



USO DI IMMAGINI IPERSPETTRALI PER L'AGRICOLTURA DI PRECISIONE

USE OF HYPERSPECTRAL IMAGES FOR PRECISION AGRICULTURE

F. Parizia ^a, A. Lingua ^b

^a Laboratorio di Geomatica, Politecnico di Torino, Dipartimento di Ingegneria dell'Ambiente, del Territorio e delle Infrastrutture
s266412@studenti.polito.it

^b PIC4SeR (Polito Interdepartmental Centre of Service Robotics), Politecnico di Torino, Corso Duca degli Abruzzi 24, 10129 Torino
andrea.lingua@polito.it

PAROLE CHIAVE: agricoltura di precisione, classificazione, immagini iperspettrali, vigneto

KEY WORDS: precision agriculture, classification, hyperspectral images, vineyard

RIASSUNTO

Il tema emergente dell'Agricoltura di Precisione definisce un ambito multidisciplinare di indagine del suolo e dei tessuti vegetali, in cui le informazioni tematiche radiometriche acquisite ben oltre il campo del visibile sono essenziali per sviluppare processi di coltivazione sostenibili, economici ed efficaci. Superando le ben note applicazioni basate su immagini acquisite da piattaforma satellitare, utili in analisi a piccola scala con dimensioni della minima cella di qualche metro (o qualche decina di metri), l'uso di mezzi autonomi terrestri, opportunamente dotati di sensori multi/iperspettrali (piattaforme robotiche), rende possibile l'acquisizione di informazioni a grandissima scala che, mediante procedure anche automatiche, permette lo sviluppo di una grande varietà di approcci differenti al territorio coltivato, promuovendo un'indagine puntuale e non generalizzata. In questo contesto, lo studio descritto si pone l'obiettivo di presentare una particolare applicazione rivolta all'elaborazione e interpretazione di immagini acquisite in un vigneto dell'Astigiano, derivanti dall'uso della camera iperspettrale Rikola direttamente a terra, al fine di sviluppare una stima anticipata della produzione.

In fase di pre-processamento, le immagini acquisite sono state calibrate in termini sia geometrici che radiometrici, generando le immagini calibrate sottoposte a classificazione per estrarre i grappoli mediante tecniche di Intelligenza Artificiale. Tali grappoli sono stati in seguito modellati in termini tridimensionali mediante metodi di fotogrammetria digitale secondo l'approccio della Structure from Motion, procedendo alla valutazione del loro volume: la stima finale della produzione complessiva del vigneto è stata realizzata mediante lo sviluppo di una legge approssimata verificata empiricamente.

ABSTRACT

The emerging theme of Precision Agriculture defines a multidisciplinary subject of investigation of soil and plant tissues, in which the radiometric thematic information acquired far beyond the visible field is essential to develop sustainable, economical and effective cultivation processes. Overcoming the well-known applications based on images acquired from a satellite platform, useful in small-scale analysis with minimum cell dimensions of a few meters (or a few tens of meters), the use of autonomous terrestrial means, properly equipped with multi/hyperspectral sensors (robotic platforms), makes it possible to acquire information on a very large scale that, also through automatic procedures, allows the development of a great variety of different approaches to the cultivated territory, promoting a precise and not generalized investigation. In this context, the described study aims to present a particular application addressed to the elaboration and interpretation of images acquired in a vineyard in the province of Asti, images derived from the use of the Rikola hyperspectral camera directly on the ground, to estimate beforehand the production.

In the pre-processing, the acquired images were calibrated in both geometric and radiometric terms, generating the calibrated images subjected to classification in order to extract the bunches of grapes using Artificial Intelligence techniques. These bunches of grapes were subsequently modeled in three-dimensional terms using digital photogrammetry methods according to the Structure from Motion approach, proceeding with the evaluation of their volume: the final estimation of the overall production of the vineyard was made through the development of an approximate law empirically verified.

1. INTRODUZIONE

L'Agricoltura di Precisione è una delle possibili applicazioni del Telerilevamento: il principio cardine di tale disciplina consiste nel tener conto della variabilità, nel tempo e nello spazio, dei fattori che influiscono sul processo produttivo agricolo (Casa et al., 2016).

Il Telerilevamento è allora sistematicamente impiegato per il monitoraggio della vegetazione e dei parametri ambientali, al

fine di ottimizzare le attività decisionali in ambito agroforestale (Yahui Guo et al., 2019).

L'uso della tecnologia iperspettrale, a differenti scale spaziali, è un aspetto importante nella gestione e nel monitoraggio agricolo, permettendo una quantificazione ottimale di variabili biofisiche del suolo e delle colture (Pascucci et al., 2020): l'analisi iperspettrale va infatti a supporto di tale tecnica, in quanto, dall'acquisizione ed elaborazione di immagini digitali è possibile definire indici e firme spettrali di elementi di interesse, classificando il territorio in esame (Borgogno Mondino et al.,

2015). L'Agricoltura di Precisione così descritta è applicata sia su sistemi erbacei che sistemi arborei e, all'interno di questi ultimi, si distingue la Viticoltura di Precisione, particolarmente importante in Italia (Casa et al., 2016).

Il caso studio qui discusso pone allora l'attenzione sulla valutazione anticipata della produzione in un vigneto: a tal fine, sono impiegate immagini iperspettrali, prodotte con applicazione della camera Rikola (sviluppata dal VTT Technical Research Centre of Finland e prodotta da Senop) direttamente a terra, e fotografie da dispositivo cellulare.

Il materiale prodotto è elaborato in due flussi paralleli: le immagini iperspettrali, una volta calibrate geometricamente e radiometricamente, sono sottoposte a classificazione, tramite applicazione di differenti Intelligenze Artificiali; le fotografie scattate con cellulare sono applicate per la generazione di un modello tridimensionale. Da tale modello, rappresentativo di una porzione di filare, sono estrapolati i singoli grappoli, così analizzati in volume.

Il caso studio vuole inoltre individuare una legge approssimata, utile per la rapida quantificazione dei volumi di interesse, e un possibile automatismo del processo presentato, con acquisizione non manuale delle immagini tramite posizionamento della camera su di una piattaforma robotica.

2. FASE DI ACQUISIZIONE

L'acquisizione delle immagini digitali, propedeutica agli stadi successivi di elaborazione e interpretazione, è svolta in un vigneto dell'Astigiano, un vitigno Barbera: esso è localizzato nel comune di Vinchio, frazione Noche, in provincia di Asti, a circa 60 km dalla città di Torino.

Le immagini sono prodotte in data 15 settembre 2020: poiché la vendemmia di questa tipologia di vitigno è eseguita tra la fine del mese di settembre e l'inizio del mese di ottobre, l'acquisizione del dato in tale giornata ha permesso di ottenere un'informazione quanto più completa e vicina a quella reale in termini di grappoli e, conseguentemente, di produzione.

Tale fase del lavoro ha previsto la produzione di immagini iperspettrali e, parallelamente, di fotografie da dispositivo cellulare: queste ultime sono di accompagnamento all'analisi delle immagini iperspettrali, oltre che necessarie per la generazione del modello tridimensionale di una porzione di filare.

Dettagliatamente, il dato iperspettrale consiste in un'immagine telerilevata caratterizzata da un elevato numero di bande spettrali (anche fino a 100 bande), le quali, se confrontate con il dato multispettrale, presentano ampiezze minori, dell'ordine di una decina di nanometri. Date tali caratteristiche, l'informazione ottenuta dal sensore iperspettrale assume perciò un comportamento assimilabile al continuo, ben adatto alla generazione delle firme spettrali, fondamentali in tale studio.

I dati iperspettrali sono prodotti con posizionamento della camera iperspettrale direttamente a terra. La camera impiegata in questo progetto è la camera Rikola, 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 (Musci et al., 2019; Senop, 2018). 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 (Musci et al., 2019).

In particolare, le immagini acquisite in questo caso studio contengono informazioni relative a 97 bande, la cui lunghezza d'onda varia tra 505.84 nm (banda 1) e 902.39 nm (banda 97), con passo di circa 4 nm tra bande successive. Le immagini

restituite hanno dimensione 1010 x 1010 pixel, con dato in virgola mobile (*floating point*), registrato sotto forma di bande sequenziali (BSQ, *band sequential*)

Per l'acquisizione, la camera iperspettrale è posta a cavallo tra due filari, mantenendola quanto più possibile centrale tra i due: le immagini sono prodotte in sei diversi punti, avanzando sempre di una pari quantità di tre passi in direzione dei filari stessi. A meno di eccezioni, in ciascuna posizione sono prodotte tre immagini: la prima maggiormente rivolta verso il filare di sinistra, la seconda con vista centrale e l'ultima con orientamento verso il filare di destra.

In condizioni di luce simili a quelle del caso studio, il tempo di integrazione richiesto dal sensore per l'acquisizione delle immagini è generalmente posto pari a 5 o 10 ms; inoltre, le immagini iperspettrali sono immediatamente sottoposte a una prima correzione di *Dark Reference*, volta alla rimozione del segnale naturalmente presente all'interno della camera.

In totale sono prodotte diciotto immagini, tutte nell'arco di tempo compreso tra le ore 14.30 e le ore 15.00, mantenendo così delle condizioni abbastanza omogenee di luce, seppur vi siano differenze di soleggiamento tra i due filari. In tempi successivi, due delle immagini prodotte sono scattate, con elaborazione finale di sedici immagini iperspettrali.

In contemporanea all'utilizzo della camera iperspettrale, sono scattate le fotografie con dispositivo cellulare: tali immagini sono prodotte sia occupando la medesima posizione della camera Rikola (Fig. 1), così da avere delle immagini quanto più confrontabili tra loro, sia inquadrando, da differenti punti di vista, una medesima porzione del filare posto a destra. In particolare, i soggetti di queste ultime fotografie, sedici in totale, sono tre piante di vite consecutive, poste all'incirca a metà filare.



Figura 1. Filari del vigneto, utilizzo del pannello MAPIR

Come visibile in Figura 1, in fase di acquisizione è inoltre utilizzato il pannello MAPIR: tale pannello, di dimensioni 31.75 x 25.4 x 3.18 cm (MAPIR Camera, 2021), 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 (MAPIR Camera, 2021).

3. ELABORAZIONE DEI DATI

Terminata la fase di acquisizione, la successiva elaborazione dei dati prodotti è ripartita in due flussi paralleli (Fig. 2): i prodotti del pre-processamento delle immagini iperspettrali grezze, derivanti dalle calibrature geometrica e radiometrica, sono sottoposti a classificazione in ENVI e ArcGIS Pro; le fotografie prodotte con cellulare sono invece applicate per la generazione del modello tridimensionale, richiedendo l'uso dei software

Agisoft Metashape e CloudCompare, al fine di valutare la produzione del sistema.



Figura 2. Diagrammi di flusso, elaborazione dei dati

3.1 La calibrazione geometrica

La calibrazione geometrica svolta sulle immagini iperspettrali è atta all'eliminazione delle distorsioni caratterizzanti il dato grezzo: in fase di acquisizione, l'obiettivo della camera genera tali distorsioni, deformando l'oggetto ripreso e falsando l'informazione reale.

La correzione in questione richiede allora la conoscenza dei parametri di orientamento interno della camera, ed è svolta secondo il procedimento descritto da (Musci et al., 2019), ripartito in quattro fasi:

1. separazione delle singole bande di ciascuna immagine iperspettrale;
2. calibrazione di ciascuna banda;
3. generazione delle immagini *undistorted* in singola banda;
4. ricostruzione delle nuove immagini iperspettrali corrette (*undistorted*).

Essa è svolta in ENVI e in MATLAB: in particolare, l'ambiente MATLAB fornisce un'applicazione ('*Camera Calibrator*', appartenente al pacchetto '*Image Processing and Computer Vision*') in grado di eseguire essa stessa la calibrazione, richiedendo in ingresso una serie di immagini di una scacchiera di precisione (Fig. 3) e i parametri da analizzare. A partire dal codice fornito dal *tool*, è sviluppata una nuova procedura, ampliata e corretta, per soddisfare le necessità di questo lavoro.

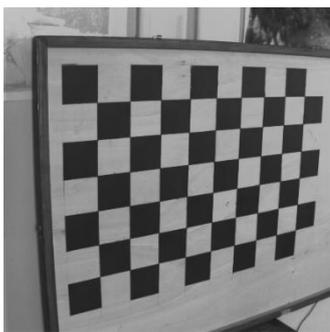


Figura 3. Un esempio di immagine della scacchiera di calibrazione

I parametri da analizzare risultano essere la lunghezza focale, le coordinate del punto principale, lo *skew* e i coefficienti di distorsione, radiale e tangenziale. Tali parametri sono valutati distintamente per i due sensori della camera Rikola (Tab. 1), in quanto presentano delle differenze non trascurabili: come spiegato da (Musci et al., 2019), è il mancato perfetto allineamento tra i due sensori a essere individuato come la causa delle differenze presenti. Per la correzione delle immagini in singola banda, la lunghezza focale, il punto principale e lo *skew*

di ciascun sensore sono inseriti in un'apposita matrice intrinseca, differentemente dai coefficienti di distorsione, utilizzati singolarmente: qualora la banda sia rappresentativa di una lunghezza d'onda compresa negli intervalli spettrali (502.8 nm - 635.1 nm) o (659.2 nm - 802.6 nm), essa è corretta sulla base dei coefficienti calcolati rispettivamente per il Sensore 2 e per il Sensore 1. Le bande calibrate sono riunite nelle nuove immagini iperspettrali corrette.

Parametri	Sensore 1	Sensore 2
Distanza focale (pixel)	1606.050	1591.932
Punto principale, ϵ_0 e η_0 (pixel)	475.284	476.875
	518.506	522.153
Skew (-)	-10.311	-10.359
k_1 (pixel ⁻²)	-0.335	-0.304
k_2 (pixel ⁻⁴)	0.335	0.343
k_3 (pixel ⁻⁶)	-1.086	-1.122
P_1 (pixel ⁻¹)	-0.00082	-0.00119
P_2 (pixel ⁻¹)	-0.00132	-0.00157

Tabella 1. Parametri e coefficienti finali, Sensore 1 e Sensore 2

3.2 La calibrazione radiometrica

Le immagini iperspettrali hanno subito una calibrazione radiometrica al fine di trasformare i *Digital Number* (DN) in valori di riflettanza (Yahui Guo et al., 2019).

In fase di acquisizione, il dato misurato dal sensore in ogni banda è convertito da radianza a DN, caratterizzante l'immagine digitale grezza: per facilità di memorizzazione, il segnale incidente è trasformato, per ciascun *pixel*, in tale valore numerico, corrispondente a un livello di grigio, in ogni banda dell'immagine. Si vogliono eliminare tutte le possibili cause di variabilità e influenza sui DN, individuabili nelle caratteristiche del sensore e nelle condizioni esterne di illuminazione.

Numerosi approcci consentono la taratura della riflettanza, convertendo i DN per le superfici di analisi: in questo lavoro è applicata la calibrazione radiometrica tramite il metodo empirico di Regressione Lineare (*Linear Regression Method*, LRM). Come descritto in (Yahui Guo et al., 2019), si basa su tre stadi:

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

Il metodo LRM è applicato in ENVI, software creato per l'analisi e il processamento di immagini geospaziali. Innanzitutto, per la definizione delle ROI è utilizzato il pannello MAPIR (Fig. 4): come anticipato, è costituito di quattro elementi, rispettivamente di colore bianco, grigio chiaro, grigio scuro e nero, e di cui sono note le curve di riflettività, fornite da (MAPIR Camera, 2021).

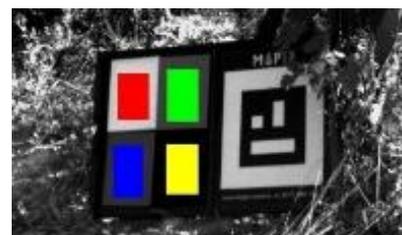


Figura 4. Il pannello MAPIR usato per la calibrazione radiometrica con le ROI individuate

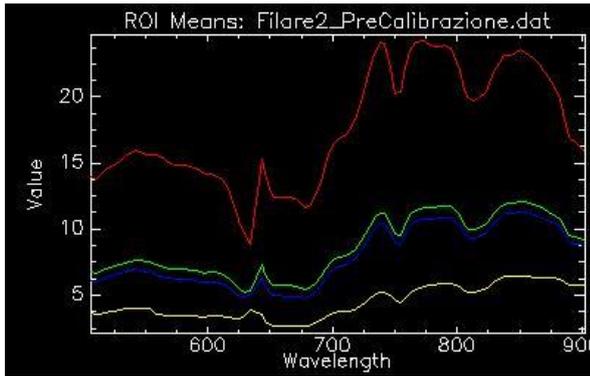


Figura 5. Curve DN-lunghezza d'onda, pre-calibrazione

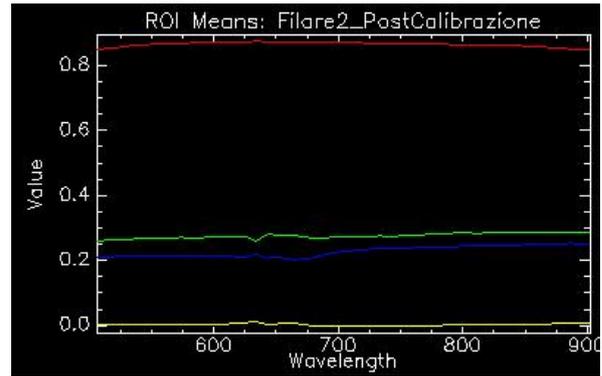


Figura 6. Firme spettrali, post-calibrazione

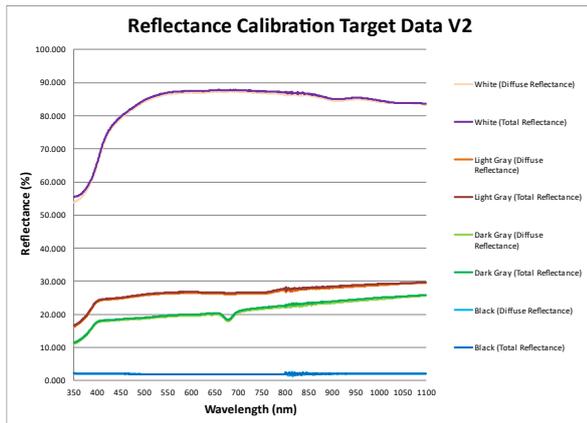


Figura 7. Firme spettrali, MAPIR (MAPIR Camera, 2021)

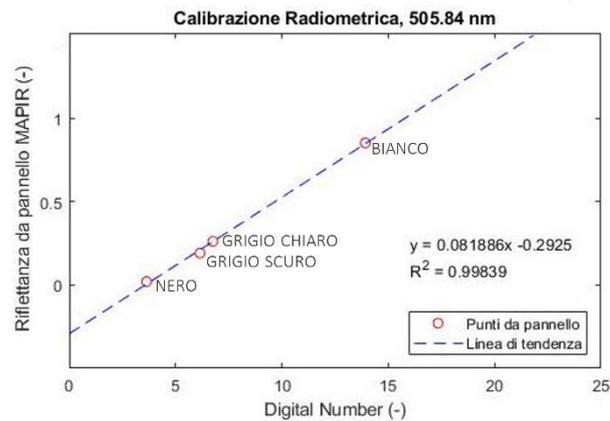


Figura 8. Esempio di retta di interpolazione, banda 1

Per ciascuna immagine, utilizzando il 'ROI Tool' fornito all'utente, sono individuate quattro ROI, una per sezione del pannello; mantenendo una certa distanza dai bordi radiometrici, le ROI sono associate ai seguenti colori: rosso per l'elemento bianco, verde per il grigio chiaro, blu per il grigio scuro e giallo per il nero. Tracciate le ROI, la calibrazione è svolta, immagine per immagine, tramite il tool 'Empirical Line - Compute Factors and Calibrate', fornendo come dati di ingresso due file .txt:

1. il file contenente la riflettività del pannello MAPIR in funzione della lunghezza d'onda, nota a partire da (MAPIR Camera, 2021) e comune a tutte le immagini, inserito nel campo 'Field Spectra';
2. il file contenente i DN del pannello MAPIR in funzione della lunghezza d'onda, inserito nel campo 'Image Spectra'.

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

La buona riuscita della calibrazione può essere verificata confrontando le curve DN - lunghezza d'onda delle ROI (Fig. 5), precedenti la correzione, con le nuove firme spettrali a esse associate (Fig. 6): il risultato atteso prevede che le quattro curve riflettività - lunghezza d'onda riproducano, nell'intervallo spettrale di interesse, quelle fornite dal produttore del pannello MAPIR (Fig. 7).

Dieci immagini iperspettrali presentano firme spettrali simili a quelle di riferimento; le restanti sei, invece, esibendo variazioni più o meno significative rispetto all'obiettivo, sono caratterizzate o da picchi anomali solamente in certe lunghezze d'onda, o da uno scostamento dall'andamento teorico nell'intera finestra considerata, seppur minore in valore assoluto.

Un esempio della retta di regressione utilizzata per la banda 1 (relazione tra DN e riflettanza) è visibile in Figura 8 con l'individuazione dei quattro punti DN - riflettività, rappresentativi delle quattro porzioni del pannello MAPIR. Il coefficiente di correlazione R^2 è prossimo allo 0.99 per tutte le bande, dimostrando una efficace modellazione del problema.

3.3 Classificazione delle immagini iperspettrali

Le immagini iperspettrali calibrate sono processate tramite classificazione, producendo immagini tematiche: in queste immagini, *pixel* con simili proprietà sono inseriti nella medesima classe, assicurandosi che classi differenti presentino netta dissimilarità.

In tale studio, le immagini tematiche prodotte derivano dall'applicazione di molteplici classificatori spettrali assistiti (*supervised*): l'assegnazione della singola cella alla classe di appartenenza dipende dalla sua firma spettrale, corretta a seguito della calibrazione radiometrica (Boccardo et al., 2007), richiedendo 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, con addestramento da parte dell'utente. I *pixel* di *training* di ciascuna classe sono raccolti all'interno di apposite ROI: è importante che, per ogni classe ricercata, il campione sia quanto più possibile rappresentativo, individuando un numero di celle adeguato (Boccardo et al., 2007).

Gli algoritmi di classificazione impiegati sono: *Spectral Angle Mapper* (SAM) in ENVI, *Support Vector Machine*, (SVM) e *Random Trees* (RT) in ArcGIS Pro.

Poiché si vuole massimizzare la bontà di classificazione, valutata con verifica su zone esterne a quelle di addestramento, le immagini da sottoporre a classificazione sono visualizzate in una particolare sintesi a falsi colori, adatta alla distinzione dei

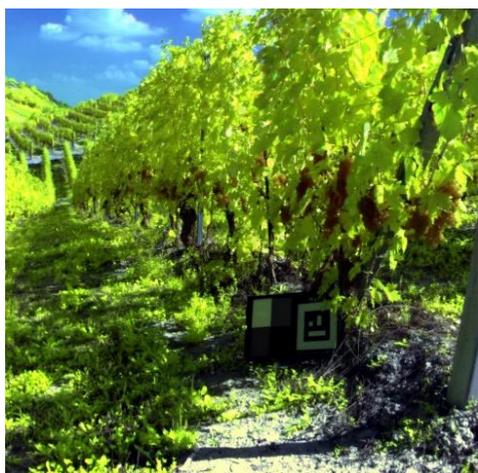


Figura 9. Sintesi a falsi colori, 97-61-36

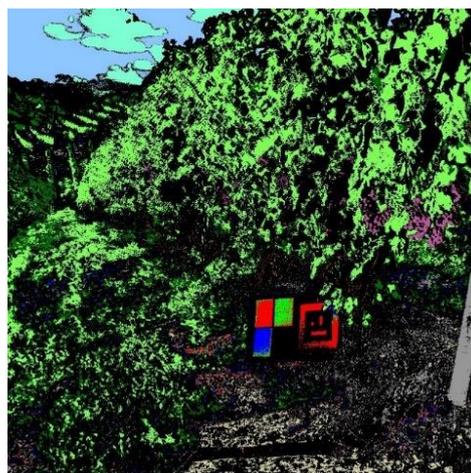


Figura 10. Spectral Angle Mapper, SAM, ENVI

grappoli dalle restanti parti della vite (Fig. 9): essa prevede l'associazione della banda 97 (902.39 nm) al canale del rosso, della banda 61 (750.21 nm) a quella del verde e infine della banda 36 (650.18 nm) al canale del blu.

In ENVI sono svolti due tentativi di classificazione tramite SAM, sulla base di differenti *pixel* di *training*: imponendo dodici classi per la generazione delle immagini tematiche, a cui va a sommarsi la sezione 'Non Classificato' (Tab. 2), generata automaticamente dal software, in entrambi i casi non è superato il 50% di accuratezza totale, ottenendo immagini simili tra loro (in Figura 10 una delle immagini tematiche prodotte). Dall'analisi delle matrici di confusione, la classe 'Grappolo', di maggior interesse al fine dello studio, risulta estremamente sottostimata per mancata classificazione, ma non sovrastimata per errata classificazione di altre ROI.

ROI	ENVI	ArcGIS Pro
Mapir Bianco	Rosso	Giallo
Mapir Grigio Chiaro	Verde	Grigio chiaro
Mapir Grigio Scuro	Blu	Grigio scuro
Mapir Nero	Giallo	Rosso
Grappolo	Viola	Viola
Foglie Vite	Verde chiaro	Verde
Tronco	Marrone	Marrone
Erba	Verde scuro	Verde chiaro
Terreno	Beige	Arancione
Cielo	Azzurro	Azzurro
Nuvole	Verde acqua	Azzurro chiaro
Pilastro	Grigio	Nero
Non Classificato	Nero	-

Tabella 2. Colorazione delle ROI, ENVI e ArcGIS Pro

In ArcGIS Pro, sia il SVM che il RT possono essere applicati con approccio a *pixel* o a oggetti: come spiegato in (ESRI ArcGIS Pro, 2021), la metodologia *pixel-based* esegue una classificazione *pixel* per *pixel*, associando ognuno di essi a una delle classi fornite dall'utente, senza tener conto delle informazioni provenienti dai *pixel* vicini. Differentemente, il metodo *object-based* raggruppa *pixel* adiacenti sulla base di similarità, in colore e forma, degli elementi da essi costituiti, così sottoponendo l'immagine a segmentazione (ESRI ArcGIS Pro, 2021). Il software esegue inoltre il processamento di immagini tramite *Porting*: esso consente di classificare le immagini, non addestrandolo gli algoritmi su di esse, ma applicando i classificatori già addestrati su una precedente immagine. Per tale studio sono trattate due coppie di immagini: all'interno della singola coppia, un'immagine è sottoposta a classificazione

diretta, con applicazione di entrambe le intelligenze artificiali nei due possibili approcci, mentre la seconda è classificata tramite *Porting*, a partire dall'algoritmo generante migliore bontà di classificazione sulla prima immagine. Le due coppie si distinguono per il grado di similarità presente tra le immagini a esse appartenenti: nel primo caso, le immagini iperspettrali sono acquisite con differente posizionamento e orientazione della camera Rikola, causando una maggiore eterogeneità spaziale e nelle condizioni di luce, differenziate dalla seconda coppia, le cui immagini presentano minori variabilità spaziali e temporali di acquisizione, con più simili proprietà spettrali.

Per entrambe le immagini classificate con addestramento, utilizzando le medesime ROI indicate in ENVI (Tab. 2), delle quattro possibili combinazioni la SVM *pixel-based* ha presentato migliore bontà di classificazione, raggiungendo rispettivamente il 94% e il 95% di accuratezza totale (Appendice A, Fig. A1, Fig. A6): la bontà di classificazione, in entrambi i casi, ha risentito di una diminuzione passando dal RT *pixel-based* (87%) (Appendice A, Fig. A2, Fig. A7), al SVM *object-based* (83% e 87%) (Appendice A, Fig. A3, Fig. A8), fino al RT *object-based* (69% e 74%) (Appendice A, Fig. A4, Fig. A9).

I due tentativi di *Porting* hanno allora previsto la classificazione delle immagini tramite SVM *pixel-based*: la minore similarità tra le immagini della prima coppia ha portato a un risultato non adeguato, con accuratezza totale del 46% (Appendice A, Fig. A5), a differenza della seconda coppia, in cui è raggiunto un valore dell'87% (Appendice A, Fig. A10).

Due delle matrici di confusione prodotte sono riportate, a titolo esemplificativo, in Appendice A, in riferimento alle classificazioni svolte tramite SVM *pixel-based* sulle immagini della seconda coppia (Tab. A1 e Tab. A2): sono osservabili i valori di accuratezza totale precedentemente citati (95% e 87%).

3.4 Modellazione 3D del filare

Le sedici fotografie prodotte con dispositivo cellulare, inquadranti una medesima porzione di filare, sono invece impiegate per la generazione di un modello tridimensionale in Agisoft Metashape: esse visualizzano tre piante di vite consecutive da differenti punti di vista. Al fine di quantificare la produzione di tale porzione di vigneto, in CloudCompare sono isolati i singoli grappoli in esso contenuti, valutandone il volume. Agisoft Metashape è un software in grado di processare immagini producendo, attraverso l'elaborazione fotogrammetrica, dati spaziali tridimensionali (Agisoft, 2021): il modello 3D voluto è ottenuto in più fasi, generando una prima nuvola sparsa di punti, poi trasformata in nuvola densa, ottimizzando l'allineamento della camera, e infine nel modello,

dotato di *mesh* e *texture*. La nuvola densa si compone di 7,063,965 punti; il modello (Fig. 11) è costituito di 1,411,465 facce e 713,143 spigoli.



Figura 11. Modello 3D, Agisoft Metashape

La nuvola densa di punti e il modello sono scalati note le dimensioni del pannello MAPIR: quest'ultimo presenta altezza pari a 31.75 cm e larghezza, da chiuso, pari a 25.40 cm (MAPIR Camera, 2021). Sono generate due *scale bars* tramite software, individuando su una delle immagini gli estremi delle lunghezze note e fornendone la distanza reale; automaticamente, il software è in grado di individuare i medesimi punti in tutte le fotografie in cui essi siano presenti.

In definitiva, la nuvola densa e il modello presentano larghezza di 3.20 m, altezza di 1.75 m e profondità massima di 0.98 m; l'errore calcolato da Agisoft Metashape è pari a 0.002 m.

La nuvola densa di punti e il modello 3D sono esportati in CloudCompare, rispettivamente nei formati *.e57* e *.obj*: tale software è impiegato principalmente per la gestione di nuvole di punti, pur trattando anche *mesh* tridimensionali. Per l'isolamento dei singoli grappoli, è utilizzato il comando '*Segment*' sul modello tridimensionale: alle porzioni di modello prodotte vengono automaticamente associate dal software le rispettive porzioni di nuvola densa.

Lavorando con la sola porzione del modello compresa tra la pianta sui cui è appoggiato il pannello MAPIR e la vicina pianta a destra, distante un metro, sono isolati dodici grappoli di uva, il cui volume è calcolato come di seguito (Fig. 12):

- ogni nuvola di punti è accompagnata da un piano fittizio longitudinale, posto manualmente a metà della profondità dell'oggetto;
- orientato il grappolo nello spazio, affinché il piano presenti in ogni punto il medesimo valore della *z*, il volume è calcolato sulla base della distanza di ciascun punto della nuvola densa dal piano di riferimento tramite il comando '*Compute 2.5D Volume*';
- poiché riferito a metà oggetto, il volume finale (Tab. 3) è ricavato duplicando il valore ottenuto.

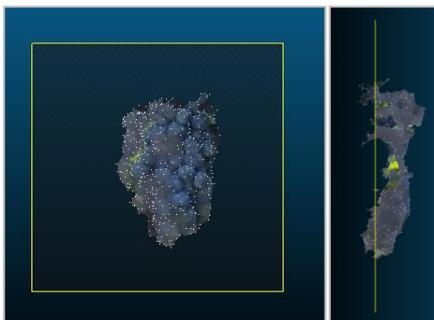


Figura 12. Un esempio di valutazione del volume del grappolo

È da notare che, solamente per una coppia di grappoli, l'ottavo e il nono, il volume è valutato insieme, in quanto posizionati uno davanti all'altro: a differenza di quanto fatto per gli altri grappoli, il piano è in questo caso posizionato in modo tale da generare direttamente il volume complessivo.

	Volume (cm ³)	
	Metà Grappolo	Grappolo Intero
Grappolo 1	92.575	185.150
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	325.770	651.540
Grappoli 8 e 9	-	558.121
Grappolo 10	68.939	137.878
Grappolo 11	167.702	335.404
Grappolo 12	93.891	187.782

Tabella 3. Volumi dei grappoli

In definitiva, la porzione di filare analizzata ha prodotto un volume complessivo di uva pari a 2920 cm³, convertito in una produzione di 1.75 kg, in quanto il peso specifico del frutto si aggira intorno ai 600 kg m⁻³.

Tuttavia, poiché la valutazione volumetrica presenta una forte dipendenza dalle scelte dell'utente, a causa del posizionamento manuale dei piani longitudinali di riferimento in CloudCompare, si è cercata una legge approssimata in grado di fornire il volume dei grappoli sulla base di parametri facilmente valutabili.

La legge è prodotta, tramite Regressione Lineare Multipla (Viglione, 2006), a partire dai volumi dei dodici grappoli precedentemente isolati: l'ottavo e il nono grappolo, per le differenze sopraesposte, non vengono utilizzati. La legge individuata è verificata su quattro nuovi grappoli.

Sono individuate quattro possibili variabili indipendenti: lunghezza e larghezza massime del grappolo, dispersione dei punti della nuvola densa attorno alla media (in riferimento alla profondità, direzione *z*), angolo di punta del grappolo. Quest'ultima grandezza vuole riprodurre l'angolo che avrebbe il grappolo se equiparato a un cono rovesciato, osservandolo frontalmente: è calcolata in ambiente MATLAB, con individuazione delle rette rappresentanti i lati del triangolo comprendenti l'angolo di interesse (Fig. 13). Il parametro in questione è dimensionalmente reso una lunghezza, per omogeneità con le restanti variabili, moltiplicandolo per una quantità pari a 10 cm, rappresentativa dell'ordine di grandezza tipico della lunghezza dei grappoli.

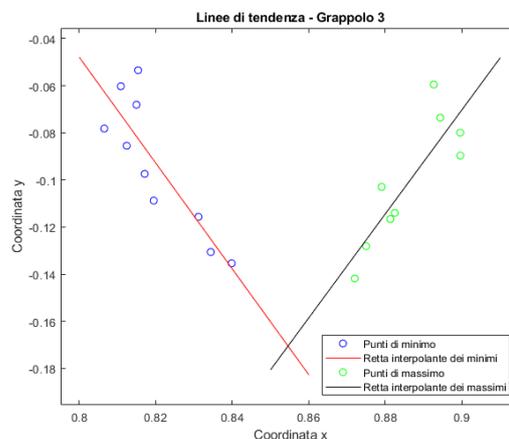


Figura 13. Angolo di punta del grappolo, MATLAB



Definite le quattro possibili variabili indipendenti, la legge ricercata, teoricamente, è espressa nella forma:

$$V = a + b \cdot D + c \cdot Lu + d \cdot La + e \cdot \alpha_L \quad (1)$$

ove V (cm³): volume del grappolo
 D (cm): dispersione dei punti della nuvola densa
 Lu (cm): lunghezza massima del grappolo
 La (cm): larghezza massima del grappolo
 α_L (cm): angolo di punta del grappolo, in lunghezza
 a, b, c, d, e (cm²): coefficienti

Tuttavia, in fase di sperimentazione, si è applicata la rimozione della variabile D dall'equazione ricercata, in quanto risultante meno significativa, concentrandosi sulle rimanenti, Lu, La e α_L . In definitiva, la legge approssimata individuata risulta essere:

$$V = -84.812 + 0.100 \cdot Lu^3 + 0.302 \cdot La^3 + 0.053 \cdot \alpha_L \quad (2)$$

L'R² della legge raggiunge lo 0.85. La media delle variazioni percentuali è dell'11.97% per i dodici grappoli di analisi (volumi stimati e residui in riferimento a CloudCompare in Tab. 4), del 25.26% per i grappoli di verifica (Tab. 5).

Un numero maggiore di grappoli avrebbe consentito di eseguire delle prove e verifiche più sicure: ciononostante, i grappoli utilizzati presentano un livello di eterogeneità tale da considerare soddisfacente la legge individuata, nonostante la lieve sovrastima.

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

Tabella 4. Volumi e residui, grappoli di analisi

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

Tabella 5. Volumi e residui, grappoli di verifica

4. CONCLUSIONI

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* (accuratezza totale: 87%) è stata raggiunta tra immagini con minori discrepanze spaziali e temporali in fase di acquisizione.

Parallelamente, a partire dal modello tridimensionale generato con fotografie da dispositivo cellulare, si è valutata la produzione

in un metro di filare: il volume complessivo dei dodici grappoli isolati è risultato pari a 2920 cm³. Considerato che il peso specifico del frutto si aggira intorno ai 600 kgm⁻³, 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 può considerarsi adeguato.

La valutazione della produzione è inoltre accompagnata dall'individuazione di una legge approssimata, da applicare per la stima del volume del grappolo, funzione di tre grandezze rappresentative: tale legge, frutto di un'analisi sperimentale e ottenuta sulla base di un piccolo campione statistico, ha generato una lieve sovrastima della produzione per l'area di interesse, rivelandosi abbastanza rappresentativa per tale porzione di filare e vitigno.

I quattro grappoli di verifica sono stati misurati in seguito a vendemmia determinando un volume complessivo di 840 cm³, molto simile a quello determinato con l'algoritmo empirico (920 cm³). Risultati più precisi sarebbero raggiungibili qualora l'individuazione della legge riguardasse un campione statistico più ampio.

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 utilizzo in parallelo di fotografie da dispositivo cellulare: la nuvola densa e il conseguente modello tridimensionale, infatti, sarebbero prodotti sulla base dei punti comuni di immagini tematiche vicine, e successivamente utilizzati per l'individuazione dei grappoli presenti e valutazione della produzione del sistema.

RICONOSCIMENTI

Il lavoro presentato, riportante i risultati di un tesi di laurea magistrale del Politecnico di Torino, è reso possibile grazie al Dipartimento di Ingegneria dell'Ambiente, del Territorio e delle Infrastrutture (DIATI) e al PoliTO Interdepartmental Centre for Service Robotics (PIC4SeR), che ha fornito la camera iperspettrale Rikola utilizzata.

Contributi dei singoli autori

Idea e concezione: A. Lingua; acquisizione: A. Lingua, F. Parizia; metodologia: F. Parizia, A. Lingua; software: F. Parizia; validazione: F. Parizia; analisi: F. Parizia; revisione: A. Lingua; supervisione: A. Lingua.

Tutti gli autori hanno letto e sono in accordo con quanto scritto nella versione dell'articolo pubblicata.

Fonti di finanziamento

Questo lavoro è stato in parte finanziato con fondi dell'Interdepartmental Centre for Service Robotics (PIC4SeR)

Ringraziamenti

Un sincero ringraziamento va all'azienda agricola 'Brevi Pendii', proprietaria del terreno messo a disposizione per tale studio.



BIBLIOGRAFIA

- Agisoft, 2021. Discover intelligent photogrammetry with Metashape.
<https://www.agisoft.com/>
- Boccardo P., Borgogno Mondino E., Disabato F., Giulio Tonolo F., Perez F., 2007. Laboratorio di Telerilevamento, guida all'utilizzo del software Envi. Versione 2. Politecnico di Torino, 2007.
- Borgogno Mondino E., Lessio A., 2015. Telerilevamento per l'agricoltura di precisione.
- Bouguet J. Y., 2015. Camera Calibration Toolbox for Matlab. Computational Vision at the California Institute of Technology. Camera Calibration Toolbox for MATLAB.
- Casa R., Pisante M., 2016. Agricoltura di Precisione. Metodi e tecnologie per migliorare l'efficienza e la sostenibilità dei sistemi colturali. 1.1 Definizione ed evoluzione storica dell'Agricoltura di Precisione, pp. 1-2. In: Collana Edagricole Università e Formazione. 1ª Edizione, novembre 2016.
- ESRI ArcGIS Pro, 2021. Overview of image classification.
<https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/help/analysis/image-analyst/overview-of-image-classification.htm>
- Gara T.W., Darvishzadeh R., Skidmore A.K., Wang T., Heurich, M., 2019. Evaluating the performance of PROSPECT in the retrieval of leaf traits across canopy throughout the growing season. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 2019, 83, 101919.
- MAPIR Camera, 2021. MAPIR Camera Reflectance Calibration Ground Target Package (V2)
<https://www.mapir.camera/products/mapir-camera-reflectance-calibration-ground-target-package-v2>
- Musci M. A., Aicardi I., Dabove P., Lingua A. M., 2019. Reliability of the geometric calibration of an hyperspectral frame camera. In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. XLII-2/W13. *ISPRS Geospatial Week 2019, Enschede, The Netherlands, 10–14 June 2019*.
- Novello, V. 2005. Lo stato delle conoscenze viticole sul 'Barbera'. n: Infowine: Rivista internet di Viticoltura ed Enologia, n. 2/2,
<https://www.infowine.com/intranet/libretti/libretto2941-01-1.pdf>
2006. 1° *Convegno Internazionale sul Barbera, Alessandria, 2-3 dicembre 2005*.
- Pascucci S., Pignatti S., Casa R., Darvishzadeh R., Huang W., 2020. Special Issue "Hyperspectral Remote Sensing of Agriculture and Vegetation". *Remote Sens.* 2020, 12, 3665; [doi:10.3390/rs12213665](https://doi.org/10.3390/rs12213665)
www.mdpi.com/journal/remotesensing
- Senop, n.d Rikola Hyperspectral camera, 2018, Optron, Hyperspectral
<http://senop.fi/optronicshyperspectral#hyperspectralCamera>
- Viglione A., 2006. Metodi statistici non-supervised per la stima di grandezze idrologiche in siti non strumentati. Tesi di Dottorato, Politecnico di Torino, Capitolo 2: Regionalizzazione delle grandezze indice, pp. 19-24.
- Yahui Guo, Senthilnath J., Wenxiang Wu, Xueqin Zhang, Zhaoqi Zeng, Han Huang, 2019. Radiometric Calibration for Multispectral Camera of Different Imaging Conditions Mounted on a UAV Platform. *Sustainability* 2019, 11, 978; [doi:10.3390/su11040978](https://doi.org/10.3390/su11040978). www.mdpi.com/journal/sustainability
- Weiss M., Jacob F., Duveiller G., 2020. Remote sensing for agricultural applications: A meta-review. *Remote Sens. Environ.* 2020, 236, 111402.

APPENDICE A: Risultati delle classificazioni in ArcGIS Pro



Figura A1: SVM, *pixel-based*, coppia 1



Figura A2: RT, *pixel-based*, coppia 1



Figura A3: SVM, *object-based*, coppia 1

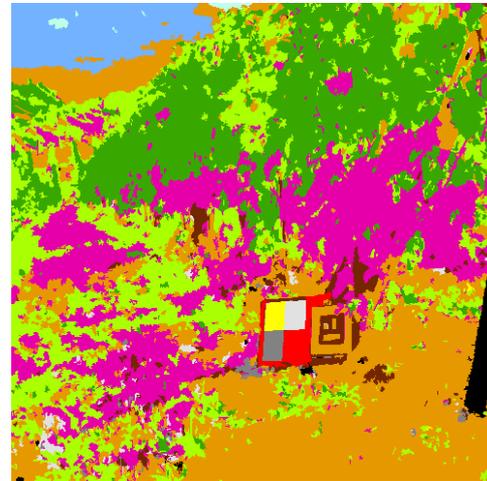


Figura A4: RT, *object-based*, coppia 1

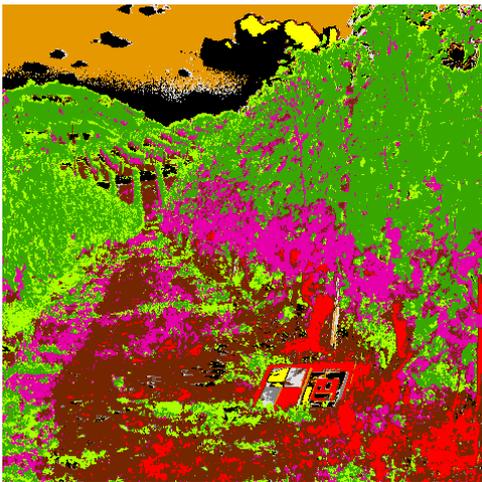


Figura A5: Porting, SVM, *pixel-based*, coppia 1



Figura A6: SVM, *pixel-based*, coppia 2

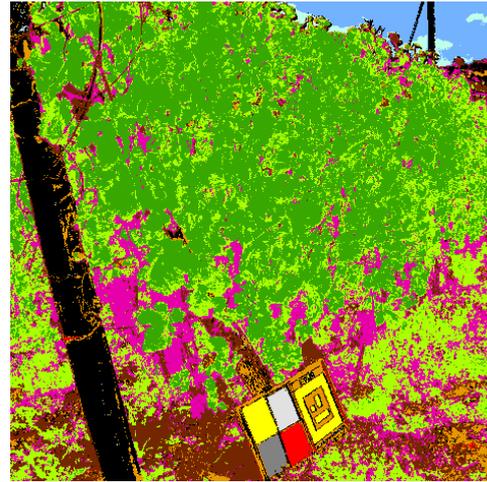


Figura A7: RT, *pixel-based*, coppia 2



Figura A8: SVM, *object-based*, coppia 2

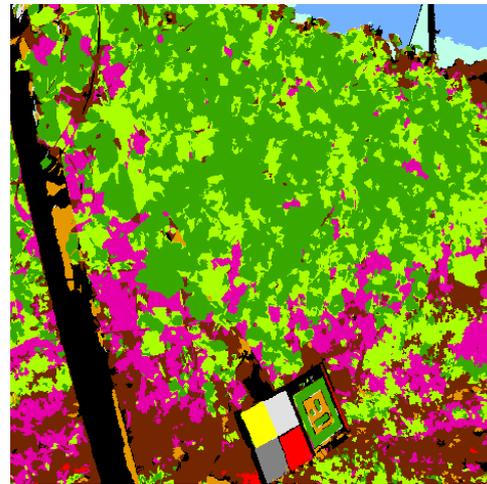


Figura A9: RT, *object-based*, coppia 2

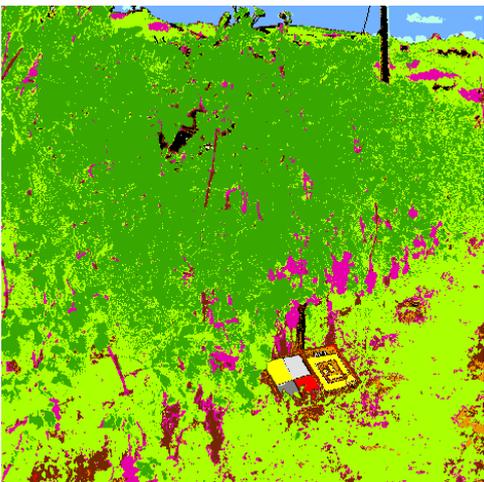


Figura A10: Porting, SVM, *pixel-based*, coppia 2



	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 A1. Matrice di Confusione, SVM *pixel-based*, coppia 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	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

Tabella A2. Matrice di Confusione, SVM *pixel-based*, Porting coppia 2, ArcGIS Pro