



# MONITORAGGIO SPETTRALE E INTELLIGENZA ARTIFICIALE COME STRUMENTO DI DIAGNOSTICA RELATIVO ALLO STATO DI PRESENZA DEL RAGNETTO ROSSO SULLE FOGLIE DI MELANZANA

G. A. Sgarro<sup>a</sup>, N. Grasso<sup>b</sup>, A. Lingua<sup>b</sup>, G. Balestra<sup>c</sup>

- <sup>a</sup> Università degli studi di Foggia, DEMeT – Dipartimento di Economia, Management e Territorio del Territorio, Via A. da Zara, 11, 71121, Foggia, Italy, [giacintoangelo.sgarro@unifg.it](mailto:giacintoangelo.sgarro@unifg.it)  
<sup>b</sup> Politecnico di Torino, DIATI – Dipartimento di ingegneria dell’Ambiente, del Territorio e delle Infrastrutture, Corso Duca Degli Abruzzi, 24, 10129, Torino, Italy, [nives.grasso@polito.it](mailto:nives.grasso@polito.it)  
<sup>b</sup> Politecnico di Torino, DIATI – Dipartimento di ingegneria dell’Ambiente, del Territorio e delle Infrastrutture, Corso Duca Degli Abruzzi, 24, 10129, Torino, Italy, [andrea.lingua@polito.it](mailto:andrea.lingua@polito.it)  
<sup>c</sup> Politecnico di Torino, DET – Dipartimento di Economia e Telecomunicazioni, Corso Duca Degli Abruzzi, 24, 10129, Torino, Italy, [gabriella.balestra@polito.it](mailto:gabriella.balestra@polito.it)

**PAROLE CHIAVE:** Tetranychs urticae, ragnetto rosso, sensori multispettrali, intelligenza artificiale

**KEY WORDS:** Tetranychs urticae, Two-spotted spider mite, multispectral sensors, artificial intelligence

## RIASSUNTO

Il ragnetto rosso (TSSM - Tetranychus urticae) è un parassita molto dannoso per diversi tipi di colture. I meccanismi attraverso i quali è in grado di recare danno alle piante sono due: perfora le cellule delle piante al fine di succhiarne la linfa contenuta e tesse delle ragnatele per difendersi dai predatori, che causano problemi alla pianta in termini di respirazione cellulare e a lungo andare possono portarla a morire. Il trattamento è tanto più efficace quanto prima l’infestazione viene individuata e richiede quindi una diagnosi precoce dell’infestazione, che attualmente viene eseguita tramite ispezione visiva. Questo studio ha lo scopo di proporre un sistema di diagnosi innovativo basato sull’analisi di immagini multi- e iperspettrali. In particolare, a partire da rilievi terrestri o aerei di foglie ottenuti tramite sensori multispettrali si volevano individuare dei parametri radiometrici che permettessero di discriminare le foglie dove il ragnetto era presente dalle foglie dove questo era assente. L’analisi statistica dei parametri misurabili scelti ha mostrato che le bande Blu, Verde, Rosso e Red-Edge (RE), e gli indici Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Green NDVI (GNDVI), e Red-Edge Green NDVI (REGNDVI), presentavano forti correlazioni con lo stato di presenza del ragnetto sulle foglie, e, seppure in nessun caso siano state trovate correlazioni nette, i risultati si prospettavano incoraggianti al fine di implementare algoritmi di classificazione basati su Artificial Intelligence (AI). In questa sede sono stati implementati algoritmi di classificazione basati su clustering gerarchico e k-Nearest Neighbors (kNN), e i risultati ottenuti incentivano allo sviluppo e all’approfondimento tanto delle tecniche testate quanto di altre come quelle basate su Fuzzy Logic (FL) o Artificial Neural Networks (ANN).

## ABSTRACT

Two-spotted spider mite (TSSM - Tetranychus urticae) is a very harmful parasite for various types of crops. It damages plants either piercing the cells of the plants to suck the sap contained and weaving cobwebs to defend itself from predators. Through these two mechanisms plants endure cellular respiration problems, and in the worst cases are brought to death. Since the treatment is more effective the sooner the infestation is identified, an early infestation diagnosis is required, and currently such analysis is performed through visual inspection. This study aims to propose an innovative diagnostic system based on the analysis of multi- and hyperspectral images. In particular, starting from terrestrial and aerial surveys of leaves obtained by multispectral sensors, we wanted to identify radiometric parameters that would allow to discriminate leaves where the spider mite was present from the leaves where it was absent. Statistical analysis of the analyzed parameters showed that Blue, Green, Red and Red-Edge, and Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Green NDVI (GNDVI), and Red-Edge Green NDVI (REGNDVI), showed strong correlations with the state of presence of spider mite on the leaves, and, although in no case were clear correlations, results encourage classification research based on Artificial Intelligence (AI). We implemented algorithms based on hierarchical clustering and k-Nearest Neighbors (kNN) for classification purposes, and the results obtained encourage the development of both the tested techniques and others such as Fuzzy Logic (FL) or Artificial Neural Networks (ANN).

## 1. INTRODUZIONE

Il ragnetto rosso (TSSM - Tetranychus urticae) è un pericoloso acaro fitofago che infesta molti tipi di ortaggi e la maggior parte delle piante da frutto. Questo acaro si nutre della linfa delle foglie

perforandone le cellule e succhiandone il contenuto. Le cellule svuotate muoiono e diventano gialle, e ciò si traduce in una fotosintesi minore, in una maggiore traspirazione e in una ridotta crescita della pianta. In aggiunta, sia le ninfe che gli esemplari adulti producono ragnatele tramite le quali si difendono dai

predatori e all'interno delle quali dimorano. Queste possono arrivare a coprire completamente le foglie delle piante infestate causando anche in questo caso minore fotosintesi, maggiore traspirazione e ridotta crescita della pianta. La somma degli effetti delle ragnatele e delle macchie presenti sulle foglie incide negativamente sull'aspetto della coltura.

Attualmente per combattere il TSSM sono necessarie una fase di diagnosi del campo e una fase di trattamento. La tecnica di diagnosi più utilizzata si basa sulla scelta, per ogni ettaro di terreno, di quattro punti a cinquanta metri di distanza tra loro dai quali si prelevano cinque foglie in maniera casuale da piante diverse distanziate tra loro circa otto metri. In seguito al prelievo ogni foglia viene analizzata attraverso una lente contafili controllando la presenza del ragnetto sia sulla pagina superiore che sulla pagina inferiore (Di Palma et al., 2020).

La presenza di anche un solo ragnetto determina l'applicazione del trattamento, attualmente rappresentato soprattutto dall'utilizzo di acaricidi di sintesi (Dekeyser, 2005) e di antagonisti biologici (Legowski, 1966). Questo va eseguito il prima possibile in modo che la popolazione si trovi ancora nelle prime fasi della sua crescita esponenziale e quindi il danno alla coltura sia meno ingente. Identificare precocemente il danno da TSSM, o ancora meglio la sua presenza, e implementare il trattamento è un'azione fondamentale che consente un'azione correttiva efficiente (Fraulo et al., 2009) in quanto minimizza sia i danni alla resa sia la quantità di nemici naturali da acquistare e rilasciare (Alatawi et al., 2007), e ciò consente di fatto un maggiore profitto per i coltivatori. La fase di diagnosi del campo, quindi, risulta essere la fase più cruciale per quanto riguarda la lotta all'acaro.

Recenti studi hanno mostrato che esiste una correlazione densità di popolazione del TSSM-danno alle foglie (Nihoul et al., 1991) di tipo esponenziale positiva e pertanto è stato ipotizzato che in condizioni ottimali di crescita delle piante, come in serra, il monitoraggio spettrale delle foglie superiori delle piante potrebbe condurre a un'identificazione del danno da TSSM nelle fasi iniziali di infestazione. Il danno alle foglie provocato da TSSM può essere rilevato spettralmente nelle regioni del visibile e infrarosso vicino (Buschmann et al., 1993) (Hatfield et al., 2008) pertanto gli strumenti e le tecniche di telerilevamento sono potenzialmente utili per il monitoraggio della distribuzione del danno da TSSM (Reisig et al., 2007). Recentemente studi condotti su piante di peperone in serra hanno evidenziato che attraverso uno spettrometro è possibile classificare diversi livelli di intensità del danno causato da TSSM utilizzando la riflettanza misurata sulla superficie fogliare. In particolare, il range spettrale 550-650 nm sembra discriminare le foglie non danneggiate, le bande superiori ai 760 nm quelle dove il danno è di alta entità (Fig. 1), e inoltre, gli indici di vegetazione Green Normalized Difference Vegetation Index (GNDVI), Near-infrared Red-Edge Normalized Difference Vegetation Index (NRENDVI) e Red-Edge Inflection Point (REIP), mostrano di diminuire di valore all'aumentare dell'entità del danno. In questi studi è stato evidenziato come sia possibile ottenere informazioni corrette anche analizzando solo la pagina superiore delle foglie (Hermann et al., 2012).

La presenza di una correlazione di tipo esponenziale positiva densità di popolazione del TSSM-danno alle foglie unita alla possibilità di rilevare spettralmente tale correlazione rende i sensori multispettrali strumenti di diagnosi molto promettenti in termini di oggettività e rapidità al fine di valutare la presenza del parassita in tempi brevi.

L'attuale studio ha lo scopo di indagare sulla possibilità di classificare lo stato di presenza/assenza del TSSM sulle foglie di melanzana in campo utilizzando i parametri spettrali relativi alla superficie fogliare ottenuti dall'analisi di immagini provenienti da sensori iper e multispettrali. L'obiettivo è quello di creare un

sistema automatico di diagnostica che sia efficiente quanto un operatore specializzato in modo da poter abbassare i costi di diagnosi investendo su un'attrezzatura e su un software che facciano tutto in maniera automatica o semi-automatica.

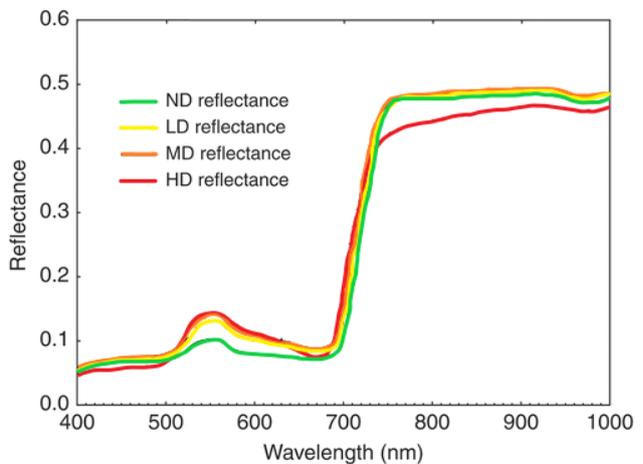


Figura 1. Analisi spettrale fatta sulle foglie discriminando le curve in base all'entità del danno (ND: no damage, LD: low damage, MD: medium damage e HD: high damage). Il range 550-650 nm discrimina meglio il livello ND, il range  $\lambda > 760$  nm discrimina meglio l'HD. Figura tratta da Hermann et al..

Per poter perseguire entrambi gli obiettivi sono stati testati tre diversi sistemi di diagnostica:

- Acquisizione di immagini aeree del campo tramite sensore multispettrale montato su drone e generazione dell'ortomosaico.
- Acquisizione di immagini iperspettrali da terra di ogni singola foglia di un campione di riferimento.
- Acquisizione di immagini multispettrali da terra di ogni singola foglia di un campione di riferimento.

L'ortomosaico, le immagini iperspettrali e le immagini multispettrali, in seguito a una fase di pre-elaborazione dei dati, sono stati utilizzati per classificare in maniera automatica foglie con diversi stati di presenza del TSSM.

I parametri spettrali rilevati sono gli stessi che attualmente vengono utilizzati in agricoltura di precisione, cioè le radianze delle bande che vanno dal Blu al Near-infrared (NIR) e gli indici di vegetazione che derivano da combinazioni di queste.

La scelta di un sensore iperspettrale e di due sensori multispettrali dei quali uno montato su drone è dovuta alla volontà di indagare quale fosse il metodo più efficiente di diagnosi in termini di costo (economico e computazionale). I sensori iperspettrali hanno generalmente una maggiore risoluzione spettrale rispetto ai sensori multispettrali; tuttavia, risultano più costosi e richiedono tempi di acquisizione maggiori per singolo fotogramma, e, quest'ultima caratteristica, ne scoraggia l'utilizzo per l'acquisizione da drone, mentre esistono soluzioni UAV commerciali che integrano sensori multispettrali.

Sensori iper e multispettrali sono già stati utilizzati per identificare danni causati da malattie nelle piante (Mahlein, 2016) (Eskandari et al., 2020) come nel caso di infestazioni da tripidi nella cipolla, di peronospora della patata (Nebiker et al., 2016), oidio nel frumento invernale (Franke et al., 2007) e nel pomodoro (Schor et al., 2017) o come anticipato in precedenza nel caso di danni da infestazioni da TSSM (Luedeling et al., 2009) (Martin et al., 2017) (Gonzalez et al., 2021), ma in tutti questi casi l'identificazione della malattia/parassita vera e propria avveniva solo in seguito all'osservazione delle colture o dei risultati. In questo caso si vuole fare in modo che l'identificazione avvenga per via automatica.

Questo nuovo approccio di diagnostica risulta innovativo perché prova ad applicare quanto teoricamente funzionante in serra in campo aperto, e lo fa attraverso sensori multispettrali che rilevano da terra o da drone.

## 2. DATI E MATERIALI

### 2.1 Caso studio

La missione è stata svolta nei pressi della cittadina di Fossano (CN) in località San Martino (44°32'49,7"N, 7°40'56,8"E). Il campo oggetto di studio era un campo di melanzane di dimensione 143x14 m ormai da alcuni giorni infestato dai ragnetti rossi (Fig. 2).



Figura 2. Visione dall'alto del campo oggetto di studio.

### 2.2 Materiali

Lo scopo principale era classificare dati provenienti dai diversi sensori in almeno due classi in modo da discriminare le foglie dove il ragnetto era presente dalle foglie dove era assente. Scopo secondario era trovare il metodo più economico e/o veloce. Il fine del rilievo era quello di selezionare delle foglie all'interno del campo e ottenerne dei dati fotografici multispettrali utilizzando tre diversi metodi di acquisizione dati. I sensori utilizzati per la missione sono indicati in Tabella 1.

L'analisi delle foglie tramite sensore Rikola (MosaicMill, 2021) è quella che teoricamente più di tutte ha lo scopo di verificare una possibile discriminazione tra le varie classi di presenza per via dell'elevata risoluzione spettrale del sensore. È però il metodo di analisi più costoso dato che il solo sensore costa attualmente 40.000 \$, quindi, in caso di esito positivo nella classificazione, si vorrebbero abbattere i costi di esecuzione del rilievo. Proprio per questo è stato scelto di utilizzare il sensore Mapir Surey3 (Mapir, 2021 (a)), un sensore multispettrale che con il suo prezzo di 400 \$ presenta un costo in media pari a un terzo dei sensori della sua tipologia.

I sensori Rikola e Mapir sono stati utilizzati per ottenere immagini multispettrali delle singole foglie a distanza ravvicinata, in modo da avere un buon grado di dettaglio; tuttavia, questo studio puntava anche a cercare vantaggi verso una maggiore economicità, velocità di rilevamento e scalabilità dell'analisi lungo il più ampio numero di foglie possibile; pertanto, è stato scelto di optare anche per l'ispezione tramite drone. Attraverso le foto ottenute dall'alto tramite uno o più voli è possibile analizzare tutte le foglie di un campo riprese dall'alto e risparmiare tutto il tempo che sarebbe richiesto per fotografare ogni singola foglia di interesse tramite un sensore. Per tali ragioni è giustificata anche la scelta di utilizzare il drone Phantom P4 Multispectral (Dji, 2021) al fine di realizzare dei rilievi aerei del campo oggetto di studio.

Per validare i risultati ottenuti abbiamo utilizzato una lente contafili, strumento attualmente impiegato per fare diagnosi di infestazioni, che in questa missione è stato utilizzato per conoscere l'esatto numero di ragnetti presenti su ogni foglia selezionata in modo da ottenere dati corretti relativi alla classificazione di queste.

Nome sensore	Rikola HSC-2	Mapir Survey3	Phantom P4 Multispectral
Risoluzione sensore [Mpx]	1	12	2
Bande	130 Bande da 400 a 950 nm con Risoluzione spettrale 5-10 nm per banda	3 Bande: (R) 660 (G) 550 (NIR) 850 Cerca tolleranza	6 Bande: (B) 450 ±16 (G) 560 ±16 (R) 650 ±16 (RE) 730 ±16 (NIR) 840 ±26
Prezzo [\$]	40.000	400	6.660

Tabella 1. Alcuni dei parametri dei sensori scelti per il rilievo.

## 3. METODOLOGIA

Per poter avere dati significativi a dimostrare un corretto funzionamento dei tre sistemi di diagnosi proposti sono state selezionate dal campo di melanzane 128 foglie e di queste attraverso ispezione visiva per mezzo di una lente contafili è stato definito il numero esatto di ragnetti rossi presenti su ogni singola superficie fogliare. Il successivo lavoro è stato suddiviso in più fasi: acquisizione dei dati, elaborazione delle immagini, analisi statistica dei risultati e classificazione tramite utilizzo di intelligenza artificiale.

### 3.1 Acquisizione dei dati

#### 3.1.1 Acquisizione UAV (Rilievi aerei)

Un primo tipo di acquisizione dati consisteva nel realizzare dei rilievi aerei del campo tramite drone Phantom al fine di ottenere un'ortomosaico multibanda.

Come azione preliminare sono stati disposti lungo i bordi del campo dei pannelli di calibrazione e dei pannelli di georeferenziazione.

I marker di georeferenziazione (Fig. 3), in totale 10, disposti lungo il perimetro del campo, avevano lo scopo di georeferenziare il blocco fotogrammetrico e valutarne l'accuratezza. Il centro di ogni marker è stato misurato con la tecnica GNSS RTK sfruttando le correzioni derivanti dalla rete di stazioni permanente SPIN GNSS della Regione Piemonte.

I pannelli di calibrazione, in totale 5, consistevano in pannelli dalla firma spettrale nota che avevano lo scopo di permettere la calibrazione radiometrica digitale dell'ortomosaico multispettrale finale, cioè una stima corretta della riflettività delle immagini ottenuta elaborando i valori dei Digital Numbers (DN) associati alla misura di radianza effettuata (Lingua et al., 2021).

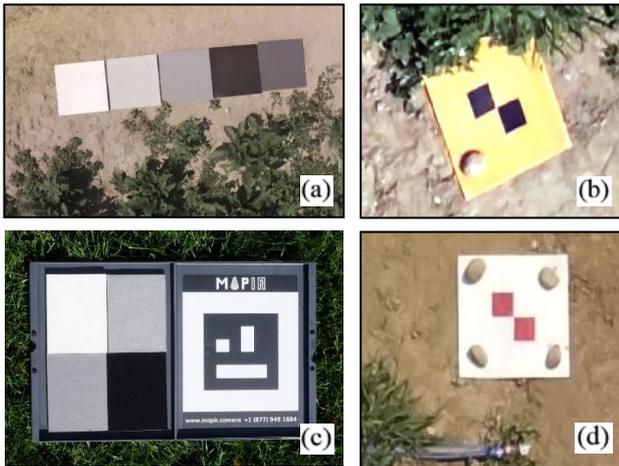


Figura 3. esempi di pannelli di calibrazione (a e c) e di marker di geolocalizzazione (b e d).

Contemporaneamente al posizionamento dei pannelli sono stati posizionati dei marker numerati di scotch rosso su 128 foglie che sarebbero poi state fotografate singolarmente e analizzate tramite ispezione visiva. Lo scopo dei marker era quello di permettere l'identificazione delle foglie selezionate al momento dell'analisi delle foto aeree, al momento del prelievo delle foglie, e al momento dei rilievi terrestri con i sensori iper e multispettrale.

Dopo le azioni preliminari sono stati eseguiti sul campo tre voli con drone Phantom P4 multispectral con a bordo un sensore multispettrale allo scopo di ottenere immagini aeree del campo lungo sei bande spettrali. Il drone ha compiuto tre voli ad un'altezza media di 13,8 m di presa dal suolo che hanno permesso di ottenere 511 fotogrammi aerei utili per ogni banda, rispettivamente suddivisi in 191, 166 e 154 per i tre voli (Fig. 4 e 5).

Il sensore utilizzato era composto da una camera formato 1" (8,8mm x 13,2 mm) con focale 8,8 mm, 20 Mpx e di conseguenza i fotogrammi ottenuti presentavano una Ground Sample Distance (GSD) media di 5,21 mm/px, valori ritenuti sufficienti per l'analisi sperimentale. Sono stati realizzati 3 voli ad altezze diverse con 5, 12 e 25 m di altezza facendo 5 strisciate.

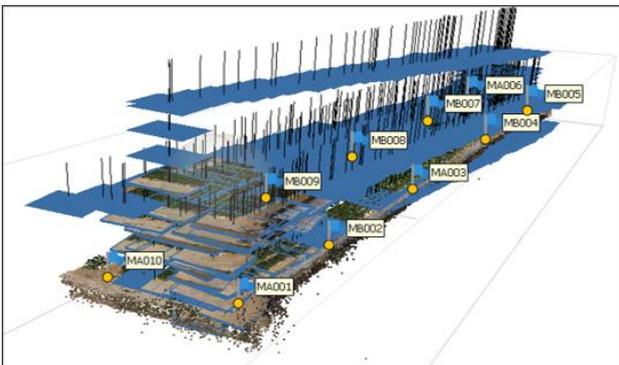


Figura 4. Esito del processo di allineamento dei fotogrammi nella banda RGB. Ogni rettangolo azzurro rappresenta un fotogramma, le linee nere perpendicolari i rispettivi centri di presa.

È stata garantita una sovrapposizione tra le immagini dell'80% sia trasversale che longitudinale. I voli sono stati eseguiti verso le ore centrali del giorno (circa 11:30) con illuminazione uniforme e costante, data l'assenza di nubi. Il tempo totale richiesto per effettuare i tre voli e posizionare pannelli e markers è stato circa di 30 minuti. Ottenuti i dati aerei le foglie sono state prelevate dal campo per i rilievi terrestri.

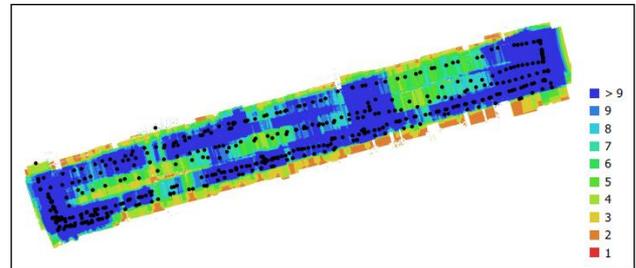


Figura 5. Posizioni della telecamera lungo la traiettoria e percentuali di sovrapposizione delle immagini

### 3.1.2 Acquisizione delle singole foto (Rilievi terrestri)

La seconda tipologia di acquisizione dati si basava sul prelievo dei campioni di riferimento al fine di acquisire immagini di tipo multispettrale e iperspettrale in ambiente controllato.

In una zona a luminosità costante è stato posto un pannello di calibrazione costituito da 4 pannelli più piccoli di firme spettrali note (Fig. 6).

Ciascuna delle 128 foglie è stata fotografata con due differenti sensori, multispettrale e iperspettrale, avendo l'accortezza di inquadrare nello stesso fotogramma sia il pannello di calibrazione che la foglia.

Per l'acquisizione delle immagini iperspettrali è stato utilizzato il software Hyperspectral Imager con la fotocamera Rikola posizionata a circa 70 cm dai campioni su un treppiede, mentre la fotocamera Mapir veniva invece posizionata a circa 40 cm dai campioni e utilizzata manualmente. Il sensore Rikola è in grado di acquisire un numero massimo di 130 bande (tra i 400 e i 950 nm) con risoluzione spaziale in FWHM di circa 10 nm per banda e poiché in questa ricerca bisognava avere a disposizione immagini con la più alta risoluzione spaziale possibile di tutte le bande possibili, è stato scelto di utilizzare tutte e 130 le bande che era possibile selezionare all'interno del range.

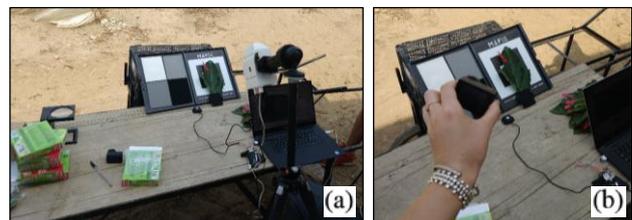


Figura 6. Tavolo da lavoro dove sono visibili da destra a sinistra i sensori Rikola, e Mapir e la lente contafili (a). Sensore Mapir visto da vicino (b).

### 3.1.3 Ispezione visiva dei campioni

I campioni sono stati analizzati tramite lente contafili, controllando per ogni foglia due volte la pagina superiore e due volte la pagina inferiore. Quando venivano individuati uno o più ragnetti, questi venivano fotografati, conteggiati e indicato il numero in un documento.

L'ispezione delle foglie tramite lente contafili ha avuto una durata di 12 ore e su un dataset di 128 foglie 107 non presentavano ragnetti mentre 21 presentavano ragnetti. Delle 21 foglie positive, 14 presentavano un ragnetto, 3 due ragnetti, 2 sette ragnetti e infine 1 undici ragnetti.

### 3.2 Elaborazione dei dati acquisiti

I dati ottenuti dai rilievi andavano elaborati al fine di poter rendere oggettivi e comparabili radiometricamente dati di foglie diverse per ogni metodo di acquisizione dati utilizzato e, nel caso

di questo progetto, è stata dedicata una particolare attenzione a rendere i vari passaggi i più automatici possibile in modo che un eventuale metodo di diagnostica alternativo potesse essere poi competitivo sul mercato.

La fase di elaborazione delle immagini constava di più passaggi: A) generazione a partire dalle immagini aeree di un unico ortomosaico multispettrale del campo, B) processo di coregistrazione delle bande delle immagini multispettrali e iperspettrali acquisite tramite rilievi terrestri. C) processo di calibrazione radiometrica e D) segmentazione delle superfici fogliari dalle immagini.

### 3.2.1 Generazione dell'ortomosaico

Tramite la generazione di un ortomosaico del campo studiato, sarebbe stato possibile ottenere immagini segmentate relative ai campioni di interesse che sarebbero poi state utilizzate per analizzare lo stato di presenza del ragnetto su di essi.

Per la generazione dell'ortomosaico è stato utilizzato il software Agisoft Metashape, software che utilizza algoritmi basati sulla metodologia della "Structure from Motion" che permettono di creare prodotti cartografici (ortomosaici e modelli digitali) a partire da immagini aeree, terrestri o con diverse geometrie di presa.

Le immagini di partenza, geotaggate in maniera approssimata per mezzo del ricevitore GNSS integrato nel sistema UAV e contenenti le informazioni riguardanti i parametri di orientamento interno della fotocamera, sono state processate separatamente in base alla banda acquisita (RGB, Blu, Verde, Rosso, Red-Edge e NIR).

La prima fase prevedeva l'allineamento dei fotogrammi, ovvero orientare relativamente le immagini in un unico sistema di riferimento (La Rocca et al., 2021), e la generazione della nuvola di punti sparsa. Selezionando l'opzione di allineamento il software tramite procedura automatica ricerca i punti omologhi (key points) tra fotogrammi adiacenti e li utilizza per l'orientamento relativo tra questi. Per questa fase è stata utilizzata la modalità di allineamento *High* che ha impiegato circa 15 minuti per banda.

Si è inoltre scelto di georeferenziare il blocco fotogrammetrico nel sistema di coordinate UTM WGS84 32N, tramite l'utilizzo di 10 punti di vincolo (GCP, Ground Control Points), materializzati con pannelli 40x40 e facilmente identificabili nelle immagini, dei quali sono note le coordinate del centro.

Al termine di questa fase è stata ottenuta una ricostruzione spaziale accurata del blocco fotogrammetrico in termini stima dei centri di presa e di orientamento esterno. L'accuratezza è stata valutata tramite il calcolo dell'errore quadratico medio (RSME, root mean square error) dei centri stimati dei marker rispetto alle coordinate note (Tab. 2).

Successivamente è stato attuato il processo di ottimizzazione delle camere, che consente di ottimizzare i parametri di orientamento interno della fotocamera in base alle coordinate di riferimento note minimizzando gli errori nella procedura di stima. In seguito a tale processo sono stati ottenuti miglioramenti per quanto riguarda tutti i tipi di errore lungo tutte le bande e le accuratze ottenute sono risultate sufficienti ai fini del nostro studio.

Dopo l'ottimizzazione si è passati alla generazione della nuvola densa di punti (o Dense Point Cloud) cioè a una densificazione della nuvola di punti precedentemente ottenuta.

A partire dalla nuvola densa di punti, per ogni banda, sono stati generati i rispettivi modelli di elevazione (Digital Elevation Model, DEM), cioè il modello di una superficie in una griglia regolare contenente i rispettivi valori di altezza e, a partire dal DEM, l'ortomosaico finale. Tutti i DEM e gli ortomosaici

generate possedevano una risoluzione spaziale di 1600 x 1300 px e una dimensione del pixel a terra di 5,21 mm/px.

Banda	RMSE tot (cm)
Blu	0,5592
Verde	0,5697
Rosso	0,5673
Rosso-edge	1,1298
NIR	3,5165
RGB	0,1969

Tabella 2. Scarti complessivi sui marker calcolati per ogni banda del blocco fotogrammetrico.

Terminato il processo di generazione degli ortomosaici lungo tutte le bande spettrali, queste, utilizzando il software ArcGis, sono state utilizzate per generare un unico orto mosaico multibanda contenente in sequenza gli ortomosaici delle bande Blu, Verde, Rosso, Red-Edge e NIR di partenza.

### 3.2.2 Coregistrazione

La coregistrazione consiste nel processo di allineamento di bande diverse dello stesso fotogramma, disallineate a causa dei micromovimenti che il sensore compie durante l'acquisizione e della diversa posizione all'interno della fotocamera dei trasduttori (Musci et al., 2020).

In questo articolo verranno sostituiti i termini immagine iper e multispettrale con il termine ipercubo, cioè una matrice  $i \times j \times k$  che lungo  $i$  e  $j$  rappresenta la superficie fotografata e lungo  $k$  i valori di questa per ogni banda.

L'ortomosaico multibanda non ha richiesto coregistrazione in quanto il metodo adottato per la generazione dell'ortomosaico è stato sufficiente a garantire la coregistrazione delle bande.

Le immagini Mapir risultavano sovraesposte, quindi non è stato possibile coregistrarle; tuttavia, è stato deciso comunque di utilizzare queste immagini per le analisi successive.

Le immagini Rikola sono state coregistrate utilizzando il software Matlab e in particolare l'algoritmo del regular step gradient descent optimization (Matlab, 2021 (a)). Il metodo del gradient descent è una tecnica che nel caso dell'allineamento di due immagini prende un certo numero  $n$  di punti random con le stesse coordinate  $i$  e  $j$  da entrambe le immagini e ne calcola il gradiente dei valori dei pixel negli intorni. Quando negli intorni dei punti con le stesse coordinate viene riscontrata una brusca variazione del gradiente, è probabile che i valori di massimo o minimo trovati corrispondano allo stesso punto della scena, e che quindi debbano coincidere lungo le 2 bande. Ottenuti  $n$  punti coincidenti tra due bande è possibile utilizzare una funzione che le allinei.

L'algoritmo utilizzato in questa sede è una versione ottimizzata di tale tecnica. Il regular step gradient descent optimization utilizza passi di lunghezza costante lungo il gradiente tra le iterazioni finché il gradiente cambia direzione. Quando ciò accade, si torna allo step precedente e la lunghezza del passo viene ridotta a seconda di un'impostazione predefinita. In questo progetto è stato scelto di allineare tutte le bande rispetto alla prima.

Utilizzando un personal computer con RAM 12 Gb e processore 2,30 GHz core i5 il processo di coregistrazione di ogni singolo ipercubo è risultato impiegare 128 minuti. La coregistrazione di 128 ipercubi ha impiegato 11 giorni, un tempo eccessivo per avere una diagnosi di campo veloce, pertanto, in quanto il fine è quello di avere a disposizione immagini rappresentanti solo la superficie fogliare, una valida alternativa al processo di coregistrazione è un processo di segmentazione automatica che

permetta di ottenere immagini segmentate a circa 1 cm dal bordo della superficie della foglia.

### 3.2.3 Calibrazione radiometrica

Il processo di calibrazione radiometrica è un passaggio fondamentale che consiste nello stimare in modo corretto la riflettività delle immagini a partire dalla misura di radianza effettuata elaborando i valori dei Digital Numbers (DN) ad essa associati (Lingua et al., 2021).

Le immagini Mapir sono state calibrate automaticamente utilizzando il software fornito dall'azienda (Mapir Camera Control) (Mapir, 2021 (b)). Per calibrare una serie di immagini attraverso questo software basta fornire un'immagine dei pannelli di calibrazione Mapir i cui parametri sono noti. Selezionando sull'immagine di pannelli, il software calibra in maniera automatica tutte le immagini che gli vengono fornite.

Le immagini del dataset sono state calibrate in meno di un'ora. Le immagini Rikola sono state calibrate utilizzando il software ENVI e i pannelli di calibrazione Mapir. Questa procedura utilizza gli spettri teorici noti dei target come mezzo di comparazione per gli spettri dei target rilevati dal fotogramma al fine di ottenere una relazione lineare o quasi-lineare per ogni lunghezza d'onda da utilizzare per calibrare il resto dell'immagine. In particolare, in questa sede, sono state segmentate le aree dei quattro pannelli di calibrazione di colori bianco, grigio chiaro, grigio scuro e nero del pannello di calibrazione Mapir presenti in ogni fotogramma. La media della radianza dei pixel di ogni lunghezza d'onda delle aree segmentate veniva confrontata dal software con i dati corrispondenti alla radianza reale dei target permettendo di ottenere una retta di calibrazione che veniva utilizzata per ottenere i valori reali del resto dell'immagine. Il software permetteva anche di utilizzare i parametri di calibrazione ottenuti da un'immagine per calibrare i fotogrammi successivi e tale opzione ha permesso di calibrare correttamente 128 immagini a partire da 22 files di parametri di calibrazione in meno di 2 ore.

Anche l'ortomosaico multispettrale è stato calibrato sfruttando ENVI, in questo caso utilizzando le firme spettrali note dei pannelli di calibrazione Mosaicmill utilizzati nella missione durante il volo con il drone.

### 3.2.4 Segmentazione

Per segmentazione si intende quel processo che consente di estrarre dalle immagini solo i pixel di interesse, che nel presente studio corrispondono a quelli appartenenti alla sola superficie fogliare. Oltre a ottenere una segmentazione di qualità, l'obiettivo del lavoro era quello di automatizzare il processo il più possibile.

Le immagini iperspettrali Rikola sono state segmentate utilizzando la funzione Matlab `colorThresholder` (Matlab, 2021 (b)), una funzione che permette di ottenere una maschera binaria a partire dalla selezione di una porzione di uno spazio-colore dell'immagine. L'algoritmo si sviluppa in tre passaggi:

- Utilizzo dei valori di tre bande di un ipercubo per generare uno spazio 3D dove vengono disposti tutti i pixel sotto forma di punti (nuvola di punti).
- Selezione di una porzione di spazio all'interno della nuvola di punti corrispondente alla porzione di pixel di interesse.
- Generazione di una maschera binaria che associa il valore 1 alle posizioni dei pixel della porzione selezionata e 0 agli altri. Moltiplicando la maschera binaria per ogni banda dell'ipercubo si ottiene la corrispondente immagine segmentata.

La porzione di spazio-colore individuata per la segmentazione di un'immagine può essere salvata in memoria ed utilizzata per segmentare automaticamente immagini successive.

Poiché per lo spazio-colore bisognava selezionare 3 bande, al fine di individuare quelle che meglio discriminassero la superficie fogliare, sono state confrontate le immagini di una stessa superficie fogliare (foglia 1) in sfumature di grigio lungo diverse bande e indici di vegetazione.

Gli indici di vegetazione sono degli indici ottenuti come combinazione della percentuale di radiazione riflessa in determinate bande specifiche, ad esempio, l'indice Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) è un indice ottenuto sottraendo la frazione dello spettro del rosso al NIR in rapporto alla loro somma, ed è un indice legato al contenuto di clorofilla e alla capacità di fotosintesi delle piante (Sellers, 1985) (Eq. 1). I canali che meglio permettevano di distinguere la superficie fogliare sono risultati rosso, NIR e  $NDVI_{norm}$  (Eq. 2).

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_R}{\rho_{NIR} + \rho_R} \quad (1)$$

$$NDVI_{norm} = \frac{1}{2} \left( \frac{\rho_{NIR} - \rho_R}{\rho_{NIR} + \rho_R} \right) + \frac{1}{2} \quad (2)$$

Dove  $\rho_r$  e  $\rho_{NIR}$  corrispondono ai valori di riflettanza delle bande Rosso e NIR.

Il processo di segmentazione di ogni foglia durava circa 30 secondi, quindi, è stato possibile segmentare entrambi i dataset di immagini in poco più di un'ora.

Per quanto riguarda l'ortomosaico multispettrale del campo è stato utilizzato il software Esri ArcGIS. Conoscendo la posizione dei campioni per via dei marker è stato costruito uno shapefile di punti che è stato poi utilizzato per individuare le foglie e segmentarne la superficie attraverso dei poligoni di segmentazione. Anche in questo caso i poligoni avevano lo scopo di generare una maschera binaria che moltiplicata per le bande dell'ipercubo, permetteva di ottenerne la segmentazione.

Durante questo passaggio sono state scartate le potenziali immagini segmentate di altre 10 foglie in quanto le zone dell'ortomosaico dove erano presenti queste foglie presentavano delle anomalie. In totale attraverso questa tipologia di segmentazione sono stati generati gli ipercubi corrispondenti a 107 foglie. L'intera operazione ha impiegato circa 4 ore.

### 3.3 Preparazione dei dataset

A partire dalle immagini di partenza sono stati ottenuti tre dataset di immagini radiometricamente corrette e rappresentanti le sole superfici fogliari:

- Dataset Phantom: 107 immagini lungo 6 bande.
- Dataset Rikola: 124 immagini lungo 130 bande.
- Dataset Mapir: 128 immagini a 3 bande.

I dataset sono stati analizzati statisticamente in due modi:

- Confronto tramite istogrammi dei pixel di 3 foglie appartenenti a 3 diverse classi, da qui in poi definite come assenza di ragnetto ("NO"), presenza di meno di due ragnetti ("SI pochi") e presenza di più di due ragnetti ("SI molti").
- Confronto tramite boxplot delle statistiche (medie, deviazioni standard, skewness e kurtosis) dei pixel di tutte le foglie lungo bande e indici considerando due diverse classi, da qui in poi definite come assenza di ragnetto ("NO") e presenza di ragnetto ("SI").

La suddivisione delle immagini a partire dalle immagini dei dataset lungo le classi "SI", "NO", "SI molti", "SI pochi" è indicata in Tabella 3.

Metodo di rilevazione	Classe "NO"	Classe "SI"	Classe "SI pochi"	Classe "SI molti"
Iperspettrale (Rikola)	103	21	18	3
Multispettrale (Mapir)	107	21	18	3
Multispettrale (Phantom)	87	20	17	3

Tabella 3. Suddivisione delle immagini a partire dalle immagini dei dataset lungo le classi "SI", "NO", "SI molti", "SI pochi".

Per le immagini Rikola è stato scelto di utilizzare alcune delle 130 bande, cioè quelle rappresentative dei range associati alle bande Blu, Verde, Rosso, RE e NIR, e le bande 700 e 780 nm. A partire da queste, sono stati ottenuti gli indici di vegetazione NDVI, GNDVI, REGNDVI (Red-Edge Green Normalized Difference Vegetation Index), REBNDVI (Red-Edge Blue Normalized Difference Vegetation Index), NRENDVI, REIP utilizzando le Equazioni da 2 a 7, permettendo di ottenere un dataset di immagini con 13 caratteristiche da analizzare, 7 relative a bande spettrali e 6 relative ad indici di vegetazione.

$$GNDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_G}{\rho_{NIR} + \rho_G} \quad (3)$$

$$REGNDVI = \frac{\rho_{RE} - \rho_G}{\rho_{RE} + \rho_G} \quad (4)$$

$$REBNDVI = \frac{\rho_{RE} - \rho_B}{\rho_{RE} + \rho_B} \quad (5)$$

$$NRENDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RE}}{\rho_{NIR} + \rho_{RE}} \quad (6)$$

$$REIP = 700 + 40 \left\{ \frac{[(\rho_{670} - \rho_{780})/2] - \rho_{700}}{\rho_{NIR} + \rho_R} \right\} \quad (7)$$

Le immagini Mapir erano composte da 3 bande, precisamente verde, rosso e NIR (RGN). Attraverso queste tre bande è stato possibile ottenere gli indici di vegetazione NDVI e GNDVI. Considerando le bande e gli indici, si avevano a disposizione 5 caratteristiche da analizzare.

Le immagini Phantom erano composte da 5 bande, Blu, Verde, Rosso, Red-Edge e NIR. Attraverso queste tre bande è stato possibile ottenere gli indici di vegetazione NDVI, GNDVI, REGNDVI, REBNDVI, NRENDVI.

Il procedimento di analisi statistica e di features selection è esaminato nel dettaglio nella sezione Risultati.

### 3.4 Classificazione delle immagini

Al termine della fase di feature selection sono stati osservati dei parametri che mostravano una certa correlazione con lo stato di presenza del ragnetto, e tali parametri potevano essere utilizzati per verificare l'efficacia diagnostica di sistemi alternativi basati su rilievi terrestri o aerei utilizzando sensori multispettrali.

In questa sede sono stati implementati algoritmi di classificazione basati su clustering gerarchico e kNN, entrambi scritti utilizzando il software Matlab.

#### 3.4.1 Clustering Gerarchico

L'algoritmo di clustering gerarchico utilizzato si sviluppava nei seguenti punti: A) estrazione di 500 ROI di pixel da 4 immagini di foglie di diversa classe (2 appartenenti alla classe "NO" e 2 appartenenti alla classe "SI"), B) feature selection e C) normalizzazione dei dataset, D) implementazione di un algoritmo di clustering gerarchico per le ROI appartenenti ad ogni foglia, E) estrazione da ogni clusterizzazione di centroidi rappresentanti le ROI di ogni foglia e infine F) comparazione dei centroidi estratti al fine di ricercare differenze significative tra centroidi appartenenti a foglie di classe diversa.

Lo scopo di tale algoritmo sarebbe stato, in caso di esito positivo, quello di utilizzare i centroidi ottenuti come criterio di classificazione per le immagini di foglie.

Le immagini Phantom, essendo immagini che avevano dimensioni nell'ordine della decina di pixels, non avrebbero permesso di ottenere ROI di dimensione e numero apprezzabili allo scopo, pertanto, sono state escluse da questo tipo di analisi.

I criteri utilizzati per la feature selection sono stati:

- Utilizzare la media delle ROI lungo tutte le bande disponibili
- Utilizzare la media delle ROI di tutti gli indici di vegetazione calcolabili
- Utilizzare gli indici statistici delle ROI che mostravano le migliori correlazioni con lo stato di presenza del ragnetto (dev std blu e NIR, skew RE e NIR, e kurt RE e NIR per Rikola; dev std NIR per Mapir).

Tutte le ROI ottenute sono state normalizzate lungo le loro features rispetto ai valori di massimo e minimo dei quattro dataset allo scopo di evitare polarizzazioni da parte delle caratteristiche utilizzando Equazione 8:

$$x_{i,norm} = \frac{(x_i - x_{min})}{(x_{MAX} - x_{min})} \quad (8)$$

Successivamente è stato applicato per le ROI di ogni foglia un algoritmo di clustering gerarchico, ossia un procedimento che inizialmente considera ogni elemento del dataset come un cluster a sé e dalla prima iterazione in poi combina i due clusters più vicini utilizzando una metrica e una misura di similarità come criterio di vicinanza (Rokach et al., 2005). In questa sede è stato scelto di utilizzare come metrica la distanza di Manhattan (chiamata anche 'cityblock') e come misura di similarità il metodo del legame completo (Eq. 9 e 10).

$$L_1(a, b) = \|a - b\|_1 = \sum_{i=1}^n |a_i - b_i| \quad (9)$$

$$\max\{d(a, b) : a \in A, b \in B\} \quad (10)$$

Nelle equazioni  $L_1$  indica la distanza di Manhattan, mentre  $a$  e  $b$  rappresentano due punti in uno spazio  $n$ -dimensionale con coordinate  $a = (a_1, \dots, a_i, \dots, a_n)$  e  $b = (b_1, \dots, b_i, \dots, b_n)$  appartenenti rispettivamente a due insiemi  $A$  e  $B$ .

Considerando i livelli di clusterizzazione che presentavano minore variabilità intra-cluster massima, massima variabilità inter-cluster e minor differenza di numerosità, da ogni cluster è stato estratto un centroide 'rappresentativo' di ogni insieme.

I centroidi sono successivamente stati analizzati al fine di individuare bande o indici che mostrassero differenze tra le classi (Figura 7).

Nel caso di funzionamento corretto della tecnica centroidi appartenenti a classi diverse avrebbero mostrato delle differenze lungo determinate variabili, e tali differenze avrebbero potuto essere utilizzate attraverso una condizione di similarità con i centroidi come mezzo di classificazione.

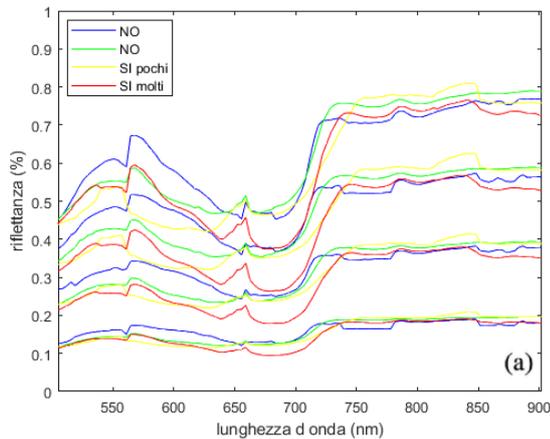


Figura 7. I centroidi relativi alle foglie 19 (“NO”) in blu, 54 (“NO”) in verde, 9 (“SI pochi”) in giallo e 8 (“SI molti”) in rosso rappresentando le 130 bande (a) e 5 indici di vegetazione (b). I tagli sono stati effettuati rispettivamente a 4, 4, 4 e 4 Clusters estraendo quindi i rispettivi 16 centroidi.

### 3.4.2 kNN

L’algoritmo implementato si sviluppava nei seguenti punti: A) calcolo delle medie lungo le bande, gli indici e le migliori statistiche delle immagini delle foglie divise nelle classi “Si ragentti” e “No ragnettti”, B) normalizzazione dei dataset, C) implementazione di un algoritmo kNN con metodo leave one out come validazione e infine D) utilizzo di confusion matrix per osservare l’efficienza di classificazione.

Per il calcolo delle medie è stato utilizzato lo stesso criterio di feature selection utilizzato per il clustering gerarchico, e, allo stesso modo, per la normalizzazione, è stata utilizzata Equazione 8. In seguito, è stata applicata separatamente per ogni metodo di acquisizione la stessa procedura di classificazione tramite kNN. Il k-Nearest Neighbors (k-NN) è un algoritmo di classificazione che assegna un elemento ad una determinata classe utilizzando come riferimento le classi di appartenenza dei  $k$  elementi più vicini. In particolare, un elemento viene assegnato a una classe  $i$ -esima quando la maggior parte dei  $k$  elementi più vicini all’elemento considerato appartengono alla classe  $i$  (Belur V. Dasarthy, 1991). Data la limitata numerosità del dataset, come tecnica di addestramento e validazione è stato utilizzato il metodo del leave one out, cioè un metodo che utilizza tutti gli elementi di un dataset tranne uno per classificare l’elemento mancante.

L’accuratezza è stata calcolata tramite delle confusion matrix 2x2 dove i veri positivi (VP) rappresentavano le foglie con ragnettti che il test ha classificato come infestate, i veri negativi (VN) le foglie con ragnettti che il test ha classificato come non infestate, i falsi positivi (FP) le foglie senza ragnettti che il test ha classificato come infestate, e infine i falsi negativi (FN) le foglie con ragnettti che il test ha classificato come non infestate.

Al termine del processo il numero di VP, VN, FP e FN affiancati al calcolo di sensibilità, specificità e accuratezza di classificazione (Eq. 11, 12 e 13), avrebbero potuto descrivere il livello di efficacia del classificatore costruito.

$$\text{Sensibilità} = \frac{VP}{VP+FN} \quad (11)$$

$$\text{Specificità} = \frac{VN}{VN+FP} \quad (12)$$

$$\text{Accuratezza} = \frac{VP+VN}{VP+VN+FP+FN} \quad (13)$$

Per ogni metodologia di acquisizione l’algoritmo kNN è stato testato per un totale di 21 combinazioni possibili di 2 parametri:

-Numerosità del vicinato ( $k$ ): variato tra 3 e 15 provando tutte le combinazioni dispari (7 combinazioni).

-Metrica: utilizzando le distanze ‘euclidea’, ‘cityblock’ e ‘chebychev’ (3 combinazioni).

## 3.3 Risultati

### 3.3.1 Risultati analisi statistica

Dall’analisi dei pixel tramite istogrammi di 3 foglie appartenenti a 3 classi diverse (“SI molti”, “SI pochi”, “NO” con 7, 1 e 0 ragnettti) presentata nella sezione “Preparazione dei dataset” sono state osservate, per tutti e 3 i tipi di rilevazione, le seguenti tendenze:

- Foglie appartenenti alle classi “SI pochi” e “SI molti” non mostravano differenze significative.
- Gli istogrammi di foglie appartenenti alle classi “SI” e “NO” presentavano differenze lungo determinate bande e indici di vegetazione (Tab. 4).
- I profili degli istogrammi non erano quasi mai perfettamente gaussiani, e la cosa suggeriva che avrebbero potuto esserci parametri statistici utili a discriminare le due classi.

I canali Rosso e NDVI sembravano mostrare differenze significative tra le classi per tutte e tre le tipologie di acquisizione (Fig. 8).

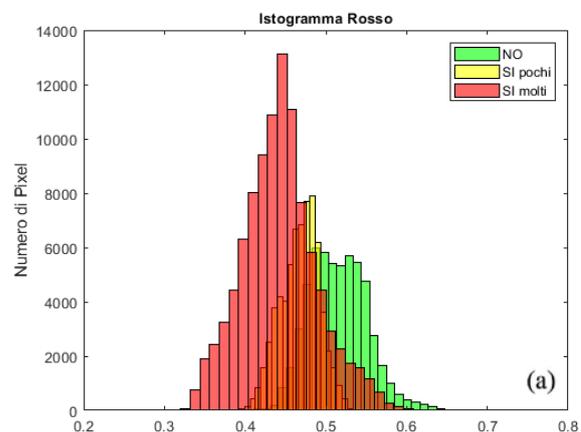


Figura 8. Istogrammi rappresentanti le distribuzioni del canale del rosso delle classi “NO”, “SI pochi”, “SI molti”, in questo caso di immagini Rikola.

Dall’analisi tramite boxplot al fine di confrontare le 2 classi di foglie (“SI”, “NO”) lungo diverse statistiche dei pixel (medie, deviazioni standard, skewness e kurtosis di bande e indici dei pixel delle singole foglie) sono state osservate le seguenti tendenze:

- Molti confronti mostravano che porzioni abbastanza ampie di box e/o baffi dei boxplot della classe “SI” non erano sovrapposte a box e/o baffi della classe “NO”.
- Molti confronti mostravano dei box quasi o del tutto non sovrapposti.

In particolare, le features che hanno mostrato un certo grado di differenza tra le classi “SI” e “NO” sono state blu, verde, rosso RE, NIR, NDVI, GNDVI, e REGNDVI (Tab. 4).

La presenza di correlazioni statistiche permette di ipotizzare che sia possibile classificare correttamente lo stato di presenza del ragnetto sulle foglie utilizzando tecniche di intelligenza artificiale che utilizzino in parte o totalmente i parametri statistici medi delle bande e degli indici di vegetazione dei pixel di immagini segmentate che sembrano possedere una certa correlazione con esso.

	Blu	Verde	Rosso	RE	NDVI	GNDVI	REGNDVI
Rikola	✓		✓	✓	✓		
Mapir		✓	✓		✓	✓	
Panthom	✓	✓	✓		✓	✓	✓

Tabella 4. Canali che mostrano le differenze significative tra le classi diverse in base al metodo di rilevazione utilizzato.

Vale la pena inoltre evidenziare che, osservando i boxplot, le features che meglio sembrano mostrare una migliore differenziazione risultano essere:

- Deviazione standard del NIR (Fig. 9) e skewness del NIR per il sensore Rikola.
- Medie dell'indice NDVI, medie dell'indice GNDVI e deviazioni standard del NIR per il sensore Mapir.
- Deviazione standard dell'indice NDVI per il sensore Phantom.

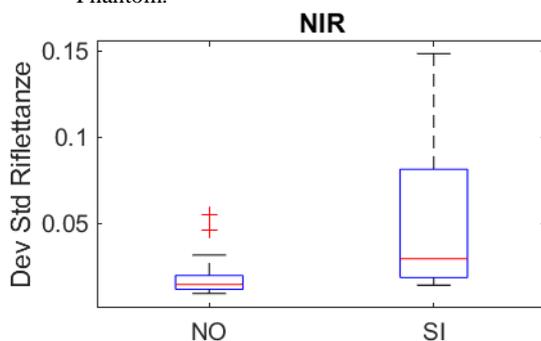


Figura 9. Deviazione standard dei pixel del canale NIR lungo le 2 classi per il sensore Rikola.

### 3.3.2 Risultati intelligenza artificiale

L'analisi tramite clustering gerarchico non ha portato alla generazione di centroidi con caratteristiche utili alla classificazione mentre per quanto riguarda il classificatore k-NN, le migliori classificazioni ottenute sono state:

-Sensore iperspettrale Rikola: con  $k = 7$ , metrica: distanza euclidea. Il classificatore mostrava una sensibilità del 20%, una specificità del 92,3% e un'accuratezza del 71,2%.

-Sensore Mapir: con  $k = 3$ , distanza: cityblock. Il classificatore mostrava una sensibilità del 45%, una specificità del 79,6% e un'accuratezza del 69,3%.

-Sensore Phantom: con  $k = 3$ , distanza: cityblock. Il classificatore mostrava una sensibilità del 20%, una specificità del 81,8% e un'accuratezza del 62,5%.

### 3.4 Conclusioni

Questo studio ha lo scopo di proporre un sistema di diagnosi di presenza del TSSM alternativo basato sull'utilizzo di sensori multispettrali che faccia risparmiare tempo e risorse a chi lo esegue. In particolare, sono state proposte due possibili tipologie di indagine, una basata su rilievi terrestri, l'altra su rilievi aerei. In seguito alla rilevazione il metodo proposto prevede una serie di passaggi di elaborazione delle immagini e infine l'utilizzo di un classificatore AI.

Dal punto di vista delle tempistiche i metodi di diagnostica alternativi proposti risultano presentare dei vantaggi sia in termini di automazione del processo, sia di risparmio di tempo, in quanto le tempistiche totali stimate per i tre metodi proposti

sarebbero 4, 5 e 8 ore rispettivamente per le metodologie Phantom, Mapir e Rikola, contro le 18 ore necessarie per un'analisi manuale.

Dal punto di vista dell'accuratezza diagnostica, in questa sede sono state testate alcune varianti delle tecniche di clustering gerarchico (ai fini di classificazione) e kNN, e il metodo di classificazione che ha riscontrato il miglior successo è stato quello basato su kNN, che ha ottenuto un'accuratezza massima di classificazione del 71,2 %. Va considerato tuttavia, che il classificatore proposto è il primo della sua tipologia ad essere stato testato, inoltre il numero di campioni utilizzato era relativamente basso, quindi il risultato ottenuto, può essere considerato quantomeno incoraggiante.

Considerando i risultati statistici ottenuti, si può affermare che ci siano le basi teoriche per costruire un classificatore relativo allo stato di presenza utilizzando i sistemi alternativi di diagnostica proposti, e che le direzioni che a nostro parere dovrebbero prendere le ricerche future sono di due tipi: Aggiornare e ingrandire il dataset tramite ulteriori esperimenti, e testing di altre tecniche AI quali le reti neurali (Multi Layer Perceptron, Self Organizing Maps o Convolutional Neural Networks) o la logica Fuzzy.

### BIBLIOGRAFIA

Acuña-Ruz, T., Mattar, C. and Hernández, H.J., 2016, *Spectral characterization of Quillaja saponaria (Mol.)*. Revista de Teledetección, vol. 2016, no. 47, pp. 65-73.

Aicardi, I., Lingua, A., Mazzara, L., Musci, M. A., & Rizzo, G., 2020. *Ice detection on airplane wings using a photogrammetric point cloud: a simulation.* ISPRS. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences (2020): 183-189.

Agisoft, 2021. Agisoft Photoscan Manuale d'uso, Versione Professional, Versione 1.2, pp. 14 a 40. [https://www.agisoft.com/pdf/manuals\\_other/pscan\\_pro\\_it\\_1-2.pdf](https://www.agisoft.com/pdf/manuals_other/pscan_pro_it_1-2.pdf)

Alatawi, F.J., Margolies, D.C. and Nechols, J.R., 2007, *Aesthetic damage thresholds for twospotted spider mites (Acari: Tetranychidae) on impatiens: effect of plant age and level of infestation.* Journal of Economic Entomology, 100, pp. 1904–1909.

Belur V. Dasarathy, 1991. *Nearest Neighbour (NN) Norms: NN Pattern Classification Techniques*, ISBN 0-8186-8930-7

Buschmann, C. and Nagel, E., 1993, *In vivo spectroscopy and internal optics of leaves as basis for remote sensing of vegetation.* International Journal of Remote Sensing, 14, pp. 711–722.

Dekeyser, M.A., 2005, *Acaricide mode of action.* Pest Management Science, 61, pp. 103–110.

Di Palma, A. M., Tridentino, M., 2020, *Integrated Pest Management – pomodoro da industria*, Foggia, 15 May 2020. <http://register.gotowebinar.com/register/8244210060002928397>

Dji, 2021. P4 Multispectral. <https://www.dji.com/it/p4-multispectral/specs>

ENVI, 2021. Process and Analyze all types of imagery and data.

<https://www.l3harrisgeospatial.com/Software-Technology/ENVI>

Eskandari, R., Mahdianpari, M., Mohammadimanesh, F., Salehi, B., Brisco, B., & Homayouni, S. 2020. *Meta-analysis of unmanned aerial vehicle (UAV) imagery for agro-environmental monitoring using machine learning and statistical models*. Remote Sensing, 2020, 12.21: 3511.

Franke, Jonas; Menz, Gunter, 2007. *Multi-temporal wheat disease detection by multi-spectral remote sensing*. Precision Agriculture, 2007, 8.3: 161-172.

Fraulo, A.B., Cohen, M. and Liburd, O. E., 2009, *Visible/near infrared reflectance (Vnir) spectroscopy for detecting twospotted spider mite (Acari: Tetranychidae) damage in strawberries*. Environmental Entomology, 38, pp. 137–142.

Gonzalez-Gonzalez, M. G., Blasco, J., Cubero, S., & Chueca, P., 2021. *Automated Detection of Tetranychus urticae Koch in Citrus Leaves Based on Colour and VIS/NIR Hyperspectral Imaging*. Agronomy, 2021, 11.5: 1002.

Hatfield, J.L., Gitelson, A.A., Schepers, J.S. and Walthall, C.L., 2008, *Application of spectral remote sensing for agronomic decisions*. Agronomy Journal, 100, pp. S117–S131.

Ittai Herrmann, Michael Berenstein, Amit Sade, Arnon Karnieli, David J. Bonfil & Phyllis G. Weintraub (2012) *Spectral monitoring of two-spotted spider mite damage to pepper leaves*, Remote Sensing Letters, 3:4, 277-283

La Rocca, A., Lingua, A.M. e Grigillio, D. 2021. *Un'applicazione della fotogrammetria al monitoraggio di una frana in roccia; il caso studio di belca, Slovenia*. Bollettino della società italiana di fotogrammetria e topografia. 1 (mar. 2021), 1–14.

Legowski T.J., 1966, *Experiments on predator control of glasshouse red spider mite on cucumbers*. Plant Pathology, 15, pp. 34–41.

Lingua, A.M. e Parizia, F. 2021. *Usa di immagini iperspettrali per l'agricoltura di precisione*. Bollettino della società italiana di fotogrammetria e topografia. 2 (lug. 2021), 1–11.

Luedeling, E., Hale, A., Zhang, M., Bentley, W. J., & Dharmasri, L. C., 2009. *Remote sensing of spider mite damage in California peach orchards*. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2009, 11.4: 244-255.

Mahlein, Anne-Katrin, 2016. *Plant disease detection by imaging sensors—parallels and specific demands for precision agriculture and plant phenotyping*. Plant disease, 2016, 100.2: 241-251.

Martin, Daniel E.; Latheef, Mohamed A, 2017. *Remote sensing evaluation of two-spotted spider mite damage on greenhouse cotton*. JoVE (Journal of Visualized Experiments), 2017, 122: e54314.

Mapir, 2021 (a). Survey3: Multi-Spectral Survey Camera. <https://www.mapir.camera/pages/survey3-cameras>

Mapir (b), 2021. Calibrating Images in Mapir Camera Control Application. <https://www.mapir.camera/pages/calibrating-images-in-mapir-camera-control-application>

Matlab, 2021 (a). RegularStepGradientDescent. <https://it.mathworks.com/help/images/ref/registration.optimizer.regularstepgradientdescent.html>

Matlab, 2021 (b). Color thresholder. <https://it.mathworks.com/help/images/ref/colorthresholder-app.html>

MosaicMill, 2021. HSC-2 Hyperspectral camera. [http://www.mosaicmill.com/products\\_other/hs\\_camera.html](http://www.mosaicmill.com/products_other/hs_camera.html)

Musci, Maria Angela, Luigi Mazzara, and Andrea Maria Lingua, 2020. *Ice Detection on Aircraft Surface Using Machine Learning Approaches Based on Hyperspectral and Multispectral Images*. Drones 4.3 (2020): 45.

Nebiker, S., Lack, N., Abächerli, M., & Läderach, S., 2016. *Light-weight multispectral UAV sensors and their capabilities for predicting grain yield and detecting plant diseases*. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences, 2016, 41.

Nihoul, P., Vanimpe, G. and Hance, T., 1991, *Characterizing indices of damage to tomato by the two-spotted spider mite, Tetranychus urticae Koch (Acari: Tetranychidae) to achieve biological control*. Journal of Horticultural Science, 66, pp. 643–648.

Reisig, D.D. and Godfrey, L.D., 2007, *Spectral response of cotton aphid- (Homoptera: Aphididae) and spider mite- (Acari: Tetranychidae) infested cotton: controlled studies*. Environmental Entomology, 36, pp. 1466–1474.

Rokach, Lior, and Oded Maimon, 2005. *Clustering methods*. Data mining and knowledge discovery handbook. Springer US, 2005. 321-352.

Rosati Samanta, Agostini Valentina, Knafnitz Marco, Balestra Gabriella, 2017. *Muscle activation patterns during gait: A hierarchical clustering analysis*. Torino, 2017. [www.elsevier.com/locate/bspc](http://www.elsevier.com/locate/bspc)

Schor, N., Berman, S., Dombrovsky, A., Elad, Y., Ignat, T., & Bechar, A., 2017. *Development of a robotic detection system for greenhouse pepper plant diseases*. Precision agriculture, 2017, 18.3: 394-409.

Sellers, P. J., 1985. *Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration*. International journal of remote sensing, 6(8), 1335-1372.

Uninapoli, 2021. Metodi divisivi e agglomerativi. <http://www.federica.unina.it/economia/analisi-statistica-sociologica/cluster-analysis-gerarchica/>