el clima (Huang et al., 2023). En la agricultura de caña de azúcar, los drones también se utilizan para recopilar datos sobre la altura de la caña, el diámetro del tallo, la densidad de la caña y otros parámetros importantes para predecir el rendimiento (Narmilan Amaringan et al., 2022). Estos avances tecnológicos están transformando la gestión de cultivos, ofreciendo nuevas oportunidades para mejorar la eficiencia y sostenibilidad en la producción de caña de azúcar.

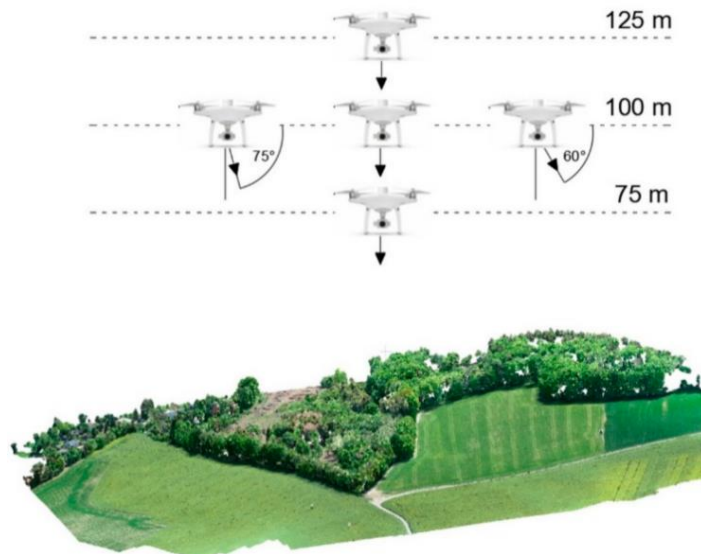


Figura 3. Altitudes and imaging directions GCP. Imagen de Štroner (2020) Photogrammetry Using UAV-Mounted GNSS RTK

En la adquisición de imágenes del terreno, se lleva a cabo utilizando un UAV DJI Phantom 4 RTK equipado con una cámara que tenía una lente FC6310R ($f = 8,8 \text{ mm}$), una resolución de 4864×3648 píxeles y un tamaño de píxel de $2,61 \times 2,61 \mu\text{m}$ (coste total de unos 6000 EUR). La red de estaciones de referencia permanentes CZEPOS se conectó al receptor RTK GNSS (tabla 1). La distancia de muestreo del suelo (GSD) se fijó en $0,03 \text{ m}$, y la altura de vuelo primaria se fijó en 100 m sobre el suelo. A la misma altitud, los vuelos se realizaron con el eje de adquisición de imágenes orientado a 15° y 30° de la dirección vertical. Además, se realizaron vuelos con el eje de captura de imágenes nadiral(perpendiculares) a 75 y 125 metros sobre el suelo (Figura 3). Con 400 puntos elegidos al azar utilizados para la evaluación final de la precisión, la clasificación tuvo una precisión global del 95% (Tabla 2). Según la clasificación 1, la Vegetación Herbácea Densa (90%) y las Sombras (94%) representan los grupos más importantes. Esto se debe principalmente a que es un reto clasificar en los espacios que bordean las dos clasificaciones. Es importante destacar que la iluminación no es constante y que las partes superiores de las copas proyectan sombras erráticas. En cuanto a la Vegetación Herbácea Densa, la precisión del Productor es bastante pobre (sólo $0,87$). (Elena,2021).

Table 2. Error matrix of classification I. PA = Producer's Accuracy; UA = User's Accuracy; OA = Overall Accuracy.(Elena,2021)

Classification I	Sparse Herbaceous Vegetation	Dense Herbaceous Vegetation	Rows	Shadows	Total
Sparse herbaceous vegetation	95	4	0	1	100
Dense herbaceous vegetation	2	94	1	3	100
Rows	0	3	96	1	100
Shadows	0	7	0	93	100
Total	97	108	97	98	
PA	0.979	0.870	0.990	0.949	OA=
UA	0.950	0.940	0.960	0.930	0.945
F1-score	0.964	0.904	0.975	0.939	

2.3 ETAPAS DE MADURACIÓN DE UN CULTIVO DE CAÑA DE AZÚCAR

El mapeo de brechas en campos de caña de azúcar revela que la precisión de los UAV varía según la etapa de crecimiento de las plantas. En las fases tempranas, los espacios vacíos son más visibles, permitiendo una detección precisa, sin embargo, en etapas más avanzadas, la densidad del follaje puede oscurecer estos espacios, requiriendo técnicas avanzadas y sensores adicionales, como los hiperespectrales, para mantener la precisión. (Silva et al. 2023)

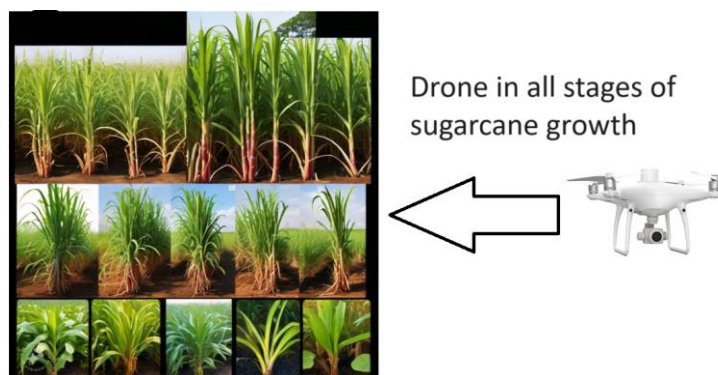


Figura 4. Uav RTK in all stages of sugarcane cultivation . Fuente: elaboración propia

La figura 4 se muestran las diferentes etapas del crecimiento y desarrollo de un cultivo de caña de azúcar, en la etapa de crecimiento temprano, las plantas de caña de azúcar son más cortas y menos densas, lo que hace que los espacios vacíos sean más visibles y fáciles de detectar. En esta fase, los UAV pueden capturar imágenes de manera efectiva sin oclusión significativa, resultando en mediciones de espacio más precisas (Rajendra et al.,

2020). A medida que las plantas entran en la etapa intermedia de desarrollo, el aumento en altura y densidad puede afectar la precisión del mapeo. El crecimiento del follaje puede oscurecer los huecos, lo que dificulta su identificación precisa mediante UAV. Esta fase requiere una cuidadosa consideración de la altura de vuelo de los UAV y la implementación de técnicas avanzadas de imagen para mitigar los efectos de la oclusión (Štroner, 2020). La adaptación de los UAV para ajustar la altura de vuelo y utilizar técnicas de imagen especializadas puede mejorar la precisión en esta etapa intermedia y asegurar la captura de datos fiables.

En la etapa madura del cultivo, las plantas completamente desarrolladas pueden oscurecer significativamente los huecos, lo que puede dificultar la identificación precisa de los espacios vacíos, especialmente si el UAV no está equipado con sistemas de alta precisión como GNSS RTK. La precisión posicional de los UAV es crucial durante esta etapa, ya que cualquier error en la identificación de los espacios puede llevar a decisiones incorrectas sobre la gestión del cultivo (Štroner, 2020). En este contexto, la incorporación de sensores hiperespectrales ha demostrado ser altamente beneficiosa. Sensores como la cámara NDVI HSC (MSV 500, Middleton Spectral Vision, Middleton, WI, EE.UU.) permiten capturar imágenes con una resolución espectral de 1,3 nm y medir longitudes de onda desde 380 nm hasta 1000 nm. Esta tecnología avanzada mejora la capacidad de supervisar la salud de las plantas y obtener datos más precisos sobre el terreno, lo que resulta esencial para una gestión eficaz de los cultivos (Qian, et al,2021).

2.4 APLICACIÓN DE LA TECNOLOGÍA UAV EN EL MONITOREO DE CULTIVOS

Los UAV pueden capturar imágenes de alta resolución facilitando la evaluación de la salud y los patrones de crecimiento de los cultivos planeando vuelos con sistemas RTK y no RTK, comparando su eficacia en la cartografía de las brechas de la caña de azúcar. (Grzegorz et al., 2022) Los resultados indicaron que, si bien ambos sistemas identificaron longitudes de brecha similares, el sistema RTK ofreció una precisión y eficiencia superiores, proporcionando a las partes interesadas datos fiables para la toma de decisiones de gestión específicas del lugar (Narmilan,2022). Los vehículos aéreos no tripulados equipados con sistemas GNSS RTK (Global Navigation Satellite System Real-Time Kinematic) pueden proporcionar una precisión centimétrica, crucial para cartografiar con exactitud las lagunas en los campos de caña de azúcar. Estos huecos, definidos como espacios de más de 0,50 metros entre tallos, pueden afectar significativamente al rendimiento del cultivo y a las decisiones de gestión. Al identificar estos huecos, los agricultores pueden tomar decisiones informadas sobre la replantación, la renovación del campo y la estimación del rendimiento, lo que en última instancia mejora la productividad y la gestión de los recursos (Matheus ,2023).

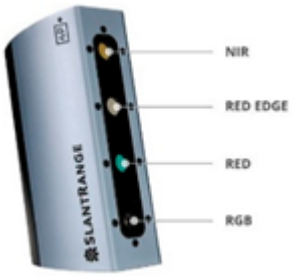

En el contexto actual de la agricultura, la adopción de tecnologías avanzadas ha transformado significativamente las prácticas tradicionales. Los métodos tradicionales para medir el área foliar y predecir el crecimiento de las plantas, que suelen ser destructivos y laboriosos, han demostrado ser insuficientes para proporcionar datos precisos y fiables sobre el estado de los cultivos. Según Elfatma (2021), estos métodos no solo resultan ineficaces para predecir con precisión el crecimiento de las plantas, sino que también pueden causar daños irreversibles a los cultivos. Por esta razón, los vehículos aéreos no tripulados (UAV) y los sensores de cámaras digitales han surgido como soluciones innovadoras que ofrecen una evaluación más precisa y menos invasiva. Esta tecnología ha permitido la obtención de datos aéreos en formato pequeño (SFAP), lo cual proporciona una visión detallada y exhaustiva del estado de los cultivos, superando las limitaciones de los métodos tradicionales.

En la tabla 3 se observa una cámara multiespectral con cuatro sensores ópticos:

- 1.RGB (Centro 470 nm (Azul) 520 nm (Verde) 620 nm (Rojo), Ancho 110 nm);
- 2.Rojo (Centro 650 nm, Ancho 40 nm).
3. Borde rojo (centro 715 nm, ancho 30 nm).
- 4.IR cercano (centro 850 nm, ancho 70 nm).

Adicionalmente, fue equipado con un módulo de navegación de precisión (telémetro LiDAR y GPS RTK de doble antena integrado), que permite obtener una mayor precisión y calidad de los resultados en zonas de terreno accidentado (Elena,2021)

Tabla 3. Data acquisition system specifications. Tomada de (Elena,2021)

<p>DJI Matrice 210 V2</p>		<ul style="list-style-type: none"> • Take-off weight: 4.8 Kg • Payload: 1.34 Kg • Flight autonomy: 34 min • Flight distance: 8 Km • Max speed: 81 Km/h
<p>SlantRange 4P+</p>		<ul style="list-style-type: none"> • Spatial Resolution (GSD@100m AGL): 2.2 cm • Sensor Type: Si-CMOS • Shutter Type: Global • Positioning & Pointing: GPS/IMU + EKF
<p>Precision Navigation Module(LIDAR) + Ambient Illumination Sensor (AIS)</p>		<ul style="list-style-type: none"> • Embedded sensors which allow obtaining centimetre-level accuracy and quality of the results in areas of uneven terrain and sunlight-calibrated spectral images

Basándose en las características del sensor y del UAV, se planificó el vuelo. La distancia sobre el suelo era de unos 70 m, para garantizar una distancia de muestreo del suelo (GSD) de unos 1,5 cm sobre el objeto, de acuerdo con los requisitos del estudio. Se realizó un vuelo en cuadrícula para obtener una cobertura total de la zona y un solapamiento óptimo de las imágenes adquiridas. El vuelo dio como resultado 465 imágenes adquiridas por cada sensor SlantRange 4p+. (Elena,2021)

2.5 PROCESAMIENTO DE DATOS

Como primera operación de preprocesado, las imágenes adquiridas por el sistema SlantRange fueron calibradas con el software SlantView (Vasques,2020). El fabricante del sensor suministra este software, que forma parte del producto del sistema SlantRange. Procesa los datos brutos registrados por el módulo LiDAR, el módulo GPS/GNSS y el sensor de iluminación ambiental, y extrae imágenes calibradas radiométricamente (De Queiroz, 2020) Además, el software Slantrange permite separar cada banda de las imágenes capturadas en un único archivo TIFF. Tras extraer los conjuntos de imágenes calibradas agrupadas por banda, los seis conjuntos de datos (uno por cada banda del espectro electromagnético: Azul, Verde, Rojo W, Rojo N, Rojo Edge y NIR) se procesaron por separado utilizando el enfoque fotogramétrico bien establecido Structure from Motion (SfM). SfM se aplica actualmente en varios paquetes de software comerciales y de software libre e, independientemente de la naturaleza del software, conduce a la alineación de la imagen y a la generación de nubes de puntos densas. El proceso fotogramétrico se llevó a cabo utilizando Visual SfM (FOSS). Se colimaron varios GCP en las fotos para georreferenciar el bloque fotogramétrico, como se muestra en la figura 5.

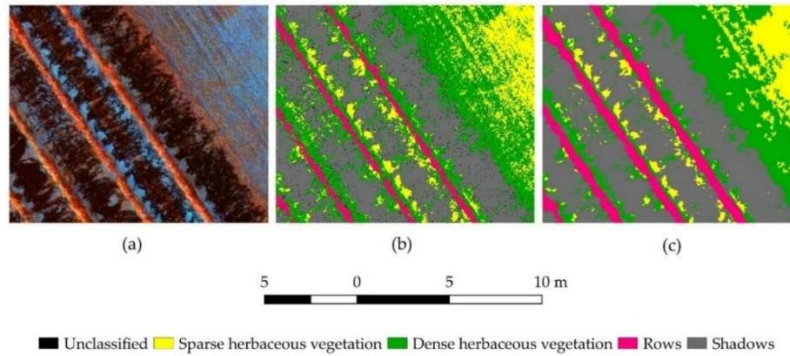


Figura 5. Dense cloud relative to the RED W band in grey-level visualisation.

Los UAV, en particular, han revolucionado la manera en que se lleva a cabo la supervisión agrícola. Equipados con cámaras de alta resolución y sensores avanzados, estos dispositivos pueden capturar imágenes aéreas que permiten una evaluación detallada de la salud de las plantas y la identificación de áreas problemáticas sin necesidad de contacto físico con el cultivo. Esta capacidad es especialmente relevante en cultivos como la caña de azúcar, donde la tecnología UAV ha demostrado ser extremadamente eficaz para evaluar el crecimiento y detectar posibles enfermedades o deficiencias nutricionales sin dañar las plantas (Elfatma, 2021). En este estudio se utilizaron técnicas para procesar las lecturas GNSS RTK del receptor terrestre y del UAV embarcado. Inicialmente, el receptor exportó los valores GNSS RTK terrestres en el sistema de coordenadas WGS 84 (latitud, longitud, altura elipsoidal). Del mismo modo, se utilizó Exiftool para extraer la ubicación espacial (en el mismo sistema de coordenadas) de las fotos que incluían los datos GNSS RTK. El programa tuvo en cuenta automáticamente el desfase entre el centro de la cámara (CC) y el punto de referencia de la antena del receptor GNSS. utilizando el software EasyTransform (<http://adjustsolutions.cz/easytransform/>), así garantizaron que se utilizaba el mismo algoritmo en todos los datos y eliminar así los posibles errores sistemáticos que podrían producirse como resultado de diferentes algoritmos de transformación. Las tres mediciones tomadas para cada punto por el receptor RTK GNSS terrestre se utilizaron para el cálculo de la desviación estándar, las imágenes se procesaron en Agisoft Metashape 1.6.1 utilizando el método de cálculo de la estructura a partir del movimiento (SfM) con ajustes personalizados que se reportan en el estudio.

Los sistemas de detección remota utilizan múltiples métodos para calcular la temperatura del aire, cada uno con su propio conjunto de fortalezas y debilidades ha utilizado ampliamente para el manejo del riego de precisión en huertos dando como ejemplo utilizó un sistema UAV autónomo multisensorial (sensor multispectral y térmico) para desarrollar CWSIs (Indicador de estrés hídricos en plantas) mapas para la programación y gestión del riego en campos de kiwi, granado y uva. Sin embargo, algunos estudios han indicado que se necesita más investigación para establecer valores de activación/umbrales específicos para el clima, el suelo y el cultivo que permitan el uso UAV RTK desarrollando CWSI para la programación del riego en zonas de cultivos que tienen estrés. (Lewicka,2022). En la figura 6 se observan los espectros obtenidos para diferentes matrices estudiadas, el estudio permite concluir que en un cultivo donde los individuos estén expuestos a diferentes tipos de estrés bióticos y abióticos, podría ser difícil aclarar los efectos causados por factores estresantes individuales (por ejemplo, enfermedades, estrés hídrico o nutricional). En comparación con los índices de vegetación utilizados habitualmente. (Rajendra P., 2020)

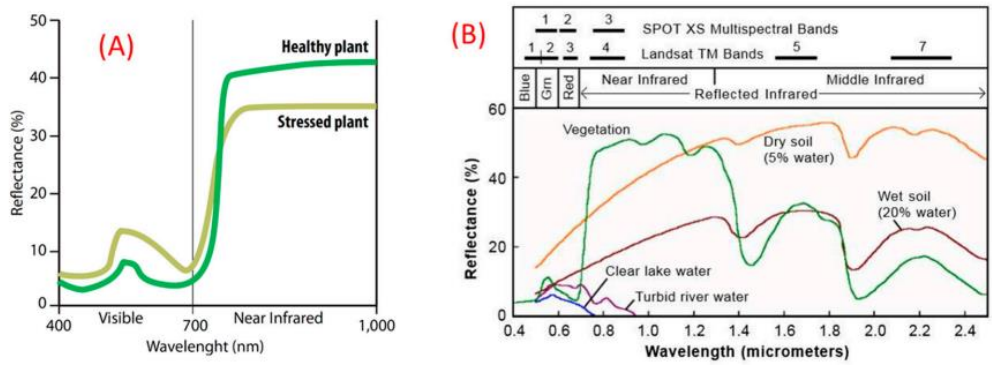


Figura 6. Typical reflectance spectra for healthy and stressed plants (A) and spectra obtained for different soil and vegetation types (B), taken from Rajendra P. (2020). (2020).

Muchos estudios han probado el uso de la fotogrametría de UAV con GNSS RTK a bordo para preparar una nube de puntos que represente un mapeo de brechas y los cálculos posteriores. Aunque, en principio, es posible realizar todo el cálculo sin el uso de CWSIs, las pruebas prácticas revelaron que el cálculo simultáneo de los elementos de orientación interna y externa puede, en algunos casos, conducir a un error sistemático de elevación, aunque todas las mediciones sean correctas. Este error de elevación es en cierto modo aleatorio, ya que difiere incluso en vuelos duplicados con la misma configuración y el mismo UAV (Peppia et al, 2019).

CONCLUSIONES

Este trabajo demostró la capacidad de emplear la espectroscopia NIR en drones, utilizando el software EasyTransform y Exiftool, lo que garantizó la aplicación del mismo algoritmo en todos los artículos. Esto permitió eliminar posibles errores sistemáticos que podrían surgir debido a diferentes algoritmos de transformación. Además, el receptor GNSS RTK proporcionó una alta precisión en la dirección del UAV, a pesar de los diversos factores que pueden afectarla.

La metodología presentada en los artículos permite evaluar la precisión de la dirección de cualquier UAV a lo largo de los perfiles de vuelo. Los resultados obtenidos muestran que los UAV equipados con receptores GNSS RTK alcanzan una precisión global del 95% en aplicaciones de levantamientos fotogramétricos, lo que destaca la alta precisión en la determinación de la dirección.

La necesidad de un análisis de suelo sólido, rápido y preciso utilizando tecnología de inteligencia artificial (IA) presenta un futuro prometedor para las prácticas agrícolas sostenibles y la gestión eficiente de los recursos naturales. De manera similar, el uso de tecnologías avanzadas como los drones con sensores GNSS RTK.

La precisión de la dirección de un UAV a lo largo de los perfiles de vuelo es muy importante desde el punto de vista de la seguridad de la navegación además para que el estudio sea satisfactorio hay que tener gran precisión para dirigir un UAV a lo largo de los perfiles de vuelo de los muchos factores que la afectan, estos incluyen, por ejemplo, errores de estado inicial, errores de actualización de la intención, actualizaciones dinámicas de la intención, errores de rendimiento del vehículo, previsión meteorológica o trayectoria, errores de rendimiento del vehículo, previsión meteorológica o errores de modelado de la trayectoria

De acuerdo con el análisis realizado de los artículos interpretados, es posible afirmar que la incorporación de tecnologías avanzadas en la agricultura, especialmente los vehículos aéreos no tripulados (UAV) y sistemas de posicionamiento como GNSS RTK ha transformado significativamente la supervisión y gestión de cultivos. De manera similar, la aplicación de técnicas avanzadas de caracterización del suelo, tales como las Máquinas de Vectores de Soporte y las tecnologías integradas de detección, resulta prometedora para la gestión y productividad de los cultivos. Al igual que los UAV RTK, estas herramientas digitales permiten ajustar las condiciones del suelo,

detectar problemas potenciales antes de que se conviertan en riesgos importantes, y reducir costos operativos. En consecuencia, la integración de IA en estas técnicas no solo mejora la eficiencia de la producción, sino que también contribuye a una agricultura más sostenible y rentable.

La combinación de drones y tecnologías avanzadas, junto con la inteligencia artificial, representa un avance significativo en la agricultura moderna. Al ofrecer métodos más precisos y eficientes para la gestión de cultivos, estos enfoques no solo optimizan la producción, sino que también apoyan una gestión más efectiva y responsable de los recursos agrícolas.

La teledetección podría usarse para monitorear las enfermedades de manera eficiente, especialmente en las primeras etapas de su desarrollo del cultivo, cuando puede ser difícil discernir los signos de la enfermedad con la exploración de campo. Se han utilizado múltiples técnicas que utilizan imágenes RGB, multiespectrales, hiperspectrales, térmicas y de fluorescencia en UAV RTK para identificar enfermedades en una variedad de cultivos encontró una buena correlación entre la enfermedad y el terreno de caña de azúcar.

AGRADECIMIENTOS

Quiero agradecer a Julieth Orduña Ortega la contribución en la revisión de la literatura, recopilación de información y amabilidad durante este proceso. También agradecer a la Universidad Santiago de Cali por su apoyo logístico en la realización de este artículo. Agradezco a los autores de cada uno de los artículos tomado para la realización de este mismo. Finalmente, quiero agradecer a los revisores anónimos por sus comentarios y sugerencias que me puedan llegar hacer para mejorar la calidad de este artículo.

DECLARACION DEL USO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Yo declaro que no he usado herramientas de inteligencia artificial (IA) en la creación de este artículo.

CONFLICTO DE INTERESES

Yo declaro que no tengo conflicto de intereses.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Amarasingam, Narmilan Detection of White Leaf Disease in Sugarcane Using Machine Learning Techniques over UAV Multispectral Images , Drones (2022), 6(9), 230; <https://doi.org/10.3390/drones6090230>

Austin Chad Hill , Elise Jakoby Laugier et al , Archaeological Remote Sensing Using Multi-Temporal, Drone-Acquired Thermal and Near Infrared (NIR) Imagery 2022 DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12040690>

Ayemba, D. (2022). Utilizing Drone Technology in Construction. <https://constructionreviewonline.com/2018/03/drones-in-construction/>

Bahadur Rahut a, Jeetendra Prakash Aryal a (2022) Chapter 6 - Expectations for household food security in the coming decades: A global scenario Global Trends, Opportunities, and Sustainability Challenges 2022, Pages 107-131 <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-91001-9.00002-5>

Cravero, A.; Pardo, S.; Sepúlveda, S.; Muñoz, L.(2022) Challenges to Use Machine Learning in Agricultural Big Data: A Systematic <https://doi.org/10.3390/agronomy12030748>

Dennis Pauschinger Aerial Politics of Visibility: Actors, Spaces, and Drivers of Professional Drone Usage in Switzerland (2020) Vol. 18 No. 4 DOI: <https://doi.org/10.24908/ss.v18i4.13434>

De Queiroz, D. M., De Freitas Coelho, A. L., Valente, D. S. M., & Schueller, J. K. (2020). Sensors Applied to Digital Agriculture: A Review. *Ciência Agronômica/Revista Ciência Agronômica*, 51(5). <https://doi.org/10.5935/1806-6690.20200086>

Elena Belcore, Stefano Angeli .Precision Agriculture Workflow, from Data Collection to Data Management Using FOSS Tools: An Application in Northern Italy Vineyard et al. (2021). Handling drone data for precision agriculture. *Journal of Agricultural Informatics*, 12(2), 1-10. <https://doi.org/10.3390/ijgi10040236>

Gina Ximena, Helber Milton (2023) Background, use and application of drones in Colombia as a strategic analysis tool for strategic analysis tool in precision agriculture. <https://repository.udca.edu.co/handle/11158/5386>

González, A., et al. Narmilan Amarasingman(2022). Analysis of drone imagery for disease detection in sugarcane crops. *Journal of Agricultural Engineering*, 53(2), 1-9. <https://doi.org/10.3390/rs14236137>

Grzegorz Borowik, Monika k et al., 2022)Mutable Observation Used by Television Drone Pilots: Efficiency of Aerial Filming Regarding the Quality of Completed Electronics , 11(23), 3881; <https://doi.org/10.3390/electronics11233881>

Huang, Y., et al. ,Youxiong Que (2023). Developing new sugarcane varieties suitable for mechanized production in China: principles, strategies and prospects (1), 1-13. <https://doi.org/10.3389/fpls.2023.1337144>

Ismail Elkharchy, Najran (2021).Accuracy Assessment of Low-Cost Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Photogrammetry University, College of Engineering, Civil Engineering Department, King Abdulaziz Road, P.O. Box, Najran, Saudi Arabia <https://doi.org/10.1016/j.aej.2021.04.011>

Johnson NS et al (2020) Invited review: machine learning for materials developments in metals additive manufacturing. *Addit Manuf* 36:101641 <https://doi.org/10.1016/j.addma.2020.101641>

Kaingo, J., Tumbo, S. D., Kihupi, N. I., & Mbilinyi, B. P. (2018). Prediction of Soil Moisture-Holding Capacity with Support Vector Machines in Dry Subhumid Tropics. *Applied And Environmental Soil Science*, 2018, 1-10. <https://doi.org/10.1155/2018/9263296>

Kenge, R. Machine Learning, Its Limitations, and Solutions Over IT. *Int. J. Inf. Technol. Model. Comput.* 2020, 11, 73–83. DOI:[10.5958/0975-8089.2020.00009.3](https://doi.org/10.5958/0975-8089.2020.00009.3)

Liakos, K.; Busato, P; Moshou, D., Pearson, S., & Bochtis, D. (2018). Machine Learning in Agriculture: A Review. *Sensors*, 18(8), 2674. <https://doi.org/10.3390/s18082674>

Liu X et al (2022) PiLSL: pairwise interaction learning-based graph neural network for synthetic lethality prediction in human cancers. *Bioinformatics* <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/btac476>

Maghazei, O., & Netland, T. (2019). Drones in manufacturing: exploring opportunities for research and practice. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 31(6), 1237–1259. <https://doi.org/10.1108/jmtm-03-2019-0099>

Mariusz Specht, Oktawia Lewicka et al., (2022) .Assessment of the Steering Precision of a UAV along the Flight Profiles Using a GNSS RTK Receiver *Sens.* 2022, 14(23), 6127; <https://doi.org/10.3390/rs14236127>

Matheus Pereira de Oliveira (2023) Mapping Gaps in Sugarcane Fields Using UAV-RTK Platform , *Agriculture*, 13(6), 1241; <https://doi.org/10.3390/agriculture13061241>

Mehrabi, Z., Delzeit, R., Ignaciuk, A., Levers, C., Braich, G., Bajaj, K., Amo-Aidoo, A., Anderson, W., Balgah, R. A., Benton, T. G., Chari, M. M., Ellis, E. C., Gahi, N. Z., Gaupp, F., Garibaldi, L. A., Gerber, J. S., Godde, C. M.,

- Grass, I., Heimann, T., . . . You, L. (2022). Research priorities for global food security under extreme events. *One Earth*, 5(7), 756-766. <https://doi.org/10.1016/j.oneear.2022.06.008>.
- Mohammed Aslam Husain a, S.P. Singh , Anurag Chauhan (2022) Implementation of drone technology for farm monitoring & pesticide spraying: A review <https://doi.org/10.1016/j.inpa.2022.02.002>
- Muhammad Jezanheb , Tahir Iqbal et al. (2023). Chapter 13 - Precision agriculture technologies: present adoption and future strategies <https://doi.org/10.1016/B978-0-443-18953-1.00011-8>
- Md. Abrar Istiak ; M.M. Mahbulul Syeed C. C. D., et al. (2022). Using unmanned aerial vehicle for crop monitoring. *Journal of Agricultural Informatics*, 14(2), 1-9. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2023.102305>
- Narmilan Amarasingam a ;Arachchige Surantha ;Ashan,Salgado .A review of UAV platforms, sensors, and applications(2022) v.87 <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2022.100712>
- Newcome, L. R. (2020)Unmanned aviation: A brief history of unmanned aerial vehicles. *American Institute of Aeronautics and Astronautics*. <https://doi.org/10.2514/4.868894>
- Nwilag, B.D.; Eyoh, A.E.; Ndehedehe, C.E. Digital Topographic Mapping and Modelling Using Low Altitude Unmanned Aerial Vehicle. *Model. Earth Syst. Environ.* 2023, 9, 1463–1476.
- Olivia Elfatma Non-destructive Measurement Methods of Sugarcane Canopy using Drone Technology 2021 [DOI:10.1088/1755-1315/752/1/012038](https://doi.org/10.1088/1755-1315/752/1/012038)
- Pandey DK, Hunjra AI, Bhaskar R, Al-Faryan MA (2023) Artificial intelligence, machine learning and big data in natural resources management: a comprehensive bibliometric review of literature spanning 1975–2022. *Resour Policy* <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2023.104250>
- Peppia, M.V.; Hall, J.; Goodyear, J.; Mills, J.P. Photogrammetric Assessment and Comparison of DJI Phantom 4 Pro and Phantom 4 RTK Small Unmanned Aircraft Systems. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci* 2019, XLII-2/W13, 503–509 <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-2-W13-503-2019>
- Pradeep Kumar Singh ^b, Amit Sharma (2022)"UAV-based crop monitoring system" university de California An intelligent WSN-UAV-based IoT framework for precision agriculture application <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2022.107912>
- Qiuyan Huang Precise Estimation of Sugarcane Yield at Field Scale with Allometric Variables Retrieved from UAV Phantom 4 RTK Images , *Agronomy* 2023, 14(3), 476; <https://doi.org/10.3390/agronomy14030476>
- Qian Zhu ,Zhu ,Q.,Wang , Y., Improvement of multi-layer soil moisture prediction using support vector machines and ensemble Kalman filter coupled with remote sensing soil moisture datasets, China. Improvement of multi-layer soil moisture prediction using support vector machines (2021) DOI: <https://doi.org/10.1002/hyp.14154>
- Rajendra .,Ram L. Ray Sudhir K. Singh Applications of Remote Sensing in Precision Agriculture: A Review *Remote Sens.* 2020, 12(19), 3136; <https://doi.org/10.3390/rs12193136>
- Rehman, T. U., Mahmud, M. S., Chang, Y. K., Jin, J., & Shin, J. (2019). Current and future applications of statistical machine learning algorithms for agricultural machine vision systems. *Computers And Electronics In Agriculture*, 156, 585-605. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.12.006>
- Sanseechan, P., Panduangnate, L., Saengprachatanarug, K., Wongpichet, S., Taira, E., & Posom, J. (2018). A portable near infrared spectrometer as a non-destructive tool for rapid screening of solid density stalk in a

sugarcane breeding program. *Sensing And Bio-sensing Research*, 20, 34-40.
<https://doi.org/10.1016/j.sbsr.2018.07.001>

Sarun Duangsuwan, Chakree Teekapakvisit Development of Soil Moisture Monitoring by using IoT and UAV-SC for Smart Farming Application *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal* Vol. 5, No. 4, 381-387 (2020) <https://doi.org/10.25046/aj050444>

Silva, C. A. A. C., Fiorio, P. R., Rizzo, R., Rossetto, R., Vitti, A. C., Dias, F. L. F., De Oliveira, K. A., & Neto, M. B. (2023). Detection of nutritional stress in sugarcane by VIS-NIR-SWIR reflectance spectroscopy. *Ciência Rural*, 53(12). <https://doi.org/10.1590/0103-8478cr20220543>

Silva, F., Wijewardane, N. K., Bheemanahalli, R., Reddy, K. R., Zhang, X., & Vennam, R. R. (2023). Comparison of UV, visible and near-infrared, and mid-infrared spectrometers to estimate maize and sorghum leaf nutrients using dry-intact and ground leaves. *Computers And Electronics In Agriculture*, 211, 108001.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108001>

Stöber, R.; Sönmez, C.; Janson, N.; Kumpe, H.; Stonis, M.; Nyhuis, P.: Point Clouds As A Geometric Data Basis For Factory Planning - Comparison Of Several Mapping Techniques. In: Herberger, D.; Hübner, M. (Eds.): *Proceedings of the CPSL 2024*. Hannover : publish-Ing., 2024, S. 121-132. DOI:
<https://doi.org/10.15488/17706>

Štroner, M.; Urban, R.; Reindl, T.; Seidl, J.; Brouček, J. Evaluation of the Georeferencing Accuracy of a Photogrammetric Model Using a Quadcopter with Onboard GNSS RTK. *Sensors* 2020, 20, 2318
<https://doi.org/10.3390/s20082318>

Soil Systems, 4(3), 52. <https://doi.org/10.3390/soilsystems4030052>

Vasques, G. M., Rodrigues, H. M., Coelho, M. R., Baca, J. F. M., Dart, R. O., Oliveira, R. P., Teixeira, W. G., & Cedia, M. B. (2020). Field Proximal Soil Sensor Fusion for Improving High-Resolution Soil Property Maps. *Soil Systems*, 4(3), 52. <https://doi.org/10.3390/soilsystems4030052>

Wang, H., Zhang, H., & Liu, Y. (2019). Using a posterior probability support vector machine model to assess soil quality in Taiyuan, China. *Soil & Tillage Research*, 185, 146-152. <https://doi.org/10.1016/j.still.2018.08.013>