

# Jornadas de Automática

## Monitorización del contenido de fósforo del olivo mediante robot terrestre

Noguera, M.<sup>a,\*</sup>, Millan, B.<sup>b</sup>, Moro, R.<sup>a</sup>, & Andujar, JM.<sup>a</sup>

<sup>a</sup> Centro de Investigación en Tecnología, Energía y Sostenibilidad, Universidad de Huelva, Ctra. Huelva-Palos de la Frontera, Campus La Rábida, 21819, Palos de la Frontera, Huelva, España

<sup>b</sup> Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica de Comunicaciones y de Sistemas, Universidad de Oviedo, C/ Pedro Puig Adam, 33203 Gijón, España

**To cite this article:** Noguera, M., Millan, B., Moro, R., & Andujar, JM. 2024. Monitoring of Olive tree Phosphorus Content Using a Ground Robot. *Jornadas de Automática*, 45. <https://doi.org/10.17979/ja-cea.2024.45.10918>

### Resumen

El olivar es un cultivo de gran importancia en los países de la cuenca mediterránea. En las últimas décadas, el sector olivarero ha experimentado una modernización en busca de incrementar la rentabilidad y productividad de sus explotaciones. En este contexto, la gestión basada en agricultura de precisión está mostrando un potencial prometedor. En este sentido, el presente trabajo muestra una metodología para la caracterización del contenido foliar de P en olivares superintensivos. El método propuesto se basa en redes neuronales artificiales alimentadas con información espectral extraída de imágenes adquiridas por un robot terrestre con capacidad para la navegación autónoma. Para evaluar la metodología propuesta se definió un planteamiento experimental basado en exponer una parcela de olivos superintensivos a tratamientos de fertirriego diferenciales para generar variabilidad en cuanto al contenido foliar de P. El índice de correlación entre los valores de obtenidos por análisis químico y la respuesta del modelo ( $R^2=0.72$ ) sugieren la idoneidad de la metodología propuesta.

**Palabras clave:** Agricultura de precisión, Robótica agrícola, Robots móviles, Modelización y control de la agricultura, Apoyo a la toma de decisiones.

### Monitoring of Olive tree Phosphorus Content Using a Ground Robot

#### Abstract

The olive grove is a crop of great importance for the agronomic sector in the countries of the Mediterranean basin. In the last decades, the olive sector has undergone modernisation in order to increase the profitability and productivity of its crop systems. In this context, management approaches based on precision agriculture are showing promising potential. In this sense, the present work shows a methodology for the characterisation of leaf P content in super-intensive olive orchards. The proposed method is based on artificial neural networks fed with spectral information extracted from images acquired by a terrestrial robot with autonomous navigation capabilities. To evaluate the proposed methodology, an experimental approach was defined based on exposing a plot of super-intensive olive trees to differential fertigation treatments to generate variability in leaf P content. The correlation index between the reference values obtained by chemical analysis and the response of the developed model ( $R^2 = 0.72$ ) suggests the suitability of the proposed methodology.

**Keywords:** Precision farming, Agricultural robotics, Mobile robots, Modeling and control of agriculture, Decision-making support.

## 1. Introducción

El cultivo del olivo y su mercado asociado representan un motor económico para los países de la cuenca mediterránea y especialmente para España. Buena muestra de ello es el hecho de que, en 2017, España, Portugal, Italia y Grecia generaron el 62% del total de la producción mundial de aceituna. La sostenibilidad a largo plazo de este sector requiere incrementar la productividad y rentabilidad de las explotaciones olivareras a la par que reducir su impacto medioambiental. En las últimas décadas, el sector oleícola ha experimentado adelantos con el objetivo de hacer frente a estos retos. En este sentido, hay que destacar el establecimiento de nuevos sistemas de cultivo, siendo la última generación de estos el olivar superintensivo. Estos sistemas de plantación se caracterizan por una densidad de plantación extremadamente alta (> 1500 árboles/ha). El rasgo distintivo de estos sistemas de cultivo reside en la organización y configuración de los árboles. Estos normalmente se disponen en marcos rectangulares, espaciados a aproximadamente 1-1.5 m entre árboles y 3-3.5 m entre hileras, y se podan para formar setos continuos formando patrones bidimensionales (2D), en contraste con las formas tridimensionales (3D) tradicionales. Esta configuración prioriza la productividad por unidad de superficie frente a los elevados rendimientos de los árboles individuales en los olivares tradicionales. Una de las principales ventajas de los olivares superintensivos es la posibilidad de realizar la poda y la recolección del olivo mediante sistemas continuos totalmente mecanizados, lo que reduce considerablemente el tiempo necesario para estas prácticas de gestión (Lo Bianco, Proietti, Regni, & Caruso, 2021). Además, este planteamiento implica reducir la necesidad de mano de obra, lo que supone un importante ahorro de costes. Esto resulta aún más crucial en un contexto caracterizado por la dificultad de encontrar mano de obra especializada debido a la progresiva despoblación de las zonas rurales. Así pues, los olivares superintensivos ofrecen varias ventajas que aumentan su rentabilidad. No obstante, la elevada densidad de árboles por unidad de superficie implica un incremento de la demanda evaporativa global del cultivo, por lo que aumenta la demanda de insumos agrícolas. Por estas razones, llevar a cabo programas exhaustivos de fertirrigación adquiere una mayor importancia. Los olivares superintensivos suelen estar respaldados por protocolos de cultivo estandarizados que agilizan su gestión. Sin embargo, estos protocolos tratan el campo como superficies uniformes, pasando por alto la variabilidad espacial. Como resultado, a menudo se produce una asignación ineficiente de los recursos agronómicos, lo que conlleva pérdidas económicas y daños medioambientales. Las carencias de las actuales estrategias de gestión del olivar se derivan de las deficiencias de los métodos tradicionales de estimación de parámetros cruciales para una gestión eficaz del cultivo. Así pues, hay margen para mejorar el paradigma de la gestión del olivar. En este sentido, la agricultura de precisión ha surgido como una solución prometedora.

La agricultura de precisión es un enfoque de gestión agrícola basado en el análisis de las fluctuaciones espaciales y temporales dentro de un agroecosistema. A diferencia del enfoque tradicional, caracterizado por una aplicación uniforme de recursos, la agricultura de precisión se esfuerza

en asignar recursos a las plantas en función de sus necesidades individuales de forma segmentada. Para ello, se hace uso de una serie de tecnologías y metodologías que permiten monitorizar parámetros clave para determinar el estado fisiológico de las plantas. Las principales ventajas de este enfoque son la reducción del uso de insumos, la disminución del impacto ambiental, el aumento del rendimiento de los cultivos y la mejora de la calidad de los productos (Roma & Catania, 2022).

Una de las prácticas agronómicas más importantes que deben ser diferentes en función del tipo de cultivo es la fertilización (Barranco Navero, Diego, Fernandez Escobar, Ricardo, Rallo Romero, 2017). Las metodologías tradicionales de evaluación del estado nutricional son poco prácticas para la agricultura de precisión, ya que requieren una preparación exhaustiva de las muestras, trabajadores expertos e instalaciones de laboratorio avanzadas. Todos estos factores conllevan un coste elevado. Estas limitaciones restringen el número de puntos de muestreo que los cultivadores pueden considerar, lo que da lugar a una baja resolución espacial en la monitorización. Por otro lado, las limitaciones mencionadas también restringen la frecuencia con la que los gestores de las fincas pueden realizar los muestreos, lo que resulta en una resolución temporal reducida. Todo esto pone de manifiesto la necesidad de desarrollar métodos más eficientes para caracterizar el estado nutricional de los olivos.

El presente trabajo presenta un enfoque alternativo basado en un sensor de imagen, concretamente una cámara multiespectral. Esta línea de investigación se basa en el hecho de que los tres procesos de absorción, reflexión y transmisión describen interacciones entre la radiación incidente, los constituyentes bioquímicos de la hoja y los rasgos biofísicos del dosel. Así, caracterizando la interacción entre luz y dosel, es posible desarrollar modelos predictivos de parámetros de vegetación de interés (Berger et al., 2020; Hank et al., 2019; Verrelst et al., 2019). Una parte determinante para el potencial de la metodología propuesta es la logística para la toma de datos. En este sentido, el enfoque propuesto consiste en embarcar la sensórica en un robot terrestre equipado con sensores avanzados de visión artificial y LiDAR para sustentar la navegación autónoma. De este modo, la solución propuesta permitiría generar información georreferenciada del estado nutricional de los olivos con una elevada resolución espacial y temporal.

## 2. Materiales y métodos

### 2.1. Protocolo experimental

El desarrollo de modelos de estimación mediante datos adquiridos con sensores requiere un conjunto de datos de la variable objetivo con un rango amplio, de modo que estén representados todos los valores posibles de esa variable en condiciones reales. Uno de los objetivos de este trabajo es desarrollar modelos de estimación matemática que, partiendo de información espectral, estimen variables indicadoras del estado nutricional de los olivos. De este modo, la etapa inicial de esta investigación consistió en definir un protocolo experimental que nos permitiera acceder a olivos con una amplia gama de estados nutricionales. Para ello, se utilizó una finca experimental de olivos situada en la sede de Elvas

(Portugal) del Instituto Nacional de Investigación Agraria y Veterinaria, I.P. (INIAV). Esta finca presenta un marco de plantación superintensivo, y cuenta con diferentes variedades de olivo. Concretamente, este experimento se centró en las variedades Aceitera, Arbequina y Koroneiki. El protocolo experimental consistió en definir tres tratamientos de fertirrigación alternativos, y aplicar cada uno de ellos a subgrupos de olivos de cada una de las variedades mencionadas. El primer tratamiento consistió en mantener las plantas en condiciones de secano, es decir, sin aporte de agua ni fertilizantes. El segundo tratamiento consistió en la aplicación de un programa de fertirrigación normal, siguiendo las dosis de aplicación de fertilizantes recomendadas en un contexto comercial. Por último, un tercer tratamiento consistió en duplicar las dosis de aplicación del segundo tratamiento. Estos tratamientos se mantuvieron durante todo un ciclo vegetativo, desde la cosecha anterior hasta la siguiente, de modo que los olivos pudieran asimilar los tratamientos. Dentro de la zona intervenida, se establecieron 40 puntos de muestreo para cada una de las variedades consideradas, dando un total de 120. La distribución de estos puntos en cada una de las variedades consistió en 20 dentro de la zona sometida a tratamiento de fertirriego normal y 10 dentro de las zonas sometidas a tratamientos de exceso y escasez de nutrientes respectivamente. Estos puntos sirven para contar con una referencia objetiva del estado nutricional de los olivos. Una vez asimilados los tratamientos por parte de los olivos, la zona experimental fue muestreada usando la plataforma robótica desarrollada.

## 2.2. Plataforma de adquisición de datos

La plataforma robótica empleada (SUMMIT-XL HL, Robotnik Automation S.L., Valencia, España) equipa un sistema de visión artificial que le permite captar información visual detallada. Además, equipa dos sistemas LIDAR que proporcionan información bidimensional y tridimensional del entorno y de la estructura de la cubierta, mejorando sus capacidades de navegación. Además, el robot equipa una cámara multispectral MicaSense RedEdge-M™ (MicaSense, Inc., Seattle, WA, EE. UU.). Este dispositivo se compone de cinco sensores CMOS, cada uno de ellos dotado de sensibilidad modificada gracias a filtros de paso de banda. Estos filtros permiten a cada sensor detectar bandas estrechas específicas dentro del espectro visible (VIS), que incluye las bandas azul (450 nm), verde (550 nm), roja (670 nm), rojo-frontera (700 nm) e infrarroja cercana (800 nm). Los cinco sensores tienen un tamaño de píxel de 1.280 x 960 píxeles, lo que les permite captar datos de alta resolución en cada banda espectral. La cámara está montada en un armazón impreso en 3D que permite acomodar el campo de visión.

La plataforma robótica es capaz de explorar el campo de forma autónoma obteniendo imágenes espectrales georreferenciadas desde una vista lateral de las aceitunas (Figura 1). Durante la misión, la cámara multispectral fue programada para realizar una captura por segundo durante todo el trayecto. Al principio de cada hilera, se dispuso una superficie de reflectancia conocida (53%) (Labsphere, Inc, North Sutton, NH, EE. UU.) a una altura aproximada de 1.8 m y posada sobre el dosel de hojas. Las imágenes de esa

superficie se utilizan como referencia para normalizar los datos espectrales obtenidos de los olivos.



Figura 1. Imagen del robot terrestre durante una misión de muestreo.

## 2.3. Variable de referencia

En esta investigación se utilizó el contenido foliar de Fósforo (P)(%) como parámetro objetivo, por ser un elemento nutricional de una elevada importancia para definir los programas de fertirrigación del olivar debido a su implicación en diferentes etapas del ciclo vegetativo (Barranco Navero, Diego, Fernandez Escobar, Ricardo, Rallo Romero, 2017).

Durante la misma jornada en la que se llevó a cabo la misión de reconocimiento por parte del robot terrestre, se recogieron muestras foliares de cada uno de los puntos de muestreo previamente georreferenciados. Cada unidad muestral consistió en  $100 \pm 20$  g de hojas recolectadas de los brotes terminales de primavera. Las muestras fueron introducidas en bolsas de plástico y refrigeradas para su transporte a laboratorio, donde serían caracterizadas mediante análisis químico.

La caracterización del contenido foliar de P de cada una de las muestras se realizó según el siguiente protocolo: 500 mg de material molido se redujeron a cenizas en una mufla a  $500 \pm 10$  °C durante 4 h. Las cenizas se solubilizaron en ácido clorhídrico 3 M. Finalmente, el contenido foliar de P se determinó en la solución resultante mediante espectrometría de emisión óptica de plasma acoplado inductivamente (ICP-OES) (Michael Thompson, 2012).

## 2.4. Metodología de procesamiento de imágenes

La obtención de información espectral representativa de cada uno de los puntos de muestreo requiere una fase de procesamiento. El robot fue programado para tomar una imagen por segundo durante todo el recorrido de la misión, de modo que el primer paso consiste en seleccionar las imágenes relativas a cada punto de muestreo. Para esto se extrae la información de geolocalización del conjunto de imágenes adquiridas durante toda la misión. Posteriormente, se seleccionan las imágenes más próximas a cada punto de muestreo considerando las coordenadas de cada punto. Una vez seleccionadas, las imágenes se procesan para descartar la información de fondo, lo que permite eliminar el ruido contraproducente para extraer características biofísicas del dosel de olivos. A continuación, se extrae de la respectiva

imagen procesada una región de interés (ROI) que incluye una fracción representativa del dosel del árbol muestreado. La información espectral contenida en todos los píxeles de ese ROI se promedia y normaliza basándose en las imágenes de la superficie de reflectancia conocida de la fila respectiva.

#### 2.4. Modelo de estimación

La reflectancia corregida en las cinco bandas captadas por el sensor se utilizó como predictores para desarrollar modelos de estimación del contenido foliar de P. Investigaciones anteriores han demostrado la correlación entre la reflectancia espectral del dosel y el estado nutricional de los olivos (Gómez-Casero et al., 2007; Rotbart et al., 2013; Rubio-Delgado, Carlos, Pérez, Vega-Rodríguez, & Es, 2020). Tradicionalmente, el método más popular para modelizar datos espectrales ha sido la regresión por mínimos cuadrados parciales. Sin embargo, investigaciones recientes han destacado el elevado potencial de los métodos basados en aprendizaje automático (Verrelst et al., 2019). En este trabajo, el método de modelización utilizado fue Red Neuronal Artificial, concretamente, un algoritmo de perceptrón multicapa con retro propagación. Se utilizó MATLAB R2020a (The MathWorks Inc) para el procesamiento de datos y el entrenamiento de la red neuronal. El conjunto de datos completo ( $n = 120$ ), sin hacer distinción entre variedades, se dividió aleatoriamente en tres subconjuntos: entrenamiento (70 %), validación interna (15 %) y validación externa (15 %). La arquitectura de la red neuronal empleada estaba compuesta por una capa oculta con diez neuronas, cinco entradas (reflectancia corregida en las cinco bandas captadas por el sensor) y una salida (contenido foliar de P). Se empleó el algoritmo de Levenberg-Marquardt como algoritmo de entrenamiento debido al volumen y la amplitud del conjunto de datos utilizado. El proceso de entrenamiento finalizó automáticamente cuando la generalización dejó de mejorar, como indicaba un aumento del error cuadrático medio (RMSE) al estimar el parámetro de referencia en el conjunto de validación interna.

#### 2.5. metodología para la evaluación del rendimiento del modelo estimación

El rendimiento de los modelos se midió mediante el coeficiente de determinación ( $R^2$ ) y el error cuadrático medio (RMSE), entre los valores de referencia del contenido foliar de P obtenidos mediante análisis químico y la predicción realizada por el modelo en el grupo de validación externa.

### 3. Resultados y discusión

Un total de 120 individuos de olivo pertenecientes a 3 variedades alternativas y sometidos a tratamientos de fertirriego diferenciales fueron caracterizados mediante métodos de análisis químico para determinar su contenido foliar de P. La figura 2 muestra los resultados de dichos análisis. Como se puede observar, la distribución del contenido foliar de P es bastante homogénea, con valores cercanos al límite de deficiencia y valores por encima del rango óptimo. Este resultado confirma que la exposición a

tratamientos de fertirriego diferenciales tuvo el efecto deseado sobre los olivos participantes en el ensayo.

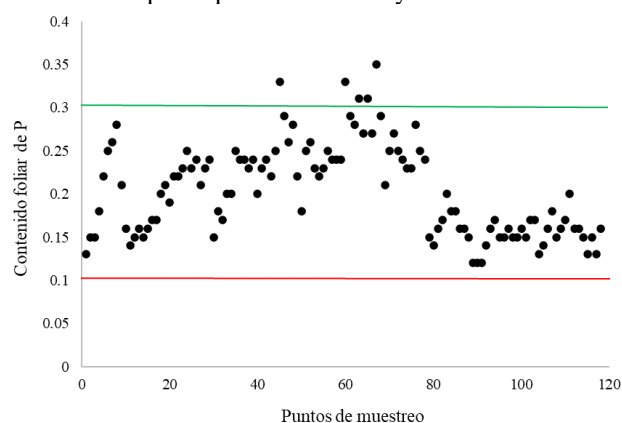


Figura 2. Contenido foliar de P de los olivos muestreados ( $n = 120$ ). Las líneas roja y verde representan los límites del rango considerado adecuado para el contenido foliar de P en muestras tomadas durante la fase del endurecimiento del endocarpio (Barranco Navero, Diego, Fernandez Escobar, Ricardo, Rallo Romero, 2017).

La figura 3 muestra la representación gráfica del análisis de correlación entre el contenido foliar de P, determinado por análisis químico, y la respuesta de la red neuronal alimentada con la reflectancia corregida en las cinco bandas captadas por el sensor empleado. Este análisis se refiere únicamente al subgrupo de validación externa. Este corresponde a un conjunto de datos seleccionados aleatoriamente que no se tienen en consideración durante el proceso de entrenamiento. De este modo, una vez culminada la fase de entrenamiento, este conjunto de datos sirve para enfrentar el modelo desarrollado a nuevos inputs y, por tanto, tener una referencia objetiva del comportamiento de este ante un escenario real. Observando la figura 2 se puede apreciar una tendencia lineal entre los valores de referencia y los estimados por el modelo. Esta tendencia se ve refrendada por el coeficiente de correlación ( $R^2$ ) hallado entre ambas variables (0.72). Este resultado se traduce en que la respuesta del modelo desarrollado explica un 72 % de la variabilidad del contenido foliar de P determinado por análisis químico.

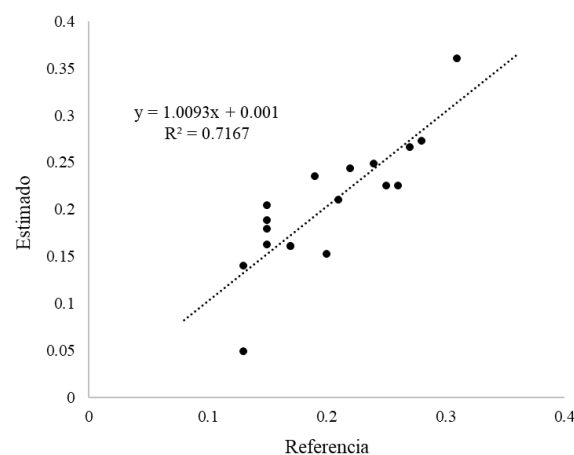


Figura 3. Análisis de correlación entre el contenido foliar de P medido por análisis químico y el estimado por la red neuronal artificial en el grupo de validación externa ( $n = 18$ ).

Por otro lado, el valor de RMSE entre los valores de referencia del contenido foliar de P y la respuesta del modelo

#### 4. Conclusiones

Esta investigación presenta una metodología para la caracterización del contenido foliar de P en olivares superintensivos. El método propuesto se basa en redes neuronales artificiales alimentadas con información espectral extraída de imágenes adquiridas por un robot terrestre con capacidad para la navegación autónoma. Los resultados obtenidos en este primer ensayo ponen de manifiesto la relación existente entre la reflectancia espectral en las bandas consideradas (450, 550, 670, 700 y 800 nm) y el contenido foliar de P, y señalan el perceptrón multicapa como un método prometedor para modelar esta relación. Futuros trabajos estarán enfocados en mejorar la precisión del método, así como ampliarlo a nutrientes adicionales.

Una parte clave de la metodología propuesta es la logística en la adquisición de datos. Los resultados obtenidos también refrendan la idoneidad del enfoque propuesto en este aspecto. La posibilidad de automatizar la fase de muestreo en campo incrementa drásticamente el potencial del método, ya que permite monitorizar grandes extensiones de terreno de manera independiente del esfuerzo humano. El coste asequible de las operaciones junto con la practicidad del método posibilita realizar muestreos de manera habitual a lo largo de la campaña, lo que aumenta la resolución temporal de la monitorización comparada con las metodologías tradicionales (análisis químico). El uso estandarizado de este tipo de metodologías mejoraría la comprensión sobre cómo varía la distribución de nutrientes a lo largo del ciclo vegetativo de los cultivos y cómo esta se ve afectada ante situaciones de estrés. Esto daría la posibilidad de implementar estrategias de fertirriego más eficientes, redundando en cultivos más rentables y sostenibles medioambientalmente.

#### Agradecimientos

Los autores desean agradecer al Instituto Nacional de Investigación Agraria y Veterinaria, I.P. (Elvas, Alentejo, Portugal) su apoyo al proporcionar sus olivares experimentales para la experimentación desarrollada en este trabajo.

desarrollado (RMSE = 0.03 %) respaldan la tendencia observada en el análisis de correlación.

Esta publicación es parte del proyecto de I+D+i PID2020-119217RA-I00, financiado por MCIN/AEI/10.13039/501100011033; y la ayuda IJC2019-040114-I, financiada por MCIN/AEI/10.13039/501100011033.

#### Referencias

- Barranco Navero, Diego, Fernandez Escobar, Ricardo, Rallo Romero, L. 2017. *El cultivo del olivo*. Mundi-Prensa Libros, Madrid.
- Berger, K., Verrelst, J., Féret, J. B., Wang, Z., Wocher, M., Strathmann, M., Danner, M., Mauser, W., Hank, T., 2020. Crop nitrogen monitoring: Recent progress and principal developments in the context of imaging spectroscopy missions. *Remote Sensing of Environment*, 242, 111758. DOI: 10.1016/j.rse.2020.111758
- Gómez-Casero, M. T., López-Granados, F., Peña-Barragán, J. M., Jurado-Expósito, M., García-Torres, L., Fernández-Escobar, R., 2007. Assessing nitrogen and potassium deficiencies in olive orchards through discriminant analysis of hyperspectral data. *Journal of the American Society for Horticultural Science*, 132(5), 611–618. DOI: 10.21273/jashs.132.5.611
- Hank, T. B., Berger, K., Bach, H., Clevers, J. G. P. W., Gitelson, A., Zarco-Tejada, P., Mauser, W. 2019. Spaceborne Imaging Spectroscopy for Sustainable Agriculture: Contributions and Challenges. *Surveys in Geophysics*, 40, 515–551. DOI: 10.1007/s10712-018-9492-0
- Lo Bianco, R., Proietti, P., Regni, L., & Caruso, T., 2021. Planting Systems for Modern Olive Growing: Strengths and Weaknesses. *Agriculture* 2021. 494, 11(6). DOI: 10.3390/AGRICULTURE11060494
- Michael Thompson, J. N. W., 2012. *Handbook of Inductively Coupled Plasma Spectrometry*. Blackie, New York. DOI: 10.1007/978-1-4613-0697-9
- Roma, E., Catania, P., 2022. Precision Oliviculture: Research Topics, Challenges, and Opportunities—A Review. *Remote Sensing*, 14(7), 1668. DOI: 10.3390/rs14071668
- Rotbart, N., Schmilovitch, Z., Cohen, Y., Alchanatis, V., Erel, R., Ignat, T., Shenderoy, C., Dag, A., Yermiyahu, U., 2013. Estimating olive leaf nitrogen concentration using visible and near-infrared spectral reflectance. *Biosystems Engineering*, 114(4), 426–434. DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2012.09.005
- Rubio-Delgado, J., Carlos, ·, Pérez, J., Vega-Rodríguez, M. A., Es, J., 2020. Predicting leaf nitrogen content in olive trees using hyperspectral data for precision agriculture. 22, 1–21. DOI: 10.1007/s11119-020-09727-1
- Verrelst, J., Malenovsky, Z., Van der Tol, C., Camps-Valls, G., Gastellu-Etchegorry, J.-P., Lewis, P., North, P., Moreno, J., 2019. Quantifying Vegetation Biophysical Variables from Imaging Spectroscopy Data: A Review on Retrieval Methods. *Surveys in Geophysics*, 40(3), 589–629. DOI: 10.1007/s10712-018-9478-y