

Classificazione di coperture forestali con dati iperspettrali della missione PRISMA e tecniche di apprendimento automatico per l'impiego negli inventari forestali

Patrizia Gasparini¹, Lucio Di Cosmo¹, Antonio Floris¹, Federica Murgia¹, Maria Rizzo¹, Lorenzo Bruzzone², Mattia Ferrari²

¹ Consiglio per la Ricerca in agricoltura e l'Analisi dell'Economia agraria (CREA) – Centro di ricerca Foreste e Legno, Trento (IT)

patrizia.gasparini@crea.gov.it

lucio.dicosmo@crea.gov.it

antonio.floris@crea.gov.it

federica.murgia@crea.gov.it

maria.rizzo@crea.gov.it

² Università degli Studi di Trento - Dipartimento di Ingegneria e Scienza dell'Informazione

lorenzo.bruzzone@unitn.it

mattia.ferrari-2@unitn.it

Abstract.

La classificazione delle coperture forestali consiste nell'individuazione di unità omogenee per composizione specifica, caratteri ecologici o selvicolturali. L'inventario forestale nazionale italiano INFC distingue i boschi secondo 17 categorie forestali sulla base della o delle specie forestali prevalenti.

Il testo illustra lo sviluppo e l'applicazione di algoritmi di classificazione automatica della copertura forestale secondo lo schema INFC basati su dati iperspettrali della missione PRISMA e metodi di deep learning. L'attività descritta è parte del progetto AFORISMA, finanziato dal Bando PRISMA SCIENZA (DC-UOT-2019-061) di ASI.

Vengono descritti: i) la raccolta delle verità a terra, ii) la modalità di suddivisione dei campioni, iii) l'architettura di classificazione sviluppata, iv) i primi risultati ottenuti per lo scenario alpino e v) le principali criticità e i possibili sviluppi applicativi.

Parole chiave: inventari forestali, classificazione copertura forestale, dati iperspettrali, deep learning, small area estimation

1 Introduzione

La descrizione delle risorse forestali di un territorio presuppone la classificazione delle stesse in unità omogenee per composizione specifica o per caratteri ecologici o selvicolturali. Negli inventari forestali la classificazione per specie è uno dei criteri per

l'individuazione di sottoinsiemi della popolazione oggetto di studio per i quali produrre le stime dei parametri di interesse. La suddivisione del bosco per categorie o classi sulla base della composizione in specie può essere adottata, inoltre, quale criterio di stratificazione del campione, per migliorare la precisione delle stime, come avvenuto per gli ultimi due inventari forestali nazionali realizzati in Italia.

L'attribuzione della o delle specie che caratterizzano una categoria o classe di bosco può essere effettuata sulla base di osservazioni e misure di campo o attraverso telerilevamento. Il numero di studi finalizzati al riconoscimento delle specie arboree mediante dati telerilevati è aumentato costantemente negli ultimi decenni, anche se non sono molti gli esempi relativi a grandi estensioni geografiche [1].

Lo schema di classificazione adottato dall'inventario forestale nazionale italiano INFC [2] prevede per i boschi 17 categorie forestali distinte sulla base della o delle specie forestali prevalenti in termini di copertura. La categoria forestale è stata attribuita in campo dai rilevatori per i punti di campionamento di seconda fase [3].

Una delle sfide degli inventari forestali è quella di fornire informazioni per piccoli sottoinsiemi della popolazione quali sono, ad esempio, le aree forestali di un comune o di un'area protetta [4]. Ciò richiede di realizzare un campionamento molto intenso, che spesso non è realizzabile nell'ambito di un inventario forestale su scala nazionale o regionale. In alternativa, si può ricorrere a tecniche di "small area estimation" per produrre stime su piccole superfici a partire dai risultati di un campionamento realizzato su un'area molto ampia e da dati ausiliari o modelli applicabili all'area piccola [5]. Tali tecniche sono state applicate ad esempio da [6] per stimare la proporzione di bosco e il volume legnoso per un cantone svizzero combinando dati Lidar e dati derivanti dai rilievi a terra dell'inventario forestale nazionale.

Il presente contributo illustra le attività svolte per lo sviluppo di algoritmi di classificazione automatica della copertura forestale secondo lo schema INFC applicabili in scenari ampi e potenzialmente estendibili a scala nazionale, basati su dati iperspettrali della missione PRISMA acquisiti dall'Agenzia Spaziale Italiana (ASI) [7] e metodi di deep learning. La mappa delle categorie forestali prodotta è stata quindi utilizzata per stimare la superficie delle stesse in un territorio di piccole dimensioni. L'attività descritta è parte del progetto "Apprendimento automatico per l'analisi di coperture forestali con dati iperspettrali della missione PRISMA a supporto dell'inventario forestale nazionale (AFORISMA)", finanziato dal Bando PRISMA SCIENZA (DC-UOT-2019-061) di ASI.

Vengono di seguito descritti: i) i dati di verità a terra utilizzati per l'addestramento del modello di deep learning, ii) la modalità di suddivisione dei campioni in dati di allenamento, validazione e test, iii) l'architettura di classificazione sviluppata, iv) i primi risultati ottenuti per la classificazione delle categorie forestali e per la stima della loro estensione sul territorio di un insieme di comuni e v) le principali criticità e i possibili sviluppi applicativi.

2 Dati e metodi

2.1 Area di studio e dati

Area di studio. Il progetto AFORISMA ha interessato tre ampie aree di studio di forma rettangolare corrispondenti ad altrettante immagini stripmap di PRISMA, allo scopo di coprire il maggior numero possibile di categorie forestali presenti sul territorio italiano. Il presente contributo si riferisce alla prima delle tre aree, che comprende 4 frame di 30×30 km per una superficie totale di 3600 km^2 , situata nelle Alpi centro-orientali tra la regione Veneto e le provincie di Trento e Bolzano (Figura 1). Le altre due aree di studio sono situate una nell'Appennino centrale, tra le regioni Umbria, Marche e Lazio, e l'altra nell'Appennino meridionale, nelle regioni Basilicata e Campania.

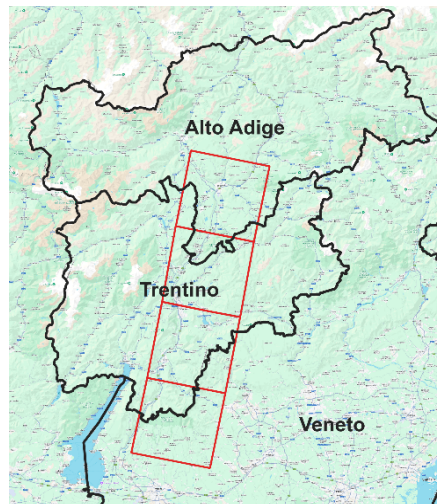


Fig. 1. Area considerata in questo studio.

I dati di verità a terra. I dati di verità a terra derivano dalla fotointerpretazione di ortofoto digitali del volo AGEA 2018-20 con risoluzione media 20 cm e da rilievi in campo eseguiti tra l'estate 2023 e la primavera 2024. Per ciascun punto di verità osservato su ortofoto sono stati classificati la categoria forestale secondo lo schema INFC [2], il grado di copertura arborea, arbustiva e totale (< 5%, 5-10%, 11-20%, 21-50%, 51-80% e > 80%), e il grado di mescolanza (puro di conifere, puro di latifoglie o misto di conifere e latifoglie) secondo il protocollo di rilievo dell'inventario [3]. L'unità di riferimento della classificazione è rappresentata dal pixel 30×30 m dell'immagine PRISMA, identificato dal suo centroide, che corrisponde all'incirca all'unità di campionamento AdS13 (plot circolare con raggio pari a 13 m) dell'inventario forestale. La localizzazione dei centroidi sull'ortofoto è resa possibile da una griglia con passo 30 m sovrapposta all'area di studio co-registrata con l'immagine PRISMA. I rilievi a

terra sono serviti a costruire le chiavi di fotointerpretazione e a raccogliere dati aggiuntivi sulla copertura delle singole specie arboree per classi di ampiezza del 10%, ai fini dello sviluppo degli algoritmi in modalità spectral unmixing (modalità non considerata in questo articolo). I centroidi interessati dai rilievi in campo sono stati posizionati mediante una procedura di navigazione assistita da GPS con precisione sub-metrica. Sono state raccolte complessivamente oltre mille osservazioni per ciascuna categoria forestale presente nelle aree di studio, ripartite in almeno tre zone distinte geograficamente per ciascuna area, individuate grazie alla presenza di punti di seconda fase INFC, dei quali era nota la categoria forestale, e a informazioni derivanti da piani di assestamento o carte della vegetazione locali.

La Tabella 1 riporta il numero di campioni di verità a terra da fotointerpretazione classificati nell'area di studio alpina.

Tabella 1. Numero di campioni di verità a terra classificati da fotointerpretazione per l'area di studio alpina (* categoria con verità a terra solo nell'area di studio alpina; ** categoria con verità a terra in più aree di studio).

Categorie Forestali	Numero di verità a terra
Boschi di larice e cembro*	1061
Boschi di abete rosso*	1197
Boschi di abete bianco*	1051
Pinete di pino silvestre e montano*	1005
Pinete di pino nero**	400
Faggete**	715
Querceti a rovere, roverella e farnia**	510
Castagneti**	495
Ostrieti, carpineti**	748
Boschi igrofilo e Altri boschi caducifogli*	620
Non bosco**	475
Totale	8277

I dati iperspettrali. Gli algoritmi di classificazione automatica della copertura forestale sviluppati sono basati sui dati iperspettrali della missione PRISMA [7]. Il satellite trasporta uno spettrometro per le bande VIS/NIR (Visibile/Infrarosso Vicino) e NIR/SWIR (Infrarosso Vicino/Infrarosso a onde Corte), per un totale di 239 canali di acquisizione con una risoluzione spettrale minore o al massimo uguale a 12 nm, ed una camera per l'acquisizione di immagini pancromatiche. Le risoluzioni spaziali delle immagini iperspettrali e pancromatiche sono rispettivamente pari a 30 m e 5 m rispettivamente, con una ampiezza dello swath di 30 km. La risoluzione temporale nominale è di 29 giorni con una capacità di rivisita di un obiettivo specifico di 7 giorni. Per la generazione della mappa di classificazione della copertura forestale è stata usata

una sola immagine estiva al posto delle tre immagini di stagioni diverse inizialmente previste, acquisita in data 13 agosto 2023.

Al fine di massimizzare la co-registrazione dei dati di verità a terra con i pixel dell'immagine PRISMA si è proceduto alla correzione dell'errore di geolocalizzazione delle immagini basandosi su ortofoto AGEA e utilizzando l'algoritmo AROSICS [8], ottenendo una riduzione dell'errore di co-registrazione da 137.6 m a 9.9 m.

2.2 Suddivisione del campione

Una corretta suddivisione dei campioni di verità a terra in insiemi di addestramento, validazione e test risulta essenziale per garantire risultati di classificazione robusti e una caratterizzazione corretta dell'accuratezza. A tal fine, la suddivisione del dataset è eseguita mediante un algoritmo di cross-validazione spaziale, considerando dieci permutazioni distinte per gli insiemi di addestramento e validazione. Il processo di partizionamento dei campioni è illustrato nella Figura 2.

Nello specifico, il primo passaggio è l'individuazione di un angolo iniziale compreso tra 0 e 360 gradi. I campioni relativi a ciascuna categoria forestale vengono successivamente raggruppati spazialmente in cluster omogenei mediante un metodo di clustering agglomerativo. Il numero di cluster per ciascuna categoria è determinato con l'obiettivo di ridurre al minimo la correlazione tra i sottoinsiemi di addestramento, validazione e test. Successivamente, i campioni vengono assegnati ai sottoinsiemi per la prima permutazione seguendo il seguente metodo: il primo 60% dei campioni di ciascuna classe, selezionato in ordine orario a partire dall'angolo stabilito, viene assegnato all'insieme di addestramento; il 20% successivo è destinato all'insieme di validazione, mentre il restante 20% è riservato all'insieme di test. Per generare una nuova permutazione del dataset, l'angolo iniziale viene incrementato di un valore pari al rapporto tra 360 e il numero di permutazioni, mantenendo invariato il processo di selezione dei campioni per gli insiemi di addestramento e validazione. I campioni assegnati al test rimangono costanti per ciascuna permutazione.

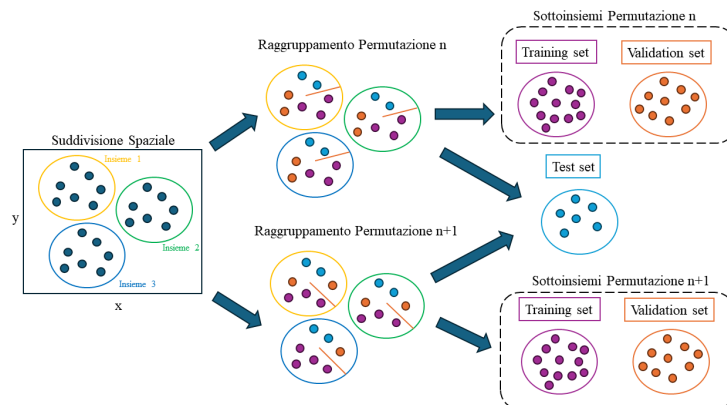


Fig. 2. Illustrazione del processo di suddivisione dei campioni adottato.

2.3 Architettura di classificazione

Considerate le caratteristiche dei dati PRISMA, che includono immagini iperspettrali e pancromatiche, e valutati i potenziali benefici derivanti dall'integrazione del modello digitale del terreno (DEM) per la classificazione delle categorie forestali, è stata sviluppata un'architettura a tre rami. Ciascun ramo è dedicato all'estrazione delle feature da una delle tre diverse sorgenti di dati. Le caratteristiche estratte dai tre rami vengono successivamente concatenate e classificate tramite un layer lineare. Lo schema generale della rete neurale è illustrato in Figura 3.

Il ramo della rete dedicato all'elaborazione dei dati iperspettrali è stato definito considerando due vincoli principali. In primo luogo, è stato deciso di non sfruttare il contesto spaziale, a causa della bassa risoluzione geometrica dei dati iperspettrali PRISMA. Il secondo vincolo riguarda la limitata disponibilità di campioni etichettati. Tale restrizione ha impedito l'adozione di metodologie basate su self-attention, poiché queste avrebbero significativamente aumentato la complessità della rete, compromettendo l'equilibrio tra il numero di parametri da allenare e la disponibilità di campioni di verità a terra. Di conseguenza, questo ramo sfrutta esclusivamente il contesto spettrale ed è costituito da sei layer convoluzionali 1D, con funzioni di attivazione ReLU, normalizzazione batch e connessioni residuali [9].

Gli altri due rami seguono una struttura analoga. Il secondo ramo, in particolare, elabora l'immagine pancromatica ad alta risoluzione geometrica per modellare l'informazione spaziale della scena. Poiché si prevede che questa immagine contenga informazioni meno discriminanti rispetto alla firma spettrale, la profondità del ramo convoluzionale 2D è stata ridotta rispetto a quella del ramo spettrale. Per quanto riguarda il ramo che elabora il DEM, è stata adottata una rete del tutto simile a quella utilizzata per il dato pancromatico. Le differenze riguardano solo la dimensione dei kernel, dovuta alle differenti dimensioni della patch in ingresso.

Il numero di features estratte in ciascuno dei tre rami è stato opportunamente calibrato al fine di bilanciare l'importanza di ciascuna sorgente informativa. Per l'addestramento della rete è stata impiegata una funzione di costo di tipo Cross-Entropy.

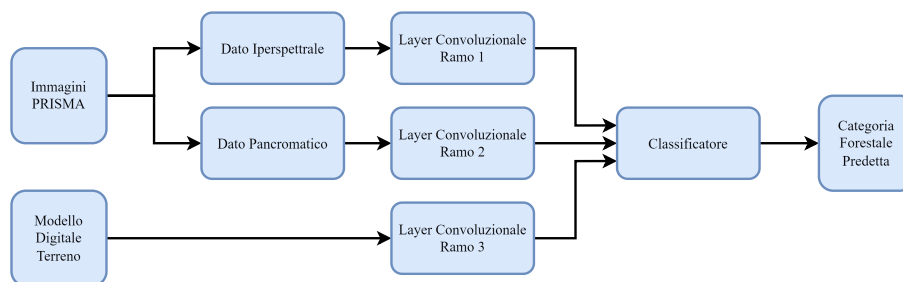


Fig. 3. Schema a blocchi dell'architettura di classificazione proposta.

2.4 Applicazione della classificazione automatica per stime inventariali su piccole superfici

L'algoritmo di classificazione sviluppato è stato utilizzato per ottenere la mappa delle categorie forestali del bosco per l'intera area di studio, attraverso la classificazione automatica dell'immagine PRISMA preceduta dall'applicazione di una maschera bosco/non bosco derivata da Copernicus Land Cover Map Services (CLMS) [10]. La mappa così ottenuta è servita ad attribuire la categoria forestale ai punti di campionamento di prima fase INFC (364 punti) relativi a una piccola porzione di territorio, rappresentata dalla Comunità di Valle Alta Valsugana e Bernstol (CdV-AVB) in provincia di Trento (Figura 4), di estensione pari a 359.9 km². Considerando il campione di prima fase come il risultato di un campionamento casuale operato sull'area rappresentata dall'insieme delle maglie del reticolo INFC che ricoprono il territorio della CdV-AVB, lo stimatore sintetico della superficie delle categorie forestali nella CdV-AVB è il seguente:

$$\hat{a}_i = R \frac{1}{NQ} n_i$$

dove n_i corrisponde al numero di punti di prima fase INFC assegnati alla categoria forestale i -esima, mentre R e N corrispondono rispettivamente alla superficie e al numero di celle del reticolo di campionamento INFC che ricopre il territorio della CdV-AVB. La stima di superficie è stata quindi calibrata in funzione della superficie nota A della CdV-AVB. La varianza di \hat{a}_i è stimata pari a

$$\hat{v}(\hat{a}_i) = R^2 * \hat{v}(\hat{P}_i)$$

con

$$\hat{v}(\hat{P}_i) = P_i * (1 - P_i) / NQ$$

e con $\hat{P}_i = n_i / NQ$. Le stime così ottenute sono state messe a confronto con quelle derivanti dallo stimatore diretto a due fasi utilizzato per le stime di superficie INFC [11] applicato ai dati del campione INFC di seconda fase per il territorio della CdV-AVB (91 punti rilevati in campo).

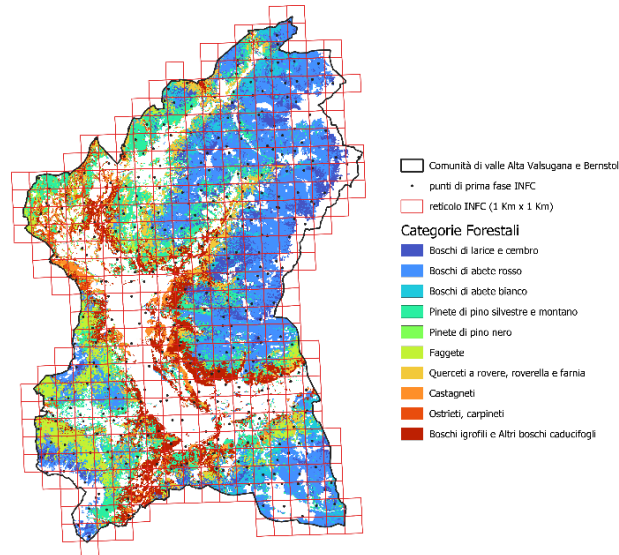


Fig. 4. Mappa delle categorie forestali ottenuta per classificazione automatica dell'immagine iperspettrale PRISMA per il territorio della Comunità di valle Alta Valsugana e Bernstol, con sovrapposizione del reticolo e dei punti di campionamento di prima fase INFC.

3 Risultati

3.1 Accuratezza della classificazione

L'architettura di classificazione di categorie forestali è stata ottimizzata massimizzando l'F1-Score medio sulle dieci permutazioni dell'insieme di validazione, utilizzando l'algoritmo Tree-structured Parzen Estimator [12]. I risultati presenti in Tabella 2 riportano gli F1-Score per ciascuna categoria forestale. L'F1-Score medio ottenuto è 85.43% per il validation set e a 84.57% per il test set. Inoltre, quasi tutte le categorie forestali presentano un'accuratezza di classificazione superiore a 80% e in alcuni casi anche maggiore di 90%. In generale, quindi l'accuratezza di classificazione ottenuta è molto buona. Un'analisi dettagliata dei risultati di classificazione per ciascuna classe è fornita dalla matrice di confusione riportata in Figura 5. Si può osservare che un numero limitato di errori è legato alle classi *Boschi di larice-cembro* confusi con i *Boschi di abete rosso*, *Boschi di abete rosso* confusi con i *Boschi di abete bianco*, e i *Boschi di abete bianco*, confusi con i *Boschi di abete rosso* e le *Pinete di pino silvestre e montano*. Tali errori di classificazione sono considerati accettabili data la presenza di boschi misti di queste specie nell'area di studio. Si riscontra invece un errore maggiore nella classificazione dei *Querceti a rovere, roverella e farnia*, e dei *Boschi igrofili e Altri boschi caducifogli*. I primi vengono spesso confusi con i secondi, mentre questi ultimi a volte sono classificati come *Non bosco*.

Tabella 2. Accuratezza di classificazione ottenuta per le diverse categorie forestali misurata come F1-Score.

Categorie Forestali	Validazione	Test
Boschi di larice e cembro	91.55%	89.49%
Boschi di abete rosso	85.76%	82.20%
Boschi di abete bianco	87.07%	85.53%
Pinete di pino silvestre e montano	90.39%	96.40%
Pinete di pino nero	95.02%	96.43%
Faggete	94.56%	87.40%
Querceti di rovere, roverella e farnia	70.45%	71.74%
Castagneti	68.45%	78.61%
Ostrieti, carpineti	90.88%	96.77%
Boschi igrofilo e Altri boschi caducifogli	78.51%	65.53%
Non bosco	87.10%	80.19%
Media	85.43%	84.57%

Boschi di larice e cembro	183	34	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Boschi di abete rosso	5	194	26	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Boschi di abete bianco	2	11	195	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Pinete di pino silvestre e montano	1	0	1	214	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Pinete di pino nero	0	0	0	0	81	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Faggete	0	4	1	0	6	111	2	9	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Querceti di rovere, roverella e farnia	0	0	0	0	0	0	66	7	0	22	8	0	0	0	0	0	0	0	0
Castagneti	0	0	0	3	0	0	5	79	1	9	2	0	0	0	0	0	0	0	0
Ostrieti, carpineti	0	0	0	0	0	4	0	0	150	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Boschi igrofilo e Altri boschi caducifogli	0	0	9	0	0	3	8	7	1	77	19	0	0	0	0	0	0	0	0
Non bosco	0	4	4	0	0	0	0	0	0	2	2	83	0	0	0	0	0	0	0
	Boschi di larice e cembro	Boschi di abete rosso	Boschi di abete bianco	Pinete di pino silvestre e montano	Pinete di pino nero	Faggete	Querceti di rovere, roverella e farnia	Castagneti	Ostrieti, carpineti	Boschi igrofilo e Altri boschi caducifogli	Non bosco								

Fig. 5. Matrice di confusione della classificazione (classi osservate nelle colonne; classi predette nelle righe).

3.2 Stima della ripartizione del bosco per la Comunità di Valle Alta Valsugana e Bernstol

Le stime della superficie delle categorie forestali del bosco nel territorio della CdV-AVB ottenute con lo stimatore diretto a due fasi e con lo stimatore sintetico a una fase e i relativi errori campionari sono riportati in Tabella 3.

Come atteso, gli errori di stima si riducono notevolmente, mediamente della metà, per effetto dell'aumento della numerosità campionaria, eccetto che per la categoria degli *Ostrieti e carpineti*. Le stime di seconda fase per un territorio molto piccolo, infatti, sono caratterizzate da errori di stima elevati in quanto il campione di seconda fase è dimensionato per ottenere errori di stima accettabili a livello di territori più ampi, quali le regioni italiane.

Si osserva che per cinque categorie (*Boschi di larice e cembro*, *Pinete di pino nero*, *Castagneti*, *Ostrieti e carpineti*, e *Boschi igrofilo e Altri boschi caducifogli*) le stime ottenute con lo stimatore sintetico a una fase per la CdV-AVB non sono significativamente diverse da quelle derivate dal campione di seconda fase. Inoltre, lo stimatore sintetico evidenzia la presenza di una superficie non trascurabile di *Querceti di rovere*, *roverella e farnia*, categoria effettivamente presente nel territorio indagato, ma la cui presenza non viene evidenziata dal campione di seconda fase INFC a causa della sua ridotta dimensione e della modalità di estrazione adottata per l'inventario.

Tuttavia, si evidenzia una differenza significativa tra le stime derivate dal campione di seconda fase e quelle derivate dal campione di prima fase per le restanti categorie forestali (*Boschi di abete rosso*, *Boschi di abete bianco*, *Pinete di pino silvestre e montano* e *Faggete*). Tali differenze suggeriscono una sottorappresentazione dei *Boschi di abete rosso* e delle *Faggete* nella mappa, a vantaggio dei *Boschi di abete bianco* e delle *Pinete di pino silvestre e montano*. Una possibile spiegazione è data dalla presenza, nel territorio della CdV-AVB, di molti boschi misti di queste specie. La caratteristica della mappa di sovrarappresentare i *Boschi di abete bianco* e le *Pinete di pino silvestre e montano* e di sottorappresentare le *Faggete* si riscontra anche a livello dell'intera area di studio alpina oggetto di classificazione automatica.

Tabella 3. Stime della superficie delle categorie forestali del bosco nel territorio della Comunità di Valle Alta Valsugana e Bernstol ottenute dal campione di seconda fase e dal campione di prima fase dell'INFC, quest'ultimo classificato sulla base della mappa prodotta per classificazione automatica delle immagini PRISMA.

Categorie Forestali	Stime da campione fase 2		Stime da campione fase 1	
	Superficie (ha)	ES%	Superficie (ha)	ES%
Boschi di larice e cembro	3964	30.1	3461	16.4
Boschi di abete rosso	11892	17.2	7318	10.7
Boschi di abete bianco	721	70.8	2472	19.6
Pinete di pino silvestre e montano	2162	40.8	4450	14.3
Pinete di pino nero	360	100.2	396	50.3
Faggete	4817	27.8	1483	25.6

Querceti a rovere, roverella e farnia	0	-	1978	22.1
Castagneti	360	100.2	396	50.3
Ostrieti, carpineti	1802	44.7	494	45.0
Boschi igrofilo e Altri boschi caducifogli	2883	48.3	3264	16.9
Totale	28961	10.9	25713	3.9

4 Discussione e conclusioni

Lo studio presentato si caratterizza per la stretta sinergia tra obiettivi di carattere sperimentale, relativi allo sviluppo di tecniche automatiche di classificazione di dati iperspettrali prodotti dalla missione PRISMA, e obiettivi di carattere applicativo, relativi alla possibilità di impiego dei prodotti della classificazione automatica della composizione in specie delle aree forestali per indagini campionarie quali l'inventario forestale nazionale.

I risultati ottenuti in termini di accuratezza della classificazione sono molto incoraggianti. Nonostante l'impiego di una sola immagine estiva al posto delle tre immagini di stagioni diverse inizialmente previste, i valori di F1 score ottenuti sono superiori a 85% e 80%, rispettivamente per il campione di validazione e test, per la maggior parte delle categorie forestali indagate. La matrice di confusione evidenzia una quota di errori di classificazione limitata per le prime tre categorie forestali (*Boschi di larice e cembro*, *Boschi di abete rosso* e *Boschi di abete bianco*), verosimilmente dovuta alla presenza di boschi misti delle tre specie nelle aree di raccolta delle verità a terra. La minore accuratezza osservata per la classificazione delle categorie dei *Querceti a rovere, roverella e farnia* e dei *Castagneti* è probabilmente dovuta alle peculiarità di queste categorie nell'area di studio, dove esse sono presenti in forma frammentata e spesso frammista ad altre categorie. Nel complesso, comunque, l'accuratezza di classificazione ottenuta è soddisfacente.

Nel caso di studio, l'adozione dello schema di classificazione INFC per la raccolta delle verità a terra e la produzione di una mappa delle categorie forestali coerente con lo stesso per l'intera area di studio consentono di testare l'utilità della classificazione automatica per stime inventariali su piccole superfici. I risultati ottenuti in un territorio di dimensioni limitate rispetto a quelle di una regione italiana evidenziano un vantaggio nella riduzione dell'errore di stima insieme ad alcune criticità relative all'accuratezza della mappatura di alcune categorie forestali che verranno studiate negli sviluppi futuri del presente lavoro.

Riferimenti bibliografici

1. Fassnacht F. E., Latifi H., Stereńczak K., Modzelewska A., Lefsky M., Waser L.T., Straub C., Ghosh A.: Review of studies on tree species classification from remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment* 186, 64–87 (2016).
2. Gasparini, P., Floris, A.: Definitions and Sampling Design. In: Gasparini, P., Di Cosmo, L., Floris, A., De Laurentis, D. (eds) *Italian National Forest Inventory—Methods and Results of the Third Survey*. Springer Tracts in Civil Engineering. Springer, Cham, pp.17-48. https://doi.org/10.1007/978-3-030-98678-0_2 (2022).
3. Floris A., Di Cosmo L., Rizzo M., Patrone A.: Field assessment – Survey Protocols and Data Collection. In: Gasparini, P., Di Cosmo, L., Floris, A., De Laurentis, D. (eds) *Italian National Forest Inventory—Methods and Results of the Third Survey*. Springer Tracts in Civil Engineering. Springer, Cham, pp. 67-101. https://doi.org/10.1007/978-3-030-98678-0_2 (2022).
4. Breidenbach, J., Astrup, R.: Small area estimation of forest attributes in the Norwegian National Forest Inventory. *European Journal of Forest Research* 131, 1255-1267 (2012).
5. Steinmann, K., Mandallaz, D., Ginzler, C., Lanz, A.: Small area estimations of proportion of forest and timber volume combining Lidar data and stereo aerial images with terrestrial data. *Scandinavian Journal of Forest Research* 28, 373-385 (2013).
6. Dettmann G. T., Radtke P.J., Coulston J.W., Green P.C., Wilson B.T., Moisen G.G.. Review and Synthesis of Estimation Strategies to Meet Small Area Needs in Forest Inventory. *Front. For. Glob. Change* 5:813569. doi:10.3389/ffgc.2022.813569 (2022).
7. PRISMA– eoPortal, <https://www.eoportal.org/satellite-missions/prisma-hyperspectral#eo-quick-facts-section>, ultimo accesso 2024/09/05.
8. Scheffler D., Hollstein A., Diedrich H., Segl K., Hostert P.: AROSICS: An automated and robust open-source image co-registration software for multi-sensor satellite data. *Remote sensing*, 9(7), 676 (2017).
9. He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J.: Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 770-778 (2016).
10. Copernicus Land Cover Map Services (CLMS) <https://land.copernicus.eu/en/products/high-resolution-layer-forest-type>, ultimo accesso 2024/09/05.
11. Fattorini, L., Gasparini, P., De Natale, F.: Descrizione generale delle procedure di stima. In: Gasparini P., Tabacchi G. (eds.) *L’Inventario Nazionale delle Foreste e dei serbatoi forestali di Carbonio INFC 2005. Secondo inventario forestale nazionale italiano. Metodi e risultati*, pp. 75–81. Edagricole-Il Sole 24 Ore, Milano. ISBN 978-88-506-5394-2.
12. Ozaki, Y., Tanigaki, Y., Watanabe, S., Nomura, M., & Onishi, M.: Multiobjective tree-structured Parzen estimator. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 73, 1209-1250 (2022).