



**POLITECNICO  
DI TORINO**

Dipartimento di Ingegneria  
dell'Ambiente, del Territorio  
e delle Infrastrutture

**Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria per  
l'Ambiente e il Territorio**

Tesi di Laurea Magistrale

**Classificazione di immagini multispettrali e  
termiche ad alta risoluzione per Agricoltura di  
Precisione**

**Relatore:**

Prof. Andrea Maria Lingua

**Candidato:**

Alessandro Fabrizi

*Anno Accademico 2019-2020*

<b>INDICE DELLE FIGURE</b>	<b>3</b>
<b>INDICE DELLE TABELLE</b>	<b>5</b>
<b>1. INTRODUZIONE</b>	<b>6</b>
<b>2. ACQUISIZIONE DATI</b>	<b>10</b>
2.1 AREA DI STUDIO	10
2.2 STRUMENTAZIONE	11
<b>3. ELABORAZIONE DELLE IMMAGINI</b>	<b>16</b>
3.1 IMMAGINI MULTISPETTRALI	16
3.1.1 CREAZIONE ORTOMOSAICO	16
3.1.2 CALIBRAZIONE RADIOMETRICA	24
3.2 IMMAGINI TERMICHE	25
3.3 INDICI VEGETAZIONALI	27
3.3.1 NDVI	27
3.3.2 OSAVI	28
3.3.3 SOIL MOISTURE INDEX (SMI)	28
<b>4. CLASSIFICAZIONE DELLE IMMAGINI</b>	<b>33</b>
4.1 DIVISIONE IN CLASSI E COSTRUZIONE DEL TRAINING SET	34
4.2 SCELTA DEL DATASET	35
4.3 METODO DI CLASSIFICAZIONE	36
4.3.1 SUPPORT VECTOR MACHINE	36
4.3.2 RANDOM FOREST	38
4.3.3 SEGMENTAZIONE DELLE IMMAGINI	40
4.4 VALUTAZIONE DEI RISULTATI	41
<b>5. RISULTATI</b>	<b>44</b>
5.1 MAPPE RICAVATE DAGLI INDICI VEGETAZIONALI	45

<b>5.2</b>	<b>INDIVIDUAZIONE DEL COMPOSITE MIGLIORE</b>	<b>47</b>
<b>5.3</b>	<b>INDIVIDUAZIONE DEL METODO MIGLIORE</b>	<b>48</b>
<b>5.4</b>	<b>CALIBRAZIONE DELLA SEGMENTAZIONE</b>	<b>50</b>
<b>5.5</b>	<b>ESTRAZIONE DELLA VEGETAZIONE</b>	<b>53</b>
<b>6.</b>	<b>CONCLUSIONI</b>	<b>55</b>
	<b>RINGRAZIAMENTI</b>	<b>58</b>
	<b>RIFERIMENTI</b>	<b>59</b>
	<b>APPENDICE A: SCHEDE TECNICHE UAV</b>	<b>63</b>
	<b>APPENDICE B: INQUADRAMENTO TERRITORIALE E ORTOMOSAICI</b>	<b>72</b>
	<b>APPENDICE C: CODICE MATLAB</b>	<b>81</b>
	<b>APPENDICE D: RISULTATI CLASSIFICAZIONI PIÙ RILEVANTI</b>	<b>84</b>

## INDICE DELLE FIGURE

<i>Figura 1.1 - Piattaforme di telerilevamento e relative scale e risoluzioni spaziali. Da sinistra a destra: rilevi a terra, UAV, aerei, satelliti. [8].....</i>	<i>7</i>
<i>Figura 1.2 - Applicazioni del telerilevamento al variare di scala spaziale, scala temporale e risoluzione spaziale delle immagini acquisite. [9].....</i>	<i>8</i>
<i>Figura 1.3 - Processo di classificazione delle immagini. [10].....</i>	<i>9</i>
<i>Figura 2.1 - Posizione del vigneto oggetto di studio. ....</i>	<i>10</i>
<i>Figura 2.2 - Foto aerea dell'area di studio. ....</i>	<i>11</i>
<i>Figura 2.3 - UAV utilizzati per il rilievo. A sinistra: Phantom 4 multispectral DJI. A destra: Matrice 210 DJI. ....</i>	<i>12</i>
<i>Figura 2.4 - Confronto tra immagini nadirali (in alto) e inclinate (in basso) acquisite dal Phantom 4 multispectral DJI. A sinistra, angolo nord-ovest del vigneto. A destra, angolo sud-est del vigneto. ....</i>	<i>13</i>
<i>Figura 2.5 – Confronto tra le diverse immagini ottenute dal Phantom 4 multispectral per l’angolo nord-ovest del vigneto. In ordine: RGB, Blu, Verde, Rosso, Red-Edge, NIR.....</i>	<i>14</i>
<i>Figura 2.6 - Immagini termiche relative alle stesse zone del vigneto proposte in Figura 2.4. ....</i>	<i>15</i>
<i>Figura 3.1 - Procedimenti seguiti nell'elaborazione delle immagini. ....</i>	<i>16</i>
<i>Figura 3.2 - Nuvola di punti sparsa. In figura sono evidenziate le posizioni dei marker. ....</i>	<i>17</i>
<i>Figura 3.3 - Errore stimato di posizionamento dei GCP. L'errore lungo Z è rappresentato dal colore dell'ellisse. Gli errori lungo X e Y sono rappresentati dalla forma dell'ellisse.....</i>	<i>19</i>
<i>Figura 3.4 - Nuvola di punti densa vista dalla stessa prospettiva della nuvola di punti sparsa. ....</i>	<i>19</i>
<i>Figura 3.5 - Nuvola di punti densa, vista dal lato est. Sopra al campo vengono rappresentate le posizioni del drone al momento di tutti gli scatti, inclinati e nadirali.....</i>	<i>20</i>
<i>Figura 3.6 – DEM. ....</i>	<i>20</i>
<i>Figura 3.7 - Ortomosaico delle immagini RGB. ....</i>	<i>21</i>
<i>Figura 3.8 - Ortomosaico delle immagini nella banda del blu. ....</i>	<i>21</i>
<i>Figura 3.9 - Ortomosaico delle immagini nella banda del verde. ....</i>	<i>22</i>
<i>Figura 3.10 - Ortomosaico delle immagini nella banda del rosso.....</i>	<i>22</i>
<i>Figura 3.11 - Ortomosaico delle immagini nella banda del red-edge.....</i>	<i>23</i>
<i>Figura 3.12 - Ortomosaico delle immagini nella banda del NIR. ....</i>	<i>23</i>
<i>Figura 3.13 - Riflettanza dei pannelli radiometrici.....</i>	<i>25</i>
<i>Figura 3.14 - Mappa di temperature ottenuta dal processamento delle immagini su Pix4D. ....</i>	<i>26</i>
<i>Figura 3.15 - Firma spettrale di alcune superfici frequenti.....</i>	<i>27</i>
<i>Figura 3.16 - Spazio triangolare formato da NDVI in ascissa e temperatura del suolo in ordinata. Entrambe le grandezze sono normalizzate. [23].....</i>	<i>29</i>
<i>Figura 4.1 – Procedimento per l’applicazione di un metodo di apprendimento supervisionato. ....</i>	<i>33</i>

<i>Figura 4.2 - Distribuzione del training set sul vigneto. I bordi dei singoli campioni sono stati appositamente aumentati per dare visibilità sulla mappa.....</i>	<i>35</i>
<i>Figura 4.3 - Rappresentazione dell'iperpiano ottimale per un problema a due dimensioni e due classi. [25] .....</i>	<i>36</i>
<i>Figura 4.4 - Esempio di costruzione dell'albero decisionale. A sinistra, il problema rappresentato su un diagramma cartesiano. A destra, l'albero decisionale che effettua la classificazione. [28] .....</i>	<i>39</i>
<i>Figura 4.5 - Distribuzione degli accuracy assessment points all'interno del vigneto. Ogni punto corrisponde ad un pixel.....</i>	<i>41</i>
<i>Figura 4.6 - Estratto della tabella di attributi dello shapefile accuracy assessment points. ....</i>	<i>42</i>
<i>Figura 5.1 - A sinistra, immagine a colori reali. A destra, immagine a falsi colori. ....</i>	<i>44</i>
<i>Figura 5.2 - Immagini di Figura 5.1 tagliate sul vigneto oggetto di studio. ....</i>	<i>45</i>
<i>Figura 5.3 - Partendo dall'immagine in alto a sinistra, in senso orario, si trovano le seguenti mappe: NDVI, OSAVI, RENDVI, GNDVI. ....</i>	<i>46</i>
<i>Figura 5.4 - Soil Moisture Index.....</i>	<i>47</i>
<i>Figura 5.5 - A sinistra, classificazione ottenuta con RT 50 30 2000 pixel based. A sinistra, classificazione ottenuta con RT 50 30 2000 object based. ....</i>	<i>50</i>
<i>Figura 5.6 - A sinistra, immagine segmentata con dettaglio spettrale 20, dettaglio spaziale 10, dimensione del segmento minimo 10. A destra, immagine segmentata con dettaglio spettrale 7, dettaglio spaziale 20, dimensione del segmento minimo 10.....</i>	<i>52</i>
<i>Figura 5.7 - Dettaglio di Figura 5.6. A sinistra, immagine segmentata con dettaglio spettrale 20, dettaglio spaziale 10, dimensione del segmento minimo 10. A destra, immagine segmentata con dettaglio spettrale 7, dettaglio spaziale 20, dimensione del segmento minimo 10. ....</i>	<i>52</i>
<i>Figura 5.8 - Risultati classificazione object based con metodo RT 50 30 2000 sul dataset composto dai raster Phantom, Termico e Indici con diversi parametri di segmentazione. A sinistra, classificazione basata sull'immagine segmentata con dettaglio spettrale 20, dettaglio spaziale 10, dimensione del segmento minimo 10. A destra, classificazione basata sull'immagine segmentata con dettaglio spettrale 7, dettaglio spaziale 20, dimensione del segmento minimo 10.....</i>	<i>53</i>
<i>Figura 5.9 - Classificazione SVM object based di Terra e Vegetazione sul composite costituito da immagini multispettrali e termiche.....</i>	<i>54</i>
<i>Figura 6.1 - Clip della classe Vegetazione nel composite composto dalle immagini multispettrali e termiche.....</i>	<i>57</i>
<i>Figura 6.2 - Classificazione del raster in Figura 6.1 eseguita con il metodo ISO Cluster.....</i>	<i>57</i>

## INDICE DELLE TABELLE

<i>Tabella 1.1 - Caratteristiche principali di alcune piattaforme di telerilevamento. Le piattaforme satellitari Landsat e Sentinel forniscono i dati dei rilievi gratuitamente, mentre le piattaforme WorldView sono a pagamento. ....</i>	<i>8</i>
<i>Tabella 3.1 - Errore stimato di posizionamento dei GCP riferito alle immagini RGB. Con riferimento al sistema di coordinate WGS 84 / UTM 32N, le X rappresentano la coordinata est, le Y la coordinata nord, le Z l'altitudine. ....</i>	<i>18</i>
<i>Tabella 3.2 - Errore stimato di posizionamento dei GCP riferito alle immagini termiche. Con riferimento al sistema di coordinate WGS 84 / UTM 32N, le X rappresentano la coordinata est, le Y la coordinata nord, le Z l'altitudine. ....</i>	<i>26</i>
<i>Tabella 4.1 – Esempio di Matrice di Confusione generata da ArcGis Pro. ....</i>	<i>43</i>
<i>Tabella 5.1 - Accuratezza della classificazione ottenuta con il metodo Random Trees pixel based al variare del composite utilizzato. ....</i>	<i>48</i>
<i>Tabella 5.2 - Comparazione dei metodi di classificazione eseguita con il raster composto dalle 5 bande multispettrali e dalla banda termica. ....</i>	<i>49</i>
<i>Tabella 5.3 - Confronto tra i risultati di classificazione ottenuti con diversi parametri di generazione delle immagini segmentate. Classificazioni ottenute con il metodo RT 50 30 2000 sul dataset composto dai raster Phantom, Termico e Indici. ....</i>	<i>51</i>
<i>Tabella 5.4 - Matrice di confusione relativa alla classificazione in Figura 5.9. ....</i>	<i>53</i>

# 1. INTRODUZIONE

Uno dei settori maggiormente coinvolti nell'utilizzo di risorse terrestri è il settore agricolo, che impatta in particolar modo sulla disponibilità della risorsa idrica. Si stima che l'agricoltura impieghi tra il 60% e il 90% dei prelievi di acqua dolce [1] [2]. Oltre al consumo della risorsa idrica, l'agricoltura si rende responsabile del consumo di pesticidi e fertilizzanti, uso e consumo del suolo ed emissioni di gas serra, con evidenti impatti sulle principali matrici ambientali.

La costante crescita della popolazione mondiale complica ulteriormente lo scenario. È stato stimato che nei prossimi 40 anni la produzione di cibo debba essere incrementata del 60% nei paesi sviluppati e del 100% nei paesi in via di sviluppo [3]. Negli ultimi decenni, per far fronte alla crescente domanda di cibo, si è assistito ad una costante espansione ed intensificazione dell'attività agricola. In particolare, nel periodo 1961-2018, l'area globalmente coltivata è aumentata del 16%, passando da 1351 Mha a 1568 Mha, mentre i terreni attrezzati per l'irrigazione sono aumentati del 110%, passando da 161 Mha a 339 Mha [4]. Da una parte l'espansione agricola ha avuto enormi impatti sugli habitat, sulla biodiversità, sullo stoccaggio del carbonio e sulle condizioni del suolo [5]. Dall'altra l'intensificazione, esemplificata dalla diffusione delle pratiche irrigue, ha permesso un miglioramento delle rese agricole, aumentando però il consumo di acqua, pesticidi, fertilizzanti ed energia. L'intensificazione deve quindi essere accompagnata da un progresso tecnologico, che permetta un miglioramento delle rese agricole non solo in relazione alla superficie coltivata ma anche in relazione agli input utilizzati. Questo progresso tecnologico può essere rappresentato dall'Agricoltura di Precisione, un metodo di gestione del processo produttivo agricolo basato sull'informazione, nata negli anni 80 come strumento per applicare il "trattamento giusto, nel posto giusto, al momento giusto" [6].

L'Agricoltura di Precisione cerca quindi di far fronte alla variabilità spazio-temporale dei sistemi agricoli, avvalendosi di strumenti di monitoraggio e automazione tecnologicamente avanzati. Uno dei principali strumenti a disposizione dell'Agricoltura di Precisione è il Telerilevamento, la disciplina di rilevamento che consente di ricavare informazioni qualitative e quantitative su oggetti posti a distanza e sull'ambiente circostante, sulla base di misure di energia elettromagnetica emessa, riflessa o trasmessa, che interagisce con le superfici di interesse [7]. Il Telerilevamento o *Remote*

*Sensing* (RS) per scopi civili nasce negli anni '60 e vede nel corso degli anni una continua evoluzione.

Le immagini telerilevate vengono ricavate da un sensore che consente di raccogliere, trasdurre, controllare, registrare, riprodurre e trasmettere la radiazione elettromagnetica. Tali sensori possono essere montati a bordo di piattaforme come satelliti, aerei o UAV (*Unmanned Aerial Vehicle*), o essere usati direttamente per rilievi a terra (Figura 1.1)

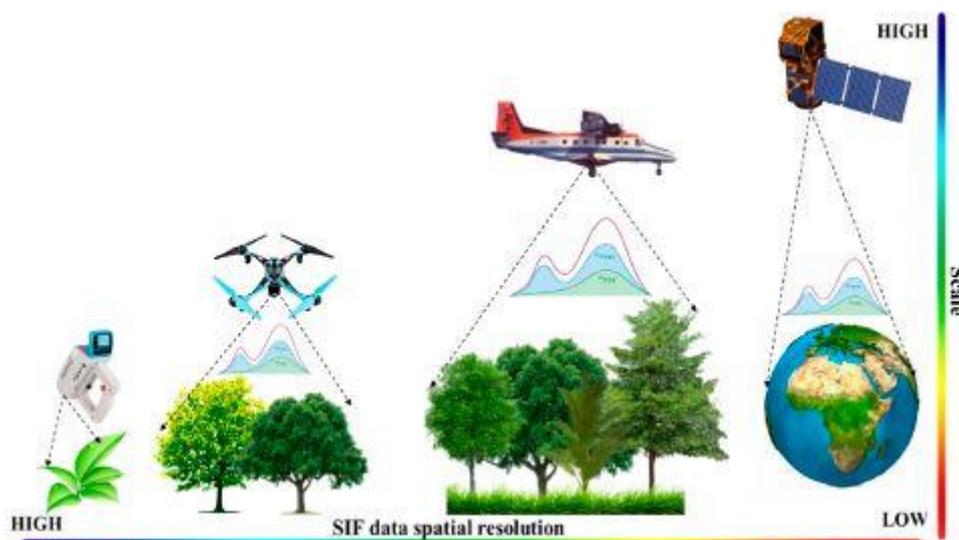


Figura 1.1 - Piattaforme di telerilevamento e relative scale e risoluzioni spaziali. Da sinistra a destra: rilievi a terra, UAV, aerei, satelliti. [8]

Tipicamente le immagini da satellite sono utilizzate per applicazioni a scala globale o regionale, mentre le immagini da UAV sono più adatte ad applicazioni di tipo locale. Infatti, mentre le immagini da satellite consentono di rilevare grandi porzioni di territorio a bassa risoluzione geometrica e ad intervalli di tempo definiti, le immagini da UAV rilevano porzioni di territorio più limitate ma ad una risoluzione geometrica più elevata e ad una risoluzione temporale scelta dall'utente. In Tabella 1.1 viene fornito un esempio delle caratteristiche principali di alcune delle piattaforme satellitari più utilizzate, confrontate con le caratteristiche di uno dei droni utilizzati in questo studio (*Phantom 4 multispectral DJI*).

Tale differenza, allo stato attuale della tecnologia, rende il telerilevamento da drone più adeguato ad applicazioni destinate all'Agricoltura di Precisione e quindi a scale spaziali locali e risoluzioni spaziali che consentano di individuare dettagli il più possibile vicini al dettaglio della singola foglia, come mostrato dalla Figura 1.2.

Tabella 1.1 - Caratteristiche principali di alcune piattaforme di telerilevamento. Le piattaforme satellitari Landsat e Sentinel forniscono i dati dei rilievi gratuitamente, mentre le piattaforme WorldView sono a pagamento.

Piattaforma	Intervallo spettrale ( $\mu\text{m}$ )	Numero di bande	Risoluzione spaziale (m)	Risoluzione temporale (d)
Landsat 7 ETM+	0.45 - 2.35 + 10.4 - 12.5	7 + 1	30 + 60	16
Sentinel 2A e 2B	0.44 - 2.19	12	10 - 20 - 60	5
WorldView-1/2/3/4	0.4 - 1.04 + 1.19 - 2.36	8 + 8	1.24 + 3.7	< 1
Phantom 4 multispectral DJI	0.45 - 0.84	5	$\approx 0.02$	-

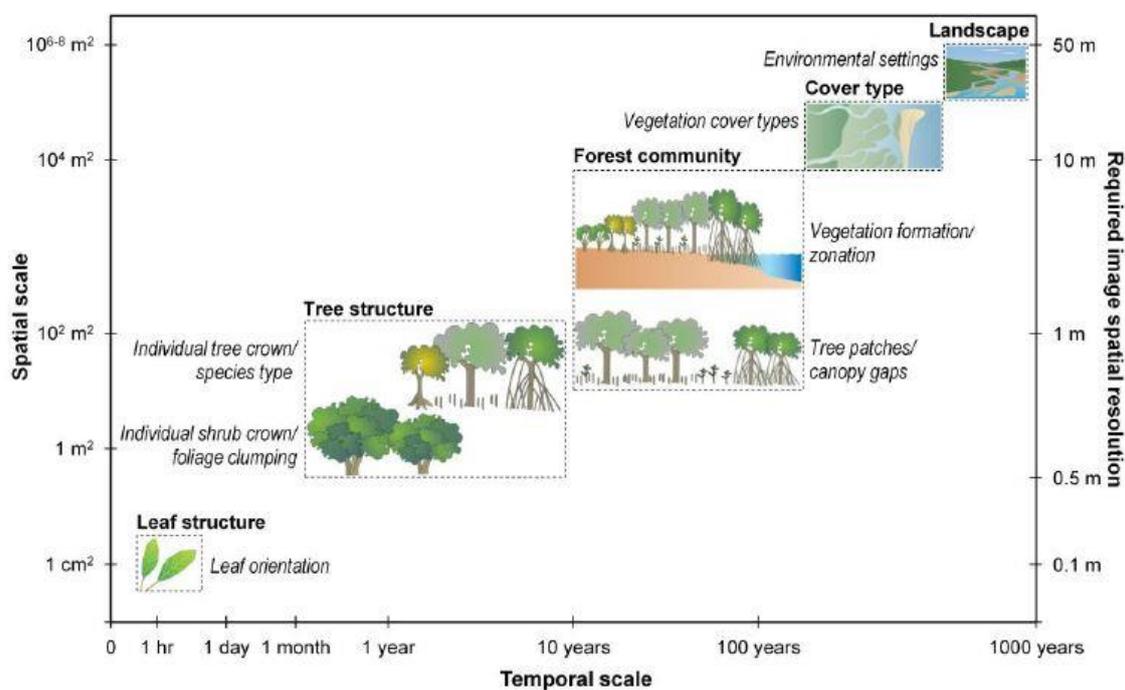


Figura 1.2 - Applicazioni del telerilevamento al variare di scala spaziale, scala temporale e risoluzione spaziale delle immagini acquisite. [9]

Uno dei principali campi di studio del telerilevamento è la classificazione delle immagini, un processo che consente di generare una carta tematica del territorio indagato attraverso la distinzione di caratteristiche che permettono di dividere l'area di studio in classi, come mostrato in Figura 1.3. La classificazione di immagini è un

processo preliminare fondamentale per pianificare attività agricole secondo metodi legati all’Agricoltura di Precisione. Infatti, conoscere il territorio nel dettaglio è un prerequisito fondamentale per identificare il cosiddetto “posto giusto” [6].



Figura 1.3 - Processo di classificazione delle immagini. [10]

Gli elementi principali che determinano i risultati della classificazione sono la qualità delle immagini acquisite, di cui si è parlato precedentemente, ed il tipo di classificatore utilizzato. I classificatori tradizionali prevedono l’utilizzo di metodi parametrici come il *Maximum Likelihood*. Tuttavia, negli ultimi decenni stanno acquisendo sempre maggiore popolarità i metodi non parametrici basati su algoritmi di apprendimento automatico (*Machine Learning*). Fanno parte di questa categoria gli algoritmi *Support Vector Machine* (SVM) e *Random Forest* (RF), tra i più utilizzati “grazie alla loro resistenza al rumore e all’*overtraining*, che li rende capaci di trattare dati non bilanciati” [11].

Nel presente studio ci si propone di testare l’efficacia di questi metodi nella classificazione di un vigneto di Barbera. Le tecniche di apprendimento sono implementate attraverso il software *ArcGis Pro*, esplorando tutte le funzionalità che il software mette a disposizione per l’ottimizzazione della classificazione. Vengono inoltre analizzati i risultati ottenuti al variare del *dataset* utilizzato che, oltre alle mappe di riflettanza ricavate dalle immagini telerilevate, è stato composto con mappe ottenute dall’utilizzo di alcuni tra i più noti indici vegetativi disponibili in letteratura.

## 2. ACQUISIZIONE DATI

### 2.1 AREA DI STUDIO

L'area di studio è un vigneto dell'azienda agricola *Brevi Pendii*, situato tra i comuni di Vinchio e Nizza Monferrato (AT), nella regione del Monferrato (Figura 2.1). Il territorio comprende una zona collinare ricca di nocioleti e vigneti, tra cui spicca il Barbera, eccellenza della zona e oggetto di studio.

In particolare, il vigneto oggetto di studio si estende su un'area di 1.6 ettari e presenta un dislivello di circa 55 metri con una pendenza del 40%. In Figura 2.2 viene mostrata una ripresa aerea dell'area di studio risalente a circa due anni fa. Oggi la zona è occupata da un vigneto molto giovane, al suo primo anno di vita.



Figura 2.1 - Posizione del vigneto oggetto di studio.



Figura 2.2 - Foto aerea dell'area di studio.

## 2.2 STRUMENTAZIONE

Le immagini aeree sono state raccolte da due diversi droni. Il primo drone è un *Phantom 4 multispectral DJI* (Figura 2.3) che monta a bordo un sensore multispettrale. La telecamera acquisisce immagini a colori reali RGB e nelle bande del Blu, Verde, Rosso, *Red-Edge* e Infrarosso Vicino (*Near InfraRed*, NIR). Il secondo drone è un *Matrice 210 DJI* (Figura 2.3) con a bordo il sensore *Zenmuse XT2* che opera nell'intervallo spettrale 7.5-13.5  $\mu\text{m}$ .

In Appendice A si riportano le schede tecniche degli UAV.

Inoltre, la strumentazione si componeva di supporti per l'elaborazione delle immagini, tra cui:

- 2 ricevitori GNSS (*Global Navigation Satellite System*) *Leica system 1200* in modalità RTK (*Real Time Kinematic*) base rover con connessione via radio modem.
- Pannelli di calibrazione radiometrica.
- *Marker*.
- Stazione totale.



Figura 2.3 - UAV utilizzati per il rilievo. A sinistra: *Phantom 4 multispectral DJI*. A destra: *Matrice 210 DJI*.

Prima di effettuare il volo l'area di studio è stata coperta con 15 *marker*, in modo tale da poter identificare sul campo dei punti con coordinate note. Infatti, la posizione di questi *marker* è nota grazie a dei rilievi effettuati in campo tramite una stazione GNSS portatile, connessa via radio ad una stazione totale. Durante il rilievo, la stazione portatile ha registrato la posizione dei *marker* rispetto alla stazione totale, mentre la posizione della stazione totale è stata rilevata tramite la rete di stazioni a disposizione della regione Piemonte. Per ottenere la posizione assoluta dei *marker*, è stato sufficiente sommare la loro posizione relativa a quella assoluta della stazione totale. La posizione di uno di questi *marker* (M01) è stata esclusa dai calcoli poiché soggetta a forti errori di posizionamento.

I pannelli di calibrazione radiometrica sono stati posizionati in corrispondenza del punto di partenza dei droni, in modo tale da poter calibrare radiometricamente le immagini.

A questo punto, è stato possibile iniziare i due voli:

- Il *Phantom 4 multispectral DJI* è stato fatto volare dalle 10:00 alle 11:30 circa, ad un'altezza di 40 metri, acquisendo immagini in modo tale che siano sovrapposte al 70%. Le immagini sono state acquisite in un primo volo con presa nadirale e in un secondo volo con un'inclinazione di circa  $40^\circ$  rispetto all'orizzontale. In Figura 2.4 viene mostrato l'effetto del cambiamento di inclinazione attraverso due esempi ricavati dalle immagini ottenute dal sensore

RGB. In Figura 2.5 viene invece fornito un confronto tra le immagini ottenute dai diversi sensori a bordo del drone.

- Il *Matrice 210 DJI* è stato fatto volare da 12:00 alle 13:00 circa, ad un'altezza di 50 metri, acquisendo immagini in modo tale che siano sovrapposte al 70%. Le immagini sono state acquisite in un unico volo con presa nadirale. In Figura 2.6 vengono mostrate le immagini termiche raccolte per le stesse zone del vigneto mostrate in Figura 2.4.



Figura 2.4 - Confronto tra immagini nadirali (in alto) e inclinate (in basso) acquisite dal *Phantom 4 multispectral DJI*. A sinistra, angolo nord-ovest del vigneto. A destra, angolo sud-est del vigneto.



Figura 2.5 – Confronto tra le diverse immagini ottenute dal *Phantom 4 multispectral* per l'angolo nord-ovest del vigneto. In ordine: RGB, Blu, Verde, Rosso, *Red-Edge*, NIR.

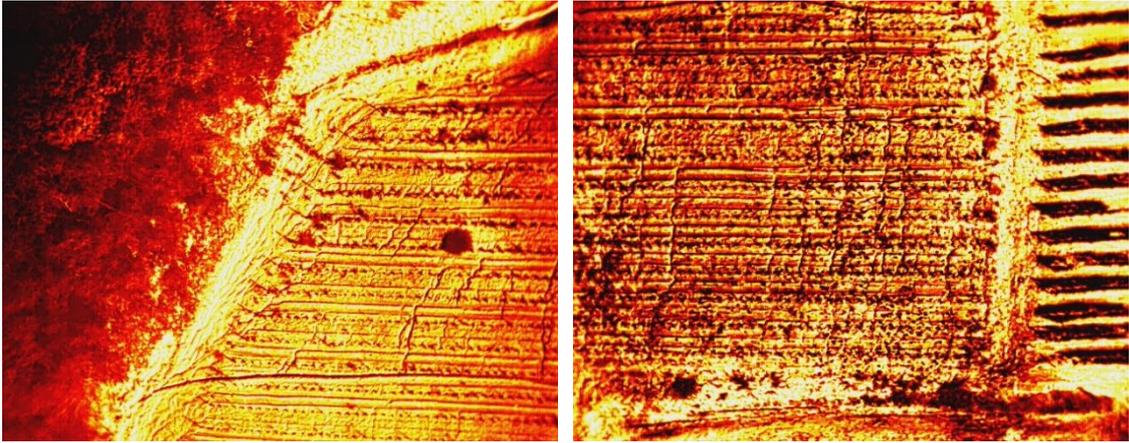


Figura 2.6 - Immagini termiche relative alle stesse zone del vigneto proposte in Figura 2.4.

### 3. ELABORAZIONE DELLE IMMAGINI

Le immagini acquisite dagli UAV sono immagini grezze, sia dal punto di vista geometrico che radiometrico. Al fine di poterle sfruttare per la successiva classificazione, è necessario seguire i procedimenti mostrati in Figura 3.1 e descritti nei seguenti paragrafi. Le fasi di correzione geometrica e correzione radiometrica sono indispensabili per l'utilizzo corretto delle immagini telerilevate, mentre la fase di operazioni tra bande è stata inclusa per ampliare il *dataset* a disposizione.

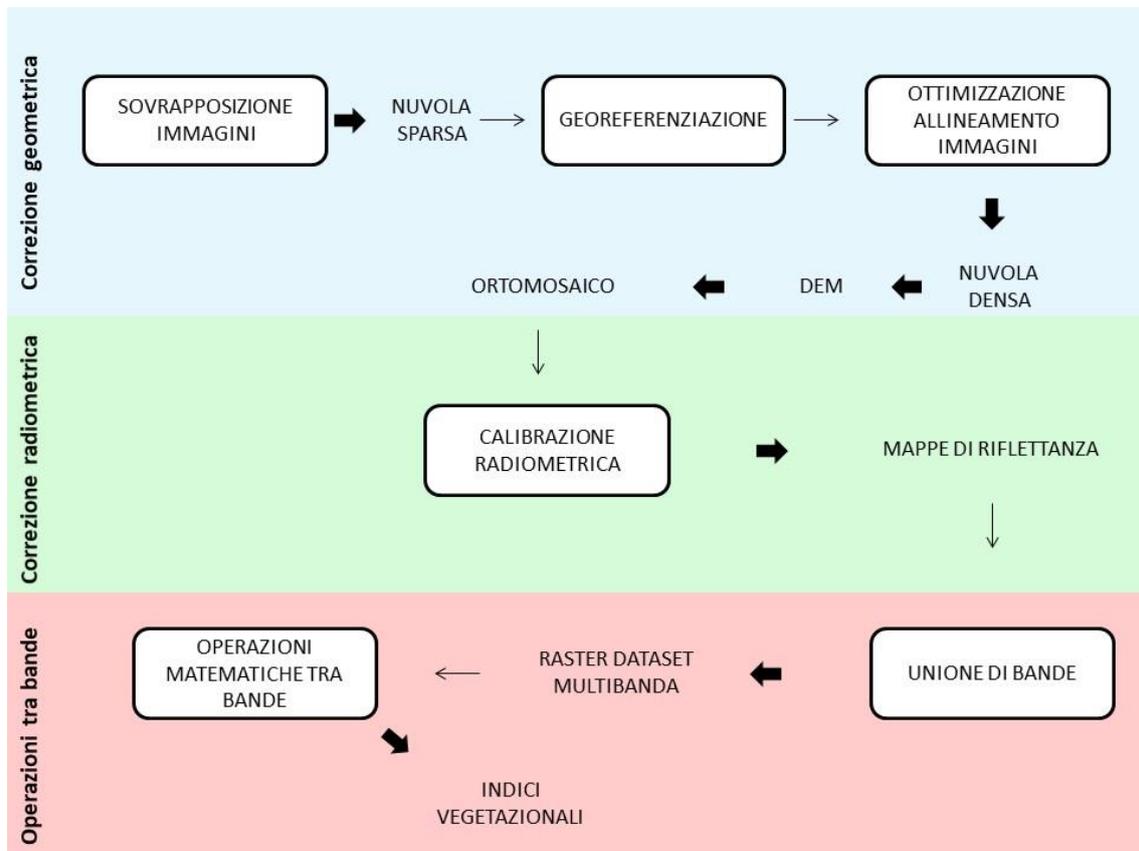


Figura 3.1 - Procedimenti seguiti nell'elaborazione delle immagini.

#### 3.1 IMMAGINI MULTISPETTRALI

##### 3.1.1 CREAZIONE ORTOMOSAICO

Le immagini multispettrali rilevate dal drone *Phantom 4 multispectral DJI* sono state ricostruite attraverso il software *Agisoft Metashape*. Il software si avvale di algoritmi *Structure From Motion* (Sfm) che consentono di ricostruire ambienti tridimensionali a

partire da sequenze di immagini 2D [12]. In particolare, il software è stato sfruttato per ottenere un ortomosaico dell'area di studio.

Dopo aver impostato il progetto e importato i dati, il primo passo da compiere è l'allineamento delle immagini, che consente un orientamento interno delle immagini attraverso i dati di posizione rilevati dal GPS (*Global Positioning System*) / GNSS a bordo del drone. L'allineamento rappresenta quindi una correzione geometrica preliminare che consente la creazione della cosiddetta nuvola di punti sparsa, mostrata in Figura 3.2. La nuvola di punti è stata ottenuta in circa 20 minuti ed è formata da 387.055 punti.



Figura 3.2 - Nuvola di punti sparsa. In figura sono evidenziate le posizioni dei marker.

A questo punto, per ottenere un orientamento assoluto delle immagini, è necessario correggerle attraverso i punti di controllo (*Ground Control Point*, GCP) sparsi per il campo, ossia i *marker*. Dopo aver importato le coordinate dei *marker*, è necessario assestare manualmente la loro posizione all'interno delle immagini attraverso un'apposita funzione integrata nel software.

Si dispone allora di tutti gli strumenti necessari per proseguire all'ottimizzazione dell'allineamento delle immagini, che consente di valutare dal punto di vista qualitativo il processamento geometrico eseguito. Infatti, impostando uno dei GCP come punto di controllo della qualità (*Quality Control Point*, QCP), è possibile determinare l'errore

medio di posizionamento. In Tabella 3.1 e in Figura 3.3 vengono mostrati gli errori di posizionamento stimati per le immagini RGB, avendo impostato come QCP il *marker* M03. Dal momento che le immagini ottenute hanno una risoluzione spaziale di circa 2 cm, gli errori ottenuti si ritengono soddisfacenti. Infatti, l'errore totale medio risulta essere di 0.6 cm circa, mentre l'errore totale massimo associato al *marker* 9 (M09) supera di poco il centimetro.

Tabella 3.1 - Errore stimato di posizionamento dei GCP riferito alle immagini RGB. Con riferimento al sistema di coordinate WGS 84 / UTM 32N, le X rappresentano la coordinata est, le Y la coordinata nord, le Z l'altitudine.

Label	X error (cm)	Y error (cm)	Z error (cm)	Total (cm)	Image (pix)
M02	-0.449667	0.222604	-0.0868864	0.509217	0.218 (20)
M04	-0.21804	0.0557678	0.41163	0.469138	0.207 (20)
M05	0.428074	-0.228479	-0.413516	0.637531	0.239 (20)
M06	0.114302	0.119696	0.175554	0.24127	0.211 (20)
M07	-0.134917	-0.0724274	-0.211167	0.260844	0.202 (20)
M08	-0.552899	-0.463411	-0.401823	0.825777	0.208 (21)
M10	-0.202767	0.249938	0.130674	0.34736	0.236 (20)
M11	0.0603508	-0.685476	-0.190984	0.714139	0.258 (20)
M12	0.247182	0.735455	-0.31902	0.838908	0.290 (20)
M14	0.0485057	-0.633137	-0.0215207	0.635357	0.209 (18)
M15	0.0379852	-0.0747291	-0.319754	0.33056	0.260 (20)
M09	0.622555	0.244382	0.880385	1.10561	0.238 (20)
M13	-0.000662702	0.52982	0.36643	0.644189	0.192 (20)
<b>Total</b>	<b>0.312211</b>	<b>0.407554</b>	<b>0.367134</b>	<b>0.63116</b>	<b>0.230</b>

Dopo aver ottimizzato l'allineamento delle immagini, è possibile generare la nuvola di punti densa (Figura 3.4 e Figura 3.5), una nuvola di punti più fitta di quella precedentemente calcolata. Infatti, tale nuvola di punti è formata da 24.381.170 punti ed è stata generata in 10 ore e 34 minuti.

Questa seconda nuvola di punti è lo strumento attraverso il quale il software riesce a generare un modello di elevazione digitale (*Digital Elevation Model*, DEM) (Figura 3.6) che sarà necessario a comporre l'ortomosaico, rappresentato in Figura 3.7.

Per ridurre i tempi di calcolo, la generazione della nuvola di punti densa e del DEM sono state eseguite solamente per le ortofoto RGB. Il DEM è stato quindi sfruttato per costruire gli ortomosaici relativi alle altre bande (Figura 3.8 - Figura 3.12).

Il risultato finale sono quindi degli ortomosaici della zona di studio (Appendice B), uno per ciascuna banda, ad una risoluzione spaziale di 2.22 cm/pixel.

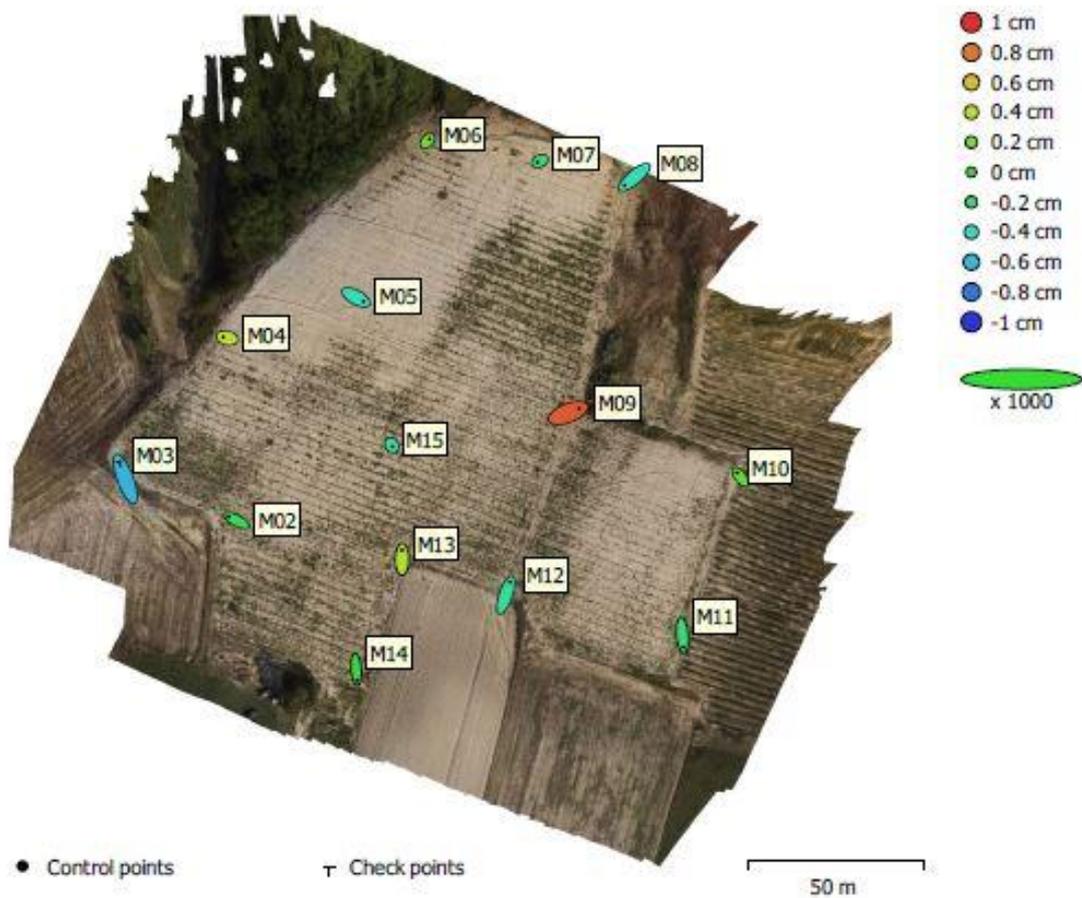


Figura 3.3 - Errore stimato di posizionamento dei GCP. L'errore lungo Z è rappresentato dal colore dell'ellisse. Gli errori lungo X e Y sono rappresentati dalla forma dell'ellisse.

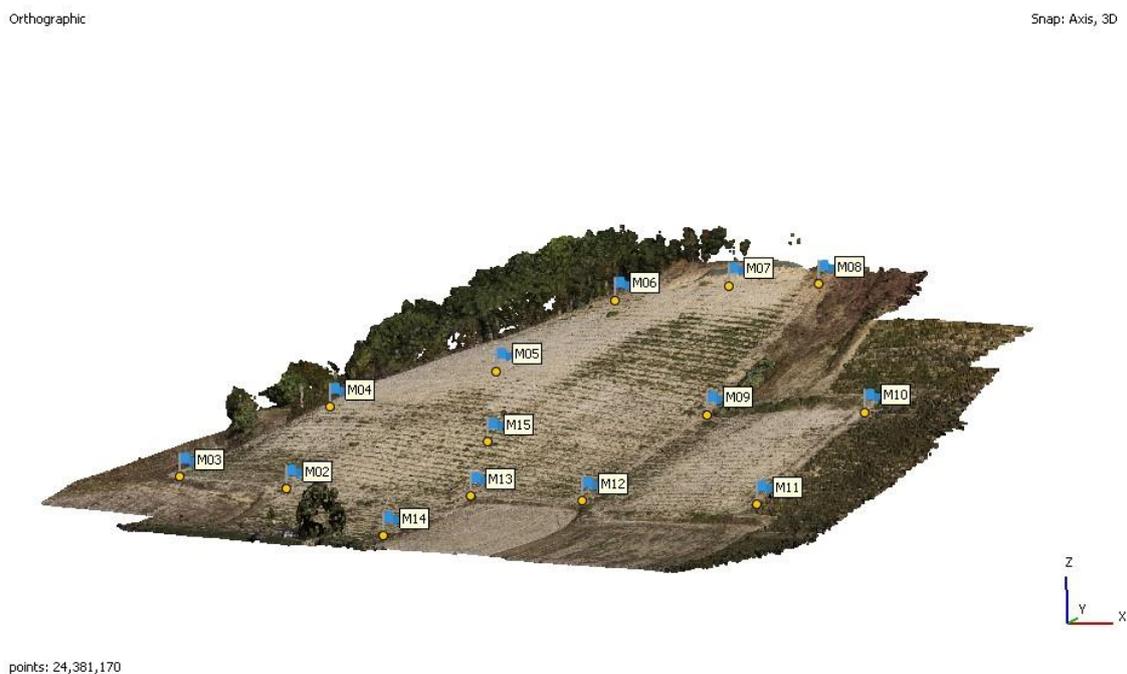
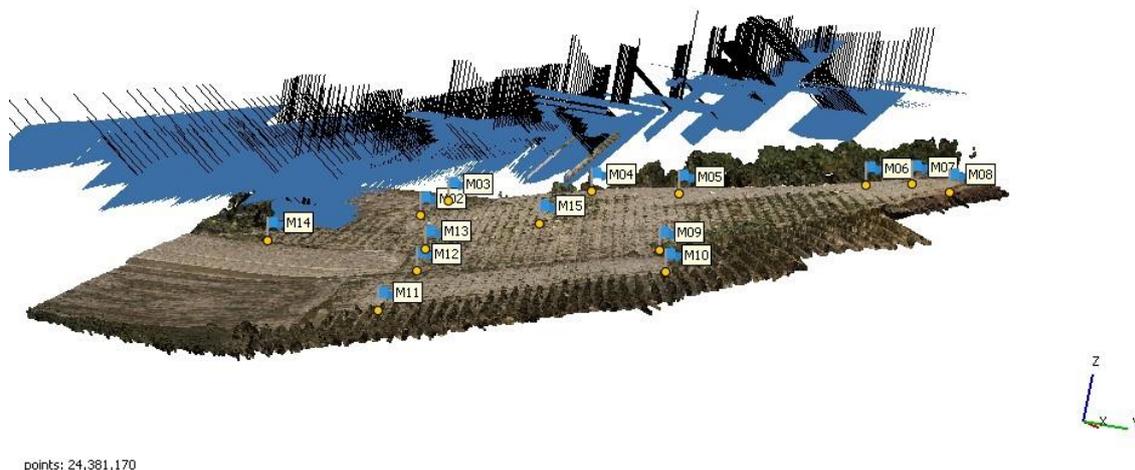


Figura 3.4 - Nuvola di punti densa vista dalla stessa prospettiva della nuvola di punti sparsa.



points: 24,381,170

Figura 3.5 - Nuvola di punti densa, vista dal lato est. Sopra al campo vengono rappresentate le posizioni del drone al momento di tutti gli scatti, inclinati e nadirali.

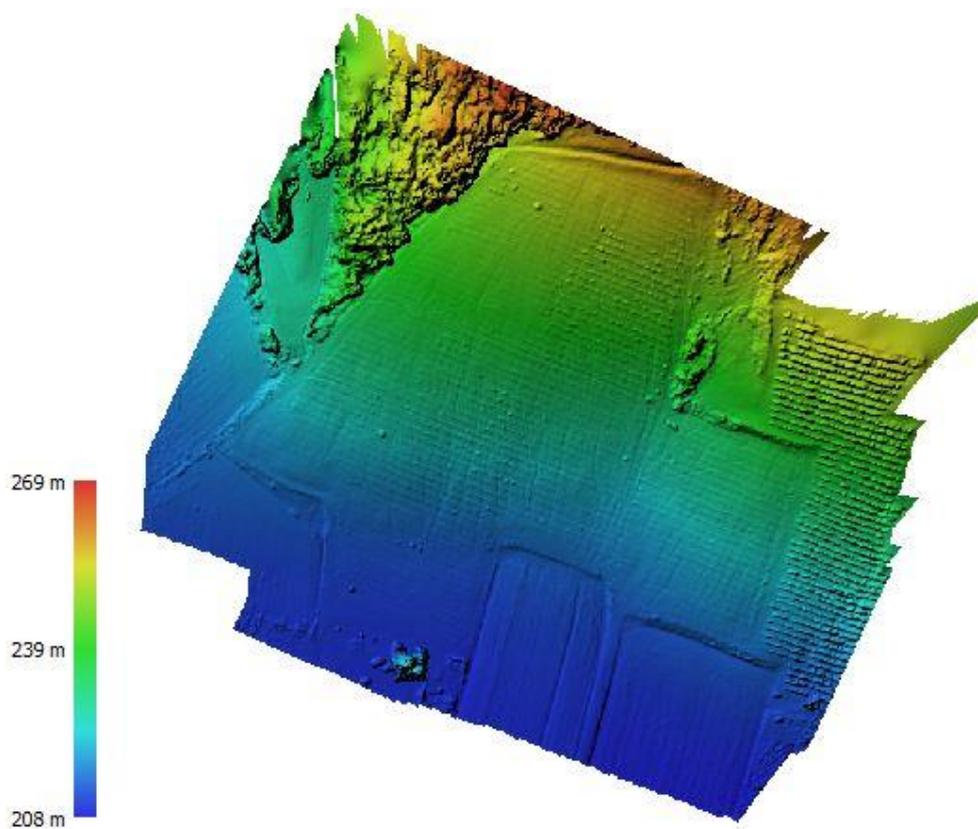


Figura 3.6 – DEM.

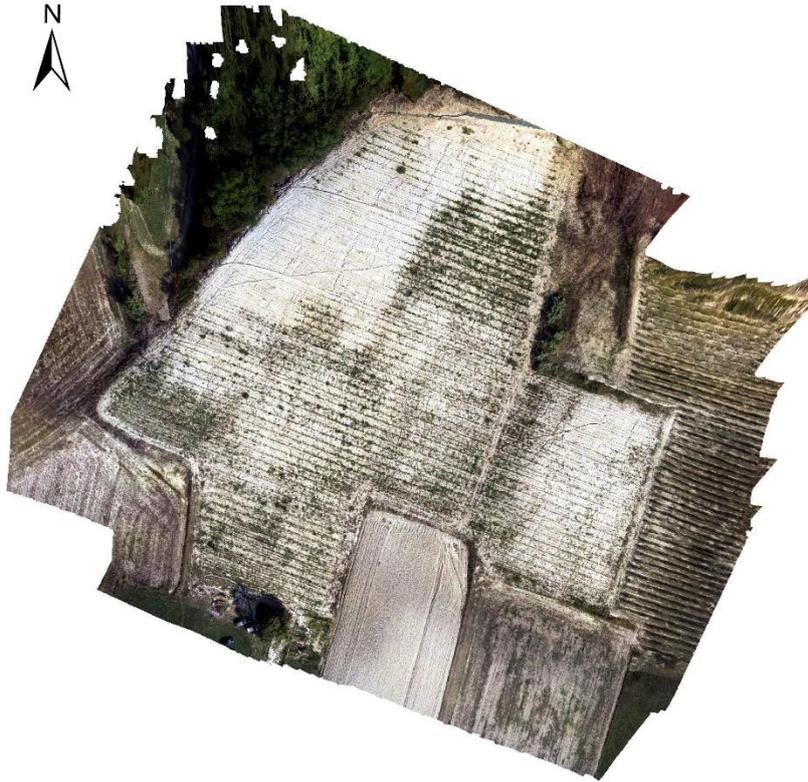


Figura 3.7 - Ortomosaico delle immagini RGB.

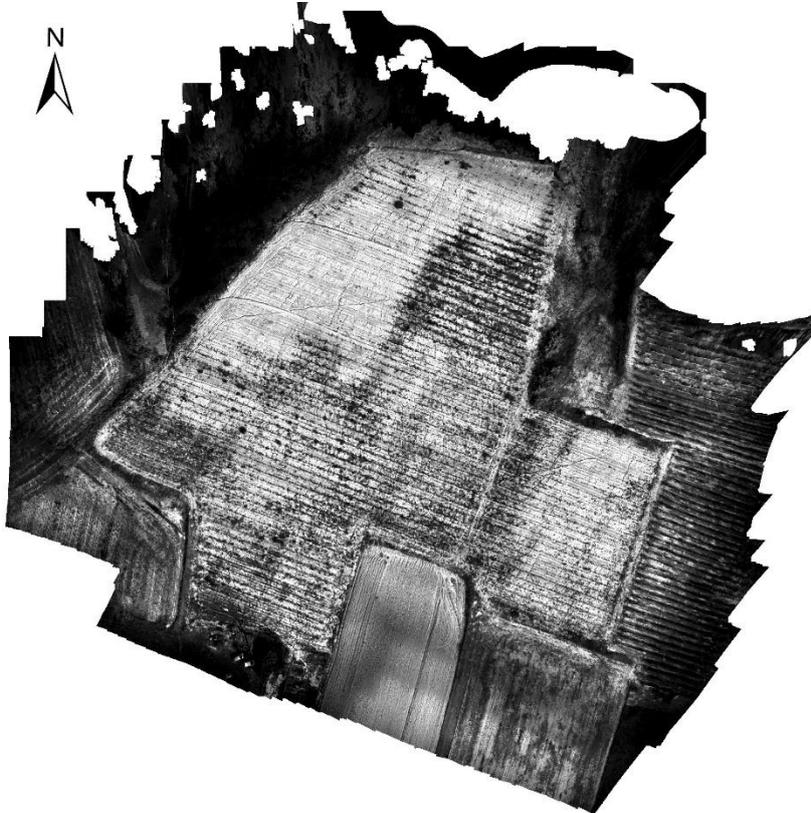


Figura 3.8 - Ortomosaico delle immagini nella banda del blu.

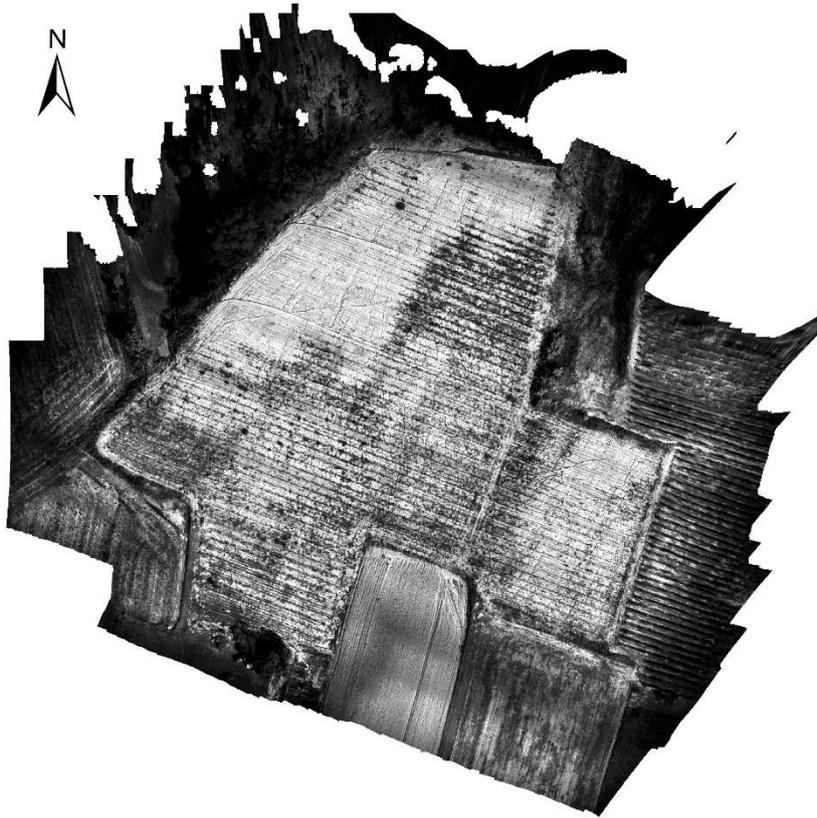


Figura 3.9 - Ortomosaico delle immagini nella banda del verde.

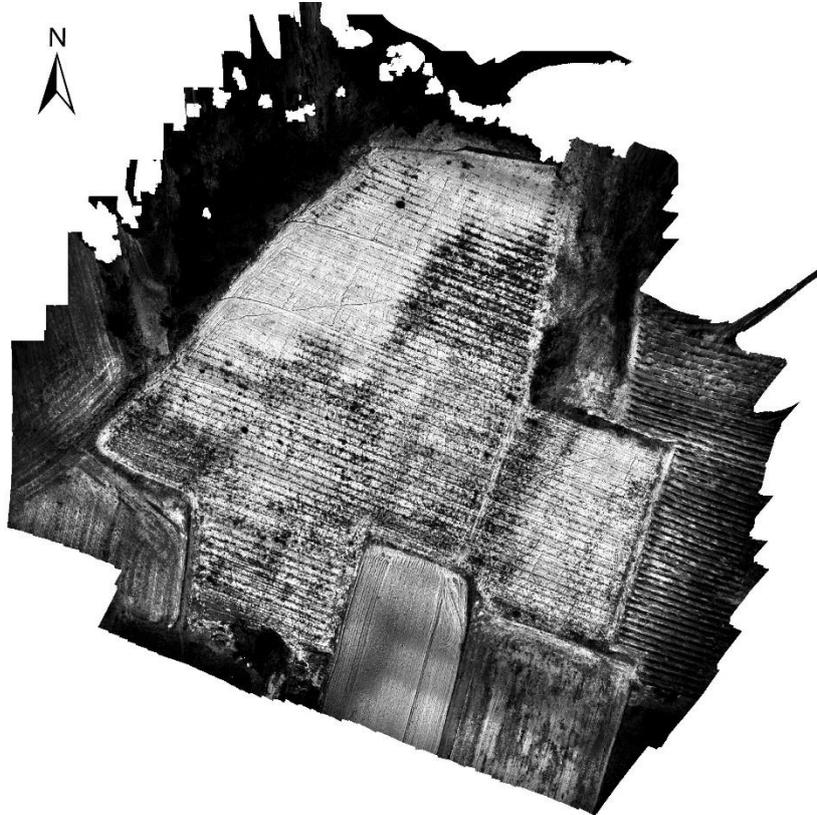


Figura 3.10 - Ortomosaico delle immagini nella banda del rosso.

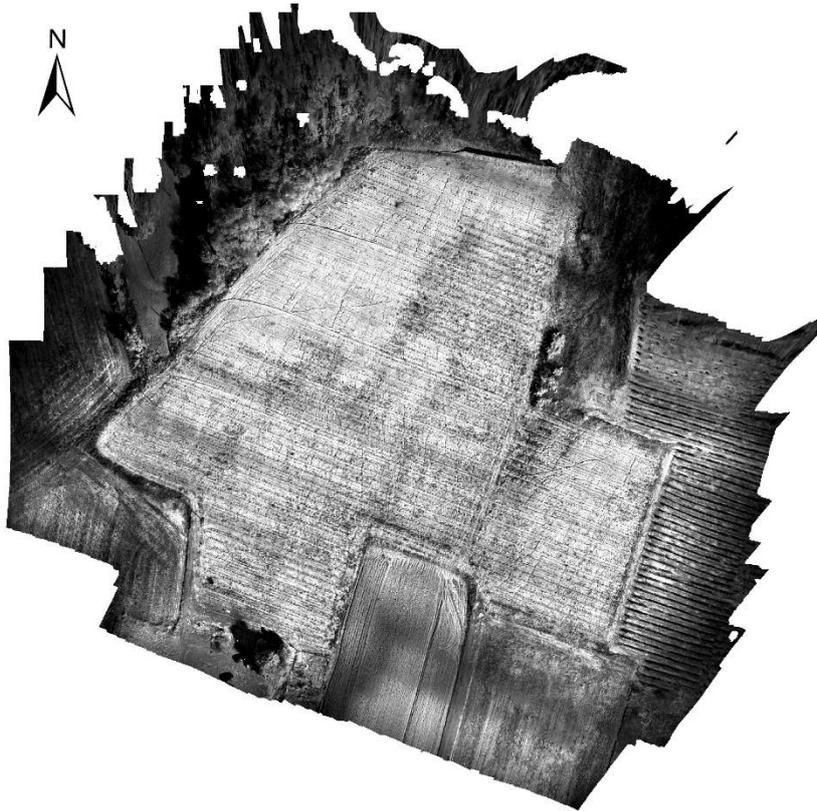


Figura 3.11 - Ortomosaico delle immagini nella banda del *red-edge*.

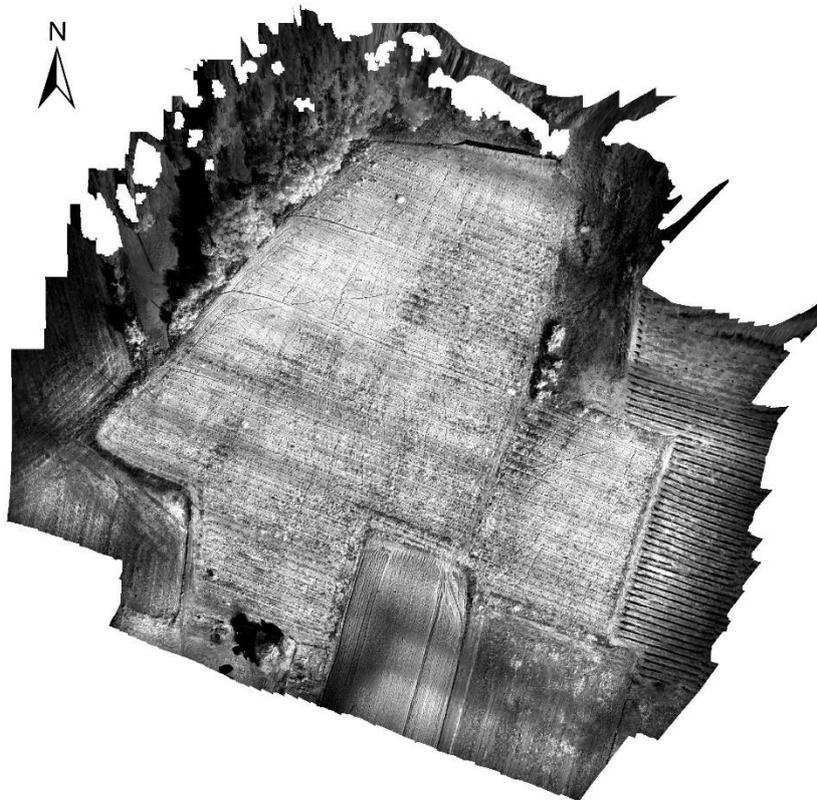


Figura 3.12 - Ortomosaico delle immagini nella banda del NIR.

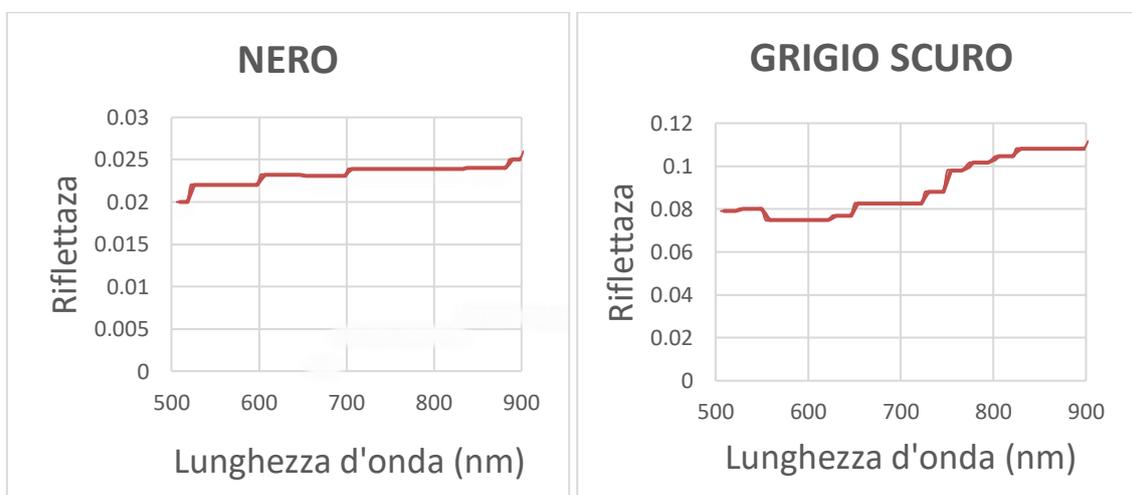
### 3.1.2 CALIBRAZIONE RADIOMETRICA

Gli ortomosaici ottenuti ancora non dispongono delle informazioni necessarie a ricavare un dato di riflettanza. Infatti, il dato restituito dalla piattaforma è espresso dal *Digital Number (DN)*, un numero adimensionale che codifica la radiazione raccolta dal sensore in una determinata banda. Ogni pixel di territorio potrà quindi assumere un valore compreso tra 0 e  $2^Q$ , dove Q sono i bit caratteristici delle immagini acquisite. Maggiore è il numero di bit, migliore sarà la risoluzione radiometrica dell'immagine poiché la radianza acquisita dal sensore potrà essere discretizzata in un maggior numero di intervalli. Il sensore a bordo del *Phantom 4 multispectral DJI* consente di acquisire immagini a 16 bit, di conseguenza ogni pixel dell'area di studio potrà assumere valori compresi tra 0 e 65535.

Tuttavia, tali valori sono dipendenti dalle caratteristiche del sensore e dalle condizioni di illuminazione della scena. Per ottenere una misura di riflettanza assoluta, e quindi confrontabile con dati ottenuti da rilievi diversi, è necessario effettuare una calibrazione radiometrica attraverso i pannelli di calibrazione radiometrica. I pannelli sono superfici con riflettanza nota, misurata in laboratorio. I dati a disposizione sulla riflettanza dei pannelli sono mostrati nei grafici in Figura 3.13.

Il metodo applicato per ottenere il dato di riflettanza è l'*Empirical Line Method* [13], una regressione lineare tra i DN dei pannelli acquisiti dal sensore e la riflettanza misurata in laboratorio.

Le mappe di riflettanza così ottenute, una per ciascuna banda, vengono infine aggregate in un unico *dataset*, in modo tale da poter ricavare indici vegetazionali, analizzare e classificare le immagini agevolmente.



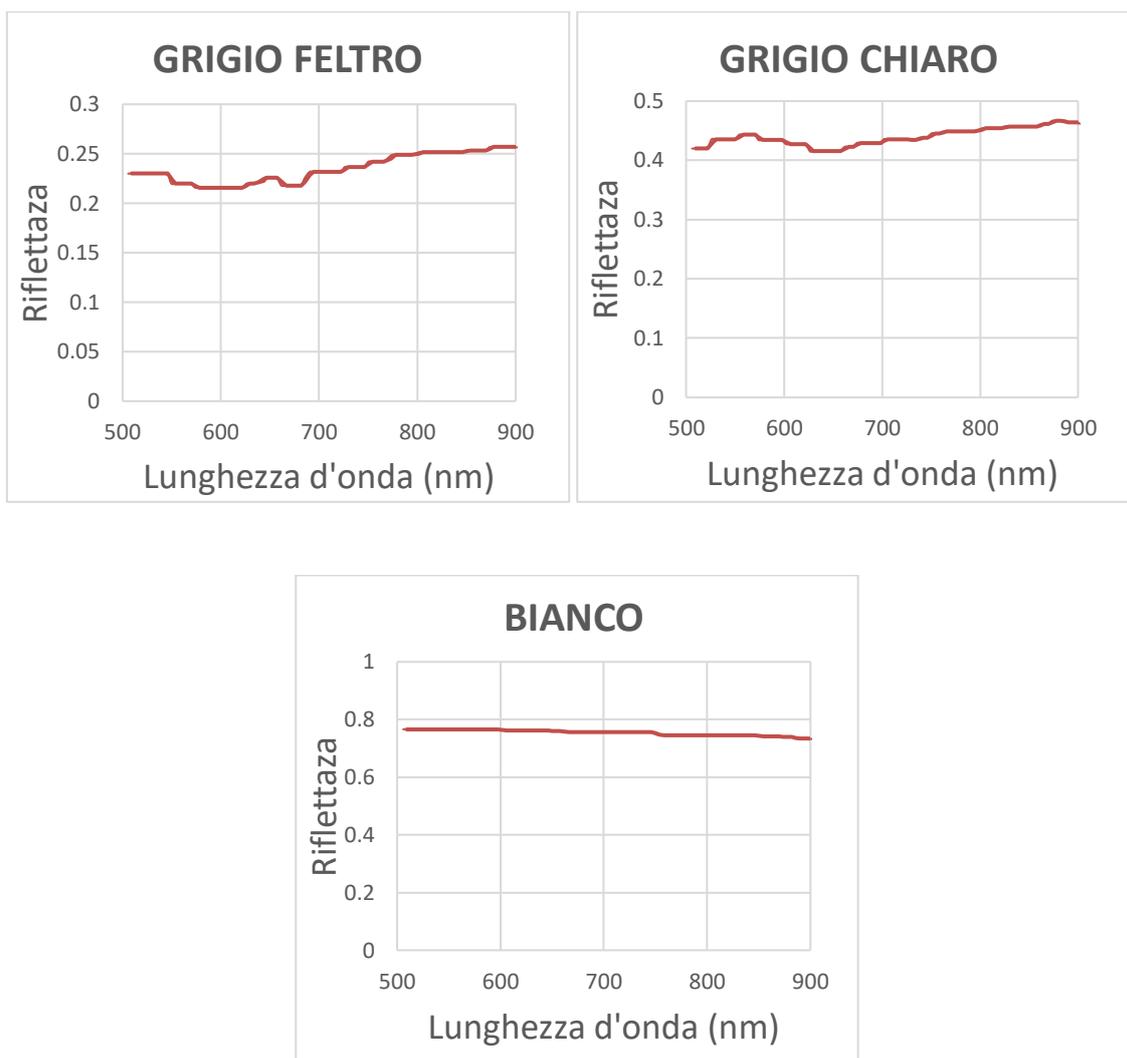


Figura 3.13 - Riflettanza dei pannelli radiometrici.

### 3.2 IMMAGINI TERMICHE

Le immagini termiche sono state geometricamente ricostruite e radiometricamente corrette con il software *Pix4D mapper*, che dispone di apposite funzionalità per l'elaborazione di immagini termiche.

I processi necessari alla costruzione dell'ortomosaico sono gli stessi descritti nel precedente paragrafo per il software *Agisoft Metashape*. A differenza di quest'ultimo, *Pix4D Mapper* consente una calibrazione radiometrica automatica delle immagini, evitando l'utilizzo di pannelli radiometrici con riflettanza nota. Infatti, il software riesce a riconoscere il tipo di sensore utilizzato e a calibrare le immagini per ottenere una mappa di temperature del territorio rilevato [14]. Il risultato finale viene mostrato in

Figura 3.14, mentre in Tabella 3.2 vengono riportati gli errori di posizionamento. In questo caso, è stato necessario escludere dal calcolo anche i *marker* M06, M07, M08 poiché non sono nettamente distinguibili nelle immagini termiche. Nonostante ciò, gli errori ottenuti risultano essere accettabili.

L'ortomosaico, ottenuto con una risoluzione originale di 7.7 cm/pixel, è stato successivamente ricampionato in *ArcGis Pro* ad una risoluzione di 2.22 cm/pixel in modo tale da agevolare le operazioni di calcolo con gli ortomosaici multispettrali. Il metodo di ricampionamento utilizzato è il *Nearest Neighbour*. Tale metodo assegna ai nuovi pixel il valore del pixel geometricamente più vicino, permettendo di non introdurre nuovi valori che falserebbero i risultati ottenuti dal rilievo.

Tabella 3.2 - Errore stimato di posizionamento dei GCP riferito alle immagini termiche. Con riferimento al sistema di coordinate WGS 84 / UTM 32N, le X rappresentano la coordinata est, le Y la coordinata nord, le Z l'altitudine.

GCP Name	Accuracy XYZ [m]	Error X [m]	Error Y [m]	Error Z [m]	Projection Error [pixel]
M02 (3D)	0.020/0.020	0.001	0.008	0.016	0.228
M03 (3D)	0.020/0.020	0.003	0.006	-0.020	0.409
M04 (3D)	0.020/0.020	-0.002	-0.016	-0.126	0.267
M05 (3D)	0.020/0.020	-0.021	-0.034	-0.129	0.205
M09 (3D)	0.020/0.020	0.032	-0.010	-0.092	0.209
M10 (3D)	0.020/0.020	0.024	0.040	-0.068	0.238
M11 (3D)	0.020/0.020	0.014	-0.009	0.008	0.254
M12 (3D)	0.020/0.020	-0.024	0.000	0.077	0.211
M13 (3D)	0.020/0.020	0.001	-0.006	-0.029	0.165
M14 (3D)	0.020/0.020	-0.029	0.016	0.117	0.256
<b>Mean [m]</b>		-0.000113	-0.000421	-0.024642	
<b>Sigma [m]</b>		0.019130	0.018858	0.077978	
<b>RMS Error [m]</b>		0.019130	0.018863	0.081779	

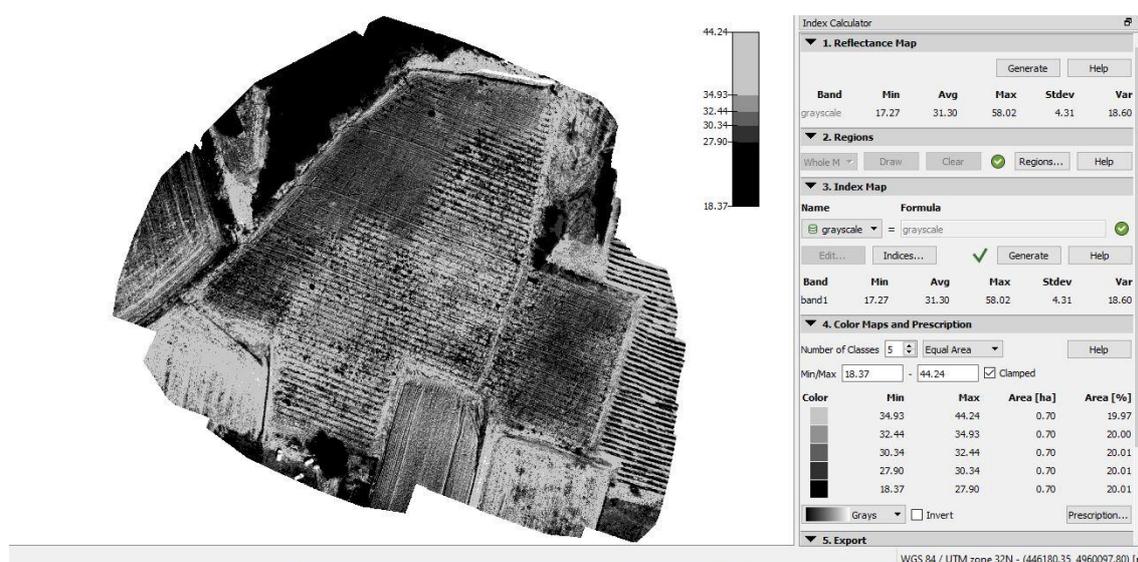


Figura 3.14 - Mappa di temperature ottenuta dal processamento delle immagini su *Pix4D*.

### 3.3 INDICI VEGETAZIONALI

Per migliorare la classificazione, sia in fase di calcolo che in fase di scelta dei dati di training, sono stati adottati degli indici vegetazionali tra i più popolari in letteratura. Per capire al meglio come e perché questi indici riescono a rappresentare particolari caratteristiche del territorio analizzato, è utile tenere in considerazione la firma spettrale di alcune delle superfici più frequenti, mostrate in Figura 3.15.

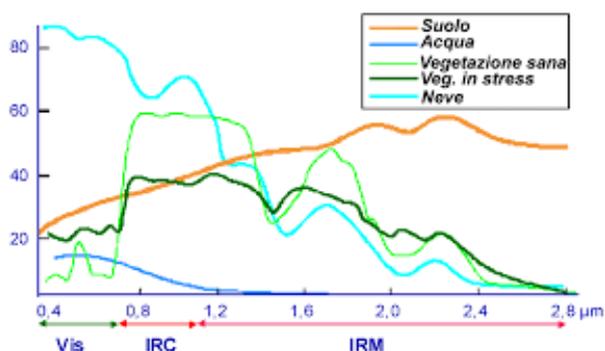


Figura 3.15 - Firma spettrale di alcune superfici frequenti.

#### 3.3.1 NDVI

L'NDVI [15] (*Normalized Difference Vegetation Index*) è l'indice vegetazionale più conosciuto ed applicato in telerilevamento. Consente di sfruttare il picco di riflettanza della vegetazione nella banda dell'infrarosso vicino attraverso la differenza con la riflettanza nella banda del rosso. La differenza viene poi normalizzata per ottenere un indice che assuma valori compresi tra -1 ed 1, dove valori bassi rappresentano zone non vegetate e valori alti zone molto vegetate. Valori intermedi possono rappresentare zone poco vegetate o con vegetazione sottoposta a stress.

L'NDVI viene ottenuto attraverso la seguente formula:

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_R}{\rho_{NIR} + \rho_R}$$

in cui  $\rho_{NIR}$  rappresenta la riflettanza acquisita nell'infrarosso vicino e  $\rho_R$  rappresenta la riflettanza acquisita nella banda del rosso.

Nel corso degli anni sono stati proposti alcuni indici molto simili all'NDVI, che sfruttano il picco di riflettanza della vegetazione nella banda dell'infrarosso vicino attraverso una differenza con bande diverse dal rosso. Tra questi, sono stati adottati per

questo studio il GNDVI (*Green Normalized Difference Vegetation Index*) e il RENDVI (*Red-Edge Normalized Difference Vegetation Index*).

Il GNDVI [16] viene utilizzato per stimare l'attività fotosintetica della vegetazione attraverso la formula:

$$GNDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_G}{\rho_{NIR} + \rho_G}$$

in cui  $\rho_G$  rappresenta la riflettanza acquisita nella banda del verde.

Il RENDVI [17] viene utilizzato per stimare lo stato di vigoria della vegetazione, specialmente nelle fasi di crescita intermedie e tardive, attraverso la formula:

$$RENDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RE}}{\rho_{NIR} + \rho_{RE}}$$

In cui  $\rho_{RE}$  rappresenta la riflettanza nella banda del Red-Edge.

### 3.3.2 OSAVI

Uno dei maggiori problemi legati all'NDVI è il disturbo creato dalla riflettanza del suolo. Infatti, in zone con copertura vegetativa scarsa, la riflettanza del suolo è molto alta e l'NDVI potrebbe essere alterato. Per far fronte a questo problema, gli studiosi hanno cercato di introdurre dei fattori correttivi che permettessero di mascherare il disturbo del suolo. Nascono così indici come SAVI [18] (*Soil Adjusted Vegetation Index*), MSAVI [19] (*Modified Soil Adjusted Vegetation Index*) e TSAVI [20] (*Transformed Soil Adjusted Vegetation Index*). L'OSAVI [21] (*Optimized Soil Adjusted Vegetation Index*) è uno degli indici SAVI più recenti ed utilizzati presenti in letteratura. Può essere calcolato attraverso la formula:

$$OSAVI = \frac{(1 + 0.16) * (\rho_{800} - \rho_{670})}{(\rho_{800} + \rho_{670} + 0.16)}$$

In cui i numeri a pedice della riflettanza rappresentano le lunghezze d'onda, espresse in nm. In questo studio, si assume  $\rho_{800} = \rho_{NIR}$  e  $\rho_{670} = \rho_R$ .

### 3.3.3 SOIL MOISTURE INDEX (SMI)

Uno dei parametri fisici più interessanti da ricavare da immagini telerilevate è l'umidità del suolo. In letteratura vengono presentati vari metodi per il calcolo dell'umidità del suolo, i più interessanti dei quali sfruttano le relazioni esistenti tra contenuto d'acqua, vigoria della vegetazione e temperatura rilevata. Infatti, da una parte il contenuto d'acqua può essere uno dei principali fattori che inducono uno stato di stress nella

vegetazione. Dall'altra, la temperatura della vegetazione si è dimostrata come uno dei più efficienti indicatori dello stato idrico delle colture, dal momento che lo stress idrico conduce ad un incremento delle temperature della vegetazione.

Uno di questi metodi viene chiamato 'metodo del triangolo' [22], in ragione della forma creata dalla distribuzione dei punti in un grafico NDVI – temperatura (Figura 3.16).

Le due rette che delimitano la distribuzione dei punti definiscono le condizioni di suolo secco (*dry edge*) e suolo umido (*wet edge*). Vengono determinate tramite regressione lineare dei punti che definiscono l'estremo superiore (*dry edge*) ed inferiore (*wet edge*) della distribuzione dei punti. Entrambe le grandezze sono normalizzate ed i possibili outlier creati da zone ad elevato contrasto sono eliminati tramite l'uso di maschere. Il SMI viene quindi calcolato come:

$$SMI = \frac{T_{S_{MAX}} - T_s}{T_{S_{MAX}} - T_{S_{MIN}}} * 100$$

dove  $T_{S_{MAX}}$  e  $T_{S_{MIN}}$  corrispondono alle rette precedentemente descritte, mentre  $T_s$  rappresenta la temperatura telerilevata normalizzata. L'indice viene moltiplicato per 100 al fine di ottenere valori compresi tra 0 e 100

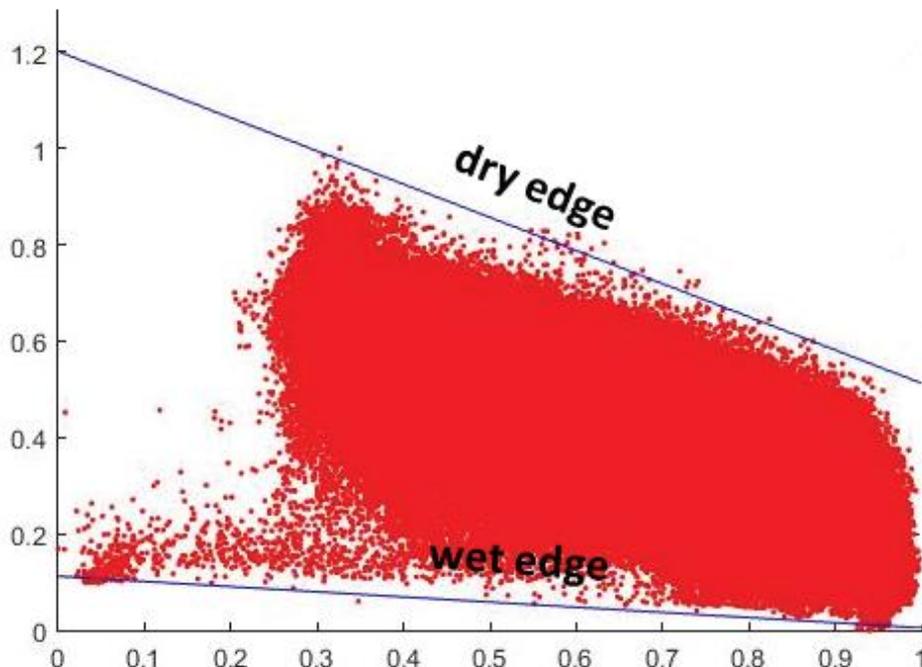


Figura 3.16 - Spazio triangolare formato da NDVI in ascissa e temperatura del suolo in ordinata. Entrambe le grandezze sono normalizzate. [23]

L'indice è stato calcolato attraverso il codice *Matlab* descritto di seguito:

- 1) Viene importato il raster contenente le immagini termiche e la banda sintetica NDVI (NDVI\_temp.tif), in cui il comando *switch* consente di cambiare il *dataset* di partenza in base alle esigenze:

```
format long g;
clear all;
epoca = 3;
switch (epoca)
case 2      % II epoca
path='path';
fileIm='composizione_mask_termico_ns_ndvi.tif';
fileSMI='SoilMoistureIndex_IIepoca_v4.tif';
case 3      % III epoca
path='path';
fileIm='NDVI_temp.tif';
fileSMI='SoilMoistureIndex_IIIepoca_IIgrado.tif';
end
```

- 2) Attraverso le funzioni disponibili nel *Mapping Toolbox* recentemente introdotto è possibile leggere e visualizzare i file raster ed i corrispettivi metadati:

```
[im,WRL] = readgeoraster([path,fileIm]);
worldfile = getworldfilename([path,fileIm]);
prj=worldfileread(worldfile,'planar',size(im));
info=geotiffinfo([path,fileIm]);
```

- 3) Si definiscono quindi i contenuti del raster (maschera, NDVI e immagini termiche) e vengono generate delle immagini per visualizzare i raster caricati:

```
switch (epoca)
case 2      % II epoca
maschera=im(:,:,1);
ndvi=im(:,:,4);
t=im(:,:,2);
case 3      % III epoca
maschera=im(:,:,3);
ndvi=im(:,:,1);
t=im(:,:,2);
end
figure (1)
imshow(ndvi);
figure (2)
imshow(t);
```

- 4) Attraverso l'intersezione di NDVI e immagini termiche con la maschera, vengono estratti i dati di temperatura (goodT) ed NDVI (goodNDVI) che rispettano i limiti imposti dalla maschera:

```
mask = (maschera==1 & ndvi>-0.5 & t>0.1 & t<100.0);
goodT=t(mask);
figure (3);
```

```

    histogram(goodT);
    goodNDVI=ndvi(mask);
    figure(4);
    histogram(goodNDVI);

```

- 5) I dati ottenuti vengono normalizzati per consentire di avere indici che variano in un range di valori compreso tra 0 ed 1. Di conseguenza, vengono costruite le relative immagini:

```

    minT=min(goodT);
    maxT=max(goodT);
    minNDVI=min(goodNDVI);
    maxNDVI=max(goodNDVI);
    Tnorm=(t-minT)/(maxT-minT);
    goodTnorm=Tnorm(mask);
    figure(5);
    image(Tnorm);
    figure(6);
    plot(goodNDVI,goodTnorm,'.R');
    hold on;

```

- 6) I valori di NDVI vengono divisi in 1000 classi con uguale ampiezza (dNDVI) e viene calcolato il valore centrale di ciascuna classe (medNDVI):

```

    classi = 1000;
    dNDVI=(maxNDVI-minNDVI)/classi;
    for j=1:classi
        medNDVI(j,1)=minNDVI+dNDVI*(j-.5);
    end

```

- 7) Vengono inizializzate le matrici contenenti la distribuzione dei valori minimi e massimi di ciascuna classe e attraverso un ciclo *for* vengono calcolati i massimi e i minimi di ciascuna classe:

```

    minClassi=ones(classi,1);
    maxClassi=zeros(classi,1);
    nObsClassi=zeros(classi,1);
    classe=zeros(size(goodNDVI));
    np=size(goodNDVI,1);
    for i=1:np
        classe(i)=round((goodNDVI(i)-minNDVI)/dNDVI+0.5);
        if classe(i) > classi
            classe(i)=classi;
        end
        nObsClassi(classe(i))=nObsClassi(classe(i))+1;
        if goodTnorm(i) > maxClassi(classe(i))
            maxClassi(classe(i)) = goodTnorm(i);
        else
            if goodTnorm(i) < minClassi(classe(i))
                minClassi(classe(i)) = goodTnorm(i);
            end
        end
    end
end
end

```

- 8) Attraverso una curva polinomiale di primo grado vengono individuate e mostrate su grafico le rette che definiscono il *dry edge* (pfmax) ed il *wet edge* (pfmin):

```
fmax=polyfit (medNDVI,maxClassi,1);
fmin=polyfit (medNDVI,minClassi,1);
pfmax=polyval (fmax,medNDVI);
pfmin=polyval (fmin,medNDVI);
plot (medNDVI,maxClassi,'oc',medNDVI,pfmax,'-k');
plot (medNDVI,minClassi,'og',medNDVI,pfmin,'-b');
```

- 9) Infine, si procede al calcolo del SMI (smi) attraverso la formula descritta nel paragrafo 3.3.3. Il file viene quindi salvato nel formato *.tiff*, facendo riferimento ai metadati iniziali, attraverso il comando *geotiffwrite*:

```
dimIm=size (t);
smi=zeros (dimIm);
for i=1:dimIm(1)
for j=1:dimIm(2)
if mask (i,j)
tsmax=polyval (fmax,ndvi (i,j));
tsmin=polyval (fmin,ndvi (i,j));
ts=Tnorm (i,j);
smi (i,j)=(tsmax-ts)/(tsmax-tsmin)*100;
end
end
end
figure (7);
imshow (smi);
end
geotiffwrite (['path',fileSMI],smi,WRL,'CoordRefSysCode',32632);
```

L'indice, che rapportato a dati rilevati a terra può essere utilizzato per ottenere stime dell'umidità reale, viene in questa sede utilizzato come ulteriore parametro per arricchire il *dataset* necessario ad allenare gli algoritmi di classificazione. In Appendice C viene riportato il codice *Matlab* utilizzato.

## 4. CLASSIFICAZIONE DELLE IMMAGINI

Negli ultimi decenni, l'apprendimento automatico si è rivelato come uno dei più efficienti metodi per risolvere problemi di classificazione. Si configura come una branca dell'intelligenza artificiale che adotta un approccio interdisciplinare, legato specialmente alla statistica e all'ottimizzazione matematica.

L'apprendimento può essere:

- Supervisionato, in cui l'utente fornisce alla macchina una serie di esempi di associazioni input-output.
- Non supervisionato, in cui è la macchina stessa a dover trovare una struttura nei dati per riconoscere un legame input-output.
- Per rinforzo, in cui il ruolo dell'utente è quello di istruire la macchina dando un giudizio positivo o negativo sul risultato ottenuto.

In questo studio, ci si propone di testare l'efficacia di metodi di apprendimento automatico supervisionato, attraverso apposite funzioni di calcolo disponibili all'interno del software *ArcGis Pro* [24]. Un generico processo di apprendimento supervisionato si compone delle fasi mostrate in Figura 4.1 e descritte nei prossimi paragrafi.

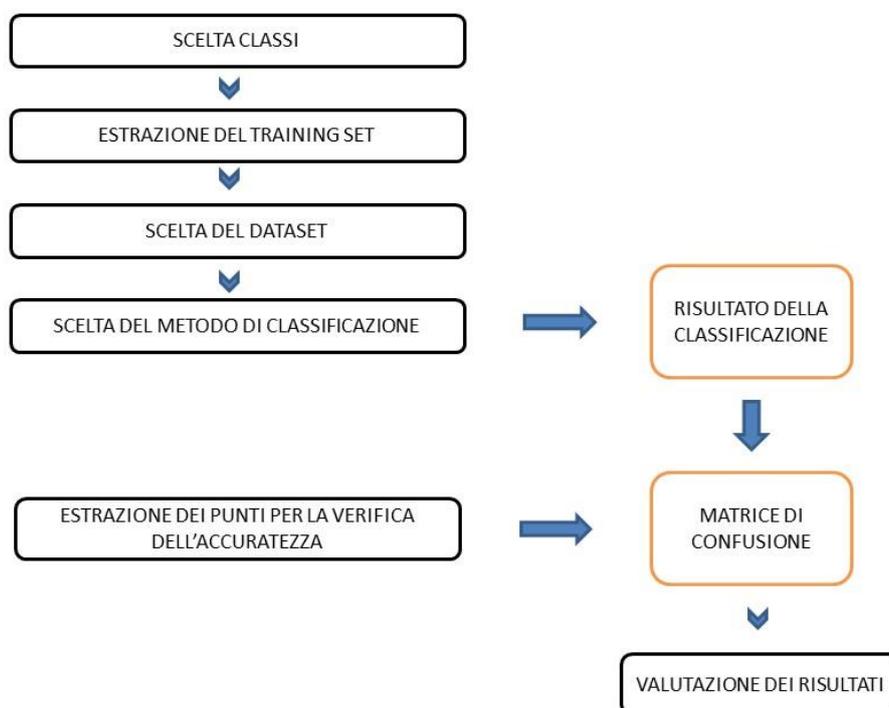


Figura 4.1 – Procedimento per l'applicazione di un metodo di apprendimento supervisionato.

## 4.1 DIVISIONE IN CLASSI E COSTRUZIONE DEL TRAINING SET

La costruzione del *training set* è una fase preliminare caratteristica dei metodi di classificazione supervisionati. Consiste nella scelta, basata su criteri pseudo-oggettivi, di porzioni di immagine ritenute rappresentative della categoria da classificare. In questo studio, si è scelto di estrarre un *training set* diviso in tre classi:

1. Terra.
2. Erba (vegetazione diversa dalla vite).
3. Vite.

Tale classificazione è stata scelta in ragione dell'impossibilità di riconoscere le varie specie vegetative presenti nel terreno oggetto di studio e nella conseguente necessità di raggruppare le stesse in un'unica classe. Il *training set* è stato scelto tenendo in considerazione i seguenti fattori:

- Omogeneità dei singoli campioni, avendo cura di non comprendere pixel al confine tra due superfici diverse.
- Eterogeneità dei diversi campioni di una stessa classe. Questo vale soprattutto per la classe numero 2, che rappresenta elementi vegetativi di diverso tipo.
- Campioni distribuiti in modo omogeneo all'interno del terreno studiato.

Il *training set* costruito viene mostrato in Figura 4.2, nella quale si è appositamente scelto di mettere in risalto la rappresentazione dei campioni al fine di poter dare un'idea della distribuzione spaziale dei campioni all'interno della mappa. Nella realtà, tali campioni occupano porzioni di terreno più limitate.

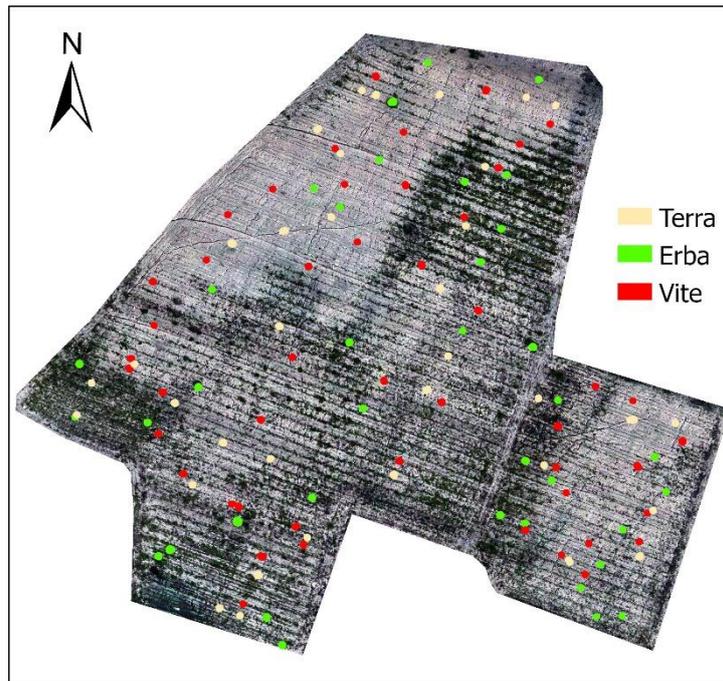


Figura 4.2 - Distribuzione del *training set* sul vigneto. I bordi dei singoli campioni sono stati appositamente aumentati per dare visibilità sulla mappa.

## 4.2 SCELTA DEL DATASET

La scelta del *dataset* sul quale effettuare la classificazione costituisce uno dei passaggi di maggior interesse per questo studio. Infatti, il *dataset* originariamente disponibile dalle immagini telerilevate è stato appositamente ampliato con dei raster ricavati dall'applicazione degli indici vegetazionali precedentemente discussi. Nel complesso quindi, il *dataset* potrà essere composto dai seguenti raster:

1. Banda del blu.
2. Banda del verde.
3. Banda del rosso.
4. Banda del *Red-Edge*.
5. Banda del NIR.
6. Mappa di temperatura.
7. NDVI.
8. GNDVI.
9. RENDVI.
10. OSAVI.
11. SMI.

I raster possiedono la stessa risoluzione spaziale e lo stesso sistema di riferimento, di conseguenza possono essere reciprocamente combinati per ottenere il *dataset* sul quale eseguire il processo di classificazione. Maggiori sono le dimensioni del *dataset* creato e maggiori saranno le informazioni a disposizione dell'algoritmo. Allo stesso tempo, un processamento di un maggior numero di informazioni richiede oneri computazionali maggiori e l'introduzione di informazioni poco significative potrebbe corrompere i risultati.

Attraverso la valutazione dei risultati ottenuti dalla composizione di diversi *dataset*, si vuole quindi valutare l'efficacia dei diversi raster nel migliorare il processo di classificazione.

## 4.3 METODO DI CLASSIFICAZIONE

### 4.3.1 SUPPORT VECTOR MACHINE

È un algoritmo di apprendimento automatico supervisionato tra i più utilizzati per problemi di classificazione. Nasce da un lungo percorso iniziato negli anni '60 e culminato nel 1995 con la definizione dell'attuale standard [25].

L'idea si basa sulla ricerca dell'iperpiano ottimale, ossia l'iperpiano che consenta la migliore divisione del set di dati in  $n$  classi, definite dall'utente. Nel caso più semplice, due dimensioni e due classi, l'iperpiano è rappresentato da una retta (Figura 4.3).

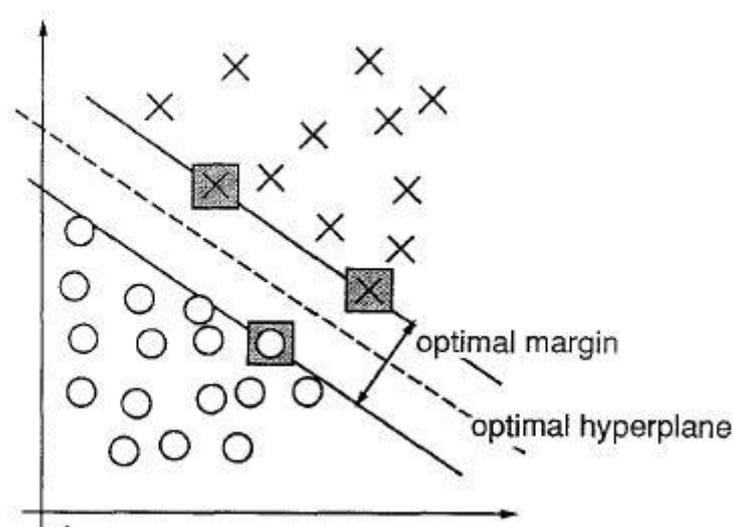


Figura 4.3 - Rappresentazione dell'iperpiano ottimale per un problema a due dimensioni e due classi. [25]

L'iperpiano ottimale viene definito come “la funzione di decisione lineare con margine massimo tra i vettori delle due classi” [25]. In particolare, i margini vengono definiti dai cosiddetti vettori di supporto, rappresentati da punti del *training set*.

Definendo  $\mathbf{w}$  il vettore normale all'iperpiano e  $\mathbf{x}$  il vettore che rappresenta il set di dati, è possibile definire l'iperpiano con la retta di equazione:

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b = 0$$

Allo stesso modo, i margini vengono definiti dalle rette di equazione:

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b = 1$$

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b = -1$$

I vettori di supporto saranno quindi punti appartenenti a queste rette.

Supponendo ora di avere un *training set* così costruito:

$$(y_1, \mathbf{x}_1), \dots, (y_n, \mathbf{x}_n), \quad y_i \in \{-1, 1\}$$

a seconda della loro posizione rispetto al margine i punti del *training set* dovranno soddisfare le condizioni:

$$\begin{cases} \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b \geq 1 & \text{se } y_i = 1 \\ \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b \leq -1 & \text{se } y_i = -1 \end{cases}$$

che possono essere contenute in un'unica equazione:

$$y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) \geq 1 \quad i = 1, \dots, n$$

L'obiettivo del problema è quindi di massimizzare la distanza tra i margini, geometricamente calcolata come  $\frac{2}{|\mathbf{w}|}$ . Per convenienza, considerando i vincoli precedentemente illustrati, il problema di massimizzazione può essere ricondotto ad un problema di programmazione quadratica nel seguente modo:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{w}, b} \frac{1}{2} |\mathbf{w}|^2 \\ y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) \geq 1 \quad i = 1, \dots, n \end{cases}$$

È possibile semplificare il problema adottando una formulazione Lagrangiana:

$$L(\mathbf{w}, b, \Lambda) = \frac{1}{2} \mathbf{w} \cdot \mathbf{w} - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{w} + b) - 1]$$

dove  $\Lambda = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)$  è il vettore di moltiplicatori di Lagrange. Derivando l'espressione rispetto a  $\mathbf{w}$  e a  $b$  ed andando a sostituire all'interno della stessa, si ottiene la formulazione finale del problema di ottimizzazione:

$$W(\Lambda) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j$$

che rappresenta la formulazione duale del problema precedente e può quindi essere risolto massimizzando  $W$  rispetto a  $\Lambda$ .

Queste equazioni costituiscono la base del metodo di classificazione, ma non considerano problemi più complicati in cui i dati non possono essere separati senza errore o problemi di classificazione non lineari.

Il software *ArcGis Pro* consente di regolare esclusivamente il numero di campioni da utilizzare per ogni classe [26]. Per immagini non segmentate si consiglia di utilizzare 500 campioni per ogni classe, ma a seguito di prove empiriche tale parametro è stato impostato a 2000.

#### 4.3.2 RANDOM FOREST

È considerato uno dei metodi di apprendimento automatico più versatili e adattabili a qualsiasi tipo di *dataset*. Nasce dall'unione del metodo degli alberi di decisione con la tecnica di apprendimento d'insieme nota come *bagging* [27].

Un albero di decisione è un grafico a forma di albero creato al fine di supportare un'azione decisionale. L'albero viene costruito sulla base di caratteristiche del *training set* note a priori e si compone dei seguenti elementi:

- Nodo, che conduce un test sul dato basandosi su una caratteristica.
- Ramo, che corrisponde ai possibili valori che la caratteristica può assumere.
- Foglia, che rappresenta la decisione.

L'albero di decisione viene tipicamente rappresentato come un albero rovesciato, in cui il nodo radice nella parte superiore rappresenta la prima caratteristica discriminante e le foglie nella parte inferiore rappresentano le decisioni finali. In Figura 4.4 viene rappresentato un esempio di albero decisionale relativo ad un problema molto semplice.

Un elemento critico nella costruzione di alberi decisionali è la definizione della complessità dell'albero. Infatti, un albero profondo può dare buone previsioni sul *training set* ma soffrire di *overfitting* e generare dati con alta varianza. Al contrario, un albero corto può diminuire la varianza ma generare risultati distorti. Per stabilire la complessità dell'albero sono disponibili in letteratura indici che si propongono come “criteri di potatura”, sulla base dei quali è possibile effettuare un bilancio tra guadagno di informazioni e aumento della varianza.

Il metodo del *bagging* costituisce un potente strumento per la riduzione della varianza negli alberi decisionali. Consiste nell'unire vari metodi di apprendimento, ognuno dei

quali verrà allenato su una serie di campioni casualmente estratti dal *training set* iniziale. I risultati di ognuno di questi metodi hanno lo stesso peso, quindi in un problema di classificazione il risultato finale sarà dato dal risultato più frequente. La Foresta Casuale è un *bagging* di molteplici alberi decisionali.

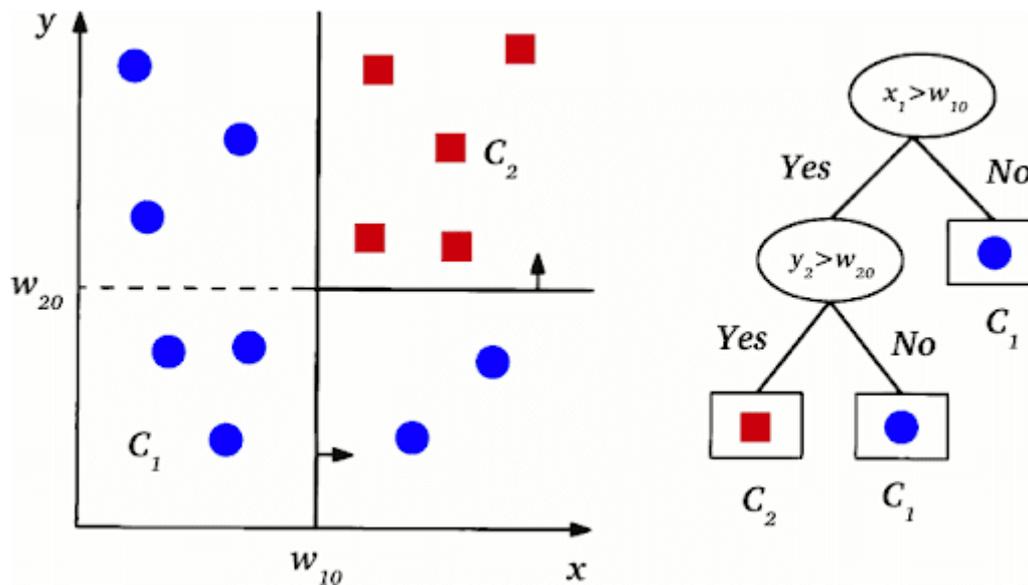


Figura 4.4 - Esempio di costruzione dell'albero decisionale. A sinistra, il problema rappresentato su un diagramma cartesiano. A destra, l'albero decisionale che effettua la classificazione. [28]

Si pensi ad un *training set* costituito da  $n$  campioni, ciascuno di dimensione  $d$ , dove  $d$  rappresenta il numero di caratteristiche disponibili nel *dataset*. La Foresta Casuale costruirà un certo numero di alberi decisionali basati su:

- Campionamento casuale di  $m < n$  punti, che costituiranno il *training set* di ciascun albero decisionale.
- Sottoinsiemi casuali di  $k < d$  caratteristiche considerate durante la divisione dei nodi.

Il punto di forza del metodo è proprio la selezione casuale delle variabili di input  $k$ , che garantisce l'assenza di correlazione tra i risultati ottenuti dai diversi alberi. Il numero ottimale di variabili di input  $k$ , specialmente per problemi di classificazione, viene definito in letteratura come  $\sqrt{d}$  [29].

All'interno di *ArcGis Pro*, come nel caso precedente, è possibile impostare il numero massimo di campioni da selezionare per ogni classe. Per tale metodo (*Random Trees* sul software), è inoltre possibile decidere la struttura della foresta sulla base dei seguenti parametri [26]:

- Numero massimo di alberi nella foresta: maggiore è il numero di alberi, maggiore sarà l'accuratezza dei risultati, a discapito dei tempi di calcolo.
- Profondità massima degli alberi: come precedentemente accennato, la profondità dell'albero definisce il numero di domande che l'albero può porsi per arrivare alla decisione.

I valori consigliati per questi due parametri sono rispettivamente 50 e 30. In seguito a delle prove effettuate, tali parametri sono stati confermati come ottimali.

#### 4.3.3 SEGMENTAZIONE DELLE IMMAGINI

La segmentazione delle immagini è una tecnica di elaborazione delle immagini digitali che consente di raggruppare pixel adiacenti aventi caratteristiche simili. Costituisce un passaggio preliminare all'applicazione di un algoritmo di classificazione, fornendo un elemento aggiuntivo da analizzare in fase di calcolo.

In *ArcGis Pro*, questo tipo di classificazione viene chiamata *object based*, contrapposta alla tradizionale *pixel based*. la segmentazione può essere calibrata sulla base di tre parametri [26]:

- Dettaglio spettrale: stabilisce il peso che viene dato alle caratteristiche spettrali dei pixel analizzati. Può assumere valori da 1 a 20.
- Dettaglio spaziale: stabilisce il peso che viene dato alla distribuzione spaziale dei pixel analizzati. Può assumere valori da 1 a 20.
- Dimensione minima del segmento: stabilisce la dimensione minima, in termini di pixel, dei segmenti di immagine.

Una volta ottenuta l'immagine segmentata, è possibile decidere quali caratteristiche dell'immagine segmentata potrà sfruttare l'algoritmo di classificazione scelto. Tali parametri vengono calcolati per ogni segmento e sono:

- Cromaticità dei colori, ossia il livello di saturazione dei singoli segmenti.
- Media dei DN.
- Deviazione standard.
- Numero dei pixel del segmento.
- Compattezza del segmento. Può assumere valori da 0 a 1, dove 1 rappresenta un cerchio.
- Rettangolarità del segmento. Può assumere valori da 0 a 1, dove 1 rappresenta un rettangolo.

Si è scelto di considerare tutte queste caratteristiche dell'immagine segmentata, per sfruttare al meglio le potenzialità dello strumento.

#### 4.4 VALUTAZIONE DEI RISULTATI

Per valutare i risultati è necessario costruire un set di dati diverso da quello utilizzato per allenare gli algoritmi. Per garantire una totale imparzialità nella scelta del *dataset* di valutazione dei risultati, *ArcGis Pro* dispone della funzione *Create Accuracy Assessment Points*, che consente di generare automaticamente dei punti distribuiti in maniera omogenea sul campo. I punti sono stati successivamente classificati attraverso un'interpretazione visiva, formando l'immagine di Figura 4.5, e costituiscono la base di partenza per costruire la Matrice di Confusione.

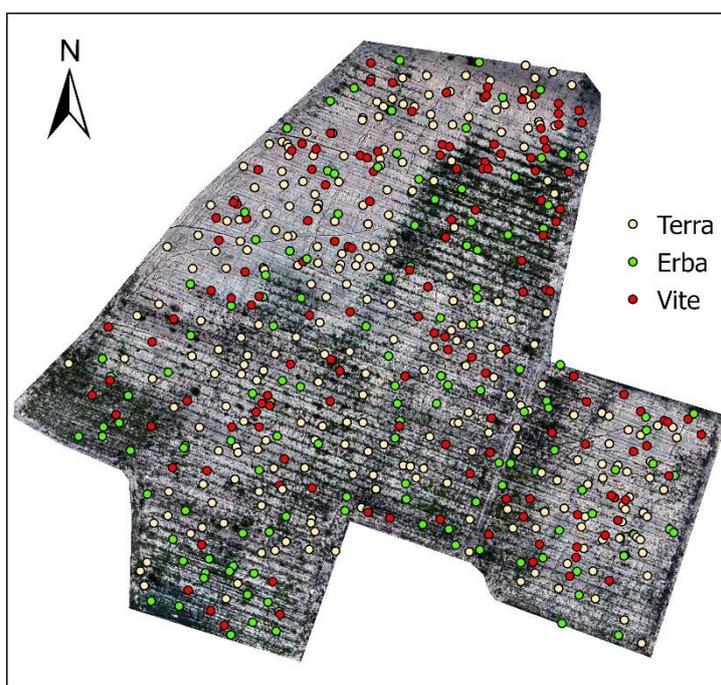


Figura 4.5 - Distribuzione degli *accuracy assessment points* all'interno del vigneto. Ogni punto corrisponde ad un pixel.

In Figura 4.6 viene mostrata la tabella di attributi generata per lo shapefile *accuracy assessment points*. Come è possibile notare, si tratta di punti caratterizzati da due valori:

1. *Classified*: valore attribuito dal metodo di classificazione al pixel considerato (1=Terra, 2=Erba, 3=Vite). Questo campo viene aggiornato attraverso la

funzione *update accuracy assessment points* ogni volta che si vuole valutare un nuovo metodo di classificazione.

2. *GrndTruth*: valore attribuito dall'utente al pixel considerato. Può derivare da campionamenti *in situ* o da interpretazione visiva delle immagini.

OBJECTID *	SHAPE *	Classified	GrndTruth
1	Point	1	1
2	Point	1	1
3	Point	3	3
4	Point	3	3
5	Point	3	3
6	Point	3	2
7	Point	3	2
8	Point	1	1
9	Point	1	1
10	Point	1	1
11	Point	1	1
12	Point	1	1

Figura 4.6 – Estratto della tabella di attributi dello shapefile *accuracy assessment points*.

Questo shapefile sarà quindi l'input da fornire al software per creare la matrice di confusione, attraverso il comando *Compute Confusion Matrix*. La matrice di confusione è un metodo universale per valutare la bontà delle classificazioni. In Tabella 4.1 viene presentato un esempio di matrice di confusione creata dal software, in cui:

- Le righe rappresentano le classi identificate come *GrndTruth* dagli *accuracy assessment points*.
- Le colonne rappresentano le classi identificate dall'algorithmo di classificazione.

Di conseguenza, sulla diagonale si troveranno i pixel correttamente classificati. Inoltre, vengono definiti i seguenti parametri che verranno estratti dalle tabelle per dare un giudizio complessivo sulla classificazione:

- *User accuracy* (U\_Accuracy): rapporto tra i pixel correttamente assegnati ad una determinata classe ed i pixel totali che sono stati assegnati alla classe stessa. Rappresentano i falsi positivi.
- *Producer accuracy* (P\_Accuracy): rapporto tra i pixel correttamente assegnati ad una determinata classe ed i pixel totali che sarebbero dovuti appartenere a quella classe. Rappresentano i falsi negativi.

- *Overall Accuracy*: rapporto tra il totale dei pixel correttamente assegnati ed il totale dei pixel presi in considerazione. In questa tabella si trova all'incrocio dei campi *U\_Accuracy* e *P\_Accuracy*.
- Coefficiente Kappa (Kappa): è un coefficiente statistico che tiene conto della probabilità di concordanza casuale. Può assumere valori compresi tra 0 e 1 e fornisce una misura dell'affidabilità della classificazione.

Tabella 4.1 – Esempio di Matrice di Confusione generata da *ArcGis Pro*.

OID	ClassValue	Terra	Erba	Vite	Total	U_Accuracy	Kappa
0	Terra	253	29	9	291	0.869	0
1	Erba	2	41	38	81	0.506	0
2	Vite	15	64	99	178	0.556	0
3	Total	270	134	146	550	0	0
4	P_Accuracy	0.937	0.306	0.678	0.000	0.715	0
5	Kappa	0	0	0	0	0	0.538

## 5. RISULTATI

Gli ortomosaici ottenuti dalle varie bande vengono importati in *ArcGis Pro* singolarmente. Attraverso il comando *composite bands*, il primo risultato che viene ottenuto è un raster multibanda, che comprende le 5 bande messe a disposizione dalle immagini rilevate dal *Phantom 4 multispectral DJI* e l'ortomosaico termico ricampionato messo a disposizione dalle immagini rilevate dal *Matrice 210 DJI*. In Figura 5.1 viene fornito un esempio delle due composizioni più utilizzate: l'immagine a colori reali (banda del rosso associata al canale del rosso, banda del verde associata al canale del verde, banda del blu associata al canale del blu) e la più usata delle immagini a falsi colori (banda del NIR associata al canale del rosso, banda del rosso associata al canale del verde, banda del verde associata al canale del blu). Lo stesso comando è stato successivamente usato per ottenere i diversi *dataset* analizzati.

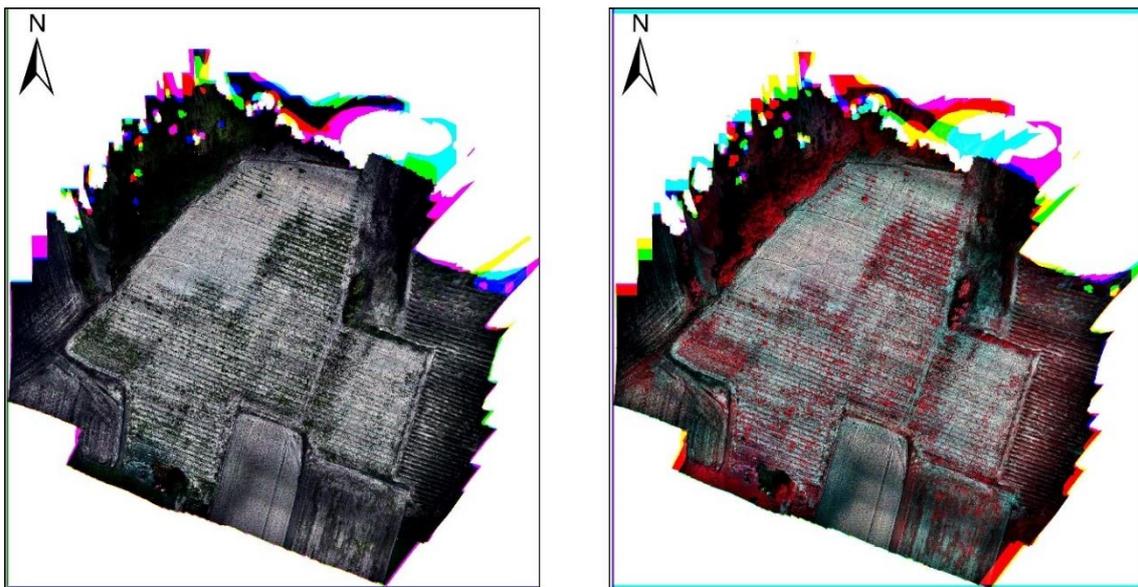


Figura 5.1 - A sinistra, immagine a colori reali. A destra, immagine a falsi colori.

Per escludere dalla classificazione e dal calcolo degli indici le zone al di fuori dell'area di studio, i raster sono stati tagliati attraverso la funzione *clip* seguendo la geometria del perimetro del vigneto. In Figura 5.2 vengono proposte le due immagini appena viste, tagliate sul perimetro del vigneto.

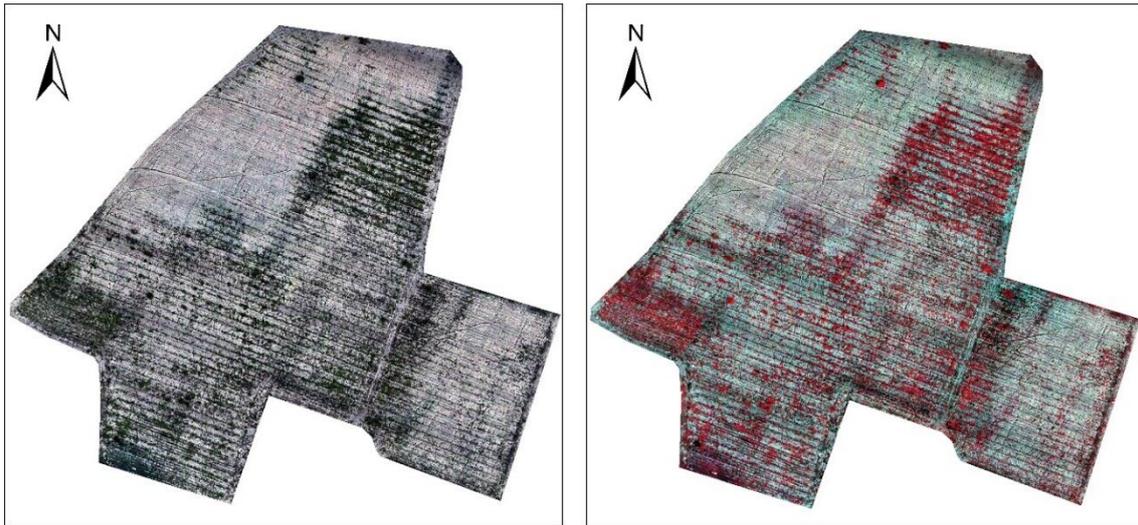


Figura 5.2 - Immagini di Figura 5.1 tagliate sul vigneto oggetto di studio.

## 5.1 MAPPE RICAVATE DAGLI INDICI VEGETAZIONALI

In Figura 5.3 vengono riportate le mappe ottenute dagli indici vegetazionali prettamente legati alla vigoria vegetativa. Visualizzate a queste scale, le immagini non permettono di apprezzare differenze significative tra i vari indici. Ciò che si riesce ad apprezzare è una differenza di contrasto tra le mappe di NDVI e OSAVI e quelle di GNDVI ed RENDVI. Ricordando la descrizione degli indici nel paragrafo 3.3 e tenendo a mente il grafico in Figura 3.15, tali differenze sono da imputare a:

- Picco di riflettanza della vegetazione nel visibile nella banda del verde, che consente di ottenere una mappa di GNDVI con minore contrasto rispetto a NDVI ed OSAVI.
- Maggiore riflettanza della vegetazione nella banda del NIR rispetto alla banda del *Red-Edge*, con conseguente diminuzione del contrasto tra la mappa del RENDVI e quelle di NDVI ed OSAVI.

Per quanto riguarda NDVI ed OSAVI, le mappe sono quasi sovrapposte, ma una più attenta analisi rivela leggere differenze. Infatti, come è possibile apprezzare anche dalla diversa scala dei due indici, l'OSAVI non soffre di saturazione e riesce ad identificare maggiori sfumature di vigoria vegetativa. Questi due indici si rivelano come i più efficienti nell'identificare la vegetazione e per tale motivo sono stati utilizzati specialmente nell'interpretazione visiva delle immagini.

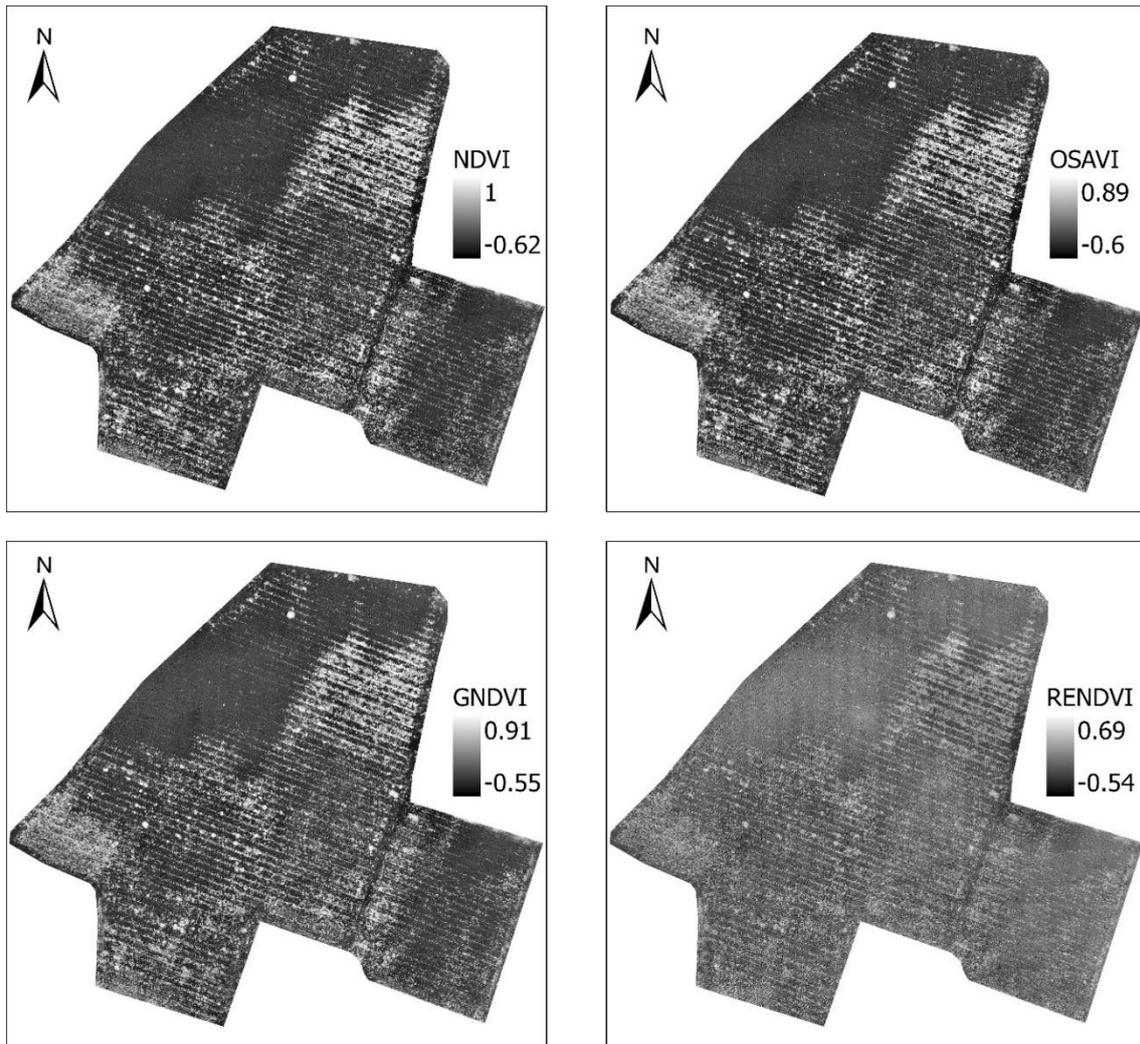


Figura 5.3 - Partendo dall'immagine in alto a sinistra, in senso orario, si trovano le seguenti mappe: NDVI, OSAVI, RENDVI, GNDVI.

In Figura 5.4 viene presentato il risultato ottenuto per il SMI. L'indice attribuisce un maggior contenuto idrico al terreno delle zone nord-ovest e sud-est del campo, mentre il terreno della parte centrale evidenzia un minor contenuto idrico. La vegetazione viene evidenziata con un maggior contenuto idrico. Tuttavia, si ricorda che l'indice esprime solamente una misura qualitativa del contenuto idrico.

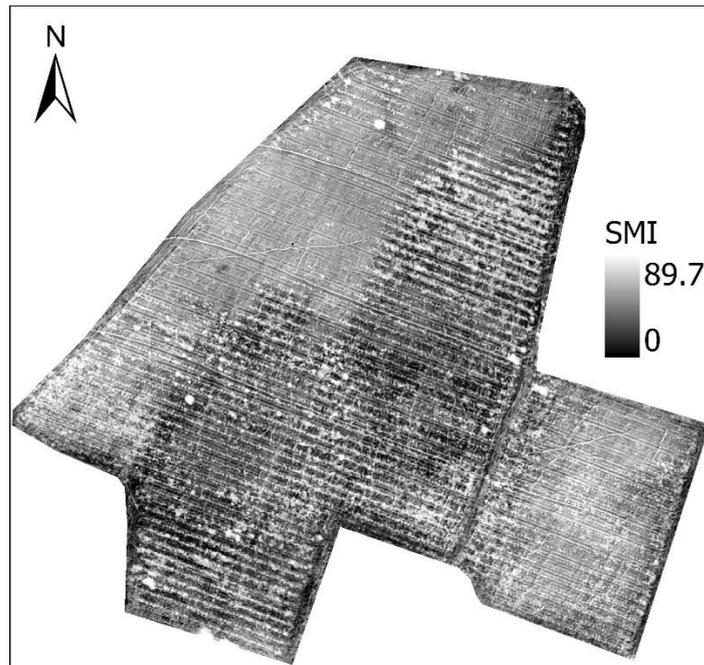


Figura 5.4 - *Soil Moisture Index*.

## 5.2 INDIVIDUAZIONE DEL COMPOSITE MIGLIORE

Prima di testare l'efficacia dei diversi classificatori, si è deciso di operare una scrematura sulle bande utili alla classificazione. A tal proposito, sono stati costruiti diversi *composite* e sono stati utilizzati come *dataset* per la classificazione attraverso un unico metodo: *Random Trees pixel based* con 50 alberi, 30 di profondità albero e 2000 campioni per ogni classe (RT 50 30 2000). La scelta è stata guidata da un minor sforzo computazionale richiesto dal metodo rispetto al *Support Vector Machine*.

I risultati ottenuti vengono riportati in Tabella 5.1, in cui si è scelto di riportare solamente gli indici ricavati dalla matrice di confusione. Complessivamente, l'*overall accuracy* non presenta forti variazioni. Si distinguono in negativo i *composite* composti solamente dagli indici, ossia Indici senza SMI (70.36%) e Indici con SMI (68.18%). A conferma della scarsa utilità dell'impiego degli indici nella classificazione, i risultati ottenuti dalle classificazioni con i *composite* senza l'impiego di indici sono quantomeno comparabili con i risultati ottenuti dalle classificazioni con i *composite* contenenti tutti i raster calcolati.

Al fine di ridurre il numero di raster utilizzati per la classificazione, e di conseguenza per accorciare i tempi computazionali, si è scelto di proseguire la classificazione con i soli raster costruiti con gli ortomosaici ricavati dalle immagini multispettrali e termiche

(Phantom, Termico), che forniscono una classificazione con *overall accuracy* pari a 75.64%. Lo stesso risultato viene ottenuto con il *composite* ricavato da Phantom e OSAVI, ma si è scelto di preferire un *dataset* con informazioni direttamente ricavate da UAV piuttosto che un *dataset* con informazioni derivate dalle immagini originali. Infatti, date le considerazioni precedentemente esposte sull'impiego degli indici, si ritiene che il classificatore non riceva particolari vantaggi dall'elaborazione di informazioni derivate dai raster iniziali.

Tabella 5.1 - Accuratezza della classificazione ottenuta con il metodo *Random Trees pixel based* al variare del *composite* utilizzato.

METODO	COMPOSITE	OVERALL ACCURACY	USER ACCURACY			PRODUCER ACCURACY			KAPPA
			Terra	Erba	Vite	Terra	Erba	Vite	
RT 50 30 2000	Phantom	74.91%	88.62%	55.00%	61.67%	95.19%	32.84%	76.03%	59.46%
RT 50 30 2000	Indici (senza SMI)	70.36%	83.86%	36.36%	58.33%	98.15%	17.91%	67.12%	51.23%
RT 50 30 2000	Indici (con SMI)	68.18%	81.82%	39.77%	55.24%	96.67%	26.12%	54.11%	47.60%
RT 50 30 2000	Phantom, Indici (senza SMI)	74.55%	86.27%	54.10%	61.75%	97.78%	24.63%	77.40%	58.38%
RT 50 30 2000	Phantom, Indici (con SMI)	74.00%	85.71%	53.06%	60.62%	97.78%	19.40%	80.14%	57.39%
RT 50 30 2000	Phantom, OSAVI	75.64%	86.51%	57.14%	64.50%	97.41%	32.84%	74.66%	60.25%
RT 50 30 2000	Phantom, SMI	71.45%	86.94%	50.62%	55.62%	93.70%	30.60%	67.81%	53.85%
RT 50 30 2000	Phantom, Termico	75.64%	89.69%	57.14%	60.71%	96.67%	26.87%	81.51%	60.56%
RT 50 30 2000	Phantom, Termico, Indici (senza SMI)	74.55%	86.27%	55.36%	61.17%	97.78%	23.13%	78.77%	58.36%
RT 50 30 2000	Phantom, Termico, Indici (con SMI)	74.73%	86.89%	54.55%	61.05%	98.15%	22.39%	79.45%	58.68%
RT 50 30 2000	Phantom, OSAVI, SMI	71.82%	83.50%	52.00%	59.88%	93.70%	29.10%	70.55%	54.05%

### 5.3 INDIVIDUAZIONE DEL METODO MIGLIORE

I risultati ottenuti dal confronto dei metodi di classificazione vengono mostrati in Tabella 5.2. In questa fase è stato utilizzato il raster composto dalle bande multispettrali e dalla banda termica, precedentemente identificato come uno dei *composite* migliori.

L'*overall accuracy* non subisce sostanziali variazioni nelle classificazioni di tipo *pixel based*. In particolare, per quanto riguarda l'algoritmo *Random Trees*, l'unico miglioramento possibile rispetto alle impostazioni di default del software è l'aumento del numero minimo di campioni per classe, che porta ad un aumento dell'accuratezza complessiva di circa il 2%. L'aumento del numero di alberi peggiora leggermente l'accuratezza, mentre l'aumento della profondità dell'albero non produce variazioni, probabilmente in ragione del fatto che il *dataset* non dispone della mole di dati necessaria a produrre un albero più profondo.

Tabella 5.2 - Comparazione dei metodi di classificazione eseguita con il raster composto dalle 5 bande multispettrali e dalla banda termica.

METODO	OVERALL ACCURACY	USER ACCURACY			PRODUCER ACCURACY			KAPPA
		Terra	Erba	Vite	Terra	Erba	Vite	
RT 50 30 1000 pixel based	73.45%	89.66%	50.00%	57.07%	96.30%	23.13%	77.40%	57.06%
RT 50 30 2000 pixel based	75.64%	89.69%	57.14%	60.71%	96.67%	26.87%	81.51%	60.56%
RT 50 60 2000 pixel based	75.64%	89.69%	57.14%	60.71%	96.67%	26.87%	81.51%	60.56%
RT 100 30 2000 pixel based	74.55%	90.00%	52.38%	58.88%	96.67%	24.63%	79.45%	58.82%
RT 100 60 2000 pixel based	74.55%	90.00%	52.38%	58.88%	96.67%	24.63%	79.45%	58.82%
RT 50 30 2000 object based	70.18%	88.48%	75.00%	50.58%	88.15%	13.43%	89.04%	52.31%
SVM 500 pixel based	73.64%	84.84%	51.72%	61.54%	97.41%	22.39%	76.71%	56.76%
SVM 2000 pixel based	74.55%	88.62%	55.56%	59.90%	95.19%	26.12%	80.82%	58.82%
SVM 2000 object based	77.27%	89.90%	60.76%	64.67%	95.56%	35.82%	81.51%	63.35%

Anche per il SVM si apprezza un leggero miglioramento nell'accuratezza all'aumentare del numero di campioni per classe. I risultati ottenuti da SVM e RT sono confrontabili ed inoltre il RT richiede tempi di computazione minori. Tuttavia, come dimostra il risultato più interessante ottenuto in questa fase, il SVM viene migliorato dall'utilizzo di immagini segmentate, mentre il RT viene in questo caso peggiorato. In Figura 5.5 vengono confrontate le classificazioni ottenute con RT 50 30 2000 *pixel based* (a sinistra) ed *object based* (a destra). Risulta evidente come la classificazione *object*

*based* in questo caso porti ad una classificazione eccessiva della classe Vite. Infatti, con riferimento alla Tabella 5.2, il RT *object based* presenta le percentuali più basse di *producer accuracy* nelle classi Terra ed Erba e la percentuale più alta nella classe Vite, che invece presenta la percentuale più bassa nella *user accuracy*.

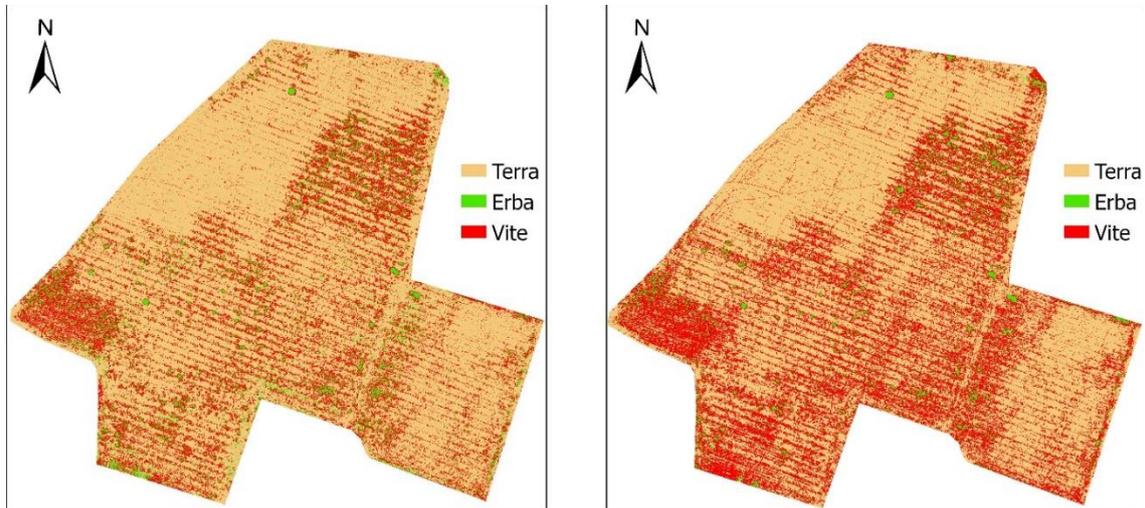


Figura 5.5 – A sinistra, classificazione ottenuta con RT 50 30 2000 *pixel based*. A destra, classificazione ottenuta con RT 50 30 2000 *object based*.

## 5.4 CALIBRAZIONE DELLA SEGMENTAZIONE

Nonostante dalla precedente analisi il RT si sia rilevato poco adattabile ad una classificazione *object based*, si procede in questo capitolo ad una calibrazione dei parametri di segmentazione delle immagini attraverso la classificazione RT 50 30 2000, in ragione del minor sforzo computazionale richiesto dal metodo. A questo scopo, è stato deciso di utilizzare il *dataset* composto dalle 5 bande multispettrali, dalla banda termica e dai raster degli indici vegetazionali calcolati.

I risultati, mostrati in Tabella 5.3, evidenziano ancora una volta una distribuzione dell'*overall accuracy* in un range di valori molto ristretto, specialmente nei casi in cui il dettaglio spettrale viene mantenuto al valore massimo (20). Infatti, si riscontra un decremento abbastanza significativo dell'accuratezza complessiva nei casi in cui il dettaglio spettrale viene dimezzato.

Tabella 5.3 - Confronto tra i risultati di classificazione ottenuti con diversi parametri di generazione delle immagini segmentate. Classificazioni ottenute con il metodo RT 50 30 2000 sul *dataset* composto dai raster Phantom, Termico e Indici.

DETTAGLIO SPETTRALE	DETTAGLIO SPAZIALE	DIM. MINIMA SEGMENTO	OVERALL ACCURACY	USER ACCURACY			PRODUCER ACCURACY			KAPPA
				Terra	Erba	Vite	Terra	Erba	Vite	
-	-	-	74.73%	86.89%	54.55%	61.05%	98.15%	22.39%	79.45%	58.68%
20	20	10	74.18%	81.48%	57.89%	65.68%	97.78%	24.63%	76.03%	57.25%
20	15	10	73.09%	79.04%	70.37%	62.96%	97.78%	14.18%	81.51%	55.05%
20	10	10	74.36%	82.24%	57.89%	65.12%	97.78%	24.63%	76.71%	57.64%
20	7	10	74.00%	83.86%	55.81%	61.78%	98.15%	17.91%	80.82%	57.15%
20	1	10	73.45%	85.44%	52.50%	59.20%	97.78%	15.67%	81.51%	56.44%
15	20	10	73.27%	79.40%	53.33%	65.41%	98.52%	11.94%	82.88%	55.34%
10	20	10	70.00%	69.53%	54.24%	80.37%	98.89%	23.88%	58.90%	48.23%
7	20	10	68.73%	68.39%	46.88%	84.00%	97.78%	22.39%	57.53%	45.97%
20	10	15	72.73%	81.99%	61.11%	59.52%	97.78%	8.21%	85.62%	54.79%
20	10	20	72.73%	81.99%	61.11%	59.52%	97.78%	8.21%	85.62%	54.79%

In Figura 5.6 viene presentato un confronto tra le due immagini segmentate appena citate, ma per apprezzare al meglio le differenze ne viene proposto un dettaglio in Figura 5.7. Come è possibile notare, diminuire il dettaglio spettrale in questo caso, vuol dire trascurare sempre più le differenze di riflettanza delle diverse superfici presenti. Questo si riflette negativamente sulla vegetazione interfilare che, come nel caso del cespuglio di Figura 5.7, viene aggregata alla terra. Infatti, come è possibile notare dai risultati di Tabella 5.3 e dalla classificazione risultante riportata in Figura 5.8, abbassare il dettaglio spettrale in favore del dettaglio spaziale porta ad un'eccessiva classificazione della classe Terra. Di contro, il dettaglio spaziale aiuta a limitare l'identificazione di piante di vite al di fuori dei filari, problema comune a tutti i metodi di classificazione.

Per quanto riguarda la dimensione minima del segmento, le prove non sono state effettuate oltre i 20 pixel poiché le piante di vite più piccole, presenti nella zona nord-ovest del terreno, hanno dimensioni comprese tra 10 e i 20 pixel.

In Appendice D vengono riportati su tavola i risultati delle classificazioni più rilevanti fin qui discusse.

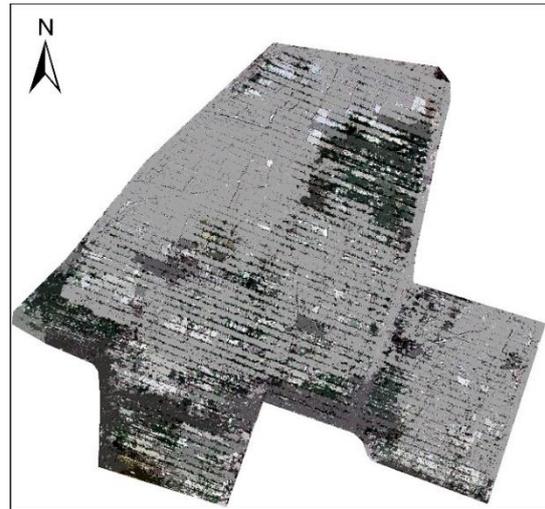
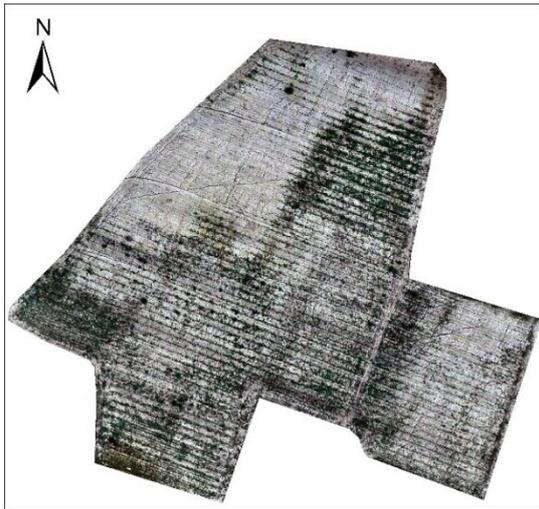


Figura 5.6 - A sinistra, immagine segmentata con dettaglio spettrale 20, dettaglio spaziale 10, dimensione del segmento minimo 10. A destra, immagine segmentata con dettaglio spettrale 7, dettaglio spaziale 20, dimensione del segmento minimo 10.

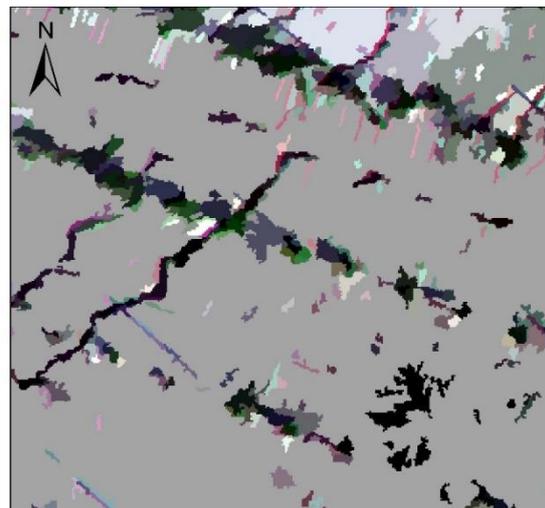
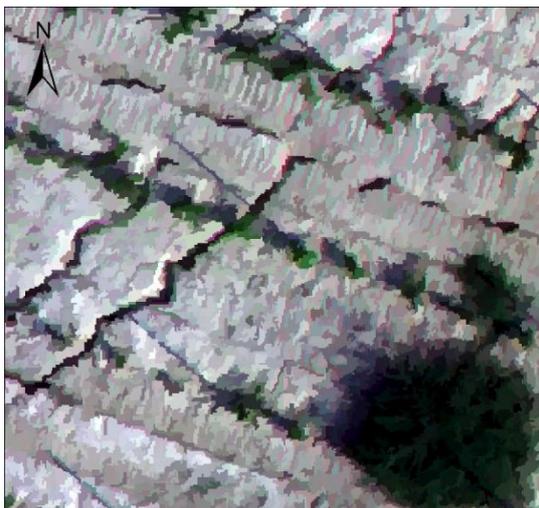


Figura 5.7 - Dettaglio di Figura 5.6. A sinistra, immagine segmentata con dettaglio spettrale 20, dettaglio spaziale 10, dimensione del segmento minimo 10. A destra, immagine segmentata con dettaglio spettrale 7, dettaglio spaziale 20, dimensione del segmento minimo 10.

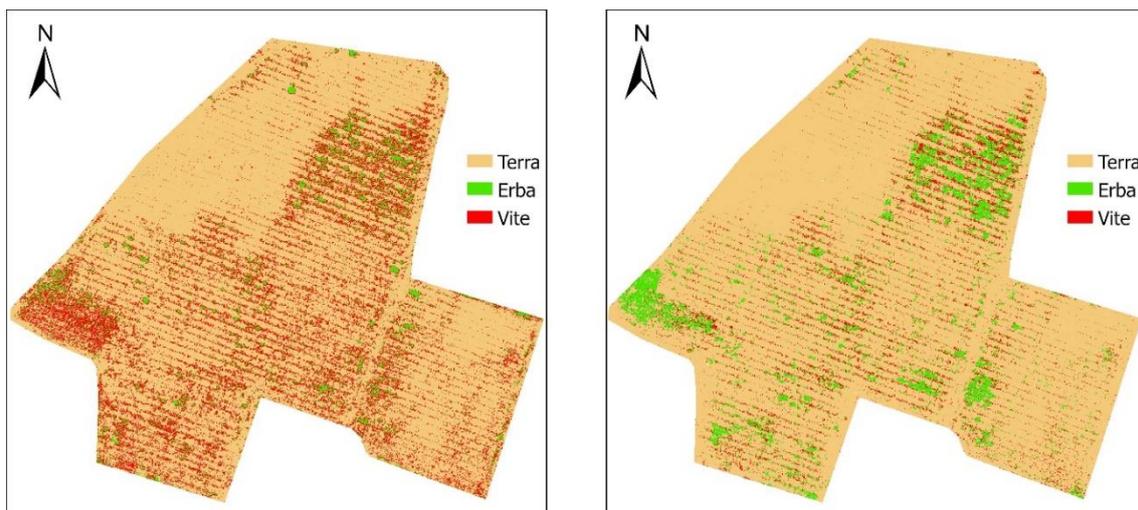


Figura 5.8 - Risultati classificazione *object based* con metodo RT 50 30 2000 sul *dataset* composto dai raster Phantom, Termico e Indici con diversi parametri di segmentazione. A sinistra, classificazione basata sull'immagine segmentata con dettaglio spettrale 20, dettaglio spaziale 10, dimensione del segmento minimo 10. A destra, classificazione basata sull'immagine segmentata con dettaglio spettrale 7, dettaglio spaziale 20, dimensione del segmento minimo 10.

## 5.5 ESTRAZIONE DELLA VEGETAZIONE

Dai risultati precedentemente mostrati emerge la principale problematica della classificazione del vigneto, ossia la distinzione tra vite ed altre aree vegetate. Per quanto riguarda la distinzione tra terra e vegetazione, i metodi di classificazione sembrano dare ottimi risultati. Per dare prova di ciò, è stata eseguita una classificazione unendo le classi Erba e Vite del precedente *training set* in una sola classe (Vegetazione). A questo scopo, è stato utilizzato il *composite* costituito da immagini multispettrali ed immagini termiche con il metodo *SVM object based*. I risultati ottenuti vengono mostrati in Figura 5.9 e la relativa matrice di confusione viene riportata in Tabella 5.4.

Tabella 5.4 - Matrice di confusione relativa alla classificazione in Figura 5.9.

ClassValue	Terra	Vegetazione	Total	U_Accuracy	Kappa
Terra	261	38	299	87.29%	0
Vegetazione	9	242	251	96.41%	0
Total	270	280	550	0	0
P_Accuracy	96.67%	86.43%	0	91.45%	0
Kappa	0	0	0	0	82.94%

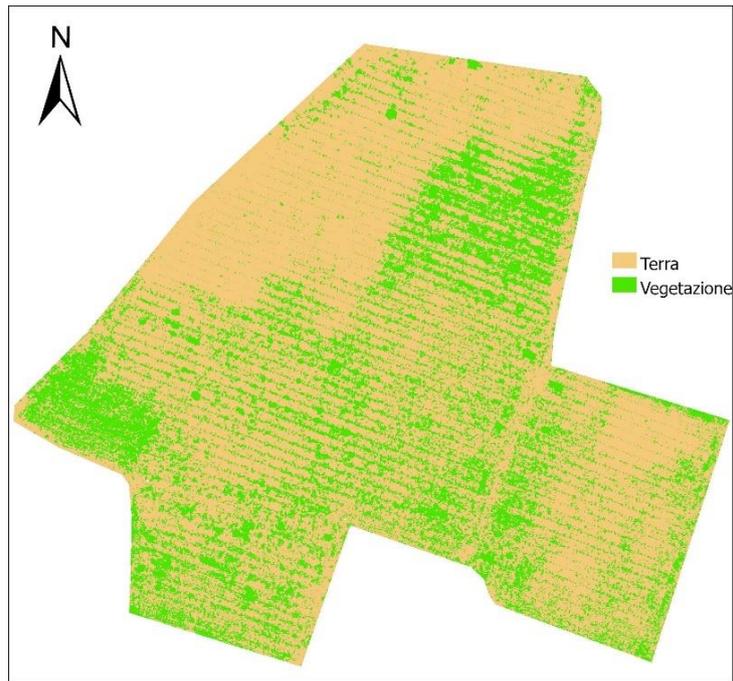


Figura 5.9 - Classificazione SVM *object based* di Terra e Vegetazione sul *composite* costituito da immagini multispettrali e termiche.

L'accuratezza complessiva del metodo è del 91.45%, con una leggera tendenza all'attribuzione della classe Terra ad aree vegetate, come dimostrato dalle percentuali di *user* e *producer accuracy*.

In termini assoluti, tale risultato è indipendente dal metodo utilizzato, come è possibile constatare dall'accuratezza ottenuta per la classe Terra nei risultati dei precedenti paragrafi, i cui la *user accuracy* si distribuisce tra l'80% e il 90% e la *producer accuracy* tra il 90% e il 99%.

## 6. CONCLUSIONI

In questo studio è stata testata l'efficacia di due delle più popolari tecniche di apprendimento automatico supervisionato per la classificazione di immagini telerilevate, con particolare attenzione ad un'applicazione destinata all'Agricoltura di Precisione. Si è cercato di trovare la configurazione ed il *dataset* ottimali che consentissero di raggiungere i migliori risultati in termini di accuratezza. Complessivamente, i metodi confrontati presentano risultati molto simili, in cui l'accuratezza complessiva si distribuisce tra il 68% e il 78%.

L'inserimento di indici vegetativi non ha permesso un miglioramento della classificazione, ma solo un aumento dei tempi computazionali. Le cause sono probabilmente da ricercarsi nella natura degli indici considerati. Infatti, tali indici vengono ottenuti attraverso operazioni algebriche tra bande e potrebbero non introdurre informazioni significativamente diverse da quelle già fornite dalla riflettanza nelle diverse bande. Inoltre, proprio per la loro composizione, tali indici rappresentano solo delle caratteristiche qualitative delle superfici indagate e sono il risultato della "risposta combinata alle variazioni di diverse proprietà della vegetazione e dell'ambiente, come l'Indice di Area Fogliare (*Leaf Area Index*, LAI), contenuto di clorofilla, ombre delle chiome e riflettanza del suolo di sfondo" [30]. Per poter rappresentare delle caratteristiche fisiche quantitativamente riscontrabili in natura, tali indici devono essere legati a dei modelli radiativi come [31] [32] [33] [34] o a dei modelli empirici calibrati su campagne di raccolta dati *in situ*.

Dal confronto tra il SVM ed il RT non emergono particolari differenze. Il risultato si trova in linea con l'eterogeneità dei risultati ottenuti dal confronto di questi metodi [35], [36], [37], dimostrando che le performance dei metodi sono fortemente dipendenti dalle caratteristiche del *dataset* utilizzato. Tuttavia, il SVM ha mostrato migliori risultati nelle classificazioni *object based*.

La principale criticità della classificazione è stata la distinzione tra le varie superfici vegetate. La problematica può essere ricondotta ad un limite intrinseco della risoluzione spettrale dei sensori utilizzati. Tuttavia, come precedentemente accennato, l'utilizzo di indici quantitativi e di campagne di misura *in situ* potrebbero migliorare l'accuratezza complessiva delle classificazioni a prescindere dall'impiego di sensori iperspettrali.

Le campagne di misura *in situ* potrebbero inoltre migliorare la fase di costruzione del *training set* sotto due punti di vista:

1. Attraverso il supporto di una consulenza agronomica sarebbe possibile distinguere diverse specie vegetative, che in questa sede sono state raggruppate sotto un'unica classe (Erba). Questo permetterebbe di identificare chiaramente il numero di specie vegetative presenti nell'area di studio, che dovrebbero presentare firme spettrali diverse.
2. Alle diverse specie vegetative potrebbe essere attribuita una posizione specifica tramite rilievi GPS. Infatti, specialmente in zone ad elevata densità vegetativa come i quadranti sud-ovest e nord-est del vigneto, la costruzione del *training set* e degli *accuracy assessment points* attraverso interpretazione visiva delle immagini è risultata particolarmente complicata, rischiando di introdurre criteri di valutazione soggettivi che compromettono l'esito della classificazione. I rilievi derivanti da campagne di misura *in situ* consentirebbero quindi di garantire maggiore oggettività in queste fasi.

In ragione della difficoltà riscontrata nell'interpretazione visiva nella distinzione tra Vite ed Erba, si propone come spunto per lavori futuri un tentativo di classificazione non supervisionata su un raster spazialmente limitato alle aree vegetate individuate dalla classificazione in Figura 5.9. Tale raster viene mostrato in Figura 6.1, e la relativa classificazione ottenuta con il metodo *ISO Cluster* viene mostrata in Figura 6.2. Il risultato è stato ottenuto imponendo la generazione di un massimo di due classi e tenendo invariati i parametri suggeriti dal software. Le classi sono state poi assegnate tramite interpretazione visiva, cercando di restituire un risultato che rappresentasse al meglio la situazione reale. Nonostante il metodo non sia stato calibrato, i risultati mostrano un buon riconoscimento del pattern caratteristico della disposizione su filari del vigneto. Inoltre, l'algoritmo di classificazione impiegato, pur essendo l'unico disponibile in *ArcGis Pro*, è solo uno dei molteplici algoritmi di classificazione presenti in letteratura [38] [39] [40].

In conclusione, il lavoro di tesi ha voluto fornire un contributo ad uno dei problemi maggiormente discussi nello studio di immagini telerilevate. Le metodologie applicate non raggiungono dei risultati definitivi in termini di accuratezza, ma mostrano delle criticità ed evidenziano degli elementi indispensabili che si auspica possano contribuire a trovare il metodo giusto, “nel posto giusto, al momento giusto” [6].

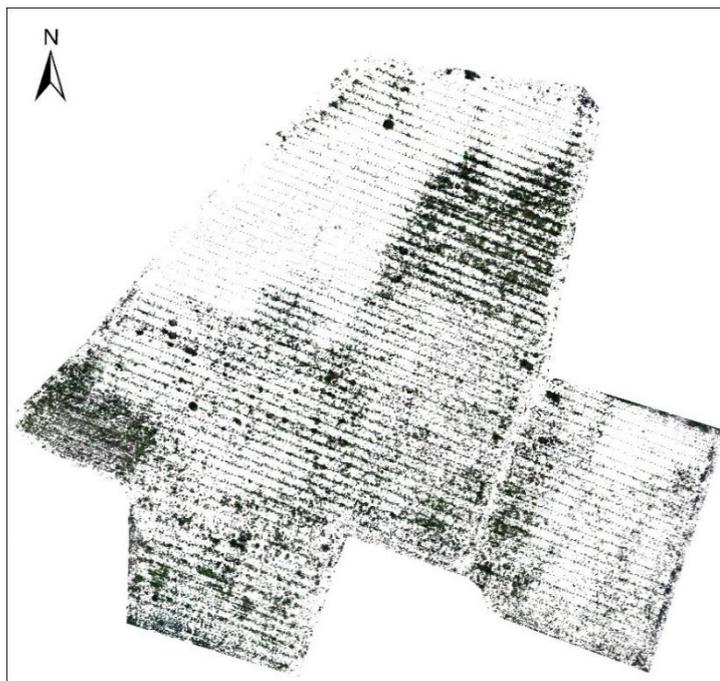


Figura 6.1 - Clip della classe Vegetazione nel *composite* composto dalle immagini multispettrali e termiche.

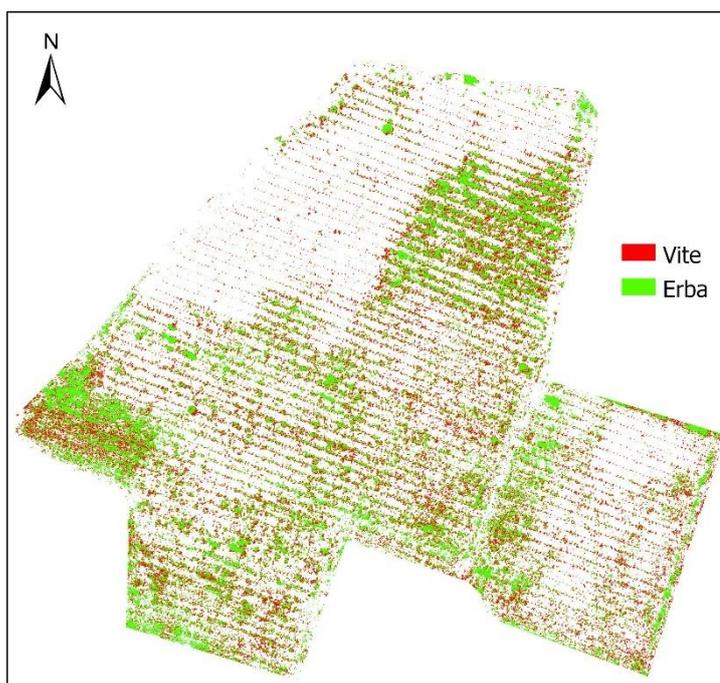


Figura 6.2 - Classificazione del raster in Figura 6.1 eseguita con il metodo *ISO Cluster*.

## RINGRAZIAMENTI

Desidero ringraziare Piero ed Ilenia dell'azienda agricola *Brevi Pendii* che hanno messo a disposizione il vigneto per il rilievo UAV e il PIC4SeR del Politecnico di Torino che ha messo a disposizione la strumentazione utilizzata per questo studio. Ringrazio inoltre Massimo De Marziis della *3a Srl* che, oltre ad avermi offerto l'opportunità di svolgere la mia prima esperienza lavorativa in questo settore, ha permesso l'incontro con Piero ed Ilenia. Infine, un ringraziamento anche al pilota dei droni Stefano Angeli, e a Marco e Francesca con cui ho condiviso questa esperienza.

## RIFERIMENTI

- [1] FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations), «The state of the world's land and water resources for food and agriculture (SOLAW) – Managing systems at risk,» Earthscan, Roma, 2011.
- [2] M. Falkenmark e D. Molden, «Wake Up to Realities of River Basin Closure,» *International Journal of Water Resources Development*, vol. 2, n. 24, pp. 201-215, 2008.
- [3] N. Alexandratos e J. Bruinsma, «World agriculture towards 2030/2050: the 2012 revision, ESA Working Paper No. 12-03,» FAO, Rome, 2012.
- [4] FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations). [Online]. Available: <http://www.fao.org/faostat/en/#data/RL>.
- [5] J. A. Foley, N. Ramankutty, K. A. Brauman, E. S. Cassidy, J. S. Gerber, M. Johnston, N. D. Mueller, C. O'Connell, D. K. Ray, P. C. West, C. Balzer, E. M. Bennett e S. R. Carpenter, «Solutions for a cultivated planet,» *Nature*, vol. 478, n. 7369, pp. 337-342, 2011.
- [6] R. Gebbers e V. I. Adamchuk, « Precision Agriculture and Food Security,» *Science*, vol. 327, n. 5967 , pp. 828-831, 2010.
- [7] P. Boccardo, *Dispense del Corso di Telerilevamento*.
- [8] S. Bandopadhyay, A. Rastogi e R. Juszczak, «Review of Top-of-Canopy Sun-Induced Fluorescence (SIF) Studies from Ground, UAV, Airborne to Spaceborne Observations,» *Sensors*, vol. 20, n. 1144, 2020.
- [9] M. Kamal, S. Phinn e K. Johansen, «Object-Based Approach for Multi-Scale Mangrove Composition Mapping Using Multi-Resolution Image Datasets,» *Remote Sensing*, vol. 7, pp. 4753-4783, 2015.
- [10] D. Stroppiana, «Il telerilevamento multi-spettrale: principi base, correzione radiometrica e interpretazione dei dati, metodi di classificazione per applicazioni in ambito agricolo,» in *Il telerilevamento da SAPR/UAV: aspetti teorici e pratici legati al monitoraggio del territorio*, Lecco, 2015.
- [11] P. Thanh Noi e M. Kappas, «Comparison of Random Forest, k-Nearest Neighbor, and Support Vector Machine Classifiers for Land Cover Classification

- Using Sentinel-2 Imagery,» *Sensors*, vol. 18, n. 18, 2018.
- [12] P. Corradeghini. [Online]. Available: <https://3dmetrica.it/video-tutorial/>.
- [13] L3 Harris Geospatial. [Online]. Available: [https://www.l3harrisgeospatial.com/docs/AtmosphericCorrection.html#empirical\\_line\\_calibration](https://www.l3harrisgeospatial.com/docs/AtmosphericCorrection.html#empirical_line_calibration).
- [14] Pix4D. [Online]. Available: <https://support.pix4d.com/hc/en-us/articles/360000173463-Processing-thermal-images>.
- [15] J. W. Rouse, R. H. Haas e J. A. Schel, «Monitoring the vernal advancement and retrogradation (greenwave effect) of natural vegetation,» College Station: Texas A&M University, 1974.
- [16] M. Louhaichi, M. M. Borman e D. E. Johnson, «Spatially located platform and aerial photography for documentation of grazing impacts on wheat,» *Geocarto International*, vol. 16, n. 1, pp. 65-70, 2001.
- [17] A. Gitelson e M. N. Merzlyak, «Spectral reflectance changes associated with autumn senescence of *Aesculus hippocastanum* L. and *Acer platanoides* L. Leaves. spectral features and relation to chlorophyll estimation,» *Journal of Plant Physiology*, vol. 143, n. 3, pp. 286-292, 1994.
- [18] A. R. Huete, «A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI),» *Remote Sensing of Environment*, n. 25, pp. 295-309 , 1988.
- [19] J. Qi, A. Chehbouni, A. R. Huete, Y. H. Kerr e S. Sorooshian, «A Modified Soil Adjusted Vegetation Index,» *Remote Sensing of Environment*, vol. 48, n. 2, pp. 119-126, 1994.
- [20] F. Baret, G. Guyot e D. J. Major, «TSAVI: A vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation,» *Proceedings of the 12th Canadian Symposium on Remote Sensing Geoscience and Remote Sensing Symposium*, p. 1355–1358, 1989.
- [21] G. Rondeaux, M. Steven e F. Baret, «Optimization of soil-adjusted vegetation indices,» *Remote Sensing of Environment*, vol. 55, n. 2, pp. 95-107, 1996.
- [22] T. Carlson, «An overview of the ‘Triangle Method’ for estimating surface evotranspiration and soil moisture from satellite imagery,» *Sensors 1612-1629*, vol. 7, pp. 1612-1629, 2007.

- [23] A. Lugli, A. Seravalli, M. Solmi, D. Rondini, I. Ghinello e L. Boni, «Monitoraggio dell'umidità dei suoli per un corretto uso,» in *Conferenza ASITA*, Lecco, 2015.
- [24] ESRI. [Online]. Available: <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/help/analysis/image-analyst/overview-of-image-classification.htm>.
- [25] C. Cortes e V. Vapnik, «Support-Vector Networks,» *Machine Learning*, vol. 3, n. 20, pp. 273-297, 1995.
- [26] ESRI. [Online]. Available: <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/help/analysis/image-analyst/classify.htm>.
- [27] L. Breiman, «Random Forests,» *Machine Learning*, vol. 1, n. 45, p. 5–32, 2001.
- [28] E. Alpaydin, *Introduction to Machine Learning*, The MIT Press, 2004.
- [29] P. Geurts, D. Ernst e L. Wehenkel, «Extremely randomized trees,» *Machine Learning*, vol. 63, pp. 3-42, 2006.
- [30] D. Haboudane, J. R. Miller, N. Tremblay, P. J. Zarco-Tejada e L. Dextraze, «Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop,» *Remote Sensing of Environment*, vol. 81, p. 416 – 426, 2002.
- [31] W. Verhoef, «Light Scattering by Leaf Layers with Application to Canopy Reflectance Modeling: The SAIL Model,» *Remote Sensing of Environment*, vol. 16, pp. 125-141, 1984.
- [32] S. Jacquemoud e F. Baret, «PROSPECT: A Model of Leaf Optical Properties Spectra,» *Remote Sensing of Environment*, vol. 34, pp. 5-91 , 1990.
- [33] F. Baret, S. Jacquemoud, G. Guyot e C. Leprieur, «Modeled analysis of the biophysical nature of spectral shifts and comparison with information content of broad bands,» *Remote Sensing of Environment* , vol. 41, pp. 133-142, 1992.
- [34] S. Jacquemoud, W. Verhoef, F. Baret, C. Bacour, P. J. Zarco-Tejada, G. P. Asner, C. François e S. L. Ustin, «PROSPECT+SAIL models: A review of use for vegetation characterization,» *Remote Sensing of Environment* , vol. 113 , p. S56–S66, 2009.
- [35] E. Raczko e B. Zagajewski, «Comparison of support vector machine, random forest and neural network classifiers for tree species classification on airborne hyperspectral APEX images,» *European Journal of Remote Sensing*, vol. 50, n. 1,

pp. 144 - 154, 2017 .

- [36] P. Burai, B. Deák, O. Valkó e T. Tomor, «Classification of Herbaceous Vegetation Using Airborne,» *Remote Sensing*, vol. 7, pp. 2046-2066, 2015.
- [37] A. Ghosh, F. E. Fassnacht, P. Joshi e B. Koch, «A framework for mapping tree species combining hyperspectral and LiDAR data: Role of selected classifiers and sensor across three spatial scales,» *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, n. 26, p. 49–63, 2014.
- [38] X. X. Zhu, D. Tuia, L. Mou, G.-S. Xia, L. Zhang, F. Xu e F. Fraundorfer, «Deep Learning in Remote Sensing: A Review,» *IEEE GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING MAGAZINE*, 2017.
- [39] A. Romero, C. Gatta e G. Camps-Valls, «Unsupervised Deep Feature Extraction for Remote Sensing Image Classification,» *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 54, n. 3, pp. 1349-1362, 2015.
- [40] P. Cinat, S. F. Di Gennaro, A. Berton e A. Matese, «Comparison of Unsupervised Algorithms for Vineyard Canopy Segmentation from UAV Multispectral Images,» *Remote Sensing*, vol. 11, n. 1023, 2019.
- [41] DJI. [Online]. Available: <https://www.dji.com/it/p4-multispectral/specs>.
- [42] DJI. [Online]. Available: <https://www.dji.com/it/matrice-200-series-v2/info#specs>.
- [43] DJI. [Online]. Available: <https://www.dji.com/it/zenmuse-xt2/specs>.

## APPENDICE A: SCHEDE TECNICHE UAV

### PHANTOM 4 MULTISPECTRAL DJI [41]

#### AEROMOBILE

<b>Peso al decollo</b>	1487 g
<b>Distanza diagonale (senza eliche)</b>	350 mm
<b>Quota massima di tangenza sopra il livello del mare</b>	6000 m (19.685 ft)
<b>Massima velocità ascensionale</b>	6 m/s (volo automatico); 5 m/s (controllo manuale)
<b>Massima velocità di discesa</b>	3 m/s
<b>Velocità massima</b>	50 km/h (modalità P); 58 km/h (modalità A)
<b>Autonomia di volo</b>	Circa 27 minuti
<b>Temperatura operativa</b>	0 – 40 °C
<b>Frequenza operativa</b>	2.4000 GHz – 2.4835 GHz (Europa, Giappone, Corea) 5.725 GHz – 5.850 GHz (altri Paesi/località)
<b>Potenza di trasmissione (EIRP)</b>	2.4 GHz: < 20 dBm (CE / MIC / KCC) 5.8 GHz: < 26 dBm (FCC / SRRC / NCC)
<b>Accuratezza del volo stazionario</b>	RTK attivato e correttamente funzionante: Verticale: ±0,1 m; orizzontale: ±0,1 m RTK disattivato: Verticale: ±0,1 m (con posizionamento visivo); ±0,5 m (con posizionamento GNSS) Orizzontale: ±0,3 m (con posizionamento visivo); ±1,5 m (con posizionamento GNSS)
<b>Compensazione della posizione dell'immagine</b>	Le posizioni relative al centro di ogni sensore CMOS sulle sei fotocamere, e al centro di fase dell'antenna D-RTK integrata, vengono calibrate e riportate sui dati EXIF di ciascuna immagine.
<b>GNSS</b>	
<b>Modulo GNSS ad alta sensibilità e a frequenza singola</b>	GPS + BeiDou + Galileo (Asia); GPS + GLONASS + Galileo (altre regioni)

<b>RTK GNSS ad alta precisione multi-sistema e multi-frequenza</b>	<p>Frequenza utilizzata  GPS: L1/L2; GLONASS: L1/L2; BeiDou: B1/B2;  Galileo[2]: E1/E5  TTF: &lt; 50 s  Accuratezza di posizionamento: Verticale 1,5 cm + 1 ppm (RMS); orizzontale 1 cm + 1 ppm (RMS).  1 ppm indica un errore con l'aumento di 1 mm su 1 km di movimento.  Accuratezza di velocità: 0,03 m/s</p>
--	---

## FUNZIONI DI MAPPATURA

<b>Distanza di campionamento del terreno (GSD)</b>	(H/18,9) cm/pixel, H indica l'altitudine dell'aeromobile rispetto all'area mappata (unità: m)
<b>Frequenza di acquisizione dei dati</b>	Area massima operativa di circa 0,63 km <sup>2</sup> per un volo singolo a un'altitudine di 180 metri. Esempio: GSD è circa 9,52 cm/pixel, con un tasso di sovrapposizione frontale dell'80% e un tasso di sovrapposizione laterale del 60%, durante un volo che consuma il 70% di carica totale della batteria.

## SOSPENSIONE CARDANICA (MECCANISMO DI STABILIZZAZIONE)

<b>Intervallo controllabile</b>	Inclinazione: da -90° a +30°
---------------------------------	------------------------------

## SISTEMA DI VISIONE

<b>Intervallo di velocità</b>	≤ 50 km/h a 2 m (6,6 piedi) dal suolo, con illuminazione adeguata
<b>Intervallo di quota</b>	0 – 10 m (0 – 33 ft)
<b>Intervallo di funzionamento</b>	0 – 10 m (0 – 33 ft)
<b>Distanza di rilevamento ostacoli</b>	0,7 – 30 m (2 – 98 ft)
<b>Ambiente operativo</b>	Superfici a trama definita, con illuminazione adeguata (>15 lux)

## FOTOCAMERA

<b>Sensori</b>	Sei sensori CMOS 1/2.9", incluso un sensore RGB per le immagini su luce visibile e cinque sensori monocromatici per l'acquisizione di immagini multispettrali. Ciascun sensore: Pixel effettivi 2,08 MP (2,12 MP in totale)
<b>Filtri</b>	Blu (B): 450 nm ± 16 nm, verde (G): 560 nm ± 16 nm, rosso (R): 650 nm ± 16 nm, Red-Edge (RE): 730 nm ± 16 nm, vicino infrarosso (NIR): 840 nm ± 26 nm
<b>Obiettivi</b>	FOV (campo visivo): 62,7° Lunghezza focale: 5,74 mm (formato equivalente 35 mm: 40 mm), autofocus a ∞ Apertura: f/2.2

<b>Intervallo ISO sensore RGB</b>	200 – 800
<b>Guadagno del sensore monocromatico</b>	1 – 8x
<b>Otturatore elettronico globale</b>	1/100 – 1/20000 s (luce visibile); 1/100 – 1/10000 s (multispettrale)
<b>Dimensione massima dell'immagine</b>	1600×1300 (4:3.25)
<b>Formato foto</b>	JPEG (immagini luce visibile) + TIFF (immagini multispettrali)
<b>File system supportati</b>	FAT32 (≤ 32 GB); exFAT (> 32 GB)
<b>Schede SD supportate</b>	microSD con velocità di scrittura minima di 15 MB/s. Capacità: 128 GB. Classe 10 o standard UHS-1
<b>Temperatura operativa</b>	0 – 40 °C

#### **RADIOCOMANDO**

<b>Frequenza operativa</b>	2.4000 GHz – 2.4835 GHz (Europa, Giappone, Corea) 5.725 GHz – 5.850 GHz (altri Paesi/località)
<b>Potenza di trasmissione (EIRP)</b>	2.4 GHz: < 20 dBm (CE / MIC / KCC) 5.8 GHz: < 26 dBm (FCC / SRRC / NCC)
<b>Distanza massima di trasmissione</b>	FCC / NCC: 7 km; CE / MIC / KCC / SRRC: 5 km (senza ostacoli né interferenze)
<b>Batteria integrata</b>	6000 mAh LiPo 2S
<b>Tensione/corrente operativa</b>	1,2 A a 7,4 V
<b>Supporto per dispositivi mobili</b>	Tablet e smartphone
<b>Temperatura operativa</b>	0 – 40 °C

#### **BATTERIA DI VOLO INTELLIGENTE (PH4-5870mAh-15,2V)**

<b>Capacità</b>	5870 mAh
<b>Tensione</b>	15,2 V
<b>Tipo di batteria</b>	LiPo 4S
<b>Energia</b>	89.2 Wh
<b>Peso netto</b>	468 g
<b>Temperatura operativa</b>	-10 – 40 °C
<b>Temperatura di ricarica</b>	5 – 40 °C
<b>Potenza di ricarica (max.)</b>	160 W

#### **STAZIONE DI RICARICA DELLA BATTERIA DI VOLO INTELLIGENTE (STAZIONE DI RICARICA PER PHANTOM 4)**

<b>Tensione</b>	17,5 V
<b>Temperatura operativa</b>	5 – 40 °C

**ADATTATORE DI ALIMENTAZIONE CA (PH4C160)****Tensione** 17,4 V**Potenza nominale** 160 W

## MATRICE 210 DJI [42]

### VELIVOLO

<b>Dimensioni</b>	Aperto, eliche e carrello di atterraggio inclusi, 883×886×398 mm Richiuso, eliche e carrello di atterraggio esclusi, 722×282×242 mm
<b>Interasse diagonale</b>	643 mm
<b>Peso</b>	M210 V2: ca. 4,8 kg (con due batterie TB55);
<b>Peso massimo al decollo</b>	6,14 kg
<b>Capacità di carico</b>	M210 V2: 1,34 kg
<b>Frequenza operativa</b>	2.4000 – 2.4835 GHz; 5.725 – 5.850 GHz
<b>EIRP</b>	2.4 GHz: ≤ 26 dBm (NCC/FCC); ≤ 20 dBm (CE/MIC); ≤ 20 dBm (SRRC); 5.8 GHz: ≤ 26 dBm (NCC/FCC); ≤ 14 dBm (CE); ≤ 26 dBm (SRRC)
<b>Accuratezza di volo stazionario (modalità P con GPS)</b>	Verticale: ±1,64 piedi (±0,5 m) o ±0,33 piedi (±0,1 m), sistema di visione verso il basso attivato Orizzontale: ±4,92 piedi (±1,5 m) o ±0,98 piedi (±0,3 m), sistema di visione verso il basso attivato
<b>Accuratezza di volo stazionario (D-RTK, M210 RTK V2)</b>	Verticale: ±0,33 piedi (±0,1 m); orizzontale: ±0,33 piedi (±0,1 m)
<b>Massima velocità angolare</b>	Beccheggio: 300° Imbardata: 120°/s
<b>Angolo massimo di beccheggio (doppio carico in basso / carico singolo in alto)</b>	Modalità S: 30° ; Modalità P: 30° (sistema di visione frontale attivato: 25°); modalità A: 30°
<b>Angolo massimo di beccheggio (carico singolo in basso, innesto I)</b>	Modalità S: 35°; modalità P: 30° (sistema di visione frontale attivato: 25°); modalità A: 30°
<b>Massima velocità ascensionale</b>	16,4 ft/s (5 m/s)
<b>Massima velocità di discesa (verticale)</b>	9,8 ft/s (3 m/s)
<b>Velocità massima (doppio carico in basso / carico singolo in alto)</b>	Modalità S / Modalità A: 73,8 km/h; modalità P: 61,2 km/h
<b>Velocità massima (doppio carico in basso, innesto I)</b>	Modalità S / Modalità A: 81 km/h; modalità P: 61,2 km/h

<b>Quota massima di tangenza sopra il livello del mare</b>	9842 piedi (3000 m, con eliche 1760S)
<b>Massima resistenza al vento</b>	39,4 ft/s (12 m/s)
<b>Autonomia di volo (con due batterie TB55)</b>	M210 V2: 34 min. (nessun carico), 24 min. (peso al decollo: 6,14 kg)
<b>Fotocamere DJI supportate</b>	Zenmuse X4S/X5S/X7/XT/XT2/Z30
<b>Configurazioni di carico supportate</b>	Carico singolo/doppio in basso, carico singolo in alto
<b>Protezione in ingresso</b>	IP43
<b>GNSS</b>	M210 V2: GPS+GLONASS;
<b>Temperatura operativa</b>	tra -20° e 50° C

#### **RADIOCOMANDO (GL900A)**

<b>Frequenza operativa</b>	2.4000 – 2.4835 GHz; 5.725 – 5.850 GHz
<b>Distanza massima di trasmissione (senza ostacoli e interferenze)</b>	NCC/FCC: 8 km; CE/MIC: 5 km; SRRC: 5 km
<b>EIRP</b>	2.4 GHz: ≤ 26 dBm (NCC/FCC); ≤ 20 dBm (CE/MIC); ≤ 20 dBm (SRRC); 5.8 GHz: ≤ 26 dBm (NCC/FCC); ≤ 14 dBm (CE); ≤ 26 dBm (SRRC)
<b>Alimentazione</b>	Batteria intelligente estesa (modello: WB37-4920mAh-7,6V)
<b>Potenza in uscita (max.)</b>	13 W (monitor escluso)
<b>Alimentazione USB</b>	1 A = 5,2 V (max)
<b>Monitor CrystalSky</b>	DJI CrystalSky 7,85'', risoluzione: 2048×1536; luminanza: 2000 cd/m <sup>2</sup> ; sistema operativo: Android 5.1; memoria: ROM 128GB
<b>Temperatura operativa</b>	tra -20° e 40° C

#### **SISTEMA DI VISIONE FRONTALE**

<b>Distanza di rilevamento ostacoli</b>	2,3 – 98,4 piedi (0,7 – 30 m)
<b>Campo visivo (FOV)</b>	Orizzontale: 60°; verticale: 54°
<b>Ambiente operativo</b>	Superfici a trama definita, con illuminazione adeguata (>15 lux)

#### **BATTERIA DI VOLO INTELLIGENTE (TB55-7660mAh-22,8V)**

<b>Capacità</b>	7660 mAh
<b>Tensione</b>	22,8 V
<b>Tipo di batteria</b>	LiPo 6S
<b>Energia</b>	174,6 Wh
<b>Peso netto (unità singola)</b>	ca. 885 g

<b>Temperatura operativa</b>	tra -20° e 40° C
<b>Temperatura di ricarica</b>	tra 5° e 40° C
<b>Potenza massima di ricarica</b>	180 W

#### STAZIONE DI RICARICA (IN2CH)

<b>Tensione in entrata</b>	26,1 V
<b>Corrente in entrata</b>	6,9 A

#### SISTEMA DI VISIONE VERSO IL BASSO

<b>Intervallo di velocità</b>	<32,8 ft/s (10 m/s) a un'altezza di 6,56 piedi (2 m)
<b>Intervallo di quota</b>	<32,8 piedi (10 m)
<b>Intervallo di funzionamento</b>	<32,8 piedi (10 m)
<b>Ambiente operativo</b>	Superfici a trama definita, con illuminazione adeguata (>15 lux)
<b>Intervallo operativo del sensore a ultrasuoni</b>	da 0,1 a 5 m
<b>Ambiente operativo del sensore a ultrasuoni</b>	Materiali non assorbenti, superfici rigide (la presenza di moquette spessa in ambienti chiusi ne pregiudica il corretto funzionamento)

#### SISTEMA A INFRAROSSI VERSO L'ALTO

<b>Distanza di rilevamento ostacoli</b>	0-16,4 piedi (0-5 m)
<b>Campo visivo (FOV)</b>	± 5°
<b>Ambiente operativo</b>	Ostacoli grandi a riflessione diffusa (riflettività >10%)

#### CARICABATTERIE (IN2C180)

<b>Tensione</b>	26,1 V
<b>Potenza nominale</b>	180 W

### ZENMUSE XT2 (TERMOCAMERA) [43]

#### SOSPENSIONE CARDANICA (GIMBAL)

<b>Intervallo di vibrazione angolare</b>	±0.01°
<b>Innesto</b>	Rimovibile
<b>Distanza controllabile</b>	Inclinazione: da +30° a -90°; Rotazione orizzontale: ±320°
<b>Intervallo meccanico</b>	Inclinazione: da +45° a -130° Rotazione orizzontale: ±330° Rollio: da -90° a +60°
<b>Velocità massima controllabile</b>	Inclinazione: 90°/s Rotazione orizzontale: 90°/s

## TERMOCAMERA

<b>Imager termico</b>	Microbolometro VoX non raffreddato
<b>Formati video digitale/FPA</b>	640×512 336×256
<b>Zoom digitale</b>	640×512: 1x, 2x, 4x, 8x 336×256: 1x, 2x, 4x
<b>Interasse</b>	17 µm
<b>Banda spettrale</b>	7.5-13.5 µm
<b>Frequenza fotogrammi completa</b>	30 Hz
<b>Frequenza fotogrammi esportabile</b>	<9 Hz
<b>Sensibilità (NETD)</b>	<50 mk @ f/1.0
<b>Intervallo scena (guadagno alto)</b>	640×512: da -25° a 135°C 336×256: da -25° a 100°C
<b>Intervallo scena (guadagno basso)</b>	da -40° a 550°C
<b>Memoria</b>	Scheda microSD*
<b>Formato foto</b>	JPEG, TIFF, R-JPEG
<b>Formato video</b>	8 bit: MOV, MP4 14 bit: Sequenza TIFF, SEQ**

## FOTOCAMERA OTTICA

<b>Sensore</b>	1/1.7" CMOS Pixel effettivi: 12 M
<b>Obiettivo</b>	Ottica primaria Messa a fuoco a 8 mm FOV 57.12°×42.44°
<b>Zoom digitale</b>	1x, 2x, 4x, 8x
<b>Formati foto</b>	JPEG
<b>Formati video</b>	MOV, MP4
<b>Risoluzione video</b>	4K Ultra HD: 3840×2160 29.97p FHD: 1920×1080 29.97p
<b>Modalità operative</b>	Capture, Record, Playback
<b>Modalità fotografiche</b>	Scatto singolo Scatto continuo(3/5 fotogrammi) Intervallo (2/3/5/7/10/15/20/30 sec)
<b>Informazioni sui video (Video Caption)</b>	Supportato
<b>Anti-capovolgimento</b>	Auto, 50 Hz, 60 Hz
<b>Memoria</b>	Scheda microSD Capacità massima: 128 GB Classe UHS-3 Modello raccomandato: Sandisk Extreme 16/32 GB UHS-3 microSDHC Sandisk Extreme 64/128 GB UHS-3 microSDXC
<b>File system supportati</b>	FAT32 ( ≤ 32 GB ); exFAT ( > 32 GB )

**ELABORAZIONE DELLE IMMAGINI e COMANDI DA DISPLAY**

**Ottimizzazione dell'immagine** Sì

**Miglioramento dei dettagli digitali** Sì

**Controllo della polarizzazione (nero caldo / bianco caldo)** Sì

**Tavolozze colore e monocromo (LUT)** Sì

**OTTICHE E RISOLUZIONI**

**Ottiche termiche** 9 mm, 13 mm, 19 mm, 25 mm

**640×512 FoV, iFoV** N/A, f/1.25 45°×37° 1.308 mr, f/1.25 32°×26° 0.895 mr, f/1.1 25°×20° 0.680 mr

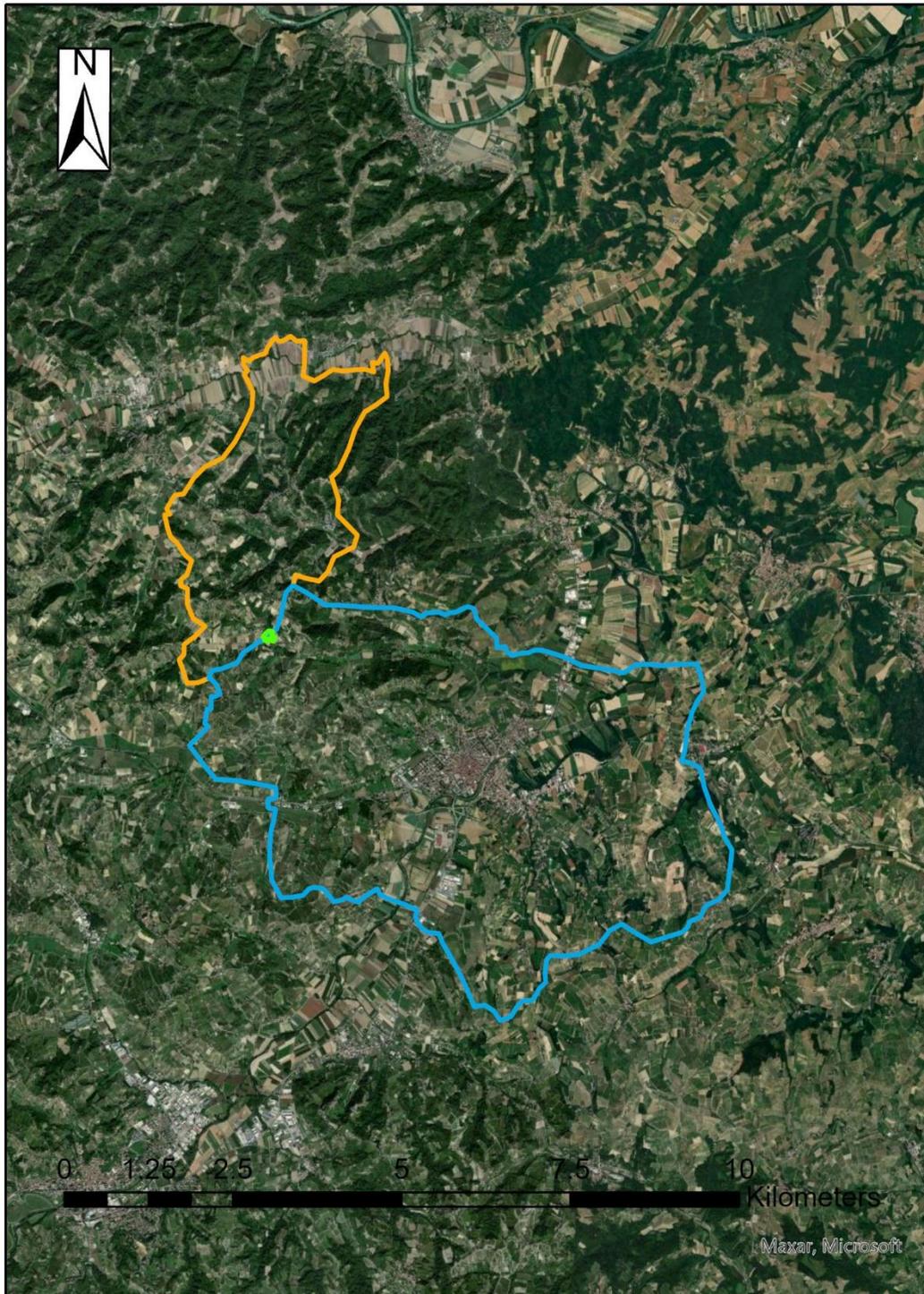
**336×256 FoV, iFoV** f/1.25 35°×27° 1.889 mr, f/1.25 25°×19° 1.308 mr, f/1.25 17°×13° 0.895 mr, N/A

**Distanza minima di messa a fuoco** 3.2 cm, 7.6 cm, 15.3 cm, 30 cm

**Distanza iperfocale** 2.1 m, 4.4 m, 9.5 m, 21m

**Profondità di campo iperfocale** 1.1 m, 2.2 m, 4.8 m, 11m

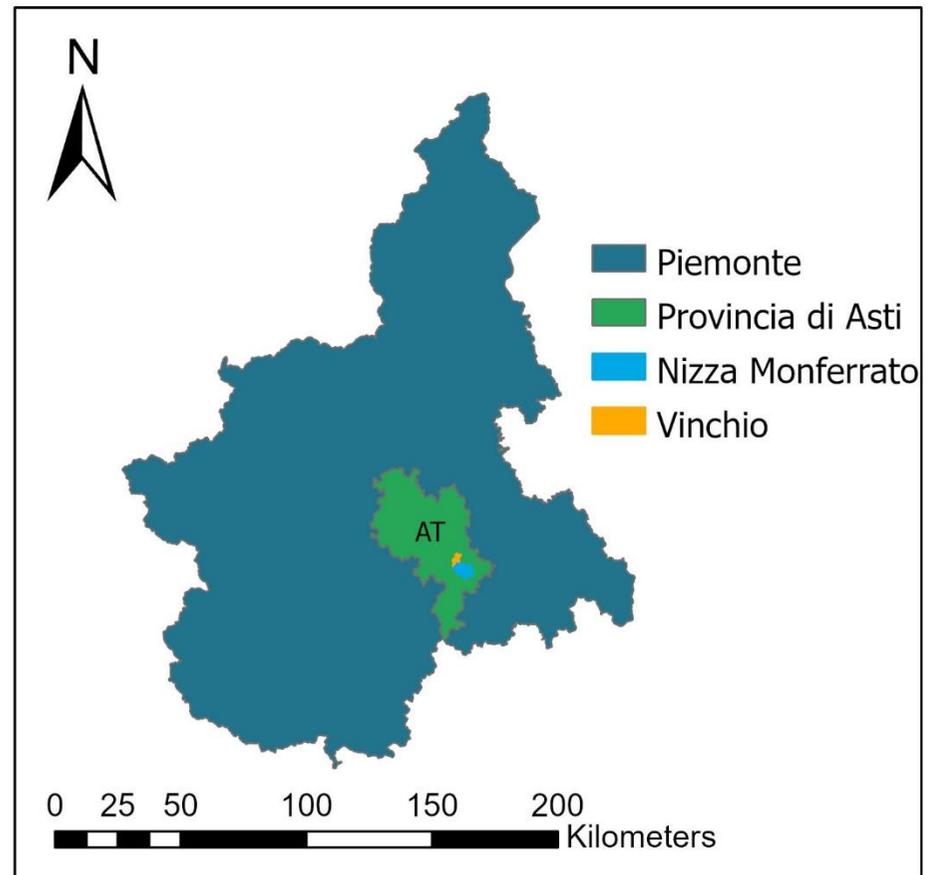
## **APPENDICE B: INQUADRAMENTO TERRITORIALE E ORTOMOSAICI**

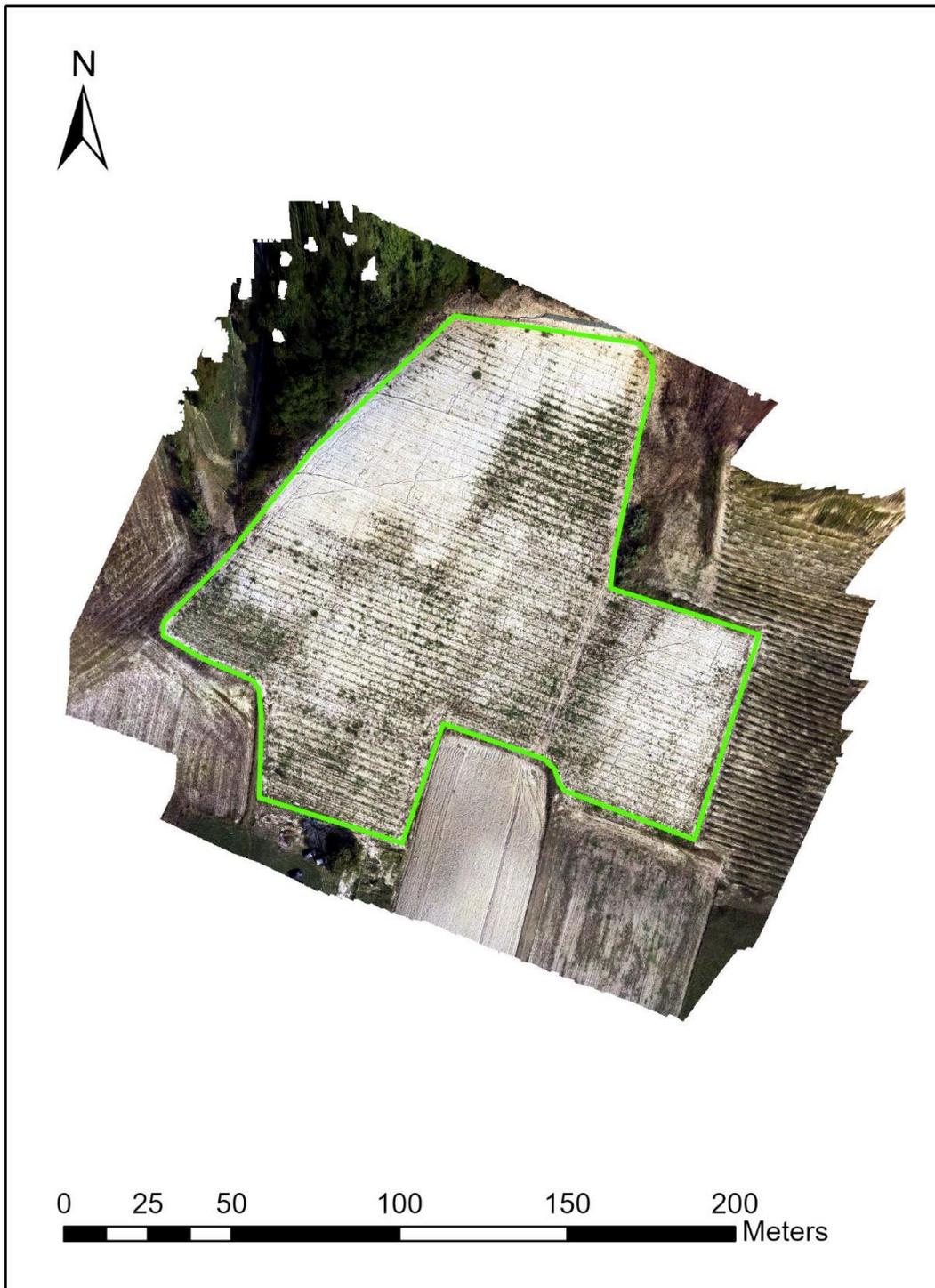


## Inquadramento Territoriale

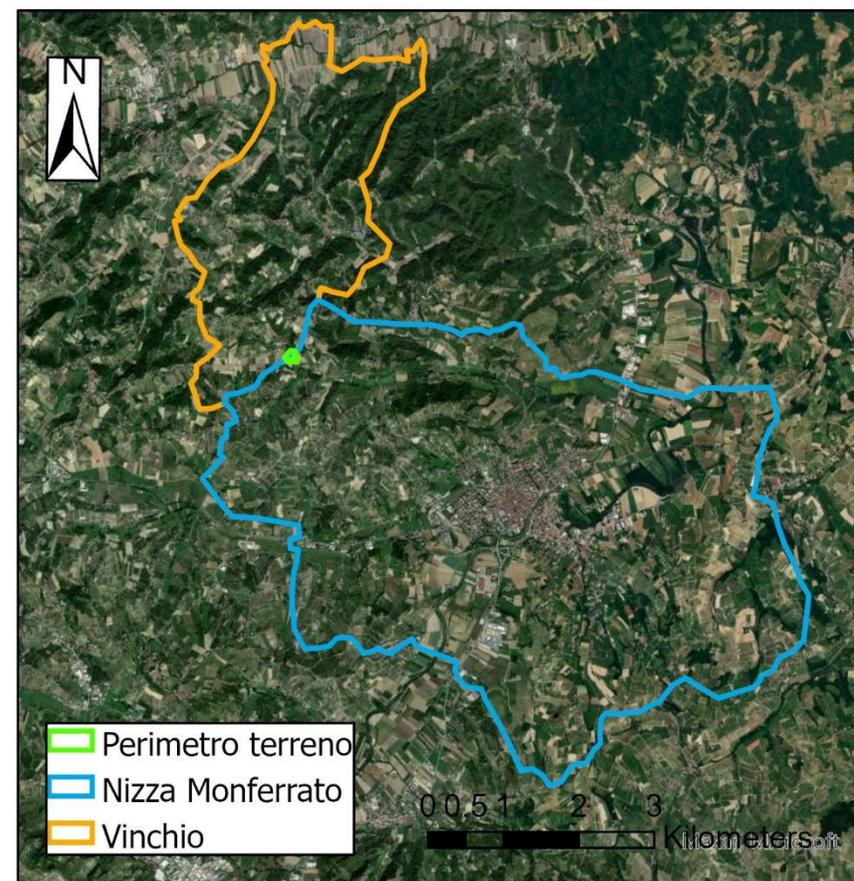
scala 1 : 100 000

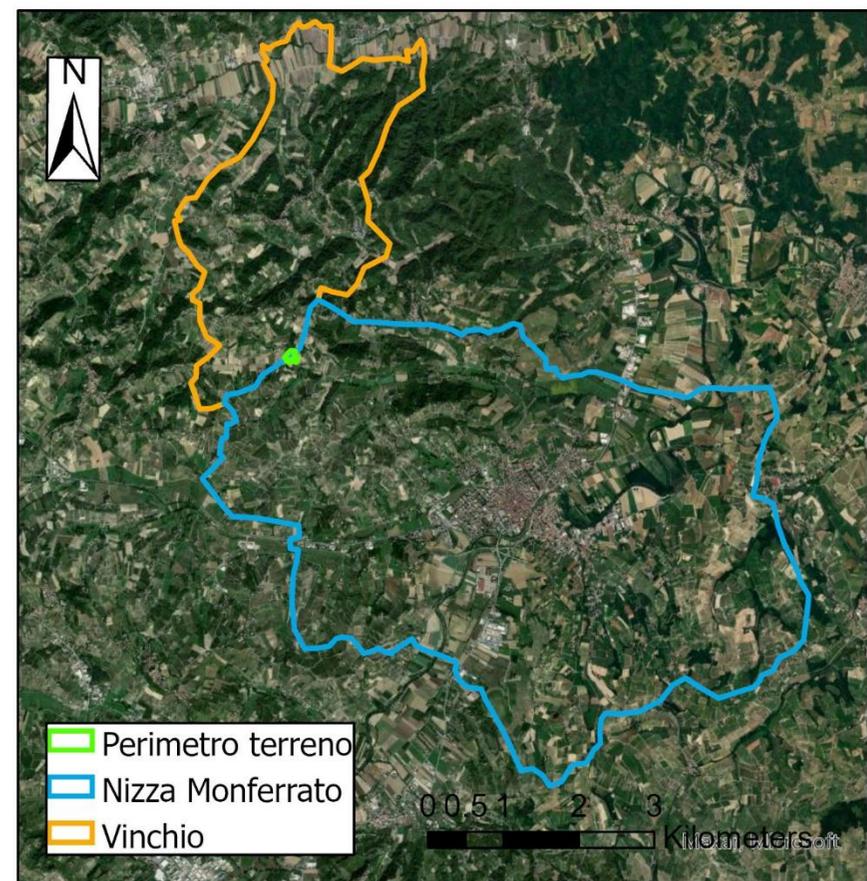
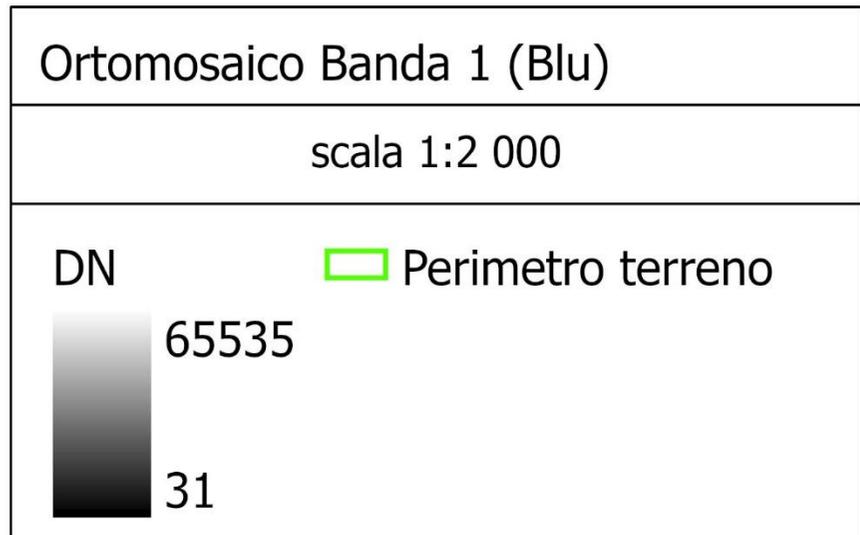
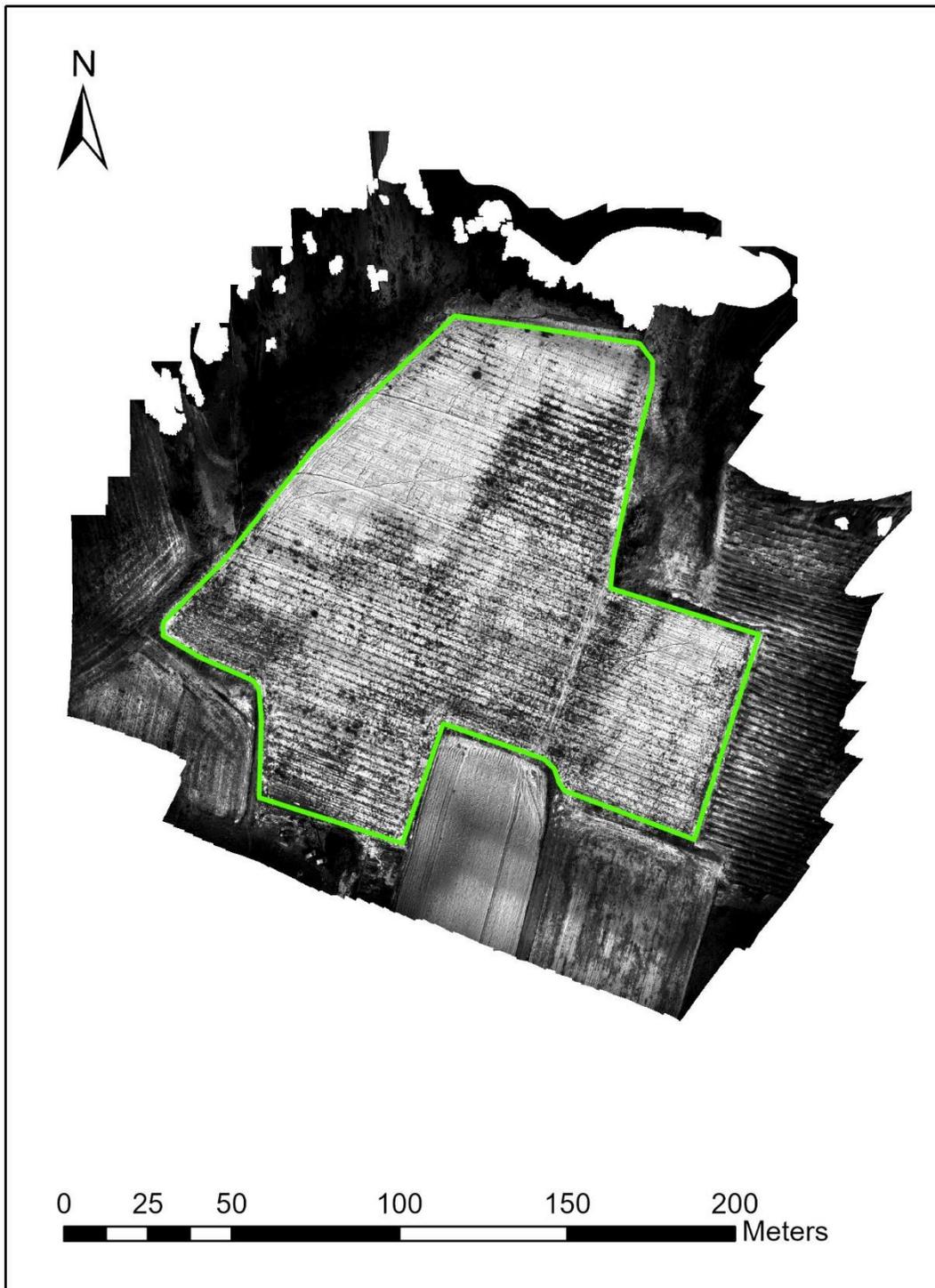
- Perimetro terreno
- Nizza Monferrato
- Vinchio

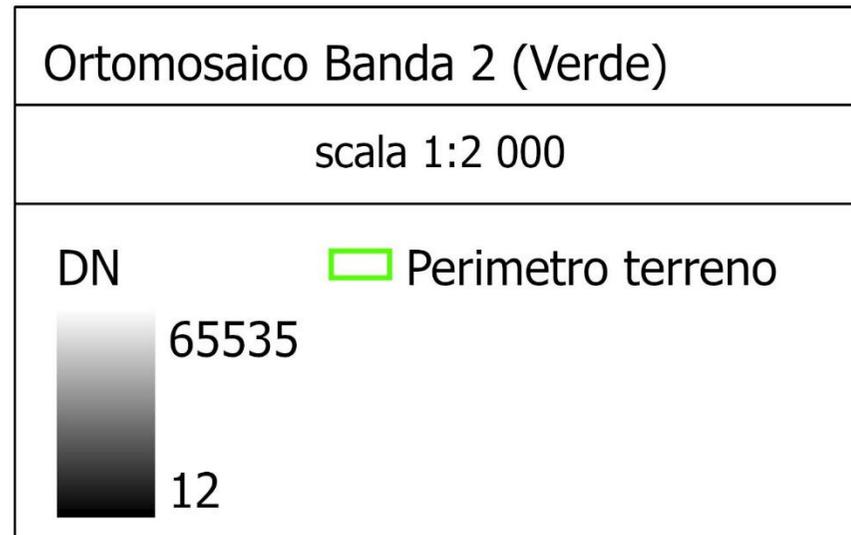
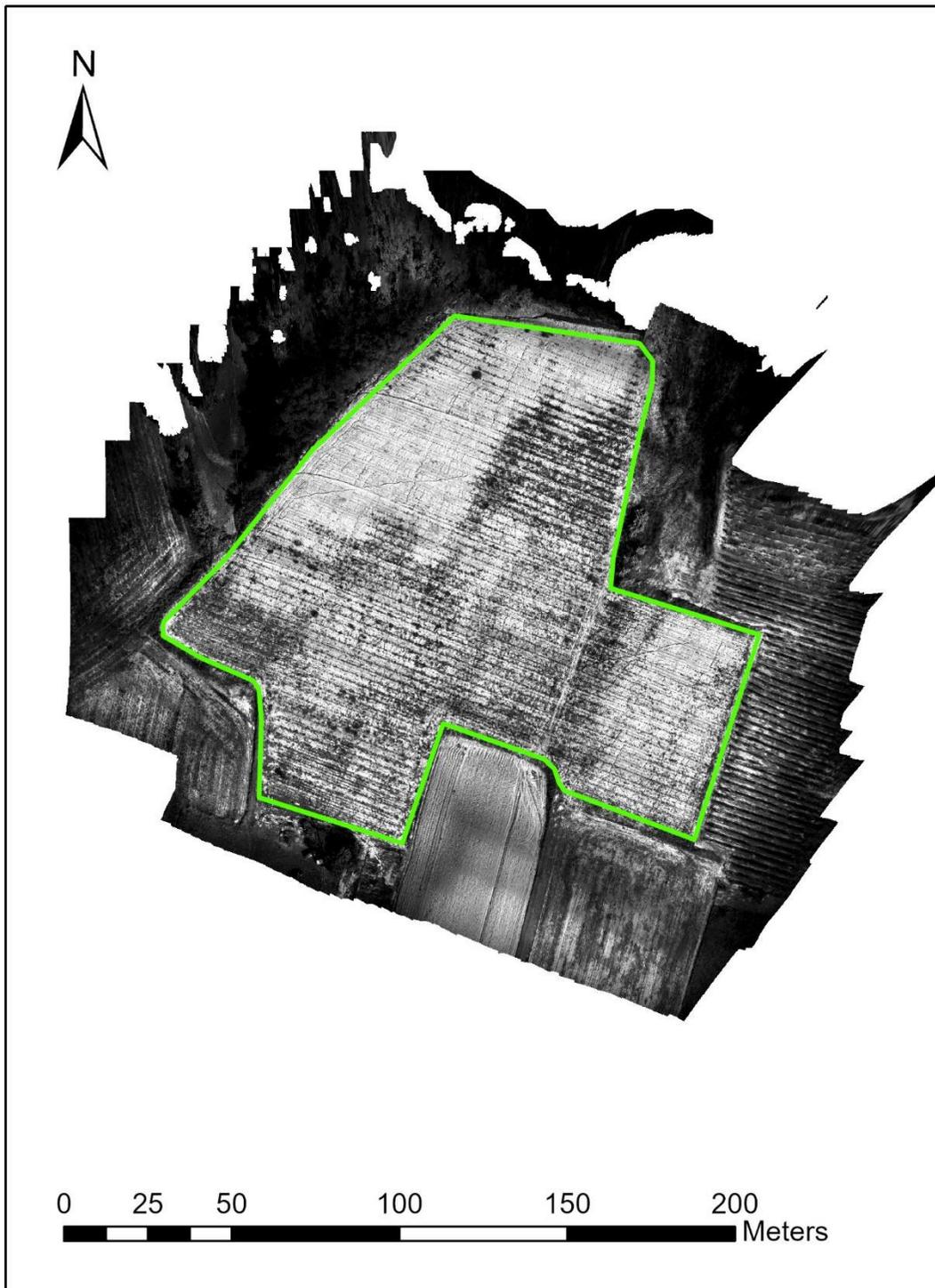


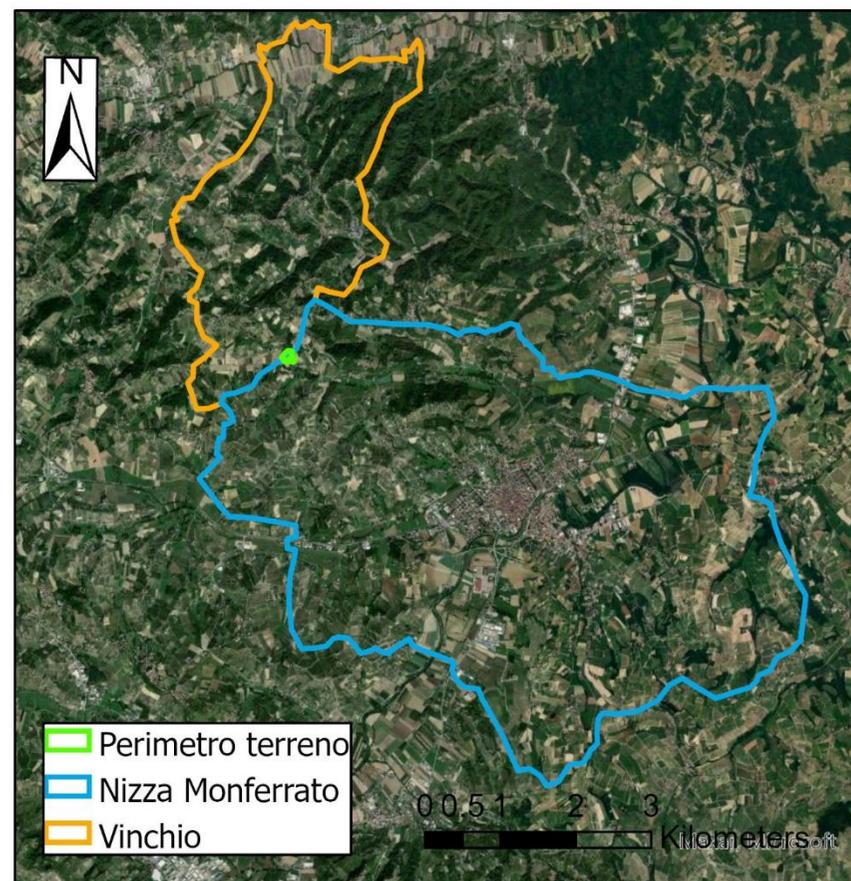
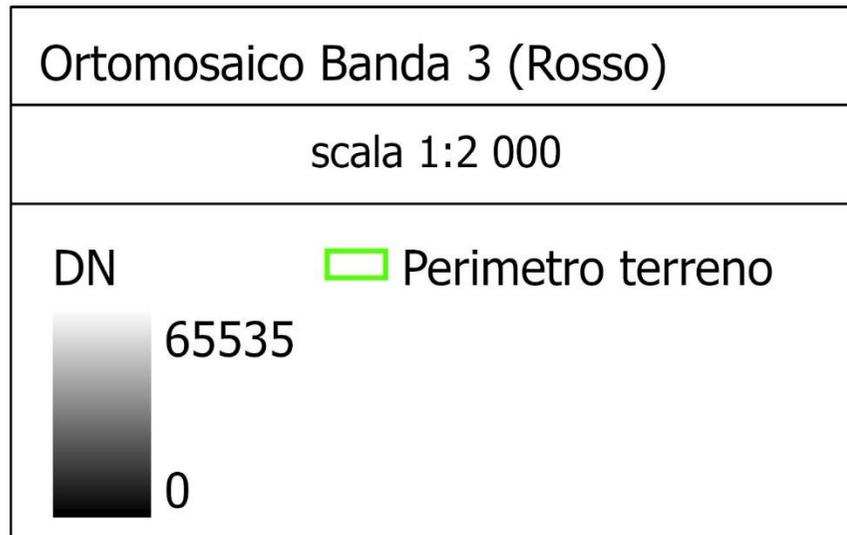
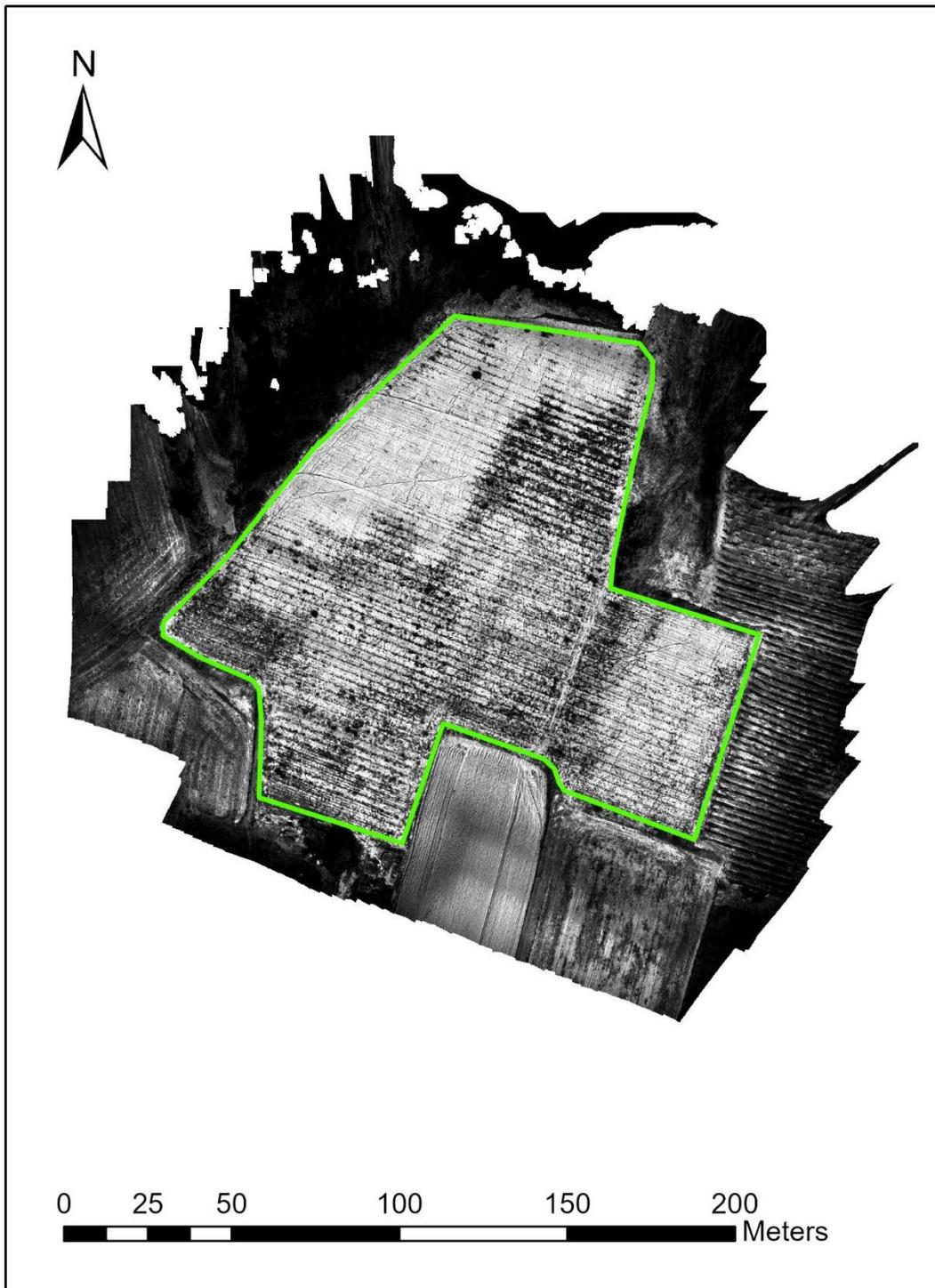


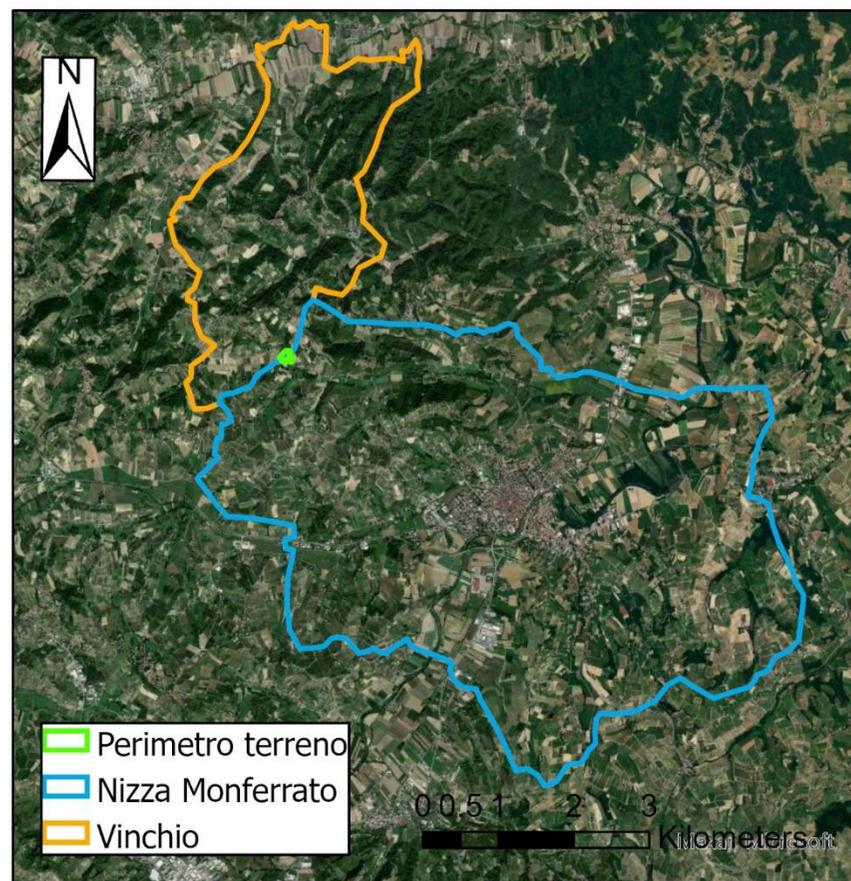
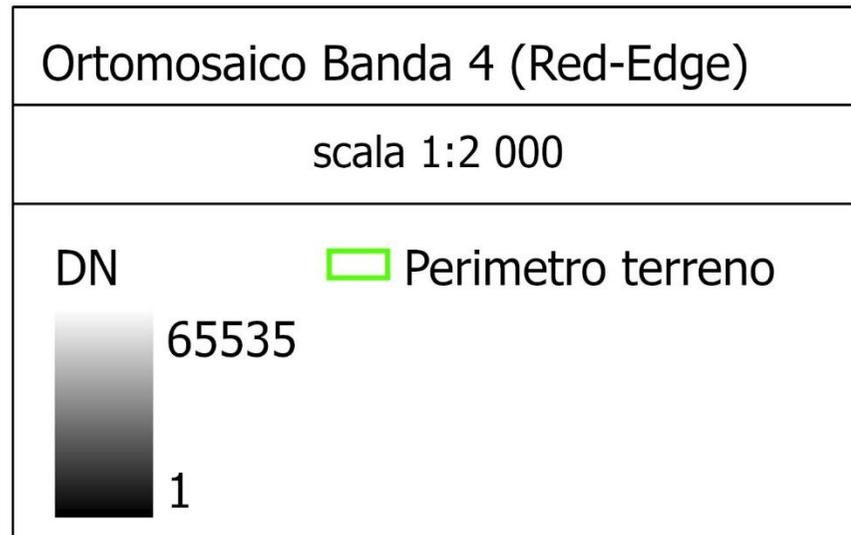
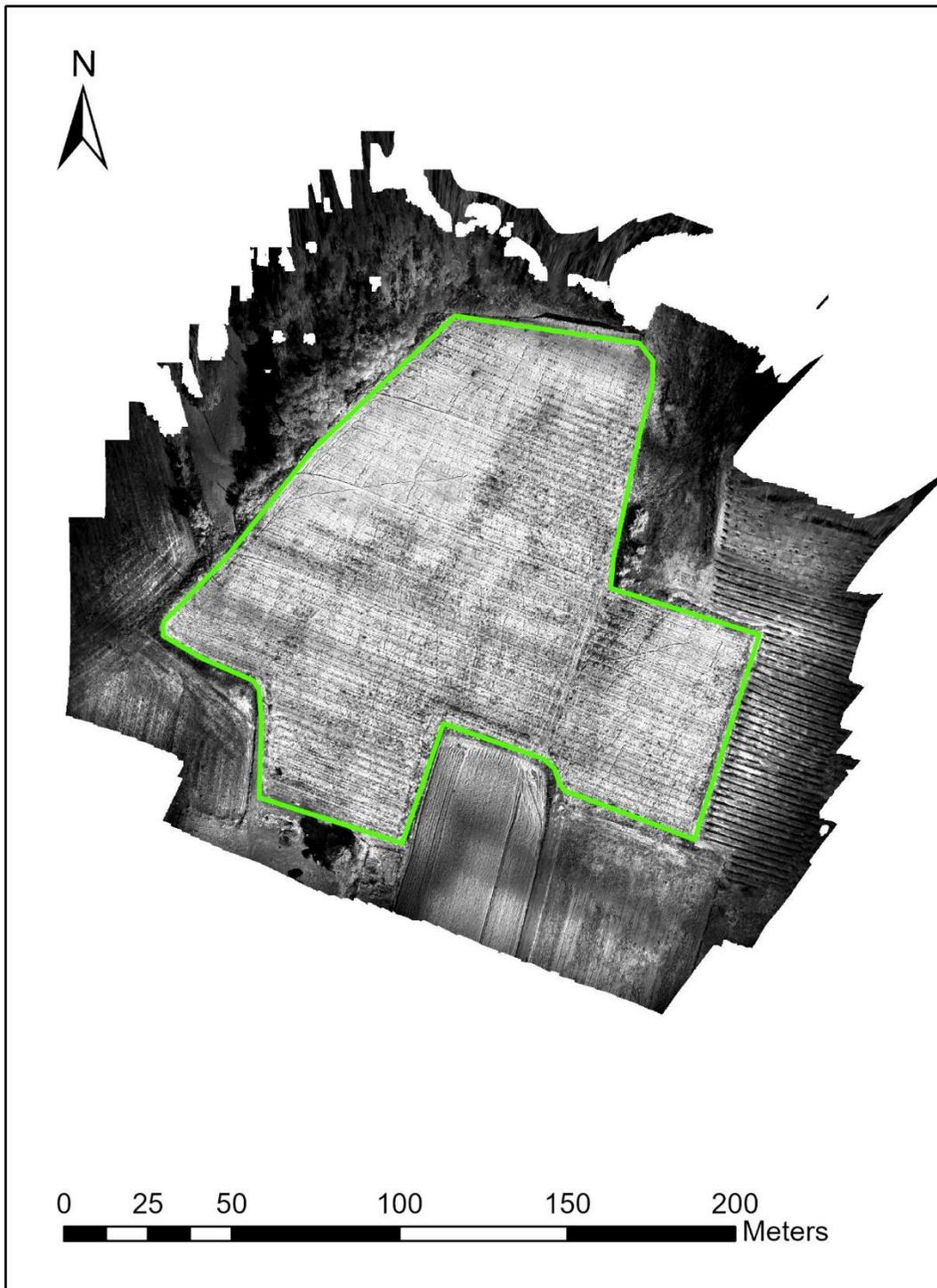
Ortomosaico RGB
scala 1:2 000
 Perimetro terreno

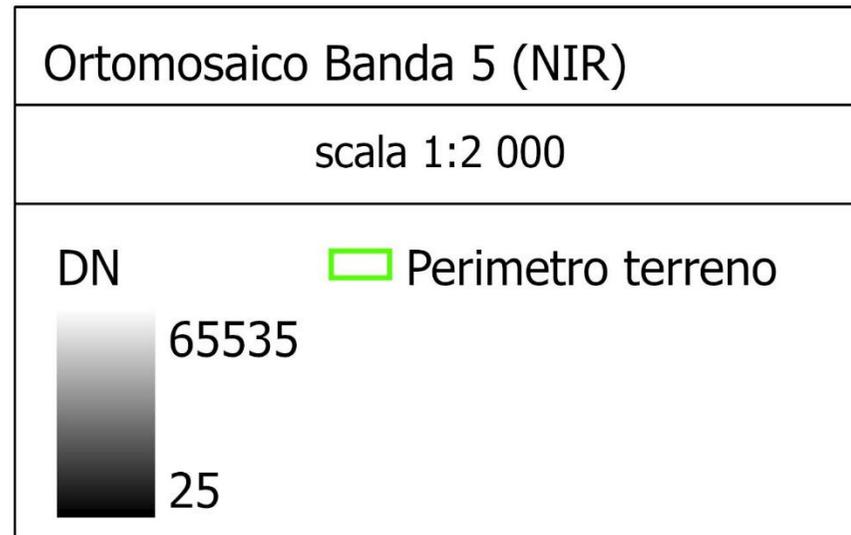
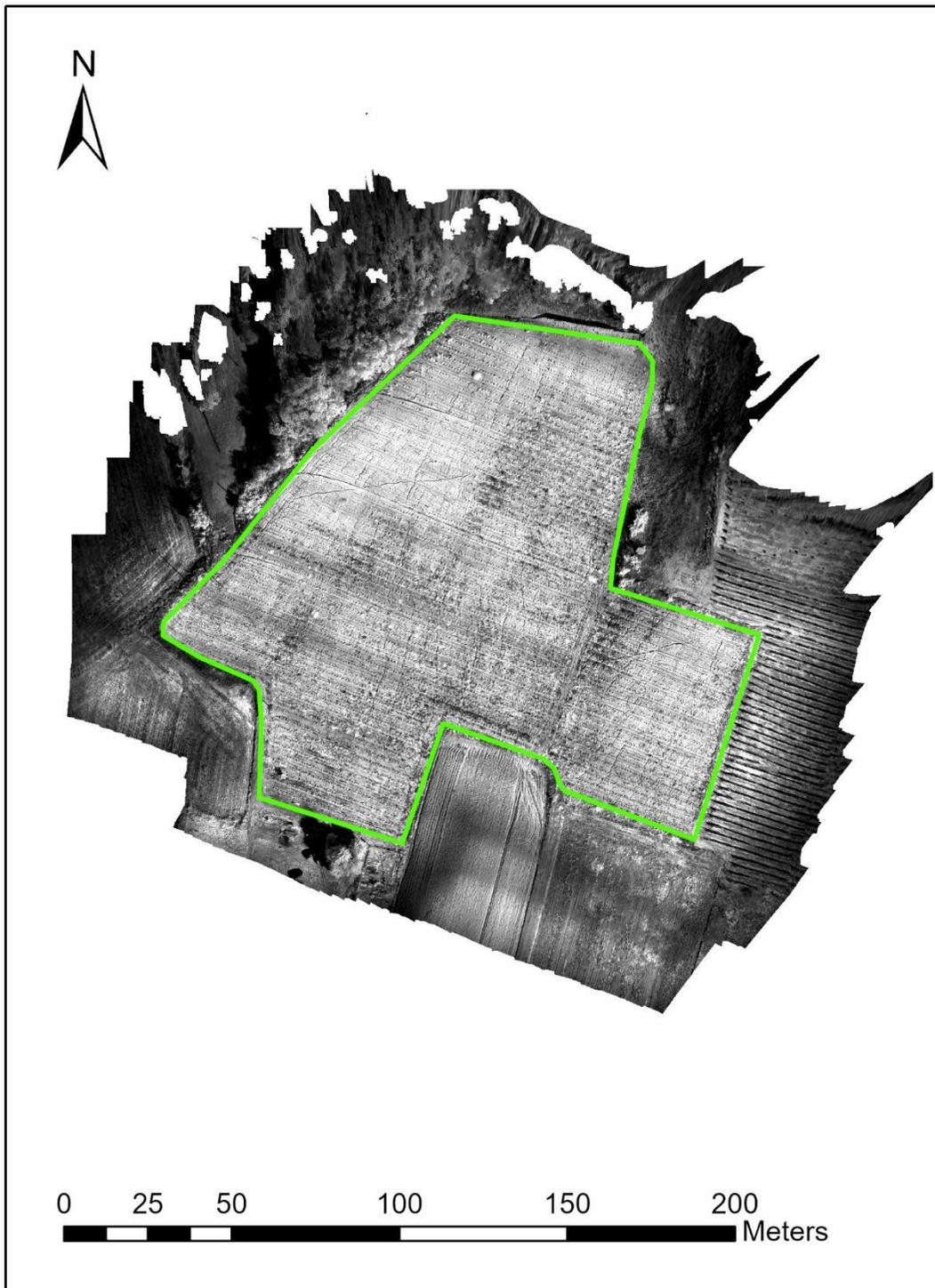


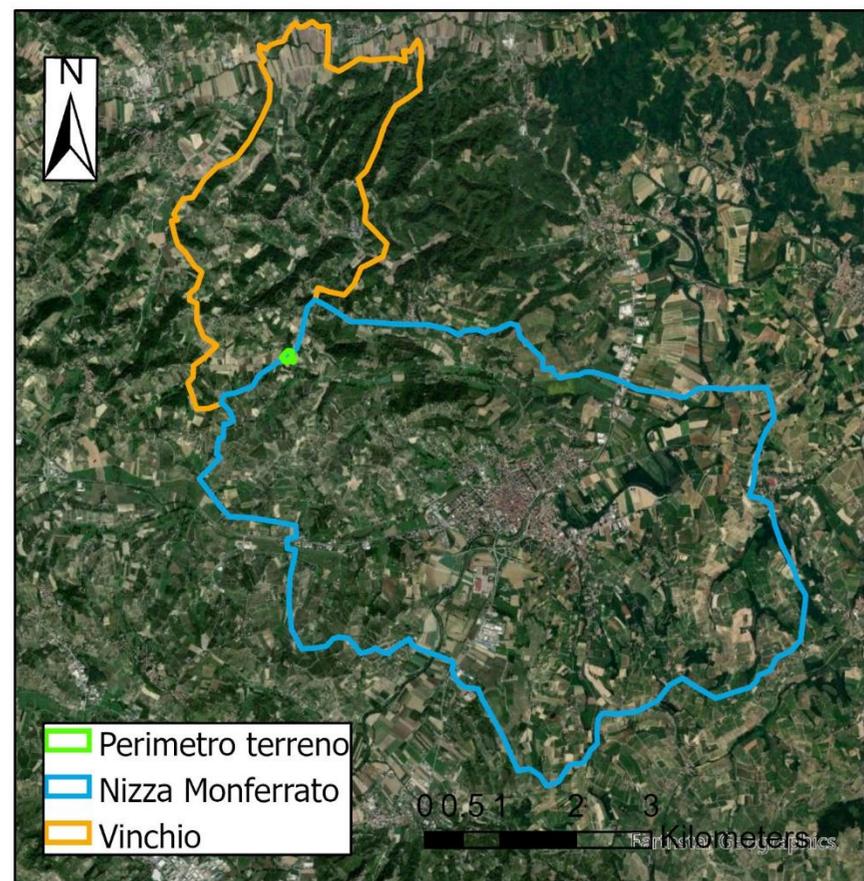
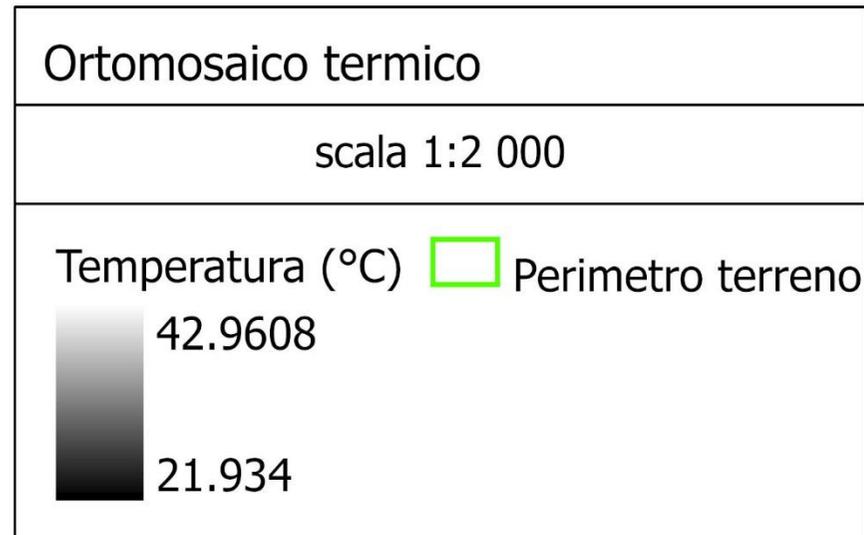












## APPENDICE C: CODICE MATLAB

```
format long g;
clear all;

epoca = 3;

switch (epoca)
    case 2      % II epoca
        path='path';
        fileIm='composizione_mask_termico_ns_ndvi.tif';
        fileSMI='SoilMoistureIndex_IIepoca_v4.tif';

    case 3      % III epoca
        path='path';
        fileIm='NDVI_temp.tif';
        fileSMI='SoilMoistureIndex_IIIepoca_IIgrado.tif';
end

[im,WRL] = readgeoraster([path,fileIm]);
worldfile = getworldfilename([path,fileIm]);
prj=worldfileread(worldfile,'planar',size(im));
info=geotiffinfo([path,fileIm]);

switch (epoca)
    case 2      % II epoca
        maschera=im(:,:,1);
        ndvi=im(:,:,4);
        t=im(:,:,2);
    case 3      % III epoca
        maschera=im(:,:,3);
        ndvi=im(:,:,1);
        t=im(:,:,2);
end

figure (1)
imshow(ndvi);
figure (2)
imshow(t);

% maschera logica temperatura e ndvi (solo dati comuni)
mask = (maschera==1 & ndvi>-0.5 & t>0.1 & t<100.0);
goodT=t(mask);
figure (3);
histogram(goodT);
goodNDVI=ndvi(mask);
figure (4);
histogram(goodNDVI);

%normalizzazione
minT=min(goodT);
maxT=max(goodT);
minNDVI=min(goodNDVI);
maxNDVI=max(goodNDVI);
```

```

Tnorm=(t-minT)/(maxT-minT);
goodTnorm=Tnorm(mask);

figure (5);
image (Tnorm);

figure (6);
plot (goodNDVI,goodTnorm, '.R');
hold on;

% individuazione rette Dry e wet minimo e massimo
classi = 1000;
dNDVI=(maxNDVI-minNDVI)/classi;
for j=1:classi
    medNDVI(j,1)=minNDVI+dNDVI*(j-.5);
end

minClassi=ones(classi,1);
maxClassi=zeros(classi,1);
nObsClassi=zeros(classi,1);
classe=zeros(size(goodNDVI));
np=size(goodNDVI,1);

for i=1:np
    classe(i)=round((goodNDVI(i)-minNDVI)/dNDVI+0.5);
    if classe(i) > classi
        classe(i)=classi;
    end
    nObsClassi(classe(i))=nObsClassi(classe(i))+1;
    if goodTnorm(i) > maxClassi(classe(i))
        maxClassi(classe(i)) = goodTnorm(i);
    else
        if goodTnorm(i) < minClassi(classe(i))
            minClassi(classe(i)) = goodTnorm(i);
        end
    end
end
end

fmax=polyfit(medNDVI,maxClassi,1);
fmin=polyfit(medNDVI,minClassi,1);
pfmax=polyval(fmax,medNDVI);
pfmin=polyval(fmin,medNDVI);
plot(medNDVI,maxClassi,'oc',medNDVI,pfmax,'-k');
plot(medNDVI,minClassi,'og',medNDVI,pfmin,'-b');

% definizione Soil Moisture Index
dimIm=size(t);
smi=zeros(dimIm);
for i=1:dimIm(1)
    for j=1:dimIm(2)
        if mask(i,j)
            tsmax=polyval(fmax,ndvi(i,j));
            tsmin=polyval(fmin,ndvi(i,j));
            ts=Tnorm(i,j);
            smi(i,j)=(tsmax-ts)/(tsmax-tsmin)*100;
        end
    end
end
end

figure (7);

```

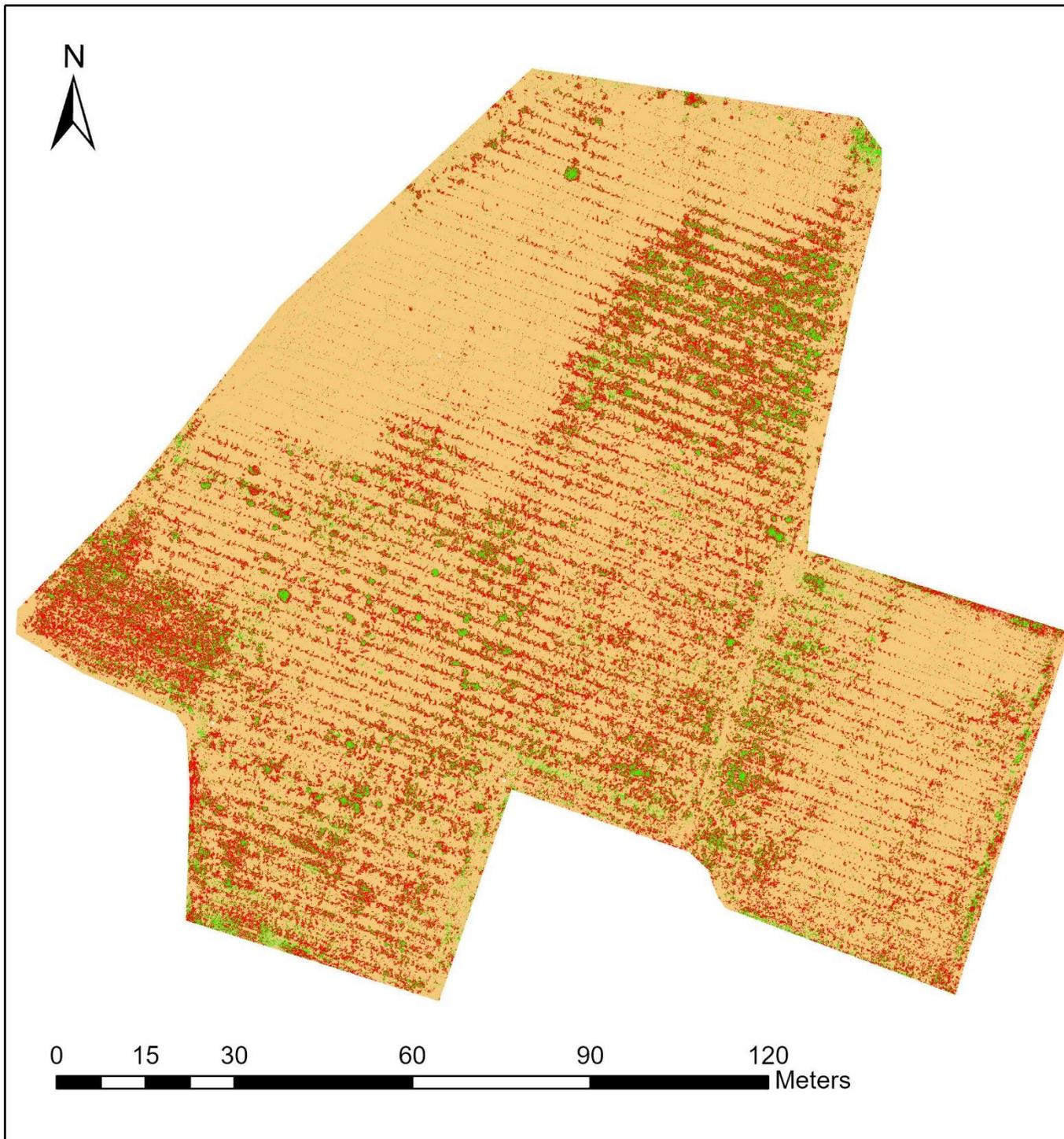
```
imshow(smi);
```

```
end
```

```
% scrittura file
```

```
geotiffwrite(['path',fileSMI],smi,WRL,'CoordRefSysCode',32632);
```

## **APPENDICE D: RISULTATI CLASSIFICAZIONI PIÙ RILEVANTI**



## Classificazione RT pixel based

Campioni per classe:

2000

Numero alberi: 50

Profondità albero: 30

scala 1 : 1 000



Terra



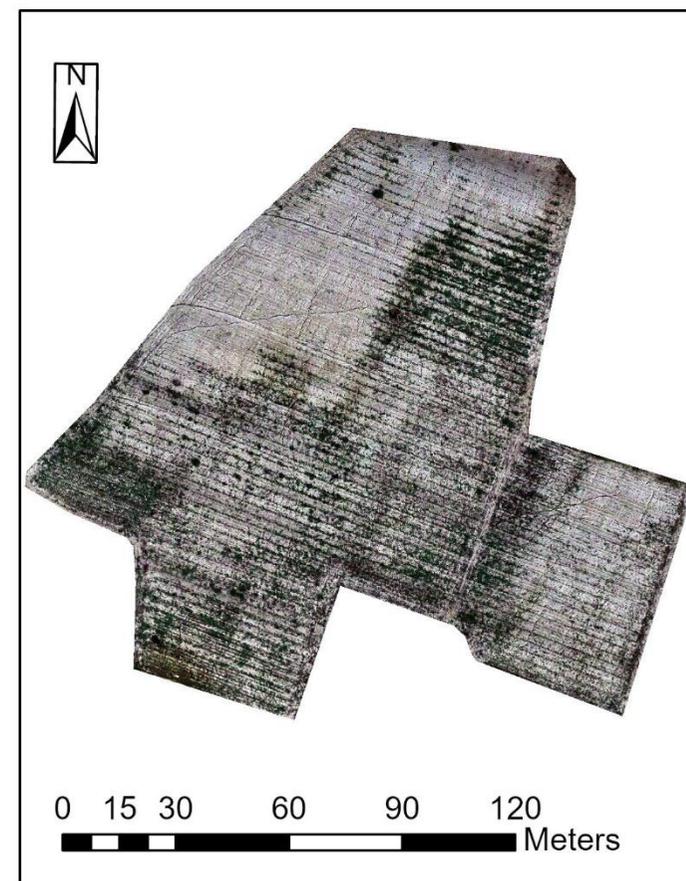
Erba

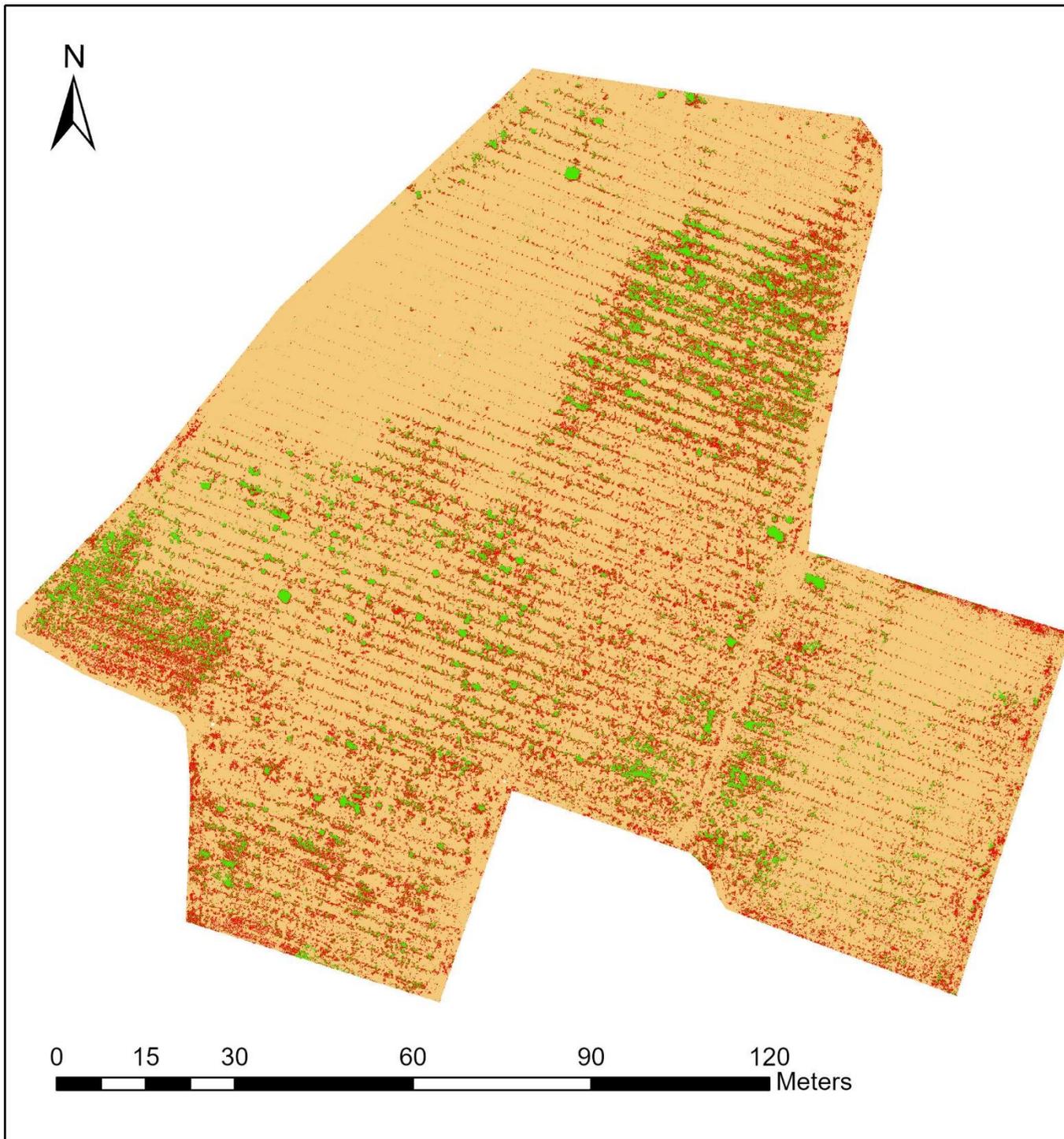


Vite

Composite:

Phantom





## Classificazione RT pixel based

Campioni per classe:

2000

Numero alberi: 50

Profondità albero: 30

scala 1 : 1 000



Terra



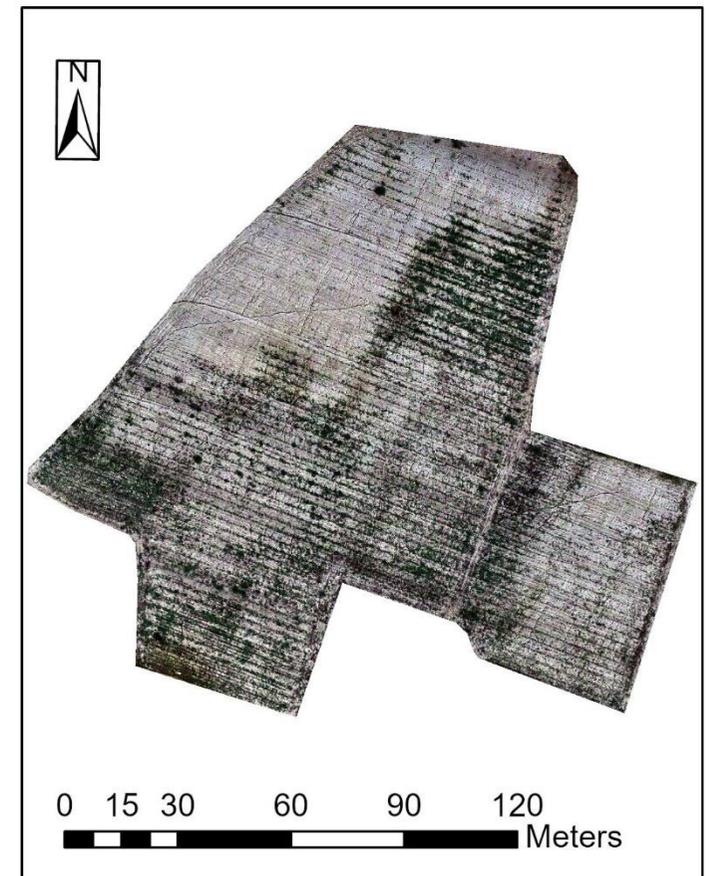
Erba

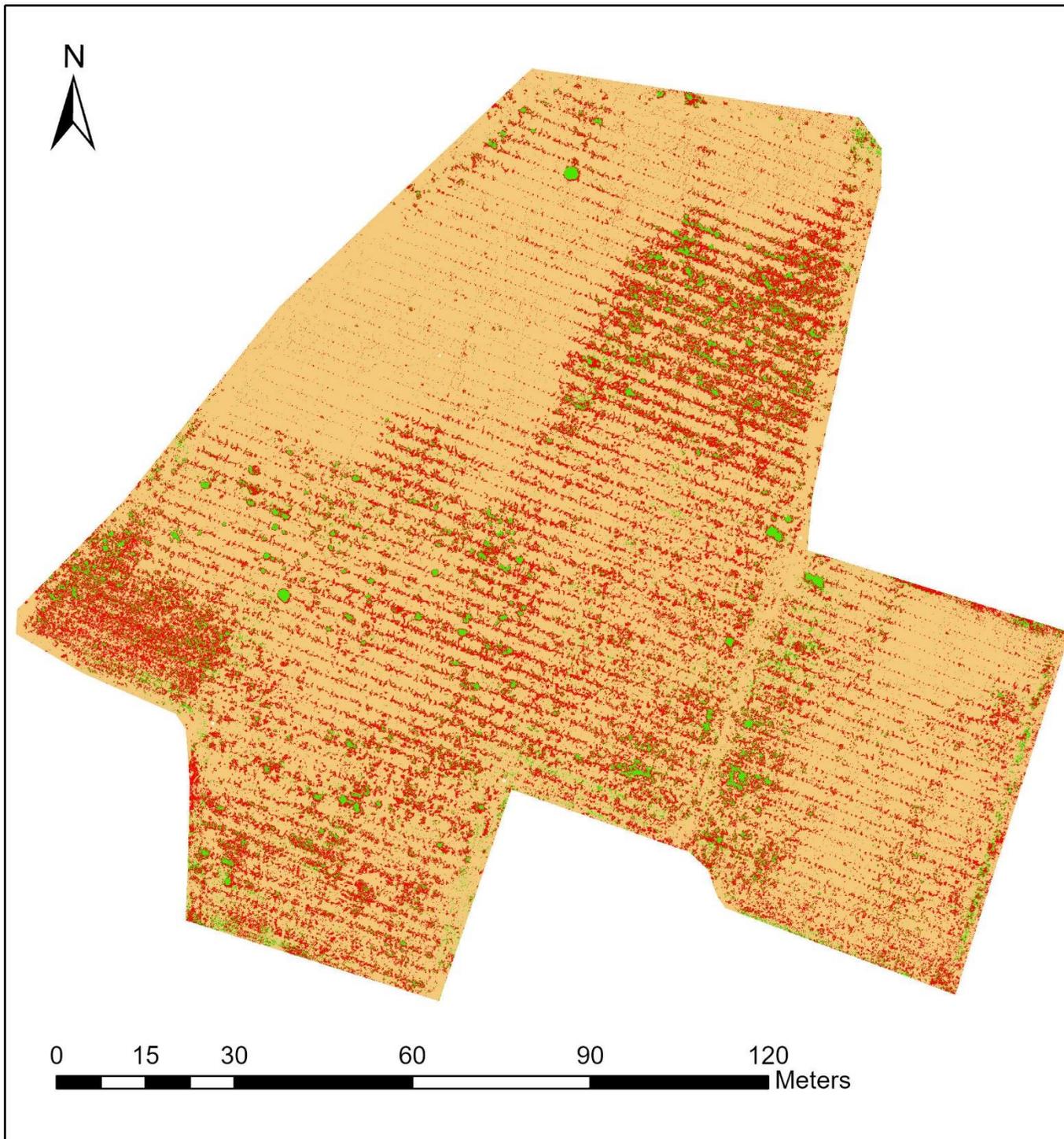


Vite

Composite:

Indici





## Classificazione RT pixel based

Campioni per classe:

2000

Numero alberi: 50

Profondità albero: 30

scala 1 : 1 000



Terra



Erba

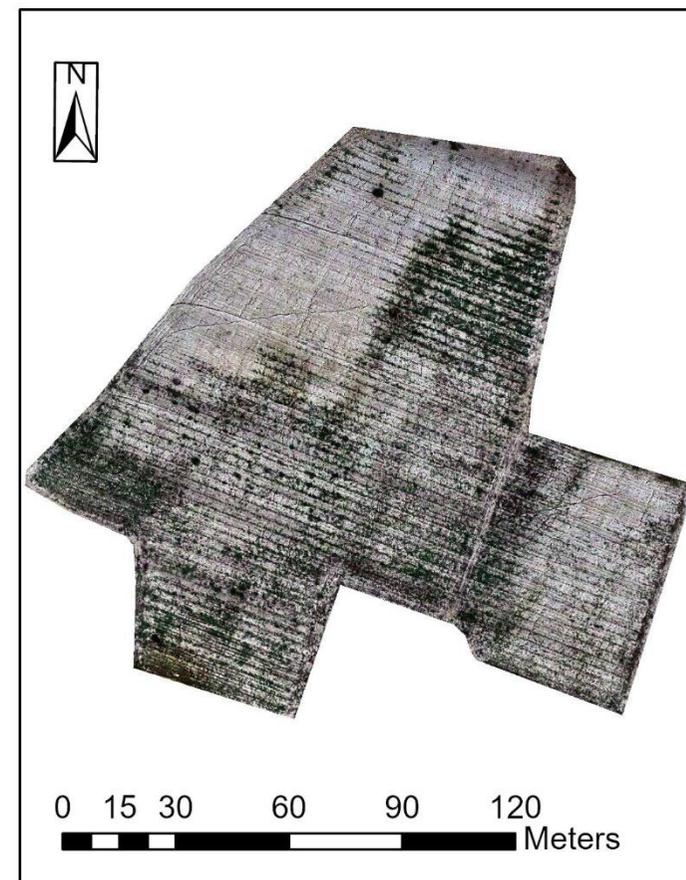


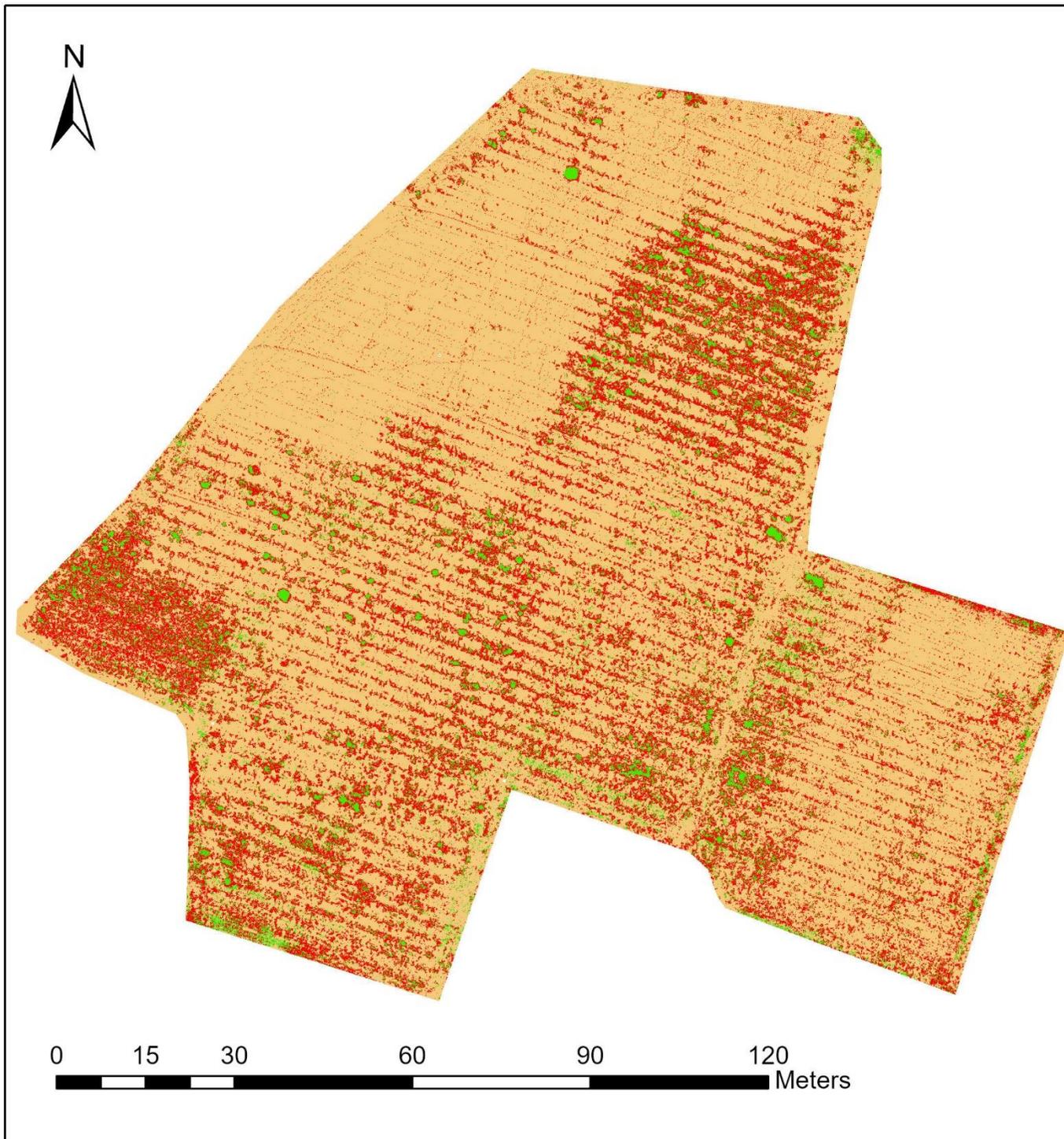
Vite

Composite:

Phantom, Termico,

Indici





## Classificazione RT pixel based

Campioni per classe:

2000

Numero alberi: 50

Profondità albero: 30

scala 1 : 1 000



Terra



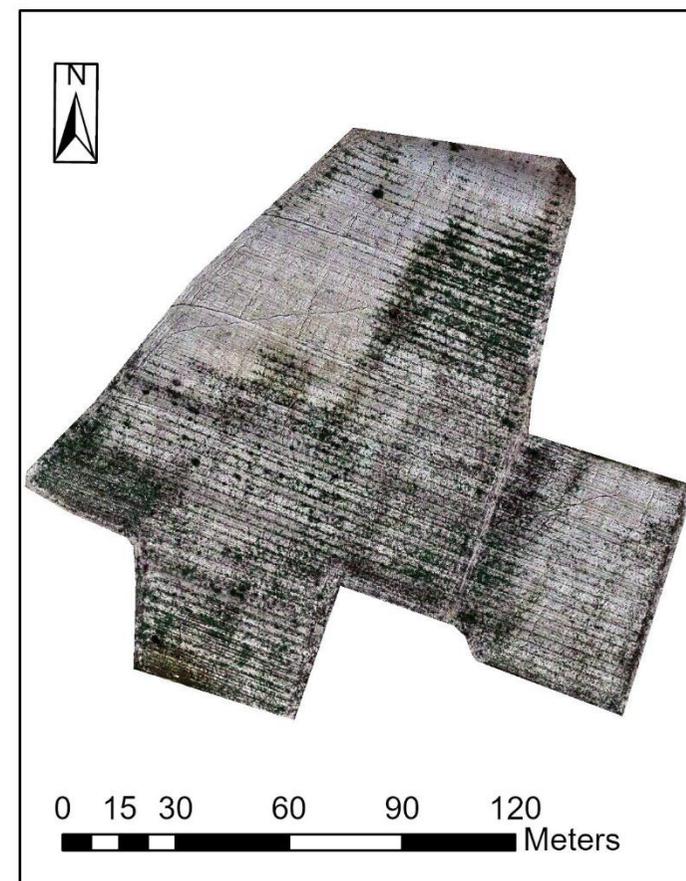
Erba

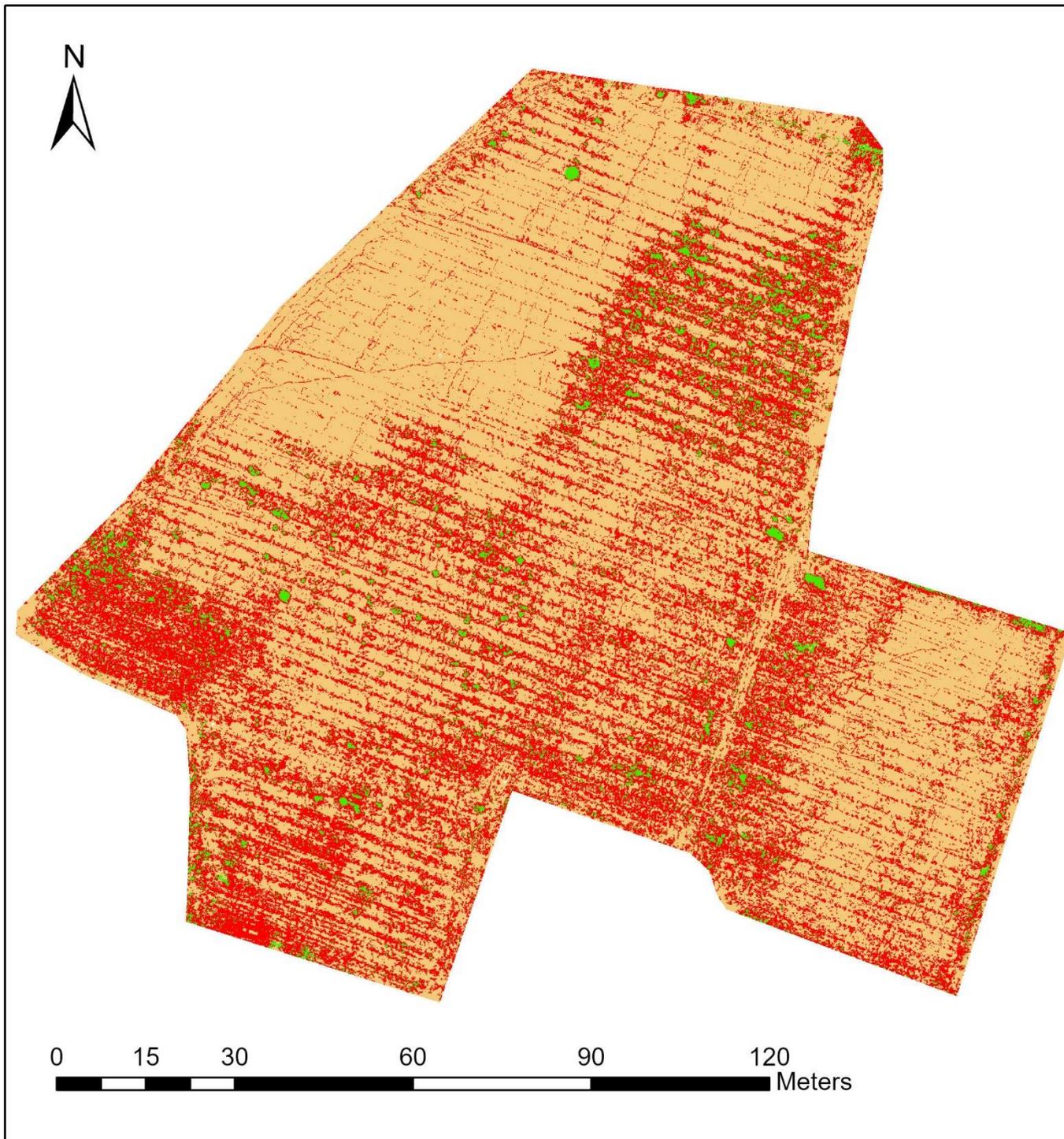


Vite

Composite:

Phantom, Termico





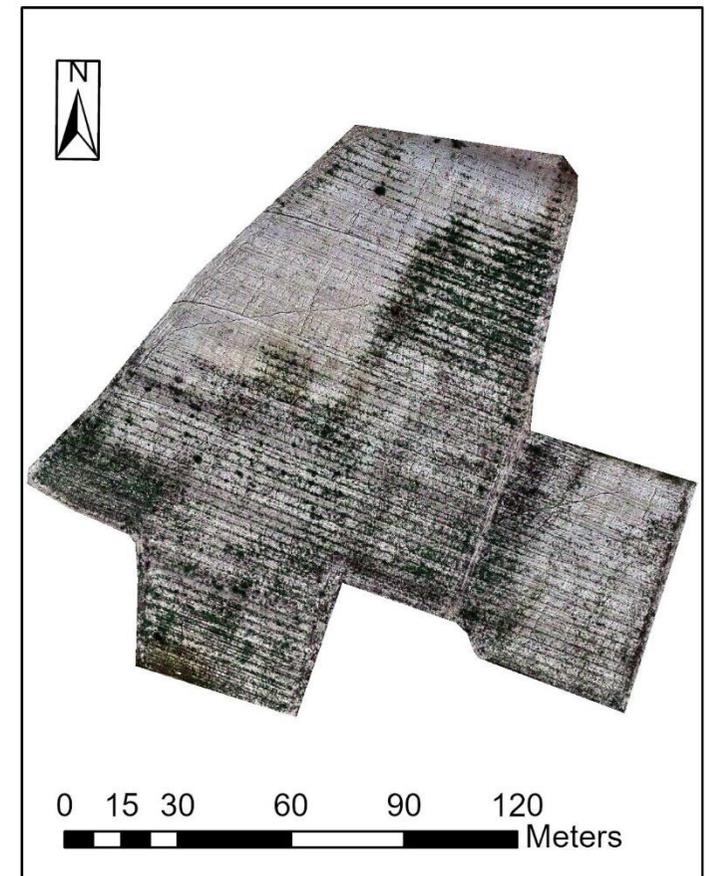
## Classificazione RT object based

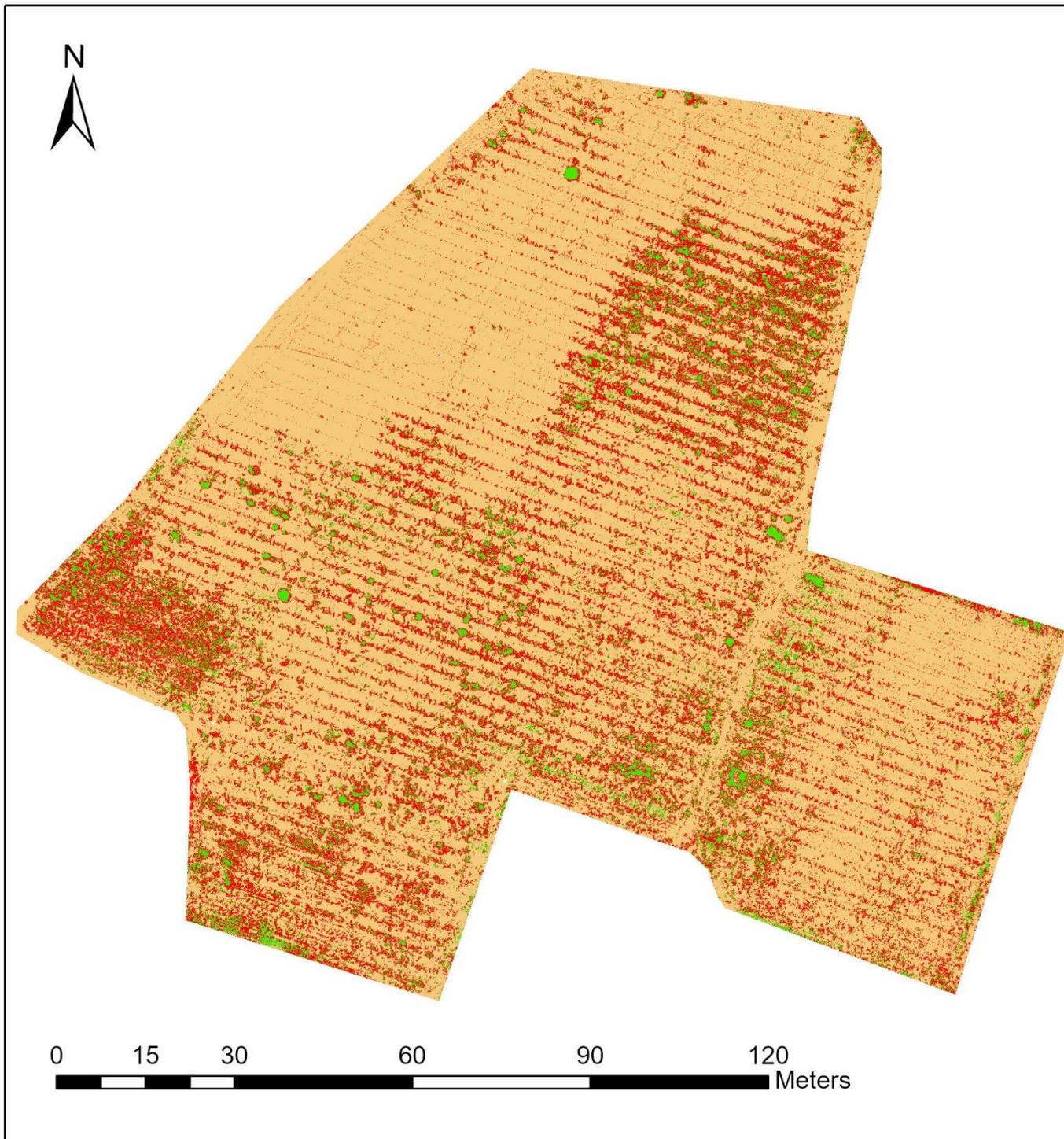
Campioni per classe:    Dett. spettrale: 20  
2000                      Dett. spaziale: 10  
Numero alberi: 50        Segmento min: 10  
Profondità albero: 30

scala 1 : 1 000

 Terra  
 Erba  
 Vite

Composite:  
Phantom, Termico





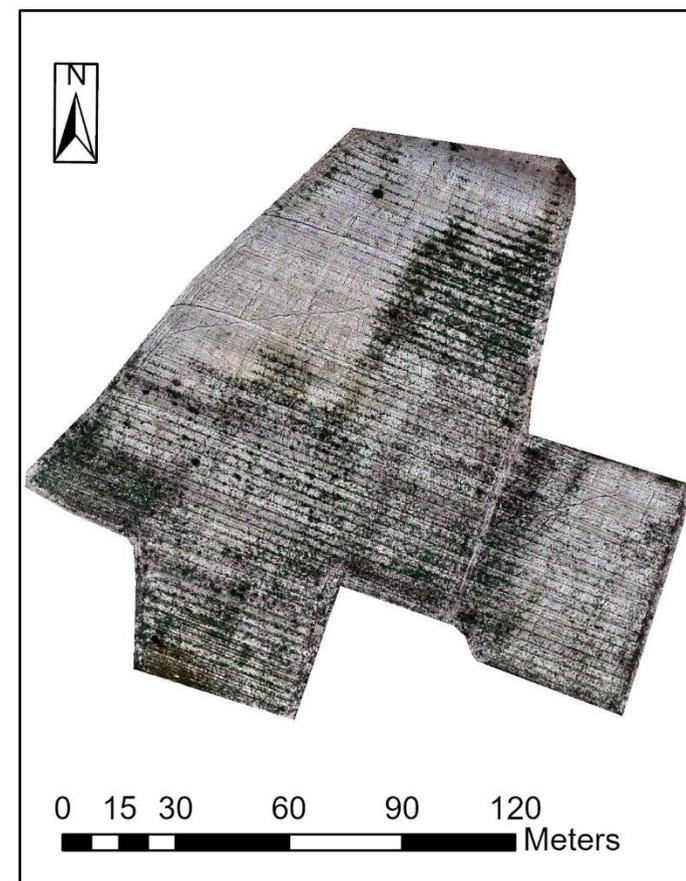
## Classificazione SVM pixel based

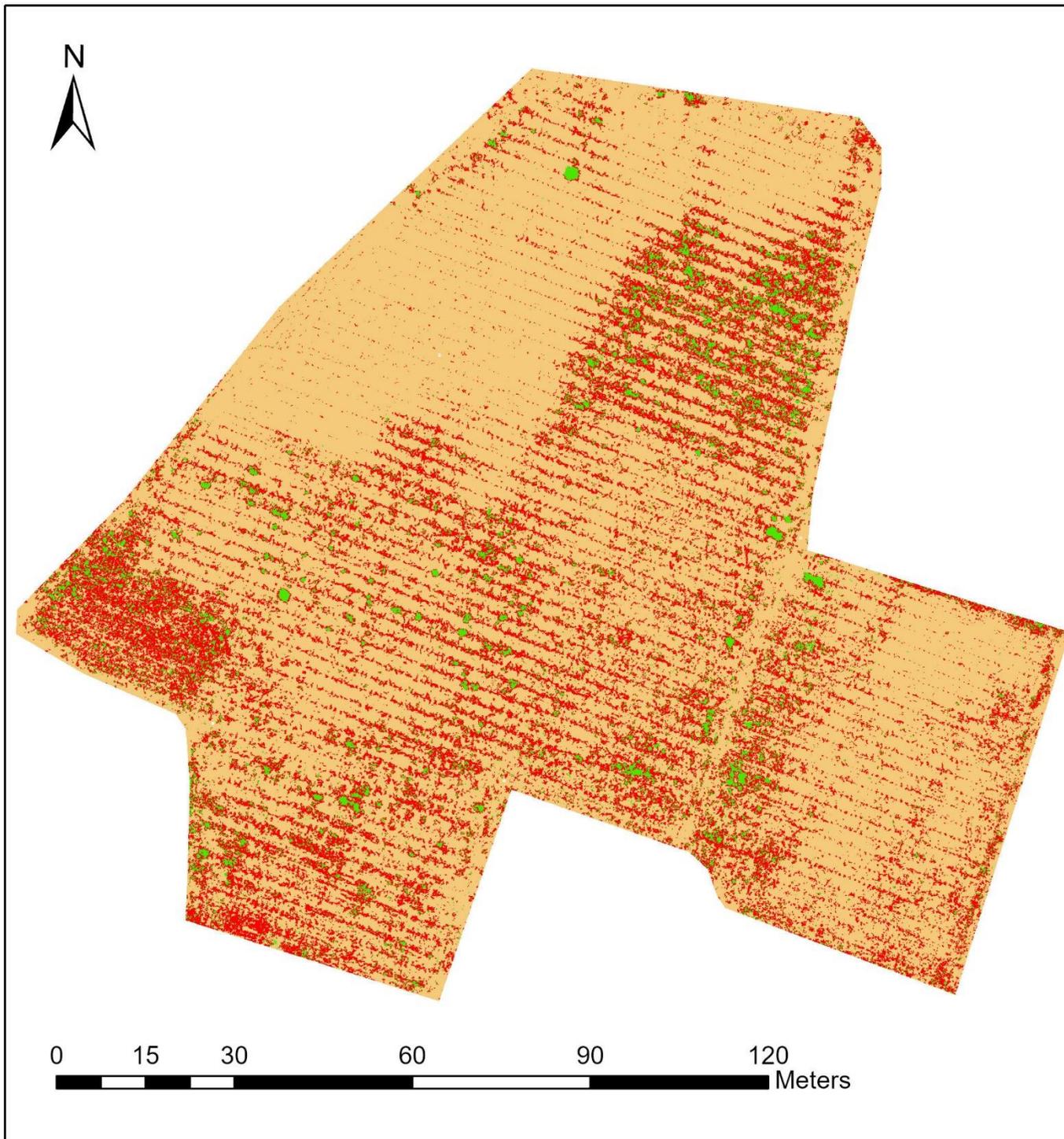
Campioni per classe:  
2000

scala 1 : 1 000

- Terra
- Erba
- Vite

Composite:  
Phantom, Termico





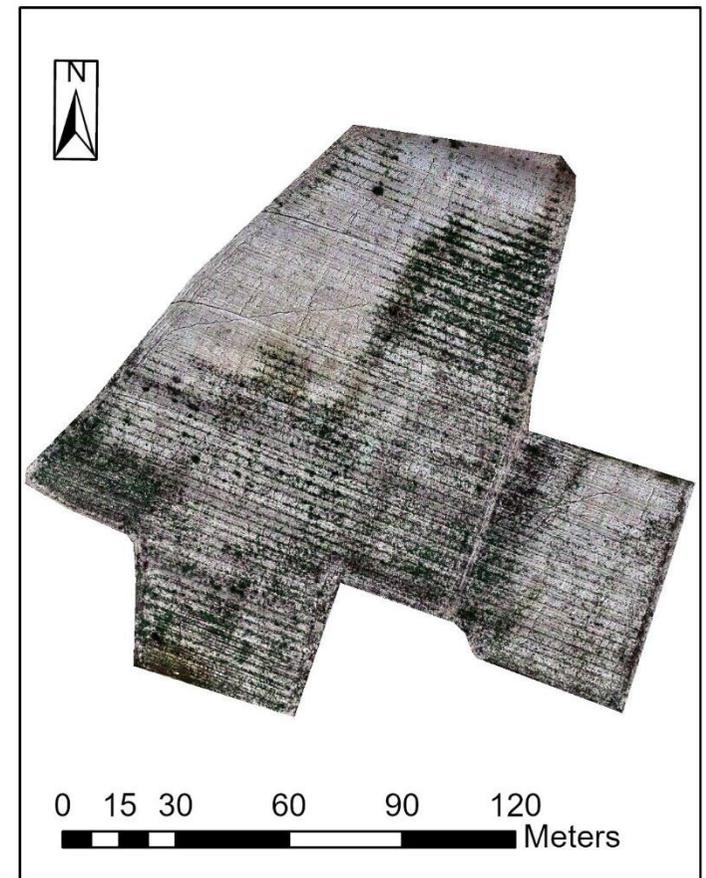
## Classificazione SVM object based

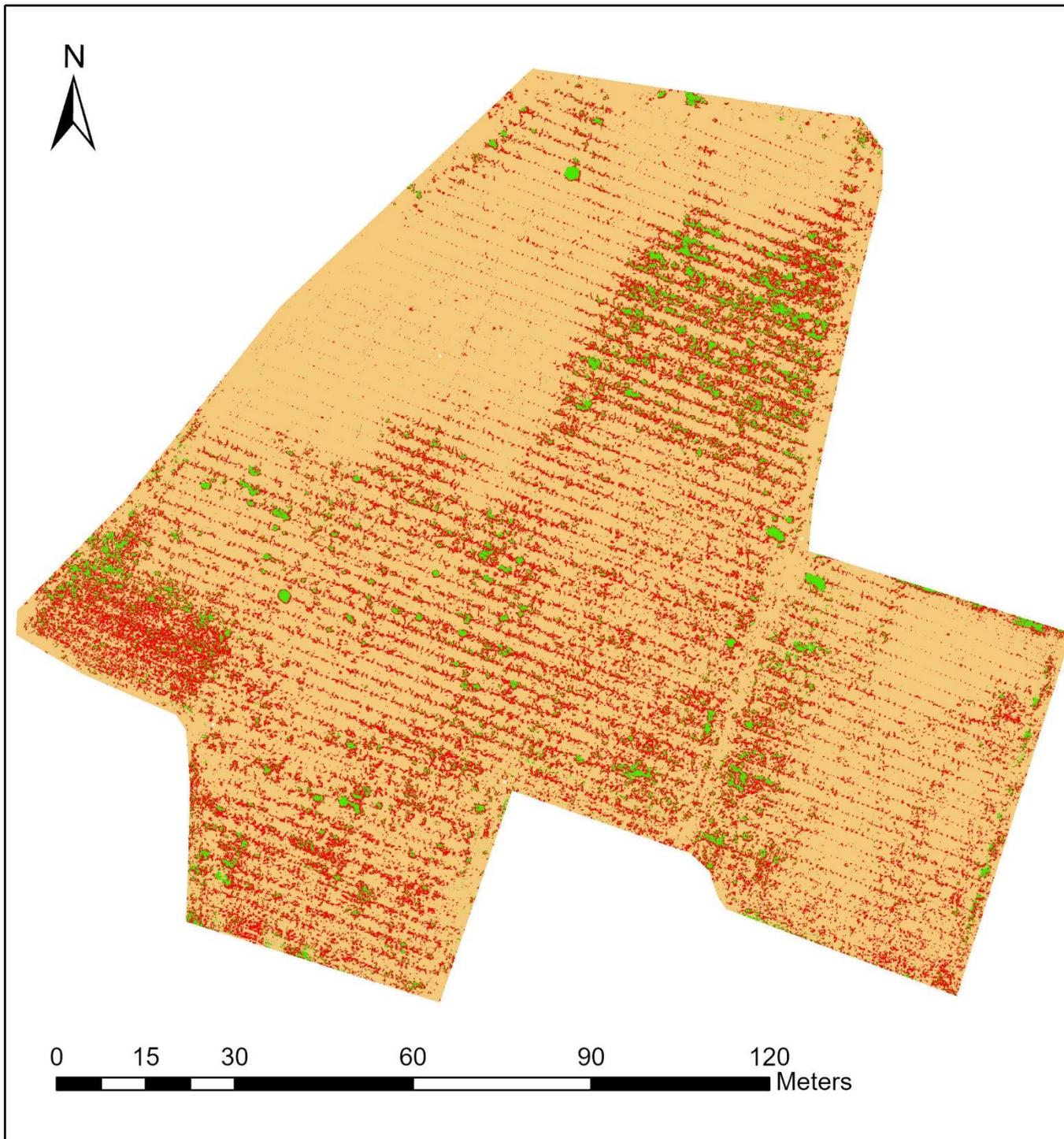
Campioni per classe: 2000  
 Dett. spettrale: 20  
 Dett. spaziale: 10  
 Segmento min: 10

scala 1 : 1 000

 Terra  
 Erba  
 Vite

Composite:  
 Phantom, Termico





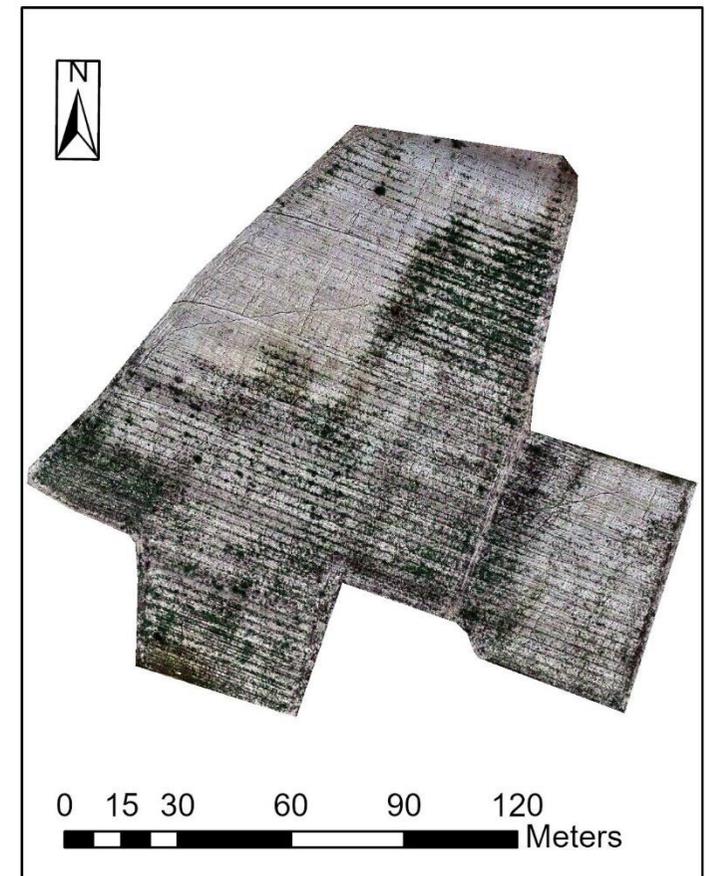
## Classificazione RT object based

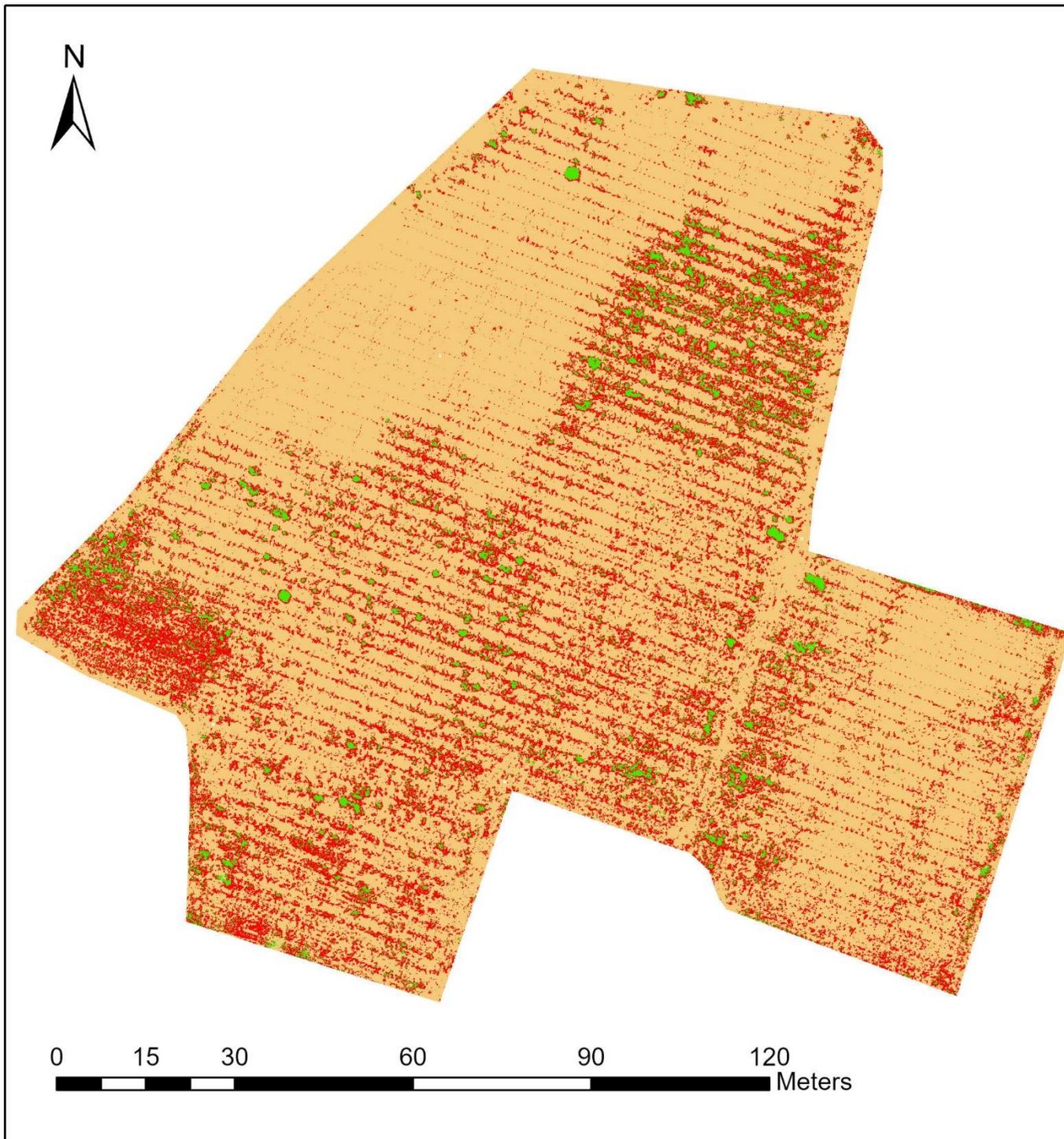
Campioni per classe:    Dett. spettrale: 20  
 2000                      Dett. spaziale: 10  
 Numero alberi: 50      Segmento min: 10  
 Profondità albero: 30

scala 1 : 1 000

 Terra  
 Erba  
 Vite

Composite:  
 Phantom, Termico,  
 Indici





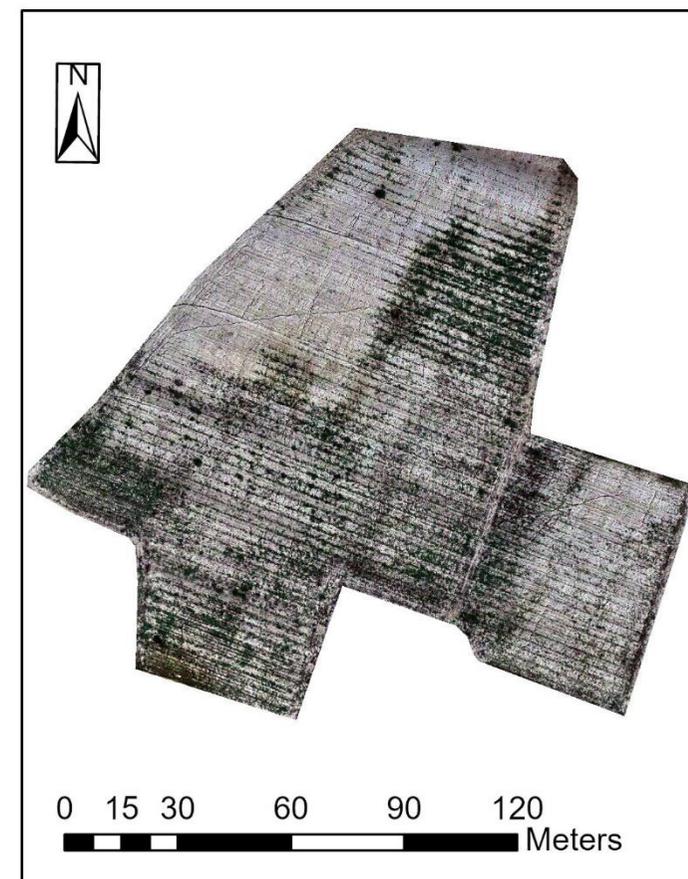
## Classificazione RT object based

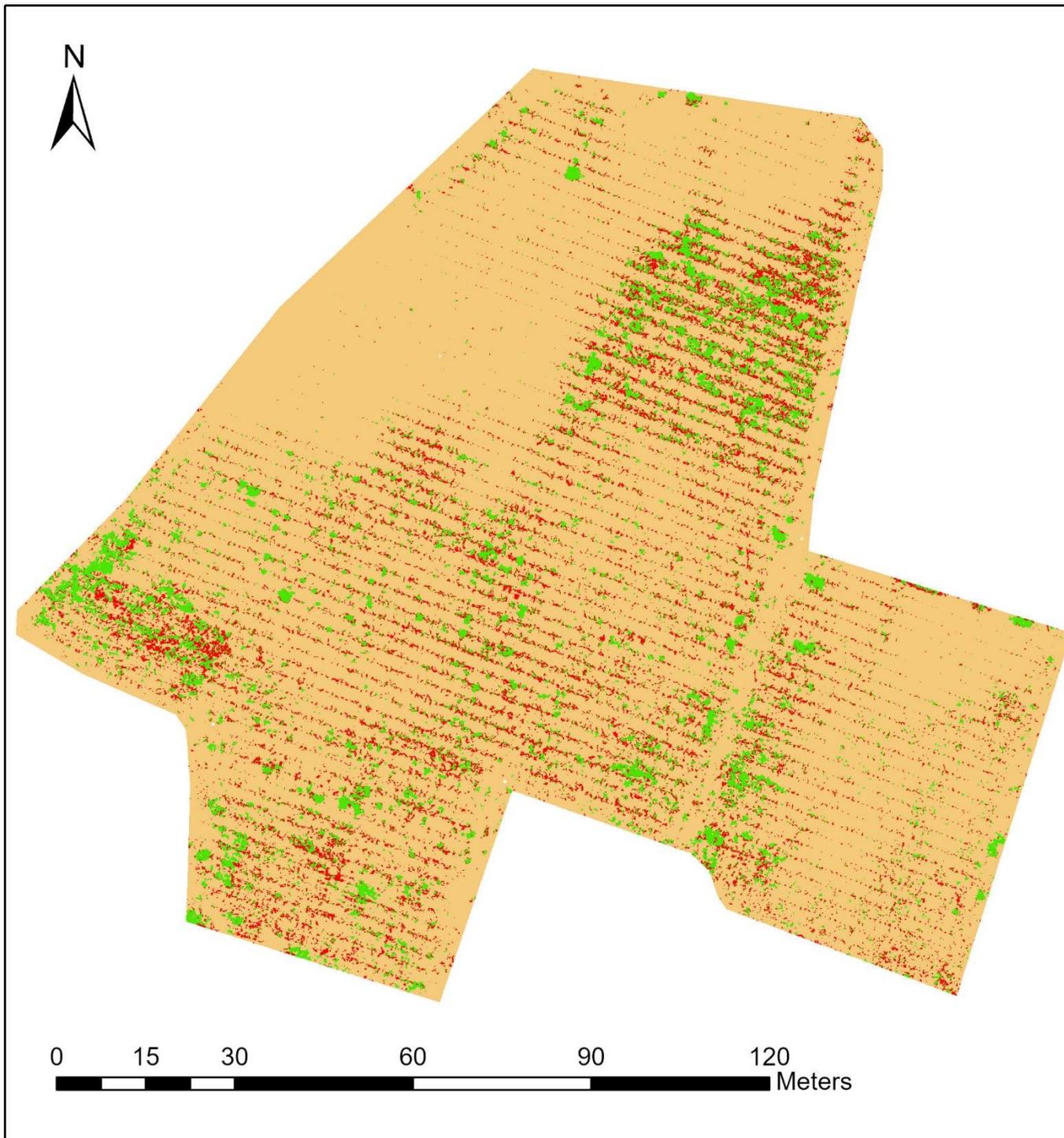
Campioni per classe:    Dett. spettrale: 20  
 2000                      Dett. spaziale: 1  
 Numero alberi: 50      Segmento min: 10  
 Profondità albero: 30

scala 1 : 1 000

 Terra  
 Erba  
 Vite

Composite:  
 Phantom, Termico,  
 Indici





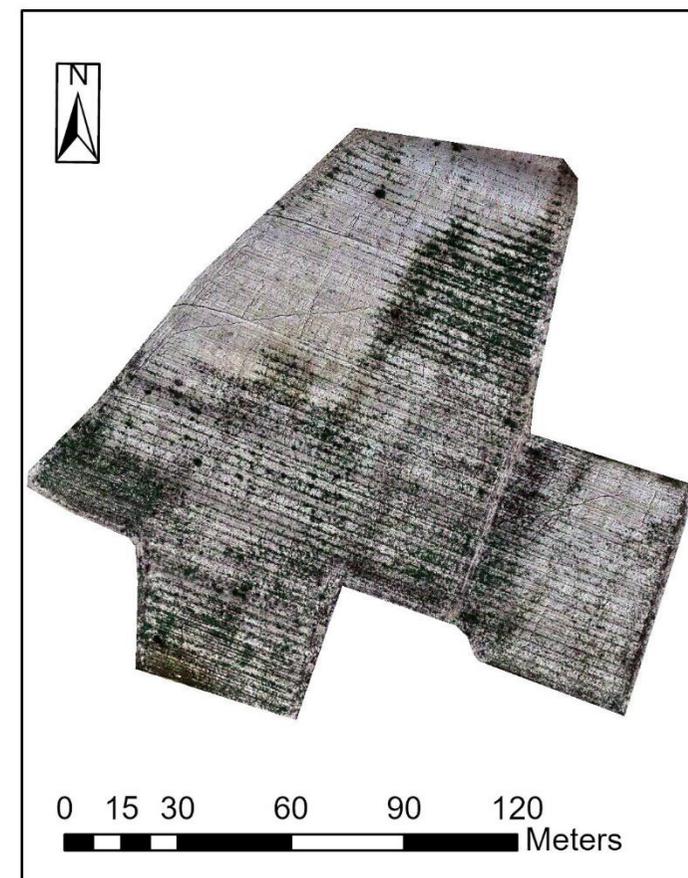
## Classificazione RT object based

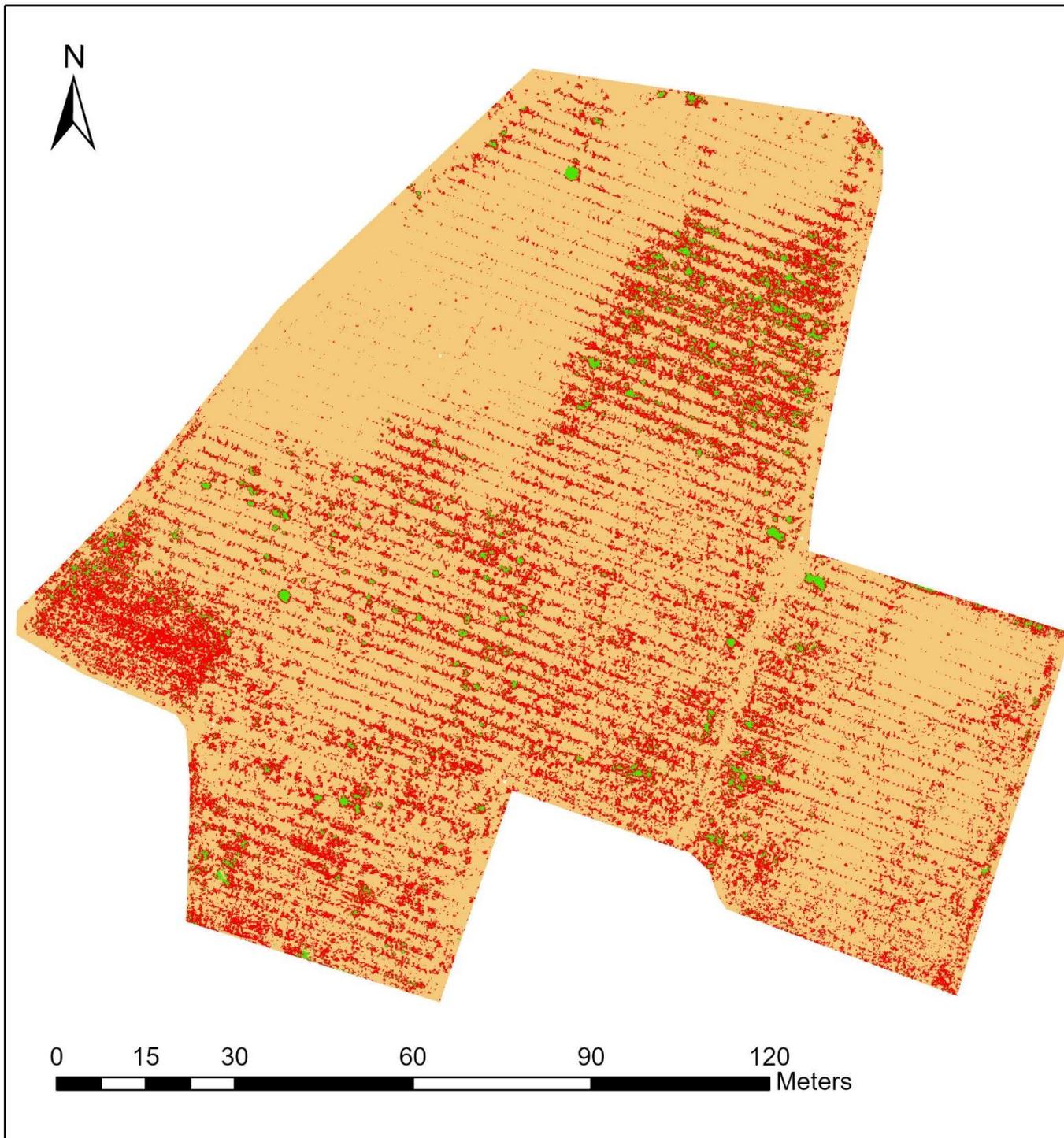
Campioni per classe:    Dett. spettrale: 10  
 2000                      Dett. spaziale: 20  
 Numero alberi: 50      Segmento min: 10  
 Profondità albero: 30

scala 1 : 1 000

 Terra  
 Erba  
 Vite

Composite:  
 Phantom, Termico,  
 Indici





## Classificazione RT object based

Campioni per classe:    Dett. spettrale: 20  
 2000                      Dett. spaziale: 10  
 Numero alberi: 50      Segmento min: 20  
 Profondità albero: 30

scala 1 : 1 000

 Terra  
 Erba  
 Vite

Composite:  
 Phantom, Termico,  
 Indici

