



Methodology for monitoring the water status of a super-intensive olive grove based on high-resolution thermal and multispectral imagery

Flavio Capraro ¹ , Santiago Tosetti ¹, Pedro Campillo ¹, Vicente Mut ¹,
Pierluigi Pierantozzi ² 

¹ Instituto de Automática INAUT (UNSJ – CONICET)
Av. Lib. Gral. San Martín 1112 (o), Ciudad Capital, San Juan, Argentina.
² CONICET - Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (EEA San Juan)
Calle 11 y Vidart. Departamento Pocito, San Juan, Argentina.

fcapraro@inaut.unsj.edu.ar ; stosetti@inaut.unsj.edu.ar;
campillo@inaut.unsj.edu.ar; vmut@inaut.unsj.edu.ar;
pierantozzi.pierluigi@inta.gob.ar

Abstract. Efficient water resource management is a central challenge in modern agriculture, particularly in arid and semi-arid regions. In this context, precision irrigation requires reliable and timely information on crop water status. This work proposes a methodology for monitoring the water status of a super-intensive olive grove based on high-resolution thermal and multispectral imagery acquired using an unmanned aerial vehicle (UAV) equipped with a FLIR VueProR 640 thermal camera and a MicaSense RedEdge multispectral camera. The study was conducted during the 2024–25 growing season on an experimental olive grove where four irrigation treatments with different levels of water replenishment (100%, 70%, 50%, and 25%) were applied in order to induce variability in crop water status. Thermal and multispectral images were processed through an integrated workflow combining digital photogrammetry, geographic information systems (GIS), and scientific programming tools in Python. Crop temperature, the Crop Water Stress Index (CWSI), and the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) were computed from georeferenced orthomosaics with an approximate spatial resolution of 4 cm. The results show high spatial and temporal variability of thermal indices associated with irrigation treatments, while NDVI exhibits a more stable behavior throughout the growing season. The proposed methodology enables detailed intra-plot analysis and provides an integrated workflow for processing and analyzing UAV-based data applied to irrigation management in super-intensive olive groves.

Keywords: precision irrigation, water stress, thermography, digital agriculture, olive crops.

Received May 2026; Accepted June 2026; Published July 2026



This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International License.

Metodología para el seguimiento del estado hídrico de un olivar superintensivo basada en imágenes termográficas y multiespectrales de alta resolución

Resumen. La gestión eficiente del recurso hídrico constituye un desafío central en la agricultura moderna, especialmente en regiones áridas y semiáridas. En este contexto, el riego de precisión requiere de información confiable y oportuna sobre el estado hídrico de los cultivos. En este trabajo se propone una metodología para el seguimiento del estado hídrico de un olivar superintensivo basada en el uso de imágenes termográficas y multiespectrales de alta resolución adquiridas mediante un vehículo aéreo no tripulado (UAV), equipado con una cámara termográfica FLIR VueProR 640 y una cámara multiespectral MicaSense RedEdge. El estudio se desarrolló durante la campaña productiva 2024–25 sobre un olivar experimental en el que se aplicaron cuatro tratamientos de riego con diferentes niveles de reposición hídrica (100%, 70%, 50% y 25%), con el objetivo de generar variabilidad en el estado hídrico del cultivo. Las imágenes térmicas y multiespectrales fueron procesadas mediante un flujo de trabajo integrado que combina fotogrametría digital, sistemas de información geográfica y herramientas de programación en Python. A partir de ortomosaicos georreferenciados con una resolución espacial aproximada de 4 cm se calcularon la temperatura del cultivo, el índice de estrés hídrico del cultivo (CWSI) y el índice de vegetación NDVI. Los resultados muestran una elevada variabilidad espacial y temporal de los índices térmicos asociada a los tratamientos de riego, mientras que el NDVI presenta un comportamiento más estable a lo largo de la campaña. La metodología propuesta permite un estudio detallado a escala intra-parcela y aporta un flujo de trabajo integrado para el procesamiento y análisis de datos aplicados a la gestión del riego en olivares superintensivos.

Palabras clave: riego de precisión, estrés hídrico, termografía, agricultura digital, olivos.

1 Introducción

En los últimos años, bajo las premisas de la olivicultura moderna, las nuevas plantaciones de olivos se desarrollaron con gran atención en la elevada densidad de plantación y en la alta tecnificación en el uso de sistema de riego presurizado y mecanización, entre otros aspectos (Searles et al., 2011). Esto conlleva a que los nuevos sistemas de cultivos sean superintensivos, con plantaciones de alta densidad y conducción en seto, con el objetivo de facilitar la cosecha y la recolección mecanizada (Pastor et al., 2007; Connor et al., 2014). El olivo es un cultivo característico del Mediterráneo, resistente a la sequía, cultivado tradicionalmente en seco, sin embargo, se ha determinado que la falta de agua en momentos críticos durante las fases sensibles del desarrollo afecta el crecimiento y la producción (Moriani et al., 2003).

La olivicultura, como actividad agrícola de importancia económica, social y ambiental enfrenta importantes desafíos asociados al cambio climático, la escasez del recurso hídrico, la mejora en calidad, y la necesidad de optimizar los procesos de gestión agronómica (Fernández, 2014). Particularmente en la provincia de San Juan se enfrenta una grave crisis hídrica que impacta desfavorablemente a la agricultura por la

baja disponibilidad de agua; ello amerita realizar la correcta gestión del recurso hídrico y evolucionar de forma rápida hacia nuevas técnicas de “Riego de Precisión” con tecnologías modernas que faciliten el proceso dinámico y continuo de análisis de información sobre: el clima, requerimientos hídricos del cultivo, estado del suelo y del riego.

En la gestión del riego es conveniente analizar periódicamente la uniformidad de la parcela. En el contexto antes mencionado, la agricultura digital se presenta como una estrategia clave para aumentar la eficiencia en la producción, mejorar la sostenibilidad del cultivo del olivo y proveer adecuadamente el riego (Zarco-Tejada et al., 2013; Capraro et al., 2018). Entre las tecnologías más prometedoras se encuentran las herramientas de teledetección que utilizan imágenes térmicas y multiespectrales de la zona cultivada a fin de monitorear diferentes variables fisiológicas y biofísicas de los cultivos (Mulla, 2013). Estas tecnologías ofrecen una alternativa no destructiva y de alta resolución para evaluar el estado hídrico, vigor vegetal, enfermedades y otros factores que afectan el rendimiento productivo.

Las imágenes térmicas son útiles para la detección de estrés hídrico, ya que la temperatura del dosel vegetal se encuentra directamente relacionada con la transpiración de la planta. Diversos estudios emplean índices como el Crop Water Stress Index (CWSI) (Idso et al., 1981) para estimar el nivel de estrés en olivares y ajustar el riego (Sepulcre-Cantó et al., 2006; Gonzalez-Dugo et al., 2013). En complemento, las imágenes multiespectrales que permiten capturar la reflectancia en bandas específicas del espectro electromagnético, han sido utilizadas para calcular índices de vegetación como el Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) y el Red-Edge NDVI, que permiten caracterizar el vigor y la biomasa del cultivo (López-Granados et al., 2019).

El desarrollo de plataformas aéreas no tripuladas (UAVs) y de satélites, junto con sensores cada vez más accesibles y precisos, ha favorecido la expansión de estas tecnologías en explotaciones agrícolas tanto intensivas como extensivas, permitiendo el monitoreo a nivel de planta y con ello evaluar la variabilidad espacial y temporal del estado del cultivo. Hoy en día, se busca afrontar y avanzar mediante diferentes investigaciones los desafíos relacionados con la integración de datos, la estandarización de metodologías de procesamiento, la interpretación agronómica de los resultados y la transferencia tecnológica al sector productivo, particularmente el olivícola (Sola-Guirado et al., 2017).

En este contexto, el presente trabajo tiene como objetivo proponer una metodología para el seguimiento del estado hídrico de un olivar superintensivo basada en el uso del CWSI y NDVI representados en mapas que fueron generados a partir de imágenes termográficas y multiespectrales de alta resolución adquiridas mediante UAV. El estudio se desarrolló en un olivar superintensivo joven situado en la provincia de San Juan, con la experimentación de cuatro tratamientos de riego diferenciados, y se apoya en herramientas informáticas para el procesamiento y análisis de datos geoespaciales. El artículo se ha organizado de la siguiente manera: en la Sección 2 se describen los materiales y métodos empleados, en la Sección 3 se presentan los resultados obtenidos para 6 días de la campaña 2024-25, en la Sección 4 se discuten los principales hallazgos y alcances de la tecnología utilizada, y en la Sección 5 se exponen las conclusiones.

1.1 Monitoreo del estado hídrico del olivo mediante sensado remoto

El uso de herramientas de sensado remoto para el monitoreo del estado hídrico de los cultivos ha sido ampliamente estudiado en el marco de la agricultura de precisión. En particular, la combinación de imágenes térmicas y multiespectrales ha demostrado ser

una estrategia eficaz para evaluar el estrés hídrico y el vigor de la vegetación en diferentes especies frutales, incluyendo el cultivo del olivo.

Diversos trabajos han utilizado imágenes térmicas para detectar estrés hídrico a partir de la temperatura del dosel vegetal. En este contexto, el índice CWSI propuesto inicialmente por Idso et al. (1981), ha sido uno de los más empleados para normalizar la temperatura del cultivo frente a la variabilidad ambiental. Estudios como los de Sepulcre-Cantó et al. (2006) y Ben-Gal et al. (2009) demostraron la capacidad de este índice para discriminar diferentes niveles de déficit hídrico en olivares bajo riego, utilizando la adquisición de imágenes térmicas desde plataformas aéreas y satelitales.

Con la aparición y uso de los UAVs, se ha incrementado significativamente la resolución espacial y temporal de los datos disponibles (Maes y Steppe, 2019). En los trabajos de González-Dugo et al. (2013) y Romero et al. (2021) se emplearon imágenes térmicas de alta resolución obtenidas mediante UAVs para analizar la variabilidad espacial del estado hídrico en diferentes especies frutales, evidenciando la ventaja de estas plataformas para estudios a escala de planta en frutales y cultivos leñosos. Sin embargo, estos trabajos señalan también la necesidad de metodologías robustas de procesamiento y segmentación que permitan separar adecuadamente el cultivo del suelo, especialmente en sistemas de riego localizado.

En forma complementaria, las imágenes multiespectrales han sido ampliamente utilizadas para caracterizar el vigor del cultivo y su evolución temporal. Índices como el NDVI, el SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index), que es una variante de NDVI ajustada al suelo, y el NDRE (Índice Normalizado Diferencial de Borde Rojo) han mostrado ser útiles para estimar biomasa, área foliar y actividad fotosintética (Colombo et al., 2003; Gitelson, 2004). En el caso del olivo, estos índices han sido empleados tanto para el monitoreo del crecimiento como para la detección temprana de enfermedades y dificultades en la producción (López-Granados et al., 2019). No obstante, hay estudios que coinciden en que los índices espectrales como el NDVI, SAVI y NDRE presentan baja sensibilidad para detectar estrés hídrico en periodos temporales cortos, especialmente cuando el déficit no ha generado aún cambios estructurales en la vegetación (Capraro et al., 2021).

Es importante destacar que la mayor potencialidad se logra al combinar e integrar información térmica y multiespectral con herramientas informáticas que permitan automatizar el procesamiento, análisis y visualización de grandes volúmenes de datos georreferenciados (Zarco-Tejada et al., 2013; Sola-Guirado et al. 2017; Giménez et al., 2023). En este sentido, el uso combinado de software de fotogrametría digital, sistemas de información geográfica (GIS) y lenguajes de programación como Python se presenta como una solución flexible y reproducible para el análisis espacial y temporal de cultivos bajo riego (Romero et al., 2021; Tmušić et al., 2020; Li et al., 2022).

A pesar de los avances reportados, aún persisten desafíos asociados a la estandarización de metodologías de procesamiento, la correcta alineación y georreferenciación de ortomosaicos multitemporales, y la extracción confiable de información exclusivamente asociada al cultivo, minimizando la influencia del suelo y otros elementos del entorno. Asimismo, muchos estudios se centran principalmente en el análisis agronómico de los resultados, dejando de lado una adecuada y detallada descripción sobre los flujos de procesamiento de datos y de las herramientas informáticas utilizadas.

En este contexto, el presente trabajo se propone y documenta de manera detallada una metodología integral (considerando todas las etapas de levantamiento, recopilación y procesamiento de datos) basada en herramientas de agricultura digital para la generación de mapas térmicos, de CWSI y de NDVI de alta resolución en un

olivar superintensivo. La estrategia empleada combina imágenes adquiridas mediante UAV, procesos de fotogrametría calibrados en reflectancia, técnicas de georreferenciación con GIS y algoritmos desarrollados en lenguaje Python para la segmentación del cultivo y el cálculo de índices, permitiendo analizar la variabilidad espacial y temporal del estado hídrico bajo distintos tratamientos de riego.

2 Métodos y materiales

2.1 Lugar de experimentación en campo

La experimentación a campo se realizó en un olivar superintensivo (cv. Arbosana), con marco de plantación de 4 m entre líneas y 1,75 m entre plantas (4 x 1,75), las líneas se disponen en sentido norte-sur, según se puede observar en la Fig. 1. La estructura del olivar se la puede describir como un seto bajo, con una altura promedio de los árboles de 2.5 m. El olivar está situado dentro de la estación experimental del Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria de la provincia de San Juan (IN-TA EEA San Juan), en la localidad de Pocito. Las coordenadas geográficas centrales son: 31° 39' 32,57" S; 68° 35' 22,82" O; 620 msnm. El clima de la región es de características semiárida, con alto nivel de evapotranspiración diaria y bajo aporte de lluvias (aproximadamente 100 mm anuales) (Gómez del Campo et al., 2010).



Fig. 1. Olivar superintensivo cv. *Arbosana*, con marco de plantación 4m x 1,75m, ubicado en la estación de INTA EEA San Juan.

2.2 Tratamientos de riego y gestión del riego

El olivar se dividió en dos sectores (Bloque 1 y Bloque 2) de iguales dimensiones y características que corresponden a dos repeticiones dentro del ensayo. En los márgenes derecho e izquierdo se identifica una hilera de cultivo que cumple la función de borduras por los cual no se consideran en los análisis. Como se observa en la Fig. 2, dentro de cada bloque se sitúan 4 parcelas de riego que están conformadas por 3 líneas de olivos. En cada parcela se aplica un tratamiento de riego con el objetivo de diferenciar las condiciones hídricas dentro del olivar y con ello evaluar la adaptación del cultivo a la región y a las diferentes condiciones de riego.

En el olivar se instaló un sistema de riego por goteo, con emisores de 4 L/h de capacidad y separación de 80 cm, con un lateral de riego por cada línea de plantas. La tasa de precipitación bruta (Pr) del sistema de riego es de 1,25 mm/h. El sistema de riego se subdividió en cuatro unidades para lograr el riego diferenciado de cada parcela. En la Fig. 2 se presenta la demarcación de cada bloque y tratamiento de riego.

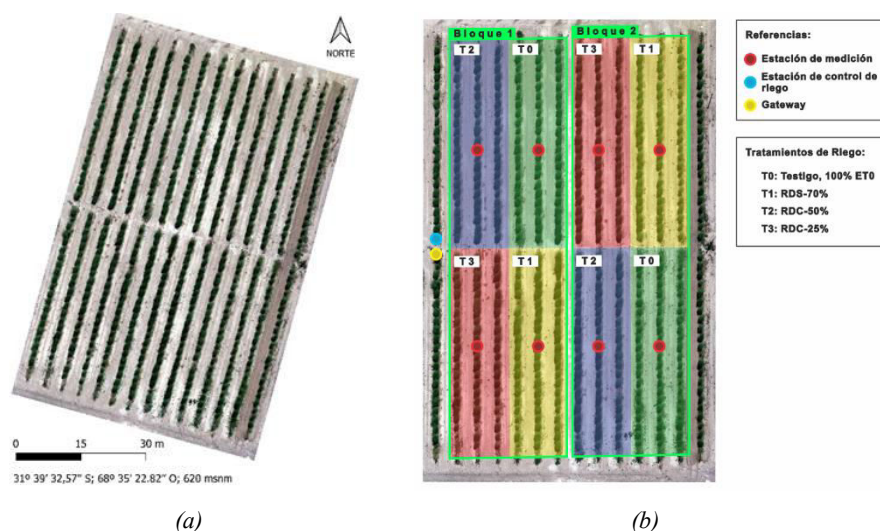


Fig. 2. (a) Imagen aérea del olivar superintensivo. (b) Demarcación de los bloques experimentales y de las parcelas correspondientes a los cuatro tratamientos de riego (T0, T1, T2 y T3). En la fila central de cada tratamiento se indica con círculos rojos la ubicación de las estaciones de medición..

La programación de los turnos de riego se determinó con el objetivo de reponer el 100 % de las necesidades hídricas del cultivo (ETc) (Doorenbos y Pruitt, 1976), en base a la evapotranspiración de referencia (ETo) diaria y al coeficiente de cultivo (Kc) según (1).

$$ETc [mm] = ETo * Kc \tag{1}$$

Durante la campaña se implementaron dos estrategias de riego, una de riego deficitario sostenido (RDS) y otra de riego deficitario controlado (RDC). En orden a ello, se definieron cuatro tratamientos de riego diferenciados, según se indica a continuación:

T0: Tratamiento testigo RDS-100. Reposición del 100 % de la ETc consumida durante todo el año.

T1: Tratamiento con riego deficitario sostenido RDS-70. Reposición del 70 % de la ETc durante todo el año.

T2: Tratamiento con riego deficitario controlado RDC-50. Reposición del 50 % de la ETc. Excepto durante los períodos críticos de prefloración/ floración, endurecimiento de endocarpo y final de la fase de acumulación de aceite don-de en estos periodos se repone el 100 % de ETc.

T3: Tratamiento con riego deficitario controlado RDC-25. Reposición del 25 % de la ETc. Excepto durante los períodos críticos de prefloración/floración donde se repone el 100 % de ETc, mientras que para los periodos de endurecimiento de endocarpo y final de la fase de acumulación de aceite se repone el 75 % de ETc.

ETo fue calculada con la metodología Penman–Monteith modificada propuesta por FAO (Allen et al., (1998). El Kc fue variante, considerando el valor de 0,68 para el periodo entre los meses de septiembre a abril, y el valor de 0,4 para el periodo de mayo a agosto.

El seguimiento y monitoreo de las aplicaciones de riego en cada turno y durante toda la campaña se realizó con la plataforma de Telemetría Agrícola. Para mayores detalles sobre la plataforma y sus componentes ver la descripción en Capraro et al. (2024).

2.3 Adquisición de las imágenes y metodología de procesamiento

Las herramientas de sensado remoto basadas en la adquisición de imágenes de diferentes bandas espectrales permiten calcular índices del cultivo que se representan en un mapa con el objetivo de visualizar la variabilidad espacial en un momento determinado de la campaña. Los índices se determinan por la combinación de las imágenes disponibles, en el trabajo de Radočaj et al. (2020) se presenta una revisión sobre los índices utilizados en la agricultura digital y detalles de cada uno. La metodología radica en realzar la cubierta vegetal en función de la respuesta espectral y atenuar la influencia de otros componentes como suelo, edificios, objetos, etc.. El resultado es una nueva imagen destacando las coberturas vegetales (densidad, área foliar, clorofila, y otros) (Gitelson, 2004).

El análisis espectral constituye un componente esencial en la aplicación del sensado remoto agrícola. Las imágenes multiespectrales y térmicas utilizadas en este trabajo explotan distintas regiones del espectro electromagnético con el fin de caracterizar propiedades del cultivo del olivo. Mayormente, para el análisis agronómico, se emplean sensores multiespectrales que operan en el rango de 400 a 900 nm, abarcando el espectro visible y el infrarrojo cercano (NIR). Las bandas más comúnmente utilizadas son:

- Verde (≈ 550 nm): asociada a la absorción por clorofila.
- Rojo (≈ 670 nm): fuertemente absorbida por la vegetación activa.
- Infrarrojo cercano NIR (≈ 800 – 850 nm): reflejada por tejidos vegetales sanos y útil para estimar el vigor.
- Red-Edge (≈ 710 – 740 nm): especialmente sensible a cambios tempranos en el estado fisiológico, como el estrés hídrico o la deficiencia nutricional.
- Termografía infrarroja IR (8 – 14 μm): detecta la temperatura superficial del dosel vegetal estrechamente vinculada con la transpiración de la planta y el estado hídrico del cultivo.

Como ya se mencionó en la introducción, los índices mayormente utilizados en la olivicultura son el NDVI, SAVI y NDRE. Así mismo y en complemento a los índices mencionados, en olivares donde se utilizan sistemas de riego presurizados resulta importante determinar y conocer el estado hídrico mediante la estimación del CWSI propuesto por Isdo et al, (1981).

En el presente trabajo, se ha realizado el análisis espacial del olivar en base a la información de imágenes termográficas y multiespectrales de alta resolución. Para

esto, primeramente, se realizó el levantamiento de imágenes aéreas del olivar con cámaras transportadas en un dron tipo cuatrirrotor, 3DR Robotics Solo (Fig. 3.a).

La adquisición de las imágenes se realizó con una cámara termográfica Flir Vue Pro-R 640 (7.5 - 13.5 μm) (Fig. 3.b) y una cámara multispectral Micasense RedEdge (Fig. 3.c) de 5 bandas: azul (475 nm), verde (560 nm), rojo (668 nm), infrarrojo cercano (NIR) (717 nm), y borde rojo (Red Edge) (840 nm). En el terreno se ubicaron 9 marcas georreferenciadas (placas circulares de 30 cm de papel aluminio), con un sistema de posicionamiento global de precisión (GPS RTK) (Fig. 4.a).

Durante la campaña (agosto 2024 a abril 2025) se han efectuado diferentes vuelos para adquirir las imágenes, se han considerado seis días: 9/8/24, 30/10/24, 22/11/24, 22/1/25, 19/2/25 y 20/3/25. Los vuelos se iniciaron a las 13:30 hs (medio día solar). La planificación del vuelo se realizó con el software Mission Planner, recorrido de tipo grilla, altitud a 60 m, velocidad de avance de 5m/s, y solapamiento de imágenes del 80% vertical y horizontal. En la Fig. 5 se muestra la trayectoria planificada.



Fig. 3. Plataforma UAV y sensores utilizados para la adquisición de las imágenes: (a) UAV tipo cuatrirrotor 3DR Robotics Solo; (b) cámara termográfica FLIR Vue Pro-R 640; (c) cámara multispectral MicaSense RedEdge de 5 bandas.

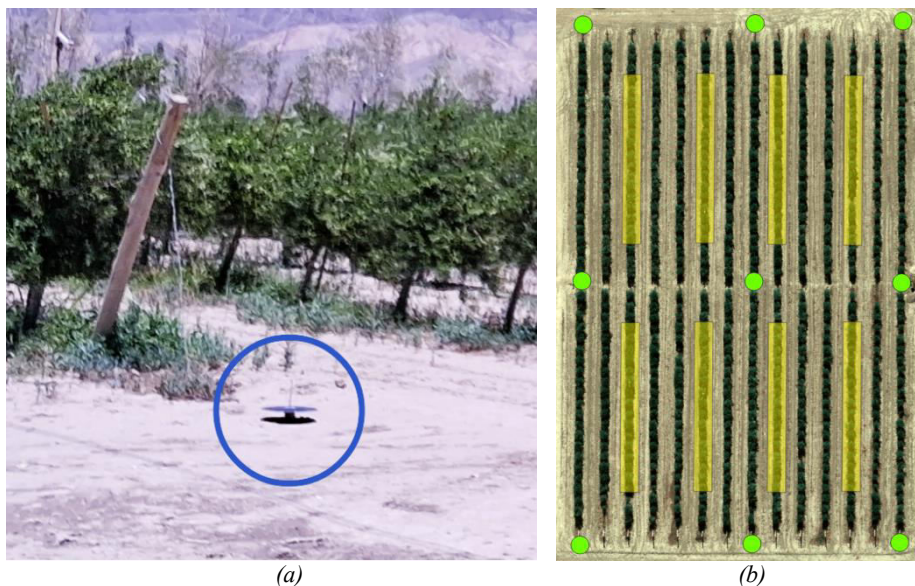


Fig. 4. Puntos de control en tierra (GCP) utilizados para la georreferenciación y alineación de los ortomosaicos obtenidos en las diferentes fechas de adquisición: (a) marcador en campo; (b) localización de los nueve GCP (puntos verdes) y demarcación de las zonas de extracción de datos (rectángulos amarillos).



Fig. 5. Planificación de la trayectoria de vuelo (tipo grilla) utilizada para la adquisición de las imágenes del olivar de estudio.

La primera etapa del procesamiento consistió en fusionar las imágenes de cada conjunto (6 set con imágenes termográficas y 6 set con imágenes multiespectrales) para lograr un mapa u ortomosaico del olivar para cada fecha. Para ello se utilizó el software de fotogrametría digital Agisoft Metashape ver. 1.8. El procesamiento se realizó bajo las recomendaciones del proveedor (Agisoft, 2024) con la siguiente metodología:

- Inspección y análisis de calidad de las imágenes. Eliminación de imágenes fuera de foco y de los giros en los extremos de cada recorrido.
- Carga de imágenes y verificación de posicionamiento (Fig. 6.a).
- Orientación de las imágenes y primera reconstrucción de la nube de puntos.
- Optimización de parámetros de la cámara.
- Carga, ubicación y demarcación de los GCP en imágenes de referencia.
- Calibración y ajuste de reflectancia de las imágenes utilizando el panel de calibración (Fig. 6.b).
- Creación de nube de puntos densa (Fig. 6.c).
- Selección y delimitación del espacio 3D de trabajo.
- Creación del modelo digital de elevación (DEM) (Fig. 6.d).
- Creación y exportación de ortomosaicos para cada banda espectral y termográfica (Fig. 6.e).

Los ortomosaicos resultantes requieren un nuevo ajuste de georreferenciación; esto se realizó con una herramienta de procesamiento de datos espaciales, denominado Sistemas de Información Geográfica (GIS). Se empleó el software QGIS versión 3.40.5. El ajuste se logró con el complemento de “Georeferenciación” de la herramienta GDAL y considerando los 9 GPC. La resolución aproximada es de 4 cm.

Posteriormente, en QGIS, se realizó el recorte del área de interés y la demarcación de la zona central de cada tratamiento (capa shape) de la cual se extraen los datos estadísticos necesarios. En la Fig. 5.b se muestra el área recortada y la capa que contiene las 8 zona de extracción de datos (demarcadas en rectángulos amarillos).

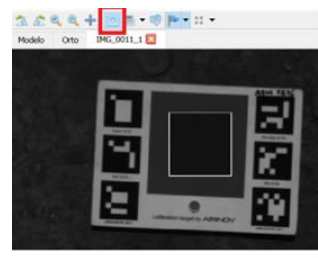
Seguidamente se analizaron y procesaron los mapas de temperatura y de las bandas multispectrales con el objetivo de calcular los índices NDVI y CWSI. Esto se logró por medio de algoritmos escritos en el lenguaje Python 3 y fue necesario integrar funciones de las librerías OsGeo, GDal, NumPy, SciPy, y Matplotlib. El editor utilizado fue Spyder 4, que se encuentra en la plataforma de desarrollo Anaconda.

El primer paso de este procesamiento es la extracción de la zona que contenga cultivo. Particularmente en el mapa térmico deben eliminarse los efectos de distorsión entre el cultivo y el suelo, conocido como “efecto corona” alrededor del cultivo (González-Dugo et al., 2013). Para diferenciar y extraer aquellos pixeles que únicamente corresponden a la vegetación se creó una capa de corte usando de base el mapa de NDVI. Dicha capa está conformada por los pixeles mayores a un valor de umbral, el cual se establece empíricamente mediante la observación del histograma bimodal de cada mapa de NDVI. En el trabajo dicho umbral fue de $NDVI > 0,4$.

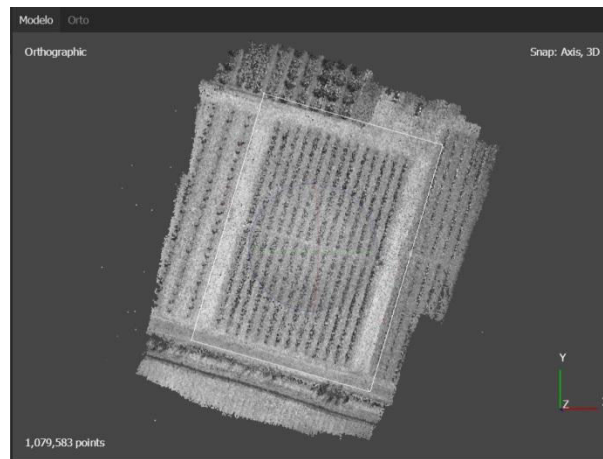
Generada la capa de corte, se procede a extraer los pixeles del cultivo a fin de visualizar la variabilidad en el olivar y también para extraer los datos estadísticos de la zona central de cada tratamiento. Este último proceso se realizó con la herramienta de “Estadística de Zonas” disponible dentro de la biblioteca de procesos de Q-GIS.



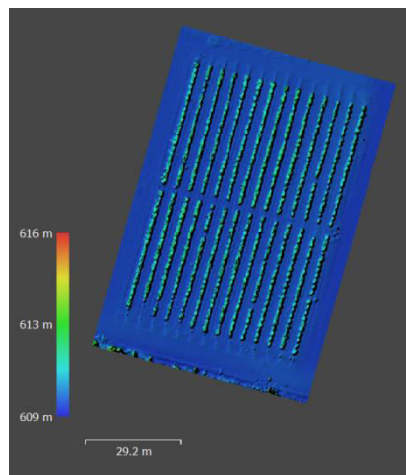
(a)



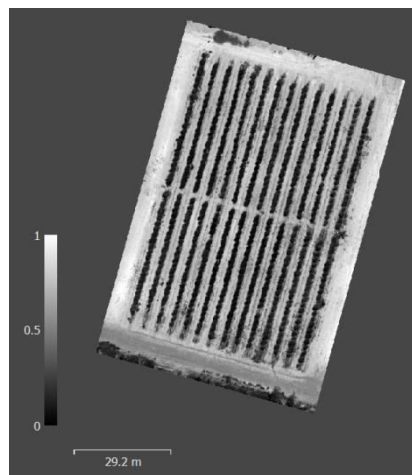
(b)



(c)



(d)



(e)

Fig. 6. Etapas del procesamiento de imágenes para la generación de ortomosaicos: (a) explorador de imágenes; (b) calibración de reflectancia; (c) nube de puntos densa; (d) modelo digital de elevación; (e) ortomosaico georeferenciado.

De esta manera, la metodología de cálculo de índices quedó establecida de la siguiente manera:

- Corregir la georeferenciación y posición de los ortomosaicos.
- Recortar el área de interés en todos los ortomosaico.
- Demarcar la zona de extracción de datos estadísticos mediante el diseño de una capa (shape).
- Calcular el NDVI y generar un mapa.
- Generar histograma bimodal del mapa de NDVI.
- Obtener una capa de corte a partir de mapa de NDVI, definir un umbral que permita diferenciar el cultivo del suelo a partir de la observación del histograma.
- Extraer zona de cultivo del mapa de NDVI.
- Extraer zona de cultivo del mapa térmico.

- Calcular el CWSI y generar un mapa.
- Generar histograma del mapa de CWSI.
- Extraer datos estadísticos de cada zona de estudio, para cada mapa generado.

2.4 Cálculo de los Índices NDVI y CWSI

El NDVI brinda información sobre la condición de la cobertura vegetal a través del análisis de la relación de la luz del infrarrojo cercano (NIR) y rojo visible (RED) (2). El rango de valores para el estudio de la vegetación es de 0 a 1. Valores próximos a 1 indican vegetación verde y activa, cercanos a 0 suelo desnudo o vegetación muerta.

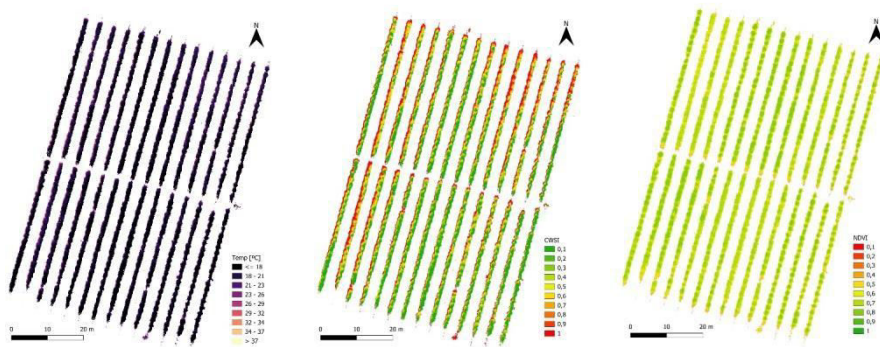
$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (2)$$

El CWSI se basa en la diferencia entre las temperaturas de la hoja y del aire normalizadas a la variación en las condiciones ambientales (Idso et al., 1981). En el trabajo de Jones (1992) se presenta una adaptación del CWSI donde el índice se define entre las temperaturas límites superiores e inferiores, T_{dry} y T_{wet} , que representan una hoja en estado de no transpiración y una hoja en estado completamente transpirando (3). El CWSI toma valores entre 0 y 1 indicando condiciones bien regadas o déficit hídrico.

$$CWSI = \frac{T_c - T_{wet}}{T_{dry} - T_{wet}} \quad (3)$$

Para el cálculo del índice se consideraron los valores indicados en la tabla 1. Las temperaturas de referencia se determinaron como: $T_{dry} = T_{aire} + 5^\circ\text{C}$ (según se realizó Ben-Gal et al., 2009)), T_{wet} ha sido estimada como el promedio del 10% de los píxeles más fríos contenidos en el mapa termográfico (similar a lo realizado en González-Dugo et al., 2013), y T_c corresponde a cada píxel del mismo mapa.

Seguidamente se presentan los mapas de T_c , CWSI y NDVI, con el correspondiente histograma. En el histograma bimodal del mapa T_c se diferencia la zona con cultivo y suelo; en color naranja se distingue el histograma al aplicarse la capa de corte.



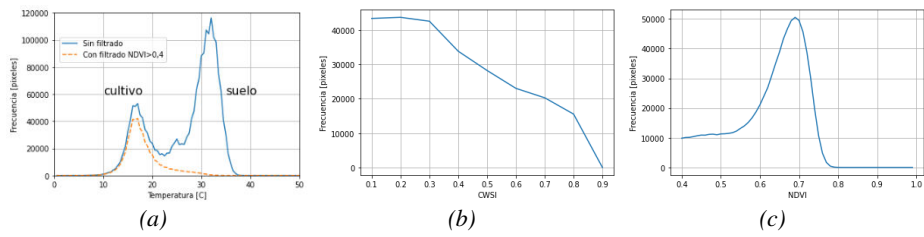


Fig. 7. Información correspondiente al 9/8/2024: (a) mapa de temperatura del cultivo (T_c) y su histograma; (b) mapa de CWSI y su histograma; (c) mapa de NDVI y su histograma.

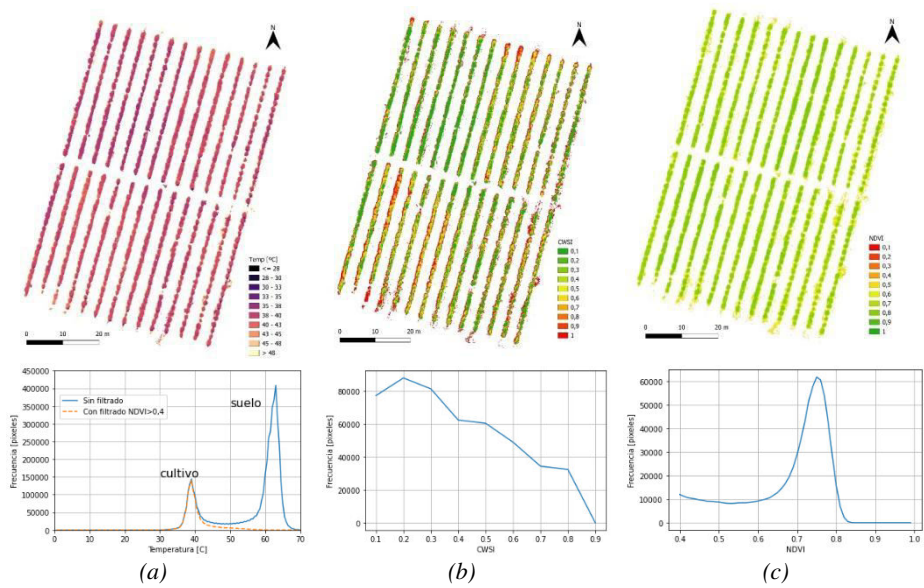
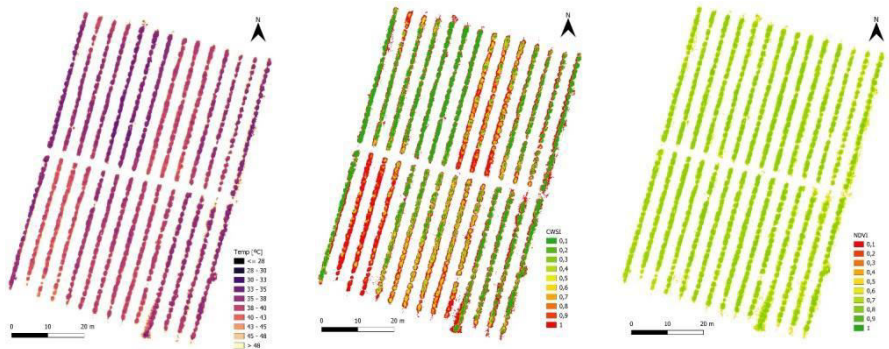


Fig. 8. Información correspondiente al 30/10/2024: (a) mapa de temperatura del cultivo (T_c) y su histograma; (b) mapa de CWSI y su histograma; (c) mapa de NDVI y su histograma.



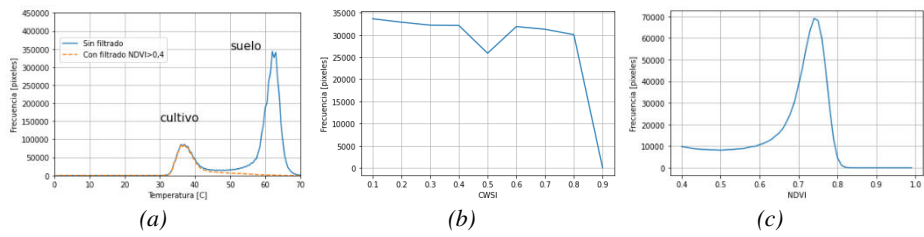


Fig. 9. Información correspondiente al 22/11/2024: (a) mapa de temperatura del cultivo (T_c) y su histograma; (b) mapa de CWSI y su histograma; (c) mapa de NDVI y su histograma.

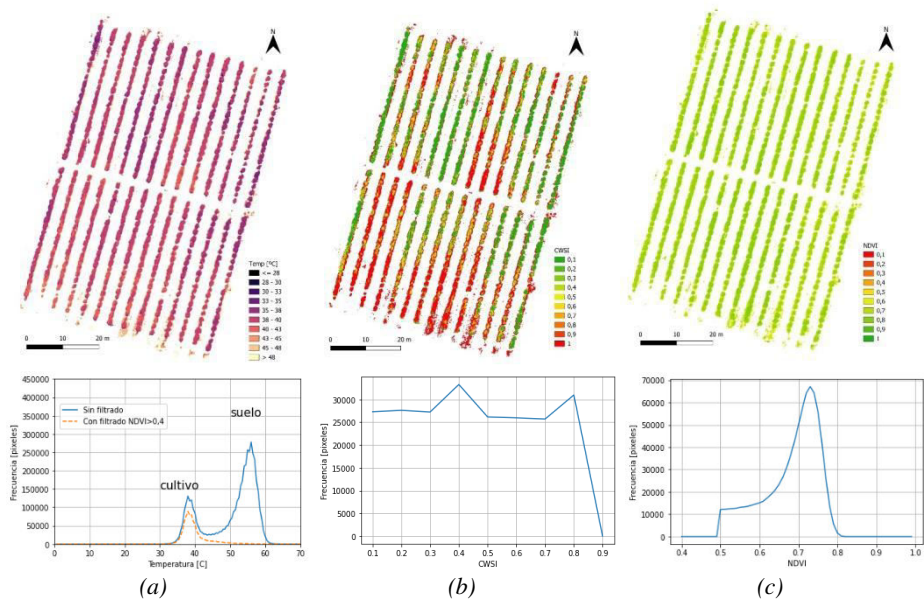
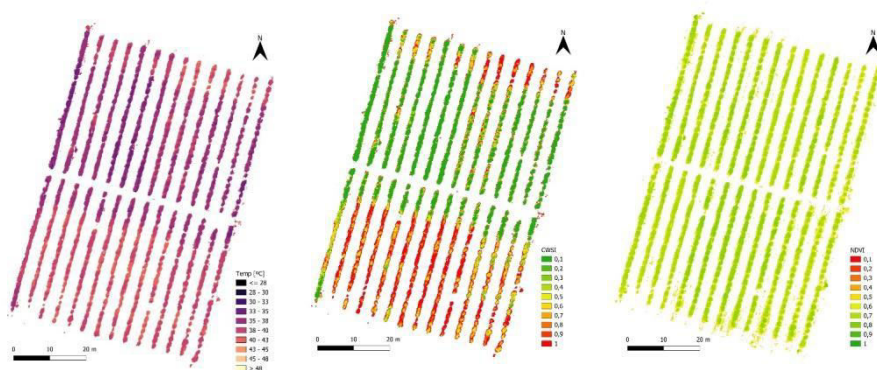


Fig. 10. Información correspondiente al 22/1/2025: (a) mapa de temperatura del cultivo (T_c) y su histograma; (b) mapa de CWSI y su histograma; (c) mapa de NDVI y su histograma.



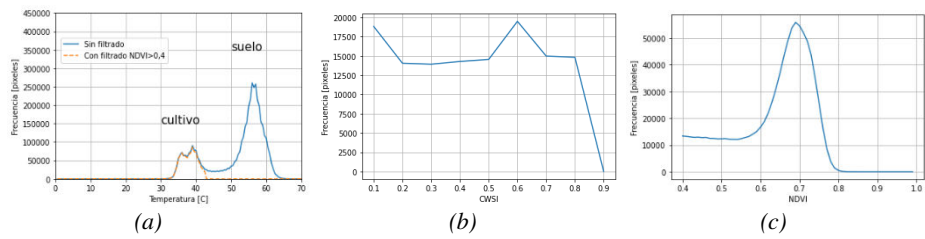


Fig. 11. Información correspondiente al 19/2/2025: (a) mapa de temperatura del cultivo (Tc) y su histograma; (b) mapa de CWSI y su histograma; (c) mapa de NDVI y su histograma.

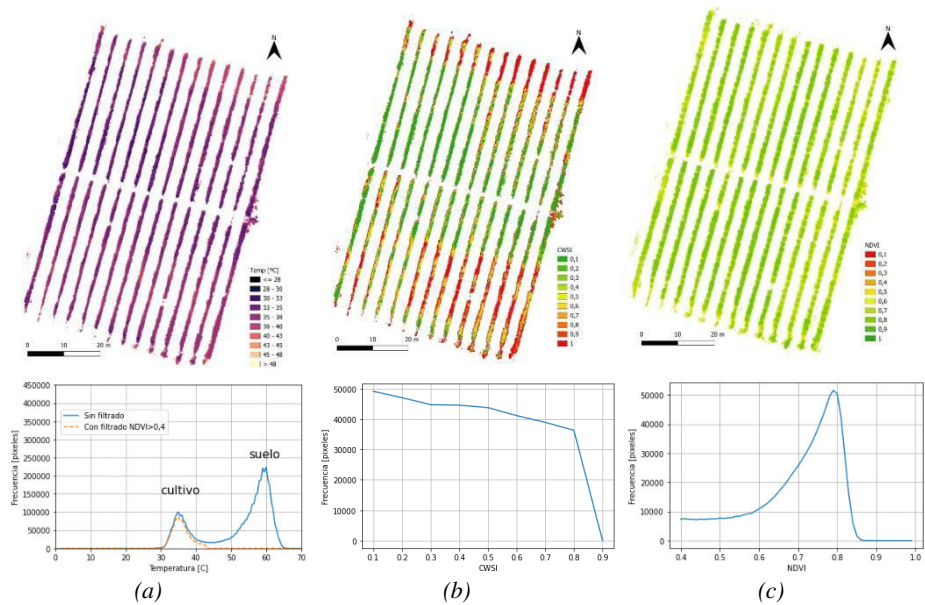


Fig. 12. Información correspondiente al 20/3/2025: (a) mapa de temperatura del cultivo (Tc) y su histograma; (b) mapa de CWSI y su histograma; (c) mapa de NDVI y su histograma.

Tabla 1. Parámetros utilizados para el cálculo del índice de estrés hídrico del cultivo (CWSI) por fecha.

Fecha	Ambiente		Imagen Térmica		CWSI	
	Tair (°C)	Hair (%)	Tmin (°C)	Tmax (°C)	Twet (°C)	Tdry (°C)
9/8/2024	16	30	6	17,6	15,7	21
30/10/2024	36,5	23	28,1	40,4	38,6	41,5
22/11/2024	33,5	33	28,7	39,2	36,7	38,5
22/1/2025	34,5	24	29,1	39,5	37,8	39,5
19/2/2025	33,4	35	28,5	39,6	37,1	38,4
20/3/2025	32,3	34	20,5	36,5	34,5	37,3

3 Resultados

A partir de los conjuntos de imágenes adquiridas en las seis fechas de la campaña 2024/25, se generaron los mapas georreferenciados de temperatura del cultivo (Tc), CWSI y NDVI con una resolución espacial aproximada de 4 cm. Esta alta resolución permitió analizar el comportamiento del olivar a nivel de planta y evaluar la variabilidad espacial intra-parcela bajo los distintos tratamientos de riego.

Los mapas térmicos obtenidos evidencian un marcado contraste entre el cultivo y el suelo, lo cual se refleja en los histogramas bimodales asociados a cada mapa. La aplicación de la capa de corte basada en NDVI permitió aislar de manera efectiva los píxeles correspondientes al dosel vegetal, reduciendo la influencia del suelo y otros elementos del entorno. Como resultado, los mapas de Tc y CWSI muestran patrones espaciales homogéneos dentro de cada parcela y diferencias claras entre tratamientos.

En las figuras 7 a 12 se presentan, para cada fecha analizada, los mapas de Tc, CWSI y NDVI junto con sus respectivos histogramas. De manera particular, es interesante destacar que los mapas de CWSI permiten identificar visualmente y de forma intuitiva las zonas con distintos niveles de estrés hídrico, destacándose áreas con valores elevados en los tratamientos donde se aplica mayor déficit de riego.

En referencia a los mapas, el análisis espacial de los mismos permitió evaluar la respuesta del cultivo a los diferentes tratamientos de riego aplicados (T0, T1, T2 y T3) en ambos bloques experimentales. En general, se observa que los tratamientos con menor reposición de agua presentan los valores más elevados de Tc y CWSI, así mismo se aprecia una mayor heterogeneidad espacial entre las parcelas.

En los mapas correspondientes a las fechas con mayor demanda evaporativa, los contrastes entre el tratamiento testigo (T0) y los tratamientos deficitarios (T2 y T3) se hacen más evidentes, especialmente en el índice CWSI. Este comportamiento se repite en ambos bloques, lo que indica una respuesta sensible del olivo frente a la aplicación diferenciada del riego.

La Tabla 2 resume los valores promedio de temperatura del cultivo para cada tratamiento y fecha de medición, mientras que la Tabla 3 presenta los valores promedio de NDVI. En el caso de Tc, se observa una tendencia general a valores más altos en los tratamientos con mayor déficit hídrico, particularmente en las fechas centrales de la campaña. Por el contrario, el NDVI presenta diferencias menos marcadas entre tratamientos para una misma fecha.

En la Fig. 13 se presenta de manera gráfica la evolución temporal de los valores promedio de Tc y NDVI para cada tratamiento de riego. En el caso de la temperatura del cultivo, se observa una variación temporal claramente asociada a las condiciones ambientales y al nivel de reposición hídrica aplicado. Las mayores diferencias entre tratamientos se registran en las fechas con temperaturas ambientales más elevadas, donde los tratamientos deficitarios muestran valores superiores de Tc.

Por su parte, el NDVI presenta una evolución más estable a lo largo de la campaña. Si bien se registran variaciones temporales, las diferencias entre tratamientos para una misma fecha son, en general, menos marcadas que las observadas en Tc. No obstante, el índice permite identificar cambios en el vigor del cultivo a lo largo del ciclo productivo, especialmente al comparar las fechas iniciales y finales de la campaña.

Estos resultados evidencian que los índices derivados de imágenes térmicas y multispectrales permiten registrar y analizar información complementaria sobre el

estado del olivo, siendo particularmente más relevante el comportamiento del índice térmico para la detección de variaciones en el estado hídrico bajo riego deficitario.

Cabe señalar que en el presente trabajo no se incluye el análisis estadístico inferencial de los datos presentados en las Tablas 2 y 3, como tampoco un análisis de correlación con mediciones de potencial hídrico en los cultivos. Dichos análisis se enmarcan en aspectos de carácter agronómico que exceden el alcance de este artículo, cuyo foco se centra en el desarrollo y evaluación de una metodología informática para el procesamiento y análisis espacial de información térmica y multiespectral. En consecuencia, estos análisis serán abordados en otros trabajos científicos, por ello no fueron considerados en esta contribución.

Tabla 2. Temperatura promedio del cultivo estimada a partir de imágenes térmicas para los distintos tratamientos de riego por fecha.

Fecha	B1-T0	B1-T1	B1-T1	B1-T3	B2-T0	B2-T1	B2-T2	B2-T3
9/8/2024	17,3	17,8	17,8	18,7	18,1	19,3	17,7	18,7
30/10/2024	39,3	41,4	41,4	41,6	41,5	40,9	40,8	40,3
22/11/2024	36,9	39,7	39,7	42,2	39,2	40,0	40,4	40,5
22/1/2025	38,2	39,7	39,7	40,7	39,5	39,3	40,4	39,5
19/2/2025	36,1	40,1	40,1	39,9	39,4	37,1	40,3	38,2
20/3/2025	34,3	36,7	36,7	36,2	37,2	36,3	37,0	35,9

Tabla 3. Índice de vegetación NDVI promedio estimado a partir de imágenes multiespectrales para los distintos tratamientos de riego por fecha.

Fecha	B1-T0	B1-T1	B1-T2	B1-T3	B2-T0	B2-T1	B2-T2	B2-T3
9/8/2024	0,65	0,62	0,60	0,65	0,62	0,62	0,61	0,66
30/10/2024	0,68	0,70	0,68	0,73	0,66	0,68	0,70	0,73
22/11/2024	0,69	0,69	0,69	0,69	0,67	0,68	0,69	0,70
22/1/2025	0,69	0,71	0,71	0,69	0,66	0,68	0,71	0,70
19/2/2025	0,66	0,69	0,64	0,63	0,63	0,64	0,66	0,63
20/3/2025	0,69	0,74	0,72	0,74	0,65	0,67	0,75	0,75

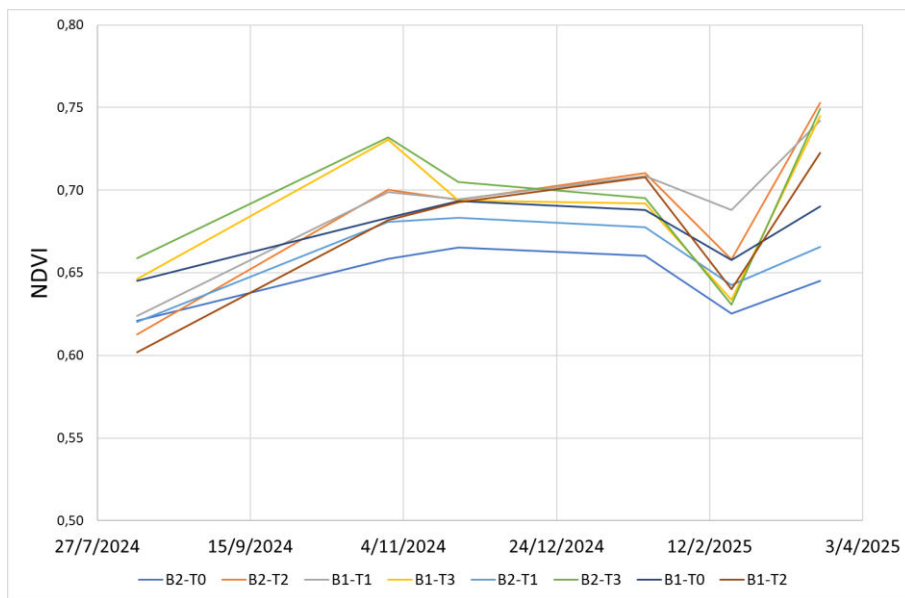
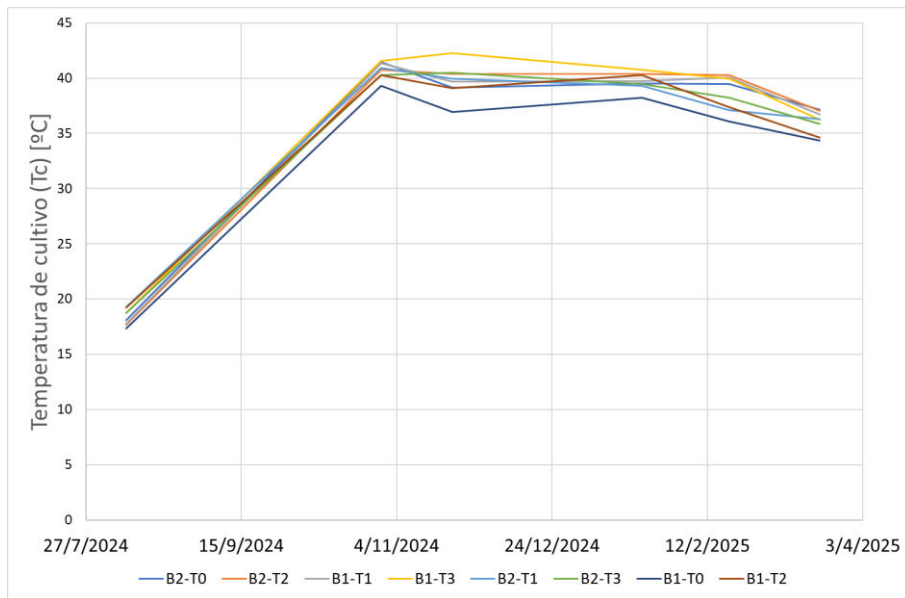


Fig. 13. Evolución temporal de los valores promedio de temperatura del cultivo (Tc) y del índice de vegetación normalizado (NDVI) para los diferentes tratamientos de riego durante la campaña 2024/25.

4 Discusión

4.1 Respuesta de los índices CWSI y NDVI al déficit hídrico

Los resultados obtenidos confirman la alta sensibilidad de los índices derivados de imágenes térmicas, en particular la Tc y el CWSI, para detectar variaciones en el estado hídrico del olivar bajo distintos tratamientos de riego. En las fechas con mayor demanda evaporativa, los tratamientos con déficit hídrico muestran valores consistentemente superiores de Tc y CWSI respecto del tratamiento testigo, comprobando una respuesta fisiológica directa del cultivo asociada a la reducción de la transpiración.

Dicho comportamiento es coherente con lo reportado en trabajos previos realizados en olivares con riego, donde los índices térmicos demostraron ser indicadores robustos del estado hídrico del cultivo, incluso en escalas temporales cortas (Sepulcre-Cantó et al., 2006; Ben-Gal et al., 2009; González-Dugo et al., 2013). Particularmente el uso del CWSI permite normalizar la temperatura del dosel frente a la variabilidad ambiental, facilitando la comparación entre fechas y tratamientos.

Un aspecto relevante de estudio presentado en este trabajo es la resolución espacial alcanzada (aproximadamente 4 cm), lo cual permitió analizar la variabilidad entre las parcelas y detectar patrones espaciales homogéneos dentro de cada tratamiento. La consistencia observada entre los dos bloques refuerza el enfoque y su potencial aplicación en sistemas productivos reales, donde la heterogeneidad espacial del cultivo constituye un desafío para la gestión eficiente del riego (Capraro et al., 2018).

A diferencia de lo anterior, el NDVI presentó una respuesta más estable a lo largo de la campaña, con diferencias menores entre tratamientos para una misma fecha. Este comportamiento no debe interpretarse como una limitación del índice, sino como una consecuencia esperable de su naturaleza espectral y considerando que el olivo es un cultivo perenne que mantiene su estructura y adaptación. El NDVI se encuentra principalmente asociado a variables estructurales y fisiológicas del cultivo, tales como el área foliar, la biomasa y la actividad fotosintética, es por ello que en el caso del olivo suele responder de manera más lenta a variaciones en el suministro hídrico.

Este resultado también ha sido reportado en la literatura, donde se señala que los índices espectrales basados en el visible y el infrarrojo cercano presentan una sensibilidad limitada para detectar estrés hídrico incipiente, especialmente cuando el déficit no ha generado aún cambios visibles en la estructura del dosel (Colombo et al., 2003; Gitelson, 2004). Por ello, el NDVI resulta más adecuado para el seguimiento del vigor del cultivo y su evolución temporal que para la detección temprana del estrés hídrico.

No obstante, la combinación de NDVI con información térmica aporta una visión complementaria del estado del cultivo. Mientras los índices térmicos permiten identificar rápidamente situaciones de estrés hídrico, el NDVI contribuye a contextualizar dichos resultados en términos de vigor y desarrollo vegetativo, reforzando la utilidad del enfoque integrado.

4.2 Aportes metodológicos y limitaciones del enfoque propuesto

Desde el punto de vista metodológico, este trabajo aporta una estrategia integral y reproducible para el procesamiento y análisis de imágenes térmicas y multiespectrales, obtenidas con cámaras montadas en un UAV, a fin de lograr el monitoreo hídrico de cultivos leñosos, en el presente caso un olivar superintensivo joven. La integración de software de fotogrametría digital, sistemas de información geográfica (GIS) y herramientas de programación en Python permitió automatizar el

flujo de trabajo, desde la generación de ortomosaicos calibrados hasta el cálculo de índices y la extracción de estadísticas espaciales.

Un aporte relevante es la utilización del NDVI como criterio de segmentación para separar el dosel vegetal, reduciendo la influencia del suelo en el cálculo de Tc y CWSI. Esta estrategia resulta adecuada en sistemas de riego localizado y marcos de plantación superintensivos, donde la presencia de suelo desnudo puede introducir alteraciones significativas en el análisis térmico.

Sin embargo, el enfoque presenta algunas limitaciones que deben ser consideradas. La calidad de los resultados depende de las condiciones ambientales durante la adquisición de las imágenes, tales como la radiación solar, la temperatura del aire y el viento, así como del horario del vuelo. Asimismo, la definición de umbrales para la segmentación y la calibración radiométrica requiere ajustes específicos para cada vuelo y cada sistema productivo. Estas limitaciones no invalidan la metodología, pero resaltan la necesidad de protocolos estandarizados para su aplicación operativa, particularmente si es requerido analizar varios días durante una campaña.

Los resultados obtenidos muestran el potencial de las herramientas de agricultura digital para llevar adelante la gestión del riego en contextos de escasez hídrica, como los sistemas productivos de regiones áridas y semiáridas. La generación de mapas de alta resolución de Tc y CWSI permite identificar de forma rápida e intuitiva zonas con distintos niveles de estrés hídrico, facilitando la toma de decisiones orientadas a una aplicación más eficiente del recurso hídrico.

En este sentido, la metodología propuesta puede constituir una base para el desarrollo de sistemas de soporte a la decisión (DSS) orientados al riego de precisión, integrando información espacial y temporal del cultivo con otros datos agronómicos y ambientales. La automatización del procesamiento y el uso de herramientas informáticas de código abierto (open-source) favorecen la escalabilidad del enfoque y su potencial adopción en sistemas productivos reales.

5 Conclusiones

En este trabajo se presentó una metodología para el seguimiento del estado hídrico de un olivar superintensivo basada en el uso de imágenes termográficas y multispectrales de alta resolución adquiridas mediante vehículos aéreos no tripulados. El enfoque propuesto permitió analizar la variabilidad espacial y temporal del cultivo bajo distintos tratamientos de riego durante una campaña productiva completa.

Los resultados obtenidos muestran que los índices térmicos, particularmente la temperatura del cultivo y el CWSI, constituyen herramientas sensibles y consistentes para detectar variaciones en el estado hídrico del olivar, presentándose diferencias claras entre tratamientos de riego, especialmente en condiciones de alta demanda evaporativa. Por su parte, el NDVI presentó una respuesta más estable, asociada principalmente al vigor del cultivo y a su evolución a lo largo del ciclo productivo.

Desde el punto de vista metodológico, el trabajo aporta un flujo de procesamiento de información que integra fotogrametría digital, sistemas de información geográfica y herramientas de programación para el análisis automatizado de grandes volúmenes de datos geoespaciales. La segmentación del dosel vegetal basada en NDVI resultó clave para mejorar la calidad de los índices térmicos, reduciendo la influencia del suelo en el análisis.

La metodología propuesta presenta un alto potencial para su aplicación en estrategias de riego de precisión y agricultura digital, particularmente en regiones con

limitaciones en la disponibilidad del recurso hídrico. Como líneas de trabajo futuro se plantea la integración de esta información con variables agronómicas registradas in-situ que son propias del olivar de ensayo, así como su incorporación en sistemas de soporte a la decisión juntamente con las variables meteorológicas de la zona a fin de lograr un calendario de riego totalmente ajustado a las necesidades del olivar, favoreciendo la gestión eficiente del riego.

Agradecimientos

El presente trabajo ha sido soportado mediante proyectos financiados por: la Agencia Nacional de Promoción de la Investigación, el Desarrollo Tecnológico y la Innovación (Agencia I+D+i) de Argentina con el proyecto PICT 2021-I-A-00855 “Plataforma robotizada para Agricultura 5.0”, el Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET) de Argentina, la Universidad Nacional de San Juan (UNSJ), y el Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (INTA).

Referencias

Agisoft Helpdesk Portal. (s.f.). MicaSense RedEdge MX processing workflow (including Reflectance Calibration) in Agisoft Metashape Professional. *Agisoft*. Recuperado el 15 de abril de 2025 de <https://agisoft.freshdesk.com/support/solutions/articles/31000148780-micasense-rededge-mx-processing-workflow-including-reflectance-calibration-in-agisoft-metashape-pro>

Allen, R. G., Pereira, L. S., Raes, D. y Smith, M. (1998). *Crop evapotranspiration: Guidelines for computing crop water requirements*. FAO. <https://www.fao.org/3/X0490E/x0490e00.htm>

Ben-Gal, A., Agam, N., Alchanatis, V., Cohen, Y., Yermiyahu, U., Zipori, I., Presnov, E., Sprintsin, M. y Dag, A. (2009). Evaluating water stress in irrigated olives: Correlation of soil water status, tree water status, and thermal imagery. *Irrigation Science*, 27, 367–376. <https://doi.org/10.1007/s00271-009-0150-7>

Capraro, F., Tosetti, S., Rossomando, F., Mut, V. y Vita Serman, F. (2018). Web-based system for the remote monitoring and management of precision irrigation: A case study in an arid region of Argentina. *Sensors*, 18(11), 3847. <https://doi.org/10.3390/s18113847>

Capraro, F., Vita Serman, F. y Tosetti, S. (2021). *Determinación de CWSI en olivares mediante procesamiento de imágenes termográficas* [ponencia]. 13° Congreso Argentino de Agroinformática y 50° Jornadas Argentinas de Informática (50 JAIIO). Ciudad de Buenos Aires, Argentina. <http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/140694>

Capraro, F., Campillo, P., Giménez, R., Ortiz, A., Gentili, L. y Pierantozzi, P. (2024). Monitoreo de variables y gestión de estrategias de riego deficitario en un olivar superintensivo empleando nuevas tecnologías de Agricultura Digital [ponencia]. Actas del 16° Congreso Argentino de Agroinformática. 53 JAIIO. Bahía Blanca, Argentina. <https://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/176974>

Colombo, R., Bellingeri, D., Fasolini, D. y Marino, C. M. (2003). Retrieval of leaf area index in different vegetation types using high-resolution satellite data. *Remote Sensing of Environment*, 86(1), 120–131. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(03\)00094-4](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(03)00094-4)

Connor, D. J., Gómez-del-Campo, M., Rousseaux, M. C. y Searles, P. S. (2014). Structure, management and productivity of hedgerow olive orchards: A review. *Scientia Horticulturae*, 169, 71–93. <https://doi.org/10.1016/j.scienta.2014.02.010>

Doorenbos, J. y Pruitt, W. O. (1976). *Guidelines for predicting crop water requirements*. FAO. <https://openknowledge.fao.org/handle/20.500.14283/f2430e>

Fernández, J. E. (2014). Understanding olive adaptation to abiotic stresses as a tool to increase crop performance. *Environmental and Experimental Botany*, 103, 158–179. <https://doi.org/10.1016/j.envexpbot.2013.12.003>

Giménez, R., Capraro, F., Campillo, P., Gentili, L. y Pierantozzi, P. (2023). *Análisis de la variabilidad espacial del estado hídrico en un olivar superintensivo*. X Reunión de Trabajo en Procesamiento de la Información y Control RPIC 2023. Misiones, Argentina.

Gitelson, A. A. (2004). Wide dynamic range vegetation index for remote quantification of biophysical characteristics of vegetation. *Journal of Plant Physiology*, 161(2), 165–173. <https://doi.org/10.1078/0176-1617-01176>

Gómez-del-Campo, M., Morales-Sillero, A., Vita Serman, F., Rousseaux, M. C. y Searles, P. S. (2010). El olivar en los valles cálidos del noroeste de Argentina. *Olivae*, 114, 23–45.

González-Dugo, V., Zarco-Tejada, P. J., Nicolás, E., Nortes, P. A., Alarcón, J. J. y Intrigliolo, D. S. (2013). Using high-resolution UAV thermal imagery to assess the variability in the water status of five fruit tree species within a commercial orchard. *Precision Agriculture*, 14, 660–678. <https://doi.org/10.1007/s11119-013-9322-9>

Idso, S. B., Jackson, R. D., Pinter, P. J., Reginato, R. J. y Hatfield, J. L. (1981). Normalizing the stress-degree-day parameter for environmental variability. *Agricultural Meteorology*, 24, 45–55. [https://doi.org/10.1016/0002-1571\(81\)90032-7](https://doi.org/10.1016/0002-1571(81)90032-7)

Jones, H. G. (1992). *Plants and microclimate*. (2ª ed.). Cambridge University Press.

Li, X., Zhang, Y., Wu, B. y Zeng, H. (2022). A Python-based geospatial processing framework for high-resolution UAV imagery in precision agriculture. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 184, 1–15. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2021.12.002>

López-Granados, F., Torres-Sánchez, J., Serrano, N., Arquero, O. y Peña, J. M. (2019). High-throughput system for the detection of early-season olive crop diseases using aerial imagery and deep learning. *Remote Sensing*, 11(21), 2542. <https://doi.org/10.3390/rs11212542>

Maes, W. H. y Steppe, K. (2019). Perspectives for remote sensing with unmanned aerial vehicles in precision agriculture. *Trends in Plant Science*, 24(2), 152–164. <https://doi.org/10.1016/j.tplants.2018.11.007>

Moriana, A., Orgaz, F., Pastor, M. y Fereres, E. (2003). Yield responses of a mature olive orchard to water deficits. *Journal of the American Society for Horticultural Science*, 128, 425–431. <https://doi.org/10.21273/JASHS.128.3.0425>

Mulla, D. J. (2013). Twenty-five years of remote sensing in precision agriculture: Key advances and remaining knowledge gaps. *Biosystems Engineering*, 114(4), 358–371. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2012.08.009>

Pastor, M., García-Vila, M., Soriano, M. A., Vega, V. y Fereres, E. (2007). Productivity of olive orchards in response to tree density. *Journal of Horticultural Science & Biotechnology*, 82, 555–562. <https://doi.org/10.1080/14620316.2007.11512269>

Radočaj, D., Obhodaš, J., Jurišić, M. y Gašparović, M. (2020). Global open data remote sensing satellite missions for land monitoring and conservation: A review. *Land*, 9(11), 402. <https://doi.org/10.3390/land9110402>

Romero, M., Luo, Y., Su, B. y Fuentes, S. (2021). Vineyard water status estimation using multispectral and thermal imagery from an unmanned aerial vehicle (UAV). *Computers and Electronics in Agriculture*, 185, 106160. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106160>

Searles, P. S., Agüero Alcarás, M. y Rousseaux, M. C. (2011). El consumo de agua por el cultivo de olivo (*Olea europaea* L.) en el noroeste de Argentina: una comparación con la cuenca Mediterránea. *Ecología Austral*, 21, 15–28.

Sepulcre-Cantó, G., Zarco-Tejada, P. J., Jiménez-Muñoz, J. C., Sobrino, J. A., de Miguel, E. y Villalobos, F. J. (2006). Detection of water stress in an olive orchard with thermal remote sensing imagery. *Agricultural and Forest Meteorology*, 136(1–2), 31–44. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2006.01.008>

Sola-Guirado, R. R., Castro-García, S., Blanco-Roldán, G. L. y Gil-Ribes, J. A. (2017). Application of precision agriculture technologies in olive groves: Evaluation of the benefits and adoption barriers. *Computers and Electronics in Agriculture*, 138, 48–60. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.04.008>

Tmušić, G., Manfreda, S., Aasen, H., James, M. R., Gonçalves, G., Ben-Dor, E. y Pádua, L. (2020). Current practices in UAS-based environmental monitoring. *Remote Sensing*, 12(6), 1001. <https://doi.org/10.3390/rs12061001>

Zarco-Tejada, P. J., González-Dugo, V. y Berni, J. A. J. (2012). Fluorescence, temperature and narrow-band indices acquired from a UAV platform for water stress detection using a micro-hyperspectral imager and a thermal camera. *Remote Sensing of Environment*, 117, 322–337. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.10.007>