

**Multispectral UAV Remote Sensing
for Crop Monitoring in Precision Farming.
An Application to the Red Onion of Tropea**

TELERILEVAMENTO MULTISPETTRALE DA DRONE PER IL MONITORAGGIO DELLE COLTURE IN AGRICOLTURA DI PRECISIONE. UN'APPLICAZIONE ALLA CIPOLLA ROSSA DI TROPEA

Gaetano Messina^a, Salvatore Praticò^a, Biagio Siciliani^b, Antonio Curcio^b, Salvatore Di Fazio^a, Giuseppe Modica^a

^aDipartimento di Agraria, Università degli Studi Mediterranea di Reggio Calabria, Località Feo di Vito I - 89122,

Reggio Calabria, Italia

^bDR-One S.r.l., Via Card. F. Ruffo n.6 - 87033, Belmonte Calabro, Cosenza, Italia

gaetano.messina@unirc.it; giuseppe.modica@unirc.it

Abstract

Recently, the International Society for Precision Agriculture (ISPA) defined Precision Agriculture (PA) as 'a management strategy that gathers, processes and analyses temporal, spatial and individual data and combines it with other information to support management decisions according to estimated variability for improved resource use efficiency, productivity, quality, profitability and sustainability of agricultural production'. In the framework of PA, the present paper shows a specific case study applied to the red onion of Tropea (Cipolla Rossa di Tropea) crop. The aim was the monitoring of fields using multispectral imagery acquired by a fixed-wings UAV, and through the use of different vegetation indexes. Multitemporal surveys were carried out using the eBee fixed-wing UAV, equipped with a multispectral camera Sequoia Parrot (R-G-RedEdge-NIR). UAV MS imagery were calibrated using a panel with known reflectance and verified with spectroradiometer measurements using the Apogee Ps-300 on bare soil and vegetation. The UAV monitoring has been implemented on three surveys carried out from November 2018 to January 2019. The results of the analysis of the three datasets showed a high correlation of GNDVI and NDVI vegetation indexes with SAVI. Therefore, the latter was chosen to analyse the vegetative vigour by applying the VI to onion crop's masks extracted after segmentation and classification of the three images by a geographical object-based image classification (GEOBIA). The obtained results are promising although additional experiments are expected.

KEY WORDS: Precision Agriculture (PA), Remote Sensing (RS), Unmanned Aerial Vehicles (UAVs), Vegetation Indices (VIs), Multispectral Surveys, Onion Crop.

1. Introduzione

Il telerilevamento (*Remote sensing*, RS) può essere definito come l'acquisizione di informazioni su un oggetto per mezzo di sensori, senza entrare in contatto diretto con esso [1]. Nel telerilevamento, le indagini si basano sulla relazione tra l'energia elettromagnetica riflessa, emessa o retrodiffusa, in bande specifiche, e le caratteristiche chimiche, biologiche e fisiche del soggetto o del fenomeno oggetto di studio [2].

Dalla fine degli anni '80 del secolo scorso, sono stati fatti grandi progressi nel campo del telerilevamento in agricoltura di precisione [AP] [3]. La AP può essere considerata una strategia di gestione della variabilità spaziale e temporale nelle superfici coltivate che utilizza le tecnologie dell'informazione e della comunicazione [4] con l'obiettivo di ottimizzare la sostenibilità dei servizi agroecologici. A questo proposito, appare importante sottolineare la disponibilità di un sempre maggior numero di soluzioni tecnologiche per la raccolta e la trasmissione a distanza dei

parametri ambientali [5, 6].

Il settore agricolo è importante per l'applicazione dei sistemi di informazione geografica e dei dati e metodi propri del telerilevamento [7]. Il telerilevamento, in questo contesto, viene impiegato per raccogliere e analizzare le informazioni sulle caratteristiche delle colture e del suolo utilizzando sensori montati su satelliti, piattaforme aeree e strumenti per le misurazioni in campo [8].

Tra questi, nell'ultimo decennio, importanti sviluppi tecnologici e una forte ascesa nel loro impiego hanno riguardato i Sistemi Aeromobili a Pilotaggio Remoto (SAPR), i cosiddetti droni (*Unmanned Aerial Vehicles, UAVs*) [9]. In confronto ad altre piattaforme di RS, i droni sono economici e più indipendenti dalle variabili climatiche, soprattutto durante le stagioni con maggiore frequenza di precipitazioni, quando le nuvole sono un ostacolo per l'acquisizione delle immagini satellitari. I droni, essendo in grado di fornire una maggiore risoluzione temporale e spaziale, rappresentano oggi una significativa fonte di immagini per il telerilevamento in AP [10].

Come evidenziato da numerosi studiosi, nelle applicazioni della AP, la conoscenza della variazione spaziale all'interno delle superfici coltivate, dei fattori edafici e dello stato delle colture, costituisce un prerequisito fondamentale [11]. Tra i sensori montati sui droni impiegati in agricoltura, le fotocamere multispettrali (MS) sono le più comuni [8]. Grazie ai droni e alle immagini multispettrali ad alta risoluzione, i tecnici e gli specialisti del settore agricolo possono utilizzare nuovi strumenti e disporre di maggiori informazioni per ottimizzare le decisioni gestionali e formulare soluzioni di AP [12]. Infatti, le fotocamere MS permettono di ottenere informazioni spettrali nelle bande del *Red-edge* (RE) e del vicino infrarosso (*Near-infrared, NIR*) per applicazioni che riguardano l'analisi del vigore vegetativo con una risoluzione spaziale molto elevata [13]. Sulla base della combinazione di queste due bande, la maggior parte degli indici di vegetazione (*Vegetation Indexes, VIs*) sono stati sviluppati con l'obiettivo di monitorare, analizzare e mappare le variazioni temporali e spaziali del vigore della vegetazione [14], sia in colture erbacee, sia arboree [13]. Nel contesto della AP, il monitoraggio accurato dello stato delle colture è fondamentale, e gli indici di vegetazione possono essere utilizzati in modo efficiente per rilevare differenze nel contenuto d'azoto (N) e nella resa [15].

2. Obiettivi

Il presente lavoro mostra i risultati del monitoraggio di una coltura di cipolla, attraverso l'uso di diversi indici di vegetazione, utilizzando immagini MS acquisite con drone ad ala fissa. Il lavoro si basa sullo studio di tre dataset rilevati sullo stesso campo in tre mesi consecutivi.

3. Il caso studio

I rilievi da drone sono stati effettuati in un campo di cipolle situato a Campora S. Giovanni, nel comune di Amantea (Cosenza, Italia) (vedi Fig. 1). La coltura delle cipolle rappresenta una coltura tradizionale e una componente molto significativa nell'economia della zona.

Questa particolare tipologia di cipolla, di colore rosa-rosso, dal 2008 si fregia dell'etichetta di Indicazione Geografica Protetta Europea "Cipolla Rossa di Tropea IGP". È conosciuta in tutto il mondo per il suo sapore dolce e per l'alto contenuto di nutraceutici che la rendono un cosiddetto alimento funzionale [16].



Fig. 1 - L'ubicazione del sito di studio, nel comune di Amantea (CS), frazione di Campora S. Giovanni.
(fonte: nostra elaborazione)

Le aziende agricole produttrici sono organizzate in un consorzio la cui superficie coltivata è di oltre 500 ettari. L'area di studio copre una superficie di 2 ettari (vedi Fig. 2). I rilievi sono stati effettuati tra la metà (novembre) e la fine del ciclo colturale (gennaio) iniziato con il trapianto tra la metà di agosto (fine estate) e la metà di settembre (inizio autunno). Sulla medesima area sono stati effettuati tre differenti voli con sensore multispettrale.

Il primo volo è stato effettuato il 23 novembre 2018, il secondo il 19 dicembre 2018 e l'ultimo il 18 Gennaio 2019. I rilievi MS sono stati eseguiti a 50 m di altezza di volo con un UAV Parrot Disco-Pro AG ad ala fissa (vedi Fig. 3) dotato di una telecamera MS Parrot Sequoia.

Il Parrot Sequoia MS ha quattro canali diversi, ciascuno con una risoluzione di 1,2 Mpx: Green (530–570 nm), Red (640–680 nm), Red edge (730–740 nm) and NIR (770–810 nm). Inoltre è presente un sensore RGB, e un sensore esterno di irraggiamento dotato di global navigation satellite system (GNSS) e di un'unità di misura inerziale (IMU) montata sulla parte superiore del drone che permette di catturare l'angolo del sole, la posizione e l'irraggiamento per ogni immagine scattata durante il volo.



Fig. 2 - Una foto di dettaglio del campo di cipolle, oggetto del caso studio (Campora S. Giovanni, CS - Italia).
(fonte: nostra elaborazione)



Fig. 3 - Il drone ad ala fissa Parrot Disco-Pro AG utilizzato per il rilevamento multispettrale. In foto, la fase di pre-calibrazione effettuata prima dell'esecuzione del volo utilizzando un pannello a riflettanza nota.
(fonte: nostra elaborazione)

4. Metodologia

Nel campo sono stati collocati 9 punti di controllo a terra (*ground control points*, GCPs), la cui posizione è stata georeferenziata utilizzando il ricevitore GNSS RTK Leica GS12, con una precisione planimetrica di 0.03 m.

In particolare, i GCP sono stati realizzati utilizzando pannelli di polipropilene bianchi di 50 cm x 50 cm e comprendo due dei quattro quadranti con cartone nero (a scacchiera) per localizzare il centro del pannello.

Le immagini MS sono state calibrate utilizzando un pannello di riflettanza nota, il pannello di calibrazione della Parrot Sequoia, e uno spettroradiometro per la misura delle verità a terra (Apogee Ps-300) eseguite su suolo e vegetazione. Tutte le immagini sono state processate con classica procedura di *structure from motion* (SfM) e triangolazione aerea utilizzando il software Pix4D mapper (Pix4D S.A., Svizzera).

Sono stati ottenuti quattro indici di vegetazione per analizzare il vigore vegetativo nel campo di cipolle: NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), SAVI (*Soil-Adjusted Vegetation Index*), NDRE (*Normalized Difference Red Edge Vegetation Index*), GNDVI (*Green Normalized Difference Vegetation Index*) (vedi Tab.1).

L'indice NDVI è ancora quello più utilizzato per il monitoraggio della vegetazione, soprattutto in agricoltura, grazie alla sua semplicità di calcolo e di interpretazione [17]. Esso deriva dalle informazioni MS ed è calcolato tramite rapporto normalizzato tra le bande del NIR e del Rosso [18]. Può assumere valori compresi tra -1 e 1 e consente di discriminare le zone con presenza di vegetazione sfruttando le regioni a più alto assorbimento di clorofilla e di riflettanza [19].

Indirettamente, questi indici consentono di derivare informazioni sul diverso vigore vegetativo, analizzando il loro andamento sulla stessa tipologia di vegetazione.

L'indice NDRE ha una gamma di valori e una formula simile a quella dell'NDVI, ma sfrutta la sensibilità della vegetazione nella regione del cosiddetto Red-Edge, sostituendo la banda rossa. L'indice GNDVI [20] è stato sviluppato per stimare la concentrazione di clorofilla nelle foglie e utilizza la banda del verde e non il rosso come nel classico NDVI.

Poiché l'NDVI è molto sensibile agli effetti di luminosità del suolo nudo, un altro indice, il SAVI, è stato sviluppato da Huete (1988) con l'obiettivo di minimizzare gli effetti del suolo sul segnale della vegetazione, inserendo nella formula originaria dell'NDVI un fattore di correzione costante, L [21], e il cui valore può essere compreso tra 0 e 1 a seconda del livello di copertura della vegetazione. Per comprendere meglio il comportamento di ogni banda MS e degli indici di vegetazione, è stata implementata un'analisi di correlazione tra di esse in ambiente Python. Per ogni dataset è stata prodotta una matrice di correlazione del diagramma di dispersione ed è stato calcolato l'indice di correlazione [r] di Pearson.

Indice	Formula indice	Riferimenti
Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)	$\frac{(\rho_{NIR1} - \rho_{Red})}{(\rho_{NIR1} + \rho_{Red})}$	[22]
Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI)	$\frac{(\rho_{NIR1} - \rho_{Red})}{(\rho_{NIR1} + \rho_{Red} + L)}(1 + L)$	[23]
Normalized Difference Red Edge Vegetation Index (NDRE)	$\frac{(\rho_{NIR1} - \rho_{RedEdge})}{(\rho_{NIR1} + \rho_{RedEdge})}$	[24]
Green Normalized Difference Vegetation Index (GNDVI)	$\frac{(\rho_{NIR1} - \rho_{Green})}{(\rho_{NIR1} + \rho_{Green})}$	[20]

* ρ è la riflettanza alla lunghezza d'onda data.

Tab. 1 - Formule dei quattro indici di vegetazione (VIs) utilizzati nella presente ricerca.
(fonte: nostra elaborazione)

5. Risultati /Conclusioni

Lo scatter plot del mese di novembre mostra una correlazione di grado elevato tra le bande RE e NIR ($r = 0.96$). Per quanto riguarda le correlazioni tra gli indici di vegetazione, l'NDVI e il SAVI hanno lo stesso comportamento ($r = 0.95$); si può fare una considerazione analoga per il confronto tra gli indici NDVI e GNDVI ($r = 0.95$) e tra GNDVI e SAVI ($r = 0.94$). Anche nel caso del dataset del

mezzo di dicembre, lo scatter plot (vedi Fig. 4) mostra un elevato grado di correlazione tra le bande RE e NIR ($r = 0.94$). La correlazione tra gli indici NDVI e SAVI coincide ($r = 0.98$). Lo stesso può essere osservato tra NDVI e GNDVI ($r = 0.99$) e tra GNDVI e SAVI ($r = 0.99$).

Nel dataset di gennaio, lo scatter plot mostra risultati simili a quelli dei mesi precedenti.

In particolare, c'è una significativa correlazione tra le bande RE e NIR ($r = 0.98$), tra gli indici NDVI e SAVI ($r = 0.98$), NDVI e GNDVI ($r = 0.99$), GNDVI e SAVI ($r = 0.98$). Pertanto, sulla base di queste analisi, si è scelto di analizzare il vigore vegetativo utilizzando solo il SAVI che tiene conto dell'effetto suolo.

Per estrarre la copertura della coltura sulla superficie coltivata, è stata eseguita una procedura di classificazione a oggetti (*Geographical Object-Based Image Classification*, GEOBIA). La procedura GEOBIA è stata preferita ad un approccio basato sulla classificazione per pixel (pixel-based), considerando la sua maggiore affidabilità nella classificazione delle immagini ad altissima risoluzione geometrica [25]. A differenza dei precedenti lavori svolti dal gruppo di ricerca, utilizzando il software open-source Orfeo Toolbox [26] o Erdas Imagine Objective [7], in questo caso, la procedura GEOBIA è stata implementata usando eCognition Developer 9.5 (Trimble GeoSpatial, Monaco, Germania) (vedi Fig. 5).

La classificazione è stata sviluppata utilizzando immagini nelle bande *Green*, NIR, *Red* and RE sfruttando solo la risposta spettrale della vegetazione nelle diverse bande.

Le immagini sono state segmentate in oggetti cosiddetti multipixel uniformi, utilizzando l'algoritmo *multiresolution segmentation* [27] e l'impostazione dei seguenti parametri: 0.3 per il parametro di scala, 0.1 per il parametro della forma e 0.5 per quello della compattezza degli oggetti. Dopo aver completato la fase di segmentazione, le piante di cipolla sono state classificate in base al solo valore di soglia SAVI ≥ 0.25 per via della sua significativa correlazione con NDVI e GNDVI.

I dati ottenuti, relativi alla copertura vegetale del campo, sono stati utilizzati per creare una maschera da applicare alla mappa originaria. Le mappe del SAVI (vedi Fig. 6) sono state create per i tre mesi di monitoraggio, applicando le maschere della vegetazione estratta, e dunque riferibile solo ad essa e non al suolo. L'indice di questi mesi ha valori compresi tra 0 e 0,9.

I valori nel mese di novembre sono i più bassi. Ciò potrebbe essere dovuto al fatto che la coltura è ancora nelle prime fasi del ciclo di coltivazione. Inoltre, durante la fase di segmentazione, il software non è sempre stato in grado di separare correttamente la vegetazione dallo sfondo (il suolo). È ipotizzabile che i valori più bassi della mappa possano essere ricondotti al terreno sottostante. Considerando la mappa di dicembre, i valori sono più alti rispetto al mese precedente.

Nella porzione del campo dove è avvenuto il trapianto a

metà settembre i valori dell'indice sono più bassi e sono compresi tra 0,15 e 0,45.

Ci sono anche evidenti aree in cui la coltura stenta a svilupparsi, come mostrato nella figura (vedi Fig. 6) (aree cerchiare in rosso). Nella porzione di campo in fase avanzata di coltivazione, i valori sono più alti. In particolare, i valori sono compresi tra 0,45 e 0,9.

Il contrasto di colori tra le due aree del campo con tempi di trapianto diversi è evidente. La mappa di gennaio mostra una diminuzione dei valori SAVI quando la coltura si trova nella fase in cui è prossima alla raccolta.

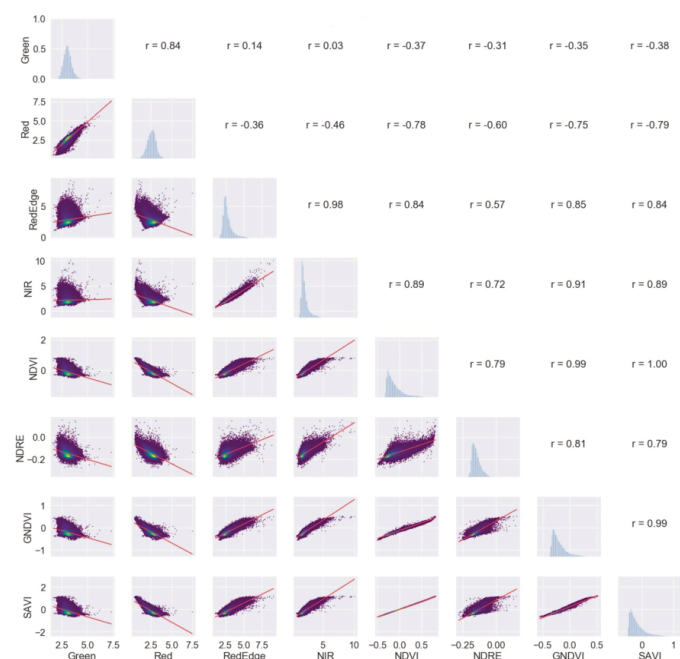


Fig. 4 - Scatter plot matrix che mostra la correlazione tra le quattro bande (Green, Red, Red Edge, NIR) e i quattro indici di vegetazione (VI) analizzati (NDVI, NDRE, GNDVI and SAVI). Dataset del 19 dicembre 2018. (fonte: nostra elaborazione)

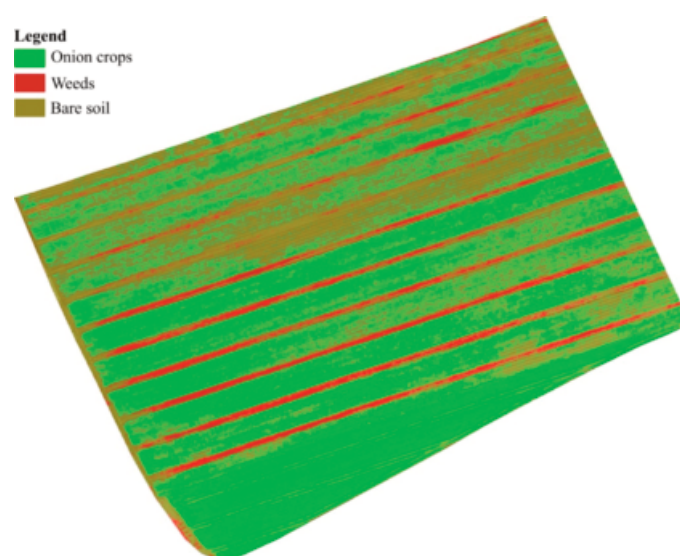


Fig. 5 - Una mappa che mostra la classificazione ad oggetto delle erbe infestanti (in rosso) e delle cipolle (in verde) eseguita su eCognition Developer suite. Dataset del 19 dicembre 2018. (fonte: nostra elaborazione)

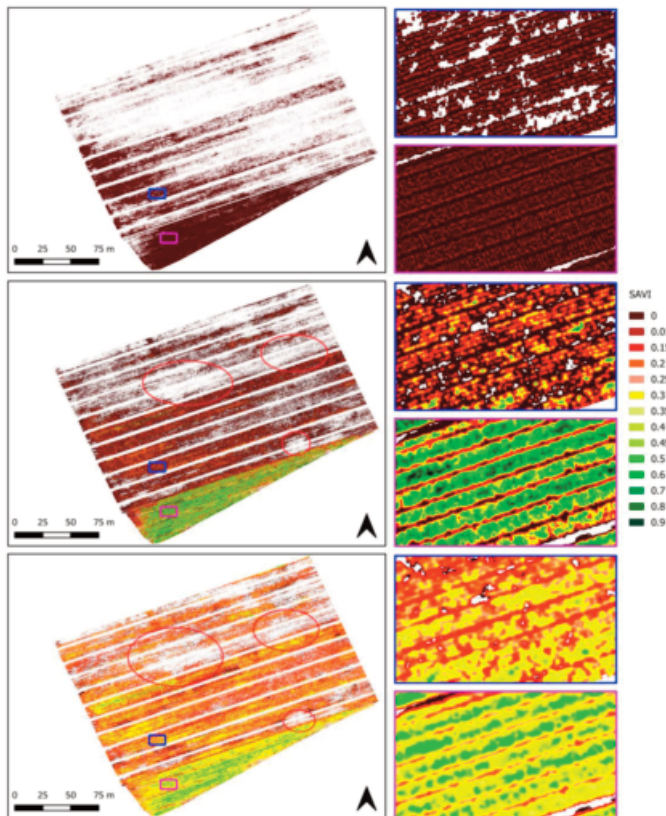


Fig. 6 - Analisi del vigore vegetativo delle colture di cipolla secondo le mappe SAVI da novembre 2018 (in alto) a gennaio 2019 (in basso). Accanto all'immagine di ogni set di dati, i riquadri blu e magenta evidenziano i dettagli del vigore vegetativo della coltura in due diverse parti del campo e dove il trapianto è avvenuto a distanza di un mese l'uno dall'altro. Le ellissi in rosso evidenziano le zone del campo dove la coltura della cipolla probabilmente stenta a crescere. (fonte: nostra elaborazione)

Il metodo proposto per l'individuazione delle cipolle sul campo è rapido ed efficace, in linea con le esigenze della AP di fornire in tempi brevi, rispetto al tempo di esecuzione delle indagini sul campo, risposte e informazioni utili alle aziende. Certamente il tipo di sensore utilizzato, la precisione delle rilevazioni e la fase di ciclo colturale giocano un ruolo importante sulla qualità del risultato finale. Come si può notare osservando le mappe, nonostante l'utilizzo dell'indice SAVI, non sono state completamente escluse dalla classificazione le porzioni di terreno tra le piante, e non tutte le piante, a causa delle dimensioni ridotte, sono state identificate.

L'uso di un sensore a risoluzione più elevata avrebbe potuto risolvere in parte questi problemi. La possibilità di poter produrre in breve tempo mappe di vigoria, evidenziando le aree del campo dove ci sono problemi legati alla crescita delle piante, sono i punti di forza del metodo e lo rendono adatto all'uso in un contesto di AP.

Bibliografia

- [1] Chuvieco E.: *Fundamentals of Satellite Remote Sensing*. Second ed., CRC Press, Boca Raton, United States, 2016
- [2] Jensen J.R.: *Remote sensing of the environment: an earth resource perspective*. Second edition, vol. 1, 2014
- [3] Mulla D.J.: *Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: Key advances and remaining knowledge gaps*. In: Biosyst. Eng., vol. 114, pp. 358 - 371, 2013
- [4] Blackmore S., Godwin R.J., Fountas S.: *The analysis of spatial and temporal trends in yield map data over six years*. In: Biosyst. Eng., n. 84, pp. 455 - 466, 2003
- [5] Merenda M., Felini C., Della Corte F.G.: *A monolithic multisensor microchip with complete on-chip RF front-end*. In: Sensors, vol.18, Switzerland, 2018
- [6] Merenda M., Iero D., Pangallo G., Falduto P., Adinolfi G., Merola A., Graditi G., Della Corte F.: *Open-Source Hardware Platforms for Smart Converters with Cloud Connectivity*. In: Electronics, n. 8, 367, 2019
- [7] Solano F., Di Fazio S., Modica G.: *A methodology based on GEOBIA and WorldView-3 imagery to derive vegetation indices at tree crown detail in olive orchards*. In: Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf., n. 83, 101912, 2019
- [8] Khanal S., Fulton J., Shearer S.: *An overview of current and potential applications of thermal remote sensing in precision agriculture*. In: Comput. Electron. Agric., n.139, pp. 22 - 32, 2017
- [9] Colomina I., Molina P.: *Unmanned aerial systems for photogrammetry and remote sensing: A review*. In: ISPRS J. Photogramm. Remote Sens., n. 92, pp. 79 - 97, 2014
- [10] Zhang C., Kovacs J.M.: *The application of small unmanned aerial systems for precision agriculture: A review*. In: Precis. Agric., n. 13, pp. 693 - 712, 2012
- [11] Maes W.H., Steppe K.: *Perspectives for Remote Sensing with Unmanned Aerial Vehicles in Precision Agriculture*. In: Trends Plant Sci., n. 24, pp. 152 - 164, 2019
- [12] He Y., Weng Q.: *High spatial resolution remote sensing. Data, Analysis, and Applications*. CRC press, 2018
- [13] Yao H., Qin R.: *Unmanned Aerial Vehicle for Remote Sensing Applications - A Review*. In: Remote Sensing, vol. 11(12), pp. 1 - 22, 2019
- [14] Gitelson A.A., Kaufman Y.J., Stark R., Rundquist D.: *Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction*. In: Remote Sens. Environ., n. 80, pp. 76 - 87, 2002
- [15] Benincasa P., Antognelli S., Brunetti L., Fabbri C.A., Natale A., Sartoretto V., Modeo G., Guiducci M., Tei F., Vizzari M.: *Reliability of Ndvi Derived By High Resolution Satellite and Uav Compared To in-Field Methods for the Evaluation of Early Crop N Status and Grain Yield in Wheat*. In: Exp. Agric., n. 54, pp. 1 - 19, 2017
- [16] Tiberini A., Mangano R., Micali G., Leo G., Manglli A., Tomassoli L., Albanese G.: *Onion yellow dwarf virus $\Delta\Delta Ct$ -based relative quantification obtained by using real-time polymerase chain reaction in "Rossa di Tropea" onion*. In: Eur. J. Plant Pathol., n. 153, pp. 251 - 264, 2019
- [17] Vizzari M., Santaga F., Benincasa P.: *Sentinel 2-based nitrogen VRT fertilization in wheat: Comparison between traditional and simple precision practices*. In: Agronomy, n. 9, pp. 1 - 12, 2019
- [18] Karnieli A., Agam N., Pinker R.T., Anderson M., Imhoff M.L., Gutman G.G., Panov N., Goldberg, A.: *Use of NDVI and land surface temperature for drought assessment: Merits and limitations*. In: J. Clim., n. 23, pp. 618 - 633, 2010
- [19] Xue J., Su B.: *Significant remote sensing vegetation indices: a review of developments and applications*. In: J. sensors, vol. 2017, 2017
- [20] Gitelson A.A., Kaufman Y.J., Merzlyak M.N.: *Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS- MODIS*. In: Remote Sens. Environ., n. 58, pp. 289 - 298, 1996

- [21] Taylor P., Silleos N.G.: *Vegetation Indices: Advances Made in Biomass Estimation and Vegetation Monitoring in the Last 30 Years Vegetation Indices*. In: Geocarto Int., pp. 37 - 41, 2006
- [22] Rouse Jr., J.W., Haas R.H., Schell J.A., Deering D.W.: *Monitoring vegetation systems in the great plains with erts*. In: Proceedings of the NASA SP-351, 3rd ERTS-1 Symposium, pp. 309 - 317, 1974
- [23] Huete A.R.: *A soil-adjusted vegetation index (SAVI)*. In: Remote Sens. Environ., n. 25, pp. 295 - 309, 1988
- [24] Barnes E.M., Clarke T.R., Richards S.E., Colaizzi P.D., Haberland J., Kostrzewski M., Waller P., Choi C.R.E., Thompson T., Lascano R.J., et al.: *Coincident detection of crop water stress, nitrogen status and canopy density using ground based multispectral data*. In: Proceedings of the Proc. 5th Int. Conf. Precis Agric, 2000
- [25] Modica G., Messina G., De Luca G., Fiozzo V., Praticò S.: *Monitoring the vegetation vigor in heterogeneous citrus and olive orchards. A multiscale object-based approach to extract trees' crowns from UAV multispectral imagery*. In: Comput. Electron. Agric., n. 175, 105500, 2020
- [26] De Luca G., N. Silva J.M., Cerasoli S., Araújo J., Campos J., Di Fazio S., Modica G.: *Object-Based Land Cover Classification of Cork Oak Woodlands using UAV Imagery and Orfeo ToolBox*. In: Remote Sens., n. 11, 1238, 2019
- [27] Baatz M., Schape A.: *Multiresolution segmentation - An optimization approach for high quality multi-scale image segmentation angewandte geographische informationsverarbeitung XII*. In: Agit Symp., pp. 12 - 23, 2000

