Intelligenza artificiale spiegabile per l'identificazione delle foreste mature e vetuste in Italia: il confronto con la rete Natura 2000

Costanza Borghi[1[0000-0002-5334-7548]], Francesco Solano[2[0000-0002-2457-5517]], Giovanni D'Amico[1[0000-0002-2341-3268]], Titomanlio Pepe[2[0009-0001-0638-9411]], Elia Vangi[1[0000-0002-9772-2258]], Mattia Niccoli[1[0009-0005-9744-1295]], Francesco Parisi[3,4[0000-0002-1914-7331]], Davide Travaglini[1[0000-0003-0706-2653]], Giancarlo Papitto[5[0009-0004-1897-162X]], Gianluca Piovesan[6[0000-0002-3214-0839]] e Gherardo Chirici[1[0000-0002-0669-5726]]

[1] Università degli Studi di Firenze, Dipartimento di Scienze e Tecnologie Agrarie, Alimentari, Ambientali e Forestali (DAGRI), Piazzale delle Cascine 18, 50144 Firenze. costanza.borghi@unifi.it; giovanni.damico@unifi.it; elia.vangi@unifi.it; mattia.niccoli@unifi.it; davide.travaglini@unifi.it; gherardo.chirici@unifi.it

[2] Università degli Studi della Tuscia, Dipartimento di Scienze Agrarie e Forestali (DAFNE), Via San Camillo de Lellis s.n.c., 01100 Viterbo. f.solano@unitus.it, titomanlio.pepe@unitus.it

[3] Università degli Studi del Molise, Dipartimento di Bioscienze e Territorio, Contrada Fonte Lappone, 86090 Pesche (IS). francesco.parisi@unimol.it

[4] National Research Council of Italy - Institute of Technologies and Environmental Intelligence (CNR-ITIAm), Area della Ricerca Roma 1, Strada Provinciale 35d, 9, Montelibretti, 00010 Rome, Italy. francesco.parisi@unimol.it

[5] Accademia Italiana di Scienze Forestali, Piazza Edison 11, 50133 Firenze. giancarlo.papitto@carabinieri.it

[6] Università degli Studi della Tuscia, Dipartimento di Scienze Ecologiche e Biologiche (DEB), Largo dell'Università s.n.c., 01100 Viterbo. piovesan@unitus.it

Abstract. Partendo da un modello Random Forest già sviluppato per mappare a 30 m le foreste mature e vetuste italiane, si confronta la mappa con la rete Natura 2000 e si interpreta il modello con SHAP (SHapley Additive exPlanations). Dai risultati ottenuti, il 61% della foresta nel decile più alto del punteggio, soprattutto quella alpina, risulta fuori dalla rete; SHAP mostra che queste aree sono spiegate dagli stessi predittori di quelle interne, indicando aree prioritarie per verifiche in campo.

Parole chiave: Biodiversità, Random Forest, SHAP, Nature Restoration Law, Telerilevamento, Natura 2000.

1 Introduzione

Le foreste vetuste rappresentano condizioni strutturalmente complesse e funzionalmente distintive, associate a stadi successionali avanzati, a lunghi periodi privi di disturbi di grande entità e a un'elevata complessità biologica [1]. Ospitano generalmente alberi vecchi [2], chiome pluristratificate, abbondante necromassa e

numerosi microhabitat: attributi che tuttavia variano con il contesto biogeografico, il tipo forestale e la storia d'uso del suolo. In Europa le foreste primarie e vetuste cartografate occupano circa 1,35 Mha, meno del 3% della superficie forestale, e ulteriori 4,4 Mha potrebbero esistere senza essere ancora state individuate [3]; solo una piccola parte di esse è rigorosamente protetta [4]. Framework internazionali, come le linee guida europee sulle foreste primarie e vetuste [5] e la Nature Restoration Law, richiedono approcci scalabili, trasparenti e precauzionali per la loro mappatura, valutazione e protezione, compiti resi più complessi dall'assenza di una definizione universale di tali boschi [6, 7].

La rete Natura 2000, istituita dalla Direttiva Habitat (92/43/CEE) e dalla Direttiva Uccelli (2009/147/CE), è il principale strumento dell'Unione Europea per la conservazione della biodiversità: nel 2024 comprendeva 27.173 siti, pari al 18,6% della superficie terrestre dell'UE [8]. In Italia la rete conta 2.649 siti (SIC/ZSC e ZPS), che coprono circa il 20% del territorio nazionale [9]. Le foreste ne sono una componente centrale: occupano circa la metà della superficie terrestre della rete. Anche a livello europeo, circa il 21% delle foreste ricade all'interno dei siti Natura 2000 [10]. Le aree protette contribuiscono anche alla mitigazione dei cambiamenti climatici, perché conservano stock di carbonio epigeo più elevati rispetto ad aree comparabili non protette [11]; in Europa, i dati LiDAR satellitari indicano inoltre che le foreste protette mantengono, in media, altezze e complessità strutturale verticale maggiori rispetto a foreste comparabili non protette [12]. Per alcune specie bersaglio, come gli uccelli dell'Allegato I della Direttiva Uccelli, una maggiore copertura della rete è associata a tendenze di popolazione più favorevoli [13]. I siti sono tuttavia designati sulla base di habitat e specie di interesse comunitario, e non della maturità strutturale delle foreste. Una quota rilevante delle foreste primarie e vetuste europee resta così priva di protezione rigorosa [4, 14], mentre la Strategia dell'UE sulla biodiversità per il 2030 chiede di proteggere il 30% del territorio, di cui almeno un terzo in modo rigoroso, includendo tutte le foreste primarie e vetuste ancora presenti [5, 15]. Valutare in che misura le foreste con caratteristiche di maturità ricadono nella rete è quindi un passaggio necessario per orientare l'eventuale estensione della tutela.

Su scala nazionale, la mappatura delle foreste mature e vetuste richiede di spazializzare, in modo continuo sul territorio, attributi che gli inventari forestali misurano solo in punti di campionamento. Le serie storiche di immagini ottiche, come Landsat e Sentinel-2, possono descrivere la dinamica della copertura forestale e la storia dei disturbi, e la loro integrazione con i dati inventariali consente di stimare in modo continuo attributi come la provvigione, lo stock di carbonio e l'incremento corrente. I dati bidimensionali, tuttavia, non descrivono direttamente la struttura verticale dei popolamenti. Le metriche LiDAR migliorano sensibilmente l'identificazione delle foreste vetuste [16, 17], ma in Italia non esiste attualmente una copertura LiDAR aereo nazionale [18], e i modelli globali di altezza delle chiome derivati dalla fusione di dati ottici e GEDI [19, 20] sono l'unica fonte di informazione tridimensionale per l'intero territorio. Questi prodotti tendono però a comprimere le altezze più elevate e a ridurre l'eterogeneità spaziale delle chiome [21, 22], proprio negli attributi che caratterizzano i popolamenti maturi [23, 24]. Inoltre, la risoluzione dei predittori disponibili su scala nazionale non coincide con la scala ecologica alla quale si definisce la vetustà [25].

Nessuna fonte, da sola, è quindi sufficiente, e combinare predittori di natura diversa (strutturali, di stock e di produttività) permette di compensarne in parte i limiti. Gli algoritmi di apprendimento automatico consentono questa integrazione multi-sorgente. L'intelligenza artificiale spiegabile (eXplainable Artificial Intelligence, XAI), e in particolare le SHapley Additive exPlanations (SHAP), rende inoltre trasparente il contributo di ciascun predittore e permette di interrogare il modello anche a valle della mappatura, per esempio confrontando come il punteggio viene spiegato in contesti territoriali diversi.

Il presente lavoro considera la vetustà come un gradiente continuo [26, 27] e stima, per ogni pixel identificato come bosco (30 m), la somiglianza con una condizione di riferimento definita operativamente come "Mature and Old-Growth-like Forest" (MOGF), che comprende sia foreste vetuste sia foreste mature con attributi di vetustà. Lo studio utilizza la mappa a 30 m del punteggio MOGF, presentata e validata con i dati di campo dell'Inventario Nazionale delle Foreste e dei serbatoi forestali di Carbonio (INFC2015) in [28], al quale si rimanda per i dettagli. Gli obiettivi sono: (i) quantificare la sovrapposizione tra le aree a punteggio elevato e la rete Natura 2000; (ii) analizzare con SHAP come il modello spiega il punteggio all'interno e all'esterno della rete, per verificare se le aree a punteggio elevato esterne alla rete differiscano, secondo il modello, da quelle già incluse.

2 Materiali e metodi

2.1 Mappa del punteggio MOGF

La mappa è stata ottenuta addestrando un modello su poligoni di riferimento di foreste mature e vetuste (MOGF), tratti da database esistenti [29, 30] e dalla conoscenza esperta, e di foreste non mature (NMOGF), derivate da disturbi documentati con serie Landsat e Sentinel-2 [31] e da popolamenti gestiti noti agli autori, limitatamente alle foreste con altezza ≥ 15 m. Sono stati utilizzati sei predittori nazionali a 30 m: (i) l'altezza delle chiome (canopy height model, CHM), dal modello globale a 10 m di Lang et al. [19], aggregata con il valore massimo e mascherata con la carta forestale nazionale [18]; (ii) il residuo del CHM (RES) rispetto all'altezza attesa in funzione di variabili topografiche, litologiche e della latitudine, stimata con un modello additivo generalizzato per grandi dataset [32]; (iii) la provvigione (GSV) e (iv) lo stock di carbonio (CS) al 2015, ottenuti modellando i dati INFC2015 con predittori Landsat, topografici e climatici [33, 34]; (v) l'incremento corrente di volume (CAI) [35]; (vi) l'indice di Rumple [36], calcolato dal CHM globale a 1 m di Tolan et al. [37]. Il punteggio MOGF di ciascuna cella è stato stimato con un classificatore Random Forest [38] come frazione di alberi che la assegnano alla classe MOGF. Il modello discrimina bene le MOGF dalle altre foreste su poligoni di test indipendenti (ROC-AUC = 0,95), con prestazioni inferiori nel distinguere le MOGF dai soli popolamenti gestiti (ROC-AUC = 0,81). Dalla mappa è stato quindi calcolato il 90° percentile nazionale del punteggio (P90), utilizzato come soglia per individuare le aree a punteggio elevato.

2.2 Rete Natura 2000 e analisi SHAP

La mappa è stata sovrapposta ai siti della rete Natura 2000 (SIC, ZSC e ZPS), tratti dalla banca dati ufficiale del Ministero dell'Ambiente e della Sicurezza Energetica, riproiettati in EPSG:3035 e rasterizzati sulla griglia di 30 m. Per l'intera rete, per regione biogeografica e per Regione amministrativa sono state calcolate la quota di foresta interna ai siti, la quota della superficie con punteggio superiore al P90 che ricade nei siti e la superficie superiore al P90 esterna alla rete, usata come indicatore di lacuna. Per quantificare la rappresentazione delle aree sopra P90 all'interno della rete è stato calcolato il rapporto di arricchimento (*enrichment ratio*, ER; Eq. 1):

$$ER = (A_{P90,N2000} / A_{F,N2000}) / (A_{P90,IT} / A_{F,IT}) \quad (1)$$

dove $A_{P90,N2000}$ è la superficie forestale con punteggio sopra P90 interna alla rete, $A_{F,N2000}$ la superficie forestale interna alla rete, e $A_{P90,IT}$ e $A_{F,IT}$ le corrispondenti superfici a livello nazionale (o della regione biogeografica considerata). Valori di ER > 1 indicano che le aree sopra P90 sono proporzionalmente sovrarappresentate nella rete Natura 2000, ER = 1 una rappresentazione proporzionale e ER < 1 una sottorappresentazione. L'incertezza di ER è stata stimata con un bootstrap spaziale a blocchi [39] (i.e., quadrati di 10 km, 2.000 repliche), che tiene conto dell'autocorrelazione spaziale. Le distribuzioni dei punteggi all'interno e all'esterno della rete sono state inoltre confrontate mediante il test di Mann–Whitney e il delta di Cliff [40] come misura dell'effetto, sul campione di pixel descritto di seguito.

Per analizzare come il modello spiega il punteggio all'interno e all'esterno della rete Natura 2000, è stato estratto un campione casuale stratificato di 18.000 pixel: 1.500 pixel per ciascuna combinazione di posizione rispetto alla rete (dentro o fuori), regione biogeografica (alpina, continentale, mediterranea) e gruppo di punteggio (tutta la foresta e pixel sopra P90). Per ogni pixel sono stati estratti i sei predittori e calcolati i valori SHAP [41] con l'algoritmo TreeSHAP, applicato al modello Random Forest utilizzato per generare la mappa. Per ciascuno strato sono stati infine calcolati (i) la media dei valori assoluti di SHAP (|SHAP| medio) di ogni predittore e (ii) la sua quota sul totale dell'attribuzione; le differenze tra dentro e fuori dalla rete sono state valutate con intervalli di confidenza bootstrap al 95%. Va sottolineato che il rapporto di arricchimento e i valori SHAP descrivono, rispettivamente, la rappresentazione delle aree a punteggio elevato nella rete e il funzionamento del modello; non valutano lo stato di tutela delle foreste né l'efficacia delle aree protette.

3 Risultati

3.1 Aree a punteggio elevato e rete Natura 2000

La rete Natura 2000, che include il 28,8% dell'area considerata, comprende le porzioni con punteggi mediamente più elevati: contiene il 38,7% della superficie sopra P90 (0,41; ER = 1,34; IC 95% 1,28–1,41), e il punteggio mediano è più alto all'interno che all'esterno della rete in tutte le regioni biogeografiche (Mann–Whitney, p < 0,001; delta

di Cliff 0,09–0,20). Il fenomeno è più marcato nelle regioni continentale (ER = 1,87; IC 95% 1,67–2,06) e mediterranea (ER = 1,61; IC 95% 1,49–1,74) rispetto a quella alpina (ER = 1,09; IC 95% 1,03–1,15; Tabella 1) dove solo il 29,4% della superficie sopra P90 è interna ai siti. Tra le Regioni amministrative italiane, la quota della superficie sopra P90 interna alla rete Natura 2000 varia dal 17–24% di Piemonte, Valle d'Aosta, Friuli Venezia Giulia, Trentino-Alto Adige e Lombardia all'89–97% di Abruzzo, Molise, Campania e Puglia; in Calabria, principale hotspot al di fuori delle Alpi, è pari al 32,0%, con circa 61.000 ha esterni ai siti.

Tabella 1. Superficie di bosco considerata e superficie con punteggio MOGF ≥ P90 (0,41) rispetto alla rete Natura 2000, per regione biogeografica.

Regione biogeografica	Superficie di bosco (Mha)	Superficie in Natura 2000 (%)	Sup. ≥ P90 in Natura 2000 (%)	Sup. ≥ P90 fuori Natura 2000 (ha)
Alpina	2,98	26,9	29,4	337.400
Continentale	1,91	22,2	41,4	55.800
Mediterranea	3,44	34,1	54,9	117.600
Italia	**8,34**	**28,8**	**38,7**	**510.800**

3.2 Interpretazione del modello dentro e fuori dalla rete Natura 2000

Nei pixel sopra P90, il profilo SHAP è molto simile sia all'interno sia all'esterno della rete Natura 2000 in tutte e tre le regioni biogeografiche (Fig. 1a): RES è il predittore con il valore medio di |SHAP| più elevato (22–25% dell'attribuzione totale), seguito da CS e GSV (18–20% ciascuno), e le quote dei singoli predittori differiscono al massimo di 1,7 punti percentuali tra dentro e fuori. Le differenze sono contenute e di segno variabile. Ad esempio, nella regione mediterranea, al di fuori della rete, il contributo dello stock di carbonio (+1,6 punti) è leggermente superiore, mentre all'interno delle aree Natura 2000 lo è l'incremento corrente (+1,7 punti). Anche i valori dei predittori sono simili; all'interno della rete, i pixel sopra P90 hanno uno stock di carbonio mediano leggermente più alto e un incremento corrente leggermente più basso (regione mediterranea: CS 87 contro 81 Mg C ha^{-1}; CAI 6,3 contro 6,8 m^3 ha^{-1} $anno^{-1}$).

Considerando invece tutta la superficie forestale oggetto d'indagine, le differenze sono più marcate (Fig. 1b). Nelle regioni continentale e mediterranea, fuori dalla rete lo stock di carbonio spiega il 31% dell'attribuzione, contro il 25–26% dentro, e contribuisce più fortemente ad abbassare il punteggio (SHAP medio −0,14 contro −0,10); dentro la rete aumentano invece i contributi di RES (+2,6–3,4 punti) e, in tutte e tre le regioni, della rugosità delle chiome (+1,8–2,1 punti).

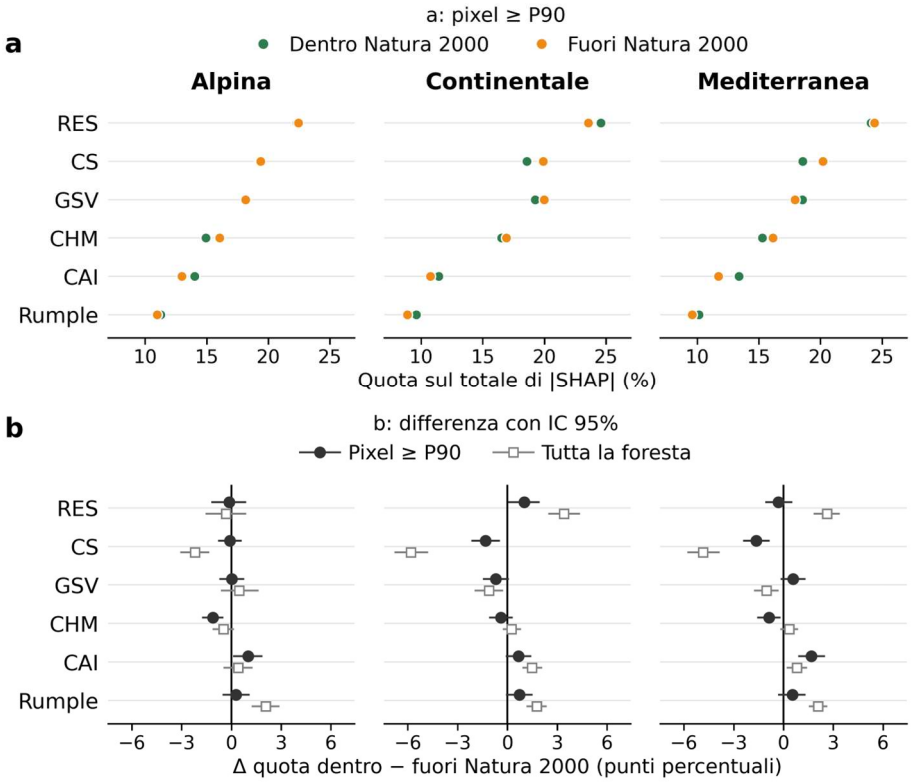

Fig. 1. Interpretazione del modello dentro e fuori dalla rete Natura 2000, per regione biogeografica (1.500 pixel per strato). Dove è visibile un solo punto, i valori si sovrappongono. (a) Quota di ciascun predittore sul totale di |SHAP| nei pixel di bosco con punteggio MOGF ≥ P90. (b) Differenza delle quote dentro − fuori (punti percentuali; valori positivi = maggior peso dentro la rete), con intervallo di confidenza bootstrap al 95%, per i pixel ≥ P90 (cerchi) e per tutta la superficie forestale considerata (quadrati). RES: residuo dell'altezza delle chiome; CS: stock di carbonio; GSV: provvigione; CHM: altezza delle chiome; CAI: incremento corrente; Rumple: rugosità delle chiome.

4 Discussione e conclusioni

Il confronto con la rete Natura 2000 illustra un'applicazione diretta della mappa alla pianificazione forestale. Le aree a punteggio elevato sono più frequenti all'interno dei siti Natura 2000, coerentemente con il ruolo della rete nella tutela delle foreste meno disturbate, ma circa il 60% di esse ne resta escluso, soprattutto nelle Alpi, dove la rete copre una quota ridotta della superficie forestale. Queste aree non sono necessariamente prive di tutela, perché possono ricadere in parchi o riserve non inclusi nella rete, e la designazione dei siti segue criteri (ad esempio habitat e specie di interesse comunitario) diversi da quelli di maturità strutturale. La sovrapposizione fornisce tuttavia un primo elenco di aree, in particolare nell'arco alpino e in Calabria, in cui verificare in campo

la presenza di attributi di vetustà e valutare l'adeguatezza della tutela, in linea con le linee guida europee [5].

L'analisi SHAP aggiunge un elemento a questa lettura. Nei pixel con punteggio elevato il modello riconosce le foreste esterne alla rete attraverso la stessa combinazione di segnali di quelle interne, dominata dall'altezza relativa alle attese stazionali e dagli stock: il modello, quindi, non distingue le aree ad alto punteggio esterne alla rete da quelle interne. Poiché i predittori telerilevati possono non distinguere le foreste mature dai popolamenti gestiti ben sviluppati, questa somiglianza non dimostra che le due situazioni siano ecologicamente equivalenti, ma rende le aree esterne candidate prioritarie per la verifica in campo, che sola può stabilire se si tratti di foreste mature o di popolamenti gestiti con stock elevati. Le differenze emergono invece sull'intera superficie boscata, dove, fuori dalla rete, il punteggio è abbassato soprattutto dai bassi stock di carbonio, mentre, dentro la rete, pesano di più l'altezza relativa e la rugosità delle chiome. Questi risultati riflettono anche differenze di tipo forestale e di condizioni stazionali, che il confronto per regione biogeografica controlla solo in parte.

Complessivamente, il valore MOGF predetto dal modello non determina lo stato di foresta vetusta, che richiede informazioni sull'età e su elementi relativi alla biodiversità, come la presenza di microhabitat, la necromassa e la continuità ecologica [42], ma contribuisce all'individuazione di aree potenzialmente idonee all'applicazione di politiche di protezione [43], in linea con i framework europei. In attesa di un LiDAR nazionale, la mappa offre quindi un primo screening riproducibile della maturità strutturale delle foreste italiane, utile per orientare le verifiche in campo e gli interventi previsti dalla Nature Restoration Law; la disponibilità futura di dati LiDAR nazionali consentirà inoltre di ridurre l'incertezza legata ai modelli globali di altezza.

Riferimenti bibliografici

1. Bauhus, J., Puettmann, K., Messier, C.: Silviculture for old-growth attributes. Forest Ecology and Management 258(4), 525–537 (2009). https://doi.org/10.1016/j.foreco.2009.01.053
2. Piovesan, G., Biondi, F.: On tree longevity. New Phytologist 231(4), 1318–1337 (2021). https://doi.org/10.1111/nph.17148
3. Barredo, J.I., Brailescu, C., Teller, A., Sabatini, F.M., Mauri, A., Janouskova, K.: Mapping and assessment of primary and old-growth forests in Europe. EUR 30661 EN. Publications Office of the European Union, Luxembourg (2021). https://doi.org/10.2760/797591
4. Sabatini, F.M., Burrascano, S., Keeton, W.S., Levers, C., Lindner, M., Pötzschner, F., et al.: Where are Europe's last primary forests? Diversity and Distributions 24(10), 1426–1439 (2018). https://doi.org/10.1111/ddi.12778
5. European Commission: Commission Guidelines for Defining, Mapping, Monitoring and Strictly Protecting EU Primary and Old-Growth Forests. Commission Staff Working Document SWD(2023) 62 final. Brussels (2023).
6. Bruening, J.M., Dubayah, R.O., Pederson, N., Poulter, B., Calle, L.: Definition criteria determine the success of old-growth mapping. Ecological Indicators 159, 111709 (2024). https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2024.111709

7. , C., Woodall, C.W.: Perspectives: The wicked problem of defining and inventorying mature and old-growth forests. Forest Ecology and Management 546, 121350 (2023). https://doi.org/10.1016/j.foreco.2023.121350
8. European Environment Agency: Natura 2000 sites designated under the EU Birds and Habitats Directives. EEA indicator, https://www.eea.europa.eu/ims/natura-2000-sites-designated-under, ultimo accesso 2026/10/15.
9. ISPRA: Rete Natura 2000. Indicatori ambientali, https://indicatoriambientali.isprambiente.it/en/protected-areas/natura-2000-network, ultimo accesso 2026/10/15.
10. European Commission: Natura 2000 and Forests, Part I–II. Technical Report 2015-088. Office for Official Publications of the European Communities, Luxembourg (2015). https://doi.org/10.2779/699873
11. Duncanson, L., Liang, M., Leitold, V., Armston, J., Krishna Moorthy, S.M., Dubayah, R., et al.: The effectiveness of global protected areas for climate change mitigation. Nature Communications 14 (2023). https://doi.org/10.1038/s41467-023-38073-9
12. Ceccherini, G., Girardello, M., Beck, P.S.A., Migliavacca, M., Duveiller, G., Dubois, G., et al.: Spaceborne LiDAR reveals the effectiveness of European Protected Areas in conserving forest height and vertical structure. Communications Earth & Environment 4, 97 (2023). https://doi.org/10.1038/s43247-023-00758-w
13. Gamero, A., Brotons, L., Brunner, A., Foppen, R., Fornasari, L., Gregory, R.D., et al.: Tracking progress toward EU Biodiversity Strategy targets: EU policy effects in preserving its common farmland birds. Conservation Letters 10(4), 395–402 (2017). https://doi.org/10.1111/conl.12292
14. Sabatini, F.M., Keeton, W.S., Lindner, M., Svoboda, M., Verkerk, P.J., Bauhus, J., et al.: Protection gaps and restoration opportunities for primary forests in Europe. Diversity and Distributions 26(12), 1646–1662 (2020). https://doi.org/10.1111/ddi.13158
15. European Commission: EU Biodiversity Strategy for 2030. Bringing nature back into our lives. COM(2020) 380 final. Brussels (2020).
16. Adiningrat, D.P., Skidmore, A., Schlund, M., Wang, T., Abdullah, H., Heurich, M.: Investigating LiDAR metrics for old-growth beech- and spruce-dominated forest identification in Central Europe. Remote Sensing 17(2), 251 (2025). https://doi.org/10.3390/rs17020251
17. Spracklen, B., Spracklen, D.V.: Determination of structural characteristics of old-growth forest in Ukraine using spaceborne LiDAR. Remote Sensing 13(7), 1233 (2021). https://doi.org/10.3390/rs13071233
18. D'Amico, G., Vangi, E., Francini, S., Giannetti, F., Nicolaci, A., Travaglini, D., Massai, L., Giambastiani, Y., Terranova, C., Chirici, G.: Are we ready for a National Forest Information System? State of the art of forest maps and airborne laser scanning data availability in Italy. iForest 14(2), 144–154 (2021). https://doi.org/10.3832/ifor3648-014
19. Lang, N., Jetz, W., Schindler, K., Wegner, J.D.: A high-resolution canopy height model of the Earth. Nature Ecology & Evolution 7(11), 1778–1789 (2023). https://doi.org/10.1038/s41559-023-02206-6
20. Dubayah, R., Blair, J.B., Goetz, S., Fatoyinbo, L., Hansen, M., Healey, S., et al.: The Global Ecosystem Dynamics Investigation: high-resolution laser ranging of the Earth's forests and topography. Science of Remote Sensing 1, 100002 (2020). https://doi.org/10.1016/j.srs.2020.100002
21. Besic, N., Picard, N., Vega, C., Bontemps, J.-D., Hertzog, L., Renaud, J.-P., et al.: Remote-sensing-based forest canopy height mapping: some models are useful, but might they

provide us with even more insights when combined? Geoscientific Model Development 18(2), 337–359 (2025). https://doi.org/10.5194/gmd-18-337-2025
22. Moudrý, V., Gábor, L., Marselis, S., Pracná, P., Barták, V., Prošek, J., et al.: Comparison of three global canopy height maps and their applicability to biodiversity modeling: accuracy issues revealed. Ecosphere 15(10), e70026 (2024). https://doi.org/10.1002/ecs2.70026
23. Franklin, J.F., Van Pelt, R.: Spatial aspects of structural complexity in old-growth forests. Journal of Forestry 102(3), 22–28 (2004).
24. Huang, Q., Xu, J., Wong, J.P., Radeloff, V.C., Songer, M.: Prioritizing global tall forests toward the 30 × 30 goals. Conservation Biology 37(6), e14135 (2023). https://doi.org/10.1111/cobi.14135
25. Markham, K., Frazier, A.E., Singh, K.K., Madden, M.: A review of methods for scaling remotely sensed data for spatial pattern analysis. Landscape Ecology 38(3), 619–635 (2023). https://doi.org/10.1007/s10980-022-01449-1
26. Barbati, A., Salvati, R., Ferrari, B., Di Santo, D., Quatrini, A., Portoghesi, L., Travaglini, D., Iovino, F., Nocentini, S.: Assessing and promoting old-growthness of forest stands: lessons from research in Italy. Plant Biosystems 146(1), 167–174 (2012). https://doi.org/10.1080/11263504.2011.650730
27. Borghi, C., Francini, S., McRoberts, R.E., Parisi, F., Lombardi, F., Nocentini, S., Maltoni, A., Travaglini, D., Chirici, G.: Country-wide assessment of biodiversity, naturalness, and old-growth status using National Forest Inventory data. European Journal of Forest Research (2023). https://doi.org/10.1007/s10342-023-01620-6
28. Borghi, C., Solano, F., D'Amico, G., Pepe, T., Niccoli, M., Vangi, E., Parisi, F., Travaglini, D., Modica, G., Papitto, G., Piovesan, G., Chirici, G.: Caratterizzazione dei gradienti di maturità e vetustà nelle foreste italiane: un approccio integrato tra telerilevamento e inventari forestali. L'Italia Forestale e Montana 81(2s), 118–139 (2026). https://doi.org/10.36253/ifm-1250
29. Burrascano, S., Ripullone, F., Bernardo, L., Borghetti, M., Carli, E., Colangelo, M., et al.: It's a long way to the top: plant species diversity in the transition from managed to old-growth forests. Journal of Vegetation Science 29(1), 98–109 (2018). https://doi.org/10.1111/jvs.12588
30. Sabatini, F.M., Bluhm, H., Kun, Z., Aksenov, D., Atauri, J.A., Buchwald, E., et al.: European primary forest database v2.0. Scientific Data 8, 220 (2021). https://doi.org/10.1038/s41597-021-00988-7
31. Francini, S., McRoberts, R.E., Giannetti, F., Marchetti, M., Scarascia Mugnozza, G., Chirici, G.: The Three Indices Three Dimensions (3I3D) algorithm: a new method for forest disturbance mapping and area estimation based on optical remotely sensed imagery. International Journal of Remote Sensing 42(12), 4697–4715 (2021). https://doi.org/10.1080/01431161.2021.1899334
32. Wood, S.N., Goude, Y., Shaw, S.: Generalized additive models for large data sets. Journal of the Royal Statistical Society Series C 64(1), 139–155 (2015). https://doi.org/10.1111/rssc.12068
33. Chirici, G., Giannetti, F., McRoberts, R.E., Travaglini, D., Pecchi, M., Maselli, F., Chiesi, M., Corona, P.: Wall-to-wall spatial prediction of growing stock volume based on Italian National Forest Inventory plots and remotely sensed data. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 84, 101959 (2020). https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.101959
34. Vangi, E., D'Amico, G., Francini, S., Giannetti, F., Lasserre, B., Marchetti, M., McRoberts, R.E., Chirici, G.: The effect of forest mask quality in the wall-to-wall estimation of growing stock volume. Remote Sensing 13(5), 1038 (2021). https://doi.org/10.3390/rs13051038

35. Giannetti, F., Chirici, G., Vangi, E., Corona, P., Maselli, F., Chiesi, M., D'Amico, G., Puletti, N.: Wall-to-wall mapping of forest biomass and wood volume increment in Italy. Forests 13(12), 1989 (2022). https://doi.org/10.3390/f13121989
36. Kane, V.R., Bakker, J.D., McGaughey, R.J., Lutz, J.A., Gersonde, R.F., Franklin, J.F.: Examining conifer canopy structural complexity across forest ages and elevations with LiDAR data. Canadian Journal of Forest Research 40(4), 774–787 (2010). https://doi.org/10.1139/X10-064
37. Tolan, J., Yang, H.-I., Nosarzewski, B., Couairon, G., Vo, H.V., Brandt, J., et al.: Very high resolution canopy height maps from RGB imagery using self-supervised vision transformer and convolutional decoder trained on aerial lidar. Remote Sensing of Environment 300, 113888 (2024). https://doi.org/10.1016/j.rse.2023.113888
38. Breiman, L.: Random forests. Machine Learning 45, 5–32 (2001). https://doi.org/10.1023/A:1010933404324
39. Künsch, H.R.: The jackknife and the bootstrap for general stationary observations. Annals of Statistics 17(3), 1217–1241 (1989). https://doi.org/10.1214/aos/1176347265
40. Cliff, N.: Dominance statistics: ordinal analyses to answer ordinal questions. Psychological Bulletin 114(3), 494–509 (1993).
41. Lundberg, S.M., Lee, S.-I.: A unified approach to interpreting model predictions. In: Advances in Neural Information Processing Systems 30, pp. 4765–4774. Curran Associates, Red Hook (2017).
42. Di Filippo, A., Biondi, F., Piovesan, G., Ziaco, E.: Tree ring-based metrics for assessing old-growth forest naturalness. Journal of Applied Ecology 54(3), 737–749 (2017). https://doi.org/10.1111/1365-2664.12793
43. Chiarucci, A., Piovesan, G.: Need for a global map of forest naturalness for a sustainable future. Conservation Biology 34(2), 368–372 (2020). https://doi.org/10.1111/cobi.13408