

POLITECNICO DI TORINO



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

USO DI IMMAGINI IPERSPETTRALI PER L'AGRICOLTURA DI PRECISIONE

Relatore

Andrea Maria Lingua

Candidato

Francesca Parizia

Marzo 2021

*A mio fratello Marco,
sempre al mio fianco*

ABSTRACT

Nel campo dell'agricoltura di precisione, ambito multidisciplinare di indagine del suolo e dei tessuti vegetali, l'acquisizione di immagini iperspettrali rende possibili una varietà di approcci al territorio in esame, promuovendone un'indagine puntuale e non generalizzata.

Qualora la camera iperspettrale venga impiegata direttamente a terra, il dato da essa prodotto può essere utilizzato al fine di stimare anticipatamente la produzione del sistema: è questo il caso del lavoro di tesi presentato, volto all'elaborazione e interpretazione delle immagini ottenute in un vigneto dell'Astigiano, proprietà dell'azienda agricola 'Brevi Pendii'.

La camera iperspettrale Rikola, sviluppata dal VTT Technical Research Centre of Finland e prodotta da Senop, consente l'acquisizione di immagini in novantasette bande spettrali, appartenenti alla porzione di spettro elettromagnetico compresa tra il visibile e l'infrarosso vicino.

In fase di pre-processamento, la correzione delle immagini grezze viene attuata attraverso la calibrazione geometrica e radiometrica: le immagini così calibrate vengono sottoposte a classificazione, dal cui processo si ottengono le mappe tematiche, distinte sulla base dell'intelligenza artificiale impiegata.

Parallelamente, il modello tridimensionale di una porzione di filare è generato a partire da fotografie prodotte con dispositivo cellulare: l'isolamento dei grappoli in esso contenuti è propedeutico alla valutazione dei loro volumi e, conseguentemente, della produzione di tale porzione del vigneto; è inoltre individuata una legge per la stima del volume del grappolo in funzione di tre grandezze rappresentative.

In conclusione, un possibile automatismo di quanto esposto prevederebbe l'acquisizione delle immagini iperspettrali tramite fissaggio della camera su di una piattaforma robotica: essa, muovendosi tra i filari, eseguirebbe delle catture con visione a tutto campo.

Le immagini prodotte, una volta calibrate e classificate, verrebbero direttamente utilizzate per la generazione del modello tridimensionale dell'intero vigneto, fondamentale per l'individuazione dei grappoli e la conseguente valutazione della produzione del sistema.

INDICE

1. Introduzione.....	1
2. Il Telerilevamento	3
2.1 Spettro Elettromagnetico	3
2.2 Sensori.....	5
2.3 Immagini Telerilevate	7
2.4 Sensori Multispettrali e Iperspettrali.....	10
2.5 Telerilevamento e Agricoltura di Precisione.....	11
3. Camera Iperspettrale e Calibrazione Geometrica	13
3.1 Camera Iperspettrale Rikola	13
3.2 Parametri di Orientamento Interno	15
3.3 Calibrazione Geometrica nell’Ambiente MATLAB	16
4. Caso Studio: Analisi in un Vigneto.....	29
4.1 Acquisizione delle Immagini	30
5. Calibrazione Radiometrica	33
5.1 Digital Number, Radianza e Riflettanza	33
5.2 Calibrazione Radiometrica con Software ENVI	35
5.3 Rette di Interpolazione nell’Ambiente MATLAB	45

6. Classificazione delle Immagini.....	47
6.1 ENVI: Spectral Angle Mapper	48
6.2 ArcGIS Pro: Support Vector Machine e Random Trees.....	54
7. Modellazione 3D: Valutazione Volumetrica dei Grappoli	69
7.1 Modello Tridimensionale in Agisoft Metashape.....	69
7.2 Analisi Volumetrica dei Grappoli in CloudCompare.....	72
7.3 Individuazione della Legge per il Volume	77
8. Conclusioni.....	87
Fonti Bibliografiche e Sitografia	89
APPENDICE 1 - Codici MATLAB	93
1.1 Calibrazione Geometrica	93
1.2 Calibrazione Radiometrica.....	107
1.3 Modellazione 3D: Legge dei Volumi	109
APPENDICE 2 - Immagini Distorte e Non Distorte, Calibrazione Geometrica.....	115
APPENDICE 3 - Materiale e Risultati della Calibrazione Radiometrica	125
3.1 Immagini del Vigneto e Firme Spettrali	126
3.2 Rette di Interpolazione.....	142
APPENDICE 4 - Matrici di Confusione	155
APPENDICE 5 - Grappoli e Volumi.....	167
5.1 Fotografie per Modello 3D	167
5.2 Angolo del Grappolo, Rette di Interpolazione	171
Ringraziamenti.....	175

1. INTRODUZIONE

Il presente lavoro di tesi si inserisce in un contesto di agricoltura di precisione, grazie alla quale è promossa un'indagine puntuale del territorio, finalizzata al miglioramento gestionale della risorsa.

In particolare, è qui proposta l'elaborazione e interpretazione di immagini iperspettrali, acquisite in un vigneto dell'Astigiano, al fine di stimarne, in una sua porzione, la produzione.

Il capitolo '2. Il Telerilevamento', contiene richiami teorici a tale disciplina, fondamento di quanto svolto, e un breve accenno alle possibili applicazioni in ambito agricolo.

A introduzione delle procedure svolte in tale progetto, il successivo capitolo '3. Camera Iperspettrale e Calibrazione Geometrica' presenta nel dettaglio la camera Rikola, impiegata per l'acquisizione delle immagini, e la prima importante fase di pre-elaborazione, atta all'eliminazione del fattore distorsivo in esse contenuto: tale correzione è svolta su immagini fornite dal DIATI, esterne al caso studio in esame. Con il successivo capitolo '4. Caso Studio: Analisi in un Vigneto', si fornisce invece una descrizione dettagliata dell'acquisizione delle immagini in campo, avvenuta in data 15 settembre 2020.

Il capitolo '5. Calibrazione Radiometrica' analizza la seconda fase fondamentale di pre-elaborazione delle immagini, con la correzione del dato in esse contenuto; il processamento delle immagini corrette, operato tramite differenti intelligenze artificiali, è invece descritto nel capitolo '6. Classificazione delle Immagini'.

Parallelamente, la creazione di un modello tridimensionale di una porzione di vigneto è illustrata nel capitolo '7. Modellazione 3D: Valutazione Volumetrica dei Grappoli', preliminare alla stima della produzione e individuazione di una legge per il rapido calcolo del volume del grappolo.

Infine, quanto realizzato è analizzato nel capitolo '8. Conclusione', in aggiunta alla descrizione di un possibile automatismo del lavoro svolto.

Materiale aggiuntivo prodotto, necessario per una piena comprensione del lavoro svolto, è riportato in Appendice.

Per la produzione di tale lavoro di tesi si è reso necessario l'utilizzo di molteplici *software*: MATLAB, ENVI, ArcGIS Pro, Agisoft Metashape e CloudCompare.

2. IL TELERILEVAMENTO

L'esigenza dell'uomo di conoscere il territorio circostante, raggiungendo livelli di dettaglio sempre più elevati, si è tradotta nel tempo nell'applicazione di differenti discipline, i cui scopi comuni risultano essere lo studio e la rappresentazione della superficie della Terra (Boccardo, 2019): tra queste, una delle più recenti consta nel Telerilevamento, nota in inglese come Remote Sensing.

Tale scienza è nata in corrispondenza dello sviluppo tecnologico dei primi decenni del '900: il nome deriva dall'unione della parola di origine greca "tele", significante lontano, e "rilevamento", ossia osservazione qualitativa e quantitativa (Morigi, isprambiente.gov.it).

Essa permette l'acquisizione di informazioni relative a sistemi posti a distanza, privandosi perciò del contatto diretto con l'elemento analizzato. Alla base di tale tecnologia, infatti, vi è la valutazione dell'energia elettromagnetica interagente con la superficie di analisi: un breve richiamo a tale concetto è inserito nel paragrafo a venire.

2.1 SPETTRO ELETTRIMAGNETICO

L'energia elettromagnetica è definita come un'onda armonica in grado di propagarsi nello spazio, caratterizzata da due differenti campi di forza, il campo elettrico E e il campo magnetico B , posti ortogonalmente tra di loro: una rappresentazione è riportata in Figura 2.1.

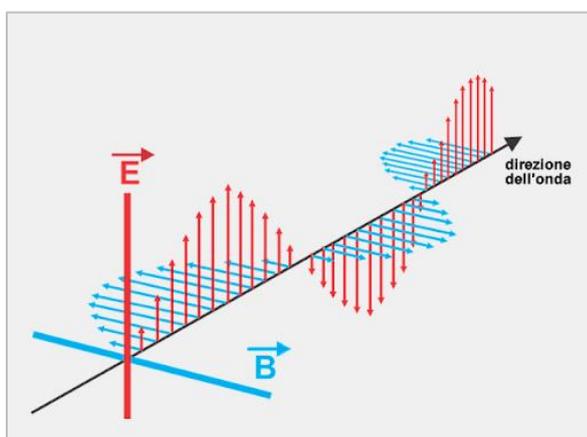


Figura 2.1: Onda elettromagnetica (andreaminini.org)

Per una completa descrizione dell'onda elettromagnetica vengono allora utilizzati tre parametri: la lunghezza d'onda λ , la frequenza ν e l'ampiezza A .

La lunghezza d'onda è la distanza tra due picchi consecutivi, in questo campo molto spesso misurata in micrometri (μm), mentre la frequenza corrisponde al numero di picchi passanti per un medesimo punto in un certo intervallo di tempo, ed è espressa generalmente in hertz (Hz); infine, l'ampiezza equivale all'altezza del picco dell'onda, perciò pari al contenuto energetico: a questo riguardo si parla di irradianza, misurata in Wm^{-2} .

Dal prodotto della lunghezza d'onda e della frequenza si ottiene inoltre la velocità di propagazione dell'onda, espressa in ms^{-1} ; essa è pari a 300000 kms^{-1} per la luce visibile e nel vuoto.

Dalla distribuzione continua dell'energia elettromagnetica in funzione della lunghezza d'onda (o della frequenza) si ottiene lo spettro elettromagnetico, il quale è infinito e continuo: una sua schematizzazione è riportata in Figura 2.2.

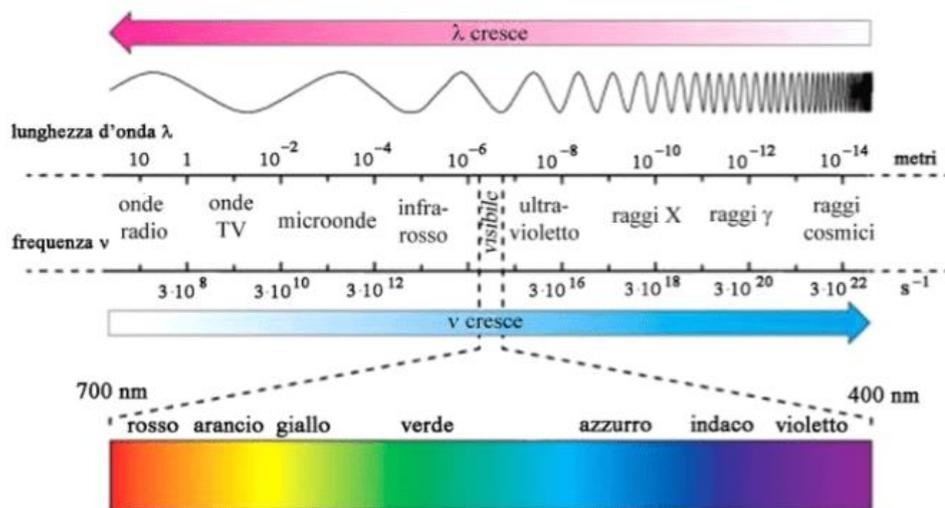


Figura 2.2: Spettro elettromagnetico (ibseedintorni.com)

L'energia trasportata dalla radiazione è quindi dipendente da tali grandezze: all'aumentare della lunghezza d'onda vi è una riduzione della frequenza, e quindi una diminuzione del contenuto energetico.

Le due caratteristiche di infinità e continuità risultano inoltre essere un problema nel settore del telerilevamento: la prima viene superata definendo un limite fisico di operatività degli strumenti, i quali non operano oltre le microonde, mentre la seconda è risolta tramite ripartizione dello spettro nelle cosiddette bande spettrali, associate a precisi intervalli di lunghezza d'onda (Boccardo, 2019).

In particolare, la parte dello spettro con lunghezza d'onda variabile tra $0.2 \mu\text{m}$ e circa $20 \mu\text{m}$ è definita finestra ottica, ripartita nelle bande spettrali inserite in Tabella 2.1; essa riguarda la parte dello spettro la cui energia è emessa o riflessa naturalmente dalle superfici, e non attivata in maniera artificiale.

Ciò avviene nella finestra radar, qui non ripartita in bande, ma di cui basti conoscere i limiti inferiore e superiore di lunghezza d'onda, rispettivamente pari a 0.2 cm e 100 cm (Boccardo, 2019).

Tabella 2.1: Bande spettrali della finestra ottica (Boccardo, 2019)

Banda	Lunghezze d'onda (μm)
<i>Ultravioletto (UV)</i>	0.2 - 0.4
<i>Visibile (VIS)</i>	0.4 - 0.7
Blu	0.4 - 0.5
Verde	0.5 - 0.6
Rosso	0.6 - 0.7
<i>Infrarosso</i>	0.7 - 12.5
Infrarosso vicino (NIR)	0.7 - 1.2
Infrarosso medio (MIR)	1.2 - 6
Infrarosso termico (TIR)	6 - 12.5

Fornite queste nozioni generali, il telerilevamento si basa allora sul principio secondo il quale, data una radiazione elettromagnetica interagente con una superficie, essa è ripartita in tre possibili componenti: il flusso riflesso, il flusso trasmesso e quello assorbito. L'uso di particolari sensori permette di quantificare la risposta della superficie stessa a tale energia incidente.

2.2 SENSORI

La prima fase di applicazione di tale disciplina consiste nel rilevamento dei dati, seguita dalla loro elaborazione e interpretazione: i sensori sono i dispositivi utilizzati per la registrazione dell'energia elettromagnetica proveniente dal sistema in analisi, poi convertita nell'informazione voluta tramite le differenti parti strutturali presenti al suo interno (Boccardo, 2019).

Inizialmente, infatti, una parte ottica è in grado di convogliare la potenza incidente su di un rivelatore, detto anche *detector*, il quale esegue la conversione in dato, ad esempio sotto forma di tensione elettrica o effetto fotochimico, poi passato a un elemento di registrazione; le bande spettrali di lavoro del sensore sono definite da alcuni filtri spettrali (Boccardo, 2019).

A seconda della provenienza dell'energia elettromagnetica analizzata, è importante distinguere due principali categorie di sensori, passivi e attivi, descritti di seguito:

- sensori passivi: misurano la radiazione emessa dalla superficie o riflessa a partire da sorgenti naturali, come il Sole, che costituisce il maggiore illuminante naturale;
- sensori attivi: sono essi stessi la sorgente di energia elettromagnetica incidente sulla superficie, di cui valutano la componente di ritorno riflessa.

Uno schema esemplificativo delle due tipologie di sensori è riportato in Figura 2.3.



Figura 2.3: Telerilevamento da sensori passivi ed attivi (Campos-Taberner, 2017)

Osservando la Figura 2.3, ciò che si può facilmente notare è la posizione del sensore rispetto al punto di analisi: la ripresa dei dati, infatti, viene spesso eseguita dall'alto, tramite satellite o aereo; tuttavia, non mancano episodi di applicazione da terra. La scala di analisi dipenderà fortemente da tale distanza tra sensore e sistema.

Inoltre, i sensori applicati nel telerilevamento si differenziano tra loro non solo per la loro posizione relativa rispetto al terreno, quanto anche per quattro fattori da cui dipendono direttamente le misurazioni eseguite; essi sono (Boccardo, 2019):

- tempo di integrazione Δt : tempo necessario per catturare una quantità finita di radiazione elettromagnetica;
- area ΔA : porzione di superficie inquadrata dal sensore;
- apertura del sensore $\Delta \omega$: angolo solido entro il quale viene catturata la radiazione;
- banda spettrale $\Delta \lambda$: intervallo di lunghezze d'onda di funzionamento del sensore.

Per tutte e quattro le grandezze radiometriche, un loro incremento equivale a un aumento della radiazione elettromagnetica raccolta. Esse sono inoltre strettamente correlate al concetto di risoluzione, legata alla capacità del sensore di raggiungere determinati livelli di dettaglio spaziale, temporale, spettrale e radiometrico.

Partendo dalla risoluzione spaziale, detta anche risoluzione geometrica, esprime la densità di *pixel*, descritti nel paragrafo successivo, impiegati a rappresentazione dell'unità di lunghezza: essa dipende dalla parte ottica del sensore, richiedendo a sua volta l'introduzione del contrasto, caratteristica in grado di permettere la distinzione di due oggetti differenti, anche qualora le loro dimensioni siano inferiori a quelle minime rilevabili dal sensore (Boccardo, 2019).

La risoluzione temporale rappresenta invece il numero di acquisizioni, di una medesima superficie, in un dato intervallo di tempo, mentre quella spettrale è connessa al numero di bande in cui è suddiviso l'intervallo di sensibilità dell'apparecchio, dipendente dai filtri spettrali (Boccardo, 2019).

Infine, la risoluzione radiometrica, dipendente dalle caratteristiche del *detector*, consiste nel numero di livelli di grigio utilizzati nella rappresentazione della scena e ovviamente, all'aumentare di tali livelli, aumenta il contenuto informativo dell'immagine stessa (Boccardo, 2019); essi vengono trattati con maggior dettaglio nel Paragrafo 2.3.

Per quanto analizzati singolarmente, è importante notare come alti valori di tutti i tipi di risoluzione non possano coesistere in un medesimo sensore: tendenzialmente, infatti, a un'alta risoluzione spettrale o geometrica non può che corrispondere una bassa risoluzione temporale, così come a un'alta risoluzione radiometrica corrisponde non solo una bassa risoluzione geometrica, ma anche una minore risoluzione spettrale (Boccardo, 2019). Un adeguato compromesso dipenderà allora dallo scopo dell'analisi.

Sulla base dei concetti visti, è possibile analizzare nel dettaglio il prodotto della fase di acquisizione: esso consiste in un'immagine, detta telerilevata.

2.3 IMMAGINI TELERILEVATE

Fino ad ora si è parlato in termini generali di radiazione incidente sul sensore: tale contenuto energetico, tuttavia, deve essere più correttamente sostituito dalla radianza (L), la quale rappresenta il flusso radiante per unità di superficie e angolo solido, misurato su un piano normale a una direzione fissata; tale quantità è indicata in Figura 2.4:

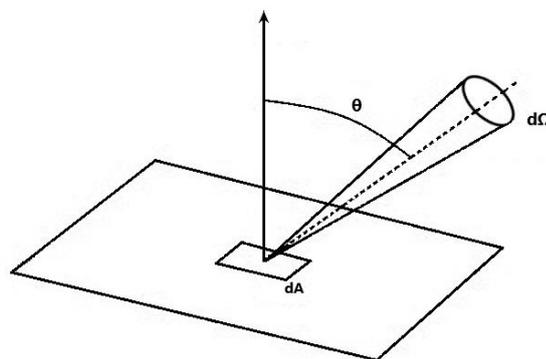


Figura 2.4: Radianza (image.slidesharecdn.com)

In termini matematici, essa è data dalla seguente legge (cfr. Formula 2.1), dove θ rappresenta l'angolo compreso tra la direzione di osservazione e la normale alla superficie A , mentre ω rappresenta l'angolo solido, in figura indicato come Ω .

$$L = \frac{d\left(\frac{d\Phi}{dA\cos\theta}\right)}{d\omega} = \frac{d^2\Phi}{dA\cos\theta d\omega} \quad [\text{Wm}^{-2}\text{sr}^{-1}] \quad (2.1)$$

Tale radianza, come accennato nel paragrafo precedente, viene rilevata dal sensore e convertita in dato tramite il *detector*: a sua volta, per facilità di memorizzazione, questo segnale viene trasformato in un valore numerico, corrispondente a un livello di grigio.

Svolgendo quest'analisi per ciascuna porzione di terreno osservata dal sensore, si arriva alla generazione dell'immagine telerilevata: essa consiste infatti di una matrice di celle, chiamate *pixel*, contenenti ciascuna di esse un livello di grigio, e le cui dimensioni dipendono dalla risoluzione spaziale.

La posizione della cella dipende da due variabili spaziali rappresentanti le coordinate del punto in esame all'interno dell'intera superficie analizzata, mentre i possibili livelli di grigio, rappresentativi della risoluzione radiometrica, sono funzione del numero di bit (Q) imposti per la codifica: essi sono dati dalla potenza Q -esima di 2, e perciò variano nell'intervallo compreso tra 0 e $2^Q - 1$ (Boccardo, 2019).

Tali livelli di grigio, funzione della radianza, sono anche noti con il nome di *Digital Number* (DN) o *Pixel Value* (PV); in Figura 2.5 un esempio di immagine digitale.

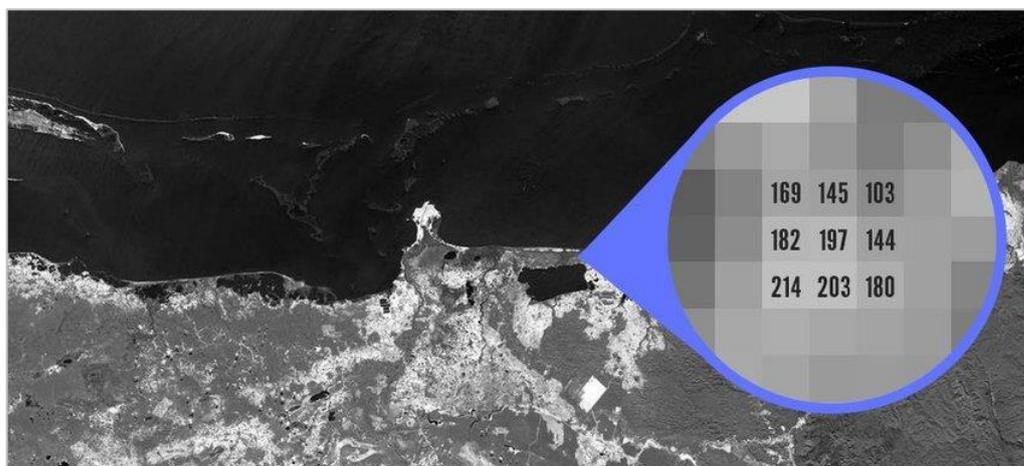


Figura 2.5: Immagine telerilevata, matrice di *pixel* e DN (Vaccaro, 2017)

Fissata una certa superficie di analisi, il sensore è anche in grado di ottenere differenti immagini, e quindi matrici di DN, in funzione della lunghezza d'onda: l'immagine finale sarà allora un'immagine multispettrale, caratterizzata da tante matrici sovrapposte quante sono le bande spettrali di competenza del sensore.

Per ciascun *pixel* si avrà perciò non un singolo DN, ma un vettore, contenente tutti i livelli di grigio a esso associati nelle singole bande spettrali: la lunghezza di tale vettore non potrà che dipendere dalla risoluzione spettrale, in quanto pari al numero delle bande stesse.

Come detto in precedenza, il telerilevamento si basa però non solo sull'acquisizione del dato, ma anche su due fasi successive di elaborazione e interpretazione.

Ottenute le immagini digitali, come si vedrà con maggior dettaglio nei capitoli successivi, queste richiederanno infatti delle correzioni, sia di tipo geometrico che di tipo radiometrico.

Sinteticamente, la correzione geometrica permette l'eliminazione di errori causati dalla curvatura della Terra e il movimento relativo tra essa e il sensore; discrepanze ovviamente presenti nel caso di sensori posti su satelliti o aerei, e non qualora venga eseguita un'analisi da terra. In tal caso, infatti, la calibrazione geometrica mira maggiormente a eliminare eventuali deformazioni tra le singole immagini di un'immagine multibanda, dovute alle distorsioni generate dalla camera.

La correzione radiometrica prevede invece il passaggio dal valore di radianza a quello di una nuova grandezza, definita come riflettività, o riflettanza, al fine di eliminare possibili influenze esterne, generalmente associabili all'illuminazione o agli effetti atmosferici.

Tale riflettività, indicata come ρ , è data dal rapporto tra il flusso riflesso dalla superficie e quello incidente su di essa, e assume perciò un valore compreso tra zero e uno, o tra zero e cento qualora venga valutata in termini percentuali.

Perciò, eseguendo la correzione radiometrica sull'immagine multispettrale, il vettore contenente i DN di ciascun *pixel* si converte in un vettore di riflettività, in cui ogni valore rimane associato a una singola banda spettrale.

La rappresentazione grafica della variabilità di riflettività in funzione della lunghezza d'onda, dato un *pixel* o un'area omogenea, viene definita firma spettrale.

Un esempio è riportato in Figura 2.6: essa contiene in realtà molteplici firme spettrali, dovute a differenti tipologie di superfici.

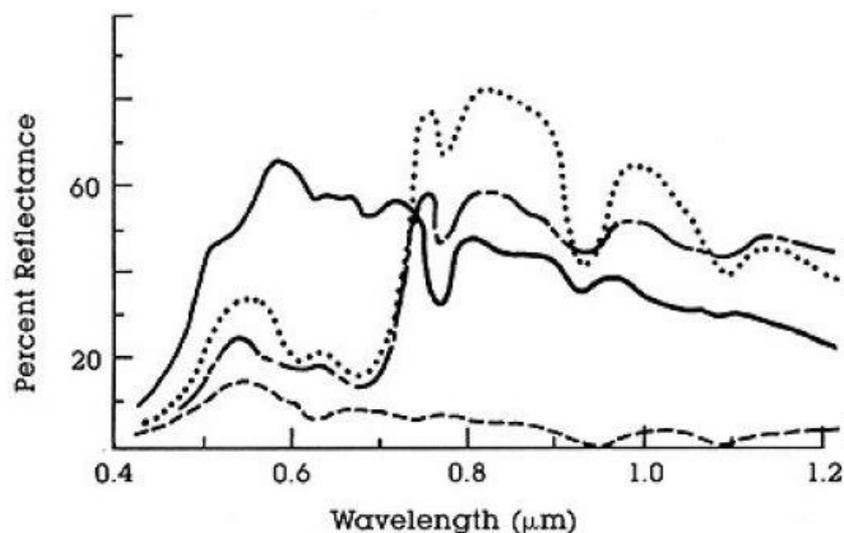


Figura 2.6: Firme spettrali (semiautomaticclassificationmanualv5.readthedocs.io)

Poiché la firma spettrale rappresenta la variazione di riflettività rispetto alla lunghezza d'onda, una maggiore risoluzione spettrale del sensore, e quindi un maggior numero di bande spettrali di analisi, fornisce un'informazione tanto più precisa e continua.

In ciò si distinguono i sensori iperspettrali da quelli multispettrali.

2.4 SENSORI MULTISPETTRALI E IPERSPETTRALI

I sensori multispettrali e iperspettrali si differenziano nel numero di bande di acquisizione e nella loro ampiezza: i primi assumono informazioni generalmente in un numero di bande variabile tra tre e dieci, mentre i secondi sono in grado di catturare immagini anche in un centinaio di bande spettrali (www.imagesspa.it).

Per quanto riguarda i sensori multispettrali, essi presentano quasi sempre le tre bande del visibile, corrispondenti al rosso, verde, e blu, a cui possono eventualmente aggiungere bande dell'ultravioletto o dell'infrarosso vicino; tali bande presentano allora ampiezze di un centinaio di nanometri.

Le bande dei sensori iperspettrali invece, essendo così numerose, risultano molto più sottili, con ampiezze dell'ordine di qualche decina di nanometri (www.imagesspa.it).

La differenza tra queste due tipologie di camere è facilmente osservabile in Figura 2.7: l'informazione ottenuta dal sensore iperspettrale assume un comportamento assimilabile al continuo, e perciò permettendo la generazione di una vera e propria firma spettrale, differente dal sensore multispettrale, discreto e meno adeguato alla generazione di una curva.

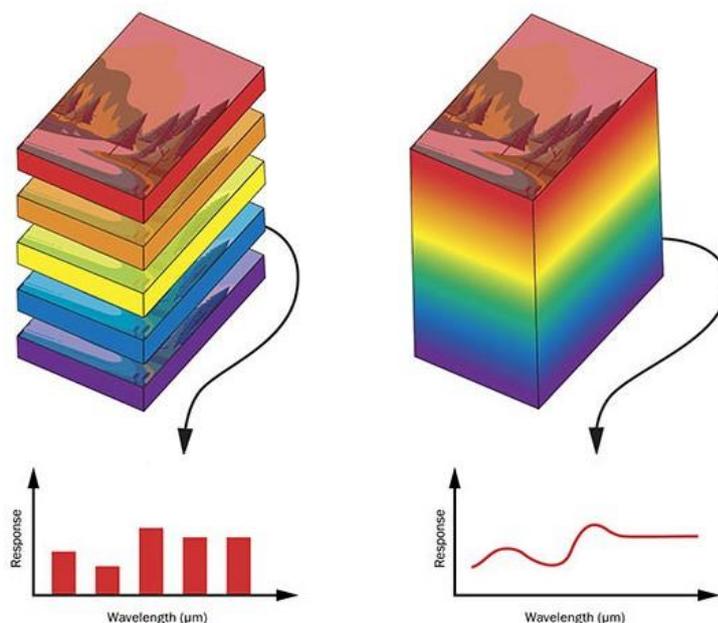


Figura 2.7: Sensori multispettrali e iperspettrali a confronto (photonics.com)

2.5 TELERILEVAMENTO E AGRICOLTURA DI PRECISIONE

Passando alle applicazioni del telerilevamento, una di esse consiste nell'agricoltura di precisione: in tale pratica, il materiale oggetto del rilievo è costituito dal suolo e dai tessuti vegetali delle colture agrarie (dipartimenti.unicatt.it), e il suo obiettivo principale prevede la valutazione della variabilità, nel tempo e nello spazio, dei fattori che influiscono sul processo produttivo agricolo, per migliorare l'efficienza degli *input* nella gestione dinamica del processo (Casa et al., 2016).

Il monitoraggio territoriale e la classificazione delle colture, la valutazione di parametri di qualità ambientale e dello stato di salute della vegetazione, così come la stima anticipata della resa e della produttività, sono allora alcuni degli approcci attuabili in tale campo.

L'analisi iperspettrale va a supporto di tale tecnica in quanto, dall'acquisizione ed elaborazione di immagini digitali, è possibile generare le firme spettrali degli elementi di interesse, classificando il territorio e definendo indici spettrali utili per indagare le caratteristiche fisiologiche delle colture, oltre che una loro variabilità spaziale e temporale (Cenedese et al., 2009, Borgogno Mondino et al., 2015).

Un'informazione digitale facilita infatti in modo rilevante il compito dell'agricoltore: facendo uso di questi strumenti, gli agricoltori sono agevolati nel ricordare e tener traccia di dati, potendoli confrontare con quelli rilevati in passato (oikosweb.com).

In Figura 2.8 un esempio puramente illustrativo di digitalizzazione del terreno.



Figura 2.8: Agricoltura di precisione (agendadigitale.eu)

L'agricoltura di precisione così descritta viene applicata sia su sistemi erbacei che sistemi arborei e, all'interno di questi ultimi, si distingue la viticoltura di precisione (Casa et al., 2016).

Molto spesso, infatti, all'interno di un medesimo vigneto si ritrovano aree contraddistinte da differenti composizione e struttura del terreno, umidità, illuminazione e microclima (agriprecisione.it), le quali richiedono un'analisi puntuale e non generalizzata.

Infine, in questo campo può anche essere eseguita una stima anticipata della produzione: è il caso di tale lavoro di tesi.

3. CAMERA IPERSPETTRALE E CALIBRAZIONE GEOMETRICA

L'acquisizione ed elaborazione di immagini iperspettrali, argomenti cardine di questa tesi, richiedono una piena conoscenza della camera impiegata: le principali caratteristiche della camera Rikola sono riportate nel presente capitolo.

Inoltre, le immagini acquisite tramite camera iperspettrale devono innanzitutto essere sottoposte a correzione geometrica: l'obiettivo della camera, infatti, produce delle distorsioni nelle immagini, deformando la forma dell'oggetto ripreso, quindi falsando l'informazione reale.

Al fine di eseguire tale calibrazione, è fondamentale valutare i parametri di orientamento interno della macchina: in seguito a un primo richiamo teorico, si analizzeranno nel dettaglio le operazioni svolte.

3.1 CAMERA IPERSPETTRALE RIKOLA

La camera iperspettrale impiegata in questo progetto è la camera Rikola (cfr. Figura 3.1), sviluppata dal VTT Technical Research Centre of Finland e prodotta da Senop: essa è uno dei dispositivi più leggeri tra quelli con un'elevata risoluzione spettrale (Aicardi et al., 2019).



Figura 3.1: Camera iperspettrale Rikola, Senop (droneprovide.com)

Essa è basata su filtri in grado di lavorare nel range spettrale compreso tra 500 nm e 900 nm, includendo due sensori: il primo sensore (definito Sensore 1), acquisisce bande nell'infrarosso vicino, tra 659.2 nm e 802.6 nm, mentre il secondo (Sensore 2) catture le bande del visibile, tra 502.8 nm e 635.1 nm (Aicardi et al., 2019).

In particolare, le immagini acquisite in questo particolare caso studio, illustrate nel capitolo successivo, contengono informazioni relative a 97 bande: la lunghezza d'onda varia tra 505.84 nm (banda 1) e 902.39 nm (banda 97), con un passo di circa 4 nm tra bande successive. La loro dimensione è di 1010 x 1010 *pixel*, con un dato in virgola mobile (*floating point*); la registrazione del dato avviene sotto forma di bande sequenziali (BSQ, *band sequential*), ossia il formato in cui i *Digital Number* di ogni banda si dispongono uno di seguito all'altro fino a completare tutti i *pixel* propri della banda (Boccardo, 2019), per poi passare alla banda successiva.

Tra le varie componenti della camera, uno dei più importanti risulta essere l'interferometro (Aicardi et al., 2019), uno strumento grazie al quale si rende possibile analizzare le onde elettromagnetiche e i loro effetti di composizione. L'interferometro presente nella camera in questione è un interferometro Fabry-Perot (FPI): esso è composto da due piastre parallele parzialmente riflettenti, poste a una distanza variabile, detta *air gap* (Aicardi et al., 2019).

Nel momento in cui la radiazione elettromagnetica colpisce le piastre, si vengono a susseguire molteplici rifrazioni e riflessioni (Aicardi et al., 2019): essa verrà infatti parzialmente riflessa dalla prima piastra, così come la componente trasmessa, proseguendo nel suo percorso all'interno del *gap*, subirà una parziale riflessione, e solo una percentuale di essa verrà trasmessa oltre la seconda piastra.

Tale fenomeno riguarderà allora tutte le componenti riflesse, le quali andranno a mano a mano a perdere parte del loro contenuto energetico.

Due condizioni limite di tale fenomeno sono le interferenze costruttive e quelle distruttive: se l'onda trasmessa dalla prima piastra e l'onda riflessa dalla seconda sono in fase, avviene la prima delle due interferenze, la quale porta alla generazione di un'onda risultante, data dalla somma delle due. Qualora le due onde siano invece in opposizione di fase, l'onda risultante è data dalla differenza delle due, comportamento tipico dell'interferenza distruttiva (cfr. Figura 3.2).

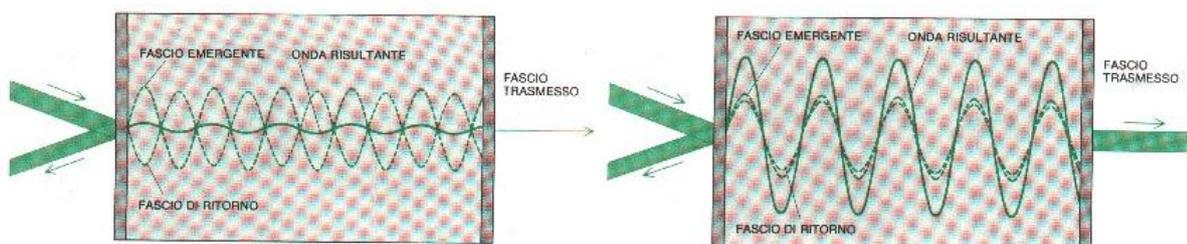


Figura 3.2: Interferenza distruttiva (sx) e costruttiva (dx) (utenti.quipo.it)

Saranno ovviamente possibili situazioni intermedie tra le due descritte (utenti.quipo.it).

Nel caso di interferenza distruttiva, l'onda all'interno del *gap* va scemando in intensità, al pari del tratto trasmesso; al contrario, nel caso di interferenza costruttiva, i fasci di andata e ritorno si rinforzano a vicenda, rendendo praticamente nulla la riflessione sul secondo specchio, così che sia possibile la trasmissione di tutto il fascio esistente all'interno della cavità (utenti.quipo.it).

Le interferenze costruttive che avvengono tra le piastre consentono allora la trasmissione di determinate lunghezze d'onda e la riflessione di altre, proprio in funzione della cavità caratterizzante l'interferometro (Aicardi et al., 2019).

In definitiva, la radiazione incidente sulla camera passa inizialmente attraverso il vano ottico e poi attraverso l'interferometro FPI, venendo così reindirizzato verso i due sensori CMOS (*Complementary Metal - Oxide - Semiconductor*) per mezzo di un prisma *beam splitter* (Aicardi et al., 2019).

La camera è inoltre dotata di un ricevitore GNSS, necessario per scopi di georeferenziazione, e di un sensore di irraggiamento in caso di aree soggette a illuminazione solare (Aicardi et al., 2019).

3.2 PARAMETRI DI ORIENTAMENTO INTERNO

In ambito fotografico, l'immagine è catturata associando a ciascun punto dell'oggetto tridimensionale un punto appartenente al cosiddetto spazio immagine della camera.

Da una prima approssimazione, pensando la fotografia come una proiezione centrale, le rette che collegano punti omologhi dello spazio reale e di quello immagine si incontrano in un unico punto, chiamato centro di prospettiva: tali rette sono i raggi proiettivi, formanti il fascio proiettivo.

La distanza tra il centro di prospettiva e il piano dello spazio immagine è detta distanza principale; la proiezione del punto su di esso genera il punto principale (dronetopoprogram.it) (cfr. Figura 3.3).

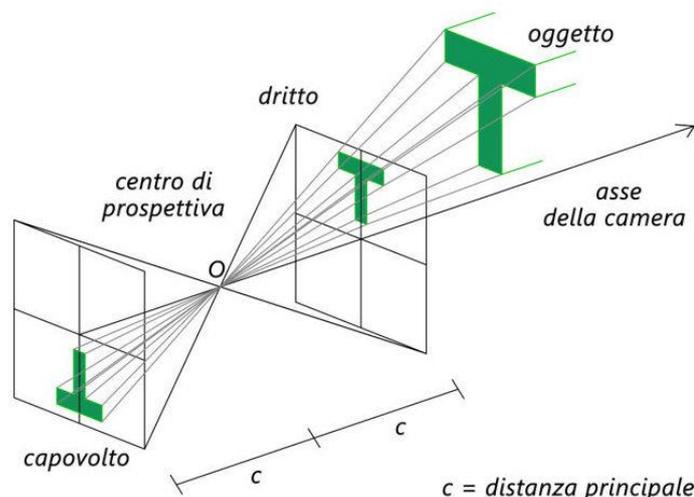


Figura 3.3: Centro di prospettiva, distanza principale e fascio proiettivo (dronetopoprogram.it)

La distanza principale, fissa per la camera, viene inoltre considerata uguale alla distanza focale del medesimo obiettivo, prescindendo dalle distorsioni (Cannarozzo et al., 2012).

L'uso di obiettivi fotografici porta però all'allontanamento dalla condizione geometrica ideale: il mancato rispetto delle condizioni ideali da parte della lente presente nell'apparecchio provoca allora una distorsione dell'immagine (dronetopoprogram.it).

È la conoscenza dei parametri propri della macchina, noti come parametri di orientamento interno, a rendere possibile la correzione geometrica delle immagini.

3.3 CALIBRAZIONE GEOMETRICA NELL'AMBIENTE MATLAB

È innanzitutto importante far notare che la calibrazione geometrica svolta in tale lavoro di tesi non ha riguardato le immagini acquisite in campo e trattate nel capitolo seguente, ma trentuno immagini risalenti a un test eseguito al DIATI (Dipartimento di Ingegneria dell'Ambiente, del Territorio e delle Infrastrutture) del Politecnico di Torino, nel Laboratorio Fotogrammetria, Geomatica e GIS, in data 4 febbraio 2019; esso è stato condotto in un ambiente chiuso in condizioni controllate di luce.

Il materiale utilizzato e l'intero paragrafo fanno perciò riferimento a (Aicardi et al., 2019).

Tale stadio del lavoro di tesi ha riguardato la valutazione dei parametri di orientamento interno della camera iperspettrale Rikola, utilizzati per correggere geometricamente le immagini fornite ed eliminarne le distorsioni presenti. Pur non eseguendo una correzione geometrica delle immagini acquisite in vigneto, data l'importanza di questa calibrazione, si vuol porre l'attenzione sulle procedure svolte, commentandone i risultati ottenuti.

Partendo dalle immagini iperspettrali utilizzate, esse hanno dimensione 1010 x 1010 *pixel* e presentano informazioni ripartite su ventiquattro bande, con lunghezza d'onda compresa tra 505.842 nm e 805.504 nm: le lunghezze d'onda di ciascuna banda sono riportate in Tabella 3.1.

Tabella 3.1: Lunghezza d'onda delle bande spettrali delle immagini calibrate

Banda 1	505.842 nm	Banda 9	601.586 nm	Banda 17	710.488 nm
Banda 2	517.860 nm	Banda 10	614.210 nm	Banda 18	722.372 nm
Banda 3	529.881 nm	Banda 11	626.177 nm	Banda 19	733.966 nm
Banda 4	541.784 nm	Banda 12	650.176 nm	Banda 20	746.211 nm
Banda 5	553.934 nm	Banda 13	661.547 nm	Banda 21	758.286 nm
Banda 6	565.806 nm	Banda 14	674.218 nm	Banda 22	781.771 nm
Banda 7	578.062 nm	Banda 15	685.593 nm	Banda 23	794.400 nm
Banda 8	589.736 nm	Banda 16	698.458 nm	Banda 24	805.504 nm

Il soggetto delle immagini consiste in un pannello di calibrazione, acquisito da differenti punti di vista: esso presenta una griglia con quadrati bianchi e neri, tutti di lato 10 cm.

Due viste di tale pannello sono presenti in Figura 3.4: si tratta rispettivamente dell'immagine 1 e dell'immagine 14, entrambe in banda 5.

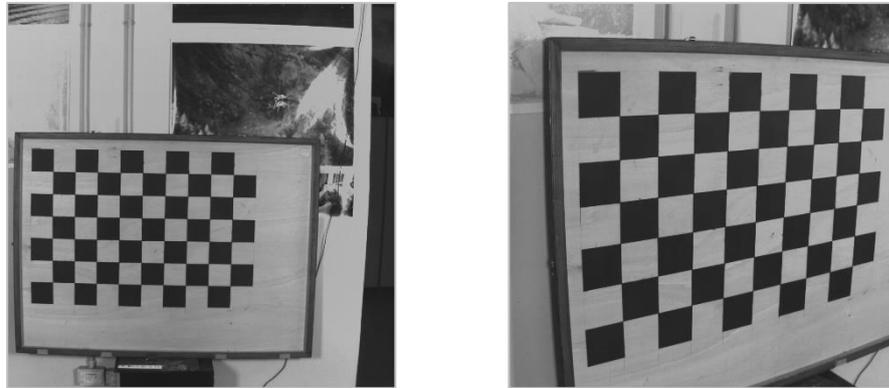


Figura 3.4: Pannello di calibrazione

La calibrazione è stata svolta applicando i seguenti passaggi (Aicardi et al., 2019):

- separazione delle singole bande di ciascuna immagine iperspettrale;
- calibrazione di ciascuna banda;
- generazione delle immagini in singola banda non distorte;
- ricostruzione di una nuova immagine iperspettrale non distorta.

Preliminarmente, le immagini iperspettrali, fornite come file .dat, sono state convertite in formato TIFF tramite l'utilizzo del *software* ENVI; tutte le fasi sopraelencate sono state invece svolte nell'ambiente MATLAB, i cui codici prodotti sono riportati in Appendice 1.1.

Dopo aver separato le singole bande di ciascuna immagine, anch'esse salvate come formato TIFF, si è passati alla calibrazione vera e propria: a tale scopo, MATLAB fornisce un'applicazione, chiamata 'Camera Calibrator', presente nel pacchetto 'Image Processing and Computer Vision', la quale esegue essa stessa la calibrazione richiedendo in *input* le immagini e i parametri da analizzare.

Da tale applicazione è possibile poi visualizzare il codice su cui essa basa la calibrazione: a partire da questo codice, è sviluppata una nuova procedura, ampliata e corretta, per soddisfare le necessità di tale lavoro.

Lavorando banda per banda, la valutazione dei parametri di orientamento interno avviene elaborando ventiquattro gruppi di immagini: ciascun gruppo contiene trentuno immagini della medesima banda, ma caratterizzate da differenti viste del pannello.

Una volta lette le immagini, il *software* ne analizza la scacchiera presente e, sulla base della dimensione nota di ciascun quadrato, ne individua i punti estremi comuni.

Per ciascuna banda si è reso così possibile calcolare i parametri voluti: dall'applicazione della funzione 'estimateCameraParameters' si ottengono non solo la lunghezza focale e le coordinate del punto principale, misurate in *pixel*, ma anche l'angolo di *skew* e i coefficienti di distorsione.

Come si osserverà successivamente, lo *skew*, insieme alla lunghezza focale e il punto principale, è parte della matrice intrinseca: tale coefficiente di inclinazione è diverso da zero qualora gli assi dell'immagine non siano perpendicolari (it.mathworks.com), rappresentativo della mancata verticalità del *pixel*.

Riguardo i coefficienti di distorsione della lente, essi si distinguono invece in tre coefficienti di distorsione radiale, indicati sotto il nome di k_1 , k_2 e k_3 , e due di distorsione tangenziale, chiamati P_1 e P_2 : la prima avviene quando i raggi si piegano nei bordi della lente più di quanto facciano nel suo centro ottico, la seconda quando la lente e il piano focale non sono paralleli (it.mathworks.com).

Più precisamente, l'obiettivo di una camera digitale non è assimilabile a una lente sottile, assunzione tipica dell'approccio teorico, ma è costituito da un sistema di lenti spesse, schematizzata tramite due piani distinti di proiezione, distanti tra loro e appartenenti rispettivamente allo spazio oggetto e a quello immagine (cfr. Figura 3.5). Conseguentemente, il centro di proiezione si sdoppia, generandone uno per ciascuno spazio precedentemente menzionato.

Per tali caratteristiche, le lenti non sono in grado di mantenere il parallelismo tra il raggio entrante e il raggio uscente, poi proiettato sul sensore: questo fenomeno provoca lo spostamento del punto immagine rispetto a quanto atteso. Tale deformazione può essere appunto scomposta in due componenti, radiale e tangenziale, di cui la prima è predominante, provocando circa il 95% dell'intera distorsione (Chiabrando et al., 2020; dronetopoprogram.it).

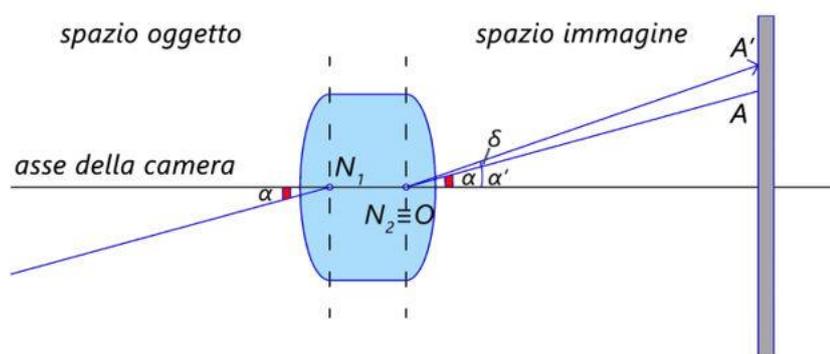


Figura 3.5: Mancato parallelismo tra il raggio entrante e il raggio uscente (dronetopoprogram.it)

La distorsione radiale consiste nella traslazione del punto immagine ideale in direzione radiale rispetto al punto principale, mentre la distorsione tangenziale ne provoca un ulteriore spostamento, pari ad un arco di circonferenza, il cui raggio è dato dalla distanza tra il punto immagine radialmente distorto e il punto principale. Esse sono facilmente distinguibili in Figura 3.6.

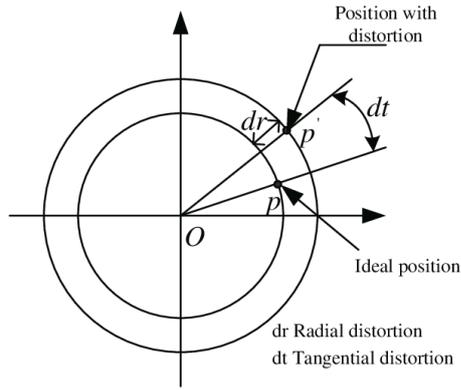


Figura 3.6: Distorsione radiale e tangenziale (Jinwen Tian et al., 2013)

Matematicamente, le distorsioni sopracitate possono essere espresse tramite il modello di Brown, facendo attenzione, in entrambi i casi, a riferirle rispetto al miglior punto di simmetria, non necessariamente coincidente con il punto principale (Chiabrando et al., 2020).

Le distorsioni radiali, tipicamente a barilotto o a cuscinetto, sono valutabili con le Formule 3.1 a, b e c:

$$r = \sqrt{(u - u_0)^2 + (v - v_0)^2} \quad (3.1a)$$

$$f_r(r) = 1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6 + \dots \quad (3.1b)$$

$$\begin{aligned} \delta_{r,u} &= (u - u_0) f_r(r) \\ \delta_{r,v} &= (v - v_0) f_r(r) \end{aligned} \quad (3.1c)$$

in cui u_0 e v_0 rappresentano le coordinate del punto di simmetria, in funzione delle quali si ottiene la distanza radiale e la relativa distorsione (f), distinguibile nelle due componenti $\delta_{r,u}$ e $\delta_{r,v}$: la distorsione è tanto più piccola tanto più si è vicini al centro; il termine lineare, in riferimento a Formula 3.1b, non è presente, in quanto corrisponderebbe ad una semplice variazione di scala del fotogramma (Chiabrando et al., 2020).

Le distorsioni tangenziali, normalmente dovute all'errato assemblaggio della lente e delle restanti componenti dell'ottica della camera (Chiabrando et al., 2020), è calcolabile come in Formula 3.2 a e b:

$$r = \sqrt{(u - u_0)^2 + (v - v_0)^2} \quad (3.2a)$$

$$\begin{aligned} \delta_{t,u} &= [P_1(r^2 + 2(u - u_0)^2 + 2P_2(u - u_0)(v - v_0))] (1 + P_3 r^2 + \dots) \\ \delta_{t,v} &= [P_2(r^2 + 2(u - u_0)^2 + 2P_1(u - u_0)(v - v_0))] (1 + P_3 r^2 + \dots) \end{aligned} \quad (3.3c)$$

Al pari della distorsione radiale, la distorsione tangenziale è funzione della distanza r dal punto di simmetria, e separabile in due componenti ortogonali. Le distorsioni sono entrambe funzione dei rispettivi coefficienti, k_1 , k_2 , k_3 e P_1 e P_2 .

La lunghezza focale e le coordinate del punto principale vengono inoltre convertite in mm, semplicemente calcolandone il prodotto con la dimensione del *pixel*, pari a 0.0055 mm.

Il dato è fornito in (Aicardi et al., 2019) e, come da tale letteratura, le coordinate del punto principale vengono nominate ϵ_0 ed η_0 .

In Tabella 3.2 si raccolgono i parametri e coefficienti ottenuti per ciascuna banda.

Tabella 3.2: Parametri e coefficienti distinti per bande spettrali

	Distanza focale (mm)	Punto principale, ϵ_0 e η_0 (mm)		Skew	k_1	k_2	k_3	P_1	P_2
Banda 1	8.757	2.621	2.870	-10.422	-0.302	0.363	-1.217	-0.00133	-0.00166
Banda 2	8.757	2.622	2.871	-10.465	-0.301	0.345	-1.163	-0.00132	-0.00167
Banda 3	8.759	2.622	2.872	-10.384	-0.303	0.348	-1.160	-0.00130	-0.00166
Banda 4	8.763	2.626	2.872	-10.374	-0.303	0.301	-0.837	-0.00132	-0.00139
Banda 5	8.761	2.625	2.872	-10.462	-0.304	0.359	-1.204	-0.00127	-0.00167
Banda 6	8.762	2.623	2.871	-10.292	-0.306	0.380	-1.327	-0.00112	-0.00159
Banda 7	8.766	2.624	2.870	-10.334	-0.304	0.318	-0.968	-0.00115	-0.00153
Banda 8	8.768	2.623	2.871	-10.317	-0.305	0.331	-1.053	-0.00110	-0.00156
Banda 9	8.770	2.622	2.872	-10.279	-0.306	0.339	-1.118	-0.00106	-0.00153
Banda 10	8.773	2.622	2.876	-10.314	-0.306	0.342	-1.126	-0.00106	-0.00150
Banda 11	8.773	2.622	2.873	-10.309	-0.307	0.349	-1.169	-0.00102	-0.00156
Banda 12	8.844	2.612	2.852	-10.446	-0.333	0.307	-0.989	-0.00083	-0.00123
Banda 13	8.842	2.615	2.851	-10.451	-0.333	0.313	-1.016	-0.00084	-0.00125
Banda 14	8.842	2.616	2.852	-10.490	-0.332	0.302	-0.961	-0.00085	-0.00127
Banda 15	8.841	2.617	2.853	-10.480	-0.333	0.307	-1.005	-0.00087	-0.00130
Banda 16	8.839	2.615	2.852	-10.390	-0.332	0.290	-0.911	-0.00084	-0.00127
Banda 17	8.842	2.618	2.854	-10.382	-0.331	0.270	-0.823	-0.00087	-0.00129
Banda 18	8.841	2.616	2.853	-10.341	-0.334	0.317	-1.001	-0.00088	-0.00129
Banda 19	8.840	2.616	2.855	-10.320	-0.333	0.321	-1.066	-0.00091	-0.00130
Banda 20	8.838	2.614	2.852	-10.229	-0.332	0.312	-1.041	-0.00082	-0.00133
Banda 21	8.838	2.615	2.854	-10.293	-0.331	0.260	-0.750	-0.00083	-0.00131
Banda 22	8.841	2.609	2.847	-10.075	-0.340	0.451	-1.580	-0.00071	-0.00145
Banda 23	8.845	2.608	2.849	-10.042	-0.346	0.508	-1.662	-0.00073	-0.00148
Banda 24	8.839	2.611	2.849	-10.109	-0.339	0.402	-1.307	-0.00072	-0.00143

Sia per quanto riguarda la lunghezza focale, che le coordinate del punto principale, i risultati ottenuti sono stati analizzati graficamente.

Come si può osservare in Figura 3.7, la distribuzione della stima della lunghezza focale, funzione della banda spettrale, può essere riassunta in due gruppi principali: uno per il Sensore 2 (lato sinistro) e l'altro per il Sensore 1 (lato destro) (Aicardi et al., 2019). Nelle prime undici bande, infatti, la lunghezza focale varia intorno a 8.76 mm, mentre nelle restanti tredici oscilla attorno a 8.84 mm.

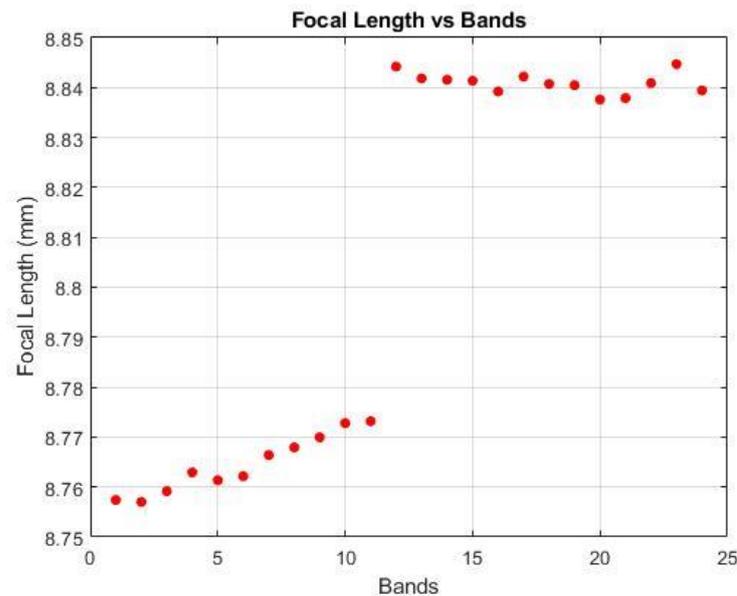


Figura 3.7: Lunghezza focale in funzione della banda spettrale, MATLAB

Le coordinate dei punti principali in ciascuna banda sono anch'essi suddivisi in due gruppi, uno per ciascun sensore: in Figura 3.8 sono inoltre aggiunti due punti, media dei due insiemi.

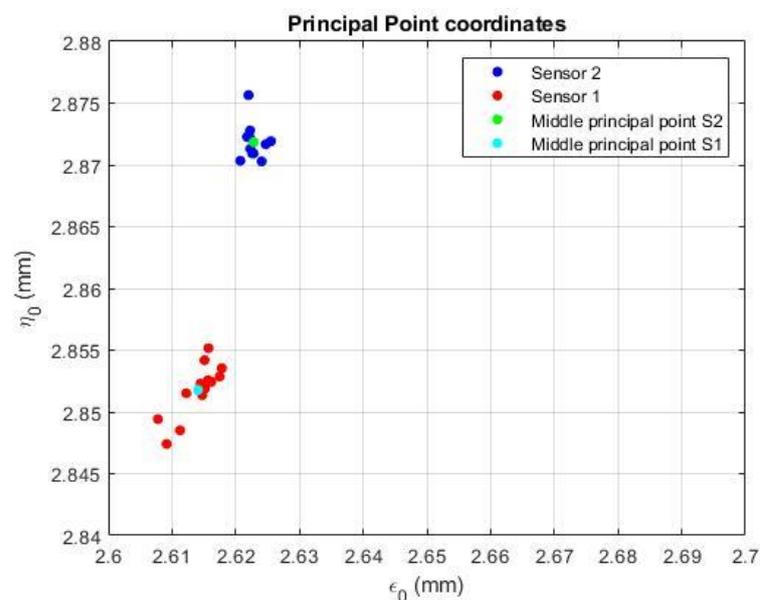


Figura 3.8: Coordinate dei punti principali; in rosso Sensore 1, in blu Sensore 2, MATLAB

La divisione in due diversi gruppi, sulla base dei sensori, è chiara: tutti i punti blu sono stati acquisiti dal Sensore 2, mentre quelli rossi dal Sensore 1. Infatti, le coordinate dei punti principali oscillano attorno i valori medi per ciascun sensore (Aicardi et al., 2019).

A completamento del confronto tra il Sensore 1 e il Sensore 2, anche i coefficienti di distorsione sono stati distinti in due gruppi, in funzione della banda spettrale: dalla media dei primi undici valori, per ciascuno dei cinque coefficienti, sono state valutate le distorsioni dovute al Sensore 2 mentre, dalla media dei tredici restanti, si ottiene l'informazione connessa al Sensore 1.

I coefficienti di distorsione citati sono riassunti in Tabella 3.3.

Tabella 3.3: Coefficienti di distorsione dei due sensori

	k_1	k_2	k_3	P_1	P_2
Sensore 1	-0.33453	0.33537	-1.08556	-0.00082	-0.00132
Sensore 2	-0.30408	0.34341	-1.12187	-0.00119	-0.00157

I valori ottenuti, se confrontati con quelli presentati dagli autori, risultato molto simili; inoltre, è il mancato perfetto allineamento tra i due sensori a essere individuato come la causa delle differenze presenti tra i loro parametri interni e coefficienti di distorsione (Aicardi et al., 2019).

Al pari di quanto fatto con la lunghezza focale e le coordinate del punto principale, anche i coefficienti di distorsione radiale sono stati utilizzati per produrre dei grafici, contenenti in questo caso le cosiddette curve di distorsione radiale: distinte per i due sensori, sono riportate in Figura 3.9.

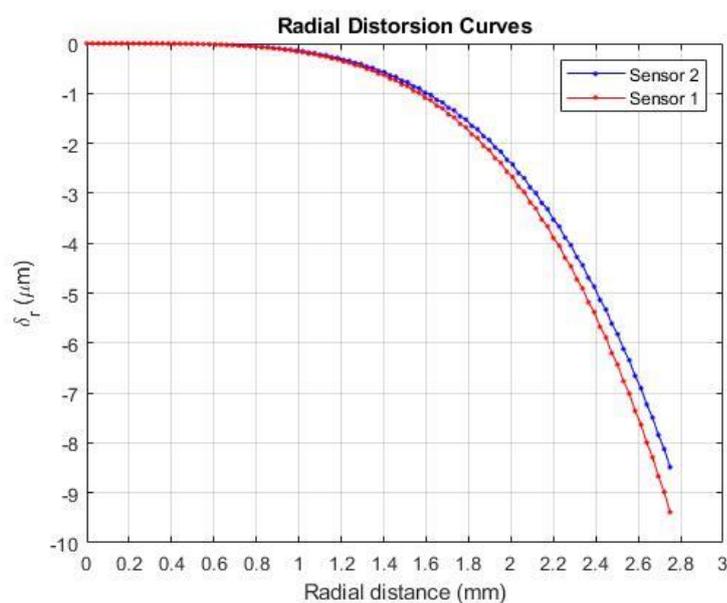


Figura 3.9: Curve di distorsione radiale; in rosso Sensore 1, in blu Sensore 2, MATLAB

Le curve ripropongono, in funzione della distanza radiale (mm) dal centro di simmetria dell'immagine, la deformazione risultante, misurata in (μm): il loro andamento è tipico della deformazione 'a barilotto' (Aicardi et al., 2019).

Come spiegato precedentemente, la deformazione radiale può essere valutata applicando le Formule 3.1 a, b, e c: tuttavia, nell'ambiente MATLAB, le coordinate (x,y) di un'immagine devono essere normalizzate dividendole per la lunghezza focale, utilizzando entrambe le quantità in *pixel* (Aicardi et al., 2019, Bouguet, 2015).

Inoltre, la Formula 3.1 b è sostituita come in Formula 3.3 (Kraus, 1997; Ghinamo et al., 2014):

$$f_r(r) = k_1 r^3 + k_2 r^5 + k_3 r^7 + \dots \quad (3.3)$$

Il risultato è inserito in Formula 3.1c e poi tradotto nel grafico: quanto ottenuto è semplicemente convertito in (mm) e in (μm) a partire dalla dimensione nota del *pixel*. La differenza tra il Sensore 1 e il Sensore 2 si nota all'aumentare della distanza radiale: per valori di r superiori a 1.5 mm circa, il Sensore 1 presenta sempre valori di δ_r superiori, in valore assoluto, a quelli del Sensore 2.

Come esplicitato precedentemente, la calibrazione geometrica è stata svolta su ciascuna banda separatamente, al fine di poter poi riunire le bande calibrate nelle nuove immagini iperspettrali non distorte: partendo dai parametri e coefficienti presenti in Tabella 3.2, ne sono stati valutati i valori medi, sempre mantenendo una distinzione tra il Sensore 1 e il Sensore 2.

Questi valori, mediati sui due gruppi di undici e tredici bande rispettivamente, sono infatti diventati i parametri utilizzati per la calibrazione: ciò è stato fatto al fine di mantenere una maggiore omogeneità tra le bande, non applicando loro dei fattori correttivi unici banda per banda, quanto dei fattori comuni, seppur distinti tra i due sensori (cfr. Tabella 3.4).

Tabella 3.4: Parametri e coefficienti finali, Sensore 1 (prima riga) e Sensore 2 (seconda riga)

	Distanza focale (<i>pixel</i>)		Punto principale, ϵ_0 e η_0 (<i>pixel</i>)		Skew	k_1	k_2	k_3	P_1	P_2
S_1	1606.050	1608.834	475.284	518.506	-10.311	-0.335	0.335	-1.086	-0.00082	-0.00132
S_2	1591.932	1595.186	476.875	522.153	-10.359	-0.304	0.343	-1.122	-0.00119	-0.00157

La distanza focale, qui ripartita in due componenti, è invece presente in Tabella 3.2 come un singolo valore: la differenza è dovuta al fatto che, al fine della valutazione grafica sviluppata in Figura 3.5, essa era stata calcolata come valore medio dei due. L'ambiente MATLAB tuttavia fornisce entrambi i valori, i quali, come spiegato di seguito, sono ambedue necessari per la definizione della matrice intrinseca.

Le immagini prive di distorsione sono ottenute applicando la funzione 'undistortImage': essa richiede due dati di *input*, ossia l'immagine da trattare e i parametri della camera.

I valori medi precedentemente ottenuti sono stati allora organizzati nella modalità che segue:

- la lunghezza focale media, le coordinate medie del punto principale e il coefficiente medio di *skew* sono usati a formare la nuova matrice intrinseca della camera;
- i coefficienti medi di distorsione radiale e tangenziale sono mantenuti come valori singoli.

Sono stati tutti raggruppati all'interno di una struttura denominata CameraParamsFin.

Le matrici intrinseche finali, per il Sensore 1 e il Sensore 2, sono allora presentata di seguito (cfr. Tabella 3.5).

Tabella 3.5: matrice intrinseca Sensore 1 (sx) e Sensore 2 (dx)

1606.050	0	0	1591.932	0	0
-10.311	1608.834	0	-10.359	1595.186	0
475.284	518.506	1	476.875	522.153	1

Le matrici sono così costituite: in posizione (1,1) e in posizione (2,2) sono presenti le informazioni di lunghezza focale, in posizione (2,1) il coefficiente di *skew* e infine, nelle celle (3,1) e (3,2), sono inseriti i valori di ϵ_0 e η_0 del punto principale.

Le 744 immagini, dovute alle 24 bande di 31 immagini di partenza, sono state così corrette geometricamente, calibrando le prime undici bande con i coefficienti del Sensore 2, e le restanti con i coefficienti del Sensore 1. Di seguito (cfr. Figura 3.10), è possibile confrontare due immagini pre e post calibrazione: a titolo di esempio, si riporta la banda 5 dell'immagine 1; si noti la rimozione di distorsione.

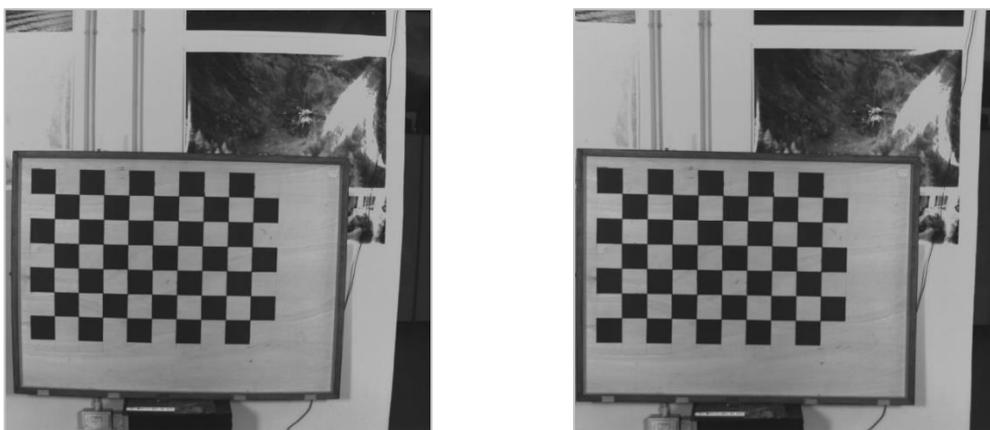


Figura 3.10: Situazione pre e post calibrazione geometrica. Immagine 1, banda 5

Tutte le immagini della banda 5, sia calibrate che non, sono inserite in Appendice 2: non vengono inserite le immagini di tutte le bande in quanto l'unica differenza tra di esse consiste nei toni di grigio del *pixel*, causa di diverse luminosità in fase di visualizzazione.

Una volta ottenute tutte le immagini calibrate nelle singole bande, queste sono state riunite nelle nuove immagini iperspettrali non distorte: come riportato nel codice, per tale scopo si è utilizzata la funzione 'multibandwrite' fornita da MATLAB.

I ventiquattro file TIFF di una medesima immagine, contenenti le singole bande, sono stati riuniti a formare la nuova immagine iperspettrale, imponendo la registrazione in bande sequenziali e un dato in uscita in virgola mobile. È stato inoltre imposto il parametro 'machfmt' come 'ieee-be': esso controlla il formato in cui i dati vengono inseriti nel file; 'ieee-be' sta per *big endian* (it.mathworks.com).

Infine, la calibrazione geometrica può essere verificata non solo tramite visualizzazione: analizzando infatti i valori assunti dai *Digital Number* in una medesima riga o colonna di una data immagine iperspettrale, essendo il pannello costituito da quadrati bianchi e neri alternati tra di loro, ci si aspetterebbe di trovare una variazione netta di tale valore, ogniqualvolta si passi dallo scacco di un colore a quello dell'altro, coincidentemente in tutte le bande.

Tuttavia, le singole bande di un'immagine iperspettrale non ancora calibrata geometricamente risultano leggermente sfasate tra di loro a causa della distorsione: per questo motivo, medesimi *pixel* non sono perfettamente coincidenti con loro stessi lungo tutte le bande, e conseguentemente il passaggio tra celle di colore differente avviene, nel caso di una riga di analisi, in molteplici *pixel* di colonne distinte, seppur vicine. Tale fenomeno è tanto più visibile quanto più si è vicini al bordo dell'immagine, dove la distorsione è maggiormente accentuata.

Si è scelto di eseguire tale analisi utilizzando l'immagine 12 in riga 252, indicata in rosso (cfr. Figura 3.11).

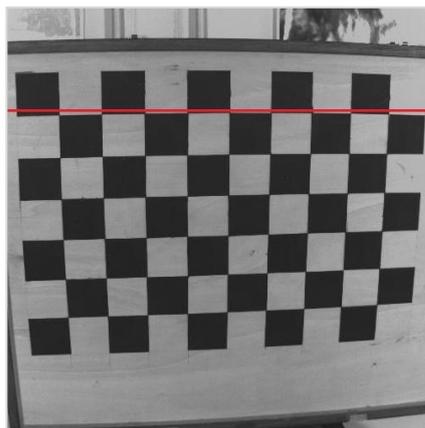


Figura 3.11: Figura 12, riga 252

La sezione ottenuta per l'immagine non calibrata è riportata in Figura 3.12: in Figura 3.13 si fornisce uno zoom del grafico, nell'intorno della colonna 320, nel quale si può osservare più precisamente questo fenomeno. Per bande differenti, infatti, i tratti verticali, tipici del passaggio tra scacchi di diverso colore, non sono coincidenti.

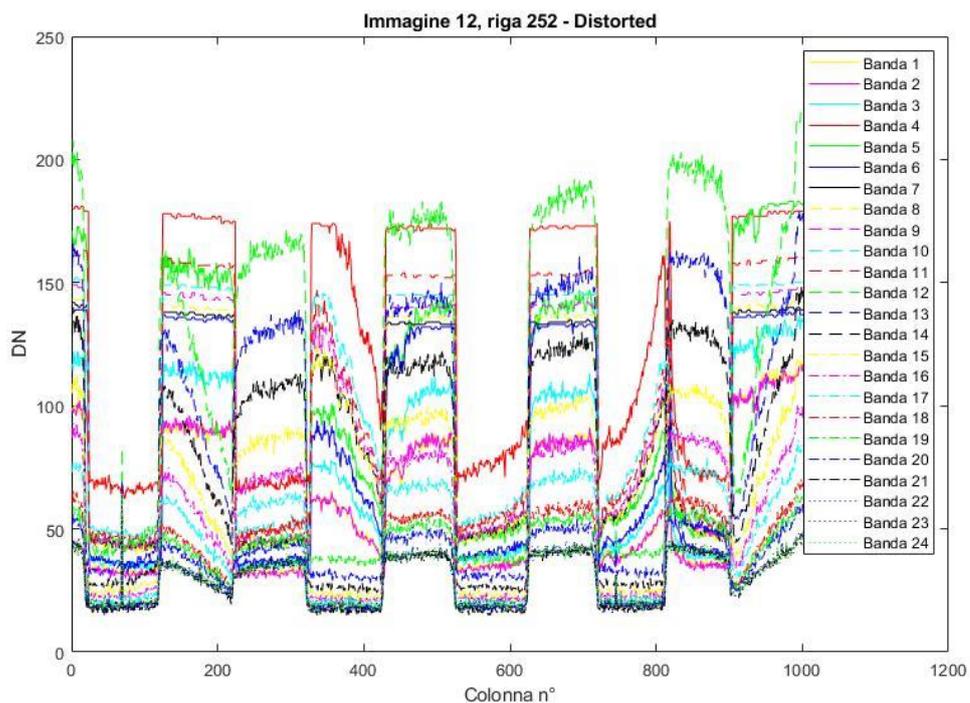


Figura 3.12: Figura 12, riga 252, immagine distorta, MATLAB

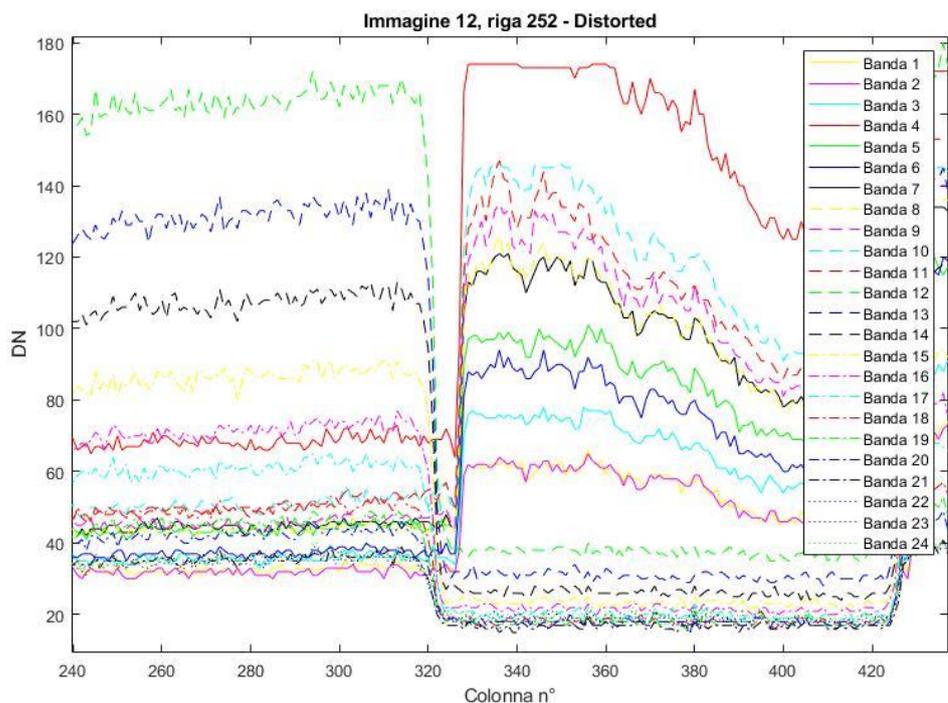


Figura 3.13: Immagine distorta, zoom, MATLAB

Inoltre, a parità di colonna, i *Digital Number* possono assumere sia valori tipici del bianco che valori associabili al quadrato nero, a conferma del fatto che medesimi *pixel* sono sfalsati nelle diverse bande: valori più alti sono associati al bianco, valori più bassi al nero.

La sezione generata per l'immagine calibrata è inserita in Figura 3.14.

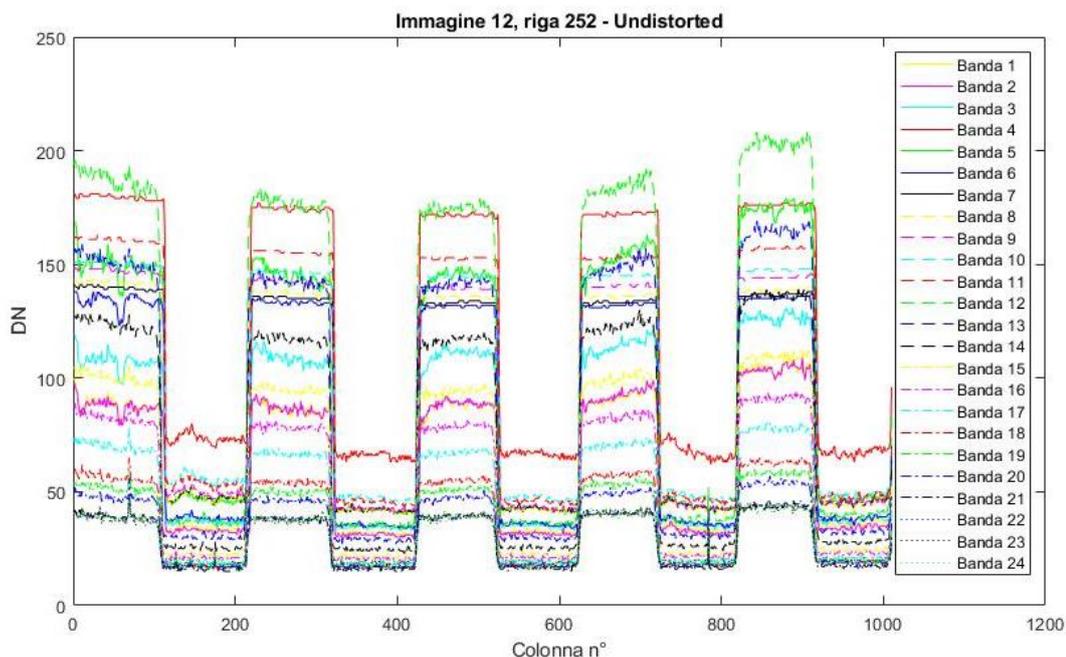


Figura 3.14: Figura 12, riga 252, immagine non distorta, MATLAB

Dal confronto delle due immagini si può apprezzare il risultato della calibrazione svolta: i *Digital Number*, infatti, cambiano con grande precisione al passaggio da scacco nero a scacco bianco, pur assumendo, a parità di colonna, valori differenti dovuti ai diversi livelli di grigio in bande diverse.

In ultimo, dall'applicazione 'Camera Calibrator' di MATLAB, è possibile visualizzare graficamente la posizione relativa tra la camera e il pannello per ciascuna immagine prodotta.

Essa viene fornita sia mantenendo fissa la posizione del pannello (definita *pattern centric*, cfr. Figura 3.15 sx), sia mantenendo fissa la camera (*camera centric*, cfr. Figura 3.15 dx): ovviamente, in tale caso studio, si fa riferimento all'organizzazione *pattern centric*, rappresentativa della reale fase di acquisizione.

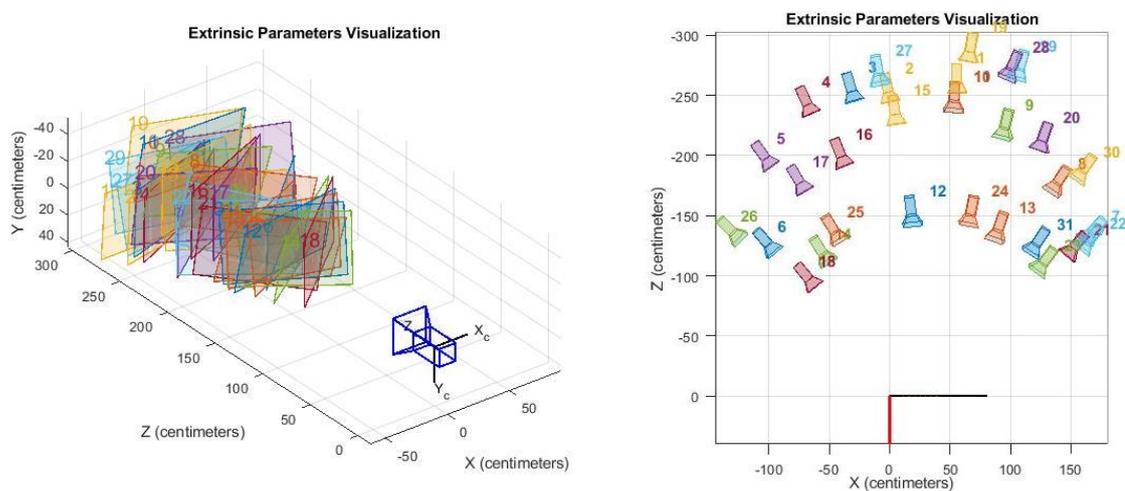


Figura 3.15: Visualizzazione *camera centric* (sx) e *pattern centric* (dx), MATLAB

4. CASO STUDIO: ANALISI IN UN VIGNETO

Tale lavoro di tesi si pone l'obiettivo di stimare anticipatamente la produzione di parte di un vigneto utilizzando il dato prodotto da una camera iperspettrale: per questo scopo, si è innanzitutto resa necessaria l'acquisizione delle immagini digitali, propedeutica agli stadi successivi di elaborazione e interpretazione.

L'ottenimento delle immagini è stato reso possibile dalla disponibilità dell'azienda agricola 'Brevi Pendii', proprietaria del vigneto in questione, un vitigno Barbera: esso si trova nel comune di Vinchio, frazione Noche, in provincia di Asti.

Per una rapida localizzazione, si inserisce in Figura 4.1 una vista da satellite del vigneto e dei terreni circostanti.

La fase di acquisizione è descritta nel paragrafo a venire: le immagini sono state prodotte con la camera iperspettrale Rikola, trattata nel Paragrafo 3.1.

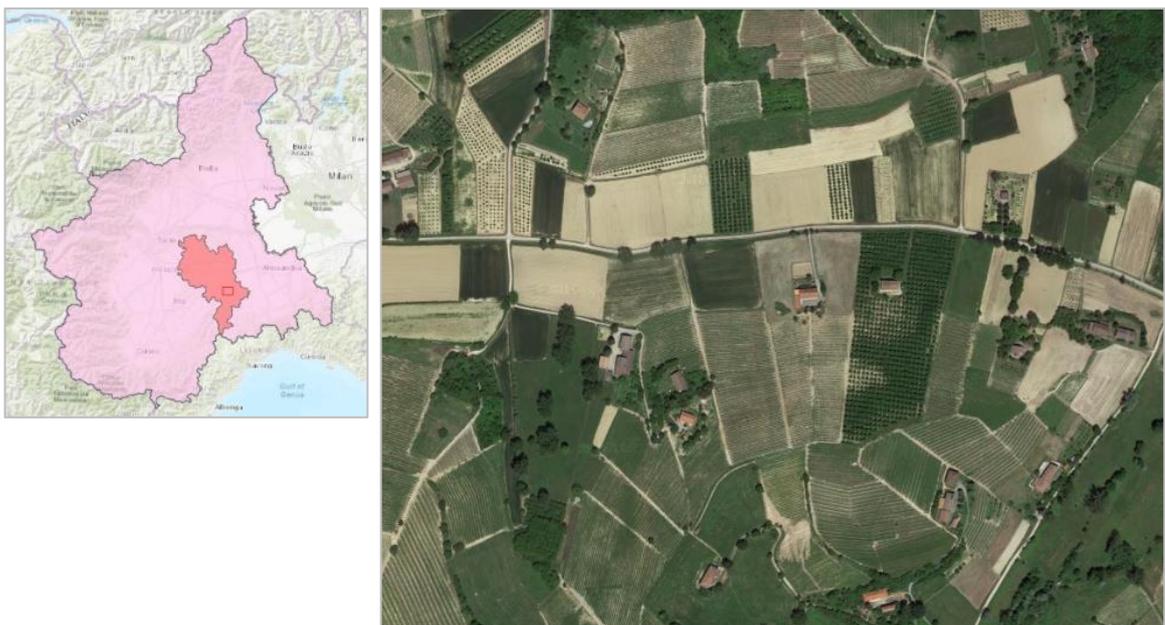


Figura 4.1: Localizzazione del vigneto. Immagine Google Earth

4.1 ACQUISIZIONE DELLE IMMAGINI

Le immagini necessarie sono state prodotte in data 15 settembre 2020: tenuto conto che la vendemmia di questa tipologia di vitigno viene eseguita tra la fine del mese di settembre e l'inizio del mese di ottobre, l'acquisizione del dato in tale giornata ha sicuramente permesso di avere un'informazione quanto più completa e vicina a quella reale in termini di grappoli presenti e produzione.

Per l'acquisizione, la camera iperspettrale è stata posta a cavallo tra due filari, mantenendola quanto più possibile centrale tra i due, e sono state prodotte delle immagini in vari punti, avanzando sempre di una pari quantità di tre passi in direzione dei filari stessi.

In ciascuna posizione sono state prodotte tre immagini: la prima maggiormente rivolta verso il filare di sinistra, la seconda con una vista centrale e l'ultima prevalentemente orientata verso il filare di destra; in totale sono state prodotte diciotto immagini, tutte quante nell'arco di tempo compreso tra le ore 14.30 e le ore 15.00, mantenendo così delle condizioni abbastanza omogenee di luce.

In condizioni di luce simili a quelle del caso studio, il tempo di integrazione richiesto dal sensore per l'acquisizione delle immagini è generalmente imposto pari a 5 o 10 ms: lavorando con molte bande, è un tempo sufficiente ad evitare di perdere informazione in alcune di esse. All'aumentare della lunghezza d'onda caratteristica della banda, infatti, è necessario più tempo per impressionare il sensore e ottenere l'informazione completa della scena analizzata.

Inoltre, le immagini iperspettrali sono state immediatamente sottoposte ad una prima correzione, consistente nella *Dark Reference*: essa prevede il posizionamento di un piccolo elemento nero davanti alla camera, così che l'informazione ottenuta sia priva del segnale esterno, ma unicamente caratterizzato da un segnale naturalmente presente all'interno del sensore.

La rimozione di tale segnale interno dalle immagini iperspettrali dei filari acquisite consente di ottenerne un'informazione quanto più veritiera.

In contemporanea all'utilizzo della camera iperspettrale, sono state anche scattate delle fotografie tramite cellulare, occupando la medesima posizione del primo dispositivo, così da avere delle immagini quanto più confrontabili tra loro; si riporta in Figura 4.2 una delle fotografie scattate tramite cellulare in fase di acquisizione.

Terminata l'acquisizione delle immagini spazialmente distribuite lungo i due filari, sono state poi scattate ulteriori fotografie tramite cellulare, questa volta inquadrando unicamente una singola porzione del filare posto a destra: in particolare, i soggetti di tali fotografie sono tre piante di vite consecutive e poste all'incirca a metà filare.



Figura 4.2: Filari del vigneto

L'obiettivo di tali fotografie è quello di visualizzare il medesimo soggetto da differenti punti di vista: come si vedrà nel Capitolo 7, essa è un'operazione necessaria al fine di ottenere un modello tridimensionale della porzione di vigna scelta.

In definitiva, le fotografie scattate in questa fase sono sedici, concentrate sia sulla parte bassa della pianta, sui grappoli, il tronco e il terreno, sia sulla parte alta, prevalentemente occupata da foglie.

A titolo esemplificativo, una delle fotografie prodotte in tale fase è riportata in Figura 4.3.



Figura 4.3: Dettaglio della vite

Sia in Figura 4.2 che in Figura 4.3 si può notare la presenza di un pannello, posizionato ai piedi della vite: esso consiste nel pannello Mapir (cfr. Figura 4.4), necessario in fase di elaborazione delle immagini, in particolare durante la calibrazione radiometrica.

Tale pannello, di dimensioni 31.75 x 25.4 x 3.18 cm (www.mapir.camera), è costituito da quattro elementi, ciascuno dei quali possiede una curva di riflettanza nota. Il materiale di cui essi sono composti è simile al feltro, montato su di un substrato di plastica: grazie alle proprietà di riflessione totale, esso può essere facilmente catturato da qualsiasi angolazione (www.mapir.camera).



Figura 4.4: Pannello Mapir (www.mapir.camera)

5. CALIBRAZIONE RADIOMETRICA

Il sensore di una camera iperspettrale misura grandezze elettromagnetiche rappresentative dell'interazione della radiazione con le superfici osservate (Boccardo et al., 2007), poi tradotte nei *Digital Number*, utilizzati a comporre le matrici dell'immagine digitale.

Tuttavia, qualora le immagini iperspettrali debbano essere utilizzate per analisi di tipo quantitativo, è importante che esse siano sottoposte alla calibrazione radiometrica: essa si compone della conversione dei *Digital Number* in valori di riflettanza (Yahui Guo et al., 2019).

I sensori iperspettrali operano infatti nelle regioni dello spettro elettromagnetico in cui le lunghezze d'onda sono principalmente riflesse: per tale motivo risultano di grande interesse le proprietà riflettenti delle superfici (dronebee.it).

5.1 DIGITAL NUMBER, RADIANZA E RIFLETTANZA

Ciascun *Digital Number* contenuto nella matrice di *pixel* è funzione della radianza L , presentata nel Paragrafo 2.3: tale grandezza viene misurata dal sensore per ogni banda spettrale di acquisizione (Boccardo et al., 2007).

Con riferimento alla Figura 5.1, tale funzione viene generalmente assunta come relazione lineare, matematicamente riportata in Formula 5.1, in cui B e G rappresentano l'offset e il guadagno.

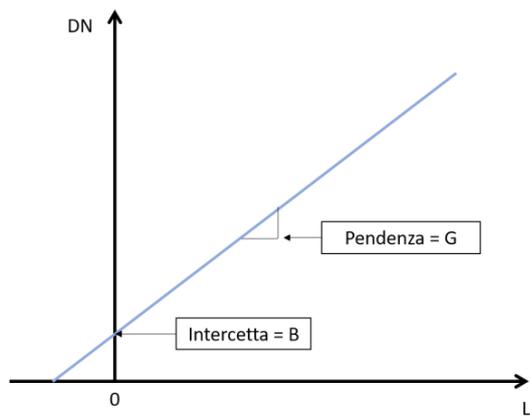


Figura 5.1: Legge di conversione radianza - DN (dronebee.it)

$$DN = B + G \cdot L \quad (5.1)$$

Quindi, nel processo di acquisizione dell'immagine mediante un sensore, il segnale in *input* è costituito dai valori di radianza L proveniente dalla scena osservata, mentre il segnale di *output* è costituito dai valori assunti dai DN all'interno dell'immagine (dronebee.it).

Tale legge costituisce la base della calibrazione radiometrica, la cui applicazione tende all'eliminazione di tutte le possibili cause di variabilità e influenza sui DN, individuabili nelle caratteristiche del sensore e nelle condizioni esterne di illuminazione.

Dato il caso generale di un sensore con visuale dall'alto, il processo che permette di passare da DN a riflettività si basa su più fasi, le quali richiedono un prima conversione da DN a radianza al sensore, poi valutata a terra e così convertita in termini di riflettività (dronebee.it).

I valori di radianza, infatti, richiedono anch'essi delle correzioni, in quanto ancora influenzati dalla presenza dell'atmosfera e dalle condizioni di illuminazione: i principali fenomeni di interazione tra radiazione e atmosfera riguardano l'assorbimento e la diffusione da parte delle particelle e molecole in essa sospese (Boccardo et al., 2007).

Allora, invertendo la relazione in Formula 5.1, si può innanzitutto ricavare la radianza al sensore in funzione del DN (cfr. Formula 5.2):

$$L = \frac{DN - B}{G} = gDN + b \quad (5.2)$$

in cui i coefficienti g e b sono definiti costanti di calibrazione.

Infine, la riflettività sarà valutata a partire da tale grandezza tenendo conto delle interazioni con l'atmosfera sopraesposte, eseguendo quella che viene chiamata correzione atmosferica.

In termini pratici, sono disponibili numerose tecniche per la taratura della riflettanza, le quali permettono di passare dai valori di radianza misurati al sensore, o direttamente dai DN, ai valori di riflettanza delle superfici (dronebee.it).

È questo il caso di tale lavoro di tesi, in cui, come noto, l'acquisizione delle immagini è avvenuta direttamente da terra: riducendo il percorso della radiazione riflessa dalla superficie al sensore, si vengono anche a ridurre gli effetti atmosferici sopracitati.

La conversione da *Digital Number* a riflettanza è stata così svolta tramite l'applicazione di un particolare metodo empirico, ossia il Metodo di Regressione Lineare (*Linear Regression Method*, LRM).

Come descritto in (Yahui Guo et al., 2019), esso si basa su tre stadi:

- misurazione dei DN in regioni note, denominate *Region of Interest (ROIs)*, di cui siano noti i valori di riflettività nelle varie lunghezze d'onda;
- individuazione delle equazioni di calibrazione per ogni banda, dalla relazione tra DN e riflettività delle *ROIs*;
- calibrazione dell'immagine in tutte le bande mediante le equazioni sopra definite.

5.2 CALIBRAZIONE RADIOMETRICA CON SOFTWARE ENVI

Differentemente dalla correzione geometrica, la calibrazione radiometrica è stata svolta sulle immagini iperspettrali catturate, tramite camera Rikola, direttamente nel vigneto, in data 15 settembre 2020.

Come anticipato nel Paragrafo 4.1, sono state acquisite diciotto immagini seguendo tale procedura: a partire dall'inizio dei filari, la camera iperspettrale è stata posta al centro tra due di essi; a meno di eccezioni, mantenendo tale equidistanza e avanzando in direzione dei filari di una pari quantità di tre passi, ogni volta sono state prodotte tre immagini.

Di tali immagini, due sono rispettivamente rivolte verso il filare posto a sinistra e verso il filare posto a destra, mentre la terza immagine presenta una vista centrale.

Le immagini così acquisite derivano dal posizionamento della camera in sei differenti punti: in Tabella 5.1 si indica per ciascuna di esse la posizione della camera iperspettrale al momento dell'acquisizione e la sua orientazione.

Come si può facilmente osservare, non in tutti i casi sono state acquisite le immagini secondo la procedura soprascritta: le immagini nominate 'Filare 1' e 'Filare 2' sono infatti entrambe rivolte verso il filare di destra, e lo stesso avviene al Punto 4 con le immagini 'Filare 11' e 'Filare 12'.

Poiché l'undicesima cattura presentava dei disturbi nell'informazione contenuta al suo interno, visualizzabile in livelli di grigio sballati, essa è stata sostituita da 'Filare 12'.

Infine, in ultima posizione (Punto 6) viene a mancare l'immagine con vista centrale.

È importante rendere nota, inoltre, l'impossibilità nell'utilizzo dell'immagine 'Filare 6', in quanto il file risulta danneggiato.

In definitiva, la calibrazione radiometrica è stata svolta su sedici immagini, escludendo 'Filare 6' e 'Filare 11': esse sono inserite in Appendice 3.1 e, per ciascuna di esse, è fornita anche la fotografia scattata tramite cellulare.

Tali fotografie sono state scattate occupando la medesima posizione della camera iperspettrale, così da avere delle immagini quanto più confrontabili tra di loro.

Tabella 5.1: Orientazione delle immagini prodotte tramite camera Rikola

Immagine	Posizione della camera Rikola	Orientazione
Filare 1	Punto 1	Destra
Filare 2	Punto 1	Destra
Filare 3	Punto 1	Sinistra
Filare 4	Punto 2	Sinistra
Filare 5	Punto 2	Centrale
Filare 6	Punto 2	Destra
Filare 7	Punto 3	Destra
Filare 8	Punto 3	Sinistra
Filare 9	Punto 3	Centrale
Filare 10	Punto 4	Sinistra
Filare 11	Punto 4	Destra
Filare 12	Punto 4	Destra
Filare 13	Punto 4	Centrale
Filare 14	Punto 5	Destra
Filare 15	Punto 5	Sinistra
Filare 16	Punto 5	Centrale
Filare 17	Punto 6	Sinistra
Filare 18	Punto 6	Destra

Passando alle caratteristiche delle immagini iperspettrali acquisite, esse hanno dimensione 1010 x 1010 *pixel* e presentano informazioni ripartite su novantasette bande: la lunghezza d'onda varia nel range 505.84 nm e 902.39 nm, con un passo di circa 4 nm. Come anticipato al Paragrafo 3.1, il dato è in virgola mobile (*floating point*) e la registrazione del dato è avvenuta sotto forma di bande sequenziali (BSQ, *band sequential*).

Le lunghezze d'onda di ciascuna banda sono riportate in Tabella 5.2.

Al fine di applicare il Metodo di Regressione Lineare citato al Paragrafo 5.1, è innanzitutto fondamentale individuare delle *Region of Interest (ROIs)* all'interno di ciascuna immagine: per definizione, una *ROI* è un insieme di celle rappresentative di una data classe di copertura del suolo (Boccardo et al., 2007). Per il raggiungimento di tale scopo è stato utilizzato il pannello Mapir, visibile in tutte le immagini presenti in Appendice 3.1: esso presenta quattro elementi, di materiale simile al feltro, rispettivamente di colore bianco, grigio chiaro, grigio scuro e nero, e di cui son note le curve di riflettività (cfr. Figura 5.2), fornite da (www.mapir.camera).

Tabella 5.2: Lunghezza d'onda delle bande spettrali delle immagini calibrate

Banda 1	505.840 nm	Banda 34	643.800 nm	Banda 66	773.730 nm
Banda 2	509.590 nm	Banda 35	646.330 nm	Banda 67	777.820 nm
Banda 3	513.890 nm	Banda 36	650.180 nm	Banda 68	781.770 nm
Banda 4	517.860 nm	Banda 37	653.570 nm	Banda 69	786.340 nm
Banda 5	521.620 nm	Banda 38	657.510 nm	Banda 70	790.310 nm
Banda 6	525.730 nm	Banda 39	661.550 nm	Banda 71	794.400 nm
Banda 7	529.880 nm	Banda 40	666.420 nm	Banda 72	801.690 nm
Banda 8	533.650 nm	Banda 41	670.360 nm	Banda 73	805.500 nm
Banda 9	537.720 nm	Banda 42	674.220 nm	Banda 74	809.550 nm
Banda 10	541.780 nm	Banda 43	678.170 nm	Banda 75	813.580 nm
Banda 11	545.970 nm	Banda 44	681.970 nm	Banda 76	817.580 nm
Banda 12	549.660 nm	Banda 45	685.590 nm	Banda 77	821.640 nm
Banda 13	553.930 nm	Banda 46	690.380 nm	Banda 78	824.520 nm
Banda 14	558.260 nm	Banda 47	694.400 nm	Banda 79	829.510 nm
Banda 15	562.080 nm	Banda 48	698.460 nm	Banda 80	833.710 nm
Banda 16	565.810 nm	Banda 49	701.600 nm	Banda 81	837.980 nm
Banda 17	570.160 nm	Banda 50	705.530 nm	Banda 82	842.260 nm
Banda 18	573.670 nm	Banda 51	710.490 nm	Banda 83	846.210 nm
Banda 19	578.060 nm	Banda 52	713.600 nm	Banda 84	850.200 nm
Banda 20	581.920 nm	Banda 53	717.580 nm	Banda 85	854.350 nm
Banda 21	585.950 nm	Banda 54	722.370 nm	Banda 86	857.520 nm
Banda 22	589.740 nm	Banda 55	726.060 nm	Banda 87	861.650 nm
Banda 23	594.320 nm	Banda 56	729.920 nm	Banda 88	865.500 nm
Banda 24	597.830 nm	Banda 57	733.970 nm	Banda 89	869.530 nm
Banda 25	601.590 nm	Banda 58	738.140 nm	Banda 90	873.630 nm
Banda 26	606.240 nm	Banda 59	742.280 nm	Banda 91	877.770 nm
Banda 27	610.150 nm	Banda 60	746.210 nm	Banda 92	881.980 nm
Banda 28	614.210 nm	Banda 61	750.210 nm	Banda 93	885.890 nm
Banda 29	618.090 nm	Banda 62	754.280 nm	Banda 94	889.980 nm
Banda 30	621.780 nm	Banda 63	758.290 nm	Banda 95	894.130 nm
Banda 31	626.180 nm	Banda 64	762.210 nm	Banda 96	898.250 nm
Banda 32	629.520 nm	Banda 65	766.020 nm	Banda 97	902.390 nm
Banda 33	634.120 nm				

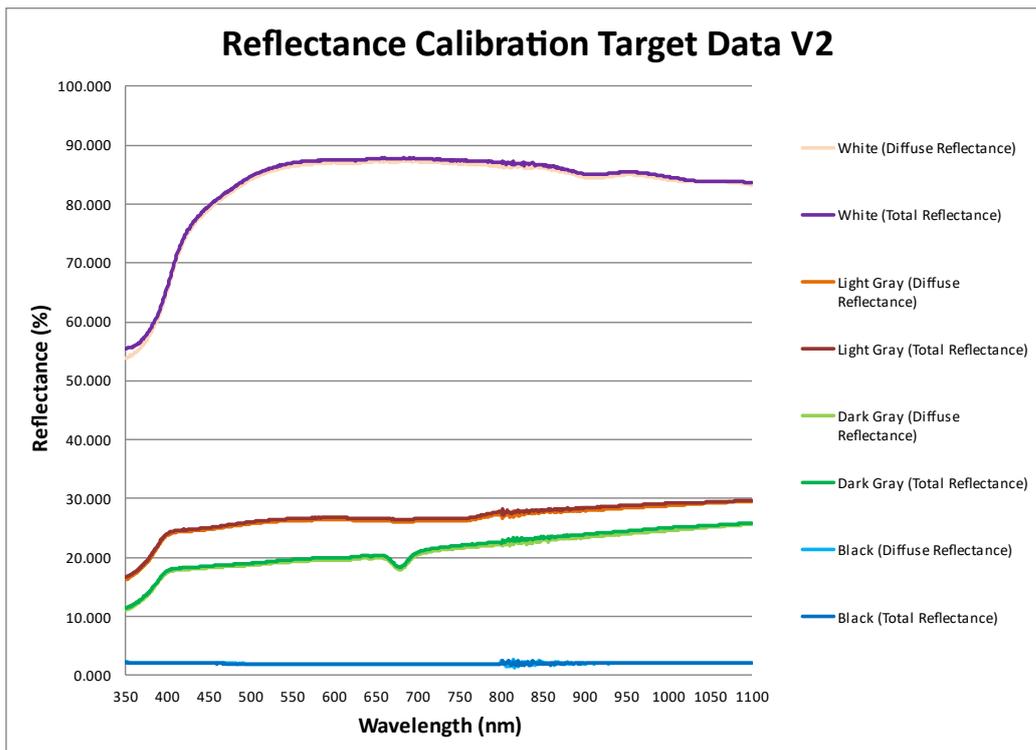


Figura 5.2: Firme spettrali (in termini percentuali) del pannello Mapir (www.mapir.camera)

Per ciascun elemento del pannello si distingue la riflettanza totale da quella diffusa: quest'ultima è una riflessione non speculare, in cui cioè un raggio di luce incidente sulla superficie non viene rimandato indietro a un determinato angolo, ma viene diffuso su molte direzioni descrivibili come casuali (it.wikipedia.org). La differenza, in tutti e quattro i casi, risulta comunque lieve.

I valori ricadenti nell'intervallo di lunghezza d'onda d'interesse, ossia compresa tra 505.84 nm e 902.39 nm, sono allora elencati, in millesimi, in Tabella 5.3; le curve mostrate sono state poi confinate in tale intervallo, ricreando quanto illustrato in Figura 5.3.

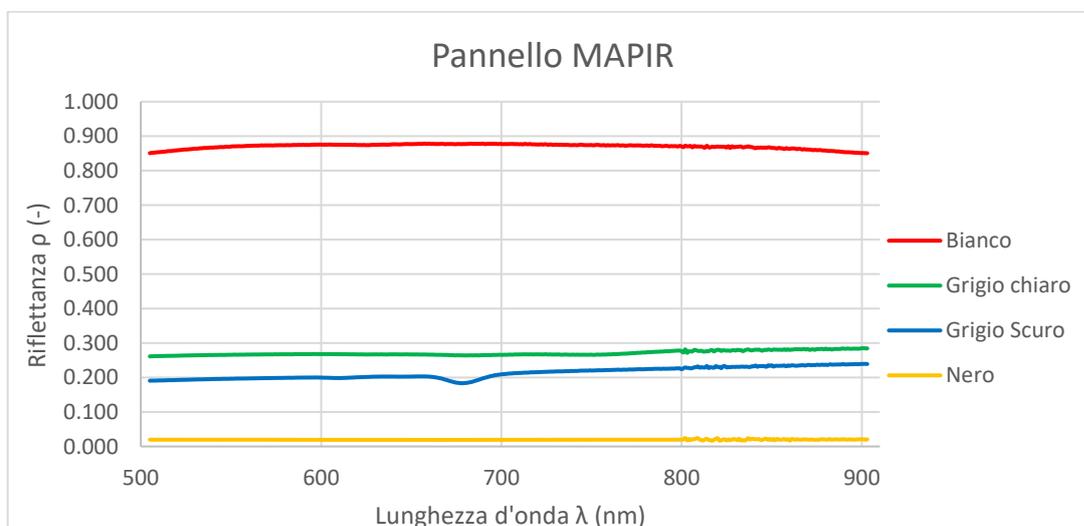


Figura 5.3: Firme spettrali (in millesimi) del pannello Mapir, range di funzionamento della camera Rikola

Tabella 5.3: Riflettività del pannello Mapir

Lunghezza d'onda (nm)	Riflettività (-)				Lunghezza d'onda (nm)	Riflettività (-)			
	Bianco	Grigio chiaro	Grigio scuro	Nero		Bianco	Grigio chiaro	Grigio scuro	Nero
505.840	0.852	0.261	0.191	0.020	705.530	0.877	0.267	0.212	0.019
509.590	0.853	0.262	0.191	0.020	710.490	0.877	0.267	0.213	0.019
513.890	0.855	0.262	0.192	0.020	713.600	0.878	0.267	0.214	0.019
517.860	0.857	0.263	0.192	0.020	717.580	0.876	0.267	0.215	0.019
521.620	0.860	0.263	0.193	0.020	722.370	0.876	0.267	0.216	0.019
525.730	0.861	0.264	0.193	0.020	726.060	0.875	0.267	0.217	0.019
529.880	0.863	0.264	0.194	0.020	729.920	0.875	0.267	0.217	0.019
533.650	0.865	0.265	0.194	0.020	733.970	0.875	0.266	0.218	0.020
537.720	0.866	0.265	0.195	0.020	738.140	0.874	0.266	0.219	0.019
541.780	0.867	0.265	0.196	0.020	742.280	0.874	0.266	0.219	0.020
545.970	0.868	0.266	0.196	0.020	746.210	0.874	0.266	0.220	0.019
549.660	0.869	0.266	0.196	0.020	750.210	0.874	0.266	0.220	0.020
553.930	0.871	0.266	0.197	0.020	754.280	0.874	0.266	0.221	0.020
558.260	0.872	0.266	0.197	0.020	758.290	0.873	0.267	0.221	0.020
562.080	0.872	0.267	0.198	0.020	762.210	0.874	0.268	0.222	0.020
565.810	0.873	0.267	0.198	0.020	766.020	0.873	0.269	0.222	0.019
570.160	0.873	0.267	0.198	0.020	773.730	0.873	0.271	0.223	0.020
573.670	0.873	0.267	0.198	0.019	777.820	0.873	0.272	0.224	0.019
578.060	0.874	0.267	0.199	0.019	781.770	0.873	0.273	0.224	0.020
581.920	0.874	0.267	0.199	0.019	786.340	0.872	0.275	0.225	0.020
585.950	0.875	0.268	0.199	0.019	790.310	0.871	0.276	0.226	0.020
589.740	0.875	0.268	0.200	0.019	794.400	0.871	0.277	0.226	0.020
594.320	0.875	0.268	0.200	0.019	801.690	0.868	0.273	0.227	0.020
597.830	0.875	0.268	0.200	0.019	805.500	0.872	0.276	0.227	0.019
601.590	0.875	0.268	0.199	0.019	809.550	0.870	0.277	0.232	0.024
606.240	0.875	0.268	0.199	0.019	813.580	0.867	0.275	0.229	0.021
610.150	0.875	0.268	0.198	0.019	817.580	0.870	0.279	0.229	0.017
614.210	0.875	0.267	0.199	0.019	821.640	0.869	0.280	0.231	0.017
618.090	0.875	0.267	0.200	0.019	824.520	0.869	0.278	0.233	0.021
621.780	0.874	0.267	0.201	0.019	829.510	0.868	0.279	0.231	0.021
626.180	0.874	0.267	0.202	0.019	833.710	0.870	0.279	0.231	0.017
629.520	0.875	0.267	0.202	0.019	837.980	0.870	0.281	0.231	0.024

Continuazione Tabella 5.3: Riflettività del pannello Mapir

Lunghezza d'onda (nm)	Riflettività (-)				Lunghezza d'onda (nm)	Riflettività (-)			
	Bianco	Grigio chiaro	Grigio scuro	Nero		Bianco	Grigio chiaro	Grigio scuro	Nero
634.120	0.875	0.267	0.203	0.019	842.260	0.867	0.280	0.231	0.021
643.800	0.876	0.267	0.202	0.019	846.210	0.867	0.281	0.233	0.022
646.330	0.877	0.267	0.202	0.019	850.200	0.866	0.279	0.235	0.019
650.180	0.877	0.267	0.203	0.019	854.350	0.866	0.280	0.234	0.020
653.570	0.877	0.267	0.203	0.019	857.520	0.863	0.282	0.235	0.021
657.510	0.878	0.267	0.203	0.019	861.650	0.864	0.281	0.235	0.021
661.550	0.877	0.266	0.202	0.019	865.500	0.863	0.282	0.235	0.020
666.420	0.878	0.266	0.198	0.019	869.530	0.861	0.281	0.235	0.020
670.360	0.877	0.265	0.192	0.019	873.630	0.859	0.282	0.236	0.020
674.220	0.877	0.264	0.186	0.019	877.770	0.860	0.283	0.237	0.021
678.170	0.877	0.264	0.183	0.019	881.980	0.857	0.282	0.236	0.020
681.970	0.877	0.264	0.185	0.019	885.890	0.856	0.283	0.238	0.020
685.590	0.878	0.264	0.190	0.019	889.980	0.855	0.284	0.239	0.021
690.380	0.878	0.265	0.198	0.019	894.130	0.853	0.283	0.238	0.020
694.400	0.877	0.265	0.204	0.019	898.250	0.851	0.283	0.239	0.021
698.460	0.877	0.266	0.208	0.019	902.390	0.851	0.284	0.240	0.020
701.600	0.877	0.266	0.210	0.019					

Per ciascuna immagine, sono state allora individuate quattro *Region of Interest*, rappresentative dei quattro elementi del pannello Mapir: a tal fine è stato utilizzato il *software* ENVI, creato per l'analisi e il processamento di immagini geospaziali.

Visualizzando le immagini iperspettrali nell'interfaccia del programma, la generazione delle *ROIs* è svolta tramite il 'ROI Tool' disponibile: esso permette di tracciarne la figura direttamente sull'immagine, lavorando nella finestra di zoom.

Le quattro *ROIs* disegnate per ogni immagine sono state associate ai seguenti colori: rosso per l'elemento bianco, verde per il grigio chiaro, blu per il grigio scuro e giallo per il nero; inoltre, è stata sempre mantenuta una certa distanza dai bordi del pannello.

Infatti, in corrispondenza dei bordi radiometrici, i *pixel* possono assumere valori differenti da quelli tipici dell'elemento in analisi, rendendo il campione non più rappresentativo.

A titolo esemplificativo, si riporta in Figura 5.4 l'immagine in banda 10 di 'Filare 1' comprensiva delle *ROIs* tracciate. Le *ROIs* di tutte le immagini iperspettrali sono osservabili in Appendice 3.1.

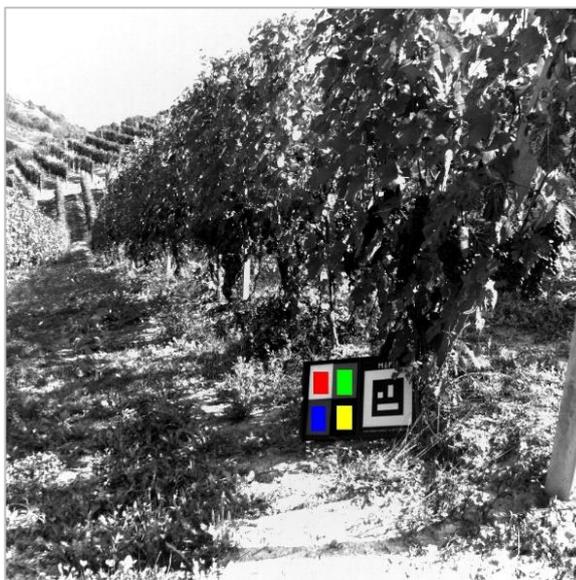


Figura 5.4: Regions of Interest (ROIs), 'Filare 1', banda 10, ENVI

Dipendentemente dall'immagine considerata, le ROIs presentano dimensioni differenti: il numero di *pixel* coinvolti, per ciascuna ROI di ogni immagine, è indicato in Tabella 5.4. Esso deriva fortemente dalla distanza presente tra il pannello MapiR e il sensore: all'aumentare di tale distanza, il pannello pare più piccolo, causando la diminuzione del numero di *pixel* delle ROIs.

Tabella 5.4: *Region of Interest*, dimensioni in *pixel*

	Pixel delle Region of Interest (ROIs) - Pannello MapiR			
	Bianco	Grigio chiaro	Grigio scuro	Nero
Filare 1	975	1100	1056	1092
Filare 2	1032	1012	1128	1118
Filare 3	2747	2218	2077	2012
Filare 4	1208	1139	381	479
Filare 5	1354	1008	608	669
Filare 7	826	871	776	835
Filare 8	738	505	350	142
Filare 9	689	463	241	181
Filare 10	286	431	278	172
Filare 12	1850	1768	1645	1617
Filare 13	1750	1836	1700	1332
Filare 14	882	901	905	841
Filare 15	691	676	239	304
Filare 16	706	657	118	173
Filare 17	968	804	918	386
Filare 18	1011	955	1057	895

Tacciate le *ROIs*, immagine per immagine ne sono state generate le firme spettrali antecedenti la calibrazione radiometrica: ciò è possibile tramite l'operazione 'Stats' fornita dal *software*.

Tali curve, tuttavia, non sono realmente delle firme spettrali: l'informazione ottenuta riporta infatti i valori dei DN in funzione della lunghezza d'onda, e non la riflettività, grandezza caratteristica delle firme.

Più precisamente, il DN presente per una data lunghezza d'onda, è calcolato come media dei DN di quella particolare sezione del pannello in tale lunghezza d'onda.

In Figura 5.5 si riportano, come esempio, le curve DN - lunghezza d'onda di 'Filare 1': le curve prodotte anche per le restanti immagini sono raccolte in Appendice 3.1.

Il colore di ciascuna curva indica l'elemento del pannello Mapir cui è associata: è facilmente osservabile la forte differenza con le curve di riflettività fornite da (www.mapir.camera), riportate in Figura 5.3.

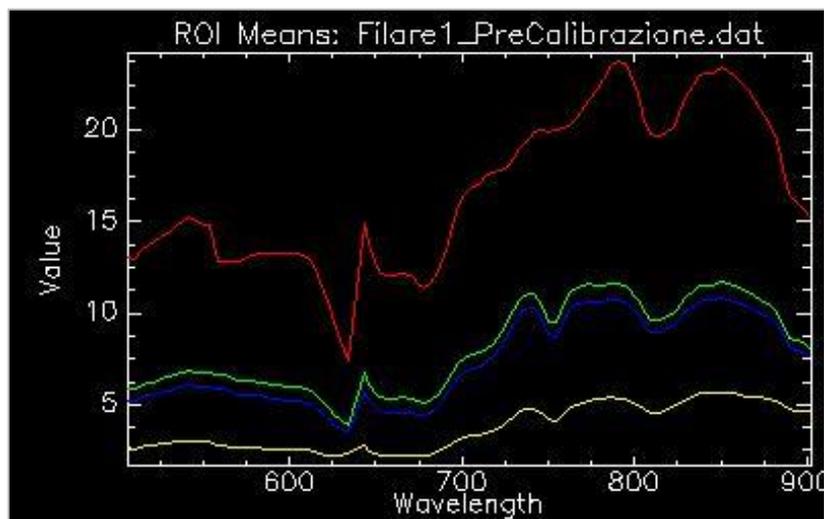


Figura 5.5: Curve DN - lunghezza d'onda, *ROIs* 'Filare 1', ENVI

I gruppi di curve ottenute per ogni immagine sono poi salvati in formato .txt: similmente a quanto fatto in Tabella 5.3 per la riflettività del pannello Mapir, si ottiene una tabella di cinque colonne contenenti i DN medi degli elementi del pannello al variare della lunghezza d'onda.

Il fatto che l'informazione contenuta all'interno della matrice di *pixel* sia sotto forma di DN può essere ulteriormente verificato tramite un comando ENVI, denominato 'Interactive Stretching': esso fornisce un istogramma, per ogni singola banda, indicativo del numero di *pixel* contenenti un certo valore.

Ci si riferisce quindi alla totalità di *pixel* dell'immagine, e non unicamente a quelli delle *ROIs*.

È proprio osservandone i valori riportati sull'asse delle ascisse, che si può capire facilmente se l'immagine sia fornita in DN o in valori di riflettività: i DN, infatti, assumono valori anche molto grandi, mentre la riflettività varia, teoricamente, tra zero e uno.

L'istogramma generato per 'Filare 1', in banda 1, è presente in Figura 5.6: l'informazione può risultare incompleta, non essendo presenti valori delle ordinate, in quanto il *software* permette lo studio dell'istogramma in maniera puntuale; tuttavia, si mantiene tale diagramma al fine di eseguire il confronto con quanto ottenuto a seguito della calibrazione (cfr. Figura 5.8).

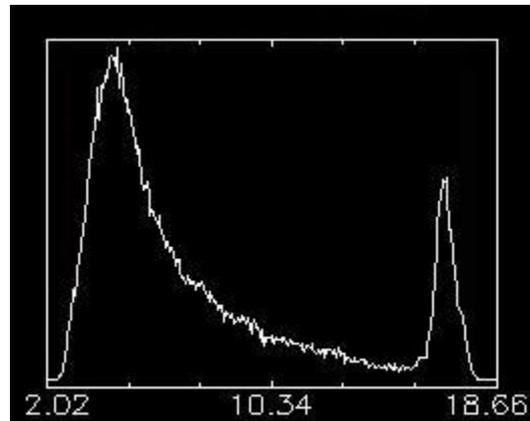


Figura 5.6: Iistogramma dei DN, 'Filare 1', banda 1, ENVI

I tre stadi del Metodo di Regressione Lineare indicati da (Yahui Guo et al., 2019) sono svolti sul *software* ENVI tramite una delle operazioni di pre-processamento e calibrazione rese disponibili all'utente: si tratta della calibrazione tramite 'Empirical Line - Compute Factors and Calibrate'.

Una volta scelta l'immagine da calibrare e le bande su cui eseguire tale correzione, ovviamente tutte le novantasette bande per il caso in esame, l'operazione viene svolta semplicemente fornendo come dati di *input* due file .txt:

- il file contenente la riflettività del pannello Mapir in funzione della lunghezza d'onda, inserito nel campo 'Field Spectra', così denominato dal *software*;
- il file contenente i DN del pannello Mapir in funzione della lunghezza d'onda, inserito nel campo 'Image Spectra'.

Il 'Field Spectra' è allora comune a tutte le sedici immagini iperspettrali da trattare, mentre l'Image Spectra' è unico per ogni immagine.

Per lo svolgimento della calibrazione, all'utente è solo richiesto di indicare l'unità di misura della lunghezza d'onda, (nm) in questo caso, e di accoppiare le colonne dei due file rappresentative delle medesime *ROIs*: sono quindi state create quattro coppie, contenenti le informazioni del pannello bianco, del pannello grigio chiaro, di quello grigio scuro e infine di quello nero.

Per ogni banda, sulla base di quattro coppie DN - ρ , il *software* individua la retta di calibrazione tramite regressione lineare, e applica l'equazione trovata su tutti i *pixel* dell'immagine.

Ogni banda di ciascuna immagine è allora caratterizzata da una propria equazione; con riferimento a Formula 5.2, essa diventa come in Formula 5.3:

$$\rho = gDN + b \quad (5.3)$$

In cui i coefficienti **g** e **b** sono definiti costanti di calibrazione.

Eseguendo la calibrazione, le immagini processate vengono salvate in un nuovo file, differente da quello di partenza.

La buona riuscita della calibrazione può essere verificata visionando le nuove firme spettrali delle *ROIs*: il risultato atteso è quello per cui le quattro curve della riflettività in funzione della lunghezza d'onda riproducano quelle fornite dal produttore del pannello Mapir (cfr. Figura 5.3).

A titolo di esempio si riporta di seguito il risultato ottenuto per 'Filare 1' (cfr. Figura 5.7): in tal caso, la calibrazione si può dire riuscita correttamente, considerata la forte similarità tra queste curve e quelle di Figura 5.3.

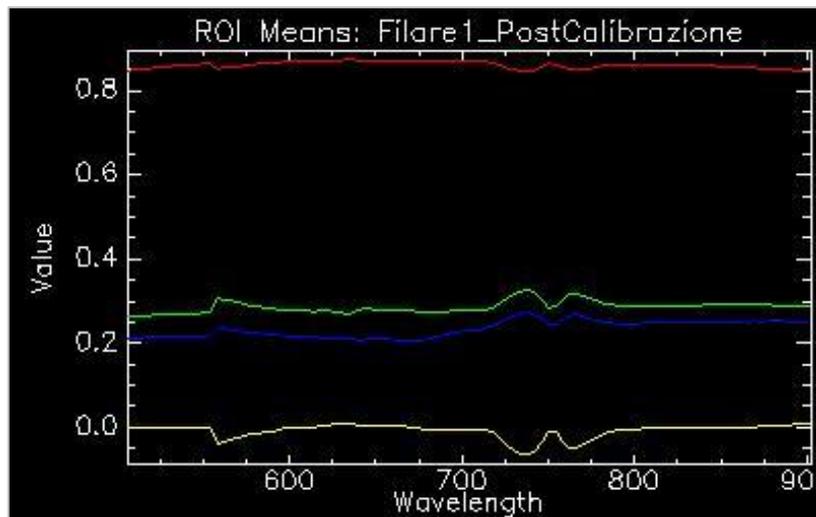


Figura 5.7: Curve riflettività - lunghezza d'onda, *ROIs* 'Filare 1', ENVI

Le firme spettrali post-calibrazione ottenute per le restanti immagini sono invece inserite in Appendice 3.1: scorrendo i grafici prodotti, si possono osservare andamenti differenti.

Dieci immagini, infatti, presentano delle curve di riflettività simili a quelle di riferimento; in particolare, ciò avviene per 'Filare 1', '2', '5', '7', '12', '13', '14', '15', '16' e '17'.

Le restanti sei invece, 'Filare 3', 'Filare 4', 'Filare 8', 'Filare 9', 'Filare 10' e 'Filare 18', presentano variazioni più o meno significative rispetto all'obiettivo: le curve, infatti, possono presentare dei picchi anomali solamente in certe lunghezze d'onda (cfr. 'Filare 8' - '9' - '10' e '18') oppure un discostamento dall'andamento teorico in tutto il range considerato, ma minore in valore assoluto (cfr. 'Filare 3' e '4').

Infine, al pari di quanto fatto in fase di pre-calibrazione, si è prodotto per 'Filare 1' in banda 1 l'istogramma tramite 'Interactive Stretching': a seguito della calibrazione radiometrica, in ascissa sono forniti valori tipici della riflettività.

Valori esterni al range [0,1] di variazione teorica della ρ possono essere causati dalla compresenza di zone in ombra e zone direttamente illuminate dai raggi solari nella medesima scena: qualora il pannello sia posizionato in ombra, zone illuminate possono infatti essere associati a valori di riflettività superiori all'unità.

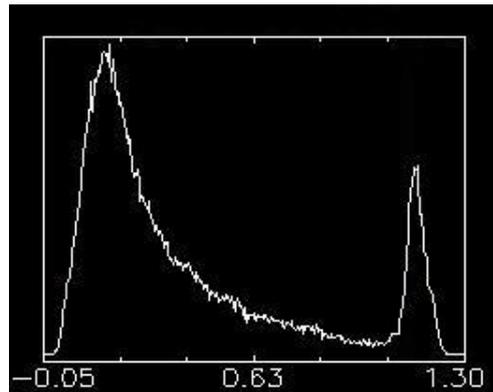


Figura 5.8: Istogramma della riflettività, 'Filare 1', banda 1, ENVI

5.3 RETTE DI INTERPOLAZIONE NELL'AMBIENTE MATLAB

La calibrazione radiometrica eseguita con il Metodo di Regressione Lineare richiede l'individuazione delle equazioni di calibrazione: tuttavia, le equazioni su cui è basato il processamento eseguito dal *software* ENVI non sono note, e per tale motivo è stato scritto un codice in ambiente MATLAB in grado di simulare tale fase dell'analisi (cfr. Appendice 1.2).

Il codice richiede unicamente come dati di *input* i medesimi file testo forniti ad ENVI: il file comune a tutte le immagini, contenente la riflettività delle quattro porzioni del pannello in funzione della lunghezza d'onda, e i singoli file, unici per immagine, contenenti i DN delle stesse *ROIs*, ugualmente in funzione della lunghezza d'onda.

Viene eseguita allora una combinazione, riga per riga, e conseguentemente, banda per banda, dei DN e dei valori di riflettività per ogni immagine elaborata, ottenendo così ogni volta quattro punti nel grafico ρ - DN.

Infine, a partire da questi quattro punti, è realizzata l'interpolazione lineare in grado di individuare l'equazione di calibrazione voluta; per ciascuna retta si calcola anche l' R^2 .

Un esempio del risultato ottenuto è presente in Figura 5.9: esso contiene la retta interpolata per l'immagine 'Filare 2', in banda 1; l' R^2 raggiunge un valore molto elevato, superiore a 0.99.

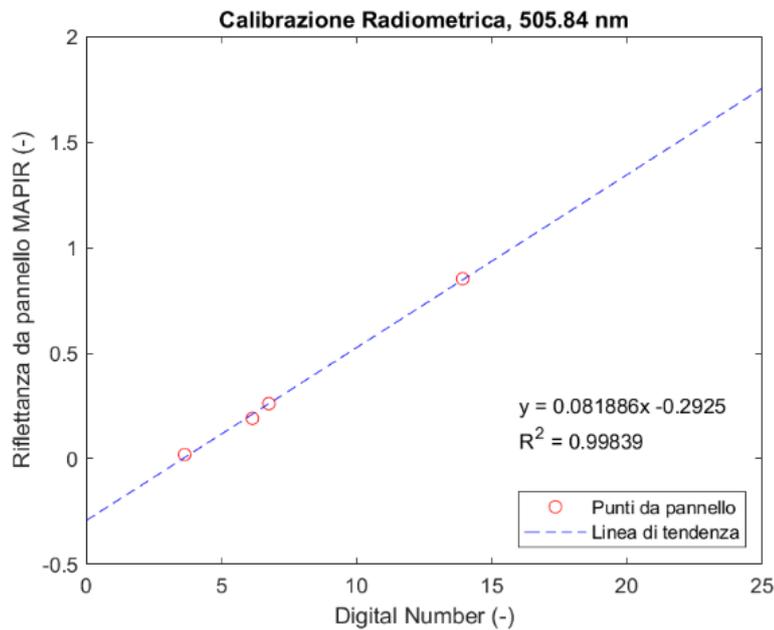


Figura 5.9: Retta di interpolazione, 'Filare 2', banda 1, MATLAB

Questo procedimento è stato svolto per tutte le novantasette bande delle sedici immagini iperspettrali: in Appendice 3.2 sono tuttavia inseriti solo i grafici ottenuti per l'immagine 'Filare 2' (cfr. da Figura A3.17 a Figura A3.113).

Infatti, a causa dell'elevato numero di grafici ottenuti, si preferisce fornire solamente quelli caratteristici di una sola immagine, ma rappresentativi della sua totalità di bande; ciò è permesso dal fatto che, per tutte le immagini trattate, si ottengono risultati di simile qualità.

La scelta dell'immagine è ricaduta su 'Filare 2' in quanto essa è una delle immagini maggiormente utilizzate nelle fasi successive del lavoro di tesi, grazie al buon risultato di calibrazione radiometrica ottenuto (cfr. Immagine A3.2, firme spettrali).

6. CLASSIFICAZIONE DELLE IMMAGINI

Calibrate radiometricamente le immagini iperspettrali acquisite nel vigneto, il passo immediatamente successivo ne ha riguardato la classificazione: i dati, in tale processo, vengono analizzati con l'obiettivo di individuare delle classi o categorie, in maniera tale che il grado di similarità o associazione sia alto fra gli elementi della medesima categoria, ma basso fra quelli di categorie distinte (Boccardo, 2019).

Il prodotto finale della classificazione eseguita su di un'immagine iperspettrale consiste nella mappa tematica: in essa, ciascun *pixel* componente è associato, oltre alle coordinate spaziali, a un'informazione di tipo semantico, relativa alla classe di appartenenza (Boccardo, 2019); tale associazione può basarsi su discriminanti di diverso tipo.

In questo lavoro di tesi, qualunque sia l'intelligenza artificiale utilizzata per la classificazione delle immagini, la discriminante fondamentale della suddivisione in classi è sempre risultata essere la medesima, definita spettrale: l'assegnazione della singola cella alla classe di appartenenza dipende infatti dalla sua firma spettrale, corretta a seguito della calibrazione radiometrica (Boccardo et al., 2007). Le immagini iperspettrali, caratterizzate da firme spettrali quanto più precise, sono allora le più adeguate a tale tipologia di classificazione.

Inoltre, è importante distinguere i classificatori spettrali in classificatori assistiti e automatici (Boccardo, 2019):

- i classificatori assistiti, o *supervised*, richiedono la definizione a priori delle classi di informazione e il riconoscimento di un certo numero di *pixel*, detti di *training*, rappresentativi per ciascuna di esse. In tale processo l'utente addestra il computer a riconoscere le caratteristiche di ciascuna classe;
- i classificatori automatici, o *unsupervised*, prevedono l'intervento dell'utente a posteriori: il computer si occupa della suddivisione in classi della totalità dei dati sulla base di una regola decisionale, al termine del quale l'utente assegnerà le etichette a ciascuna classe generata.

Le classificazioni svolte, processate sia tramite *software* ENVI che *software* ArcGIS Pro, appartengono alla prima categoria: infatti, sono sempre stati impiegati classificatori assistiti spettrali.

I *pixel* di *training* di ciascuna classe sono raccolti all'interno di apposite *Region of Interest*: è importante che, per ogni classe ricercata, il campione sia quanto più possibile rappresentativo, individuando un numero di celle adeguato (Boccardo et al., 2007).

Quanto svolto su ciascun *software* è presentato in un apposito paragrafo: si analizzano nel dettaglio le intelligenze artificiali applicate, le *ROIs* individuate e i risultati ottenuti.

6.1 ENVI: SPECTRAL ANGLE MAPPER

Tra le intelligenze artificiali messe a disposizione dal *software* ENVI per la realizzazione della classificazione delle immagini, risultato adatto, nel caso di immagini iperspettrali, l'algoritmo della Distanza Angolare degli Spettri, noto in inglese come *Spectral Angle Mapper* (SAM).

Esso rappresenta un metodo rapido di classificazione, basato sull'analisi della similarità tra la firma spettrale di riferimento, definita per ciascuna classe, e le firme spettrali dei singoli *pixel*: tali firme sono trattate dall'algoritmo come vettori in uno spazio di dimensione pari al numero di bande (Boccardo, 2019).

Poiché ciascuna classe è costituita da un numero sufficientemente elevato di *pixel*, la firma spettrale rappresentativa della classe è ottenuta come media della totalità di firme spettrali di quella data classe, e la similarità tra la firma spettrale di un generico *pixel* dell'immagine e quella delle classi viene espressa come distanza angolare tra due vettori nello spazio n-dimensionale (Boccardo, 2019), come mostrato in Figura 6.1: l'immagine riportata è ovviamente riferita a sole due bande.

Il *pixel* viene allora attribuito alla classe rispetto alla quale presenta una minore distanza angolare: qualora tale distanza vada sempre a superare una soglia massima imposta, il *pixel* viene etichettato come non classificato (Boccardo, 2019).

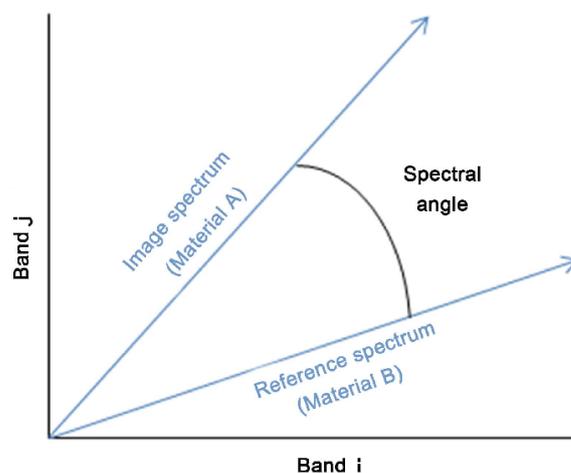


Figura 6.1: Spectral Angle tra vettore di analisi e di riferimento (Hamza, 2016)

L'angolo è allora misurato in radianti, compreso tra zero e $n/2$, dove n rappresenta il numero di bande delle immagini: soglie caratterizzate da angoli piccoli esprimono elevata similarità tra firme di analisi e di riferimento, mentre angoli grandi generano più forti dissimilarità (Boccardo, 2019).

Passando alla descrizione di quanto svolto, si è scelto di sottoporre a classificazione l'immagine, ormai calibrata, 'Filare 2', per la quale si è ottenuto un ottimo risultato in fase di correzione radiometrica.

Poiché il primo step della classificazione consiste nell'addestramento del programma tramite definizione delle *Region of Interest*, si è reso innanzitutto necessario individuare una sintesi RGB che potesse facilitare tale passaggio.

La visualizzazione dell'immagine unicamente in toni di grigio avrebbe infatti reso più difficoltosa la delimitazione delle *ROIs*, e il rischio di scegliere *pixel* non realmente rappresentativi delle classi sarebbe aumentato; per questo motivo si è individuata una sintesi a falsi colori in grado di accentuare molto bene le differenze tra i grappoli e le restanti parti della vite, così come tra il manto erboso e il terreno.

Tale sintesi prevede l'associazione della banda 97 al canale del rosso, della banda 61 a quella del verde e infine della banda 36 al canale del blu: l'immagine prodotta è riportata in Figura 6.2.



Figura 6.2: Sintesi a Falsi colori, 97 - 61 - 36, 'Filare 2', ENVI

Dalla suddetta visualizzazione, sono state tracciate le *Region of Interest*: scelte dodici possibili classi di appartenenza, a cui va sommarsi la sezione 'Non Classificato', generata automaticamente dal *software*, sono stati individuati i *pixel* campione per ciascuna di esse.

A tal riguardo, è importante osservare che sull'immagine iperspettrale in questione non è stato svolto un unico processo di classificazione tramite algoritmo SAM, bensì molteplici tentativi, cinque in totale.

Di questi cinque tentativi, tuttavia, i primi tre presentavano una classe di riferimento in meno, ossia la categoria 'Pilastro' (cfr. Tabella 6.1), poi aggiunta in tempi successivi con il processamento di nuove classificazioni: infatti, anche le classificazioni eseguite tramite ArcGIS Pro presentano dodici classi, e non undici.

Per tale motivo, si considera più conveniente far riferimento, a riguardo di quanto fatto in ENVI, alle sole due ultime classificazioni, chiamate per semplicità 'Tentativo 1' e 'Tentativo 2': ciò rende più facilmente confrontabili i risultati ottenuti tramite differenti algoritmi.

Le classi imposte per la generazione delle immagini tematiche e i colori a esse associati sono elencati in Tabella 6.1.

Tabella 6.1: *Region of Interest*, ENVI

ROI	Colore	Pixel - Tentativo 1	Pixel - Tentativo 2
Mapir Bianco	Rosso	1530	1534
Mapir Grigio Chiaro	Verde	1296	1640
Mapir Grigio Scuro	Blu	1224	1412
Mapir Nero	Giallo	798	1351
Grappolo	Viola	7433	5778
Foglie Vite	Verde chiaro	6687	10651
Tronco	Marrone	1179	1432
Erba	Verde scuro	2186	3604
Terreno	Beige	6158	13989
Cielo	Azzurro	3336	1850
Nuvole	Verde acqua	2078	1111
Pilastro	Grigio	6631	8266
Non Classificato	Nero	-	-

In tabella sono inoltre indicati i *pixel* di ciascuna *ROI*s per entrambi i tentativi svolti.

Le aree tracciate sono invece distinguibili nelle immagini a venire (cfr. Immagine 6.3): al fine di visualizzare al meglio le *ROI*s ottenute, l'immagine viene riportata in banda 10.

Per i due tentativi svolti tramite *Spectral Angle Mapper* si è cercato di individuare delle *ROI*s differenti per la medesima classe: in ogni caso, il numero di *pixel* per classe rimanere del medesimo ordine di grandezza in entrambi i casi, a eccezione della categorie 'Mapir Nero', 'Foglie Vite' e 'Terreno', in cui son state selezionate un numero maggiore di celle in 'Tentativo 2'.

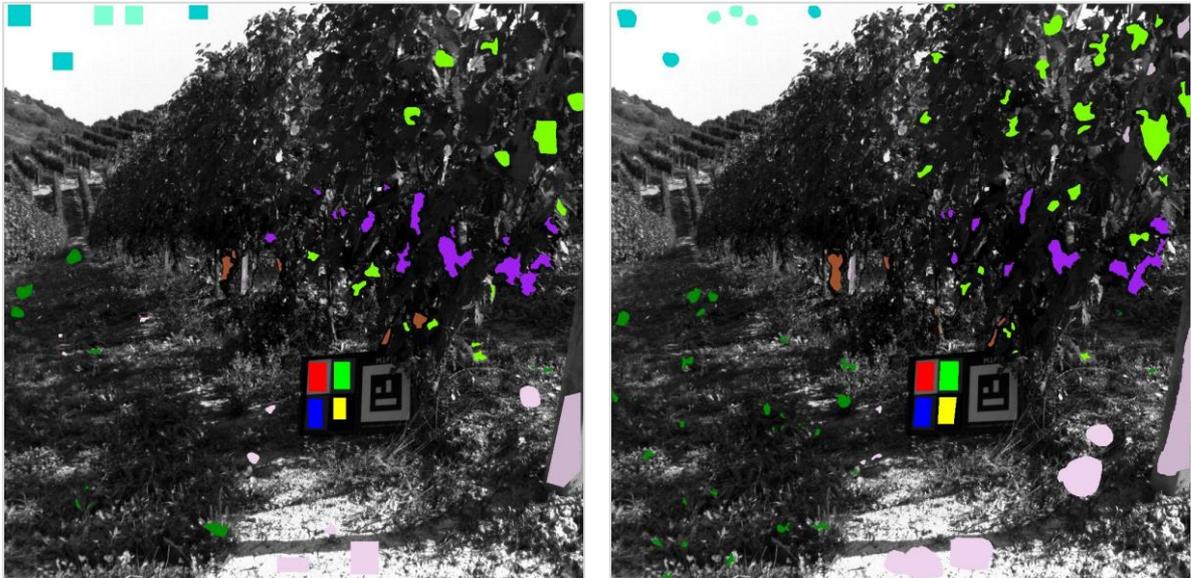


Figura 6.3: *ROIs*, Tentativo 1 (sx), Tentativo 2 (dx). banda 10, 'Filare 2', ENVI

Definite le *ROIs*, è stato possibile eseguire le due classificazioni tramite l'algoritmo indicato: lo *Spectral Angle Mapper* di ENVI richiede infatti, come dati di *input*, unicamente l'immagine iperspettrale da classificare, su cui si è imposto di lavorare sulla totalità di bande disponibili, e le *Region of Interest* delle classi richieste.

All'utente viene inoltre chiesto di imporre il massimo angolo accettato affinché un *pixel* possa essere inserito in una classe e non rientrare tra i non classificati: tale soglia, mantenuta come di default, è posta pari a 0.1 radianti.

In Figura 6.4 si presentano le due immagini tematiche ottenute.

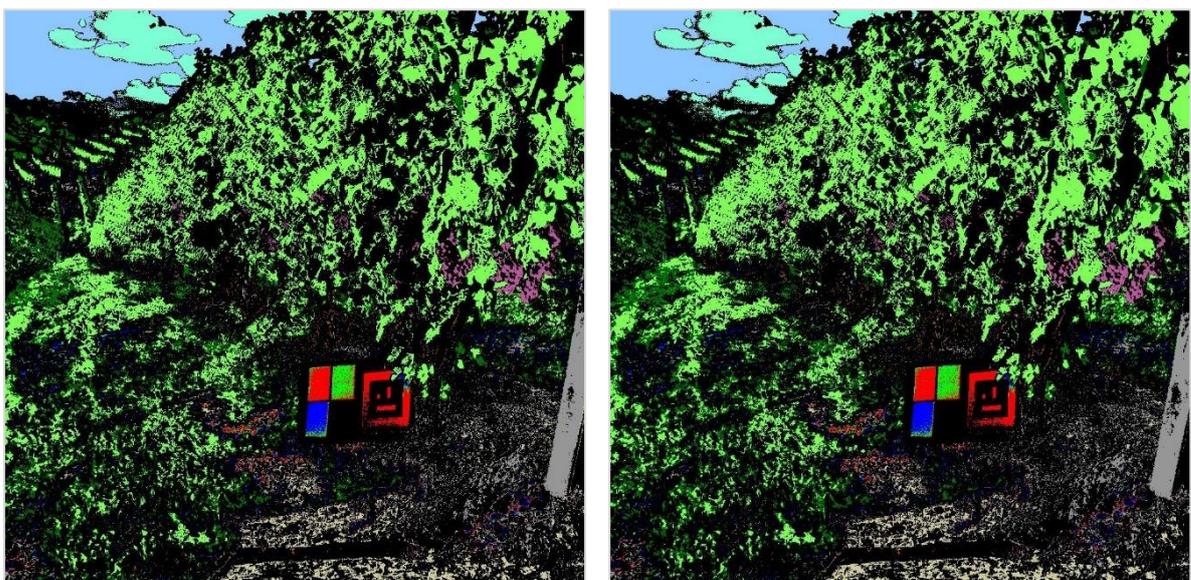


Figura 6.4: *Spectral Angle Mapper*. Tentativo 1 (sx), Tentativo 2 (dx), 'Filare 2', ENVI

Dalla sola osservazione delle immagini tematiche prodotte, ciò che si può notare è l'associazione di un gran numero di *pixel* alla categoria 'Non Classificato', senza una classe preferenziale di origine: tale fenomeno si presenta infatti, puntualmente, sull'intera immagine di partenza.

Solo alcune classi, come quelle associate ai primi tre elementi del pannello Mapir e al cielo, paiono non presentare *pixel* ricadenti nel 'Non Classificato': la quarta sezione del pannello invece, 'Mapir Nero', risulta non classificata in entrambi i tentativi, nonostante fossero state generate delle *ROIs* apposite. Inoltre, molto spesso le foglie di vite e il manto erboso non vengono correttamente distinte, così come i grappoli, classe di maggior interesse in tale caso studio, paiono sottostimati.

La verifica della bontà di una classificazione è svolta più precisamente attraverso un apposito strumento, chiamato Matrice di Confusione: essa è costruita incrociando le classi di assegnazione, componenti le righe, con le *ROIs* imposte, formanti le colonne. In altri termini, viene valutato come le celle assegnate in fase di addestramento siano state classificate nella fase di applicazione del modello addestrato (Boccardo et al., 2007).

Per il caso in esame, ciascuna matrice di confusione prodotta con il *software* ENVI presenta allora dodici colonne, una per classe individuata, e tredici righe, una per possibile categoria di classificazione dei *pixel*. Le tredici righe sono infatti comprensive della categoria 'Non Classificato'.

Ciascun elemento della matrice quantifica gli elementi della *ROIs* di appartenenza, ossia la colonna, assegnati alla classe presente in riga: la diagonale principale allora, indicati il numero di elementi correttamente classificati.

Vengono inoltre forniti i totali per riga e colonna.

La matrice di confusione è infine accompagnata dall'accuratezza totale della classificazione, espressa in termini percentuali, e dal coefficiente **Kappa**, un coefficiente variabile tra -1 e 1: tanto più esso si avvicina all'unità, tanto più è elevata la bontà della classificazione.

L'accuratezza totale e il coefficiente **Kappa** ottenuti per entrambi i tentativi sono riassunti in Tabella 6.2: la prima assume valori molto simili nei due differenti processi svolti nonostante siano state individuate delle *ROIs* spesso differenti tra di loro, ma non supera il 50%.

Allo stesso modo, anche il secondo fattore è molto simile nei due tentativi svolti, ma non superiore a 0.5, sinonimo di un risultato discreto.

Tabella 6.2: Accuratezza totale e coefficiente Kappa, *Spectral Angle Mapper*, Filare 2, ENVI

	Accuratezza Totale (%)	Kappa
Tentativo 1	48.58	0.441
Tentativo 2	48.34	0.439

6. Classificazione delle Immagini

Le matrici di confusione sono riportate invece in Tabella 6.3 e 6.4, rispettivamente risultato di 'Tentativo 1' e 'Tentativo 2': esse sono espresse in termini percentuali.

Tabella 6.3: Matrice di Confusione, *Spectral Angle Mapper*, Tentativo 1, Filare 2, ENVI

	Mapir bianco	Mapir g. chiaro	Mapir g. scuro	Mapir nero	Grappolo	Foglie vite	Tronco	Erba	Terreno	Cielo	Nuvole	Pilastro	Totale
Non Classificato	0	0	0	100	65.35	27.25	94.81	62.39	75.99	0	0.30	28.35	46.68
Mapir bianco	95.99	15	0.34	0	0	0	0	0	0.56	0	0	0	3.13
Mapir g. chiaro	4.01	82.84	5.79	0	0.02	0	0	0	0.19	0	0	0	2.54
Mapir g. scuro	0	2.15	93.87	0	0.02	0	0	0	0.07	0	0	0	2.49
Mapir nero	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Grappolo	0	0	0	0	34.04	0	0.59	0	0	0	0	0	3.88
Foglie vite	0	0	0	0	0	70.68	0.06	28.08	0	0	0	0	15.08
Tronco	0	0	0	0	0.54	0	4.37	0	0	0	0	0	0.19
Erba	0	0	0	0	0.03	2.07	0	9.53	0	0	0	0	0.81
Terreno	0	0	0	0	0	0	0	0	16.76	0	0	1.72	4.96
Cielo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	3.37
Nuvole	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	99.7	0	1.77
Pilastro	0	0	0	0	0	0	0.18	0	6.43	0	0	69.93	15.11
Totale	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Tabella 6.4: Matrice di Confusione, *Spectral Angle Mapper*, Tentativo 2, Filare 2, ENVI

	Mapir bianco	Mapir g. chiaro	Mapir g. scuro	Mapir nero	Grappolo	Foglie vite	Tronco	Erba	Terreno	Cielo	Nuvole	Pilastro	Totale
Non Classificato	0	0	0	100	66.34	24.11	95.53	42.12	73.89	0	0.63	32.45	44.98
Mapir bianco	96.22	15.06	0.35	0	0	0	0	0	0.15	0	0	0	3.33
Mapir g. chiaro	3.78	82.74	5.45	0	0.02	0	0	0	0	0	0	0	2.84
Mapir g. scuro	0	2.2	94.19	0	0.02	0	0	0	0	0	0	0	2.6
Mapir nero	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Grappolo	0	0	0	0	33.07	0	0.49	0	0	0	0	0	3.65
Foglie vite	0	0	0	0	0	74.79	0	45.87	0	0	0	0	18.24
Tronco	0	0	0	0	0.54	0	3.84	0	0	0	0	0	0.16
Erba	0	0	0	0	0.02	1.1	0	12.01	0	0	0	0	1.05
Terreno	0	0	0	0	0	0	0	0	17.04	0	0	0.05	4.54
Cielo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	3.52
Nuvole	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	99.37	0	2.1
Pilastro	0	0	0	0	0	0	0.14	0	8.92	0	0	67.51	12.99
Totale	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Dall'analisi delle matrici di confusione generate in fase di post-classificazione, si ha la conferma del fatto che buona parte delle *ROIs* siano state inserite nella categoria 'Non Classificato'.

Ciò riguarda anche la categoria 'Grappolo', di estremo interesse: come evidenziato in verde, si nota come ben oltre la metà della *ROIs* non sia stata correttamente classificata in entrambi i processamenti, ricadendo in minima parte in altre classi, quali 'Tronco', 'Erba' o 'Mapir', ma prevalentemente in 'Non Classificato'.

Al tempo stesso però, a eccezione di una minima porzione della *ROI* 'Tronco', nessun elemento è stato mal classificato come 'Grappolo': in definitiva, questa classe risulta certamente sottostimata per una mancata classificazione, ma non sovrastimata per errata classificazione di altre *ROIs*.

6.2 ARCGIS PRO: SUPPORT VECTOR MACHINE E RANDOM TREES

Passando al *software* ArcGIS Pro, in tale ambiente non è più stato utilizzato l'algoritmo dello *Spectral Angle Mapper*, ma si è passati a due diverse intelligenze artificiali: il *Support Vector Machine* (SVM) e il *Random Trees* (RT).

Il *Support Vector Machine*, in italiano Macchina a Vettori di Supporto, è un algoritmo di classificazione supervisionata, di massima efficacia nei problemi binari, ma sempre più utilizzato in condizione multi-classe (lorenzogovoni.com), a cui appartiene il caso studio in esame.

Alla base di tale algoritmo vi è la ricerca di un iperpiano che divida al meglio un set di dati nelle classi di interesse: per ciascun gruppo creato, il vettore di supporto rappresenta il punto più vicino all'iperpiano. Essi sono i punti critici, in quanto una loro rimozione o modifica provoca l'alterazione dell'iperpiano divisorio (lorenzogovoni.com).

Per semplicità, tali concetti vengono spesso rappresentati considerando due sole classi, come mostrato in Figura 6.5: come detto, i *support vectors* sono i punti più vicini al piano di separazione.

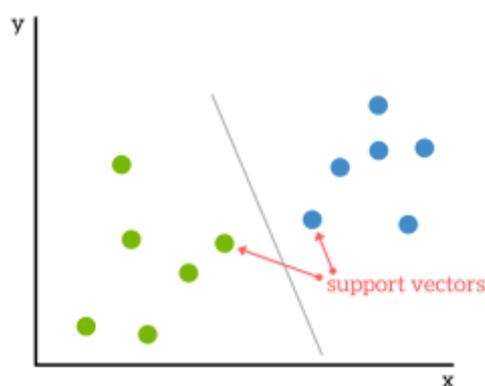


Figura 6.5: Support Vectors e piano di separazione (lorenzogovoni.com)

Qualora siano possibili più iperpiani in grado di separare gli elementi nelle classi richieste, il *Support Vector Machine* seleziona quello in grado di massimizzare il margine, ossia la distanza minima tra di esso e il *support vector* di ogni classe: infatti, tanto più ciascun dato è distante dall'iperpiano, tanto più aumenta l'accuratezza della classificazione (lorenzogovoni.com).

Passando al *Random Trees*, noto anche come *Random Forest*, in italiano Foresta Casuale, è anch'esso un classificatore supervisionato: è definito da (pro.arcgis.com) come una raccolta di 'alberi' decisionali individuali, in cui ogni albero è generato da diversi campioni e sottoinsiemi degli elementi di addestramento.

Per ciascun *pixel* da classificare, infatti, vengono prese dall'algoritmo numerose decisioni in ordine di importanza, che si possono immaginare come un ramo; ampliando la visione su tutti i *pixel* disponibili, si ottiene un albero casuale. Gli alberi, infine, si moltiplicano, in quanto il set di dati è classificato non una singola volta, ma un numero di volte tanto maggiore quante sono le sottoselezioni casuali dei *pixel* di addestramento (pro.arcgis.com).

L'*output* finale della classificazione sarà quello più frequente tra tutti gli alberi decisionali: seppur ogni albero possa avere una varianza elevata in riferimento agli elementi di addestramento, l'insieme di alberi, avrà, nel complesso, una varianza minore (lorenzogovoni.com).

In Figura 6.6 si riporta un'idealizzazione del processo di *Random Trees*.

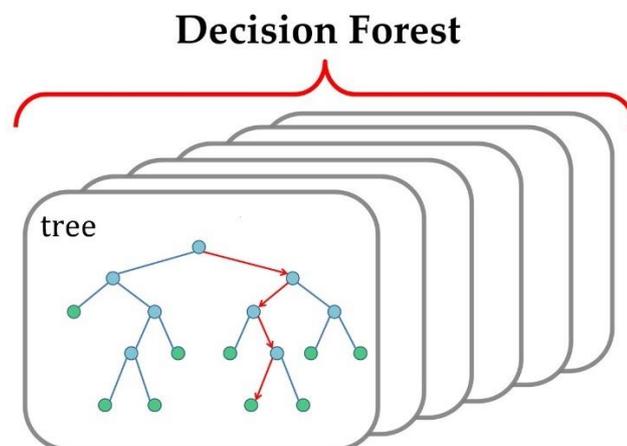


Figura 6.6: Alberi decisionali (dimensionless.in)

È importante sapere che, nell'ambiente GIS, entrambe le tipologie di classificazione possono essere svolte sia nell'opzione *pixel - based* che *object - based*: come spiegato da (pro.arcgis.com), il primo approccio esegue una classificazione *pixel per pixel*, associando ognuno di essi a una delle classi fornite dall'utente, al pari di quanto fatto anche in ENVI, senza tener conto delle informazioni provenienti dai *pixel* vicini.

Il secondo metodo invece raggruppa *pixel* adiacenti sulla base di similarità in colore e forma degli elementi da essi costituiti: l'immagine, prima di essere classificata, viene perciò sottoposta a segmentazione.

Tutte le quattro possibili combinazioni sono state eseguite in questo caso studio.

In riferimento a quanto svolto in ArcGIS Pro, si è innanzitutto sottoposta a classificazione la medesima immagine processata in ENVI, ossia 'Filare 2', utilizzando le stesse classi di quanto fatto in precedenza.

I colori a esse associati risultato però cambiati: vengono perciò riportati in Tabella 6.5.

Tabella 6.5: *Region of Interest*, ArcGIS Pro

ROI	Colore
Mapir Bianco	Giallo
Mapir Grigio Chiaro	Grigio chiaro
Mapir Grigio Scuro	Grigio scuro
Mapir Nero	Rosso
Grappolo	Viola
Foglie Vite	Verde
Tronco	Marrone
Erba	Verde chiaro
Terreno	Arancione
Cielo	Azzurro
Nuvole	Azzurro chiaro
Pilastro	Nero

Come anticipato, l'immagine è stata classificata con entrambi gli algoritmi descritti, e in tutti i due casi è stato applicato sia l'approccio *pixel - based* che *object - based*: per tale motivo è stata eseguita preventivamente la segmentazione dell'immagine da trattare.

In fase di segmentazione, il *software* richiede un valore di dettaglio spettrale, dettaglio spaziale e la dimensione minima del segmento in *pixel*.

Tali grandezze sono state mantenute come presentate di default dal *software*:

- dettaglio spettrale: 15.50;
- dettaglio spaziale: 15;
- dimensione minima del segmento in *pixel*: 20.

La segmentazione prodotta è illustrata in Figura 6.7: prima del processo, si era imposta la visualizzazione dell'immagine a falsi colori, in bande 97 - 61 - 36, già presentata al Paragrafo 6.1 (cfr. Figura 6.2).



Figura 6.7: Immagine segmentata, 'Filare 2', ArcGIS Pro

Definite le classi di interesse, per ciascuna di esse son state tracciate le *ROIs* corrispondenti.

In realtà, per ogni classe si distinguono due gruppi di *Region of Interest*, rispettivamente utilizzati per la classificazione e per la verifica con generazione della matrice di confusione (cfr. Figura 6.8).

Nell'analisi della bontà della classificazione, l'utilizzo di *ROIs* differenti da quelle applicate in fase di addestramento del modello permette infatti di ottenere un risultato più veritiero del processo svolto: è infatti più probabile che un *pixel* appartenente ad una *ROI* di addestramento venga correttamente classificato rispetto a un *pixel* non utilizzato in tale fase.

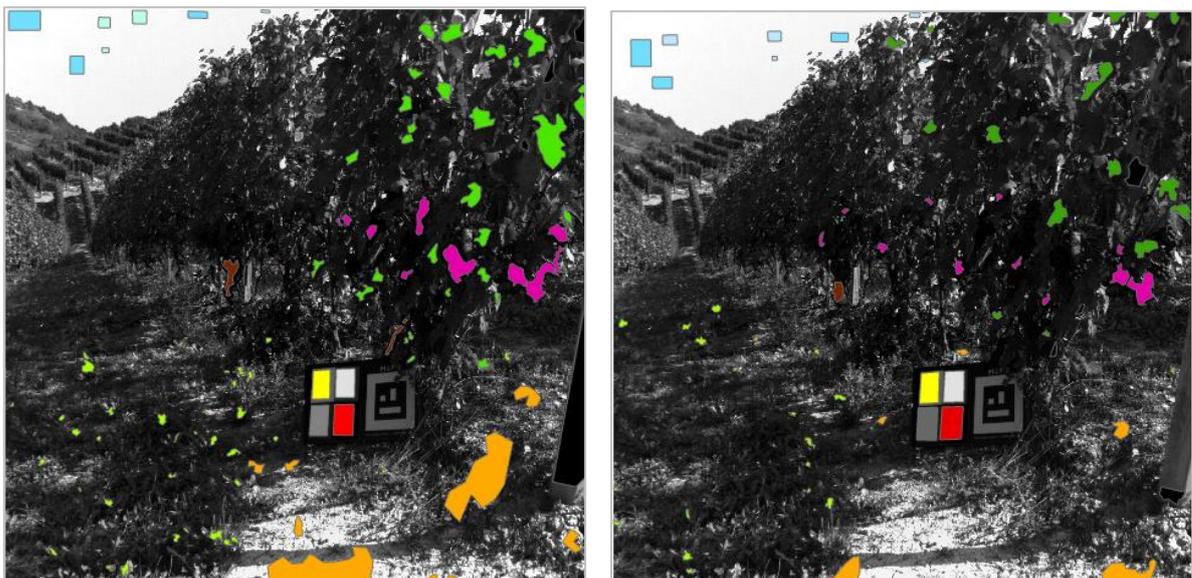


Figura 6.8: *ROIs* per classificazione (alto sx), *ROIs* per verifica (alto dx), 'Filare 2', ArcGIS Pro

Sulla base delle *ROIs* visibili in Figura 6.7 (sx), sono state svolte le quattro classificazioni (cfr. Figura 6.9), i cui dati in *input* sono:

- *Support Vector Machine, pixel - based*: si impone, come di default, un numero massimo di campioni per classe pari a 500;
- *Random Trees, pixel - based*: di default, si richiede un numero massimo di alberi pari a 50, profondità massima della struttura pari a 30 e numero massimo di campioni per classe uguale a 1000;
- *Support Vector Machine e Random Trees, object - based*: proprietà rispettivamente come sopra, in aggiunta ad attributi di segmentazione composti da DN medio e colore.

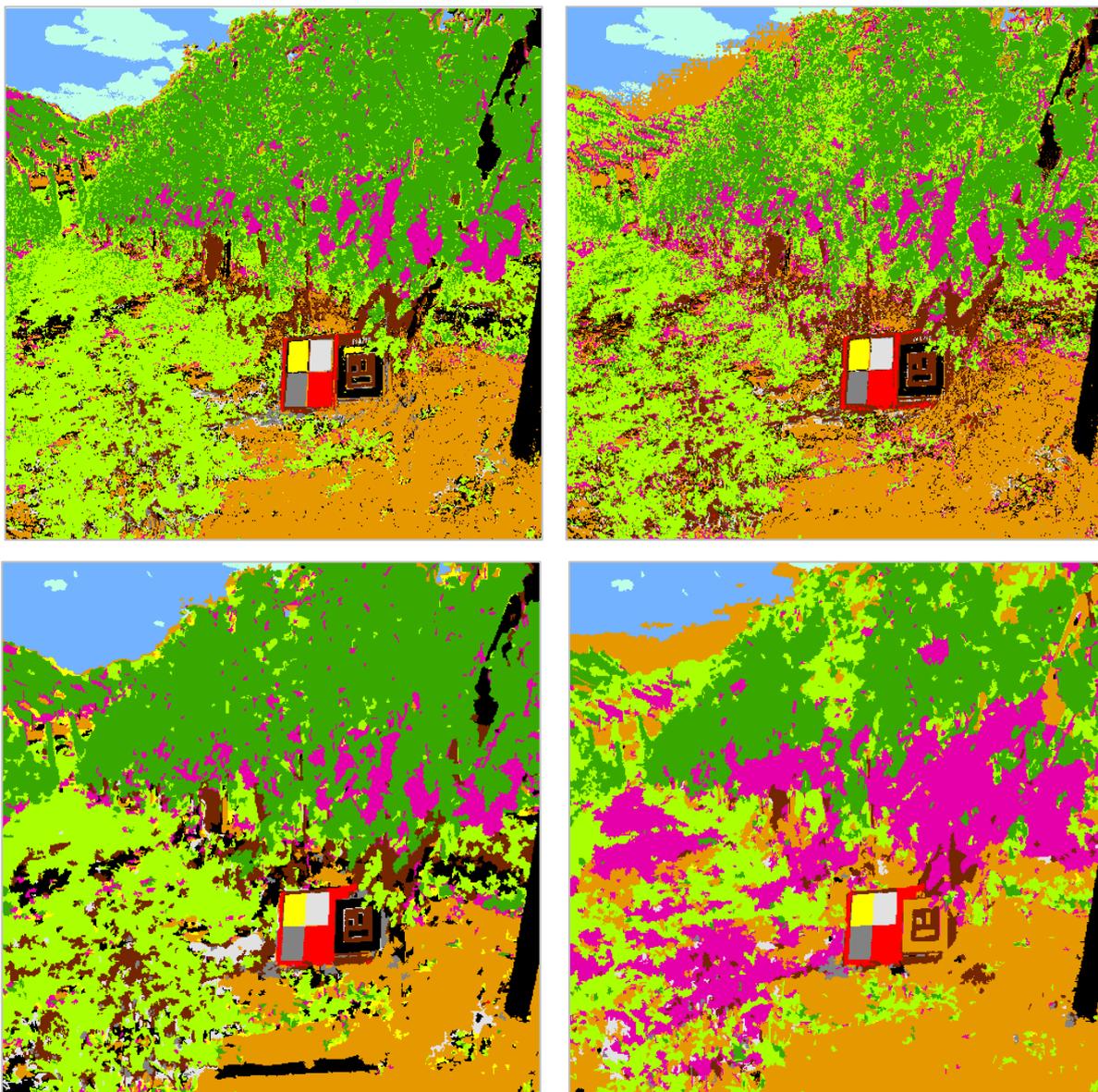


Figura 6.9: SVM (alto sx), RT (alto dx), SVM *object* (basso sx), RT *object* (basso dx) 'Filare 2', ArcGIS Pro

Osservando le immagini in Figura 6.9, ciò che si può notare è un primo miglioramento della classificazione rispetto a quanto ottenuto con ENVI: tuttavia, i quattro risultati sono discostanti tra loro.

Il miglior risultato pare essere la classificazione con metodo SVM *pixel - based*, così come la peggiore è chiaramente quella generata con RT *object - based*: in tal caso, infatti, la classe 'Grappolo' viene particolarmente sovrastimata, ricadendo in essa anche molti *pixel* appartenenti alle classi 'Foglia Vite', 'Terreno' o 'Erba'.

Da un approccio puramente visivo, non molto può esser detto riguardo le restanti classificazioni.

Vengono allora generate, anche in questo *software*, le matrici di confusione: tutte le matrici prodotte sono inserite, per facilità di consultazione, in Appendice 4.

Nell'ambiente GIS, le matrici di confusione vengono elaborate a partire da informazioni puntuali, e non in maniera diretta sfruttando le *ROIs*: esse, infatti, eseguono il confronto tra la classe finale di appartenenza e la classe di partenza della *ROI* per un preciso numero di *pixel* scelto dall'utente, denominati Punti di Accuratezza.

Tali punti sono stati allora scelti applicando le seguenti condizioni:

- ciascun punto deve appartenere a una delle *ROIs* tracciate, e non essere esterno a esse;
- per ogni *ROI*, si individuano cento punti, al fine di avere un'analisi omogenea tra le classi.

Avendo definito dodici classi, si ottengono in definitiva 1200 punti di accuratezza: le condizioni sono state rispettate applicando una strategia di campionamento definita *Equalized Stratified Random*.

I punti in questione (cfr. Figura 6.10), sono stati generati sia per le *ROIs* di classificazione che di verifica.

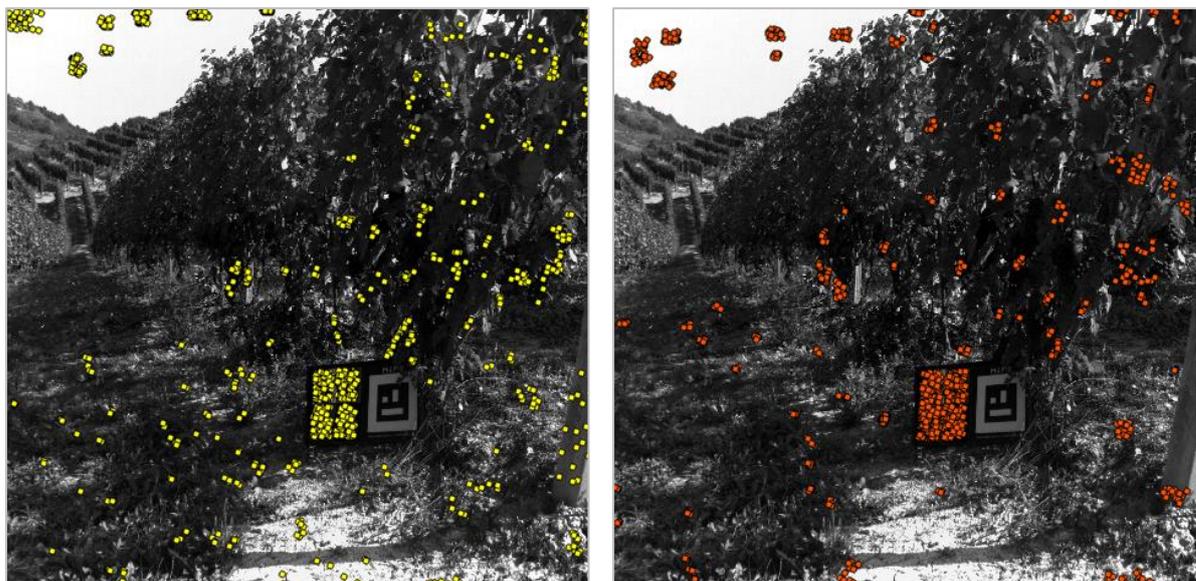


Figura 6.10: Punti da *ROIs* per classificazione (basso sx), Punti da *ROIs* per verifica (basso dx)'Filare 2',ArcGIS Pro

Ciascun punto di accuratezza contiene una duplice informazione: di esso si conosce infatti sia la classe reale di appartenenza, sia quella derivante dalla classificazione.

Il confronto tra tali classi permette la formazione delle matrici di confusione.

In definitiva, le matrici di confusione sono otto (cfr. da Tabella A4.1 a A4.8), due per classificazione eseguita, poiché vengono applicati sia i punti derivanti dalle *ROIs* di verifica sia quelli generati a partire dalle *ROIs* utilizzate in fase di classificazione.

Analizzando le matrici di confusione, si osserva un incremento importante dell'accuratezza totale rispetto a quanto ottenuto con lo *Spectral Angle Mapper* di ENVI: il massimo raggiunto è di 0.94 per il SVM *pixel - based*, ulteriormente aumentato a 0.99 per la medesima tecnologia, se valutata sulle *ROIs* di classificazione.

L'algoritmo RT *pixel - based* riduce l'accuratezza totale a 0.87 per le *ROIs* di verifica, 0.96 per quelle di addestramento, ulteriormente in discesa per le classificazioni eseguite con approccio *object - based*: essa vale 0.83 e 0.69 rispettivamente in caso di SVM e RT, con valutazione su *ROIs* di verifica, e 0.88 e 0.79 con riferimento alle *ROIs* di *training*.

Come preventivato, la bontà della classificazione migliora qualora si considerino dei punti appartenenti alle *ROIs* di addestramento: la probabilità che essi vengano mal classificati è minore rispetto a quella dei punti a esse esterni, provocando un incremento, più o meno leggero, dell'accuratezza.

Allo stesso modo, anche il coefficiente **Kappa** risulta molto più elevato di quanto ottenuto con ENVI, qualunque classificazione venga considerata.

Infine, le matrici in questione presentano anche, per ciascuna classe, la *User Accuracy* e la *Producer Accuracy*:

- *User Accuracy*: rapporto tra corretti positivi e somma di corretti positivi e falsi positivi;
- *Producer Accuracy*: rapporto tra corretti positivi e somma di corretti positivi e falsi negativi.

Considerata l'importanza della classe 'Grappolo', si pone l'attenzione su di essi: in tutti i casi la *Producer Accuracy* risulta prossima se non uguale a uno, implicando perciò che nessun punto della *ROI* 'Grappolo' sia stata scorrettamente assegnato ad altre classi.

La *User Accuracy* invece risulta molto più variabile, con un minimo di 0.47 nel caso di classificazione RT *object - based* e un massimo di 0.99 per la SVM *pixel - based*: tanto più il valore è basso, tanto incrementa il numero di *pixel* classificati come 'Grappolo' ma non realmente appartenenti a tale classe. Nel caso della RT *object - based* ciò avviene in particolar modo per i *pixel* delle classi 'Foglia', 'Tronco', 'Erba' e 'Pilastro'.

Infine, l'immagine 'Filare 2' è stata sottoposta a un'ultima classificazione: l'approccio applicato è nuovamente il *Support Vector Machine pixel - based*, ma con una differenza rispetto a quanto svolto in precedenza.

In questo caso si è imposto infatti il numero massimo di campioni per classe pari a zero: come spiegato dal *software*, un valore minore o uguale a zero implica l'utilizzo da parte del sistema di tutti i campioni dalle *ROIs* di addestramento, al fine di addestrare il classificatore. Il risultato ottenuto è inserito in Figura 6.11.



Figura 6.11: SVM, utilizzo di tutti i campioni, 'Filare 2', ArcGIS Pro

In Tabella A4.9 e A4.10 sono inserite le matrici di confusione di tale classificazione: il risultato, se confrontato a quello ottenuto dal primo approccio *SVM pixel - based*, non presenta grandi miglioramenti, risultando infatti molto simile.

Per tale motivo, nelle fasi successive si è deciso di imporre nuovamente un numero massimo di campioni per classe pari a 500 come consigliato dal programma, al fine di ridurre i tempi di processamento.

I vari algoritmi, infatti, richiedono dei tempi differenti di elaborazione dei dati e produzione dell'immagine classificata, valutati come in termini medi tra le classificazioni già presentate e a venire. Per quanto riguarda il SVM, in caso di approccio *pixel - based*, richiede circa trenta minuti per la formazione del metodo di classificazione e una decina per la generazione del dataset classificato, ridotti a pochi secondi per entrambe le fasi, qualora si stia lavorando in modalità *object - based*.

La tecnologia *RT pixel - based* richiede invece circa un quarto d'ora per la formazione del metodo di classificazione, ridotta a pochi secondi nel caso di approccio *object - based*, così come per la generazione del dataset classificato in entrambe le opzioni.

Infine, la generazione dell'immagine segmentata viene anch'essa svolta nell'arco di pochi secondi.

Svolte tutte le classificazioni dell'immagine 'Filare 2', si è passati alla fase di *Porting*, non eseguita nell'ambiente ENVI.

Il *Porting* consiste nell'utilizzare un classificatore già addestrato per una seconda immagine, non dovendo così più definire le *ROIs* di *training*: ciò è possibile in quanto il *software* permette di salvare la rete addestrata come file in formato .ecd, semplicemente da richiamare durante tale operazione.

Avendo analizzato nel dettaglio i risultati ottenuti con i differenti algoritmi di classificazione, si è deciso di utilizzare la rete addestrata del *Support Vector Machine pixel - based*, caratterizzata da elevati valori di accuratezza totale e di *User Accuracy* e *Producer Accuracy* nel caso della classe 'Grappolo'.

L'immagine da sottoporre alla fase di *Porting* si è scelta essere 'Filare 5': essa presenta un'orientazione centrale, e non verso il filare di destra come nel caso di 'Filare 2', ma anche per essa è stata ottenuta un'ottima calibrazione radiometrica.

La classificazione così ottenuta è riportata in Figura 6.12.

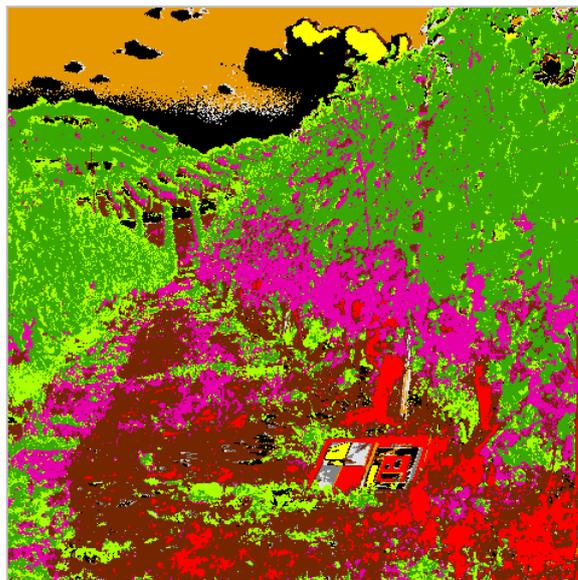


Figura 6.12: SVM, *Porting* da 'Filare 2' a 'Filare 5', ArcGIS Pro

La classificazione ottenuta non ha riportato i risultati sperati: molte classi risultano sovrastimate (cfr. 'Mapir Nero' e 'Grappolo') se non completamente utilizzate a rappresentanza dei *pixel* sbagliati.

Il cielo, infatti è interamente classificato come 'Terreno', e quest'ultimo come 'Tronco'.

Per un'analisi quanto più precisa, anche in questo caso si è prodotta la matrice di confusione, a partire dalle *ROIs* di verifica visualizzabili in Figura 6.13; in accompagnamento a esse si osservano anche i punti di accuratezza generati.

La matrice è presente in Appendice 4, Tabella A4.11.

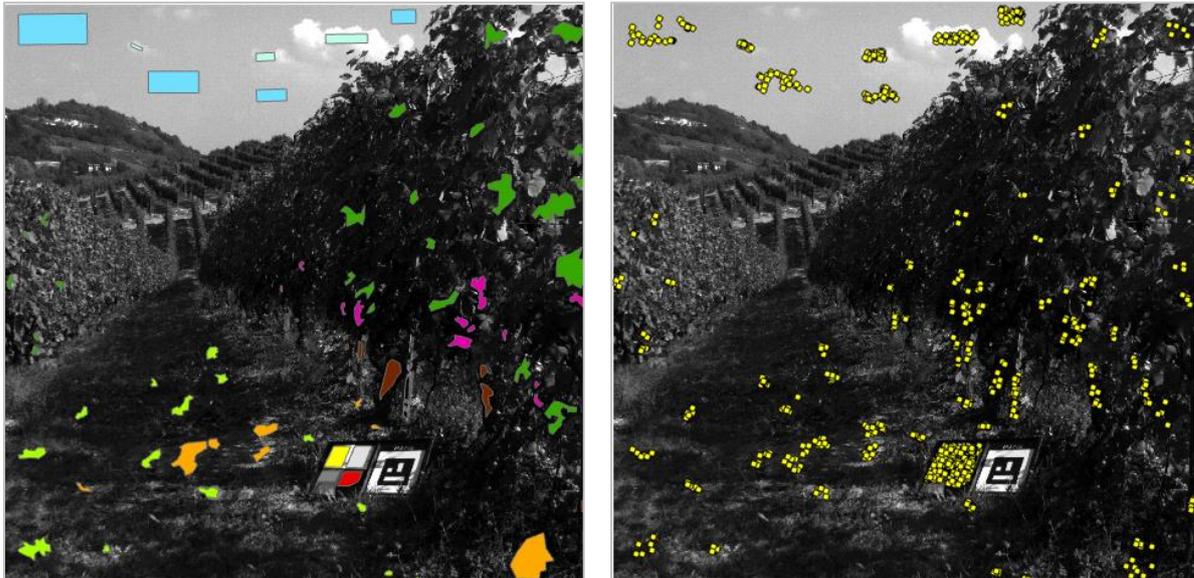


Figura 6.13: ROIs per verifica (sx), Punti da ROIs per verifica (dx) 'Filare 5', ArcGIS Pro

Consultando la matrice di confusione, essa indica un valore di accuratezza totale pari a 0.46 e il coefficiente **Kappa** uguale a 0.41, così come risultano molto basse la *User Accuracy* e la *Producer Accuracy* di gran parte delle classi: in alcuni casi tali coefficienti arrivano addirittura a zero, a indicare la mancanza di corretti positivi.

La classe 'Grappolo', in particolare, assume un valore di 0.74 per la *Producer Accuracy* e 0.60 per la *User Accuracy*, a conferma della sovrastima già individuata in Figura 6.11.

Al fine di ottenere migliori risultati in fase di *Porting*, si è voluto lavorare con una differente coppia di immagini: esse dovevano presentare delle caratteristiche di calibrazione, oltre che spaziali, maggiormente simili tra loro, rispetto a quanto avvenuto nella coppia precedente 'Filare 2' - 'Filare 5'. La causa di un errato *Porting* si è infatti pensato possa derivare da una più ampia variabilità spaziale e temporale tra le immagini: acquisizioni in tempi differenti e di scene differenti possono presentare maggiore variabilità di informazione a causa di diverse condizioni di luce al momento dello scatto.

Per tale motivo, si è deciso di lavorare con la coppia 'Filare 3' - 'Filare 4': è noto che le immagini in questione non abbiano risposto correttamente alla calibrazione radiometrica.

Tuttavia, esse presentano medesima firma spettrale e sono state acquisite in tempi immediatamente successivi per scene in entrambi i casi rivolte verso il medesimo filare: entrambe, infatti, hanno orientazione verso sinistra.

Delle immagini a disposizione, nessuna altra coppia presenta tali vicinanze spaziali e temporali, oltre che similarità in termini spettrali: per questo motivo, la scelta è stata confermata, eseguendo le classificazioni su 'Filare 3' e il *Porting* su 'Filare 4'.

Al pari di quanto fatto per 'Filare 2', anche nel caso di 'Filare 3' si è lavorato nella sintesi a falsi colori 97 - 61 - 36 per una migliore visualizzazione dei grappoli e distinzione dalle altre parti della vite. Inoltre, l'immagine è stata preventivamente segmentata, in vista delle classificazioni *object - based* successive.

Le due immagini sono illustrate in Figura 6.14.

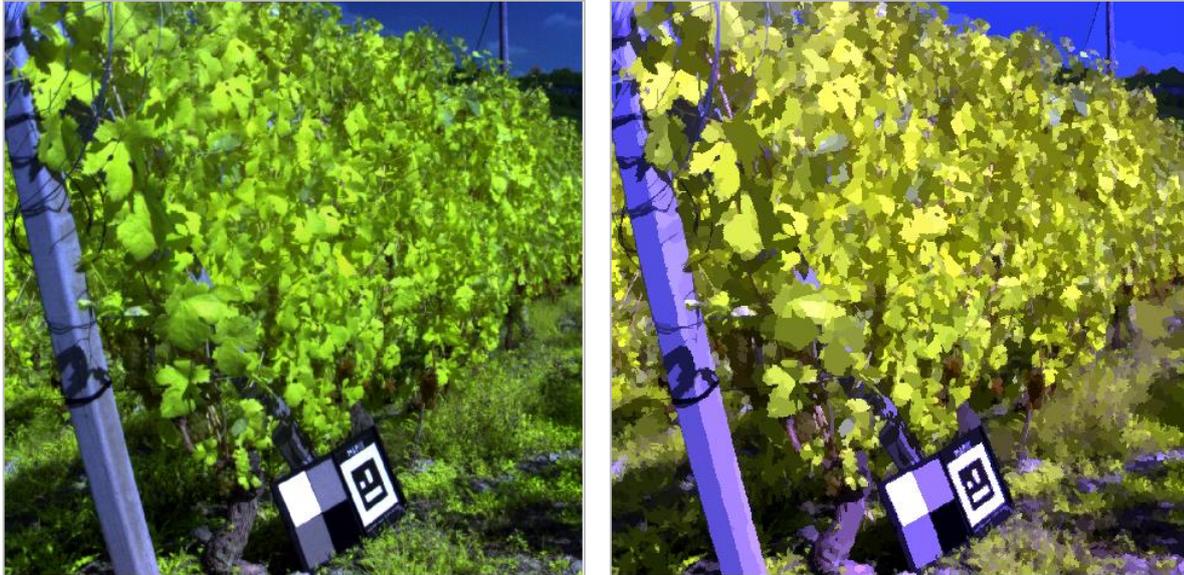


Figura 6.14: Sintesi a Falsi colori, 97 - 61 - 36 (sx), immagine segmentata (dx), 'Filare 3', ArcGIS Pro

Le ROIs generate per l'addestramento dei classificatori e per la fase di verifica sono invece riportate in Figura 6.15.

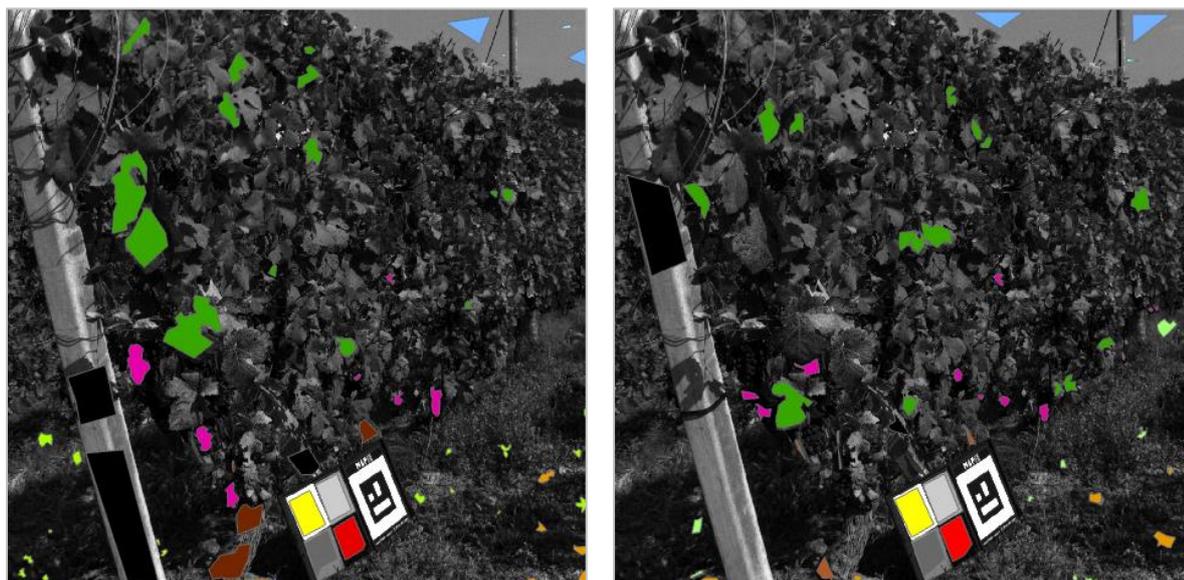


Figura 6.15: ROIs per classificazione (alto sx), ROIs per verifica (alto dx), 'Filare 3', ArcGIS Pro

Anche per 'Filare 3', sono state svolte quattro classificazioni (cfr. Figura 6.16): due tramite *Support Vector Machine* e due tramite *Random Trees*; in entrambi i casi applicando sia il metodo *pixel - based* che *object - based*.

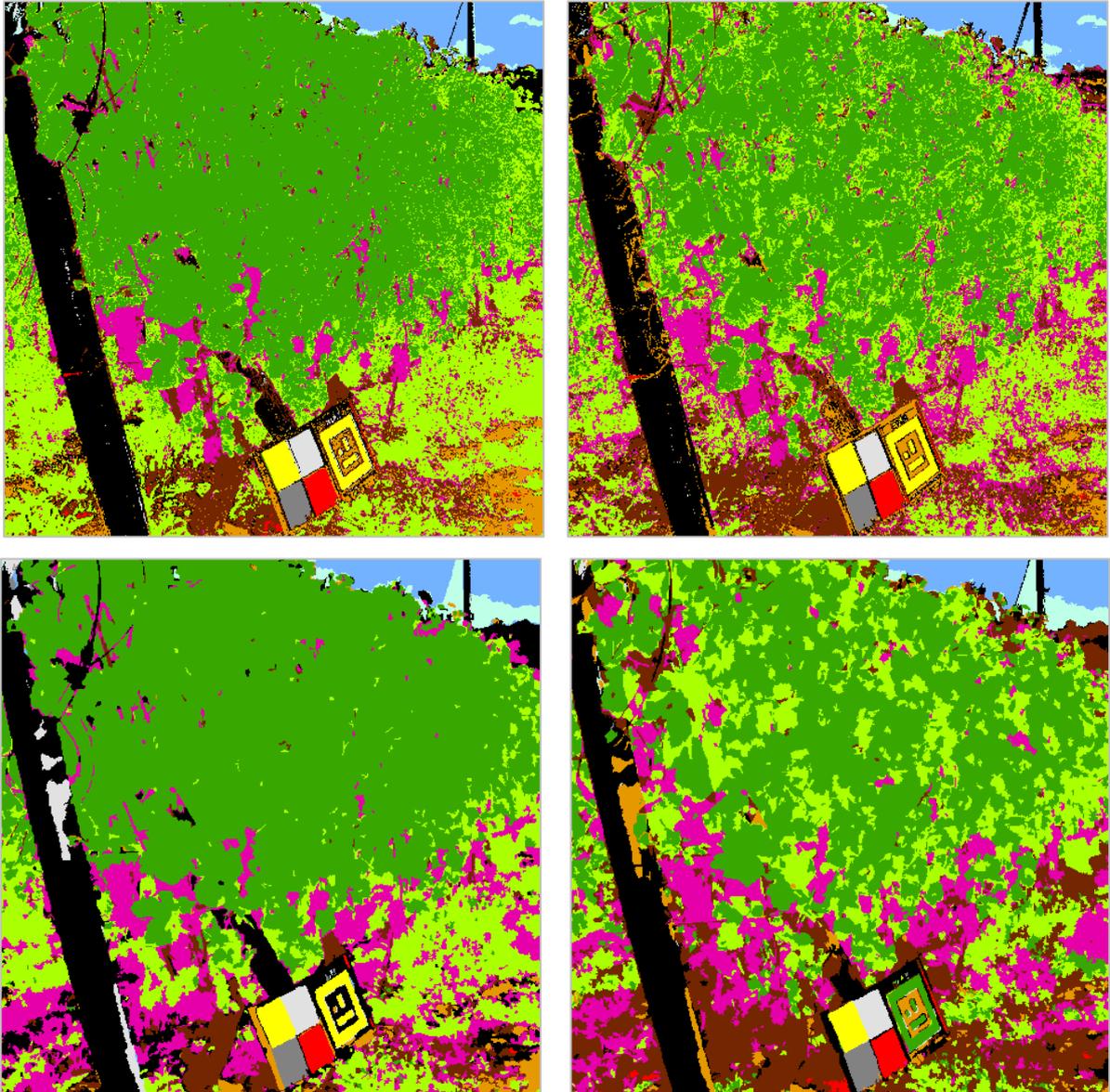


Figura 6.16: SVM (alto sx), RT (alto dx), SVM *object* (basso sx), RT *object* (basso dx) 'Filare 3', ArcGIS Pro

Ugualmente a quanto successo per 'Filare 2', anche in questo caso il risultato pare essere sempre meno preciso passando dalla prima classificazione, SVM *pixel - based*, alla quarta, RT *object - based*: la classe 'Grappolo' risulta sempre più sovrastimata, andando a intaccare le aree vicine di manto erboso, terreno e tronco delle piante.

Per l'analisi attraverso matrici di confusione sono allora stati definiti i punti di accuratezza, seguendo le medesime condizioni presentante per l'immagine 'Filare 2': sono visibili in Figura 6.17.

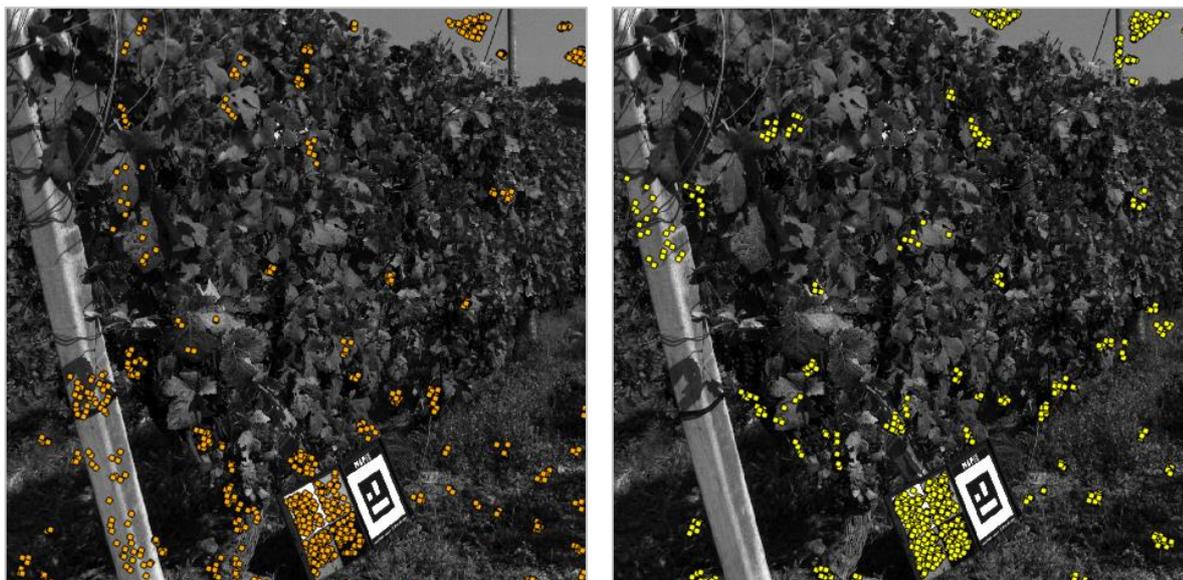


Figura 6.17: Punti da *ROIs* per classificazione (basso sx), da *ROIs* per verifica (basso dx) 'Filare 3', ArcGIS Pro

Analizzando le matrici di confusione (cfr. Tabelle A4.12 - A4.19), l'andamento è molto simili a quello presentato per 'Filare 2': la massima accuratezza totale viene raggiunta con classificazione SVM *pixel-based*, con il valore di 0.95 se in riferimento alle *ROIs* di verifica o 0.99 se considerate le *ROIs* di addestramento.

L'algoritmo RT *pixel-based* riduce anche in questo caso l'accuratezza totale, scendendo a 0.87 per le *ROIs* di verifica e 0.94 per quelle di addestramento.

Infine, le classificazioni eseguite con approccio *object-based* presentano valori simili o minori: l'accuratezza totale vale 0.87 e 0.74 rispettivamente in caso di SVM e RT, con valutazione su *ROIs* di verifica, e 0.92 e 0.80 con riferimento alle *ROIs* di *training*.

A parità di classificazione, il coefficiente **Kappa** assume come sempre valori simili a quelli dell'accuratezza totale, mentre, riguardo la *User Accuracy* e la *Producer Accuracy*, esse assumono valori particolarmente elevati, se non coincidenti con l'unità, in molte classi.

Ciò avviene in particolar modo per la SVM *pixel-based*: per la classe 'Grappolo', la *User Accuracy* è pari a 0.92 per le *ROIs* di verifica e 0.95 per quelle di classificazione, la *Producer Accuracy* invece è rispettivamente uguale a 0.99 e 1.

Incrementi per ciascun coefficiente sono come sempre presenti nel passaggio da *ROIs* di verifica a *ROIs* di addestramento.

Sulla base dei risultati ottenuti dalle classificazioni, si è eseguito anche in questo caso il *Porting* a partire dal SVM *pixel-based*, in quanto caratterizzato dalla migliore bontà di classificazione.

La rete addestrata, salvata come file .ecd, è stata allora applicata all'immagine 'Filare 4': il risultato ottenuto è visibile in Figura 6.18.

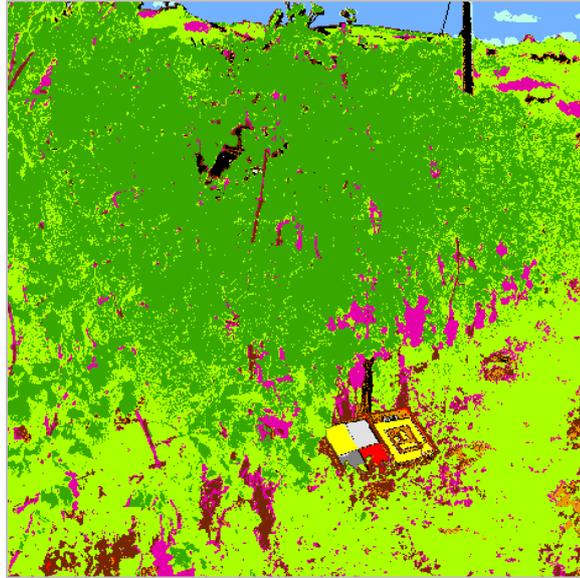


Figura 6.18: SVM, *Porting* da 'Filare 3' a 'Filare 4', ArcGIS Pro

In tal caso, si osserva un netto miglioramento rispetto a quanto avvenuto eseguendo il *Porting* da 'Filare 2' a 'Filare 5': le classi risultano infatti ben distinte tra di loro, e per la maggior parte associate ai *pixel* corretti. La matrice di confusione, riportata in Tabella A4.20, è ottenuta a partire dalle *ROIs* di verifica e dai punti di accuratezza illustrati in Figura 6.19.

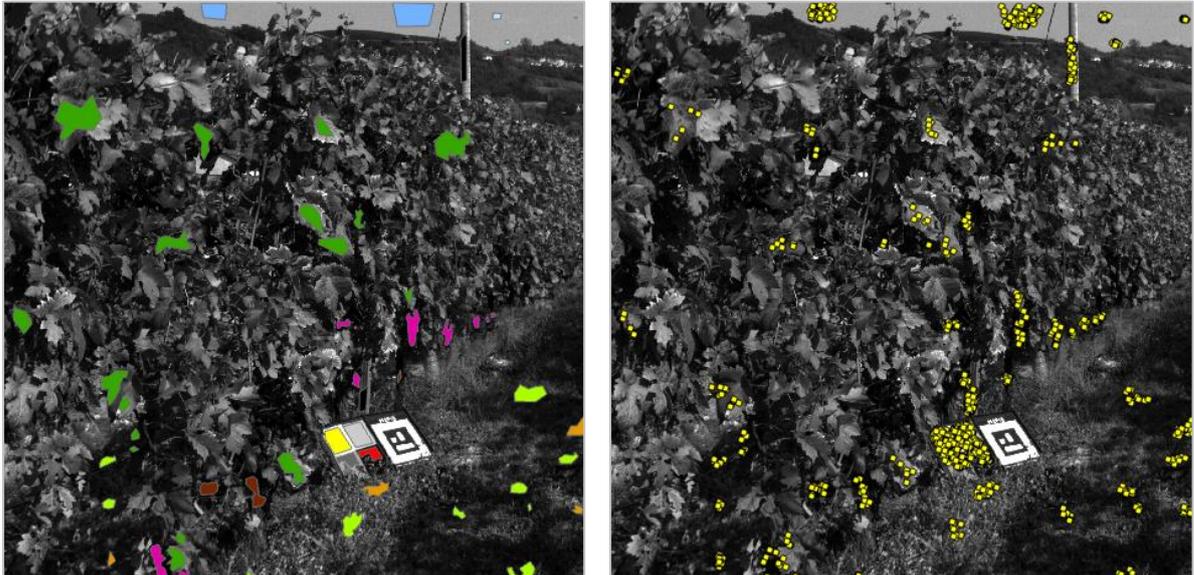


Figura 6.19: *ROIs* per verifica (sx), Punti da *ROIs* per verifica (dx) 'Filare 4', ArcGIS Pro

Analizzando tale matrice, si nota innanzitutto un buon valore di accuratezza totale, pari a 0.87, accompagnato dal coefficiente **Kappa** di 0.86; la *User Accuracy* e la *Producer Accuracy* delle dodici classi assumono, a meno di eccezioni, valori elevati e vicini all'unità.

In particolare, per la classe 'Grappolo', la *User Accuracy* e la *Producer Accuracy* sono rispettivamente pari a 0.75 e 0.94: la prima allora implica una lieve sovrastima dei punti appartenenti alla classe.

In definitiva, quanto prodotto tramite le intelligenze artificiali rese disponibili da ArcGIS Pro ha presentato dei migliori risultati rispetto al *software* ENVI: in particolare, risultati estremamente favorevoli sono ottenuti tramite algoritmo *Support Vector Machine* applicato con metodo *pixel - based*.

In tal caso, infatti, l'individuazione dei grappoli nel filare risulta particolarmente precisa, così come non vi sono particolari errate classificazioni riguardanti le restanti classi imposte.

Si è inoltre verificato come il processo di *Porting* possa avere miglior riscontro qualora l'immagine di addestramento del classificatore e le immagini su cui esso vuol esser applicato presentino quante più similarità a livello spaziale, temporale e spettrale.

7. MODELLAZIONE 3D: VALUTAZIONE VOLUMETRICA DEI GRAPPOLI

Come accennato al Paragrafo 4.1, in aggiunta alle immagini iperspettrali acquisite lungo i due filari, in campo sono state scattate ulteriori fotografie tramite dispositivo cellulare: esse inquadrano una medesima porzione del filare posto a destra, concentrandosi su tre piante di vite consecutive, localizzate all'incirca a metà di esso.

Queste fotografie, sedici in numero, vogliono visualizzare il medesimo soggetto da differenti punti di vista: raccolte in Appendice 5.1, si concentrano sia sulla parte bassa della piante, ossia grappoli, tronchi e terreno, sia sulla parte alta, prevalentemente costituita da foglie.

A partire da tali fotografie viene ricreato un modello tridimensionale della porzione di vigna isolata, così da poterne separare i singoli grappoli: un passaggio propedeutico alla valutazione dei loro volumi e, conseguentemente, della produzione della porzione di vigneto analizzata.

7.1 MODELLO TRIDIMENSIONALE IN AGISOFT METASHAPE

Agisoft Metashape è un *software* in grado di processare immagini producendo, attraverso l'elaborazione fotogrammetrica, dati spaziali tridimensionali (www.agisoft.com): la creazione del modello 3D voluto si è basata su più fasi.

In *input*, sono state fornite le sedici fotografie scattate, poi sottoposte al primo processamento di allineamento, ottenendo in *output* la prima nuvola di punti: essa è estremamente sparsa, al punto da non risultare ancora riconoscibile il soggetto della foto.

L'accuratezza di tale elaborazione, richiesta all'utente, è imposta alta, in quanto un livello medio genera un errore in corrispondenza di una delle immagini, scartandola: l'elaborazione delle immagini, con l'accuratezza richiesta, ha impiegato solamente 39.59 secondi per giungere a termine.

Successivamente, ottimizzato l'allineamento della camera, la nuvola sparsa è stata convertita in nuvola densa: richiedendo nuovamente un'elevata accuratezza del risultato, essa è stata prodotta in 3 minuti e 12.53 secondi. Illustrata in Figura 7.1, si compone di 7,063,965 punti.

Infine, il modello tridimensionale è stato prodotto creandone i due elementi principali, la *mesh* e la *texture*: partendo dai singoli punti della nuvola densa, la *mesh* crea l'oggetto generandone spigoli e facce, seguita dalla *texture*, la quale ne applica un contenuto in colore.

La formazione della *mesh* ha richiesto 10 minuti e 39.45 secondi, la *texture* un tempo maggiore di 22 minuti e 18.71 secondi: il modello ottenuto (cfr. Figura 7.2) è costituito di 1,411,465 facce e 713,143 spigoli.



Figura 7.1: Nuvola densa, Agisoft Metashape



Figura 7.2: Mesh con texture, Agisoft Metashape

I due prodotti ottenuti si considerano adeguati alle elaborazioni successive: per quanto, infatti, la nuvola densa presenti delle zone prive di informazione, riempite con la formazione della *mesh*, i grappoli appaiono ben definiti e caratterizzati da un elevato numero di punti; sono infatti ben distinguibili in entrambi i casi.

Infine, è risultato fondamentale mettere in scala entrambi gli elementi: a tal riguardo, è posizionato alla base di una delle piante di vite il pannello Mapir, di cui son note le dimensioni.

Come fornito da (www.mapir.camera), il pannello presenta altezza pari a 31.75 cm e larghezza, da chiuso, pari a 25.40 cm: queste due dimensioni sono state utilizzate per creare due *scale bars*, operazione resa possibile dal *software*.

Per tale scopo, su di un'immagine è richiesto di individuare precisamente gli estremi di ciascuna lunghezza nota, fornendone la distanza reale: sulla seconda fotografia scattata (cfr. Figura A5.2), in cui il pannello è ben visibile e catturato frontalmente, sono stati posizionati tre punti, 'Point 1', 'Point 2' e 'Point 3'; la prima *scale bar* è creata con i primi due punti, distanti 25.40 cm, la seconda con gli ultimi due, distanti 31.75 cm.

Quanto descritto è visibile in Figura 7.3: i punti posizionati manualmente sono indicati in verde dal *software*.



Figura 7.3: Markers verdi, Agisoft Metashape

Automaticamente, il programma è in grado di individuare i medesimi punti in tutte le fotografie in cui essi siano presenti: qualora in un'immagine non vengano correttamente localizzati gli estremi di interesse, l'utente può spostarli manualmente.

Per distinguerli da quelli imposti dall'utente, i punti individuati dal *software* sono rappresentati con una banderina blu: si riporta, a titolo di esempio, in Figura 7.4 il risultato ottenuto per una delle immagini (cfr. Figura A5.3) elaborate automaticamente.



Figura 7.4: Markers blu, Agisoft Metashape

Verificando che in tutte le immagini gli estremi del pannello Mapir siano correttamente segnalati, qualora presenti, l'intera nuvola di punti e modello tridimensionale vengono messi in scala.

La larghezza, altezza e profondità massima di entrambi gli elementi valgono rispettivamente 3.20 m, 1.75 m e 0.98 m; l'errore calcolato, fornito da Agisoft Metashape, è pari a 0.002 m.

7.2 ANALISI VOLUMETRICA DEI GRAPPOLI IN CLOUDCOMPARE

Poiché la stima della produzione si basa sulla valutazione volumetrica di ciascun grappolo, risulta necessario poter modellare la nuvola di punti, e il relativo modello tridimensionale, al fine che questi possano essere isolati rispetto al resto degli elementi presenti.

La nuvola di punti, esportata in formato .e57, e il modello 3D, in formato .obj, sono allora stati processati tramite l'utilizzo di un differente *software*, CloudCompare: esso è impiegato principalmente per la gestione di nuvole di punti, pur trattando anche *mesh* tridimensionali.

In particolare, uno dei comandi presenti nel *software* consente all'utente di ritagliare porzioni della nuvola densa: esso è il comando 'Segment', grazie al quale sono state prodotte molteplici nuvole di punti minori, ciascuna delle quali rappresentanti un singolo grappolo d'uva.

Poiché tale comando è in grado di elaborare anche i modelli tridimensionali, e non unicamente le nuvole di punti, si è preferito definire il volume di ciascun grappolo sulla base dell'oggetto tridimensionale, al fine di ottenere un risultato quanto più preciso e diminuire il rischio di ignorare parti del grappolo in analisi; al nuovo piccolo modello prodotto viene automaticamente associata dal *software* la rispettiva porzione di nuvola densa.

Si è deciso di lavorare con i soli grappoli presenti in una definita porzione del modello: osservandolo frontalmente, la pianta sulla quale è poggiato il pannello Mapir dista un metro dalla pianta posta a destra, e si è perciò preferito valutare la produzione in questo particolare tratto del filare.

In totale, da esso sono stati isolati dodici grappoli di uva, ciascuno dei quali accompagnato dalla propria nuvola densa: solamente per una coppia di grappoli, l'ottavo e il nono, in quanto posizionati uno davanti all'altro, il modello tridimensionale è stata ritagliato tenendoli insieme.

Ciò ha richiesto, come specificato più avanti, un approccio leggermente differente.

Il volume di ciascun grappolo è stato calcolando con il seguente metodo:

- ogni nuvola di punti è stata innanzitutto accompagnata da un piano fittizio longitudinale e posto a metà della profondità dell'oggetto;
- orientato il grappolo nello spazio, in modo tale che il piano presentasse in ogni punto il medesimo valore della z , il volume è stato calcolato sulla base della distanza di ciascun punto della nuvola densa dal piano di riferimento;
- poiché riferito a metà oggetto, il volume finale è ricavato duplicando il valore ottenuto.

I piani di riferimento dei dodici grappoli sono stati imposti manualmente, osservando la nuvola di punti a disposizione, rappresentativa di una sola porzione del grappolo reale, e ipotizzando dove potesse ricadere la metà effettiva, considerate le irregolarità naturalmente presenti.

La nuvola di punti di ogni grappolo, infatti, non lo rappresenta interamente, in quanto le fotografie scattate consentono la generazione di una nuvola densa, e modello tridimensionale, non a tutto campo, ma cavi: la scelta manuale del piano ovviamente implica l'introduzione di errori.

Per ogni grappolo, il volume sopra definito è calcolato tramite un comando messo a disposizione all'utente da CloudCompare, 'Compute 2.5D Volume': esso richiede in *input* la nuvola di punti da processare e la profondità di riferimento, pari alla coordinata z del rispettivo piano.

Si impone inoltre che il dato venga interpolato nei vuoti caratterizzanti la nuvola di punti e che la griglia in uscita presenti celle di dimensione pari a 0.001 m.

In *output* infatti vengono forniti:

- il volume compreso tra la nuvola di punti e il piano di riferimento, distinto nella componente positiva, generata dai punti con z superiore a quella del piano, ossia quella di interesse, e la componente negativa, generata dai punti con coordinata z inferiore a quella di riferimento;
- la superficie analizzata;
- un dato *raster* combaciante il grappolo e contenente, cella per cella di dimensione definita in *input*, la distanza dal piano di riferimento; è accompagnato dalla relativa legenda.

A titolo di esempio, si riporta in Figura 7.5 la finestra del comando 'Compute 2.5D Volume' relativa al primo grappolo analizzato.

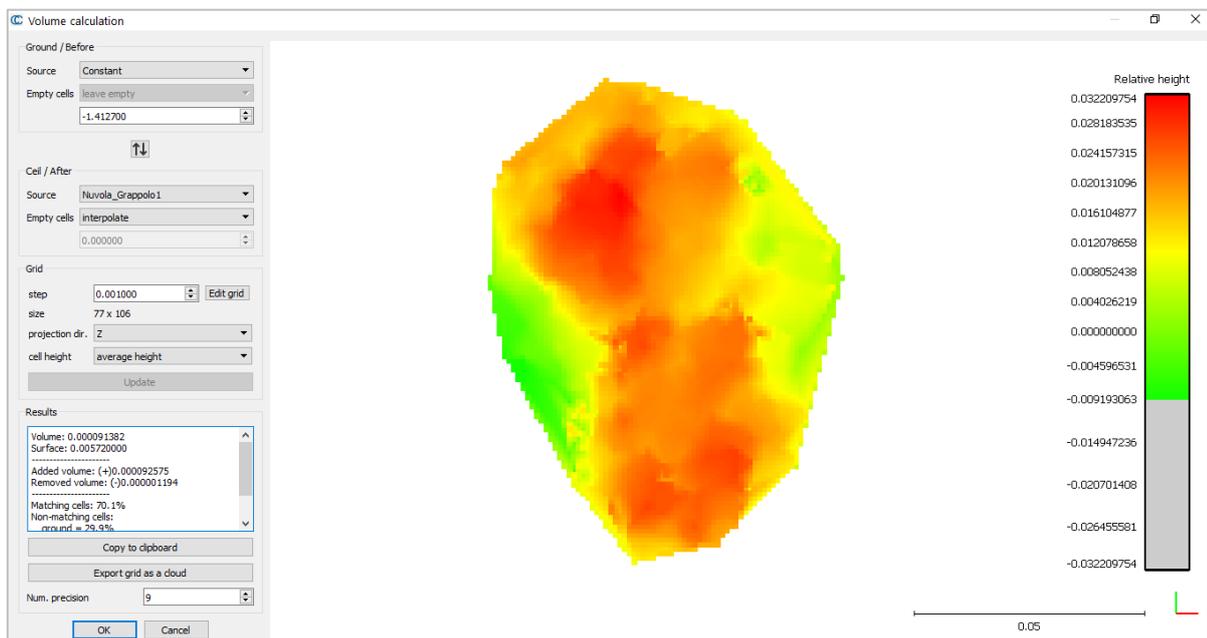


Figura 7.5: 'Compute 2.5D Volume', Grappolo 1, CloudCompare

Come anticipato, l'ottavo e il nono grappolo analizzati, in quanto posizionati uno davanti all'altro nel modello tridimensionale, sono stati ritagliati insieme: a differenza di quanto fatto per gli altri grappoli, si è in questo caso deciso di posizionare il piano in modo tale da rappresentare, all'incirca, il volume complessivo del grappolo presente alla base.

Se si fosse cercato di separare i due grappoli, infatti, quello posto al di sotto sarebbe risultato cavo al centro, in quanto privato di una parte della nuvola densa: il volume ottenuto è allora considerato la somma dei volumi complessivi dei due grappoli.

I grappoli individuati e i relativi piani longitudinali sono illustrati nelle figure a venire (cfr. da Figura 7.6 a Figura 7.16): si inserisce, in accompagnamento alla vista frontale, la vista laterale di ogni grappolo d'uva, più adatta all'analisi del posizionamento relativo del piano.

Per ogni grappolo è visibile sia la *mesh* che la nuvola densa di punti.

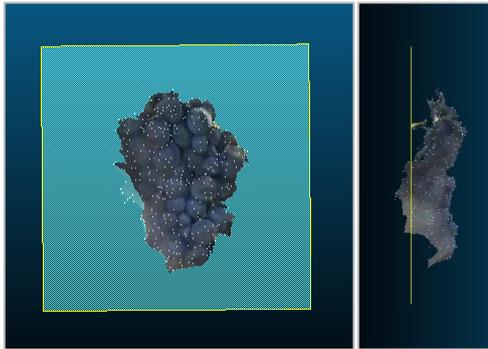


Figura 7.6: Grappolo 1, CloudCompare

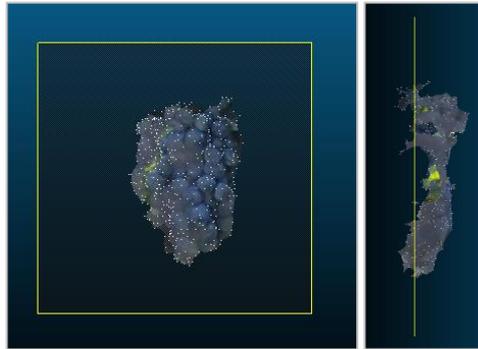


Figura 7.7: Grappolo 2, CloudCompare

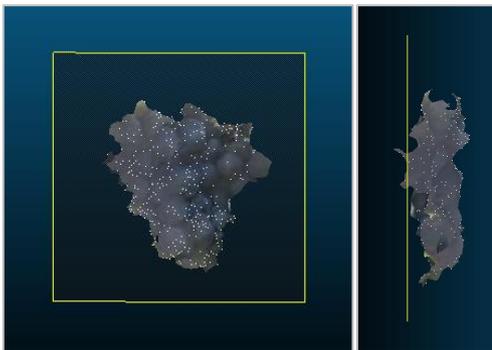


Figura 7.8: Grappolo 3, CloudCompare

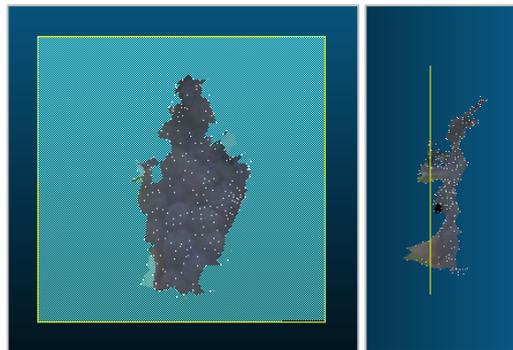


Figura 7.9: Grappolo 4, CloudCompare

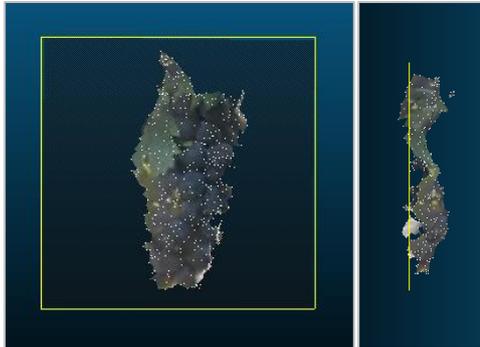


Figura 7.10: Grappolo 5, CloudCompare



Figura 7.11: Grappolo 6, CloudCompare



Figura 7.12: Grappolo 7, CloudCompare

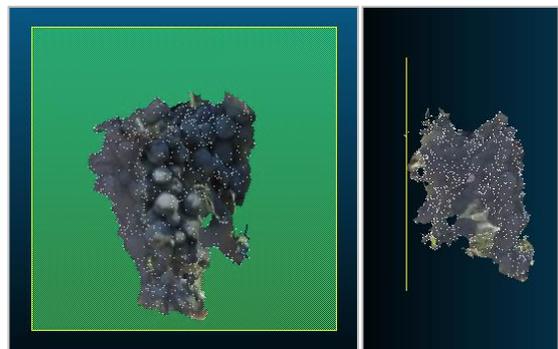


Figura 7.13: Grappoli 8 e 9, CloudCompare

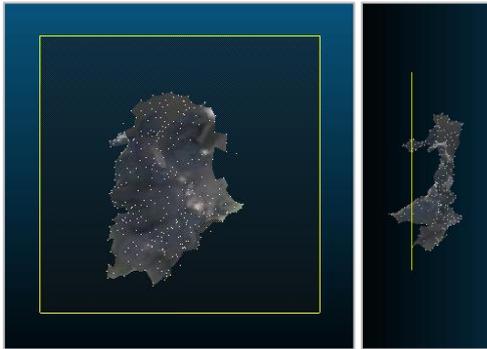


Figura 7.14: Grappolo 10, CloudCompare

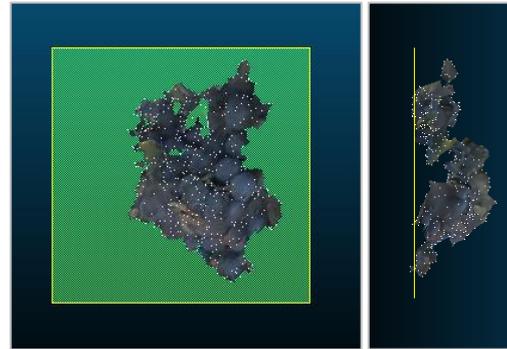


Figura 7.15: Grappolo 11, CloudCompare

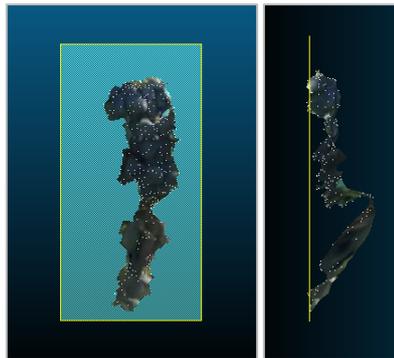


Figura 7.16: Grappolo 12, CloudCompare

I singoli volumi, calcolati per ciascun grappolo, sono riportati in Tabella 7.1: si forniscono i valori ottenuti tramite *software*, relativi a metà grappolo, e quelli complessivi.

Tabella 7.1: Volumi dei grappoli

	Volume (cm ³)	
	Metà Grappolo	Grappolo Intero
Grappolo 1	92.575	185.15
Grappolo 2	101.022	202.044
Grappolo 3	108.751	217.502
Grappolo 4	71.068	142.136
Grappolo 5	73.106	146.212
Grappolo 6	78.114	156.228
Grappolo 7	325.77	651.54
Grappoli 8 e 9	-	558.121
Grappolo 10	68.939	137.878
Grappolo 11	167.702	335.404
Grappolo 12	93.891	187.782

In definitiva, la porzione di filare analizzata ha prodotto un volume complessivo di uva pari a 2920 cm^3 , ossia 0.0029 m^3 : considerato che il peso specifico del frutto si aggira intorno ai 600 kgm^{-3} (dato *homolaicus.com*), pur dipendendo dalla tipologia e dalla stagione, la produzione è di 1.75 kg.

7.3 INDIVIDUAZIONE DELLA LEGGE PER IL VOLUME

L'ultimo stadio del lavoro di tesi si conclude con l'individuazione di una legge, valida per i grappoli in analisi, in grado di fornire il volume in funzione di alcune grandezze rappresentative, facilmente individuabili per ciascun frutto.

La valutazione del volume tramite legge permettere infatti di rimuovere la dipendenza, caratteristica del metodo descritto nel paragrafo passato, dalla scelta personale dell'utente, necessaria in fase di posizionamento del piano longitudinale di riferimento.

La legge è prodotta, con applicazione di una Regressione Lineare Multipla, a partire dai volumi ottenuti per i grappoli precedentemente presentati: infine, se ne esegue la verifica su quattro nuovi grappoli, esterni alle analisi precedentemente svolte.

L'ottavo e il nono grappolo, per le differenze precedentemente esposte, non vengono utilizzati.

Sono allora state individuate più possibili variabili indipendenti: innanzitutto, si è scelto di porre l'attenzione sulle dimensioni del grappolo, individuandone la lunghezza e la larghezza massime, grandezze facilmente calcolabili e da cui il volume risente certamente di una forte dipendenza.

Tali grandezze, verificate tramite il *software* CloudCompare per i dieci grappoli, sono riportate in Tabella 7.2.

Tabella 7.2: Lunghezza e larghezza massime dei grappoli

	Lunghezza (cm)	Larghezza (cm)
Grappolo 1	10.700	7.200
Grappolo 2	10.800	6.050
Grappolo 3	8.190	10.000
Grappolo 4	12.000	4.890
Grappolo 5	12.200	4.530
Grappolo 6	12.400	7.500
Grappolo 7	14.300	9.000
Grappolo 10	11.300	4.800
Grappolo 11	11.000	5.800
Grappolo 12	15.000	4.000

Per mantenere un'informazione riguardante la nuvola densa di punti, e quindi la forma del grappolo, si è individuata la terza possibile variabile indipendente, derivante dalla deviazione standard, o scarto quadratico medio.

Per un dato grappolo, note le coordinate di ciascun punto della relativa nuvola, se ne valuta la dispersione attorno alla media in riferimento alla profondità, ossia in direzione z , strettamente connessa allo spessore del frutto, prima calcolata posizionando il piano di riferimento.

Le coordinate delle nuvole di punti sono esportate da CloudCompare in formato .txt: valutandone la media della coordinata z e definendo la media degli scarti quadratici di ogni punto rispetto a essa si è velocemente calcolata la deviazione standard.

La variabile di interesse è posta pari a tre volte la deviazione standard (cfr. Tabella 7.3).

Tabella 7.3: Dispersione dei punti attorno alla media, direzione z

	Dispersione (cm)
Grappolo 1	2.397
Grappolo 2	2.645
Grappolo 3	2.286
Grappolo 4	2.598
Grappolo 5	2.020
Grappolo 6	2.651
Grappolo 7	2.355
Grappolo 10	2.396
Grappolo 11	3.688
Grappolo 12	2.532

La quarta, e ultima, variabile considerata vuole riprodurre l'angolo che avrebbe il grappolo, osservato frontalmente, se equiparato a un cono rovesciato: si fa quindi riferimento all'angolo del triangolo a esso associato.

L'individuazione di tale quantità, per ciascun grappolo, è svolta in ambiente MATLAB: il codice prodotto è riportato in Appendice 1.3.

A partire dalle coordinate dei punti della nuvola densa, si immagina di tagliare il grappolo in analisi in dieci fette trasversali: per ciascuna fetta, si individua il punto con coordinata x minore e il punto con coordinata x maggiore, eseguendo poi due interpolazioni al fine di individuare la retta passante per i minimi e la retta passante per i massimi.

Queste rette rappresentano allora i lati del triangolo comprendenti l'angolo d'interesse, funzione delle loro pendenze.

Poiché non tutti i grappoli in analisi sono facilmente riconducibili a un cono rovesciato, presentando una larghezza non sempre decrescente con la lunghezza, si è resa necessaria l'eliminazione di *outliers* per alcuni di essi, ignorando perciò uno o più punti appartenenti alle fette posizionate più in alto: ciò ha reso possibile l'ottenimento dell'angolo ricercato per tutti i dodici casi.

Quanto ottenuto, per ciascun grappolo, è inserito in un apposito grafico: in Figura 7.17 si riportano i punti di minimo e di massimo del 'Grappolo 3', accompagnati dalle rette di interpolazione.

I restanti grafici ottenuti sono riportati in Appendice 5.2: la presenza di un numero di punti inferiore a dieci per ciascuna retta implica l'eliminazione degli *outliers* sopracitati.

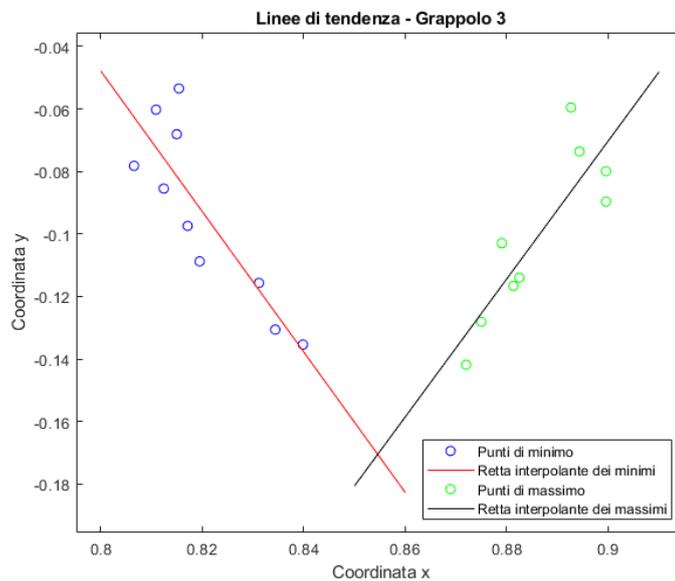


Figura 7.17: Rette dei minimi e dei massimi, Grappolo 3, MATLAB

Infine, per omogeneizzare tale grandezza alle altre, tutte quante delle lunghezze, ciascun angolo calcolato è stato moltiplicato per una medesima quantità pari a 10 cm: tale passaggio rende anche quest'ultimo parametro una lunghezza.

La quantità di 10 cm è stata scelta in quanto rappresentativa dell'ordine di grandezza tipico della lunghezza dei grappoli.

I risultati ottenuti sono riportati in Tabella 7.4.

Tabella 7.4: Angolo, in cm, alla base del grappolo

	Angolo (cm)
Grappolo 1	942.035
Grappolo 2	788.817
Grappolo 3	903.852
Grappolo 4	966.322
Grappolo 5	923.654
Grappolo 6	983.643
Grappolo 7	945.151
Grappolo 10	309.757
Grappolo 11	1007.586
Grappolo 12	815.494

Definite le quattro possibili variabili indipendenti e i rispettivi valori per i dieci grappoli in analisi, noti inoltre i volumi di tali frutti, la ricerca della legge si è basata su un approccio multi-regressivo.

Imponendo che la legge sia, almeno inizialmente, formulata come presentato in Formula 7.1:

$$V = a + b \cdot D + c \cdot Lu + d \cdot La + e \cdot \alpha_L \quad (7.1)$$

In cui:

- V (cm³): volume del grappolo;
- D (cm): dispersione dei punti appartenenti alla nuvola densa;
- Lu (cm): lunghezza massima del grappolo;
- La (cm): larghezza massima del grappolo;
- α_L (cm): angolo di punta del grappolo, convertito in lunghezza;

la regressione lineare multipla ha lo scopo di individuare la legge che meglio approssimi i valori forniti, quantificando i coefficienti a , b , c , d ed e .

Tale processo comporta che vengano minimizzati gli scarti tra l'informazione reale, ossia il volume calcolato in CloudCompare, e il volume stimato dalla legge stessa.

Poiché la variabile dipendente, ossia il volume, è funzione di più variabili esplicative, è conveniente esprimere l'equazione in termini matriciali (Viglione, 2006), come espresso in Formula 7.2:

$$Y = \beta \cdot X + \varepsilon \quad (7.2)$$

Y indica un vettore contenente i volumi dei grappoli, perciò composto di dieci elementi, mentre X rappresenta una particolare matrice, indicante, per ciascun grappolo, i valori assunti dalle variabili indipendenti: essa presenta infatti tante righe quanti sono i grappoli in analisi, e un numero di colonne pari alle variabili indipendenti. A tali colonne si aggiunge una prima colonna di elementi uguali a 1, da associare al coefficiente a .

Infine, β è il vettore dei coefficienti di regressione e ε il vettore degli scarti; quest'ultimo ha medesima dimensione di Y .

Ragionando sempre in termini matriciali, il vettore β , col metodo dei minimi quadrati (Viglione, 2006), è dato da Formula 7.3:

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (7.3)$$

qualora esista la matrice inversa $(X^T X)^{-1}$, ovvero se le variabili esplicative sono linearmente indipendenti tra loro (Viglione, 2006); ciò è verificato per il caso in analisi.

Noto il vettore β , sono allora valutabili il vettore delle stime e quello dei residui (cfr. Formula 7.4 e Formula 7.5) (Viglione, 2006).

$$\hat{Y} = \hat{\beta} \cdot X \quad (7.4)$$

$$\hat{\varepsilon} = Y - \hat{Y} = Y - \hat{\beta} \cdot X \quad (7.5)$$

Quanto spiegato è stato elaborato in ambiente MATLAB: il codice a cui fare riferimento è riportato in Appendice 1.3.

Come anticipato, il primo tentativo svolto ha previsto l'uso di tutte le quattro variabili individuate in potenza unitaria, esplicitando la Formula 7.1 come in Formula 7.6:

$$V = -1096.05 + 117.65 \cdot D + 57.93 \cdot Lu + 67.96 \cdot La - 0.09 \cdot \alpha_L \quad (7.6)$$

I volumi stimati tramite tale legge, insieme ai residui derivanti dal confronto con i volumi reali (cfr. Tabella 7.1), sono inseriti in Tabella 7.5: in accompagnamento, si inseriscono inoltre le variazioni percentuali.

Come si può osservare, i volumi dei grappoli sono mediamente ben stimati, a eccezione di alcune variazioni percentuali superiori il 20%, sia in positivo che in negativo: per il 'Grappolo 6' si tocca addirittura il 121.87% di incremento. In media, si ha un incremento del 6.98%.

Tabella 7.5: Volumi e residui, legge in quattro variabili indipendenti

	V CloudCompare (cm ³)	V stimato (cm ³)	Residuo (cm ³)	Δ %
Grappolo 1	185.150	201.980	-16.830	9.090
Grappolo 2	202.044	173.950	28.094	-13.905
Grappolo 3	217.502	237.577	-20.075	9.230
Grappolo 4	142.136	141.548	0.588	-0.414
Grappolo 5	146.212	64.888	81.324	-55.620
Grappolo 6	156.228	346.623	-190.395	121.870
Grappolo 7	651.540	527.622	123.918	-19.019
Grappolo 10	137.878	136.056	1.822	-1.321
Grappolo 11	335.404	269.615	65.789	-19.615
Grappolo 12	187.782	262.017	-74.235	39.533

Inoltre, per la legge viene valutato l' R^2 , o coefficiente di determinazione: esso è pari a 0.90.

La rappresentatività del risultato ottenibile dalla legge richiede però una verifica, da svolgere obbligatoriamente con grappoli non utilizzati per l'individuazione dei coefficienti presenti in essa.

A tal fine, seguendo l'approccio spiegato al Paragrafo 7.2, sono stati individuati e isolati ulteriori quattro grappoli nel modello tridimensionale, esterni alla porzione usata per la stima della produzione.

Per questi quattro grappoli di verifica sono state eseguite le medesime analisi dei grappoli precedenti: l'utilizzo del *software* CloudCompare ha consentito la valutazione dei volumi reali, sulla base dei piani di riferimento scelti dall'utente, seguito dalla quantificazione delle variabili indipendenti.

In Tabella 7.6 si inseriscono i dati relativi a tali grappoli, accompagnati dai volumi calcolati con CloudCompare: inoltre, si inseriscono la vista frontale e laterale dei grappoli di verifica (cfr. Figura da 7.18 a 7.21), al fine di individuare facilmente i piani tracciati.

Tabella 7.6: Volume reale e variabili indipendenti, grappoli di verifica

	V CloudCompare (cm ³)	D (cm)	Lu (cm)	La (cm)	α_l (cm)
Grappolo 1	47.546	1.907	7.460	5.250	827.566
Grappolo 2	228.976	9.922	12.856	8.050	1422.287
Grappolo 3	102.352	6.809	9.704	7.024	757.872
Grappolo 4	351.646	2.485	14.372	6.951	977.4259

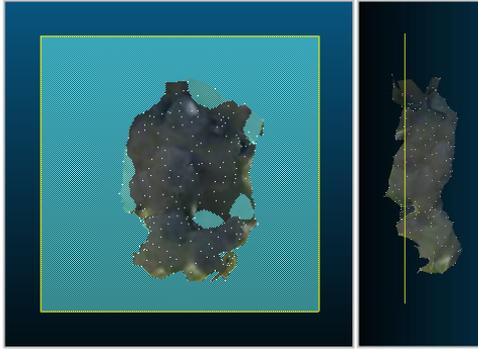


Figura 7.18: Grappolo 1 verifica, CloudCompare

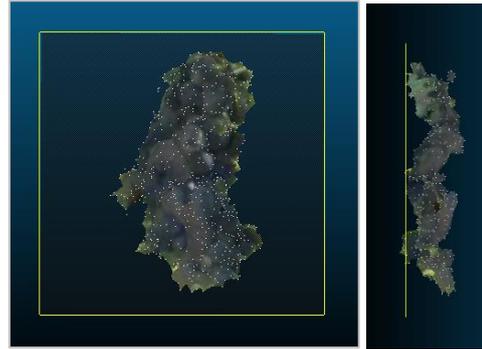


Figura 7.19: Grappolo 2 verifica, CloudCompare

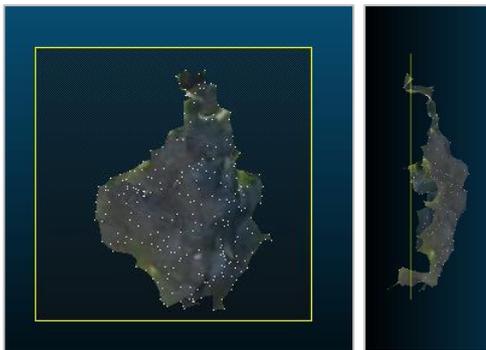


Figura 7.20: Grappolo 3 verifica, CloudCompare

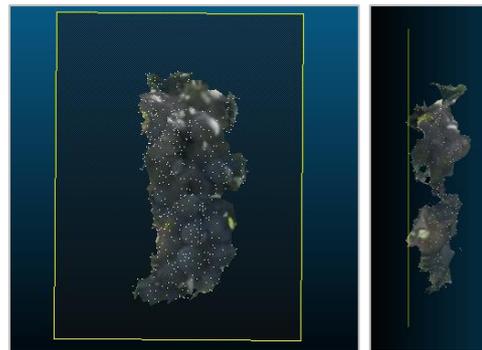


Figura 7.21: Grappolo 4 verifica, CloudCompare

I volumi stimati tramite applicazione della legge e i relativi residui derivanti dal confronto con i volumi reali, sono inseriti in Tabella 7.7: anche in questo caso vengono fornite le variazioni percentuali.

Tabella 7.7: Volumi e residui, legge in quattro variabili indipendenti, grappoli di verifica

	V CloudCompare (cm ³)	V stimato (cm ³)	Residuo (cm ³)	Δ %
Grappolo 1	47.546	-164.574	212.120	-446.137
Grappolo 2	228.976	1222.455	-993.479	433.879
Grappolo 3	102.352	669.599	-567.247	554.212
Grappolo 4	351.646	404.642	-52.996	15.071

I risultati ottenuti manifestano una forte inadeguatezza della legge nei confronti dei grappoli utilizzati per la verifica: i volumi stimati, infatti, non solo presentano degli scarti percentuali estremamente elevati, con maggiorazioni o riduzioni di oltre il 400% nel 75% dei casi, ma addirittura, come avviene per 'Grappolo 1', viene stimato un volume negativo, assolutamente non accettabile.

Lo scarto percentuale medio raggiunge il 139.26%.

Le quattro variabili così composte, allora, non risultano adatte alla generazione della legge: per questo motivo, è stata ricercata una legge più adeguata combinandole in maniera differente, al fine di ottenere dei migliori risultati.

Innanzitutto, sono stati eseguiti quattro tentativi paralleli, in ciascuno dei quali è stata rimossa una delle variabili indipendenti: ovviamente, ciò ha portato a tante modifiche della matrice X quante sono le combinazioni scelte.

Da tali tentativi si è osservato che le variabili rappresentative della lunghezza e larghezza massime consentono il raggiungimento di leggi con minori scarti rispetto ai restanti casi: infatti, se ignorate, l' R^2 risente di riduzioni fino a valori intorno a 0.75.

Piccole riduzioni del coefficiente R^2 sono anche presenti se rimossa la variabile α_L , mentre la rimozione della dispersione porta a risultati molto simili a quelli presentanti precedentemente.

Sulla base di quanto ottenuto si è deciso di rimuovere quest'ultima variabile e generare una legge unicamente dipendente dalle variabili Lu , La e α_L : anche in questo caso, sono state svolte più prove, eventualmente elevando a potenza una, due o tutte e tre le grandezze.

Tra le leggi generate, una in particolare ha minimizzato gli scarti, relativamente sia ai volumi dei grappoli di partenza che quelli di verifica: tale legge, riportata in Formula 7.7, prevede che la lunghezza e la larghezza massime vengano elevate al cubo.

$$V = -84.812 + 0.100 \cdot Lu^3 + 0.302 \cdot La^3 + 0.053 \cdot \alpha_L \quad (7.7)$$

L' R^2 di questa legge raggiunge lo 0.85: si inseriscono in Tabella 7.8 e 7.9 i risultati raggiunti rispettivamente per i dieci grappoli di analisi e i quattro grappoli di verifica.

Tabella 7.8: Volumi e residui, legge in quattro variabili indipendenti

	V CloudCompare (cm ³)	V stimato (cm ³)	Residuo (cm ³)	Δ %
Grappolo 1	185.150	199.911	-14.761	7.973
Grappolo 2	202.044	149.458	52.586	-26.027
Grappolo 3	217.502	319.606	-102.104	46.944
Grappolo 4	142.136	174.041	-31.905	22.447
Grappolo 5	146.212	173.320	-27.108	18.540
Grappolo 6	156.228	284.823	-128.595	82.312
Grappolo 7	651.540	477.059	174.481	-26.780
Grappolo 10	137.878	108.969	28.909	-20.967
Grappolo 11	335.404	160.189	175.215	-52.240
Grappolo 12	187.782	314.500	-126.718	67.482

Tabella 7.9: Volumi e residui, legge in quattro variabili indipendenti, grappoli di verifica

	V CloudCompare (cm ³)	V stimato (cm ³)	Residuo (cm ³)	Δ %
Grappolo 1	47.546	44.040	3.506	-7.374
Grappolo 2	228.976	359.900	-130.924	57.178
Grappolo 3	102.352	151.049	-48.697	47.578
Grappolo 4	351.646	364.538	-12.892	3.666

Come si può notare, la variazione percentuale non raggiunge mai il 100%: nei primi grappoli il massimo raggiunto è dell'82.31%, addirittura superiore al massimo presente nei grappoli di verifica, pari al 57.18%.

La media delle variazioni percentuali è dell'11.97% per i primi grappoli, 25.26% per il secondo gruppo: si ha quindi una piccola sovrastima in entrambi i casi.

Infine, se confrontati con il caso precedentemente esposto, non risultano più presenti volumi negativi, privi di significato.

In definitiva, la legge presente in Formula 7.7 è il miglior risultato raggiunto per la stima del volume di un grappolo: si può immaginare tale legge come una relazione tra due cubi, con spigoli pari alla lunghezza massima e alla larghezza massima del grappolo, a cui si aggiunge l'informazione relativa la forma del frutto, derivante dall'angolo α_L .

Ovviamente, un numero maggiore di grappoli all'interno del modello tridimensionale avrebbe consentito di eseguire delle prove, e relative verifiche, più sicure: ciononostante, i grappoli utilizzati, sia in fase di realizzazione della legge che in fase di verifica, presentano un livello di eterogeneità tale da considerare soddisfacente la legge individuata.

8. CONCLUSIONI

Nel presente lavoro di tesi sono state analizzate in dettaglio le operazioni da svolgere, a partire dalle immagini iperspettrali, per una precisa applicazione nel campo dell'agricoltura di precisione: l'obiettivo del lavoro consisteva infatti nella stima della produzione di parte di un vigneto dell'Astigiano, un vitigno Barbera, proprietà dell'azienda agricola 'Brevi Pendii'.

L'elaborazione delle immagini iperspettrali, una volta calibrate, si è conclusa con la loro classificazione, ottenuta applicando molteplici intelligenze artificiali: dal confronto dei risultati ottenuti, l'algoritmo *Support Vector Machine*, disponibile in ArcGIS Pro, è risultato essere il più preciso, così come la massima bontà in fase di *Porting* è stata raggiunta tra immagini con minori discrepanze spaziali e temporali in fase di acquisizione.

Parallelamente, si è valutata la produzione in un metro di filare, a partire dal relativo modello tridimensionale, generato con fotografie: il volume complessivo dei dodici grappoli da esso isolati è risultato pari a 2920 cm^3 , ossia 0.0029 m^3 .

Considerato che il peso specifico del frutto si aggira intorno ai 600 kgm^{-3} (dato homolaicus.com), pur dipendendo dalla tipologia e dalla stagione, la produzione è di 1.75 kg: poiché, specificatamente per l'uva Barbera, in (Novello, 2005) è indicata una grammatura del grappolo variabile tra 148 g e 181 g, considerati dodici elementi di grammatura media, la produzione arriverebbe a 1.97 kg. Dal confronto tra il valore ottenuto e quello atteso, ben vicini tra loro, quanto elaborato in questo lavoro di tesi può considerarsi adeguato.

In conclusione, un possibile automatismo di quanto esposto prevederebbe l'acquisizione delle immagini iperspettrali non manualmente, ma tramite fissaggio della camera su di una piattaforma robotica: essa, muovendosi tra i filari, eseguirebbe delle catture con visione a tutto campo.

Le immagini prodotte, una volta calibrate e classificate, potrebbero essere direttamente utilizzate per la generazione del modello tridimensionale dell'intero vigneto, senza dover utilizzare fotografie ottenute da dispositivo cellulare: la nuvola densa, infatti, sarebbe prodotta sulla base dei punti comuni di immagini tematiche vicine. La valutazione della produzione si baserebbe invece sui processi qui presentati: al fine di rendere quanto più automatica questa fase, è fornita una legge per la stima del volume del grappolo in funzione di tre grandezze rappresentative.

FONTI BIBLIOGRAFICHE E SITOGRAFIA

Bibliografia:

I. Aicardi, P. Dabove, A. M. Lingua, M. A. Musci: Reliability of the geometric calibration of an hyperspectral frame camera. Torino, 2019.

P. Boccardo: Dispense del corso di Telerilevamento. Politecnico di Torino. A.A 2018/2019.

P. Boccardo, E. Borgogno Mondino, F. Disabato, F. Giulio Tonolo, F. Perez: Laboratorio di Telerilevamento, guida all'utilizzo del software Envi. Versione 2. Politecnico di Torino, 2007.

E. Borgogno Mondino, A. Lessio: Telerilevamento per l'agricoltura di precisione. Torino, 2015.

J. Y. Bouquet: Camera Calibration Toolbox for Matlab. Computational Vision at the California Institute of Technology. Camera Calibration Toolbox for MATLAB. 2015.

D. C. Brown: Close-range camera calibration. 1971.

Cannarozzo, Cucchiarini, Meschieri: Misure, rilievo, progetto. Capitolo 1. Principi e strumenti della fotogrammetria. Zanichelli editore S.p.A. Bologna, 2012.

M. Campos-Taberner: Development of an Earth observation processing chain for crop biophysical parameters at local and global scale. 2017.

R. Casa, M. Pisante: Agricoltura di Precisione. Metodi e tecnologie per migliorare l'efficienza e la sostenibilità dei sistemi colturali. Capitolo 1. Introduzione. Collana Edagricole Università & Formazione. 1ª edizione 2016.

A. Cenedese, C. Dacquino, E. Marra, M. Moroni: Analisi iperspettrale: confronto tra filtri interferenziali e spettrometri. Bari, 2009.

F. Chiabrando, A. M. Lingua: Droni per il rilievo territoriale e architettonico. Parte 4, Lezione 7: Le camere digitali. Slide del corso. Politecnico di Torino, DIATI, DAD, 2020.

G. Ghinamo, et al.: The MPEG7 visual search solution for image recognition based positioning using 3D models. In: Proceedings of the 27th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation. p. 8 - 12. Tampa, FL, USA. 2014.

T. Hakala, E. Honkavaara, H. Saari, J. Mäkynen, J. Kaivosoja, L. Pesonen, I. Pölönen: Spectral imaging from UAVs under varying illumination conditions. In International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS). 2013.

M. H. Hamza: Dasymeric Mapping as a Tool to Assess the Spatial Distribution of Population in Jeddah City (Kingdom of Saudi Arabia). 2016.

Jinwen Tian, Jun Zhang, Wenwen Hu, Yunting Li: Laboratory calibration of star sensor with installation error using a nonlinear distortion model. 2013.

K. Kraus: Photogrammetry II. Advanced method and application. Ummeler/Bonn. 1997.

V. Novello: Lo stato delle conoscenze viticole sul 'Barbera'. Università di Torino, 2005.

R. Richter: A spatially adaptive fast atmospheric correction algorithm. *Int. J. Remote Sens.* 17, 1201–1214. 1996.

H. Saari, V. V. Aallos, A. Akujärvi, T. Antila, C. Holmlund, U. Kantojärvi, J. Ollila: Novel miniaturized hyperspectral sensor for UAV and space applications. In SPIE Europe Remote Sensing. International Society for Optics and Photonics. 2009.

Senop: Rikola Hyperspectral camera. Optron, Hyperspectral. 2018.

A. M. G. Tommaselli, L. D. Santos, R. A. de Oliveira, E. Honkavaara: Refining the geometric calibration of a hyperspectral frame camera with preliminary bands coregistration. In IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (pp. 6468-6471). IEEE. 2018, July.

A. Vaccaro: Il telerilevamento iperspettrale: messa a punto e calibrazione di una camera iperspettrale. 2017.

A. Viglione: Metodi statistici non-supervised per la stima di grandezze idrologiche in siti non strumentati. Tesi di Dottorato. Capitolo 2. Regionalizzazione delle grandezze indice. Politecnico di Torino, 2006.

J. Wu, D. Wang, M. E. Bauer: Image-based atmospheric correction of QuickBird imagery of Minnesota cropland. *Remote Sens. Environ.* 99, 315 – 325. 2005.

Yahui Guo, J. Senthilnath, Wenxiang Wu, Xueqin Zhang, Zhaoqi Zeng, Han Huang: Radiometric Calibration for Multispectral Camera of Different Imaging Conditions Mounted on a UAV Platform. Beijing, 2019.

Sitografia:

Agriprecisione.it, ultima consultazione febbraio 2021:

<http://www.agriprecisione.it/viticultura/viticultura-di-precisione/>

Dronebee, ultima consultazione febbraio 2021:

<https://www.dronebee.it/riflettanza/>

ESRI, ArcGIS Pro, ultima consultazione febbraio 2021:

<https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/help/analysis/image-analyst/overview-of-image-classification.htm>

<https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/tool-reference/spatial-analyst/train-random-trees-classifier.htm>

ImageS.p.A, ultima consultazione febbraio 2021:

<https://www.imagesspa.it/sistemi-multispettrali-iperspettrali/>

Lorenzo Govoni, Business e Tecnologia, ultima consultazione febbraio 2021:

<https://lorenzogovoni.com/random-forest/>

<https://lorenzogovoni.com/support-vector-machine/>

Mapir, ultima consultazione febbraio 2021:

<https://www.mapir.camera/products/mapir-camera-reflectance-calibration-ground-target-package-v2>

MathWorks, Help Centre, ultima consultazione febbraio 2021:

<https://it.mathworks.com/help/vision/ug/camera-calibration.html>

M. Morigi: Il telerilevamento e i Sistemi Informativi Territoriali per l'analisi dei cambiamenti delle linee di costa, ultima consultazione febbraio 2021:

<https://www.isprambiente.gov.it/contentfiles/00003100/3195-c2472-m3-u1.pdf>

Oikos Engineering, ultima consultazione febbraio 2021:

<https://www.oikosweb.com/news/il-telerilevamento-per-lagricoltura-di-precisione/>

Topoprogram, ultima consultazione febbraio 2021:

<https://dronetopoprogram.it/lorientamento-interno-in-fotogrammetria/>

Università Cattolica del Sacro Cuore. Dipartimento di Scienze delle produzioni vegetali sostenibili, ultima consultazione febbraio 2021:

<https://dipartimenti.unicatt.it/diproves-agronomia-7-telerilevamento-agricoltura-di-precisione-9950>

Utenti.quipo, ultima consultazione febbraio 2021:

<http://utenti.quipo.it/itislanciano/bande/Interferometro.htm>

Wikipedia, ultima consultazione febbraio 2021:

https://it.wikipedia.org/wiki/Riflessione_diffusa

APPENDICE 1 - CODICI MATLAB

1.1 CALIBRAZIONE GEOMETRICA

Parte 1: Suddivisione delle singole bande

```
% Cubo che andrà a contenere l'immagine k-esima multibanda analizzata nel ciclo
Bande = zeros(1010,1010,24);

% Visualizzazione e esportazione delle singole bande come file .tif
% k è l'indice delle immagini, j delle bande
for k = 1:31
    % Immagine multibanda come file .tif
    X = imread(strcat('Fig_' ,num2str(k), '.tif'),1);

    for j = 1:24
        Bande(:, :, j) = X(:, :, j);
        figure(j)
        imshow(Bande(:, :, j));
        imwrite(Bande(:, :, j),strcat('Bande\F' ,num2str(k), '_b' ,num2str(j), '.tif'));
    end
end

end
```

Parte 2: Calibrazione geometrica

```
% Vettori e matrici necessari in fasi successive

SizePixel = 0.0055;      % Dimensione del pixel in world unit, mm
Bande = (1:1:24);

% Lunghezza focale
FocalLength = zeros(24,2);
FocalLength_mm = zeros(24,2);
FocalLength_mean = zeros(24,1);

% Punto principale
PrincipalPoint = zeros(24,2);
PrincipalPoint_mm = zeros(24,2);
PrincipalPoint_mean = zeros(2,2);

% Coefficienti di distorsione e skew
DistortionCoeff = zeros(24,5);
Skew = zeros(24,1);

IntrinsicMatrixMean_1 = zeros(3,3);
RadialDistortionMean_1 = zeros(1,3);
TangentialDistortionMean_1 = zeros(1,2);

IntrinsicMatrixMean_2 = zeros(3,3);
RadialDistortionMean_2 = zeros(1,3);
TangentialDistortionMean_2 = zeros(1,2);

ImageNames = cell(24,31);
```

%% 1.1.1 Definizione delle immagini da processare

```
for j = 1:24      %Si individuano le 31 diverse immagini con medesima banda
if j == 1
    % BANDA 1
disp('Banda 1');
imageFileNames =
{'C:\TesimAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F1_b1.tif',...
 'C:\TesimAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F2_b1.tif',...
 'C:\TesimAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F3_b1.tif',...
 .
 .
 .
 'C:\TesimAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F31_b1.tif'};

elseif j == 2
    % BANDA 2
disp('Banda 2');
imageFileNames =
{'C:\TesimAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F1_b2.tif',...
 'C:\TesimAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F2_b2.tif',...
 'C:\TesimAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F3_b2.tif',...
 .
 .
 .
 'C:\TesimAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F31_b2.tif'};

elseif j == 3
    % BANDA 3
disp('Banda 3');
imageFileNames =
{'C:\TesimAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F1_b3.tif',...
 'C:\TesimAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F2_b3.tif',...
 'C:\TesimAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F3_b3.tif',...
 .
 .
 .
 'C:\TesimAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F31_b3.tif'};

elseif j == 4
    % BANDA 4
disp('Banda 4');
imageFileNames =
{'C:\TesimAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F1_b4.tif',...
 'C:\TesimAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F2_b4.tif',...
 'C:\TesimAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F3_b4.tif',...
 .
 .
 .
 'C:\TesimAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F31_b4.tif'};
```

```

elseif j == 5
    % BANDA 5
    disp('Banda 5');
    imageFileNames =
    {'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F1_b5.tif',...
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F2_b5.tif',...
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F3_b5.tif',...
    .
    .
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F31_b5.tif'};

elseif j == 6
    % BANDA 6
    disp('Banda 6');
    imageFileNames =
    {'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F1_b6.tif',...
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F2_b6.tif',...
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F3_b6.tif',...
    .
    .
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F31_b6.tif'};

elseif j == 7
    % BANDA 7
    disp('Banda 7');
    imageFileNames =
    {'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F1_b7.tif',...
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F2_b7.tif',...
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F3_b7.tif',...
    .
    .
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F31_b7.tif'};

elseif j == 8
    % BANDA 8
    disp('Banda 8');
    imageFileNames =
    {'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F1_b8.tif',...
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F2_b8.tif',...
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F3_b8.tif',...
    .
    .
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F31_b8.tif'};

```

```

elseif j == 9
    % BANDA 9
disp('Banda 9');
imageFileNames =
{'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F1_b9.tif',...
 'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F2_b9.tif',...
 'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F3_b9.tif',...
 .
 .
 .
 'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F31_b9.tif'};

elseif j == 10
    % BANDA 10
disp('Banda 10');
imageFileNames =
{'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F1_b10.tif',...
 'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F2_b10.tif',...
 'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F3_b10.tif',...
 .
 .
 .
 'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F31_b10.tif'};

elseif j == 11
    % BANDA 11
disp('Banda 11');
imageFileNames =
{'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F1_b11.tif',...
 'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F2_b11.tif',...
 'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F3_b11.tif',...
 .
 .
 .
 'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F31_b11.tif'};

elseif j == 12
    % BANDA 12
disp('Banda 12');
imageFileNames =
{'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F1_b12.tif',...
 'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F2_b12.tif',...
 'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F3_b12.tif',...
 .
 .
 .
 'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F31_b12.tif'};

```

```

elseif j == 13
    % BANDA 13
    disp('Banda 13');
    imageFileNames =
    {'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F1_b13.tif',...
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F2_b13.tif',...
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F3_b13.tif',...
    .
    .
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F31_b13.tif'};

elseif j == 14
    % BANDA 14
    disp('Banda 14');
    imageFileNames =
    {'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F1_b14.tif',...
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F2_b14.tif',...
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F3_b14.tif',...
    .
    .
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F31_b14.tif'};

elseif j == 15
    % BANDA 15
    disp('Banda 15');
    imageFileNames =
    {'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F1_b15.tif',...
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F2_b15.tif',...
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F3_b15.tif',...
    .
    .
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F31_b15.tif'};

elseif j == 16
    % BANDA 16
    disp('Banda 16');
    imageFileNames =
    {'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F1_b16.tif',...
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F2_b16.tif',...
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F3_b16.tif',...
    .
    .
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F31_b16.tif'};

```

```

elseif j == 17
    % BANDA 17
disp('Banda 17');
imageFileNames =
{'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F1_b17.tif',...
 'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F2_b17.tif',...
 'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F3_b17.tif',...
 .
 .
 .
 'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F31_b17.tif'};

elseif j == 18
    % BANDA 18
disp('Banda 18');
imageFileNames =
{'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F1_b18.tif',...
 'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F2_b18.tif',...
 'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F3_b18.tif',...
 .
 .
 .
 'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F31_b18.tif'};

elseif j == 19
    % BANDA 19
disp('Banda 19');
imageFileNames =
{'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F1_b19.tif',...
 'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F2_b19.tif',...
 'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F3_b19.tif',...
 .
 .
 .
 'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F31_b19.tif'};

elseif j == 20
    % BANDA 20
disp('Banda 20');
imageFileNames =
{'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F1_b20.tif',...
 'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F2_b20.tif',...
 'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F3_b20.tif',...
 .
 .
 .
 'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F31_b20.tif'};

```

```

elseif j == 21
    % BANDA 21
    disp('Banda 21');
    imageFileNames =
    {'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F1_b21.tif',...
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F2_b21.tif',...
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F3_b21.tif',...
    .
    .
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F31_b21.tif'};

elseif j == 22
    % BANDA 22
    disp('Banda 22');
    imageFileNames =
    {'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F1_b22.tif',...
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F2_b22.tif',...
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F3_b22.tif',...
    .
    .
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F31_b22.tif'};

elseif j == 23
    % BANDA 23
    disp('Banda 23');
    imageFileNames =
    {'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F1_b23.tif',...
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F2_b23.tif',...
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F3_b23.tif',...
    .
    .
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F31_b23.tif'};

elseif j == 24
    % BANDA 24
    disp('Banda 24');
    imageFileNames =
    {'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F1_b24.tif',...
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F2_b24.tif',...
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F3_b24.tif',...
    .
    .
    'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F31_b24.tif'};

end

```

```

% Analisi svolta banda per banda: individuazione della griglia, calcolo della
lunghezza focale, punto principale, coefficienti di distorsione e skew
ImageNames(j,:) = imageFileNames(1,:);

% Rilevazione checkerboards nelle immagini
[imagePoints, boardSize, imagesUsed] = detectCheckerboardPoints(imageFileNames);
imageFileNames = imageFileNames(imagesUsed);

% Lettura della prima immagine per ottenerne le dimensioni
originalImage = imread(imageFileNames{1});
[mrows, ncols, ~] = size(originalImage);

% Generazione delle coordinate
squareSize = 10; % in centimetri
worldPoints = generateCheckerboardPoints(boardSize, squareSize);

% Calibrazione della camera
[cameraParams, imagesUsed, estimationErrors] =
estimateCameraParameters(imagePoints, worldPoints, ...
    'EstimateSkew', true, 'EstimateTangentialDistortion', true, ...
    'NumRadialDistortionCoefficients', 3, 'WorldUnits', 'centimeters', ...
    'InitialIntrinsicMatrix', [], 'InitialRadialDistortion', [], ...
    'ImageSize', [mrows, ncols]);

% Salvataggio della struttura
myCamParams = toStruct(cameraParams);
save myCamParams.mat myCamParams
load myCamParams

% Lunghezza focale e punto principale
FocalLength(j,1) = myCamParams.IntrinsicMatrix(1,1);
FocalLength(j,2) = myCamParams.IntrinsicMatrix(2,2);

PrincipalPoint(j,1) = myCamParams.IntrinsicMatrix(3,1);
PrincipalPoint(j,2) = myCamParams.IntrinsicMatrix(3,2);

% Coefficienti di distorsione
DistortionCoeff(j,1:3) = myCamParams.RadialDistortion;
DistortionCoeff(j,4:5) = myCamParams.TangentialDistortion;

% Skew
Skew(j,1) = myCamParams.IntrinsicMatrix(2,1);

% Errori di stima dei parametri a display
displayErrors(estimationErrors, cameraParams);

end

```

%% 1.1.2 Produzione della sezione per l'immagine distorta

```

% Analisi svolta sulla dodicesima immagine
NomeFile =
{'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F12_b1.tif',...
'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F12_b2.tif',...
'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F12_b3.tif',...
.
.
.
'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Bande\F12_b24.tif'};

```

```

for i = 1:24

DistortedImage = imread(NomeFile{i});

figure(2)
imshow(DistortedImage);

dim = size(DistortedImage);
x = [1:dim(2)]; % 1010 pixel in ascissa
y = DistortedImage(252,:); % in colonna si visualizzano i DN della riga 252

% Produzione del plot nelle ventiquattro bande

if i == 1 % i indice della banda raffigurata
figure(1)
plot(x,y,'y -')
title('Immagine 12, riga 252 - Distorted')
xlabel('Riga n°')
ylabel('DN')
hold on
elseif i == 2
figure(1)
plot(x,y,'m -')
hold on
elseif i == 3
figure(1)
plot(x,y,'c -')
hold on
.
.
.

elseif i == 22
figure(1)
plot(x,y,'b :')
hold on
elseif i == 23
figure(1)
plot(x,y,'k :')
hold on
elseif i == 24
figure(1)
plot(x,y,'g :')
legend('Banda 1','Banda 2','Banda 3','Banda 4','Banda 5',...
'Banda 6','Banda 7','Banda 8','Banda 9','Banda 10',...
'Banda 11','Banda 12','Banda 13','Banda 14','Banda 15',...
'Banda 16','Banda 17','Banda 18','Banda 19','Banda 20',...
'Banda 21','Banda 22','Banda 23','Banda 24')

hold on

end

end
end

```

%% 1.1.3 Errori e posizione del pattern

```
% Visualizzazione degli errori
h1 = figure;
showReprojectionErrors(cameraParams);

% Visualizzazione della posizione del pattern
h2 = figure;
showExtrinsics(cameraParams, 'CameraCentric');

h3 = figure;
showExtrinsics(cameraParams, 'PatternCentric');

% Lunghezza focale e punto principale medi e differenziati per sensore
FocalLength_mm = FocalLength*SizePixel;
FocalLength_mean = mean(FocalLength_mm, 2); % Lunghezza focale in world unit,
mm

PrincipalPoint_mm = PrincipalPoint*SizePixel; % Coordinate punto principale in mm

PrincipalPoint_mean(1,1) = mean(PrincipalPoint_mm(1:11,1));
PrincipalPoint_mean(2,1) = mean(PrincipalPoint_mm(12:24,1));
PrincipalPoint_mean(1,2) = mean(PrincipalPoint_mm(1:11,2));
PrincipalPoint_mean(2,2) = mean(PrincipalPoint_mm(12:24,2));

% Coefficienti di distorsione differenziati per sensore
Sensor = {'Sensor 1'; 'Sensor 2'};
k1 = [mean(DistortionCoeff(12:24,1));mean(DistortionCoeff(1:11,1))];
k2 = [mean(DistortionCoeff(12:24,2));mean(DistortionCoeff(1:11,2))];
k3 = [mean(DistortionCoeff(12:24,3));mean(DistortionCoeff(1:11,3))];
P1 = [mean(DistortionCoeff(12:24,4));mean(DistortionCoeff(1:11,4))];
P2 = [mean(DistortionCoeff(12:24,5));mean(DistortionCoeff(1:11,5))];
T = table(Sensor,k1,k2,k3,P1,P2); % Inserimento in tabella dei coefficienti
```

%% 1.1.4 Plot della lunghezza focale e del punto principale, curve di distorsione radiale

```
figure(4) % Lunghezza focale in funzione della banda di
referimento
plot(Bande, FocalLength_mean, 'r .', 'MarkerSize', 18)
grid on
xlabel('Bands')
ylabel('Focal Length (mm)')
title('Focal Length vs Bands')

figure(5) % Coordinate del punto principale in funzione del sensore
plot(PrincipalPoint_mm(1:11,1), PrincipalPoint_mm(1:11,2), 'b .', 'MarkerSize',
18)
axis([2.60 2.70 2.84 2.88])
grid on
xlabel('\epsilon_0 (mm)')
ylabel('\eta_0 (mm)')
title('Principal Point coordinates')

hold on
plot(PrincipalPoint_mm(12:24,1), PrincipalPoint_mm(12:24,2), 'r .', 'MarkerSize',
18)

% Coordinate medie dei punti principali
plot(PrincipalPoint_mean(1,1), PrincipalPoint_mean(1,2), 'g .', 'MarkerSize', 18)
plot(PrincipalPoint_mean(2,1), PrincipalPoint_mean(2,2), 'y .', 'MarkerSize', 18)
legend('Sensor 2', 'Sensor 1', 'Middle principal point S2', 'Middle principal
point S1')
```

```

pixel_distance = [0:5:500];
x_y_undistorted = zeros(2, size(pixel_distance, 2));
rad_distance = zeros(2, size(pixel_distance, 2));
mm_distance = zeros(size(pixel_distance));
f_r_S2 = zeros(size(pixel_distance));
f_r_S1 = zeros(size(pixel_distance));
Delta_S2 = zeros(size(pixel_distance));
Delta_S1 = zeros(size(pixel_distance));
Delta_S2_micron = zeros(size(pixel_distance));
Delta_S1_micron = zeros(size(pixel_distance));

for i = 1:size(pixel_distance, 2)

    %Sensore 1
    rad_distance(1, i) = sqrt((pixel_distance(i)/1606.050)^2+(pixel_distance(i)/1608.834)^2);

    %Sensore 2
    rad_distance(2, i) = sqrt((pixel_distance(i)/1591.932)^2+(pixel_distance(i)/1595.186)^2);

end

for j = 1:size(rad_distance, 2)

    mm_distance(j) = pixel_distance(j)*SizePixel;

    f_r_S2(j) = k1(2)*(rad_distance(j)^3)+ k2(2)*(rad_distance(j)^5)+...
                k3(2)*(rad_distance(j)^7);

    Delta_S2(j) = pixel_distance(j)*f_r_S2(j);

    f_r_S1(j) = k1(1)*(rad_distance(j)^3)+ k2(1)*(rad_distance(j)^5)+...
                k3(1)*(rad_distance(j)^7);

    Delta_S1(j) = pixel_distance(j)*f_r_S1(j); % Distorsione in pixel

    Delta_S2_micron(j) = Delta_S2(j)*SizePixel*1000; % Distorsione in µm
    Delta_S1_micron(j) = Delta_S1(j)*SizePixel*1000;

end

figure(6) % Distorsione, in µm, in funzione della distanza radiale, in mm
plot(mm_distance, Delta_S2_micron, 'b . -')
grid on
xticks([0:0.2:3])
xlabel('Radial distance (mm)')
ylabel('\delta_r (\µm)')
title('Radial Distorsion Curves')
hold on
plot(mm_distance, Delta_S1_micron, 'r . -')
legend('Sensor 2', 'Sensor 1')

```

%% 1.1.5 Parametri medi dalle immagini non distorte

```

% Generazione dei parametri correttivi da applicare sulle immagini distorte
% Sensore 1

IntrinsicMatrixMean_1(1,1) = mean(FocalLength(12:24,1));
IntrinsicMatrixMean_1(1,2) = 0;
IntrinsicMatrixMean_1(1,3) = 0;
IntrinsicMatrixMean_1(2,1) = mean((Skew(12:24)));
IntrinsicMatrixMean_1(2,2) = mean(FocalLength(12:24,2));
IntrinsicMatrixMean_1(2,3) = 0;
IntrinsicMatrixMean_1(3,1) = mean(PrincipalPoint(12:24,1));
IntrinsicMatrixMean_1(3,2) = mean(PrincipalPoint(12:24,2));
IntrinsicMatrixMean_1(3,3) = 1;

RadialDistortionMean_1(1) = mean(DistortionCoeff(12:24,1));
RadialDistortionMean_1(2) = mean(DistortionCoeff(12:24,2));
RadialDistortionMean_1(3) = mean(DistortionCoeff(12:24,3));

```

```

TangentialDistortionMean_1(1) = mean(DistortionCoeff(12:24,4));
TangentialDistortionMean_1(2) = mean(DistortionCoeff(12:24,5));
% Unione dei parametri medi ottenuti in una struttura cameraParameters
CameraParamsFin_1 = toStruct(cameraParams)
save CameraParamsFin_1.mat CameraParamsFin
load('CameraParamsFin_1.mat')

% Compilazione delle differenti sezioni della struttura creata
CameraParamsFin_1.IntrinsicMatrix = IntrinsicMatrixMean_1;
CameraParamsFin_1.RadialDistortion = RadialDistortionMean_1;
CameraParamsFin_1.TangentialDistortion = TangentialDistortionMean_1;
CameraParamsFin = cameraParameters(CameraParamsFin_1)

```

%% 1.1.6 Produzione delle immagini non distorte

```

% j indice delle immagini, i delle bande
for j = 1:31
    for i = 12:24
        % Lettura di un'immagine per volta (rappresentativa di una singola banda),
        % poi sottoposta a calibrazione
        originalImage = imread(ImageNames{i,j});
        undistortedImage = undistortImage(originalImage, cameraParamsFin);
        % Visualizzazione e salvataggio delle immagini non distorte, bande separate
        figure(j)
        imshow(undistortedImage);
        imwrite(undistortedImage, strcat('Undistorted\Fig' , num2str(j), '\F' , num2str(j),
            '_b' , num2str(i), '.tif'));
    end
end

```

%% Sensore 2

```

IntrinsicMatrixMean_2(1,1) = mean(FocalLength(1:11,1));
IntrinsicMatrixMean_2(1,2) = 0;
IntrinsicMatrixMean_2(1,3) = 0;
IntrinsicMatrixMean_2(2,1) = mean((Skew(1:11)));
IntrinsicMatrixMean_2(2,2) = mean(FocalLength(1:11,2));
IntrinsicMatrixMean_2(2,3) = 0;
IntrinsicMatrixMean_2(3,1) = mean(PrincipalPoint(1:11,1));
IntrinsicMatrixMean_2(3,2) = mean(PrincipalPoint(1:11,2));
IntrinsicMatrixMean_2(3,3) = 1;

RadialDistortionMean_2(1) = mean(DistortionCoeff(1:11,1));
RadialDistortionMean_2(2) = mean(DistortionCoeff(1:11,2));
RadialDistortionMean_2(3) = mean(DistortionCoeff(1:11,3));

TangentialDistortionMean_2(1) = mean(DistortionCoeff(1:11,4));
TangentialDistortionMean_2(2) = mean(DistortionCoeff(1:11,5));
% Unione dei parametri medi ottenuti in una struttura cameraParameters
CameraParamsFin_2 = toStruct(cameraParams)
save CameraParamsFin_2.mat CameraParamsFin
load('CameraParamsFin_2.mat')

% Compilazione delle differenti sezioni della struttura creata
CameraParamsFin_2.IntrinsicMatrix = IntrinsicMatrixMean_2;
CameraParamsFin_2.RadialDistortion = RadialDistortionMean_2;
CameraParamsFin_2.TangentialDistortion = TangentialDistortionMean_2;
CameraParamsFin = cameraParameters(CameraParamsFin_2)

```

```

% j indice delle immagini, i delle bande
for j = 1:31
    for i = 1:11
        % Lettura di un'immagine per volta (rappresentativa di una singola banda),
        % poi sottoposta a calibrazione
        originalImage = imread(ImageNames{i,j});
        undistortedImage = undistortImage(originalImage, cameraParamsFin);
        % Visualizzazione e salvataggio delle immagini non distorte, bande separate
        figure(j)
        imshow(undistortedImage);
        imwrite(undistortedImage, strcat('Undistorted\Fig' , num2str(j), '\F' , num2str(j),
            '_b' , num2str(i), '.tif'));
    end
end
end

```

%% 1.1.7 Produzione della sezione per immagine non distorta

```

% Analisi svolta sulla dodicesima immagine
NomeFileFin =
{'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Und\F12_b1.tif',...
'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Und\F12_b2.tif',...
'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Und\F12_b3.tif',...
.
.
.
'C:\TesiMAGISTRALE\01_CALIBRAZIONE_GEOMETRICA\040219_CALIB\Und\F12_b24.tif'};
for i = 1:24
    UndistortedImage = imread(NomeFileFin{i});
    dim = size(UndistortedImage);
    x = [1:dim(2)]; % 1010 pixel in ascissa
    y = UndistortedImage(252,:); % in colonna si visualizzano i DN della riga 252
    % Produzione del plot nelle ventiquattro bande
    if i == 1 % i indice della banda raffigurata
        figure(1)
        plot(x,y,'y -')
        title('Immagine 12, riga 252 - Undistorted')
        xlabel('Riga n°')
        ylabel('DN')
        hold on
    elseif i == 2
        figure(1)
        plot(x,y,'m -')
        hold on
    elseif i == 3
        figure(1)
        plot(x,y,'c -')
        hold on
        .
        .
        .
    elseif i == 22
        figure(1)
        plot(x,y,'b :')
        hold on
    end
end

```

```

elseif i == 23
    figure(1)
    plot(x,y,'k :')
    hold on

elseif i == 24
    figure(1)
    plot(x,y,'g :')
    legend('Banda 1','Banda 2','Banda 3','Banda 4','Banda 5','Banda 6',...
    'Banda 7','Banda 8','Banda 9','Banda 10','Banda 11','Banda 12',...
    'Banda 13',...'Banda 14','Banda 15','Banda 16','Banda 17','Banda 18',...
    'Banda 19','Banda 20','Banda 21','Banda 22','Banda 23','Banda 24')

    hold on

end

end
end

```

Parte 3: Unione delle singole bande non distorte

```

% Cubo che andrà a contenere le bande dell'immagine k-esima analizzata nel ciclo
data = zeros(1010,1010,24);

% Lettura delle bande tramite struttura Tiff e inserimento nel cubo
% k indice delle immagini, j delle bande

for k = 1:31
    for j = 1:24
        t = Tiff(strcat('Fig' ,num2str(k), '\F' ,num2str(k), '_b' ,num2str(j), '.tif'), 'r');
        data(:, :,j) = read(t);
    end

% Scrittura del file finale multibanda

    multibandwrite(data,strcat('FileFIN\Immagine_' ,num2str(k), 'FIN'), 'bsq',
    'precision','float','machfmt','ieee-be')

end
end

```

1.2 CALIBRAZIONE RADIOMETRICA

Individuazione delle rette di interpolazione

```

clear all;

% Dati pannelli MAPIR, comune a tutte le immagini
FieldSpectra = importdata('FieldSpectra_Millesimi.txt');

% Firme spettrali delle ROI (decommentare il file .txt di interesse)

% NUMERO FILARE
% DataSpectra = importdata('1_Fil_ROI_ASCII.txt');           % FILARE 1
% DataSpectra = importdata('2_Fil_ROI_ASCII.txt');           % FILARE 2
% DataSpectra = importdata('3_Fil_ROI_ASCII.txt');           % FILARE 3
% DataSpectra = importdata('4_Fil_ROI_ASCII.txt');           % FILARE 4
% DataSpectra = importdata('5_Fil_ROI_ASCII.txt');           % FILARE 5
% DataSpectra = importdata('7_Fil_ROI_ASCII.txt');           % FILARE 7
% DataSpectra = importdata('8_Fil_ROI_ASCII.txt');           % FILARE 8
% DataSpectra = importdata('9_Fil_ROI_ASCII.txt');           % FILARE 9
% DataSpectra = importdata('10_Fil_ROI_ASCII.txt');          % FILARE 10
% DataSpectra = importdata('12_Fil_ROI_ASCII.txt');          % FILARE 12
% DataSpectra = importdata('13_Fil_ROI_ASCII.txt');          % FILARE 13
% DataSpectra = importdata('14_Fil_ROI_ASCII.txt');          % FILARE 14
% DataSpectra = importdata('15_Fil_ROI_ASCII.txt');          % FILARE 15
% DataSpectra = importdata('16_Fil_ROI_ASCII.txt');          % FILARE 16
% DataSpectra = importdata('17_Fil_ROI_ASCII.txt');          % FILARE 17
% DataSpectra = importdata('18_Fil_ROI_ASCII.txt');          % FILARE 18

% Creazione di una tabella di quattro colonne in cui inserire i risultati
% Colonne: lunghezza d'onda, b0, b1 e R2

Results = zeros(97,4);
Results(:,1) = FieldSpectra(:,1);

% k è l'indice delle bande
for k = 1:97 %Ignoro la prima colonna, contenente le lunghezze d'onda
    x = DataSpectra(k,2:5);
    y = FieldSpectra(k,2:5);

    figure(k)
    plot(x,y,'r o')
    xlabel('Digital Number (-)')
    ylabel('Riflettanza da pannello MAPIR (-)');

    txt = [' Calibrazione Radiometrica, ' num2str(DataSpectra(k,1)) ' nm '];
    title(txt);

    % Equazione della linea di tendenza
    p = polyfit(x,y,1)
    x1 = [0:1:25];
    y1 = p(1,1)*x1 + p(1,2);

    Results(k,2) = p(1,1);
    Results(k,3) = p(1,2);

    % Valutazione R2
    ymean = mean(FieldSpectra(k,2:5));
    y_hat = p(1,1)*DataSpectra(k,2:5) + p(1,2);

    s = 0;
    t = 0;

```

```

for j = 1:4
    n = (FieldSpectra(k,j+1)-ymean)^2;
    s = s + n;
    m = (y_hat(1,j)-ymean)^2;
    t = t + m;
end

MSt = (1/4)*s;
MSm = (1/4)*t;
R2 = MSm/MSt;
Results(k,4) = R2;

% Plot linea di tendenza
hold on
plot(x1,y1, 'b --')

lgd = legend('Punti da pannello', 'Linea di tendenza', 'c');
c = lgd.Location;
lgd.Location = 'southeast';

txt1 = ['y = ' num2str(p(1,1)) 'x ' num2str(p(1,2))];
text(16, 0.25, txt1);
txt2 = ['R^2 = ' num2str(R2)];
text(16, 0.1, txt2);
hold off

saveas(figure(k), ['Iper_FILARE\FirmeSpettrali\RetteInterpolazioneFilare2\Banda'
                  ,num2str(k), '_Filare2.png'])

end

```

1.3 MODELLAZIONE 3D: LEGGE DEI VOLUMI

Parte 1: Valutazione dell'angolo del grappolo

```
clear all;
```

%% 1.3.1 Lettura dei punti e delle loro coordinate

```
Matrix = readtable('Nuvola_Grappolo4_Verifica.txt');
%Porre attenzione al numero di grappolo in analisi, indicato nel nome del file

Matrix.Properties.VariableNames = {'X', 'Y', 'Z'};
numPunti = size(Matrix,1);           %Numero di punti della nuvola
MatriceXY = zeros(numPunti,2);

MatriceXY(:,1) = table2array(Matrix(:,1));
MatriceXY(:,2) = table2array(Matrix(:,2));

Ymin = MatriceXY(1,2);
Ymax = MatriceXY(1,2);

%Individuo la y minima e la y massima della nuvola di punti
for i = 1:numPunti
    if MatriceXY(i,2) < Ymin
        Ymin = MatriceXY(i,2);
    end
    if MatriceXY(i,2) > Ymax
        Ymax = MatriceXY(i,2);
    end
end

Classi = 10;                         % Divisione della la nuvola di punti in 10 "fette"
DeltaY = (Ymax - Ymin)/Classi;       % Spessore di una fetta

LimClassi = zeros(10,2);
LimClassi(1,1) = Ymin;
LimClassi(1,2) = Ymin + DeltaY;

for i = 2:10                          % Individuazione degli estremi y di ciascuna fetta
    LimClassi(i,1) = LimClassi(i-1,2);
    LimClassi(i,2) = LimClassi(i,1)+ DeltaY;
end
```

%% 1.3.2 Analisi dei punti

```
%Vettore contenente le x più basse di ciascuna classe e la y corrispondente
minClassi = zeros(Classi,2);

%Vettore contenente le x più alte di ciascuna classe e la y corrispondente
maxClassi = zeros(Classi,2);

%Vettore contenente il numero di punti di ciascuna classe
nObsClassi = zeros(Classi,1);

for i = 1:Classi
    minClassi(i,1) = 5;
    %Pongo il minimo di ogni classe pari a un numero elevato, così che nell'analisi
    questo venga sostituito da valori inferiori fino alla x più bassa della classe
end
```

```

for i = 1:Classi
    maxClassi(i,1) = -1;
    %Pongo il massimo di ogni classe pari a un numero basso, così che nell'analisi
    questo venga sostituito da valori superiori fino alla x più alta della classe
end

for i = 1:numPunti      %Individuazione della x minima e massima di ciascuna fetta
    for k = 1:Classi
        if ((MatriceXY(i,2) >= LimClassi(k,1)) & (MatriceXY(i,2) < LimClassi(k,2)))
            nObsClassi(k) = nObsClassi(k) + 1;

            if MatriceXY(i,1) < minClassi(k,1)
                minClassi(k,1) = MatriceXY(i,1);
                minClassi(k,2) = MatriceXY(i,2);
            end

            if MatriceXY(i,1) > maxClassi(k,1)
                maxClassi(k,1) = MatriceXY(i,1);
                maxClassi(k,2) = MatriceXY(i,2);
            end
        end
    end
end

if MatriceXY(i,2) == Ymax
    %ciclo if necessario per considerare anche il punto con y più grande
    nObsClassi(10) = nObsClassi(10) + 1;

    if MatriceXY(i,1) < minClassi(10)
        minClassi(10,1) = MatriceXY(i,1);
        minClassi(10,2) = MatriceXY(i,2);
    end

    if MatriceXY(i,1) > maxClassi(10,1)
        maxClassi(10,1) = MatriceXY(i,1);
        maxClassi(10,2) = MatriceXY(i,2);
    end
end

end

end

TotObs = 0;      %per verifica ripartizione in classi dei punti

for i = 1:10
    TotObs = TotObs + nObsClassi(i);
end

```

%%.1.3.3 Individuazione delle rette dei minimi e dei massimi

```

pMin = polyfit(minClassi(:,1),minClassi(:,2),1);
pMax = polyfit(maxClassi(:,1),maxClassi(:,2),1);

Xmin = [0.29:0.01:0.32]; %Intervallo differente a seconda del grappolo di analisi
Ymin = pMin(1,1)*Xmin + pMin(1,2);

Xmax = [0.32:0.01:0.37]; %Intervallo differente a seconda del grappolo di analisi
Ymax = pMax(1,1)*Xmax + pMax(1,2);

```

```

% Calcolo R2, retta dei minimi
ymean_min = mean(minClassi(:,2));
y_hat_min = pMin(1,1)*minClassi(:,1) + pMin(1,2);

s_min = 0;
t_min = 0;

for j = 1:10
    n_min = (minClassi(j,2) - ymean_min)^2;
    s_min = s_min + n_min;

    m_min = (y_hat_min(j) - ymean_min)^2;
    t_min = t_min + m_min;
end

MSt_min = (1/10)*s_min;
MSm_min = (1/10)*t_min;
R2min = MSm_min/MSt_min;

% Calcolo R2, retta dei massimi
ymean_max = mean(maxClassi(:,2));
y_hat_max = pMax(1,1)*maxClassi(:,1) + pMax(1,2);

s_max = 0;
t_max = 0;
for j = 1:10
    n_max = (maxClassi(j,2) - ymean_max)^2;
    s_max = s_max + n_max;

    m_max = (y_hat_max(j) - ymean_max)^2;
    t_max = t_max + m_max;
end

MSt_max = (1/10)*s_max;
MSm_max = (1/10)*t_max;
R2max = MSm_max/MSt_max;

% Plot dei punti estremi e delle due rette ottenute
plot(minClassi(:,1),minClassi(:,2),'ob',Xmin,Ymin,'-r');
hold on
plot(maxClassi(:,1),maxClassi(:,2),'og',Xmax,Ymax,'-k');
xlabel('Coordinata x');
ylabel('Coordinata y');
title('Linee di tendenza - Grappolo 1 Verifica');
lgd = legend('Punti di minimo', 'Retta interpolante dei minimi',...
    'Punti di massimo', 'Retta interpolante dei massimi', 'c');
c = lgd.Location;
lgd.Location = 'southeast';

%% 1.3.4 Individuazione angolo

gamma = 90 + atand(abs(pMin(1,1))); % Inclinazione della retta dei minimi
% gamma = atand(pMin(1,1)); % Per grappolo 10
beta = atand(pMax(1,1)); % Inclinazione della retta dei massimi

alfa = gamma - beta; % Angolo del grappolo
alfa_cm = alfa*10;
%10 è una costante non adimensionale (in cm)

```

Parte 2: Individuazione della legge, Regressione Lineare Multipla

```
clear all;

% La variabile dipendente è il volume del singolo grappolo, le variabili dipendenti
sono tre e pari alla lunghezza del grappolo Lu, la sua larghezza La e l'angolo
alpha-L ottenuto ipotizzando una forma conica del grappolo.
% L'obiettivo consiste allora nell'individuazione di quattro coefficienti a, b, c,
e d della legge ( $V = a + b*Lu^3 + c*La^3 + d*alpha-L$ ) a partire dai valori noti di 10
grappoli.
```

% 1.3.1 Coefficienti, stime e residui

```
% Vettore contenente i valori dei volumi noti
Y = [185.150; 202.044; 217.502; 142.136; 146.212; 156.228; 651.540; 137.878;
335.404; 187.782]

% Matrice contenente i valori delle variabili indipendenti, ciascuna riga contiene
i valori di un grappolo, le colonne rappresentano le variabili nell'ordine presente
in descrizione

% Caso con Lu e La al cubo
X = [1.000    1225.043    373.248    942.035;...
     1.000    1259.712    221.445    788.817;...
     1.000     549.353   1000.000    903.852;...
     1.000    1728.000    116.930    966.322;...
     1.000    1815.848     92.960    923.654;...
     1.000    1906.624    421.875    983.643;...
     1.000    2924.207    729.000    945.151;...
     1.000    1442.897    110.592    309.757;...
     1.000    1331.000    195.112   1007.586;...
     1.000    3375.000     64.000     815.494]

Xt = X.';           % Matrice trasposta di X
A = Xt*X;           % Prodotto tra matrice trasposta e matrice di origine
A_inv = inv(A);     % Matrice inversa
B = A_inv*Xt;       % Prodotto tra matrice inversa e matrice trasposta
Beta = B*Y;         % Vettore dei coefficienti
Y_hat = X*Beta;     % Vettore delle stime
Res = Y - Y_hat;    % Vettore dei residui
```

%% 1.3.2 Valutazione R^2

```
Yt = Y.';
YtY = Yt*Y;
Beta_t = Beta.';
t = 0;
for i = 1:10
    t = t + (Y(i))^2;
end
```

```

mean_Y2 = (1/10)*t;      % Media dei quadrati dei volumi
s = Beta_t*Xt*Y;
SST = YtY - mean_Y2;    % Variabilità totale delle osservazioni
SSR = s - mean_Y2;      % Variabilità delle osservazioni ritrovate nella
legge
R2 = SSR/SST;

```

%% 1.3.4 Applicazione della legge sui grappoli di verifica

% Matrice contenente i valori delle variabili indipendenti, ciascuna riga contiene i valori di un grappolo, le colonne rappresentano le variabili nell'ordine presente in descrizione (grappoli di verifica)

% Caso con Lu e La al cubo

```

X_ver = [1.000    415.161   144.703    827.566;...
         1.000   2124.798   521.660   1422.287;...
         1.000    913.803    346.540    757.872;...
         1.000   2968.600    335.847    977.426]

```

```

Y_hat_ver = X_ver*Beta; % Vettore delle stime

```


APPENDICE 2 - IMMAGINI DISTORTE E NON DISTORTE, CALIBRAZIONE GEOMETRICA

Si inseriscono in tale appendice le immagini elaborate tramite calibrazione geometrica, al fine di permettere il confronto tra le immagini distorte, quindi precedenti l'elaborazione, e quelle non distorte ottenute.

Poiché per ciascuna immagine sono disponibili 24 bande spettrali, differenziate tra loro solo per i toni di grigio, e conseguentemente diverse luminosità in fase di visualizzazione, si riportano, a titolo di esempio, unicamente le immagini della banda 5 (553.934 nm), contenute da Figura A2.1 a A2.31.

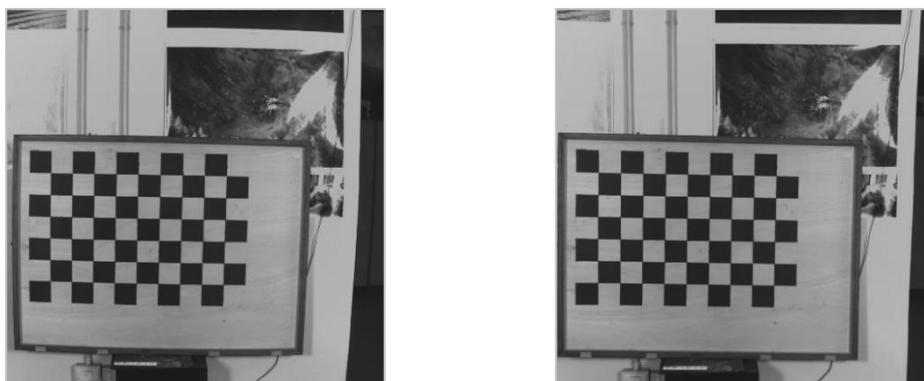


Figura A2.1: Immagine 1 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

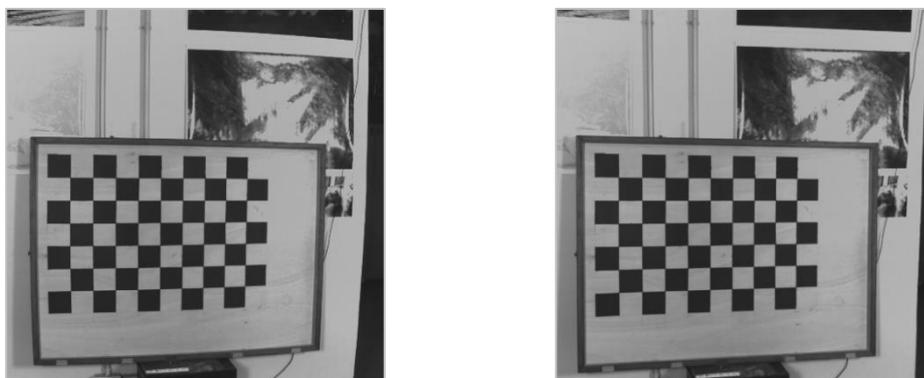


Figura A2.2: Immagine 2 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

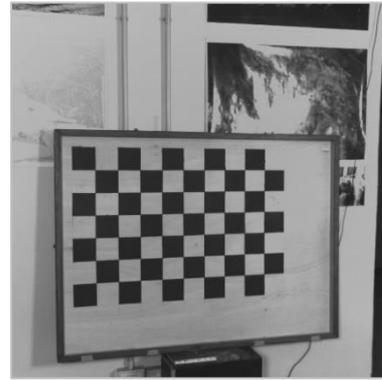
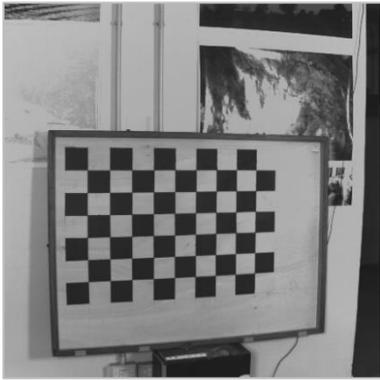


Figura A2.3: Immagine 3 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

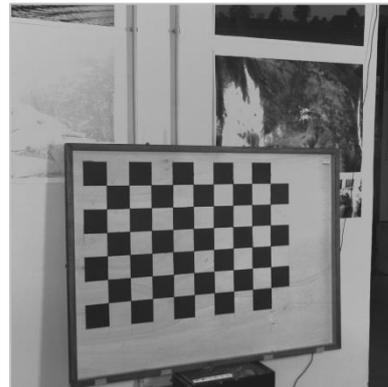
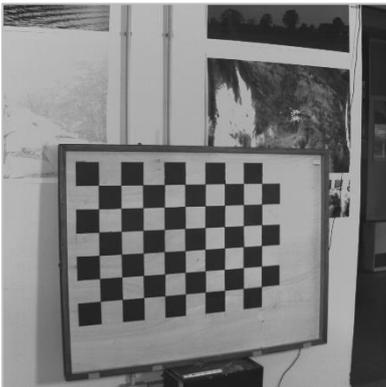


Figura A2.4: Immagine 4 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

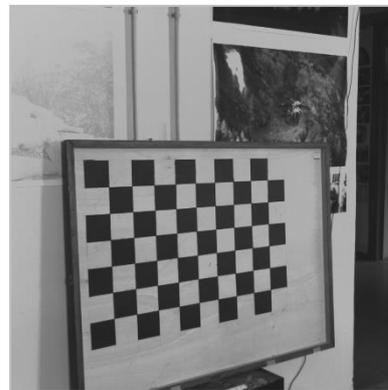
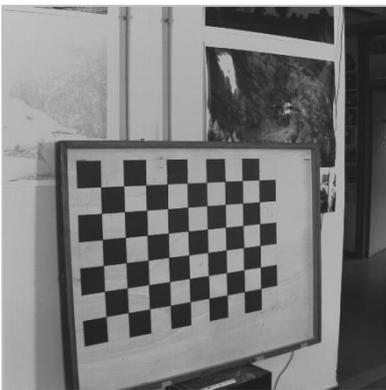


Figura A2.5: Immagine 5 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

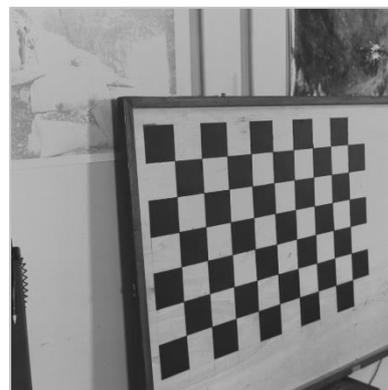
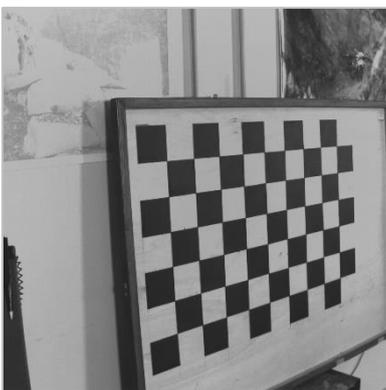


Figura A2.6: Immagine 6 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

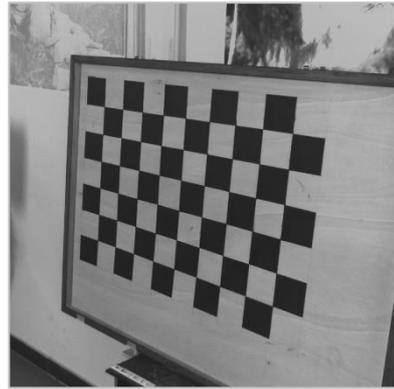
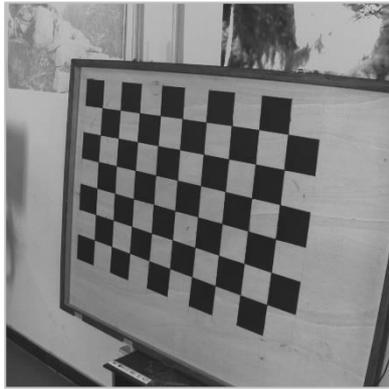


Figura A2.7: Immagine 7 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

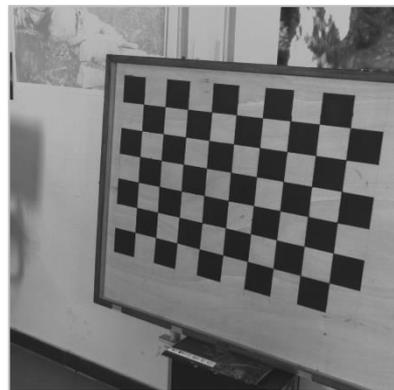
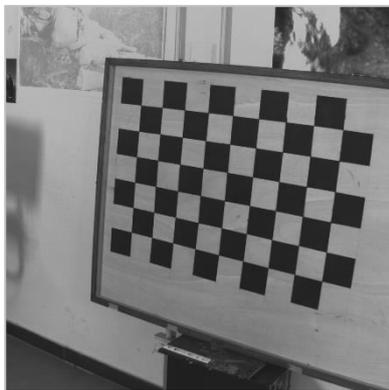


Figura A2.8: Immagine 8 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

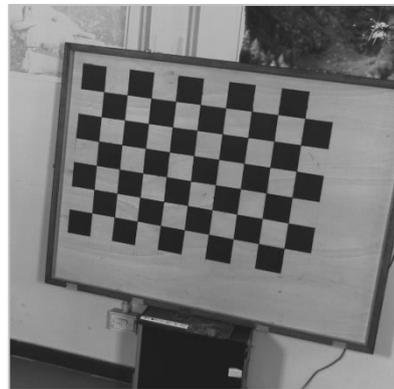
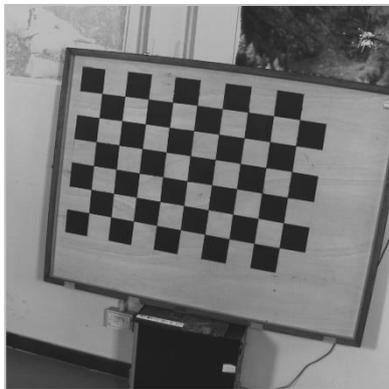


Figura A2.9: Immagine 9 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

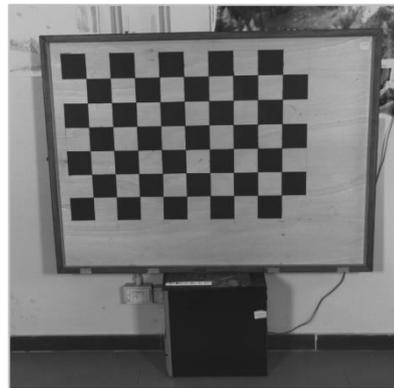
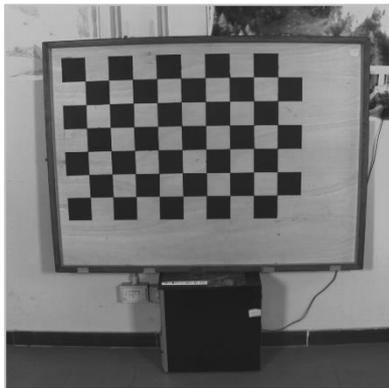


Figura A2.10: Immagine 10 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

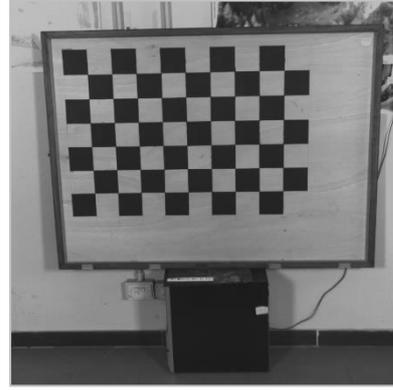
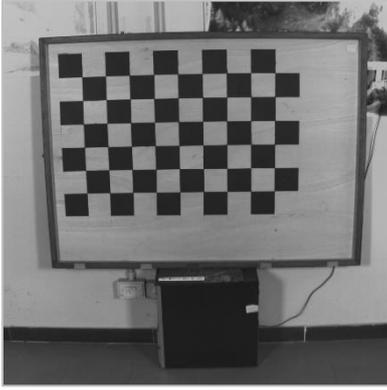


Figura A2.11: Immagine 11 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

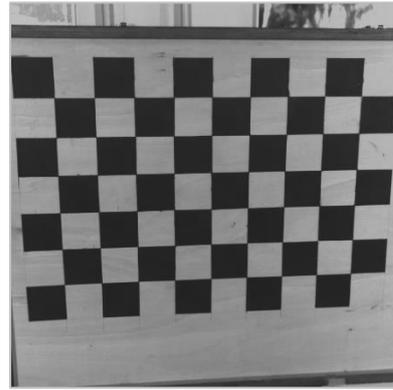
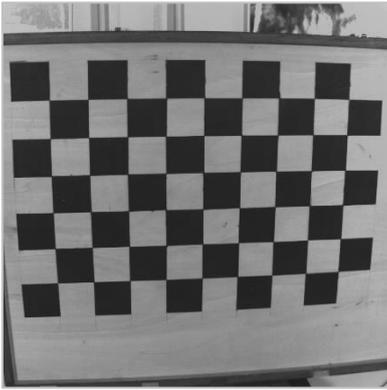


Figura A2.12: Immagine 12 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

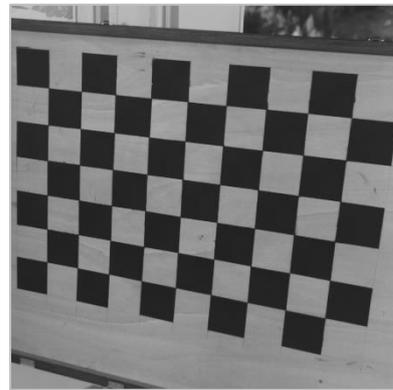
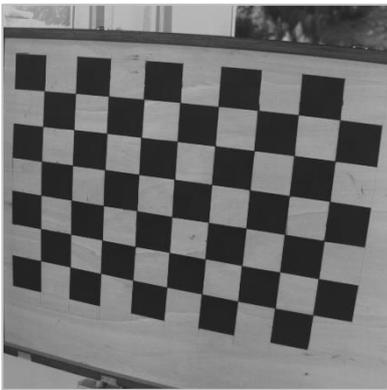


Figura A2.13: Immagine 13 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

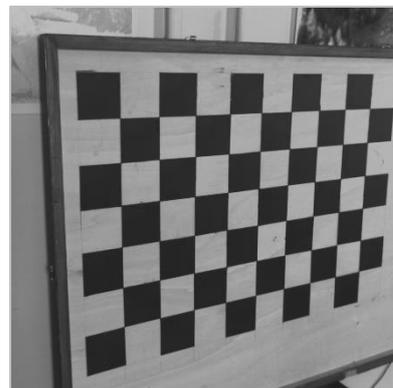
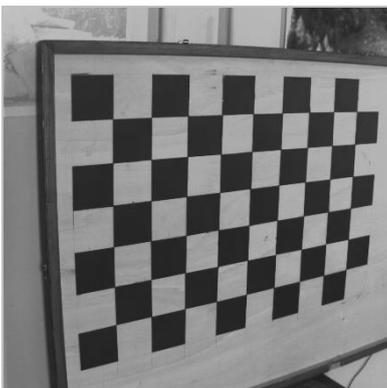


Figura A2.14: Immagine 14 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

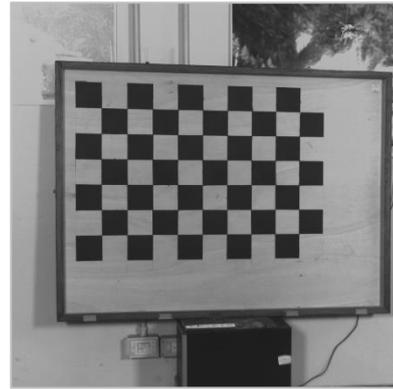
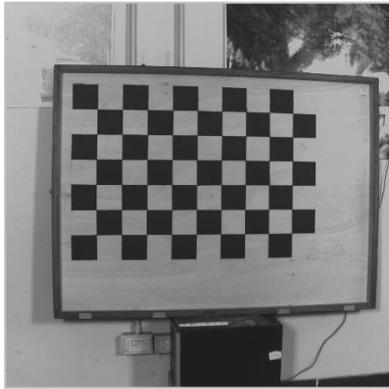


Figura A2.15: Immagine 15 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

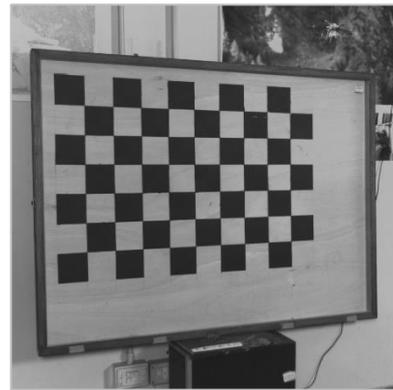
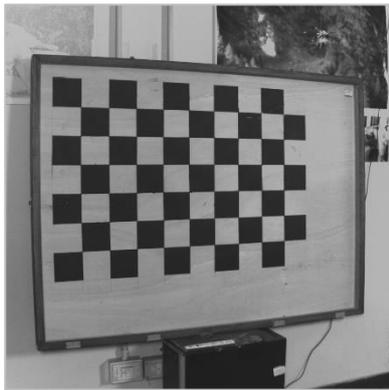


Figura A2.16: Immagine 16 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

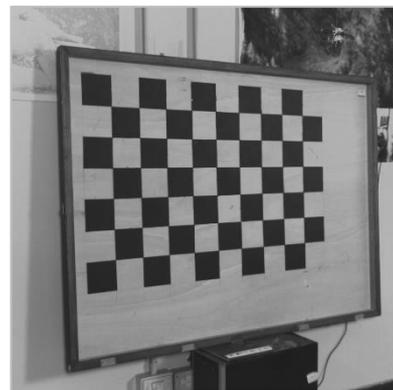
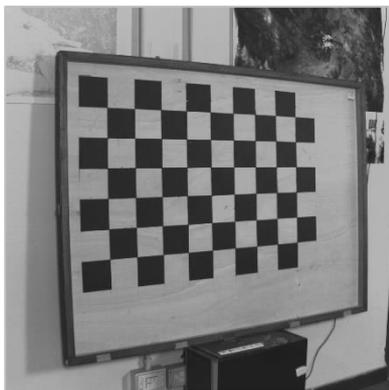


Figura A2.17: Immagine 17 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

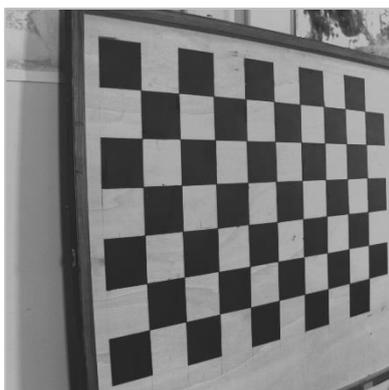


Figura A2.18: Immagine 18 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5



Figura A2.19: Immagine 19 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

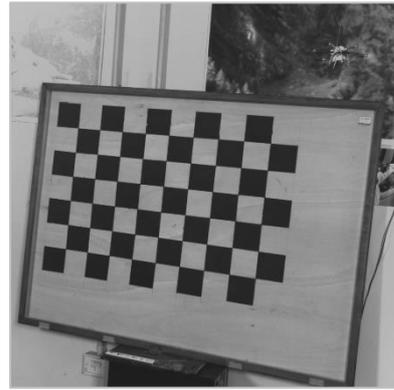
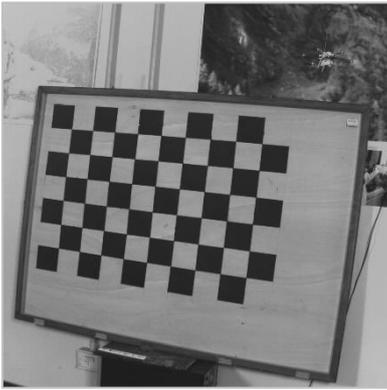


Figura A2.20: Immagine 20 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

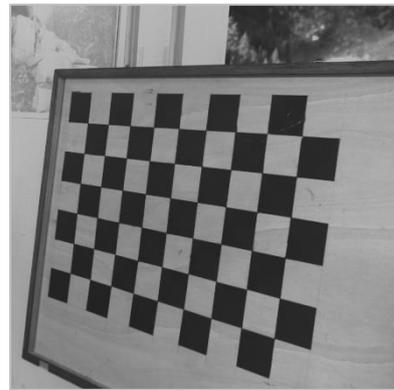
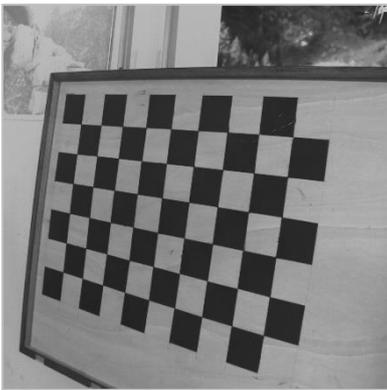


Figura A2.21: Immagine 21 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

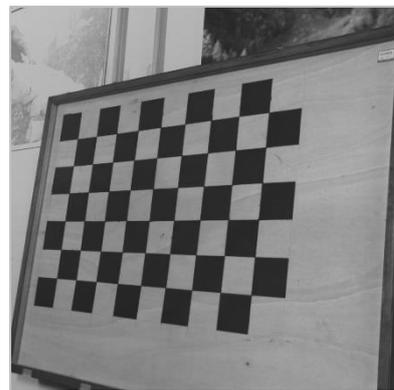
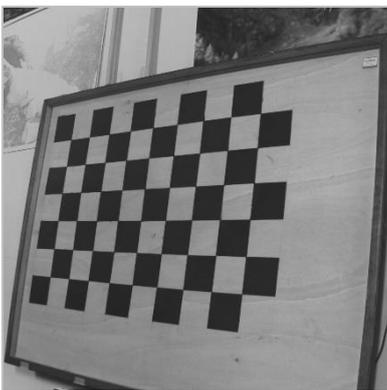


Figura A2.22: Immagine 22 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

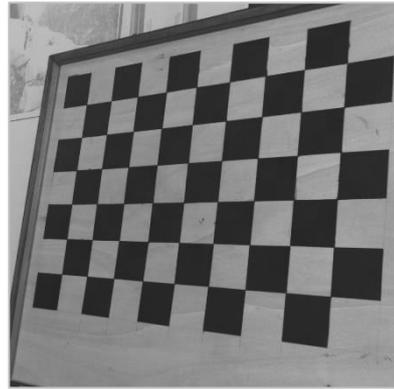
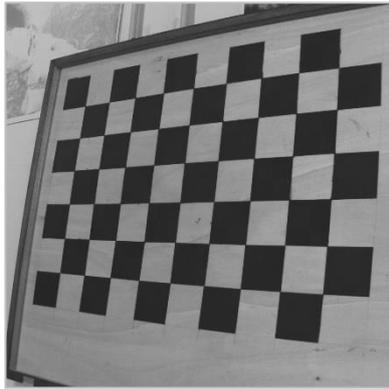


Figura A2.23: Immagine 23 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

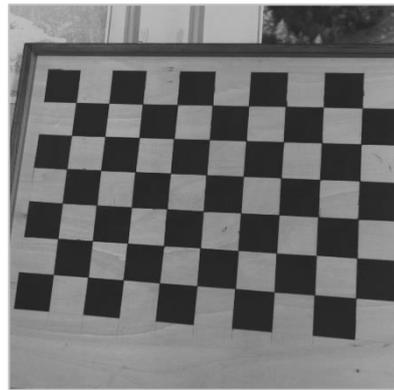
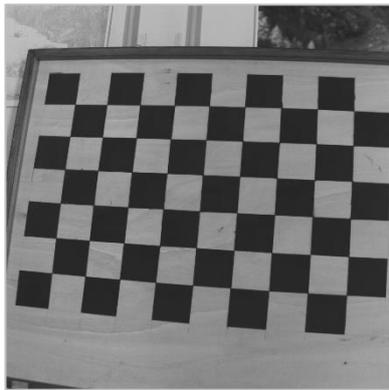


Figura A2.24: Immagine 24 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

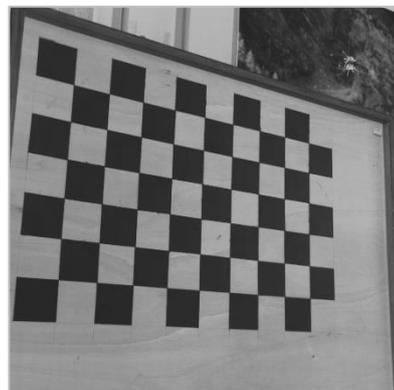
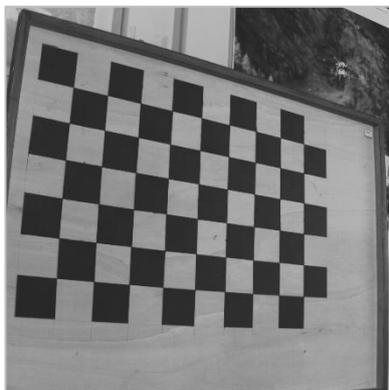


Figura A2.25: Immagine 25 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

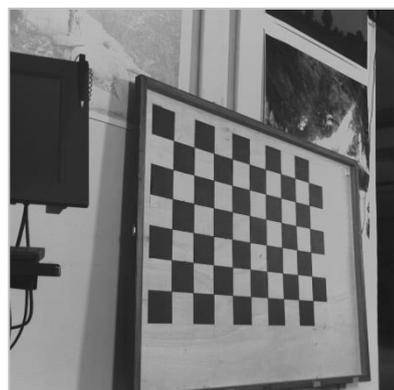
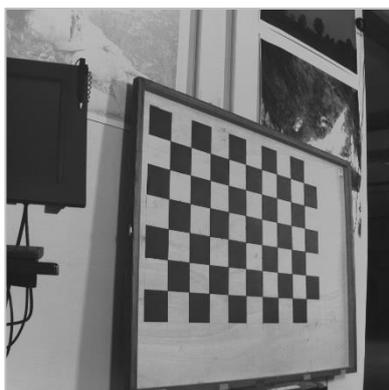


Figura A2.26: Immagine 26 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5



Figura A2.27: Immagine 27 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5



Figura A2.28: Immagine 28 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

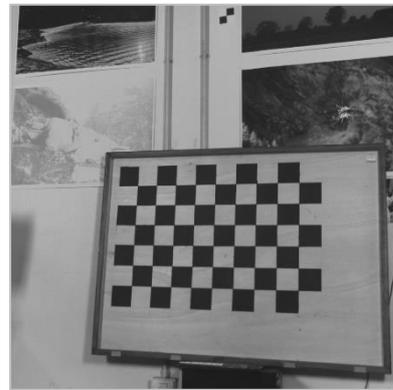
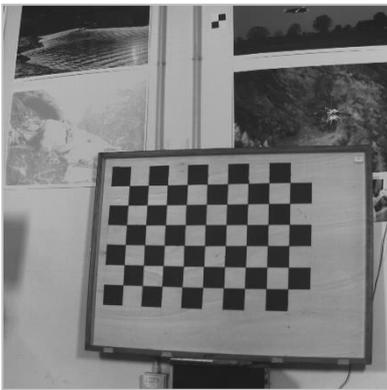


Figura A2.29: Immagine 29 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5



Figura A2.30: Immagine 30 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

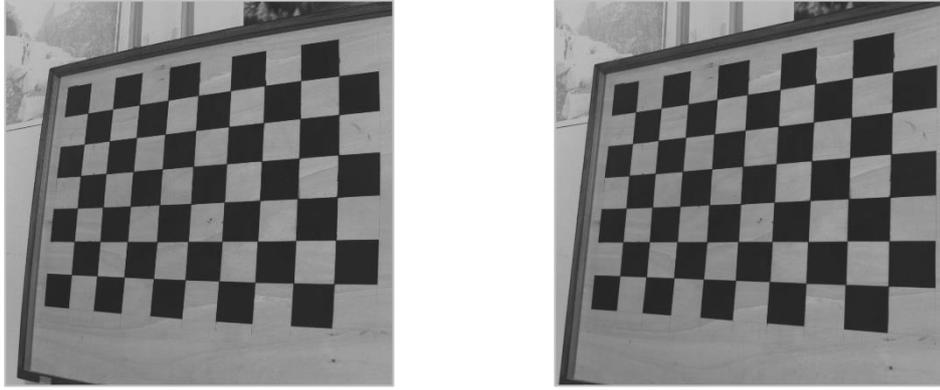


Figura A2.31: Immagine 31 distorta (sx) e non distorta (dx). Banda 5

APPENDICE 3 - MATERIALE E RISULTATI DELLA CALIBRAZIONE RADIOMETRICA

Vengono di seguito raccolte le immagini iperspettrali acquisite in data 15 settembre 2020 tramite camera Rikola e sottoposte a calibrazione radiometrica (cfr. Sezione 3.1): in accompagnamento, le firme spettrali delle *Region of interest*, posizionate sul pannello Mapir, generate prima e dopo la correzione.

Ciascuna immagine è fornita, a titolo di esempio, in banda 10 (541.780 nm), e accompagnata dalla sua versione in sintesi a colori reali, prodotta con cellulare (cfr. Figure da A3.1 a A3.16).

In Sezione 3.2, si inseriscono invece le rette di interpolazione rappresentative della calibrazione radiometrica svolta, banda per banda: esse sono unicamente il prodotto della correzione svolta sull'immagine Filare 2 (cfr. da Figura A3.17 a Figura A3.113).

Infatti, a causa dell'elevato numero di grafici ottenuti, si preferisce fornire solamente quelli caratteristici di una sola immagine, ma rappresentativi della sua totalità di bande; ciò è permesso dal fatto che, per tutte le immagini trattate, si ottengono risultati di simile qualità.

3.1 IMMAGINI DEL VIGNETO E FIRME SPETTRALI

Figure A3.1: Filare 1

Immagine a colori e in banda 10, individuazione delle ROIs:



Firme spettrali delle ROIs, prima e dopo la calibrazione:

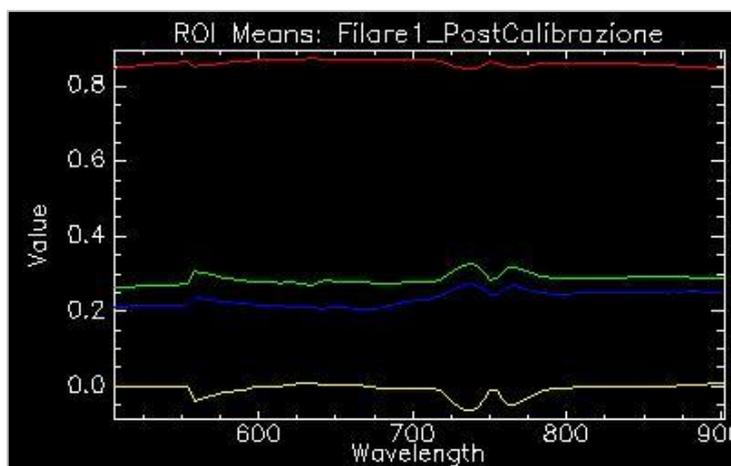
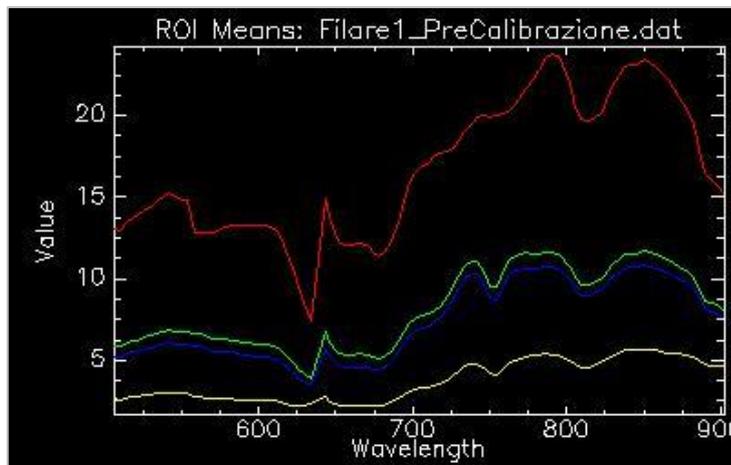


Figure A3.2: Filare 2

Immagine a colori e in banda 10, individuazione delle ROIs:



Firme spettrali delle ROIs, prima e dopo la calibrazione:

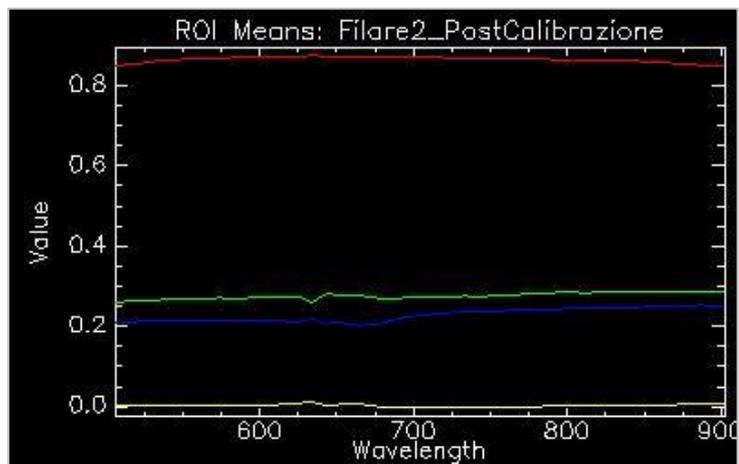
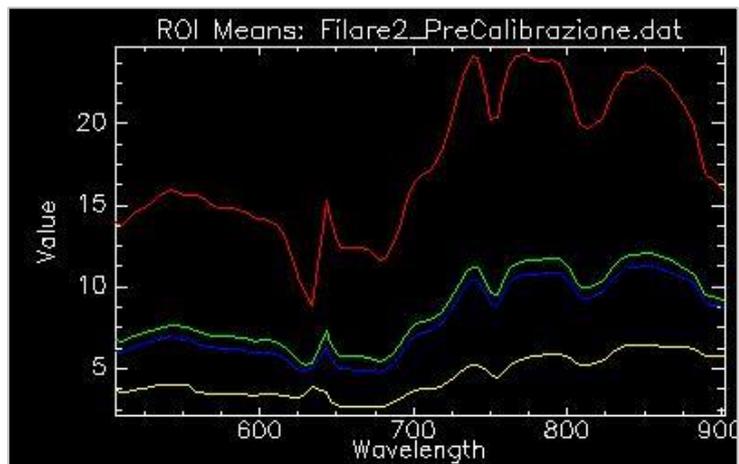


Figure A3.3: Filare 3

Immagine a colori e in banda 10, individuazione delle ROIs:



Firme spettrali delle ROIs, prima e dopo la calibrazione:

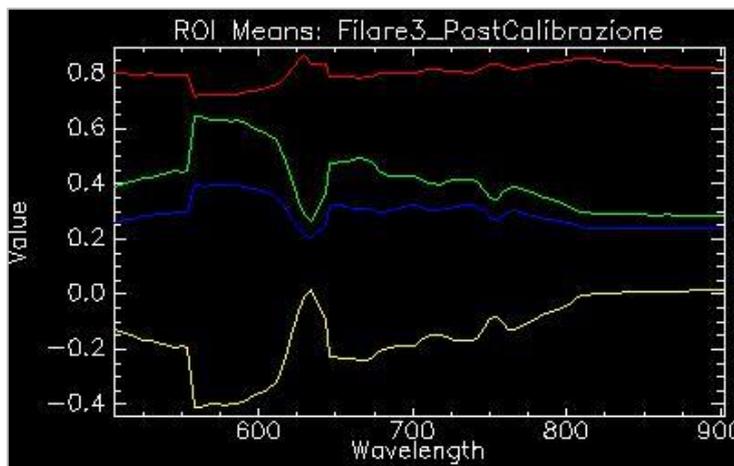
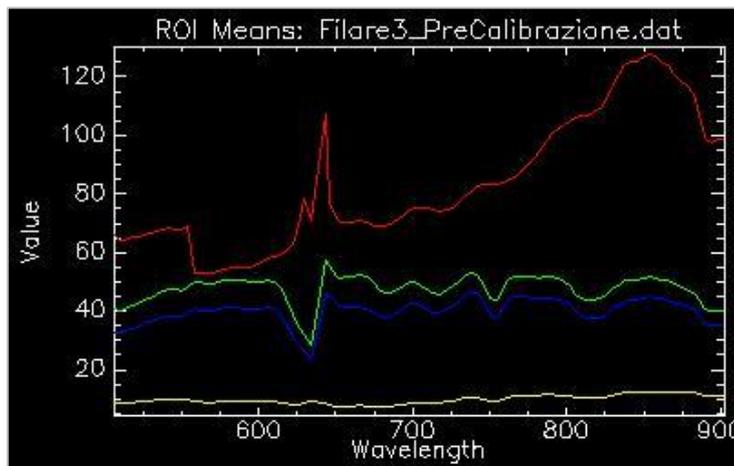


Figure A3.4: Filare 4

Immagine a colori e in banda 10, individuazione delle ROIs:



Firme spettrali delle ROIs, prima e dopo la calibrazione:

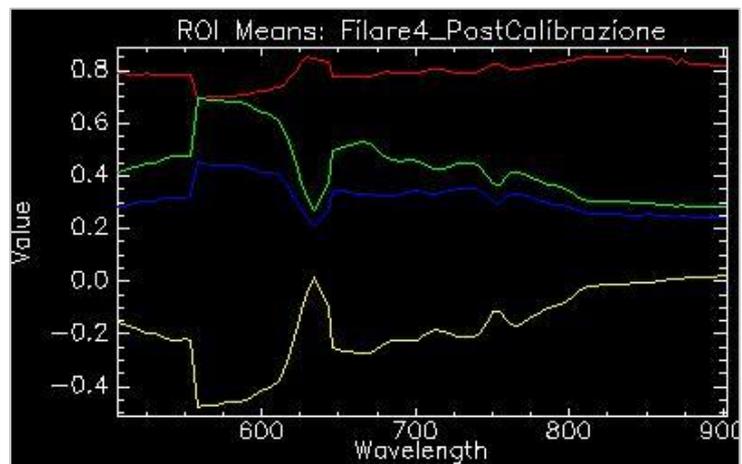
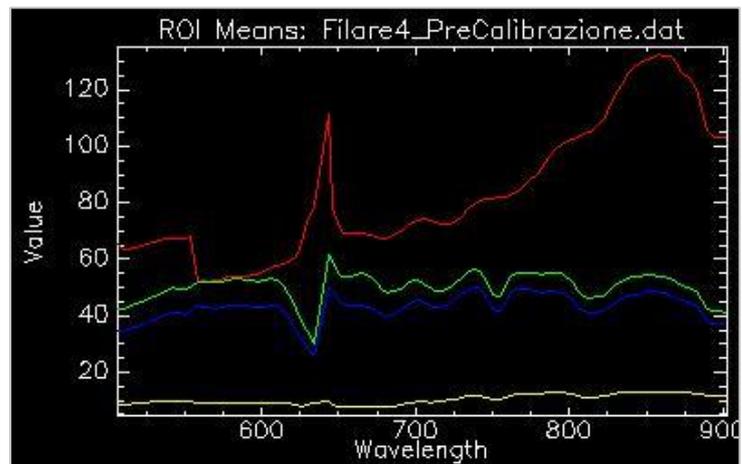


Figure A3.5: Filare 5

Immagine a colori e in banda 10, individuazione delle ROIs:



Firme spettrali delle ROIs, prima e dopo la calibrazione:

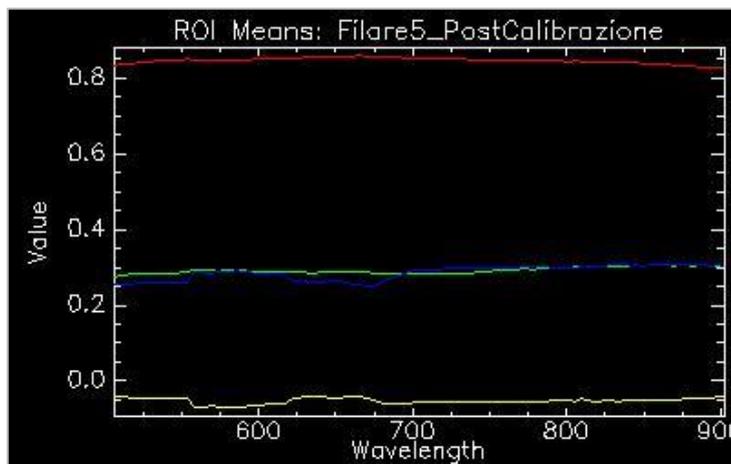
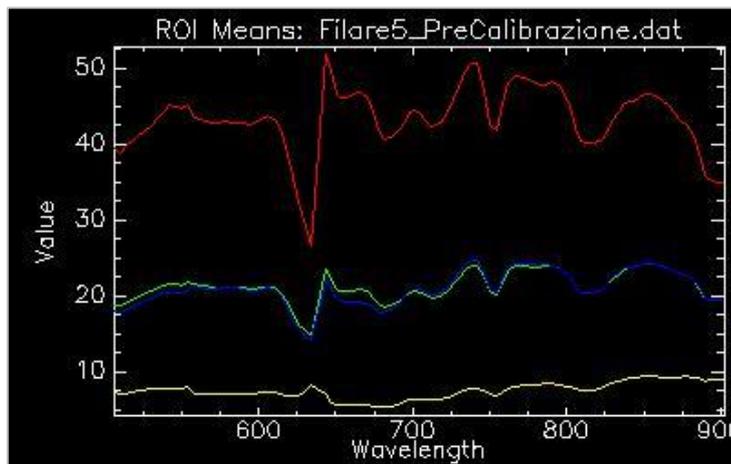


Figure A3.6: Filare 7

Immagine a colori e in banda 10, individuazione delle ROIs:



Firme spettrali delle ROIs, prima e dopo la calibrazione:

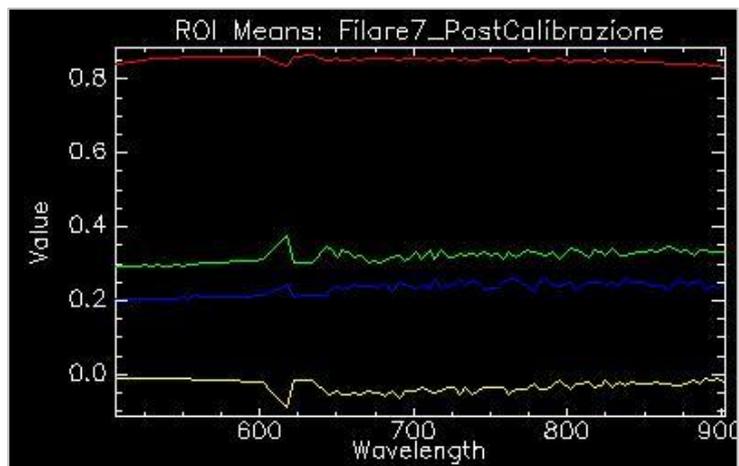
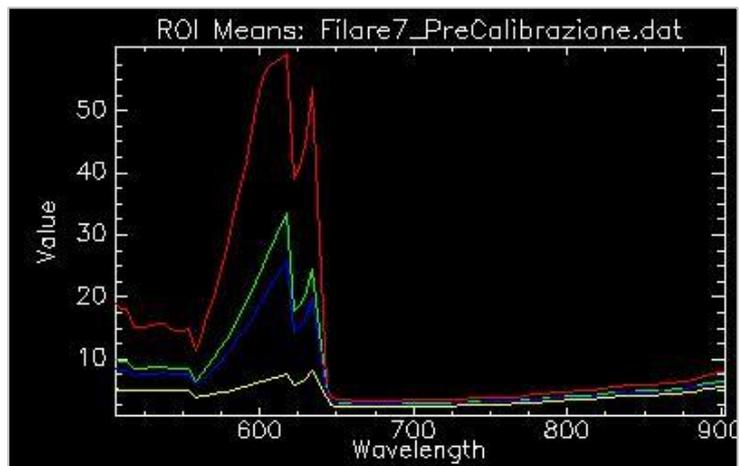


Figure A3.7: Filare 8

Immagine a colori e in banda 10, individuazione delle ROIs:



Firme spettrali delle ROIs, prima e dopo la calibrazione:

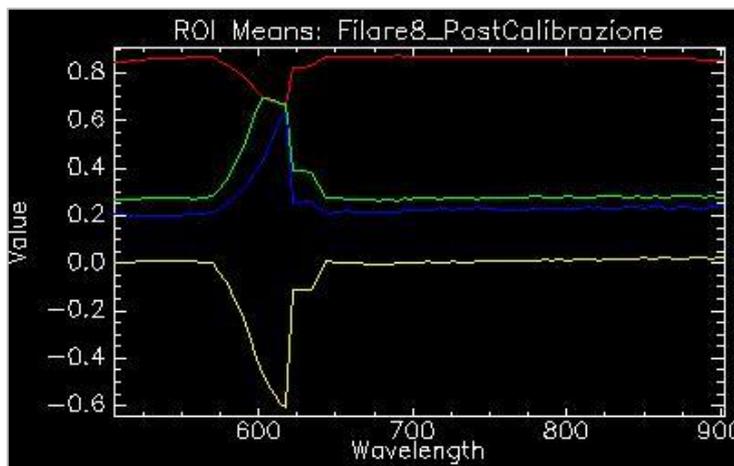
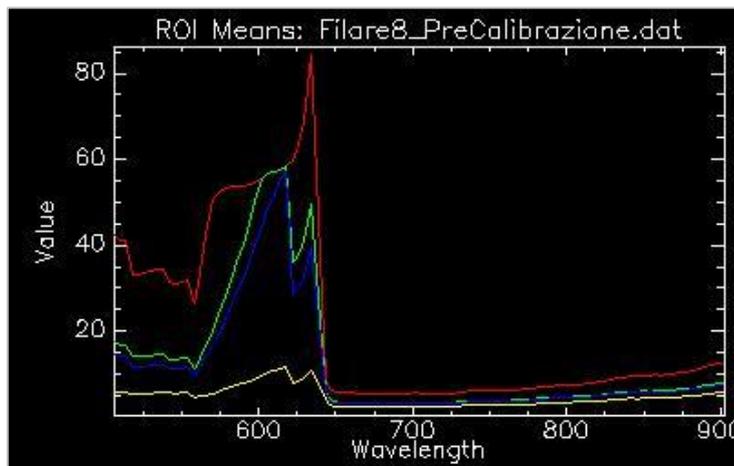


Figure A3.8: Filare 9

Immagine a colori e in banda 10, individuazione delle ROIs:



Firme spettrali delle ROIs, prima e dopo la calibrazione:

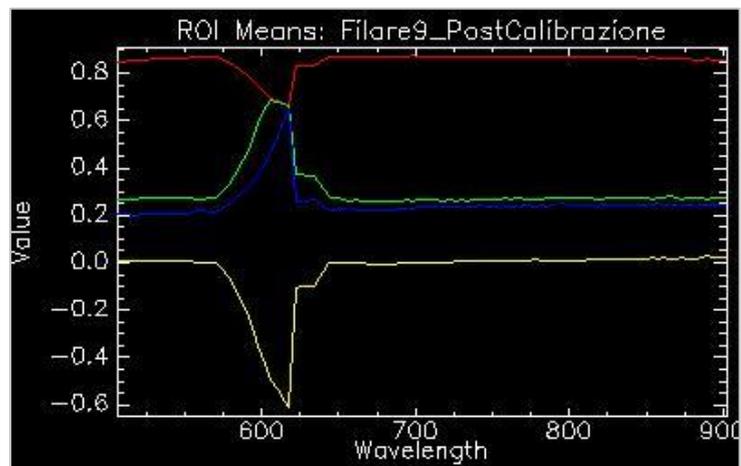
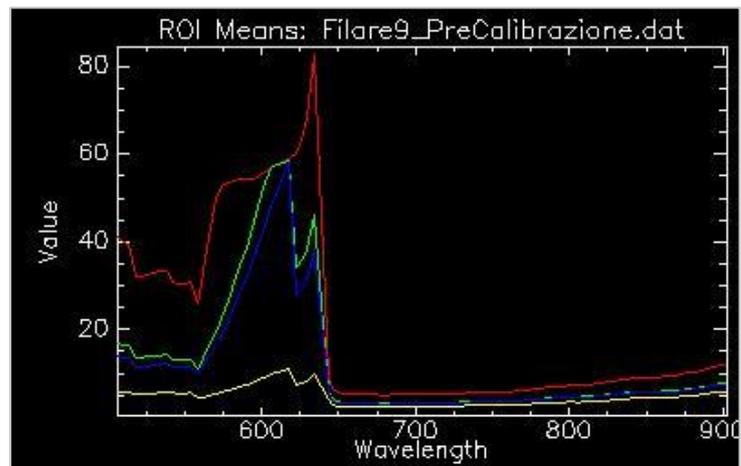


Figure A3.9: Filare 10

Immagine a colori e in banda 10, individuazione delle ROIs:



Firme spettrali delle ROIs, prima e dopo la calibrazione:

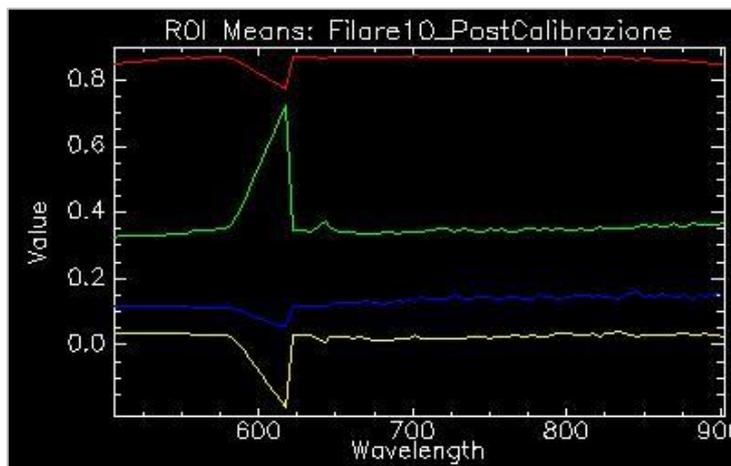
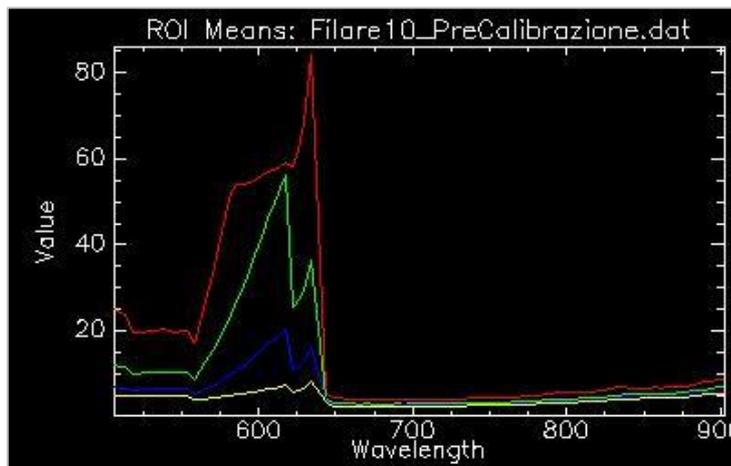


Figure A3.10: Filare 12

Immagine a colori e in banda 10, individuazione delle ROIs:



Firme spettrali delle ROIs, prima e dopo la calibrazione:

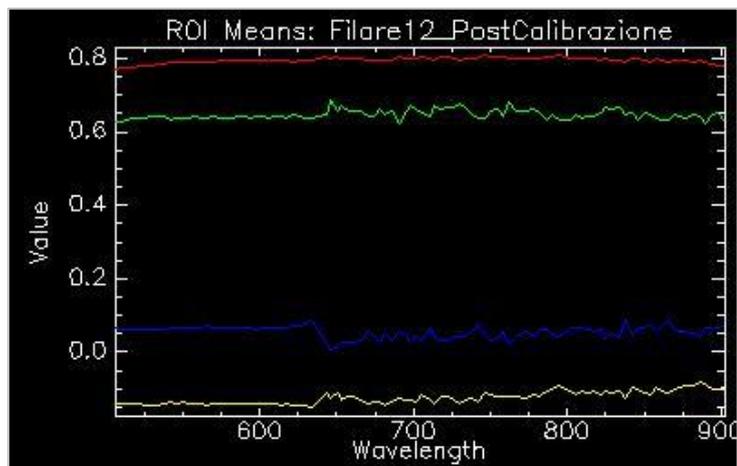
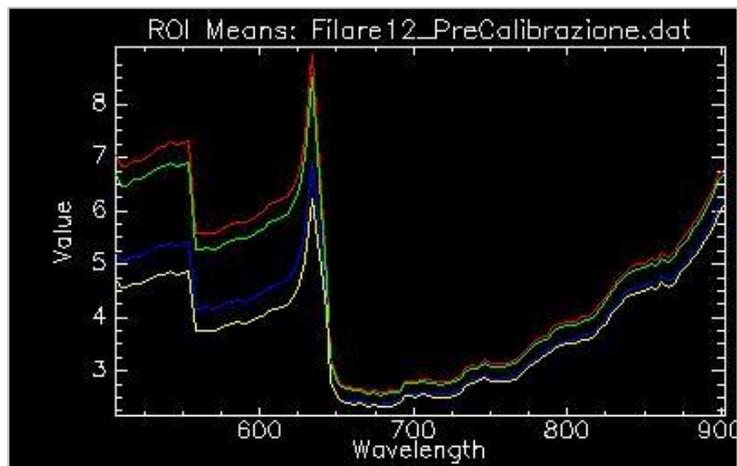


Figure A3.11: Filare 13

Immagine a colori e in banda 10, individuazione delle ROIs:



Firme spettrali delle ROIs, prima e dopo la calibrazione:

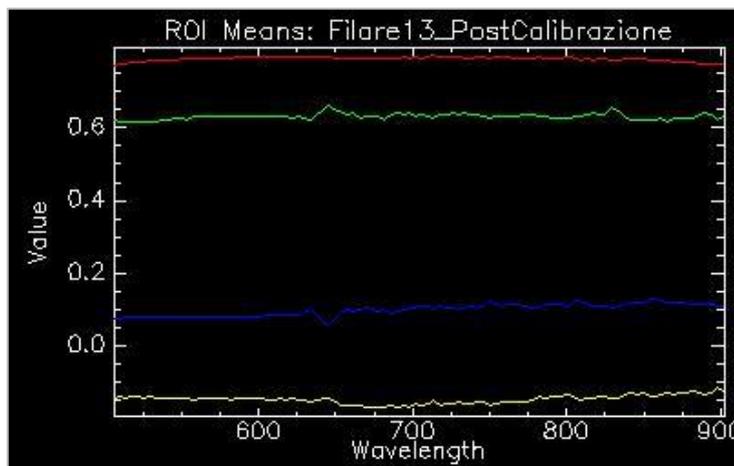
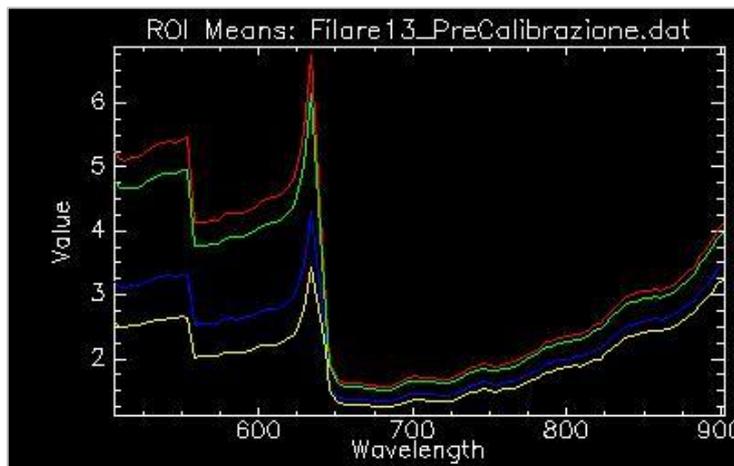


Figure A3.12: Filare 14

Immagine a colori e in banda 10, individuazione delle ROIs:



Firme spettrali delle ROIs, prima e dopo la calibrazione:

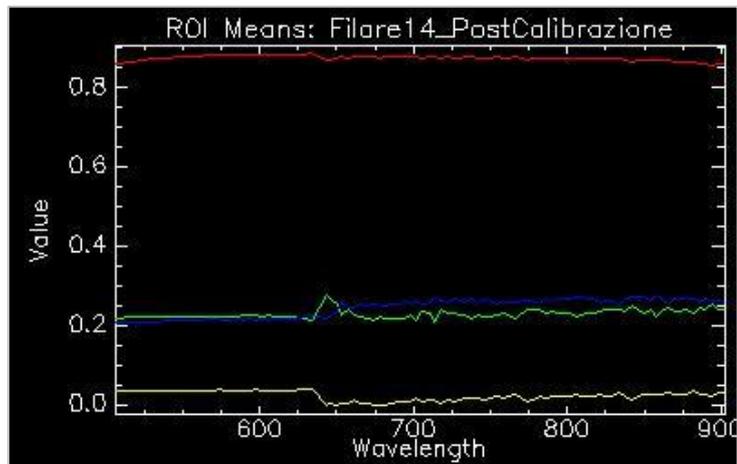
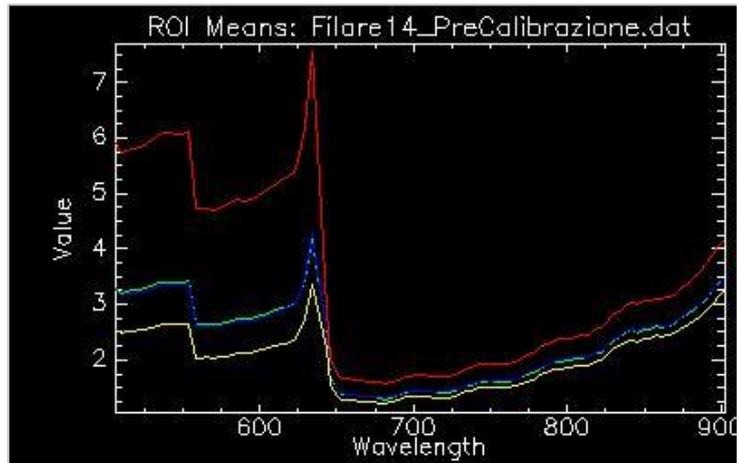


Figure A3.13: Filare 15

Immagine a colori e in banda 10, individuazione delle ROIs:



Firme spettrali delle ROIs, prima e dopo la calibrazione:

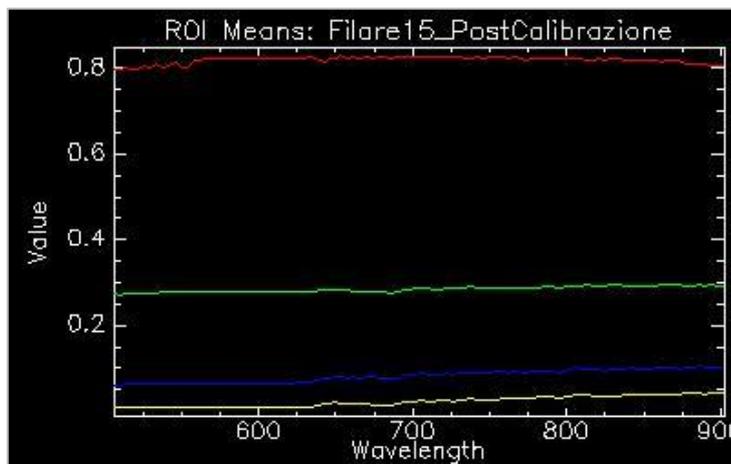
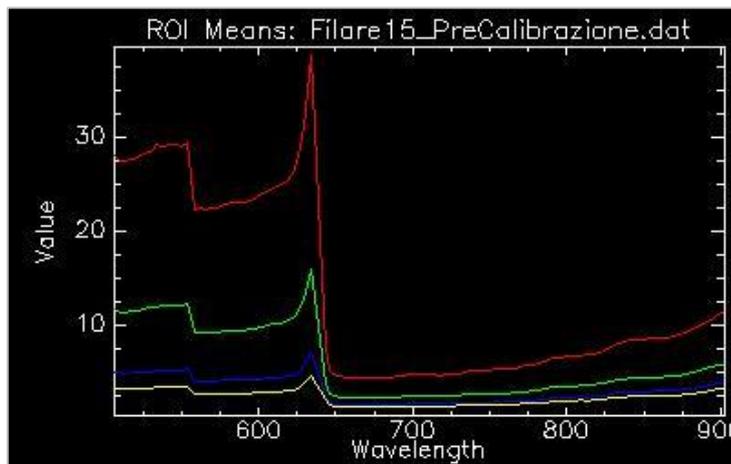


Figure A3.14: Filare 16

Immagine a colori e in banda 10, individuazione delle ROIs:



Firme spettrali delle ROIs, prima e dopo la calibrazione:

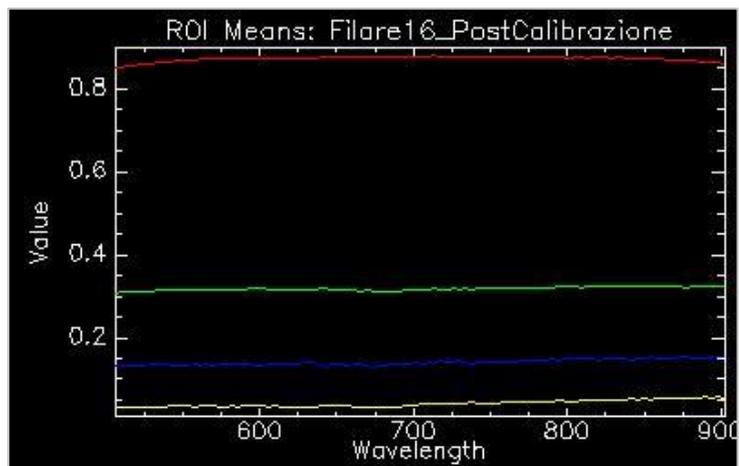
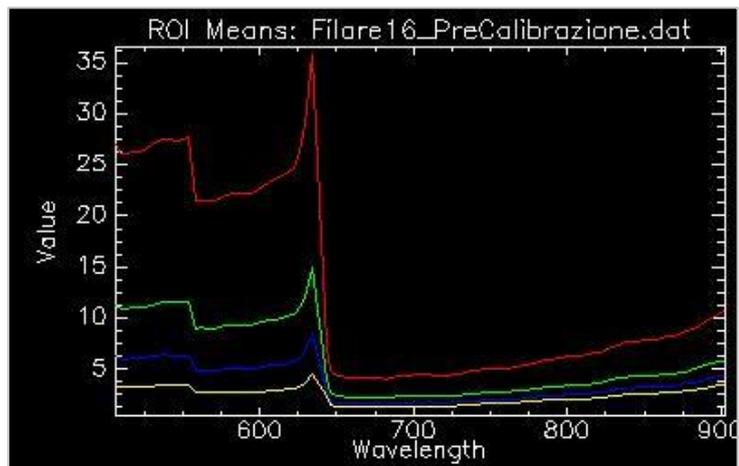


Figure A3.15: Filare 17

Immagine a colori e in banda 10, individuazione delle ROIs:



Firme spettrali delle ROIs, prima e dopo la calibrazione:

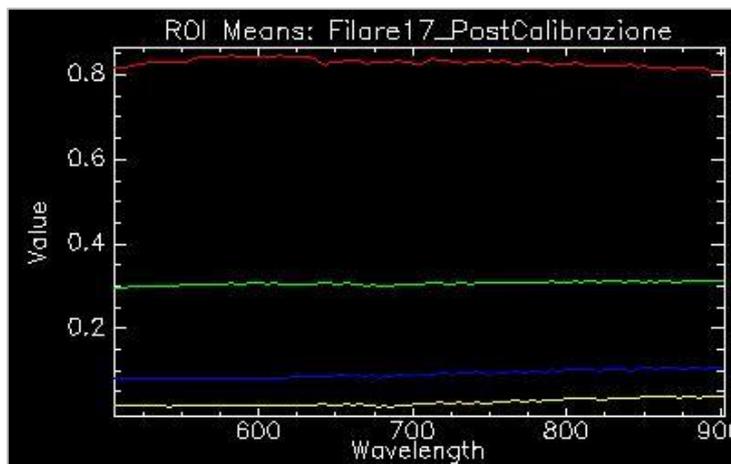
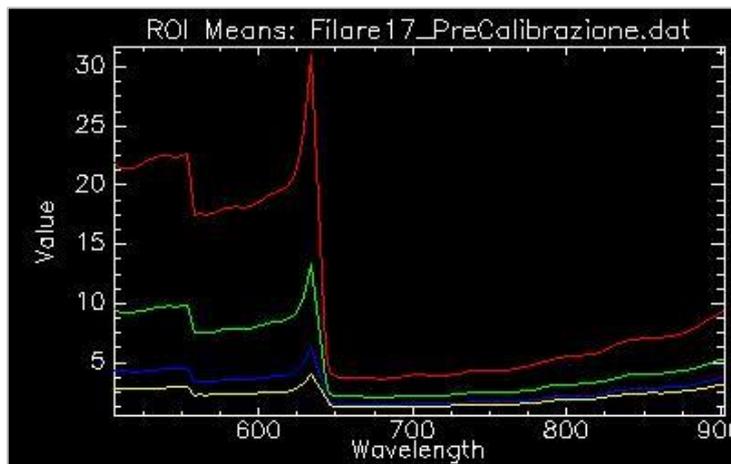
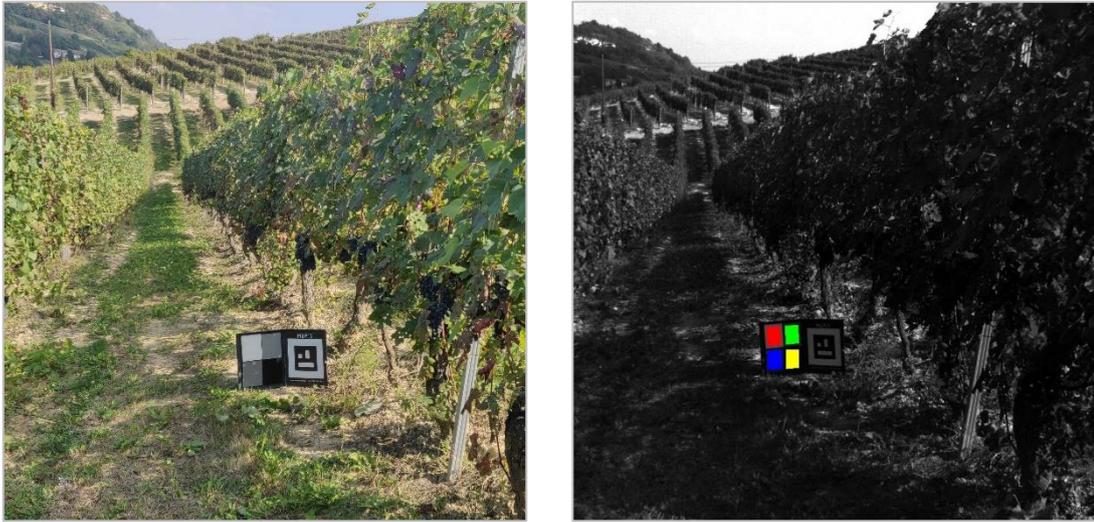
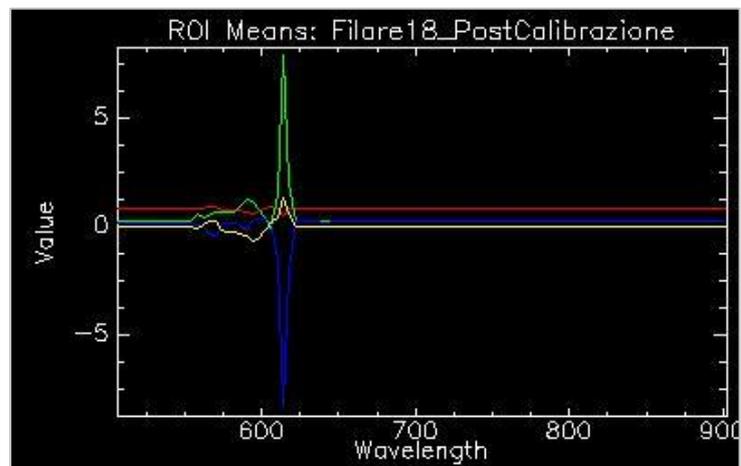
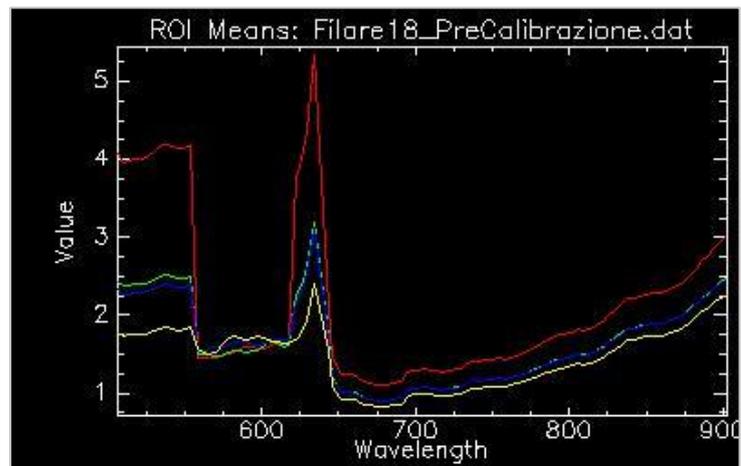


Figure A3.16: Filare 18

Immagine a colori e in banda 10, individuazione delle ROIs:



Firme spettrali delle ROIs, prima e dopo la calibrazione:



3.2 RETTE DI INTERPOLAZIONE

Figure da A3.17 a A3.24: Rette di interpolazione bande 1 - 8

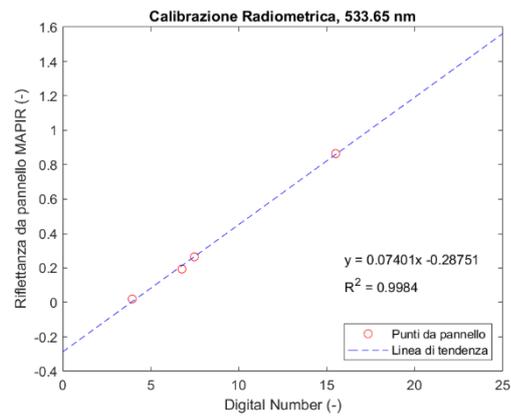
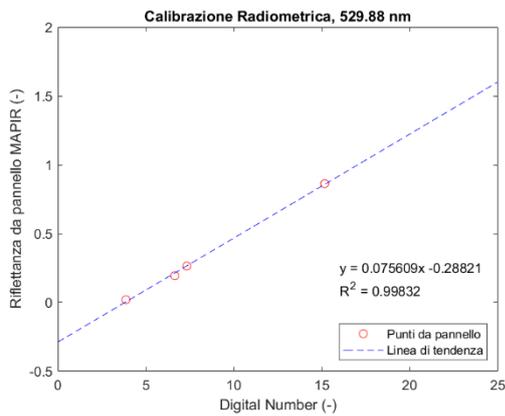
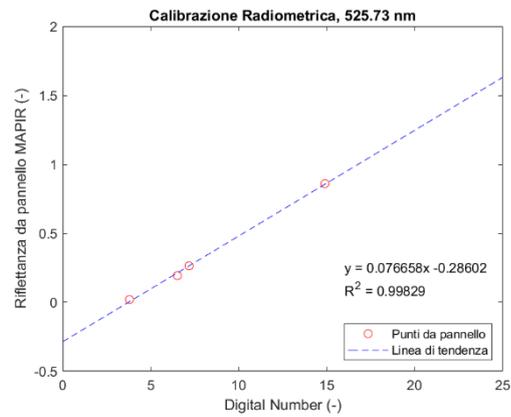
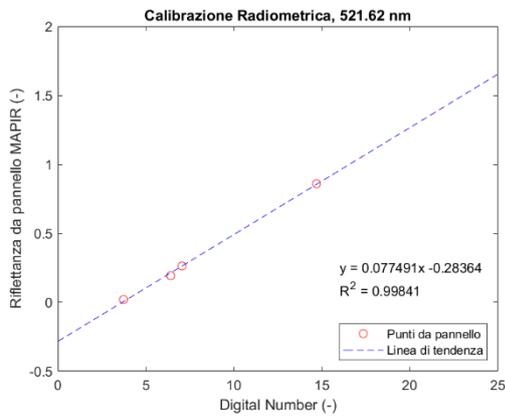
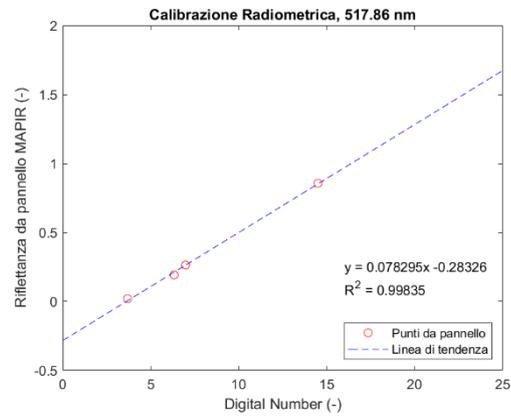
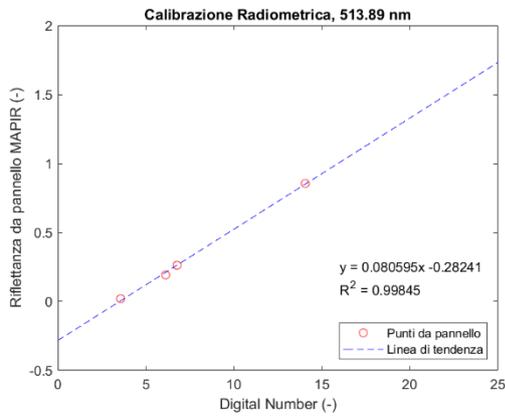
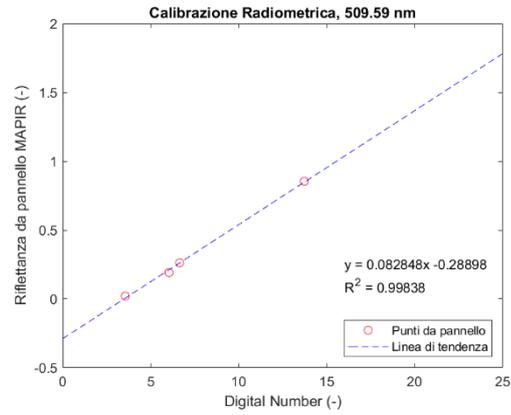
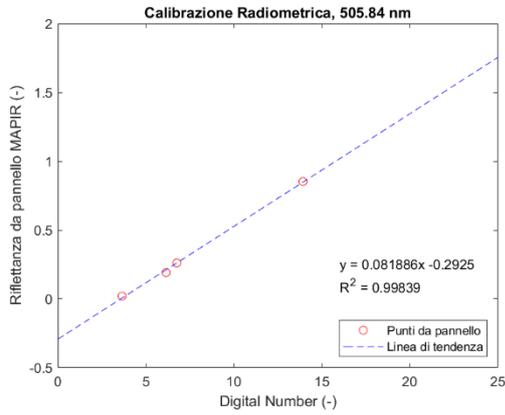


Figure da A3.25 a A3.32: Rette di interpolazione bande 9 - 16

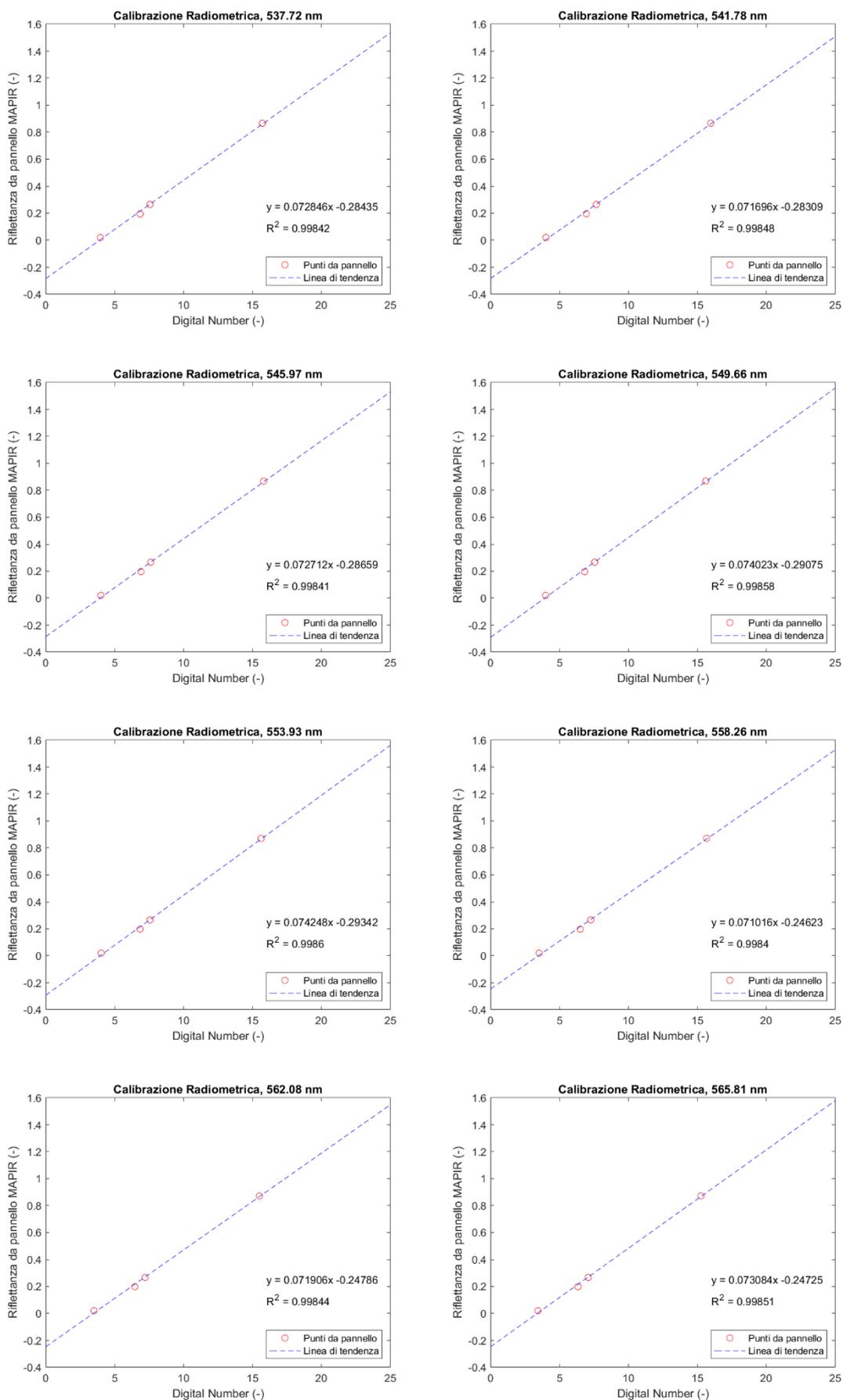


Figure da A3.33 a A3.40: Rette di interpolazione bande 17 - 24

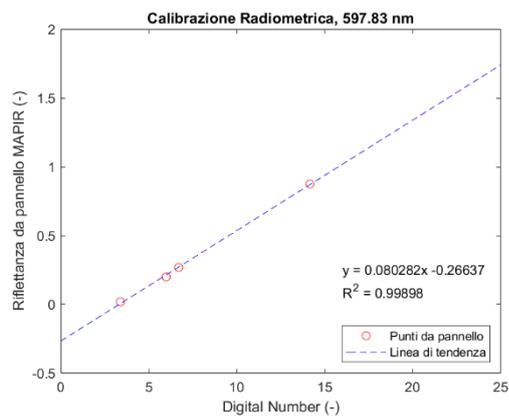
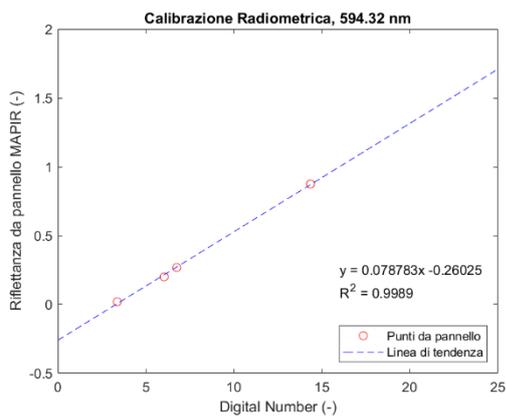
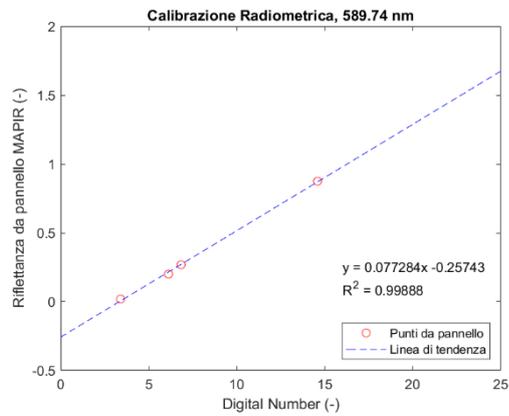
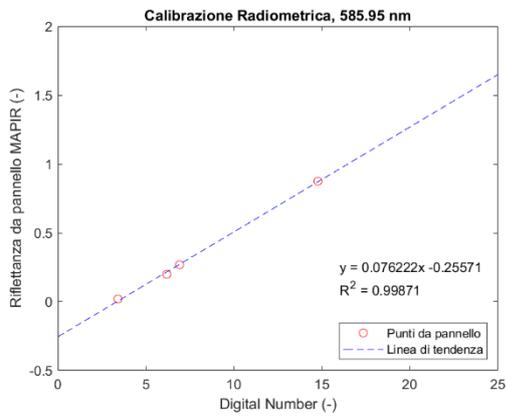
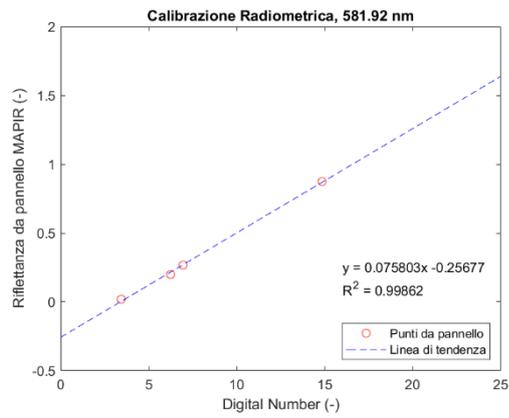
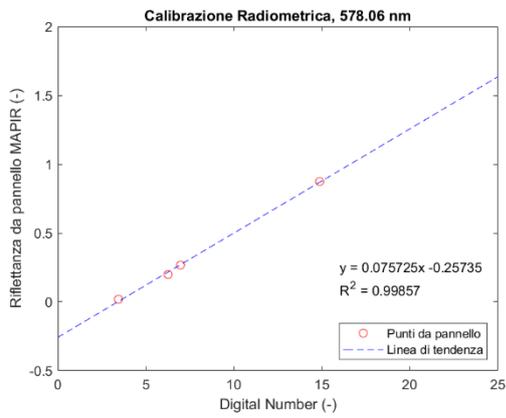
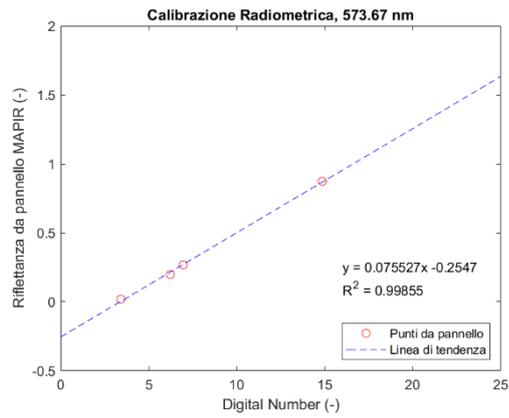
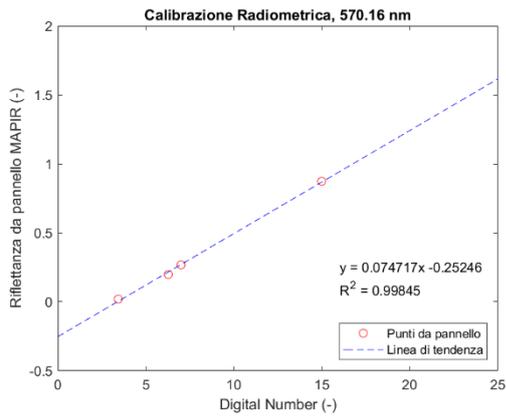


Figure da A3.41 a A3.48: Rette di interpolazione bande 25 - 32

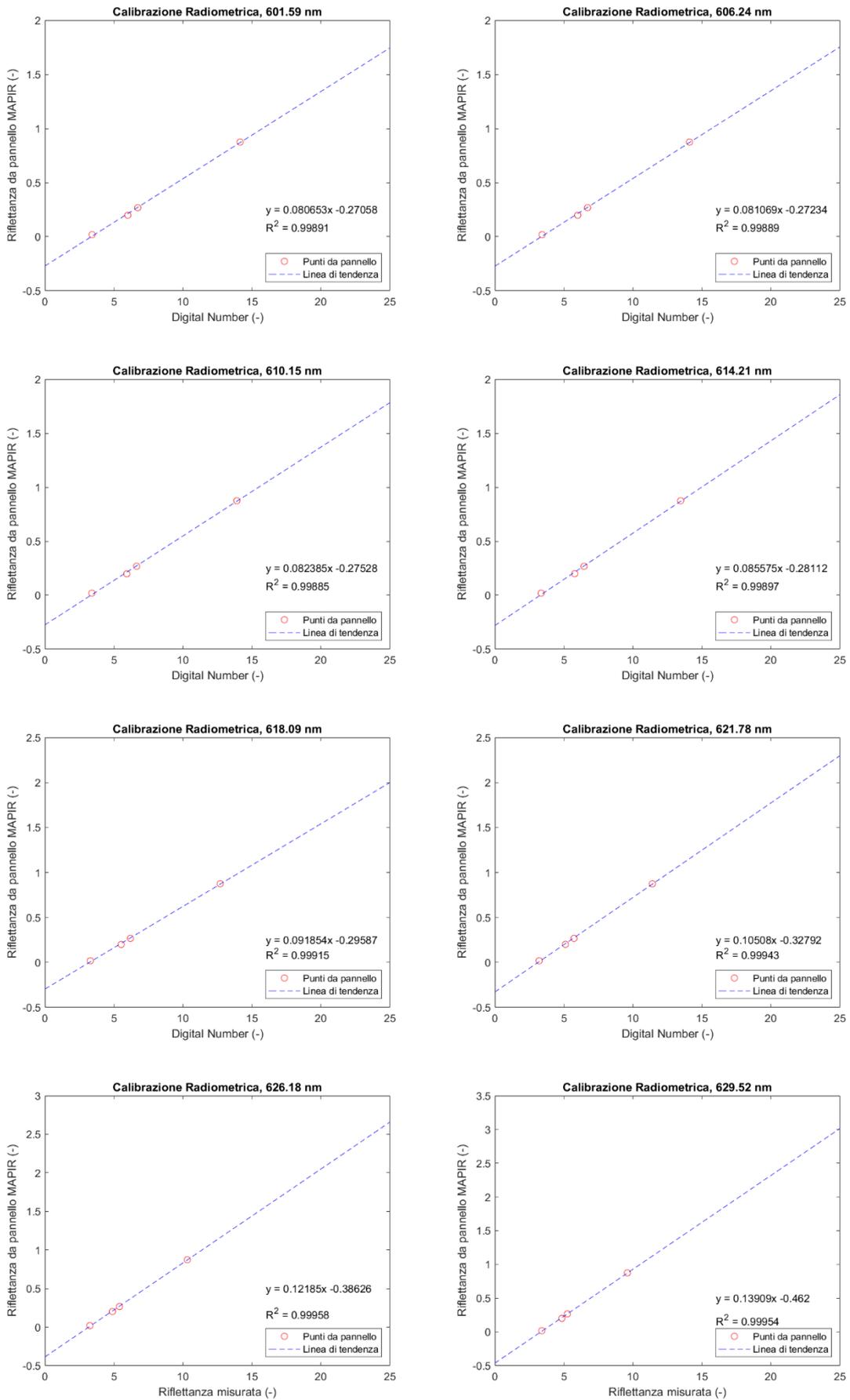


Figure da A3.49 a A3.56: Rette di interpolazione bande 33 - 40

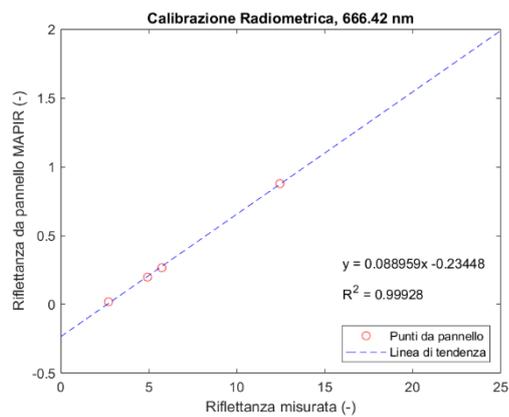
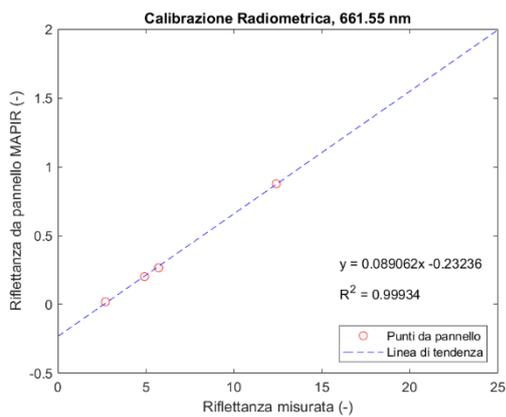
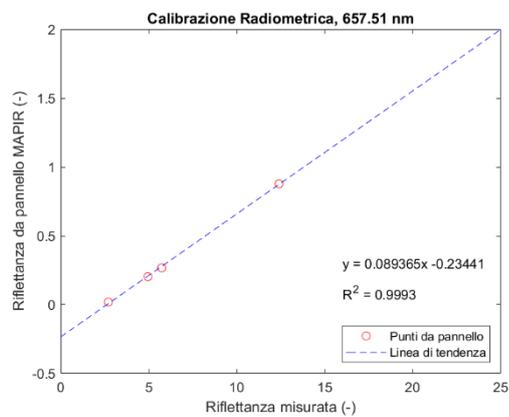
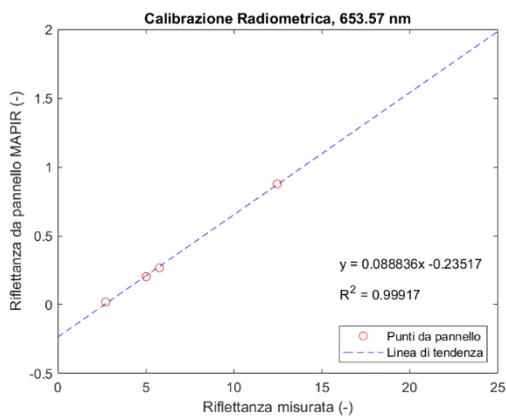
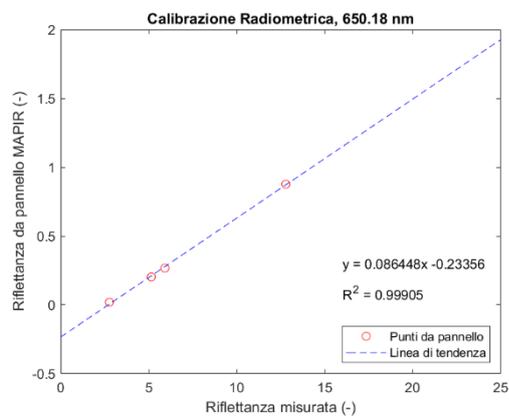
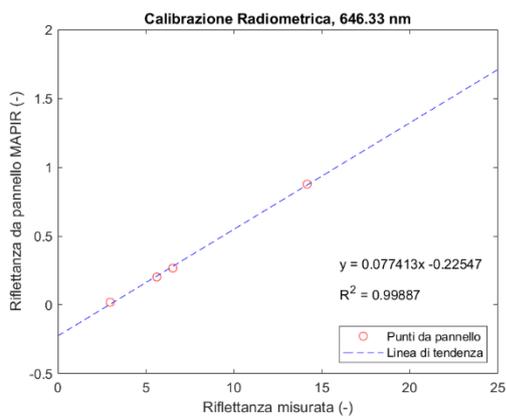
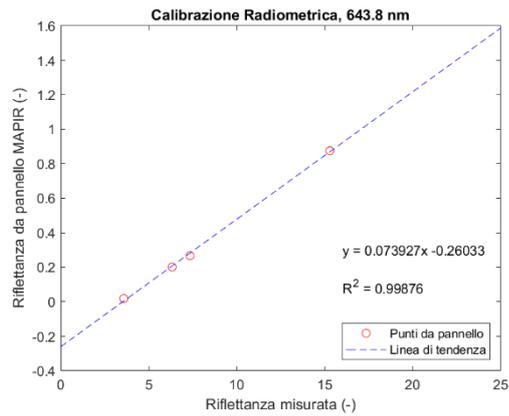
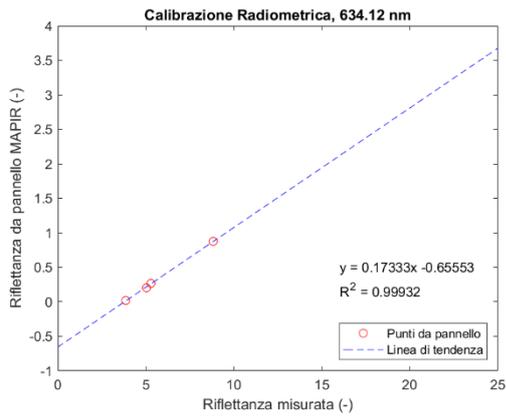


Figure da A3.57 a A3.64: Rette di interpolazione bande 41 - 48

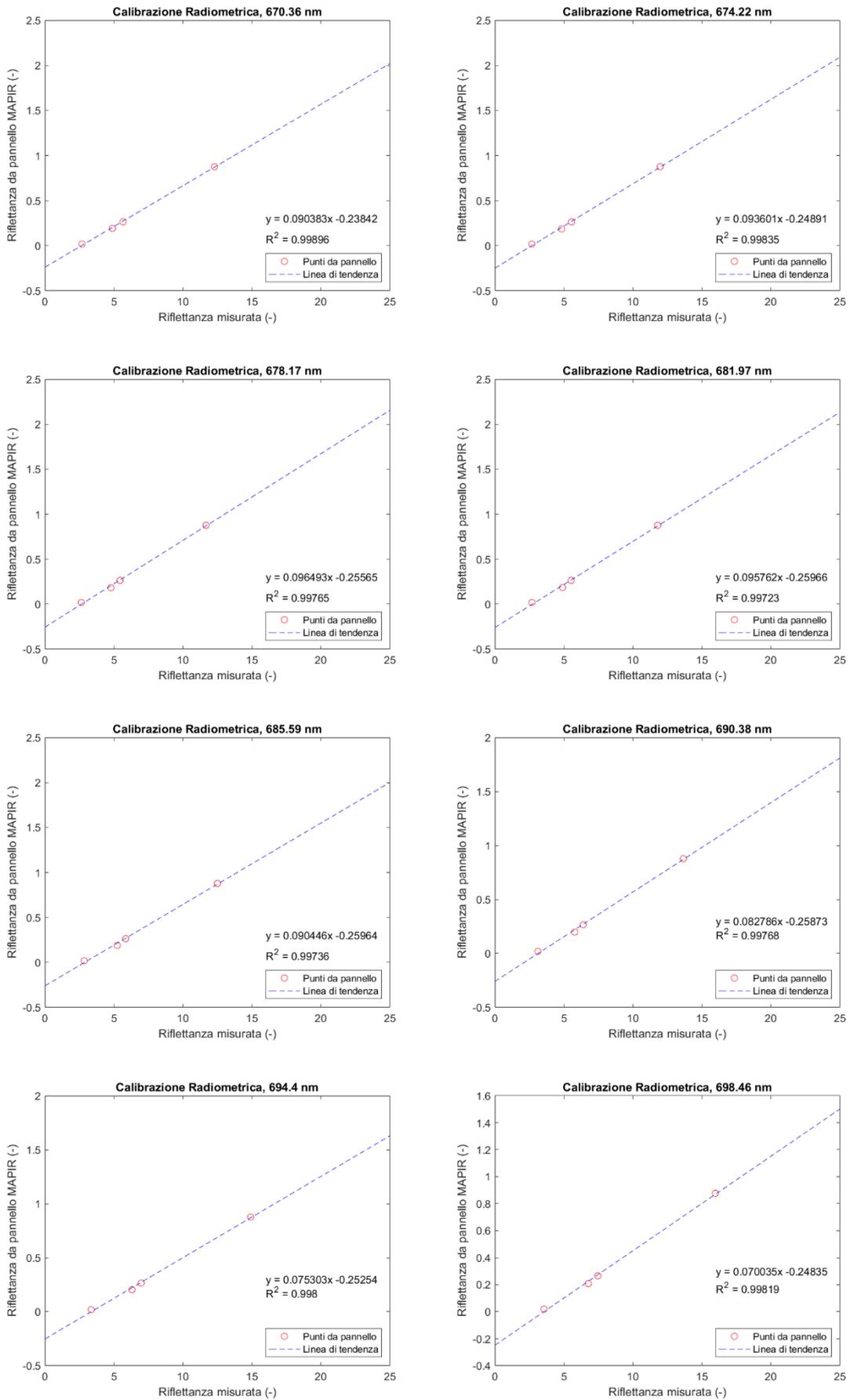


Figure da A3.65 a A3.72: Rette di interpolazione bande 49 - 56

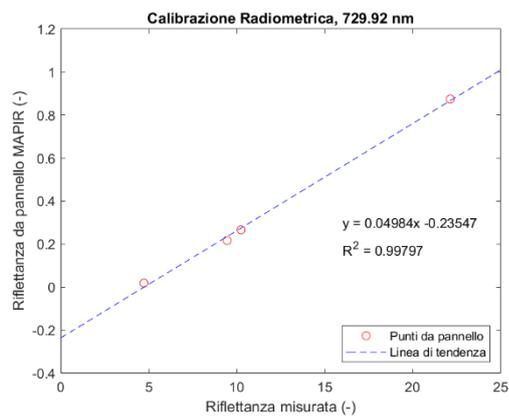
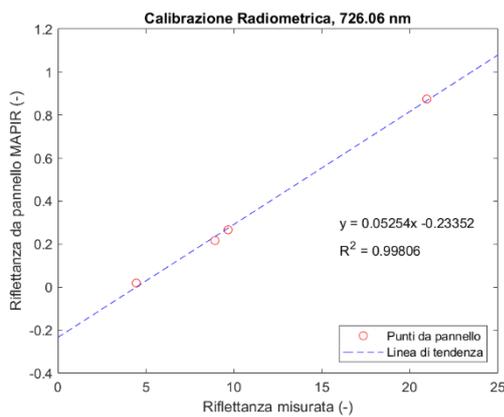
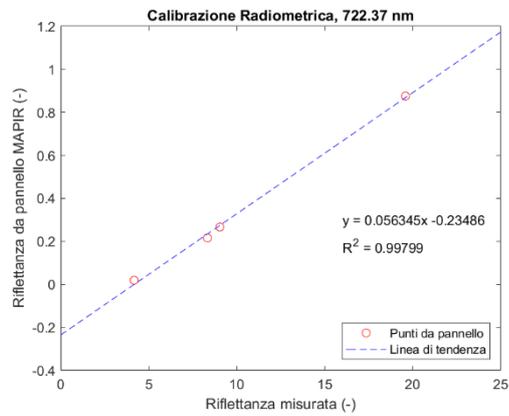
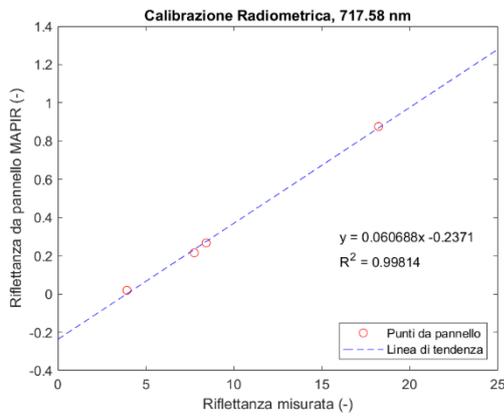
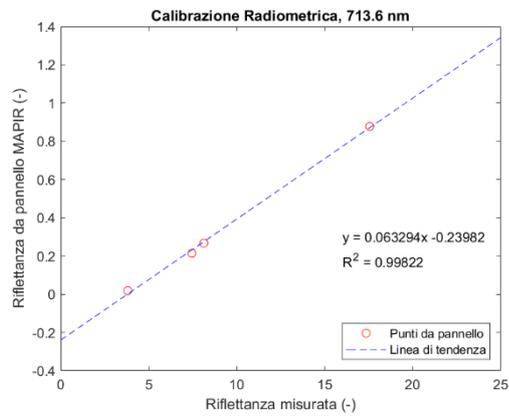
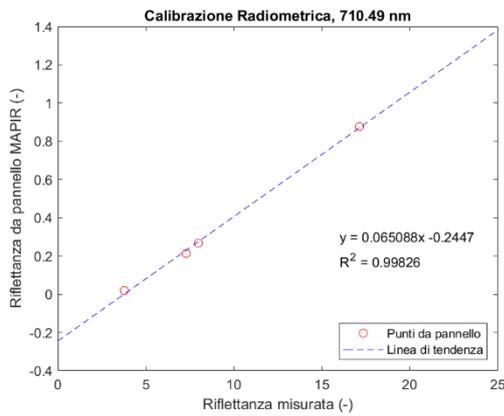
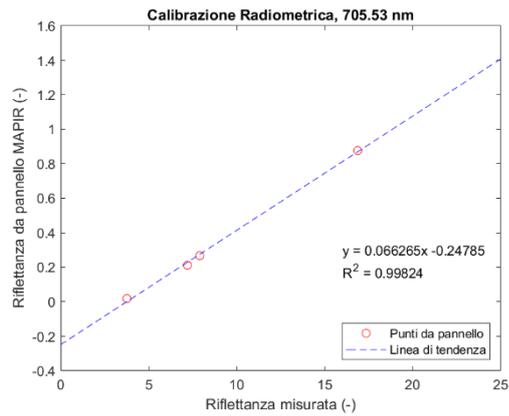
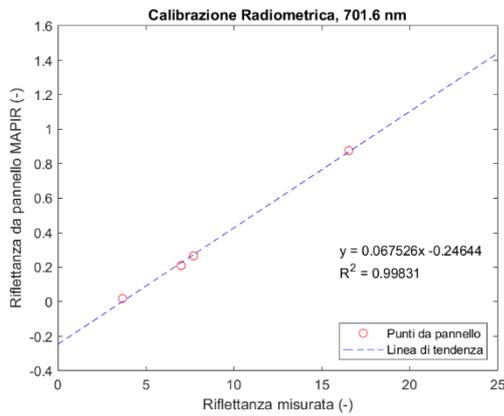


Figure da A3.73 a A3.80: Rette di interpolazione bande 57 - 64

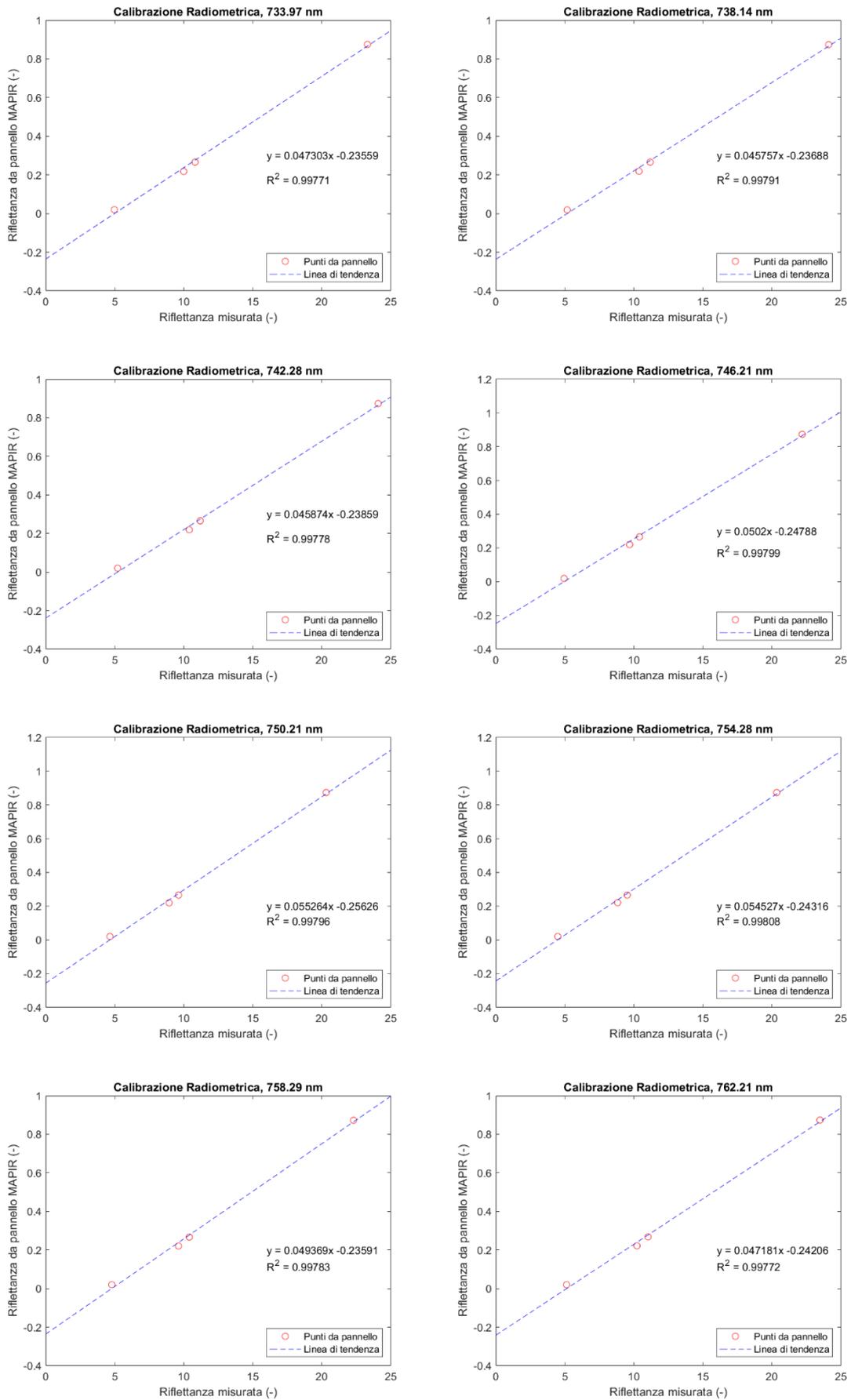


Figure da A3.81 a A3.88: Rette di interpolazione bande 65 - 72

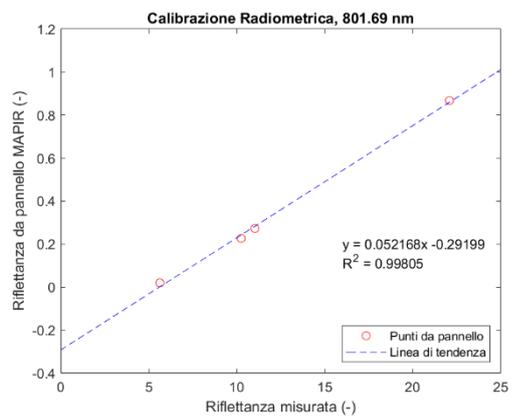
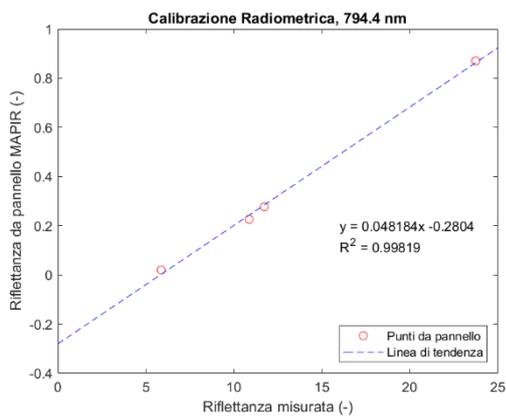
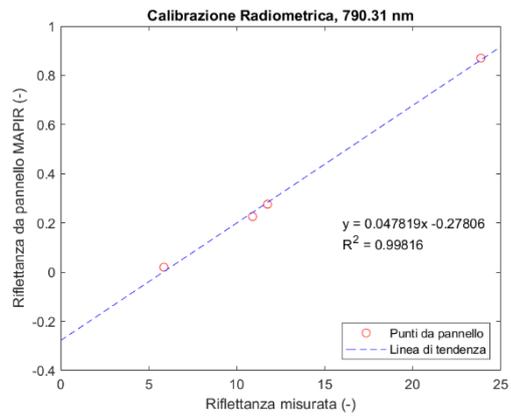
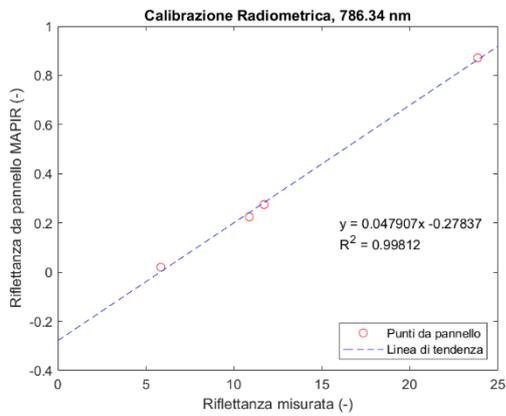
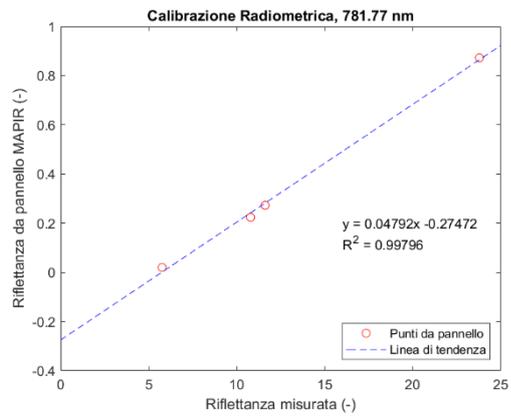
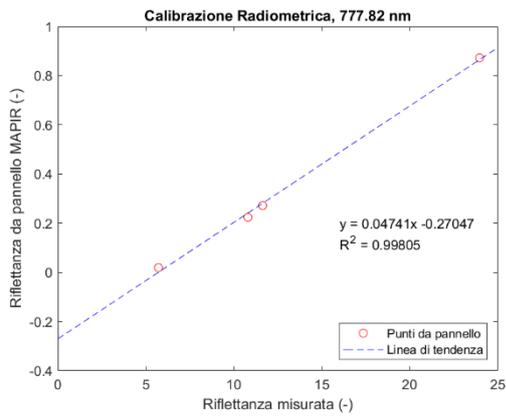
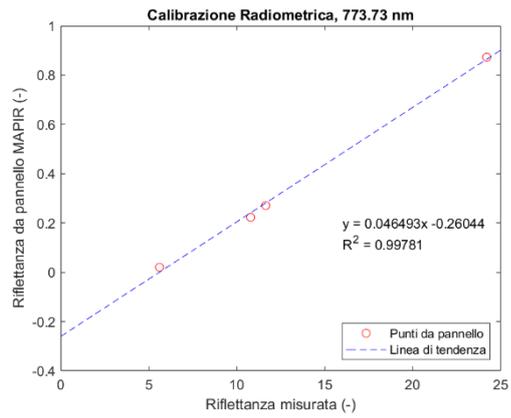
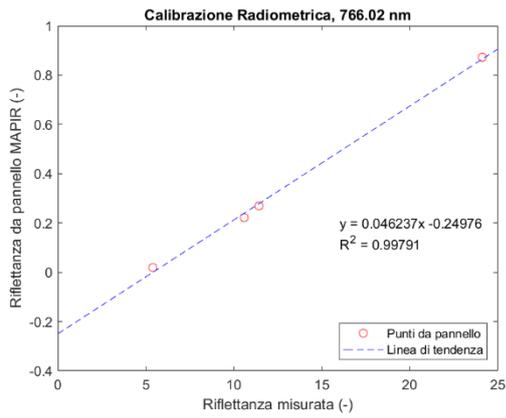


Figure da A3.89 a A3.96: Rette di interpolazione bande 73 - 80

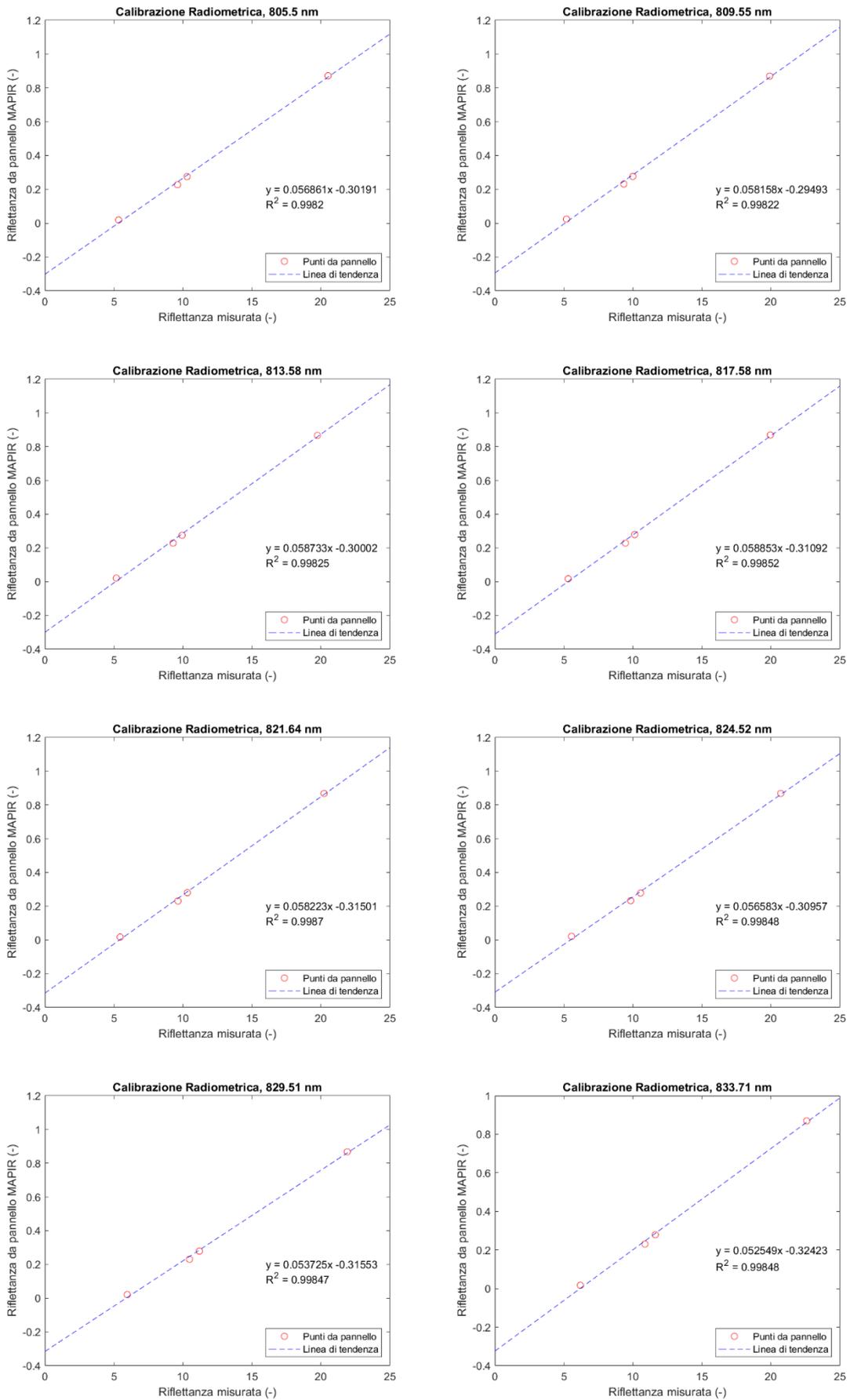


Figure da A3.97 a A3.2.104: Rette di interpolazione bande 81 - 88

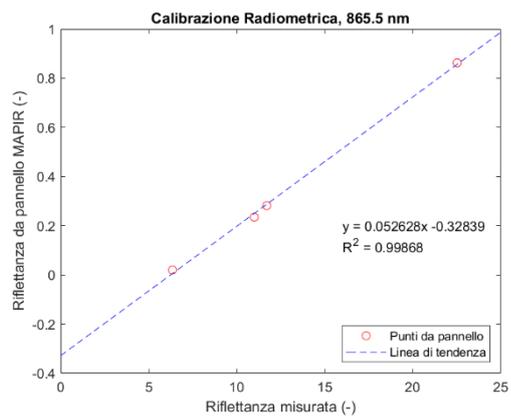
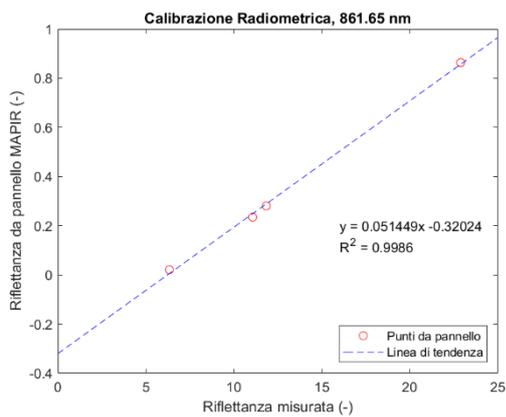
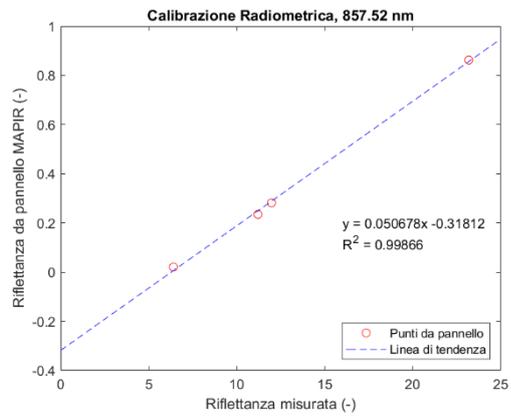
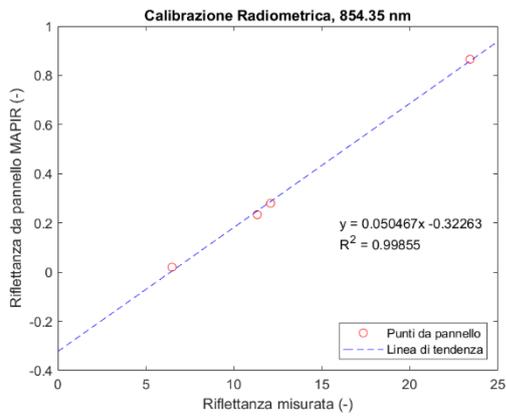
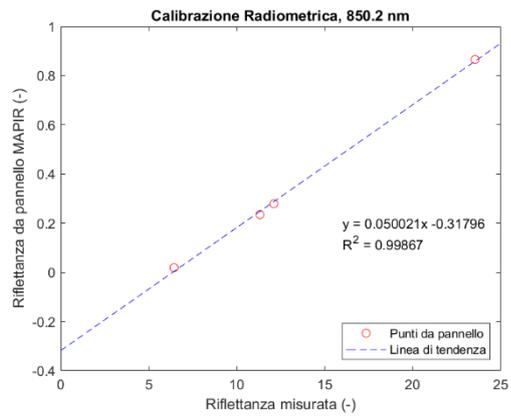
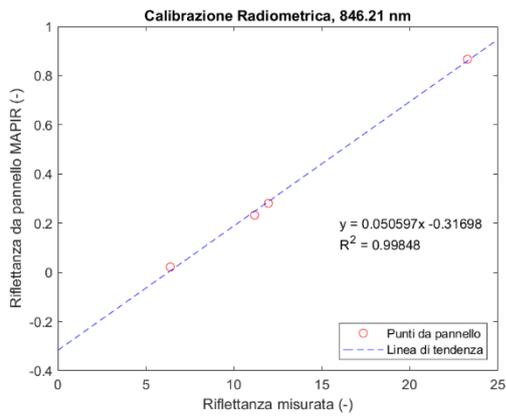
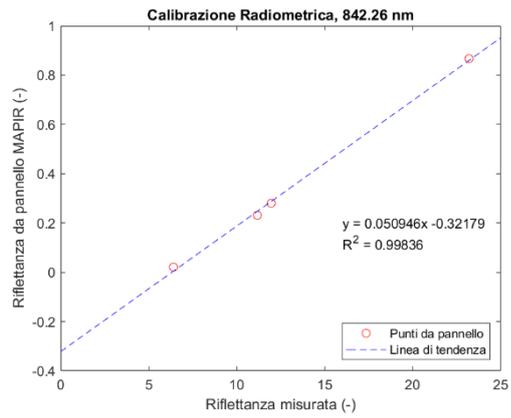
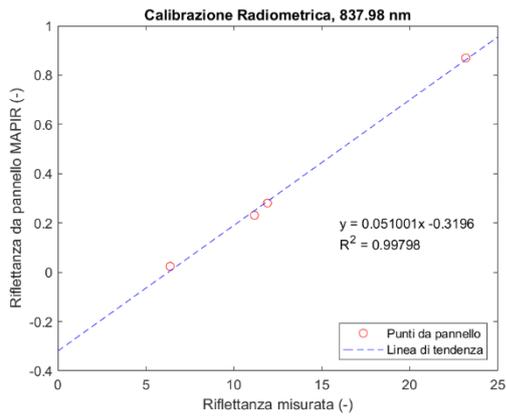


Figure da A3.105 a A3.112: Rette di interpolazione bande 89 - 96

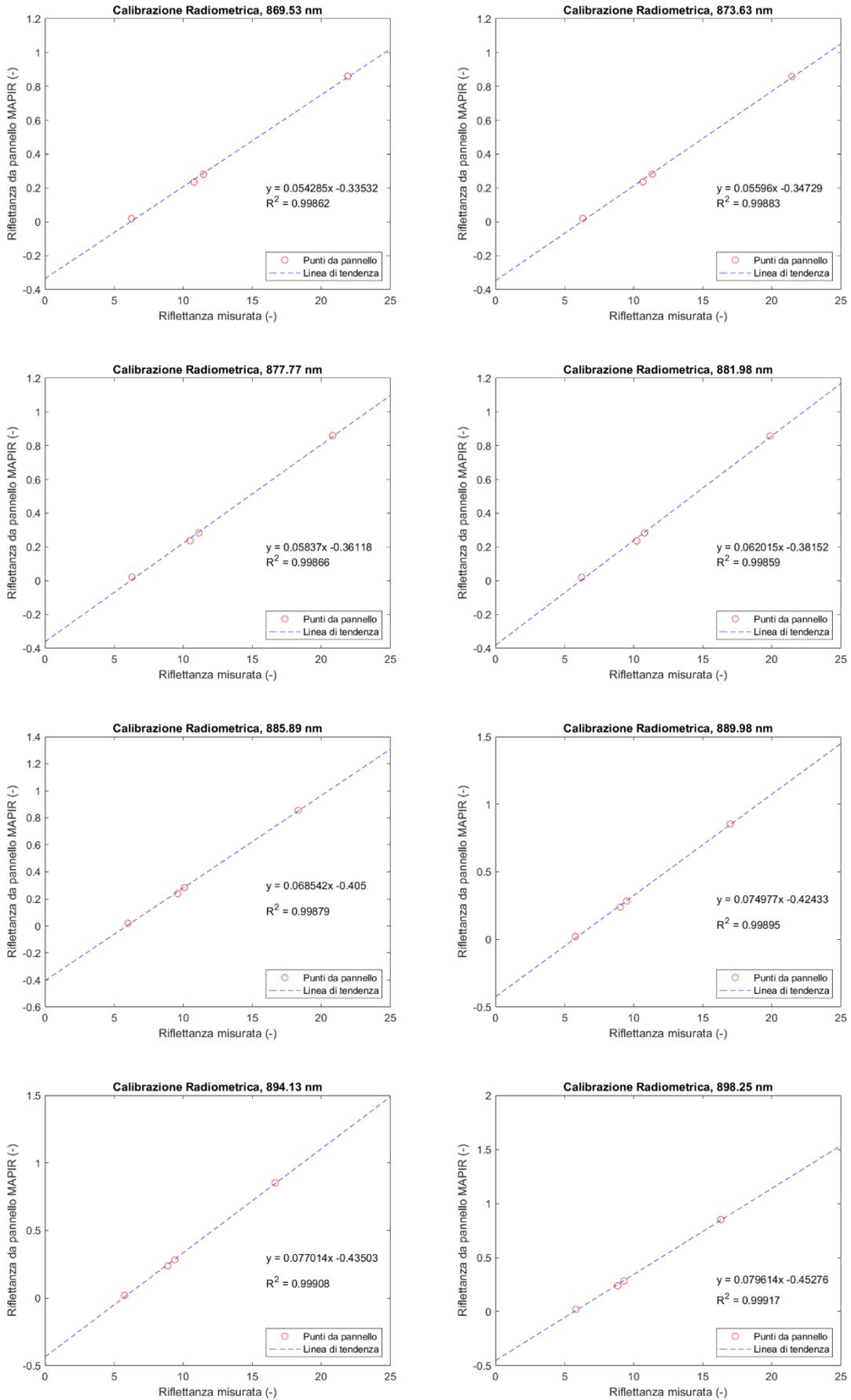
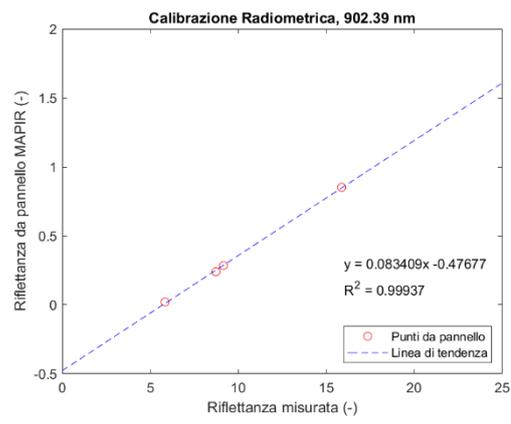


Figura A3.113: Retta di interpolazione banda 97



APPENDICE 4 - MATRICI DI CONFUSIONE

Si inseriscono in tale appendice le matrici di confusione prodotte in ArcGIS Pro: esse sono fondamentali al fine di valutare l'accuratezza di ciascun processo di classificazione eseguito.

Riportate da Tabella A4.1 a Tabella A4.20, sono così organizzate:

- i risultati delle classificazioni svolte sull'immagine 'Filare 2' sono contenute nelle Tabelle da A4.1 a A4.10;
- il *Porting* svolto su 'Filare 5', a partire da 'Filare 2', è presente in Tabella A4.11;
- i risultati delle classificazioni svolte sull'immagine 'Filare 3' sono invece contenute nelle Tabelle da A4.12 a A4.19;
- la matrice di confusione generata eseguendo il *Porting* da 'Filare 3' a 'Filare 4' è riportata in Tabella A4.20 .

In ciascuna matrice è evidenziata con colore verde la colonna riferita alla classe 'Grappolo', maggiormente di interesse per tale lavoro di tesi.

Classificazione di 'Filare 2' e Porting su 'Filare 5'

Tabella A4.1: Matrice di Confusione, SVM pixel - based, ROIs di verifica, Filare 2, ArcGIS Pro

	Mapir bianco	Mapir g. chiaro	Mapir g. scuro	Mapir nero	Grappolo	Foglie vite	Tronco	Erba	Terreno	Cielo	Nuvole	Pilastro	Totale	User Accuracy	Kappa
Mapir bianco	100	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	101	0.99	0
Mapir g. chiaro	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. scuro	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir nero	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Grappolo	0	0	0	0	100	0	2	0	0	0	0	0	102	0.98	0
Foglie vite	0	0	0	0	0	88	0	11	0	0	0	0	99	0.89	0
Tronco	0	0	0	0	0	0	91	0	0	4	0	17	112	0.81	0
Erba	0	0	0	0	0	12	0	89	0	0	0	0	101	0.88	0
Terreno	0	0	0	0	0	0	6	0	90	6	0	1	103	0.87	0
Cielo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	89	0	0	89	1	0
Nuvole	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	100	1	0
Pilastro	0	0	0	0	0	0	1	0	9	1	0	82	93	0.88	0
Totale	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	1200	0	0
Prod. Accuracy	1	1	1	1	1	0.88	0.91	0.89	0.90	0.89	1	0.82	0	0.94	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.94

Tabella A4.2: Matrice di Confusione, SVM pixel - based, ROIs di classificazione, Filare 2, ArcGIS Pro

	Mapir bianco	Mapir g. chiaro	Mapir g. scuro	Mapir nero	Grappolo	Foglie vite	Tronco	Erba	Terreno	Cielo	Nuvole	Pilastro	Totale	User Accuracy	Kappa
Mapir bianco	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. chiaro	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. scuro	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir nero	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Grappolo	0	0	0	0	100	0	1	0	0	0	0	0	101	0.99	0
Foglie vite	0	0	0	0	0	92	0	0	0	0	0	0	92	1	0
Tronco	0	0	0	0	0	0	96	0	0	0	0	2	98	0.98	0
Erba	0	0	0	0	0	8	0	100	0	0	0	0	108	0.93	0
Terreno	0	0	0	0	0	0	3	0	100	0	0	3	106	0.94	0
Cielo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	100	1	0
Nuvole	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	100	1	0
Pilastro	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	95	95	1	0
Totale	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	1200	0	0
Prod. Accuracy	1	1	1	1	1	0.92	0.96	1	1	1	1	0.95	0	0.99	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.99

Tabella A4.3: Matrice di Confusione, RT *pixel - based*, ROIs di verifica, Filare 2, ArcGIS Pro

	Mapir bianco	Mapir g. chiaro	Mapir g. scuro	Mapir nero	Grappolo	Foglie vite	Tronco	Erba	Terreno	Cielo	Nuvole	Pilastro	Totale	User Accuracy	Kappa
Mapir bianco	97	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	97	1	0
Mapir g. chiaro	0	100	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	102	0.98	0
Mapir g. scuro	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	16	116	0.86	0
Mapir nero	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Grappolo	0	0	0	0	100	3	11	0	1	0	0	0	115	0.87	0
Foglie vite	0	0	0	0	0	83	0	6	0	0	0	0	89	0.93	0
Tronco	0	0	0	0	0	0	76	0	7	2	0	28	113	0.67	0
Erba	0	0	0	0	0	14	1	94	0	0	0	0	109	0.86	0
Terreno	3	0	0	0	0	0	9	0	89	38	2	13	154	0.58	0
Cielo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	60	0	0	60	1	0
Nuvole	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98	0	98	1	0
Pilastro	0	0	0	0	0	0	1	0	3	0	0	43	47	0.92	0
Totale	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	1200	0	0
Prod. Accuracy	0.97	1	1	1	1	0.83	0.76	0.94	0.89	0.60	0.98	0.43	0	0.87	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.86

Tabella A4.4: Matrice di Confusione, RT *pixel - based*, ROIs di classificazione, Filare 2, ArcGIS Pro

	Mapir bianco	Mapir g. chiaro	Mapir g. scuro	Mapir nero	Grappolo	Foglie vite	Tronco	Erba	Terreno	Cielo	Nuvole	Pilastro	Totale	User Accuracy	Kappa
Mapir bianco	100	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	101	0.99	0
Mapir g. chiaro	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. scuro	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir nero	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Grappolo	0	0	0	0	96	1	2	1	0	0	0	0	100	0.96	0
Foglie vite	0	0	0	0	1	93	0	4	0	0	0	0	98	0.95	0
Tronco	0	0	0	0	1	0	97	0	1	0	0	12	111	0.87	0
Erba	0	0	0	0	1	6	0	95	0	0	0	0	102	0.93	0
Terreno	0	0	0	0	0	0	1	0	98	0	0	10	109	0.90	0
Cielo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	100	1	0
Nuvole	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	100	1	0
Pilastro	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	78	79	0.99	0
Totale	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	1200	0	0
Prod. Accuracy	1	1	1	1	0.96	0.93	0.97	0.95	0.98	1	1	0.78	0	0.96	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.96

Tabella A4.5: Matrice di Confusione, SVM *object - based*, ROIs di verifica, Filare 2, ArcGIS Pro

	Mapir bianco	Mapir g. chiaro	Mapir g. scuro	Mapir nero	Grappolo	Foglie vite	Tronco	Erba	Terreno	Cielo	Nuvole	Pilastro	Totale	User Accuracy	Kappa
Mapir bianco	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. chiaro	0	100	0	0	0	0	14	0	17	0	0	0	131	0.76	0
Mapir g. scuro	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir nero	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Grappolo	0	0	0	0	100	0	16	0	0	0	0	0	116	0.86	0
Foglie vite	0	0	0	0	0	100	0	12	0	0	0	0	112	0.89	0
Tronco	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	18	63	0.71	0
Erba	0	0	0	0	0	0	0	88	0	0	0	0	88	1	0
Terreno	0	0	0	0	0	0	0	0	71	25	0	1	97	0.73	0
Cielo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	75	65	0	140	0.54	0
Nuvole	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	35	0	35	1	0
Pilastro	0	0	0	0	0	0	25	0	12	0	0	81	118	0.69	0
Totale	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	1200	0	0
Prod. Accuracy	1	1	1	1	1	1	0.45	0.88	0.71	0.75	0.35	0.81	0	0.83	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.81

Tabella A4.6: Matrice di Confusione, SVM *object - based*, ROIs di classificazione, Filare 2, ArcGIS Pro

	Mapir bianco	Mapir g. chiaro	Mapir g. scuro	Mapir nero	Grappolo	Foglie vite	Tronco	Erba	Terreno	Cielo	Nuvole	Pilastro	Totale	User Accuracy	Kappa
Mapir bianco	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. chiaro	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. scuro	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir nero	0	0	0	100	0	0	11	0	0	0	0	0	111	0.90	0
Grappolo	0	0	0	0	100	0	8	0	0	0	0	0	108	0.93	0
Foglie vite	0	0	0	0	0	88	0	4	0	0	0	0	92	0.96	0
Tronco	0	0	0	0	0	0	78	0	0	0	0	0	78	1	0
Erba	0	0	0	0	0	12	0	96	0	0	0	0	108	0.89	0
Terreno	0	0	0	0	0	0	2	0	97	0	0	18	117	0.83	0
Cielo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	75	0	175	0.57	0
Nuvole	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25	0	25	1	0
Pilastro	0	0	0	0	0	0	1	0	3	0	0	82	86	0.95	0
Totale	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	1200	0	0
Prod. Accuracy	1	1	1	1	1	0.88	0.78	0.96	0.97	1	0.25	0.82	0	0.89	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.88

Tabella A4.7: Matrice di Confusione, RT *object - based*, ROIs di verifica, Filare 2, ArcGIS Pro

	Mapir bianco	Mapir g. chiaro	Mapir g. scuro	Mapir nero	Grappolo	Foglie vite	Tronco	Erba	Terreno	Cielo	Nuvole	Pilastro	Totale	User Accuracy	Kappa
Mapir bianco	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. chiaro	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. scuro	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir nero	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Grappolo	0	0	0	0	100	37	29	28	0	0	0	18	212	0.47	0
Foglie vite	0	0	0	0	0	45	0	10	0	0	0	0	55	0.82	0
Tronco	0	0	0	0	0	0	29	0	0	0	0	0	29	1	0
Erba	0	0	0	0	0	18	0	62	0	0	0	0	80	0.78	0
Terreno	0	0	0	0	0	0	42	0	100	27	25	67	261	0.38	0
Cielo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	73	65	0	138	0.53	0
Nuvole	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	10	1	0
Pilastro	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15	15	1	0
Totale	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	1200	0	0
Prod. Accuracy	1	1	1	1	1	0.45	0.29	0.62	1	0.73	0.10	0.15	0	0.70	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.67

Tabella A4.8: Matrice di Confusione, RT *object - based*, ROIs di classificazione, Filare 2, ArcGIS Pro

	Mapir bianco	Mapir g. chiaro	Mapir g. scuro	Mapir nero	Grappolo	Foglie vite	Tronco	Erba	Terreno	Cielo	Nuvole	Pilastro	Totale	User Accuracy	Kappa
Mapir bianco	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. chiaro	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	103	0.97	0
Mapir g. scuro	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir nero	0	0	0	100	0	0	11	0	0	0	0	0	111	0.90	0
Grappolo	0	0	0	0	98	39	4	25	0	0	0	0	166	0.59	0
Foglie vite	0	0	0	0	1	61	0	2	0	0	0	0	64	0.95	0
Tronco	0	0	0	0	0	0	74	0	0	0	0	0	74	1	0
Erba	0	0	0	0	0	0	0	71	0	0	0	0	71	1	0
Terreno	0	0	0	0	1	0	11	2	100	0	0	76	190	0.53	0
Cielo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	75	0	175	0.57	0
Nuvole	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25	0	25	1	0
Pilastro	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	21	21	1	0
Totale	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	1200	0	0
Prod. Accuracy	1	1	1	1	0.98	0.61	0.74	0.71	1	1	0.25	0.21	0	0.79	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.77

Tabella A4.9: Matrice di Confusione, SVM *pixel - based*, Tentativo 2, ROIs di verifica, Filare 2, ArcGIS Pro

	Mapir bianco	Mapir g. chiaro	Mapir g. scuro	Mapir nero	Grappolo	Foglie vite	Tronco	Erba	Terreno	Cielo	Nuvole	Pilastro	Totale	User Accuracy	Kappa
Mapir bianco	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. chiaro	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. scuro	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir nero	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Grappolo	0	0	0	0	100	0	5	0	0	0	0	0	105	0.95	0
Foglie vite	0	0	0	0	0	90	0	9	0	0	0	0	99	0.91	0
Tronco	0	0	0	0	0	0	83	0	0	0	0	4	87	0.95	0
Erba	0	0	0	0	0	5	0	91	0	0	0	0	96	0.95	0
Terreno	0	0	0	0	0	5	12	0	93	14	0	5	129	0.72	0
Cielo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	86	0	0	86	1	0
Nuvole	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	100	1	0
Pilastro	0	0	0	0	0	0	0	0	7	0	0	91	98	0.93	0
Totale	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	1200	0	0
Prod. Accuracy	1	1	1	1	1	0.90	0.83	0.91	0.93	0.86	1	0.91	0	0.95	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.94

Tabella A4.10: Matrice di Confusione, SVM *pixel - based*, Tentativo 2, ROIs di classificazione, Filare 2, ArcGIS Pro

	Mapir bianco	Mapir g. chiaro	Mapir g. scuro	Mapir nero	Grappolo	Foglie vite	Tronco	Erba	Terreno	Cielo	Nuvole	Pilastro	Totale	User Accuracy	Kappa
Mapir bianco	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. chiaro	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. scuro	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir nero	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Grappolo	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Foglie vite	0	0	0	0	0	99	0	0	0	0	0	0	99	1	0
Tronco	0	0	0	0	0	0	98	0	0	0	0	0	98	1	0
Erba	0	0	0	0	0	1	0	100	0	0	0	0	101	0.99	0
Terreno	0	0	0	0	0	0	2	0	100	0	0	0	102	0.98	0
Cielo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	100	1	0
Nuvole	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	100	1	0
Pilastro	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	100	1	0
Totale	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	1200	0	0
Prod. Accuracy	1	1	1	1	1	0.99	0.98	1	1	1	1	1	0	0.99	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.99

Tabella A4.11: Matrice di Confusione, SVM *pixe*-based, ROIs di verifica, *Porting* da Filare 2 a Filare 5, ArcGIS Pro

	Mapir bianco	Mapir g. chiaro	Mapir g. scuro	Mapir nero	Grappolo	Foglie vite	Tronco	Erba	Terreno	Cielo	Nuvole	Pilastro	Totale	User Accuracy	Kappa
Mapir bianco	65	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13	0	78	0.83	0
Mapir g. chiaro	15	55	16	0	0	0	0	0	2	3	0	25	116	0.47	0
Mapir g. scuro	1	22	84	0	0	0	0	1	5	0	0	10	123	0.68	0
Mapir nero	0	0	0	100	9	0	41	0	8	0	0	0	158	0.63	0
Grappolo	0	0	0	0	74	16	2	38	0	0	0	0	130	0.57	0
Foglie vite	0	0	0	0	0	74	0	19	0	0	0	0	93	0.80	0
Tronco	1	23	0	0	17	5	57	12	74	0	1	26	216	0.26	0
Erba	2	0	0	0	0	5	0	30	0	0	0	0	37	0.81	0
Terreno	0	0	0	0	0	0	0	0	1	94	0	33	128	0.01	0
Cielo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Nuvole	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Pilastro	16	0	0	0	0	0	0	0	10	3	86	6	121	0.05	0
Totale	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	1200	0	0
Prod. Accuracy	0.65	0.55	0.84	1	0.74	0.74	0.57	0.30	0.01	0	0	0.06	0	0.46	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.41

Classificazione di 'Filare 3' e Porting su 'Filare 4'

Tabella A4.12: Matrice di Confusione, SVM *pixel - based*, ROIs di verifica, Filare 3, ArcGIS Pro

	Mapir bianco	Mapir g. chiaro	Mapir g. scuro	Mapir nero	Grappolo	Foglie vite	Tronco	Erba	Terreno	Cielo	Nuvole	Pilastro	Totale	User Accuracy	Kappa
Mapir bianco	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. chiaro	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	102	0.98	0
Mapir g. scuro	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	2	102	0.98	0
Mapir nero	0	0	0	100	0	0	0	0	3	0	0	0	103	0.97	0
Grappolo	0	0	0	0	99	0	9	0	0	0	0	0	108	0.92	0
Foglie vite	0	0	0	0	1	85	0	0	0	0	0	0	86	0.99	0
Tronco	0	0	0	0	0	0	91	0	15	0	0	11	117	0.78	0
Erba	0	0	0	0	0	15	0	100	0	0	0	0	115	0.87	0
Terreno	0	0	0	0	0	0	0	0	75	0	0	0	75	1	0
Cielo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	100	1	0
Nuvole	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	101	0.99	0
Pilastro	0	0	0	0	0	0	0	0	7	0	0	84	91	0.92	0
Totale	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	1200	0	0
Prod. Accuracy	1	1	1	1	0.99	0.85	0.91	1	0.75	1	1	0.84	0	0.95	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.94

Tabella A4.13: Matrice di Confusione, SVM *pixel - based*, ROIs di classificazione, Filare 3, ArcGIS Pro

	Mapir bianco	Mapir g. chiaro	Mapir g. scuro	Mapir nero	Grappolo	Foglie vite	Tronco	Erba	Terreno	Cielo	Nuvole	Pilastro	Totale	User Accuracy	Kappa
Mapir bianco	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. chiaro	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. scuro	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	1	101	0.99	0
Mapir nero	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	1	101	0.99	0
Grappolo	0	0	0	0	100	0	5	0	0	0	0	0	105	0.95	0
Foglie vite	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Tronco	0	0	0	0	0	0	93	0	2	0	0	4	99	0.94	0
Erba	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0	100	1	0
Terreno	0	0	0	0	0	0	2	0	97	0	0	0	99	0.98	0
Cielo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	100	1	0
Nuvole	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	100	1	0
Pilastro	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	94	95	0.99	0
Totale	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	1200	0	0
Prod. Accuracy	1	1	1	1	1	1	0.93	1	0.97	1	1	0.94	0	0.99	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.99

Tabella A4.14: Matrice di Confusione, RT *pixel - based*, ROIs di verifica, Filare 3, ArcGIS Pro

	Mapir bianco	Mapir g. chiaro	Mapir g. scuro	Mapir nero	Grappolo	Foglie vite	Tronco	Erba	Terreno	Cielo	Nuvole	Pilastro	Totale	User Accuracy	Kappa
Mapir bianco	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. chiaro	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. scuro	0	0	100	0	0	0	0	0	1	0	0	1	102	0.98	0
Mapir nero	0	0	0	100	0	0	0	0	3	0	0	0	103	0.97	0
Grappolo	0	0	0	0	93	2	26	10	0	0	0	0	131	0.71	0
Foglie vite	0	0	0	0	1	78	0	12	0	0	0	0	91	0.86	0
Tronco	0	0	0	0	0	0	74	0	33	0	0	29	136	0.54	0
Erba	0	0	0	0	6	20	0	78	0	0	0	0	104	0.75	0
Terreno	0	0	0	0	0	0	0	0	54	0	0	8	62	0.87	0
Cielo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	100	1	0
Nuvole	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	100	1	0
Pilastro	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	62	71	0.87	0
Totale	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	1200	0	0
Prod. Accuracy	1	1	1	1	0.93	0.78	0.74	0.78	0.54	1	1	0.62	0	0.87	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.85

Tabella A4.15: Matrice di Confusione, RT *pixel - based*, ROIs di classificazione, Filare 3, ArcGIS Pro

	Mapir bianco	Mapir g. chiaro	Mapir g. scuro	Mapir nero	Grappolo	Foglie vite	Tronco	Erba	Terreno	Cielo	Nuvole	Pilastro	Totale	User Accuracy	Kappa
Mapir bianco	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. chiaro	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. scuro	0	0	100	0	0	0	0	0	3	0	0	0	103	0.97	0
Mapir nero	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	1	101	0.99	0
Grappolo	0	0	0	0	91	0	9	1	0	0	0	0	101	0.90	0
Foglie vite	0	0	0	0	3	98	0	3	0	0	0	0	104	0.94	0
Tronco	0	0	0	0	0	0	90	0	4	0	0	8	102	0.88	0
Erba	0	0	0	0	6	2	0	96	0	0	0	0	104	0.92	0
Terreno	0	0	0	0	0	0	1	0	88	0	0	23	112	0.79	0
Cielo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	100	1	0
Nuvole	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	100	1	0
Pilastro	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	68	73	0.93	0
Totale	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	1200	0	0
Prod. Accuracy	1	1	1	1	0.91	0.98	0.90	0.96	0.88	1	1	0.68	0	0.94	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.94

Tabella A4.16: Matrice di Confusione, SVM *object - based*, ROIs di verifica, Filare 3, ArcGIS Pro

	Mapir bianco	Mapir g. chiaro	Mapir g. scuro	Mapir nero	Grappolo	Foglie vite	Tronco	Erba	Terreno	Cielo	Nuvole	Pilastro	Totale	User Accuracy	Kappa
Mapir bianco	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. chiaro	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	105	0.95	0
Mapir g. scuro	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir nero	0	0	0	100	0	0	0	0	2	0	0	0	102	0.98	0
Grappolo	0	0	0	0	90	0	2	16	0	0	0	0	108	0.83	0
Foglie vite	0	0	0	0	10	92	0	0	0	0	0	0	102	0.90	0
Tronco	0	0	0	0	0	0	97	0	23	0	0	0	120	0.81	0
Erba	0	0	0	0	0	8	0	84	0	0	0	0	92	0.91	0
Terreno	0	0	0	0	0	0	0	0	40	0	0	0	40	1	0
Cielo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	50	0	150	0.67	0
Nuvole	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	50	0	50	1	0
Pilastro	0	0	0	0	0	0	1	0	35	0	0	95	131	0.73	0
Totale	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	1200	0	0
Prod. Accuracy	1	1	1	1	0.90	0.92	0.97	0.84	0.40	1	0.50	0.95	0	0.87	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.86

Tabella A4.17: Matrice di Confusione, SVM *object - based*, ROIs di classificazione, Filare 3, ArcGIS Pro

	Mapir bianco	Mapir g. chiaro	Mapir g. scuro	Mapir nero	Grappolo	Foglie vite	Tronco	Erba	Terreno	Cielo	Nuvole	Pilastro	Totale	User Accuracy	Kappa
Mapir bianco	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. chiaro	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	101	0.99	0
Mapir g. scuro	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir nero	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Grappolo	0	0	0	0	85	0	0	23	0	0	0	0	108	0.79	0
Foglie vite	0	0	0	0	15	100	2	0	0	0	0	0	117	0.86	0
Tronco	0	0	0	0	0	0	98	0	0	0	0	0	98	1	0
Erba	0	0	0	0	0	0	0	77	0	0	0	0	77	1	0
Terreno	0	0	0	0	0	0	0	0	81	0	0	0	81	1	0
Cielo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	94	25	0	119	0.79	0
Nuvole	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	75	0	81	0.93	0
Pilastro	0	0	0	0	0	0	0	0	19	0	0	99	118	0.84	0
Totale	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	1200	0	0
Prod. Accuracy	1	1	1	1	0.85	1	0.98	0.77	0.81	0.94	0.75	0.99	0	0.92	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.92

Tabella A4.18: Matrice di Confusione, RT *object - based*, ROIs di verifica, Filare 3, ArcGIS Pro

	Mapir bianco	Mapir g. chiaro	Mapir g. scuro	Mapir nero	Grappolo	Foglie vite	Tronco	Erba	Terreno	Cielo	Nuvole	Pilastro	Totale	User Accuracy	Kappa
Mapir bianco	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. chiaro	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. scuro	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir nero	0	0	0	100	0	0	0	0	2	0	0	0	102	0.98	0
Grappolo	0	0	0	0	79	7	6	24	0	0	0	0	116	0.68	0
Foglie vite	0	0	0	0	9	59	3	26	0	0	0	1	98	0.60	0
Tronco	0	0	0	0	9	0	73	0	53	0	0	19	154	0.47	0
Erba	0	0	0	0	3	34	18	50	0	0	0	0	105	0.48	0
Terreno	0	0	0	0	0	0	0	0	36	0	0	34	70	0.51	0
Cielo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	50	0	150	0.67	0
Nuvole	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	50	0	50	1	0
Pilastro	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	46	55	0.84	0
Totale	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	1200	0	0
Prod. Accuracy	1	1	1	1	0.79	0.59	0.73	0.50	0.36	1	0.50	0.46	0	0.74	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.72

Tabella A4.19: Matrice di Confusione, RT *object - based*, ROIs di classificazione, Filare 3, ArcGIS Pro

	Mapir bianco	Mapir g. chiaro	Mapir g. scuro	Mapir nero	Grappolo	Foglie vite	Tronco	Erba	Terreno	Cielo	Nuvole	Pilastro	Totale	User Accuracy	Kappa
Mapir bianco	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. chiaro	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. scuro	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir nero	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Grappolo	0	0	0	0	81	0	6	23	0	0	0	0	110	0.74	0
Foglie vite	0	0	0	0	15	61	14	5	0	0	0	0	95	0.64	0
Tronco	0	0	0	0	2	0	58	18	31	0	0	4	113	0.51	0
Erba	0	0	0	0	2	39	21	54	0	0	0	0	116	0.47	0
Terreno	0	0	0	0	0	0	0	0	52	0	0	1	53	0.98	0
Cielo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	94	25	0	119	0.79	0
Nuvole	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	75	0	81	0.92	0
Pilastro	0	0	0	0	0	0	1	0	17	0	0	95	113	0.84	0
Totale	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	1200	0	0
Prod. Accuracy	1	1	1	1	0.81	0.61	0.58	0.54	0.52	0.94	0.75	0.95	0	0.81	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.79

Tabella A4.20: Matrice di Confusione, SVM *pixel-based*, ROIs di verifica, *Porting* da Filare 3 a Filare 4, ArcGIS Pro

	Mapir bianco	Mapir g. chiaro	Mapir g. scuro	Mapir nero	Grappolo	Foglie vite	Tronco	Erba	Terreno	Cielo	Nuvole	Pilastro	Totale	User Accuracy	Kappa
Mapir bianco	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	1	0
Mapir g. chiaro	0	100	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	101	0.99	0
Mapir g. scuro	0	0	99	0	0	0	0	0	0	0	0	0	99	1	0
Mapir nero	0	0	0	100	0	0	0	0	6	0	0	0	106	0.94	0
Grappolo	0	0	0	0	94	0	31	0	0	0	0	0	125	0.75	0
Foglie vite	0	0	0	0	1	71	1	4	0	0	0	0	77	0.92	0
Tronco	0	0	0	0	0	0	67	0	48	0	0	17	132	0.51	0
Erba	0	0	0	0	5	29	1	96	1	0	0	0	132	0.73	0
Terreno	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	8	53	0.85	0
Cielo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	2	0	102	0.98	0
Nuvole	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98	0	98	1	0
Pilastro	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	75	75	1	0
Totale	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	1200	0	0
Prod. Accuracy	1	1	0.99	1	0.94	0.71	0.67	0.96	0.45	1	0.98	0.75	0	0.87	0
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.86

APPENDICE 5 - GRAPPOLI E VOLUMI

5.1 FOTOGRAFIE PER MODELLO 3D

Si presentano di seguito le fotografie scattate in data 15 settembre 2020 tramite cellulare, utilizzate per la produzione del modello tridimensionale, descritto nel Capitolo 7 (cfr. da Figura A5.1 a A5.16).



Figura A5.1: Fotografia 1, porzione del filare di destra



Figura A5.2: Fotografia 2, porzione del filare di destra



Figura A5.3: Fotografia 3, porzione del filare di destra



Figura A5.4: Fotografia 4, porzione del filare di destra



Figura A5.5: Fotografia 5, porzione del filare di destra



Figura A5.6: Fotografia 6, porzione del filare di destra



Figura A5.7: Fotografia 7, porzione del filare di destra



Figura A5.8: Fotografia 8, porzione del filare di destra



Figura A5.9: Fotografia 9, porzione del filare di destra



Figura A5.10: Fotografia 10, porzione del filare di destra



Figura A5.11: Fotografia 11, porzione del filare di destra



Figura A5.12: Fotografia 12, porzione del filare di destra



Figura A5.13: Fotografia 13, porzione del filare di destra



Figura A5.14: Fotografia 14, porzione del filare di destra



Figura A5.15: Fotografia 15, porzione del filare di destra



Figura A5.16: Fotografia 16, porzione del filare di destra

5.2 ANGOLO DEL GRAPPOLO, RETTE DI INTERPOLAZIONE

Si riportano di seguito i grafici rappresentativi delle rette di interpolazione ottenute per ciascun grappolo, nella valutazione dell'angolo alla base (cfr. da Figura A5.17 a A5.30)

Figure da A5.17 a A5.22: Rette di interpolazione, da Grappolo 1 a Grappolo 6

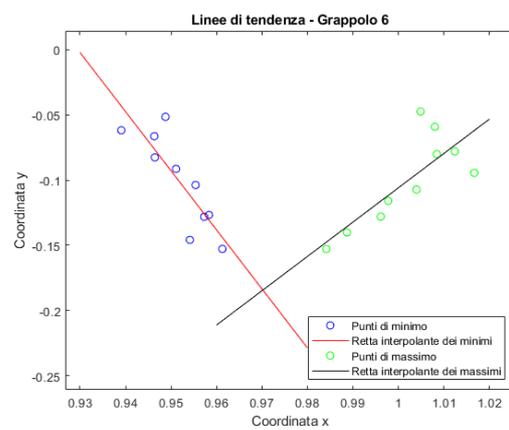
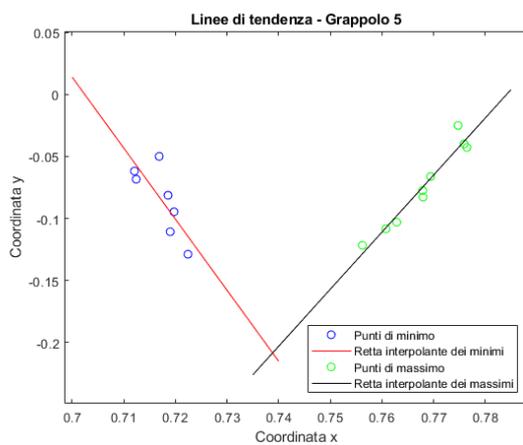
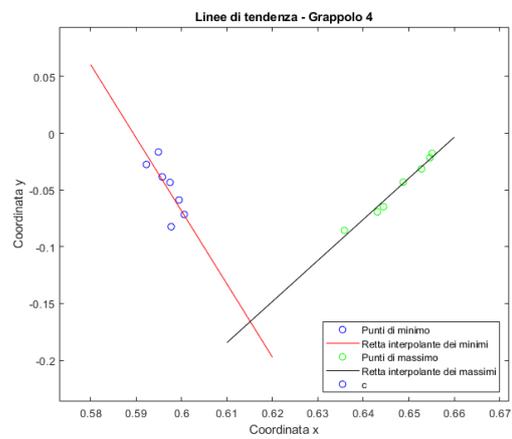
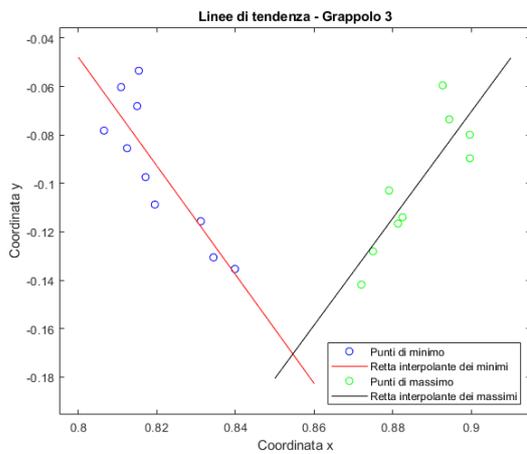
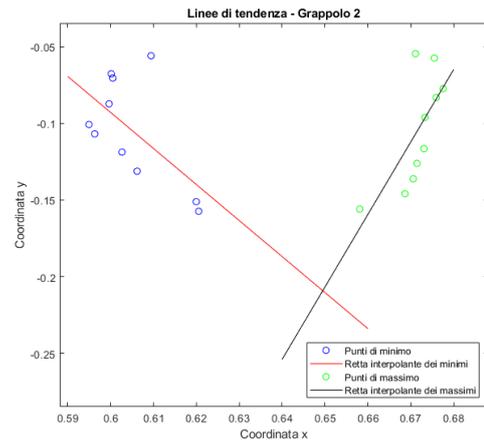
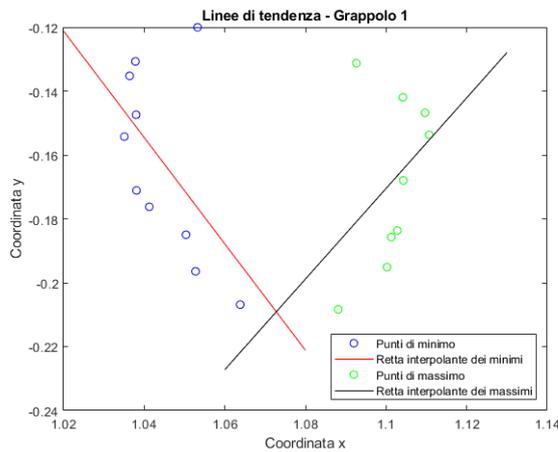
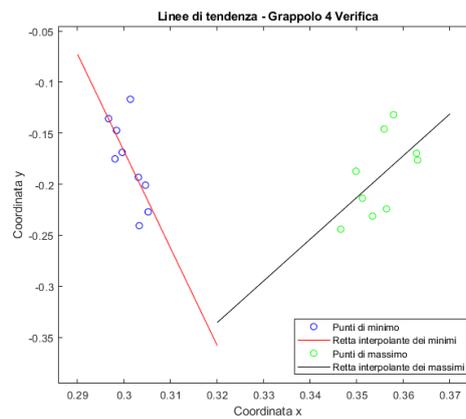
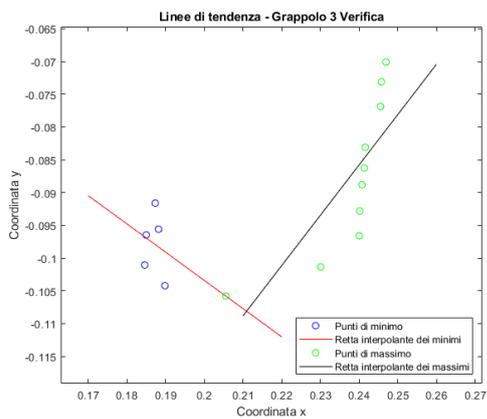
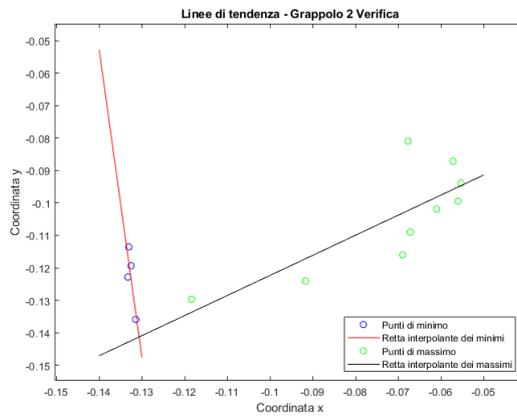
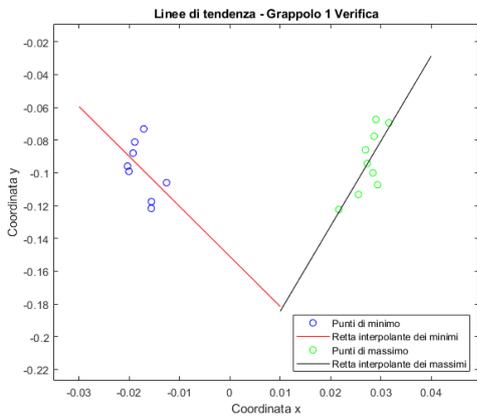
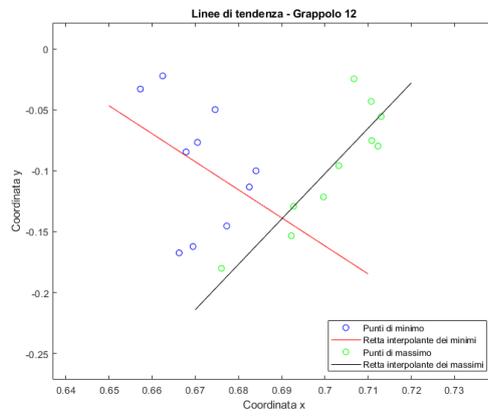
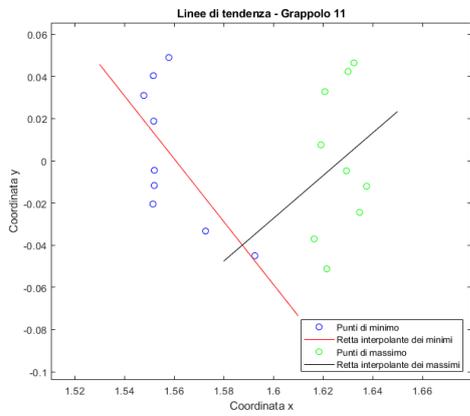
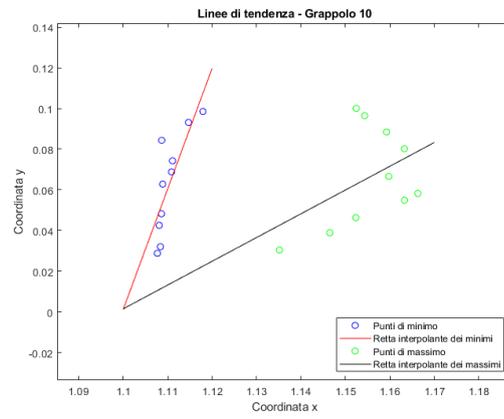
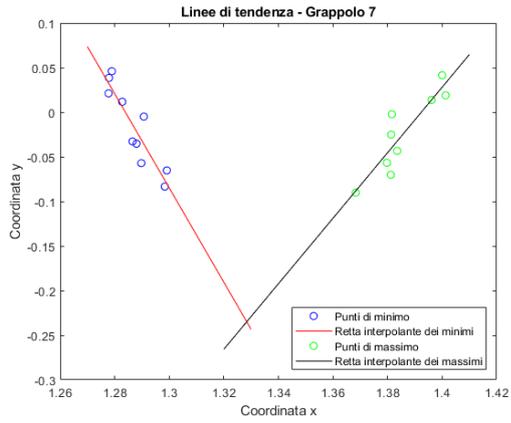


Figure da A5.23 a A5.26: Rette di interpolazione, Grappoli 7, 10, 11 e 12
 Figure da A5.27 a A5.30: Grappoli di verifica



RINGRAZIAMENTI

A conclusione, vorrei dedicare qualche parola di ringraziamento a coloro che hanno permesso la realizzazione di questo elaborato e a chi, supportandomi, mi è stato vicino nel percorso universitario.

Ci tengo innanzitutto a ringraziare vivamente l'azienda agricola 'Brevi Pendii', che con grande gentilezza ha messo a disposizione il proprio terreno, senza cui questa tesi non esisterebbe, e ha dedicato il proprio tempo a seguire la fase di acquisizione dei dati, con interesse e tanta simpatia.

Un sincero ringraziamento al mio relatore, il Professore Andrea Maria Lingua, guida in tutti questi mesi di lavoro, e a Stefano, Marco e Alessandro, che mi hanno rispettivamente seguita e accompagnata nella fase preliminare della tesi.

Ringrazio infinitamente i miei genitori, senza cui non avrei potuto intraprendere gli studi universitari, e mio fratello Marco, mai privo di consigli e sempre pronto a fare il tifo per me.

Grazie alle nonne, sempre con me, e che certamente festeggerebbero questo traguardo con gioia.

Grazie di cuore ad Antonio, il più bell'incontro che potesse capitarmi in questi anni di università: grazie per aver sempre creduto in me e avermi fatto capire, con serenità e pazienza, che tutti gli ostacoli possono essere superati.

Grazie a Serena, Eleonora, Erika, Marco e Stefano: l'amicizia sincera che si è creata nel nostro gruppo, nata da molteplici pause caffè, ha reso speciali questi anni così impegnativi, sostituendo la fatica con le risate.

In ultimo, ma non per importanza, grazie a Nicole ed Emilio, amici storici, sempre presenti dai tempi del liceo.