UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DELL'AQUILA

DIPARTIMENTO DI MEDICINA CLINICA, SANITÀ PUBBLICA, SCIENZE DELLA VITA E DELL'AMBIENTE

Dottorato di Ricerca in Scienze della Salute e dell'Ambiente

Curriculum Scienze Ambientali

XXXIV ciclo

Titolo della tesi

Geostatistica e machine learning nell'analisi dei disturbi ecosistemici. Tecniche avanzate di monitoraggio per la salvaguardia della biodiversità e del benessere umano.

SSD BIO/05

Dottorando

Walter De Simone

Coordinatore del corso

Prof.ssa Maria Grazia Cifone

_____

Tutor

Prof. Maurizio Biondi

_____

Co-Tutor

Prof.ssa Anna Rita Frattaroli

_____

a.a. 2020/2021

Indice

Abstract **4**

Introduzione generale e obbiettivi del progetto di dottorato **5**

Bibliografia 7

Struttura della tesi **8**

Lista delle abbreviazioni e terminologia **10**

Parte I **14**

Capitolo 1. La modellistica ecologica nelle scienze ambientali **14**

1.1 Introduzione 14

1.2 Elaborazione di un modello 15

1.3 Machine learning, telerilevamento e GIS post-modelling 18

1.4 Bibliografia 20

Capitolo 2. L'Osservazione della Terra per il monitoraggio ambientale **27**

2.1 Introduzione 27

2.2 Monitoraggio satellitare della biodiversità 30

2.3 Telerilevamento satellitare e disturbi naturali 33

2.4 Telerilevamento satellitare e gestione delle specie invasive 36

2.5 Telerilevamento basato su UAV per il monitoraggio dell'ambiente 37

2.6 Bibliografia 39

Parte II **49**

Capitolo 3. Indagine sulla co-occorrenza attuale e futura di *Ambrosia artemisiifolia* e *Ophraella communa* in Europa attraverso la modellistica ecologica e l'analisi di dati telerilevati * **49**

3.1 Introduzione 49

3.2 Materiali e metodi 50

3.2.1 Specie di studio 50

3.2.2 Dataset e Area di studio 51

3.2.3 Modellistica di nicchia ecologica 51

3.2.4 Analisi post-modellazione 52

3.3 Risultati 53

3.4 Discussioni 61

3.5 Conclusione 62

3.6 Bibliografia 63

3.7 Appendice (a) 70

Capitolo 4. Le potenzialità di Sentinel-2 per la valutazione dell'effetto degli incendi sulla vegetazione mediterranea nella fascia montana * 72
4.1 Introduzione 72
4.2 Materiali e metodi 73
4.2.1 Area di studio 73
4.2.2 Dataset e pre-elaborazione 75
4.2.3 Rilevamento delle aree bruciate 75
4.2.4 Monitoraggio della vegetazione 76
4.3 Risultati 78
4.3.1 Rilevamento dell'area bruciata 78
4.3.2 Monitoraggio della vegetazione 81
4.4 Discussioni 84
4.5 Conclusione 85
4.6 Bibliografia 86
4.7 Appendice (b) 92
Capitolo 5. Valutazione dell'influenza nella produzione di biocarburanti e nei servizi ecosistemici quando i cambiamenti ambientali influiscono sulle relazioni tra piante e parassiti * 94
5.1 Introduzione 94
5.2 Materiali e metodi 96
5.2.1 Specie target 96
5.2.2 Dataset delle specie target e area di studio 96
5.2.3 Modelli di nicchia ecologica 97
5.2.4 Analisi post-modelling 98
5.2.4.1 Simulazioni future degli scenari LULC 99
5.2.4.2 Stoccaggio del carbonio e valore del biodiesel 100
5.2.4.3 Analisi GIS sulle simulazioni LULC presenti e future e sui modelli ecologici 100
5.3 Risultati 101
5.4 Discussioni 109
5.5 Conclusione 111
5.6 Bibliografia 112
5.7 Appendice (c) 118
Capitolo 6. Dal telerilevamento ai modelli di distribuzione delle specie: un flusso di lavoro integrato per monitorare la diffusione delle specie negli habitat di prateria * ... 120
6.1 Introduzione 120
6.2 Materiali e metodi 121

6.2.1 Area studio 121
6.2.2 Dati satellitari e pre-elaborazione 122
6.2.3 Raccolta dati sul campo 123
6.2.4 Classificazione delle immagini tramite Machine Learning 123
6.2.5 Valutazione dell'accuratezza dei modelli di classificazione 124
6.2.6 Conversione delle associazioni vegetali in habitat NATURA 2000 124
6.2.7 Analisi GIS della diffusione del *B. genuense* sugli habitat NATURA 2000 124
6.2.8 SDM topografici 125
6.3 Risultati 126
6.3.1 Output della classificazione di immagine e valutazione dell'accuratezza 126
6.3.2 Conversione delle associazioni vegetali in habitat Natura 2000 128
6.3.3 Output del modello topografico 130
6.4 Discussioni 131
6.5 Conclusione 133
6.6 Bibliografia 133
6.7 Appendice (d) 142
Discussioni e conclusioni generali 147
Bibliografia 152
Ringraziamenti 154

Abstract

I cambiamenti climatici e le modificazioni dell'ambiente risultano tra le questioni più urgenti dell'Antropocene. Queste alterazioni sono in grado di generare effetti diretti e indiretti sulla maggior parte dei processi fondamentali del nostro pianeta, innescando crescenti preoccupazioni globali in merito alla biodiversità, alla sicurezza alimentare e alla produzione di energia. Negli ultimi 50 anni il principale responsabile dei cambiamenti globali risulta essere l'uomo, che attraverso l'uso massiccio di combustibili fossili e le alterazioni dell'ambiente ha determinato un'importante accelerazione in questi cambiamenti a livello globale.

Tra i fenomeni che minacciano maggiormente l'integrità degli ecosistemi vi è l'alterazione dei "regimi di disturbo" (collegata direttamente e indirettamente al cambiamento climatico ed alle attività umane), che modifica gli elementi dell'ambiente biologico e/o fisico provocando trasformazioni altamente visibili, rapide e persistenti.

Tra i disturbi più studiati, fortemente legati ai cambiamenti globali, vi sono gli incendi e le invasioni biologiche. Questi disturbi minacciano sempre più la biodiversità globale, l'economia, la sicurezza alimentare, come anche la salute umana.

La modellistica ecologica e le tecniche di telerilevamento risultano uno strumento molto efficace per lo studio dei disturbi, in quanto permettono di individuare e caratterizzare questi fenomeni in maniera spazialmente esplicita, riuscendo anche a quantificare l'entità del danno.

Il presente lavoro di tesi si inserisce in questo contesto attraverso l'approfondimento delle tecniche di modellistica ecologica e telerilevamento, ponendo come obbiettivo lo studio delle dinamiche tra vegetazione e fauna in relazione ai regimi di disturbo. L'attenzione è stata rivolta in particolare verso le due tipologie di disturbo precedentemente citate: gli incendi e le invasioni biologiche, che sono stati indagati all'interno di diversi ambiti (agronomico, sanitario, conservazionistico) e a diverse scale spaziali (locale e continentale).

I risultati ottenuti potranno fornire utili approcci metodologici nella definizione e nell'attuazione delle politiche di conservazione e gestione dei disturbi, costituendo una grande risorsa soprattutto in considerazione delle problematiche che tali eventi comportano a livello di ambiente naturale ed antropico.

Introduzione generale e obbiettivi del progetto di dottorato

I cambiamenti climatici e le alterazioni dell'ambiente sono tra le questioni più urgenti dell'Antropocene (Oliver & Morecroft, 2014) e innescano crescenti preoccupazioni globali in merito alla sicurezza alimentare, alla produzione di energia e alla carenza di acqua, generando grandi costi per società e ambiente (Pörtner et al., 2021).

Il clima globale risulta fortemente interconnesso ed è un sistema in continua variazione da milioni di anni, in grado di generare effetti diretti (es. eventi meteorologici estremi, scioglimento dei ghiacciai e del permafrost) e indiretti (es. aumento delle carestie, maggiore diffusione di parassiti e agenti patogeni, perdita di servizi ecosistemici, maggiore incidenza di incendi) (Zhongming et al., 2021) sulla maggior parte dei processi fondamentali del nostro pianeta.

Ad oggi, i principali responsabili del cambiamento globale sono gli esseri umani che attraverso l'uso massiccio di combustibili fossili e le alterazioni dell'ambiente (es. deforestazione, allevamento e agricoltura intensivi), hanno determinato un'importante accelerazione in questi cambiamenti. Infatti, negli ultimi 50 anni le attività umane hanno causato modificazioni senza precedenti in molti dei processi che regolano la vita sulla Terra; in particolare nel clima e nella copertura del suolo, che regolano struttura e funzione degli ecosistemi oltre ai servizi da essi erogati (Folke et al., 2021).

Tra i fenomeni che minacciano maggiormente l'integrità degli ecosistemi vi è l'alterazione dei "regimi di disturbo", collegata direttamente e indirettamente al cambiamento climatico ed alle attività umane. I cambiamenti globali influiscono sui disturbi mediante l'alterazione dei tempi, dell'entità, della frequenza e della durata di questi fenomeni (Loehman et al., 2018). Il termine regime di disturbo descrive le caratteristiche temporali e spaziali generali di un "agente di disturbo", come insetti, malattie, incendi e attività umana, e gli effetti che tale agente esercita su ecosistemi e paesaggio (Burton, Jentsch & Walker, 2020).

I disturbi alterano la struttura dell'ecosistema, delle comunità o delle popolazioni modificando elementi dell'ambiente biologico e/o fisico. L'azione singola e/o le interazioni tra i regimi di disturbo, come ad esempio la co-occorrenza nello spazio e nel tempo di focolai di parassiti e incendi, possono provocare cambiamenti altamente visibili, rapidi e persistenti nella composizione e nella struttura del paesaggio e degli ecosistemi (Loehman et al., 2017). Comprendere come i modelli di disturbo alterati possano esercitare la loro azione sugli ecosistemi, risulta fondamentale per affrontare gli impatti esacerbati dai cambiamenti globali e per la progettazione delle strategie di gestione del territorio negli scenari futuri (Malhi et al., 2020).

Uno dei disturbi più studiati è sicuramente l'incendio (sensu lato) che storicamente risulta tra i disturbi più importanti ed estesi sul pianeta. Questo fenomeno dipende fortemente dal tipo e dalla disponibilità di "combustibile" e nei prossimi decenni porterà probabilmente a grandi perturbazioni della copertura vegetale globale (Wu et al., 2012). Gli incendi causano rilevanti danni ambientali (es. degrado dei suoli, dell'acqua e della biodiversità) determinando ingenti costi economici e persino umani. La comunità scientifica concorda sul fatto che il cambiamento climatico porterà all'aumento degli eventi di clima caldo e secco e quindi all'intensificazione degli eventi di incendio (Seneviratne et al., 2012); per cui vi è urgente necessità di prevederne l'incidenza, l'intensità e la durata.

Le metodologie più efficaci per lo studio degli incendi consistono solitamente nell'utilizzo dei dati satellitari che offrono una serie di efficaci tecniche per l'identificazione e la mappatura dell'entità dei danni, sia per la quantificazione dei costi economici associati a questi eventi che per la

valutazione del degrado degli ecosistemi (Szpakowski & Jensen, 2019). Una rassegna esaustiva dei dati e delle tecniche utilizzati a tale scopo è presentata nel Capitolo 2 del presente lavoro di tesi.
Un altro dei disturbi fortemente legati ai cambiamenti globali e alle attività dell'uomo è sicuramente l'espansione delle specie aliene a discapito di quelle autoctone (Cerasoli, Iannella & Biondi, 2019). Le invasioni biologiche minacciano sempre più la biodiversità globale, l'economia, la sicurezza alimentare e persino la salute umana (Vilà & Hulme, 2017). Il successo delle specie aliene invasive (IAS) è dovuto principalmente alla loro capacità di diffondersi in nuovi territori e alla disponibilità di nicchie non occupate nella nuova area colonizzata (Moran & Alexander, 2014). Tale disponibilità può essere alterata dai cambiamenti globali che determinano quindi un aumento dell'invasività di queste specie (Mainka & Howard, 2010). Fermarne l'avanzata risulta molto impegnativo dal punto di vista gestionale ed economico, infatti il metodo più efficace per limitarne la diffusione è la previsione di nuove invasioni, allo scopo di ridurre al minimo il loro impatto sulla biosfera e sulle attività umane (Fournier et al., 2019).
La modellistica ecologica e le tecniche di telerilevamento (da drone e/o satellite) risultano uno strumento molto efficace per l'identificazione e la quantificazione delle aree vulnerabili all'invasione, in quanto permettono di individuare e caratterizzare con precisione gli habitat adatti per queste specie (Bradley & Fleishman, 2008). Una descrizione più accurata di queste metodiche è riportata nei Capitoli 1 e 2 del presente lavoro di tesi.
Lo studio dei regimi di disturbo si inserisce in diversi contesti internazionali di sviluppo sostenibile tra cui la più recente Agenda 2030 delle Nazioni Unite, che nel suo Goal 15 (La vita sulla terra), mira alla salvaguardia del patrimonio naturale costituito dagli habitat terrestri, al contrasto della desertificazione e alla perdita di biodiversità (United Nations, 2015). Tra i fenomeni che minacciano maggiormente la biodiversità e l'integrità degli habitat sulla terraferma vi sono appunto la proliferazione anomala degli incendi e la perdita di biodiversità a causa della diffusione delle IAS (Agenda 2030 - Goal 15.8).
In tali contesti si inserisce il presente progetto di dottorato, che attraverso l'approfondimento delle tecniche di modellistica ecologica e telerilevamento, si pone l'obbiettivo di studiare le dinamiche tra vegetazione e fauna in relazione ai regimi di disturbo. Inoltre, con l'avvento di nuovi sensori satellitari e la necessità di elaborare enormi quantità di dati in tempi relativamente brevi, le carenze di approcci utili all'elaborazione e all'interpretazione dei dati sono diventate evidenti. L'esigenza di identificare nuove metodologie operative ha spinto dunque a concentrare l'attenzione sull'esplorazione di diverse tecniche che integrassero la modellistica ecologica con il telerilevamento. Per questo motivo tale progetto di dottorato ha focalizzato maggiormente l'attenzione sulle metodologie piuttosto che sulle tematiche, approfondendo le tecniche di modellistica ecologica e telerilevamento applicate ai regimi di disturbo. L'attenzione è stata rivolta in particolare verso le due tipologie di disturbo menzionate in precedenza (incendi e invasioni biologiche) che sono state indagate all'interno di diversi settori (agronomico, sanitario, conservazionistico) e a diverse scale spaziali (locale e continentale). Questa tesi intende dunque offrire una panoramica dei principi alla base della modellistica ecologica e del telerilevamento, riassumere lo stato dell'arte in relazione alle tematiche indagate e identificare le potenzialità e le problematiche dell'impiego di queste metodologie nell'ambito di alcuni importanti disturbi ecosistemici. L'obiettivo ultimo del presente progetto è dunque quello di offrire spunti generali di metodo, anche attraverso l'esemplificazione dei risultati ottenibili. A questo scopo saranno

presentati e discussi quattro casi di studio originali riguardanti diversi potenziali campi di applicazione legati ai disturbi ecosistemici.
I risultati ottenuti a seguito della conclusione di questo progetto potranno fornire utili approcci metodologici nella definizione e nell'attuazione delle politiche di conservazione e gestione dei disturbi da un punto di vista spazialmente esplicito, soprattutto in considerazione delle problematiche sociali ed economiche che tali eventi comportano.

Bibliografia

Bradley BA, Fleishman E. 2008. Can remote sensing of land cover improve species distribution modelling? *Journal of Biogeography* 35:1158–1159. DOI: 10.1111/j.1365-2699.2008.01928.x.

Burton PJ, Jentsch A, Walker LR. 2020. The Ecology of Disturbance Interactions. *BioScience* 70:854–870. DOI: 10.1093/biosci/biaa088.

Cerasoli F, Iannella M, Biondi M. 2019. Between the hammer and the anvil: how the combined effect of global warming and the non-native common slider could threaten the European pond turtle. *Management of Biological Invasions* 10.

Folke C, Polasky S, Rockström J, Galaz V, Westley F, Lamont M, Scheffer M, Österblom H, Carpenter SR, Chapin FS, Seto KC, Weber EU, Crona BI, Daily GC, Dasgupta P, Gaffney O, Gordon LJ, Hoff H, Levin SA, Lubchenco J, Steffen W, Walker BH. 2021. Our future in the Anthropocene biosphere. *Ambio* 50:834–869. DOI: 10.1007/s13280-021-01544-8.

Fournier A, Penone C, Pennino MG, Courchamp F. 2019. Predicting future invaders and future invasions. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 116:7905–7910. DOI: 10.1073/pnas.1803456116.

Loehman RA, Bentz BJ, DeNitto GA, Keane RE, Manning ME, Duncan JP, Egan JM, Jackson MB, Kegley S, Lockman IB. 2018. Effects of climate change on ecological disturbance in the Northern Rockies. In: *Climate change and Rocky Mountain ecosystems*. Springer, 115–141.

Loehman RA, Keane RE, Holsinger LM, Wu Z. 2017. Interactions of landscape disturbances and climate change dictate ecological pattern and process: spatial modeling of wildfire, insect, and disease dynamics under future climates. *Landscape Ecology* 32:1447–1459. DOI: 10.1007/s10980-016-0414-6.

Mainka SA, Howard GW. 2010. Climate change and invasive species: double jeopardy. *Integrative Zoology* 5:102–111.

Malhi Y, Franklin J, Seddon N, Solan M, Turner MG, Field CB, Knowlton N. 2020. Climate change and ecosystems: threats, opportunities and solutions. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences* 375:20190104. DOI: 10.1098/rstb.2019.0104.

Moran EV, Alexander JM. 2014. Evolutionary responses to global change: lessons from invasive species. *Ecology Letters* 17:637–649.

Oliver TH, Morecroft MD. 2014. Interactions between climate change and land use change on biodiversity: attribution problems, risks, and opportunities. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change* 5:317–335.

Pörtner H-O, Scholes RJ, Agard J, Archer E, Arneth A, Bai X, Barnes D, Burrows M, Chan L, Cheung WL. 2021. IPBES-IPCC co-sponsored workshop report on biodiversity and climate change.

Seneviratne S, Nicholls N, Easterling D, Goodess C, Kanae S, Kossin J, Luo Y, Marengo J, McInnes K, Rahimi M, Reichstein M, Sorteberg A, Vera C, Zhang X, Alexander LV, Allen S, Benito G, Cavazos T, Clague J, Conway D, Della-Marta PM, Gerber M, Gong S, Goswami BN, Hemer M, Huggel C, van den Hurk B, Kharin VV, Kitoh A, Klein Tank AMG, Li G, Mason SJ, McGuire W, van Oldenborgh GJ, Orlowsky B, Smith S, Thiaw W, Velegrakis A, Yiou P, Zhang T, Zhou T, Zwiers FW. 2012. Changes in climate extremes and their impacts on the natural physical environment. :109–230. DOI: 10.7916/d8-6nbt-s431.

Szpakowski DM, Jensen JLR. 2019. A Review of the Applications of Remote Sensing in Fire Ecology. *Remote Sensing* 11:2638. DOI: 10.3390/rs11222638.

United Nations. 2015. Transforming our world : the 2030 Agenda for Sustainable Development, 21 October 2015, A/RES/70/1. *Seventieth United Nations General Assembly, New York* 25:86–97.

Vilà M, Hulme PE. 2017. *Impact of biological invasions on ecosystem services*. Springer.

Wu S, Mickley LJ, Kaplan JO, Jacob DJ. 2012. Impacts of changes in land use and land cover on atmospheric chemistry and air quality over the 21st century. *Atmospheric Chemistry and Physics* 12:1597–1609.

Zhongming Z, Linong L, Xiaona Y, Wangqiang Z, Wei L. 2021. AR6 Climate Change 2021: The Physical Science Basis.

Struttura della tesi

Il presente lavoro di tesi ha voluto fornire un contributo allo studio dei disturbi ambientali legati ai cambiamenti globali, focalizzando l'attenzione sulle tecniche di modellistica ecologica e telerilevamento in riferimento agli incendi e alla diffusione delle specie invasive.
Nel testo vengono presentati i principali risultati conseguiti nel corso di questa ricerca. La tesi risulta composta da due sezioni principali: Parte I e Parte II. Nella prima, a carattere generale, vengono approfonditi i principali temi e le metodologie trattati (Capitoli 1 e 2), mentre la seconda comprende una selezione dei risultati degli studi effettuati durante i tre anni di progetto (Capitoli 3, 4, 5, 6).

Il Capitolo 1 presenta una discussione introduttiva sulla modellistica ecologica applicata alle scienze ambientali che ha lo scopo di contestualizzare le ricerche presentate nei capitoli successivi.
Analogamente al precedente, il Capitolo 2 mostra una descrizione delle applicazioni di osservazione della terra, in particolare di telerilevamento (satellitare e da drone) e la loro possibile integrazione con la modellistica ecologica.
Il Capitolo 3 espone i risultati di uno studio legato alla tematica delle invasioni biologiche con particolare riferimento ad una specie vegetale estremamente allergenica per l'uomo, *Ambrosia artemisiifolia*. Inoltre, questa specie infesta i campi coltivati incidendo sulla produttività agricola con conseguente perdita di fondamentali servizi ecosistemici (tra cui l'approvvigionamento di cibo). Lo studio si è concentrato sulla co-occorrenza tra *Ambrosia artemisiifolia* e il suo antagonista naturale, il Coleottero Crisomelide *Ophraella communa*. In questo contesto di "doppia" invasione, è stata valutata l'influenza dei cambiamenti climatici sulla diffusione dei due taxa attraverso modelli di nicchia ecologica e tecniche di post-modelling (GIS e telerilevamento satellitare). Le analisi sono state incentrate sul perfezionamento dei modelli di nicchia ecologica (presenti e futuri) attraverso l'utilizzo di dati satellitari e sulla valutazione della ricorrenza delle due specie nelle patches agricole indentificate, quantificando il grado di invasione in tutto il territorio europeo. I risultati di questa ricerca sono stati pubblicati nel 2019 sulla rivista scientifica internazionale *International Journal of Environmental Research and Public Health*, nell'articolo dal titolo "Investigating the current and future co-occurrence of *Ambrosia artemisiifolia* and *Ophraella communa* in Europe through ecological modelling and remote sensing data analysis" ad opera di Iannella M., De Simone W., D'Alessandro P., Console G. & Biondi M.
Il Capitolo 4 riassume i risultati dell'analisi post-incendio effettuata in località Fonte della Vetica (Campo Imperatore – AQ) mediante dati ottici satellitari. Tale ricerca ha permesso l'identificazione dell'area colpita dal fuoco (e delle classi di severità dell'incendio) e lo studio degli habitat percorsi da incendio, allo scopo di individuare le dinamiche di recupero a breve termine della vegetazione. I risultati di questa indagine sono stati pubblicati nel 2020 sulla rivista internazionale *Plant Sociology*, nel manoscritto "The potentiality of Sentinel-2 to assess the effect of fire events on Mediterranean mountain vegetation" ad opera di De Simone W., Di Musciano M., Di Cecco V., Ferella G. & Frattaroli A.R.
Il Capitolo 5 mostra invece i risultati di un'indagine effettuata sull'intera Africa sub-sahariana, riguardante *Jatropha curcas,* una pianta di interesse economico (produzione di biodiesel), e alcuni dei suoi principali antagonisti, rappresentati dalle specie di coleotteri del gruppo *Aphthona cookei*. Questo lavoro ha avuto come obbiettivi l'utilizzo di modelli di nicchia ecologica e analisi GIS post-modelling, per individuare i territori climaticamente idonei (presenti e futuri) per entrambi i taxa; l'identificazione delle aree in cui *Jatropha curcas* può potenzialmente crescere senza subire la presenza delle specie del gruppo *Aphthona cookei*; e la quantificazione delle perdite economiche, sia in termini di sequestro del carbonio (servizio ecosistemico) che di produzione di biodiesel quando si verifica la co-occorrenza tra le due specie. I risultati di questa ricerca sono stati pubblicati nel 2020 sulla rivista scientifica internazionale *Global Change Biology - Bioenergy* nell'articolo scientifico dal titolo "Assessing influence in biofuel production and ecosystem services when environmental changes affect plant–pest relationships" ad opera di De Simone W., Iannella M., D'Alessandro P. & Biondi M.
Infine, il Capitolo 6 presenta i risultati dello studio su *Brachypodium genuense,* una graminacea caratteristica delle prime fasi di colonizzazione delle praterie primarie nella catena appenninica. La

specie è stata scelta a causa del suo comportamento "invasivo" che determina un cambiamento nella struttura delle comunità, nella composizione delle specie e nella perdita di biodiversità. Lo scopo principale di questo lavoro è stato l'identificazione e la quantificazione delle superfici invase da *Brachypodium genuense* sull'altipiano di Campo Imperatore (L'Aquila), utilizzando i dati satellitari Sentinel-2 e l'individuazione dei driver topografici della specie target, integrando i dati telerilevati con i modelli di nicchia ecologica (nicchia topografica). I risultati di questa ricerca sono stati pubblicati nel 2021 sulla rivista scientifica internazionale *Remote Sensing*, nell'articolo dal titolo "From Remote Sensing to Species Distribution Modelling: An Integrated Workflow to Monitor Spreading Species in Key Grassland Habitats" ad opera di De Simone W., Allegrezza M., Frattaroli A.R., Montecchiari S., Tesei G., Zuccarello V. e Di Musciano M.

Lista delle abbreviazioni e terminologia

3D - Three-dimensional

AOA - Area Of Applicability

AUC - Area Under Curve

AVHRR - Advanced Very High-Resolution Radiometer

AVIRIS - Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer

BFCD - Bias File for Coordinate Data

BIEN - Botanical Information and Ecology Network

BIO 01 - Annual Mean Temperature

BIO 02 - Mean Diurnal Range

BIO 03 - Isothermality

BIO 04 - Temperature Seasonality

BIO 05 - Max Temperature of Warmest Month

BIO 06 - Min Temperature of Coldest Month

BIO 07 - Temperature Annual Range

BIO 08 - Mean Temperature of Wettest Quarter

BIO 09 - Mean Temperature of Driest Quarter

BIO 10 - Mean Temperature of Warmest Quarter

BIO 11 - Mean Temperature of Coldest Quarter

BIO 12 - Annual Precipitation

BIO 13 - Precipitation of Wettest Month

BIO 14 - Precipitation of Driest Month

BIO 15 - Precipitation Seasonality (Coefficient of Variation)

BIO16 - Precipitation of Wettest Quarter

BIO17 - Precipitation of Driest Quarter

BIO18 - Precipitation of Warmest Quarter

BIO19 - Precipitation of Coldest Quarter

BOA - Bottom Of Atmosphere

BON - Biodiversity Observation Network

BRT - Boosted Regression Trees

C3S - Copernicus Climate Change Service

CAF - Central Africa

CART - Classification And Regression Trees

CASI - Compact Airborne Spectrographic Imager

CBD - Convention on Biological Diversity

CBERS - China–Brazil Earth Resources Satellite

CCD - Charge-Coupled Device

CCSM4 - Community Climate System Model

CDC - Centers for Disease Control and Prevention

CEE - Comunità Economica Europea

CEOS - Committee on Earth Observation Satellites

CEOS - Committee on Earth Observation Satellites

CLC - Corine Land Cover

CORINE - Coordination of Information on the Environment

COV - Composti Organici Volatili

DEM - Digital Elevation Model

DI - Dissimilarity Index

dNBR - Differenced Normalised Burn Ratio

dRNBR - Relative Differenced Normalized Burn Ratio

EAF - Easter Africa

ECMWF - European Centre for Medium-Range Weather Forecasts

ENM - Ecological Niche Model

EnMAP - Environmental Mapping and Analysis Program

ES - Ecosystem Services

ESA - European Space Agency

EVI - Enhanced Vegetation Index

FAO - Food and Agriculture Organization of the United Nations

FIRMS - Fire Information for Resource Management System

FRP - Fire Radiative Power

GBIF - Global Biodiversity Information Facility

GCM - General Circulation Model

GEE - Google Earth Engine

GEO - Group on Earth Observations

GFAS - Global Fire Assimilation System

GFSAD - Global Food Security-Support Analysis Data

GHG - Greenhouse Gases

GIS - Geographic Information System

GLM - Generalized Linear Mode

GLONASS - GLObal NAvigation Satellite System

GNSS - Global Navigation Satellite System

GPS - Global Positioning System

GRASP - General Responsibility Assignment Software Patterns

GTOPO30 - Global 30 arc s elevation dataset

HS - Hyperspectral

HSM - Habitat Suitability Model

IAS - Invasive Alien Species

IPBES - Intergovernmental Science-Policy Platform on Biodiversity and Ecosystem Services

IPCC - Intergovernmental Panel on Climate Change

IPLS - Institut Pierre Simon Laplace

LiDAR - Laser Detection And Ranging

LISA - Local Spatial Autocorrelation

LULC - Land Use Land Cover

Maxent - Maximum Entropy

MCP - Minimum Convex Polygon

MEDI - Multivariate Environmental Dissimilarity Index

MERIS - Medium Resolution Imaging Spectrometer

MESS - Multivariate Environmental Surface Similarity

MIROC - Model for Interdisciplinary Research On Climate

MODIS - Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer

MSAVI - Modified Soil-Adjusted Vegetation Index

MSI - Multispectral Instrument

N2k - NATURA 2000

NBR - Normalized Burn Ratio

NDVI - Normalized Difference Vegetation Index

NDWI - Normalized Difference Water Index

NIR - Near Infrared

NASA - National Aeronautics and Space Administration

NOAA - National Oceanic and Atmospheric Administration

NRT - Near Real Time

OLI-2 - Operational Land Imager 2

PACI - Potential-Actual Cultivation Index

Patches – Tessere ambientali, aree che differiscono dalle superfici vicine

PPK - Post-Processing Kinematic

PRISMA - PRecursore IperSpettrale della Missione Applicativa

RBR - Relativized Burn Ratio

RCP - Representative Concentration Pathways

RF - Random Forest

RTK - Real-Time Kinematic

S2 - Sentinel-2

SAPR - Sistema Aeromobile a Pilotaggio Remoto

SAR - Synthetic Aperture Radar

SAVI - Soil-Adjusted Vegetation Index

SBAS - Satellite-based Augmentation Systems

SDM - Species Distribution Model

SIC - Sito di Importanza Comunitaria

SNAP - Sentinel Application Platform

SRS - Satellite Remote Sensing

SRTM - Shuttle Radar Topography Mission

SSP - Shared Socioeconomic Pathway

SVM - Support Vector Machine

SWIR - Short-Wave Infrared

TOA - Top Of Atmosphere

TPI - Topographic Position Index

TRI - Topographic Ruggedness Index

TSS - True Skills Statistics

TWI - Topographic Wet Index

UAV - Unmanned aerial vehicle

UE - Unione Europea

USDA - United States Department of Agriculture

USGS - United States Geological Survey

VHR - Very High Resolution

VIIRS - Visible Infrared Imaging Radiometer Suite

WAF - West Africa

ZPS - Zona di Protezione Speciale

Parte I

Capitolo 1. La modellistica ecologica nelle scienze ambientali

1.1 Introduzione

Negli ultimi anni la crisi della biodiversità è sempre più accentuata (Koh et al., 2004), con effetti sempre più percepiti non solo dalla comunità scientifica ma anche dal grande pubblico (Bernardo, Loupa-Ramos & Carvalheiro, 2021). A causa dei cambiamenti climatici e di uso del suolo molte specie vegetali e animali sono in declino sia localmente (Iannella et al., 2020) che a livello globale (Early et al., 2016; Iannella et al., 2019; IPBES, 2019), con popolazioni che svolgono alcune importanti funzioni ecosistemiche segnalate come in diminuzione o sull'orlo dell'estinzione locale (o globale) (Johnson et al., 2017). Tra queste, le specie che forniscono i servizi ecosistemici attirano l'attenzione degli stakeholder, per la loro importanza economica (Daily et al., 2011). Il ruolo fondamentale che tali servizi svolgono è multiforme, spaziando dall'approvvigionamento alimentare e ripartizione dell'acqua fino alla regolazione del clima e alla produzione di specifici prodotti commerciabili (Secretariat of the Convention on Biological Diversity, 2020).

Come risposta a questa crisi globale, la comunità scientifica si è sforzata di implementare nuovi metodi per aumentare la conoscenza in tali ambiti al fine di trovare soluzioni adeguate. Sono stati sviluppati quindi approcci e metodologie in grado di prevedere la probabile e futura distribuzione degli organismi viventi sul pianeta (Guisan & Thuiller, 2005). La crescita di questo settore di ricerca è stata possibile grazie all'integrazione delle più avanzate scienze bioinformatiche e biostatistiche con le scienze ambientali, discipline che permettono di accrescere la nostra conoscenza sui viventi e sui fattori che ne influenzano la distribuzione spaziale consentendo di migliorare la capacità di elaborare modelli predittivi, applicabili alla biogeografia e alla biologia della conservazione (Araújo & Peterson, 2012).

Tutte le questioni legate all'ecologia e ai problemi di conservazione si svolgono in uno "spazio fisico". Questo semplice fatto ha generato un interesse di lunga data da parte di scienziati e professionisti, ed è ormai risaputo che la quantificazione esplicita dello spazio in ecologia (ecologia spaziale), è necessaria per rispondere con precisione alle domande ecologiche e fornire utili soluzioni di conservazione e gestione (Fletcher & Fortin, 2018).

Solo negli ultimi decenni, tuttavia, l'ecologia spaziale è davvero maturata. Con i progressi nella raccolta dei dati su scala territoriale sia ampia che fine, i dati sono ora ampiamente disponibili e spazialmente espliciti (Bradley et al., 2012; Dubuis et al., 2013). Allo stesso tempo, anche la crescita delle tecniche per analizzare, modellare e interpretare i dati spaziali è aumentata notevolmente negli ultimi due decenni (Guisan, Thuiller & Zimmermann, 2017; Fletcher & Fortin, 2018). Il sinergismo tra disponibilità di informazioni geografiche, nuovi modelli e metodi per l'interpretazione dei dati spaziali ha portato a rapidi progressi nella comprensione dell'ecologia spaziale e della base concettuale applicata al settore della conservazione e della gestione delle specie (Santos et al., 2006; Iannella et al., 2018).

I biologi hanno accettato sempre di più l'importanza dello spazio nella conservazione della biodiversità e dei servizi ecosistemici (Moilanen, Wilson & Possingham, 2009; Schägner et al., 2013). Lo spazio è rilevante per la conservazione in diversi modi: (a) è essenziale per la mappatura della biodiversità e dei servizi ecosistemici; (b) fornisce una guida per mitigare gli effetti del cambiamento ambientale; (c) facilita l'effettiva definizione delle priorità delle aree di conservazione; e (d) fornisce i componenti chiave degli strumenti e dei modelli utilizzati. Diverse teorie della biogeografia e della macroecologia forniscono basi spaziali per la comprensione e la mappatura della biodiversità globale. L'enfasi sulle componenti spaziali è emersa per la prima volta nel campo della biogeografia, dove c'era interesse nell'identificazione e nella comprensione delle distribuzioni delle specie e dei gradienti geografici della biodiversità in tutto il mondo (Orme et al., 2005; Dawson et al., 2017).
Comprendere e prevedere la distribuzione delle specie è un punto focale dell'ecologia. I modelli predittivi della distribuzione delle specie sono utilizzati da diverso tempo sia nell'ecologia di base che in quella applicata e risultano fondamentali per la previsione degli effetti dei futuri cambiamenti climatici (Thomas et al., 2004), dei cambiamenti di uso del suolo (Martin et al., 2013; Nobre et al., 2016), delle invasioni biologiche (Jiménez-Valverde et al., 2011; Iannella et al., 2019; Pili et al., 2020) e dell'identificazione di nuove aree protette (Cavieres et al., 2002; Wilson et al., 2005). Negli ultimi due decenni, c'è stata una grande crescita nell'applicazione dei modelli di distribuzione predittiva (Guisan & Zimmermann, 2000; Elith & Leathwick, 2009; Grüss et al., 2019). I modelli di distribuzione delle specie (SDM), i modelli di nicchia ecologica (ENM) e i modelli di idoneità all'habitat (HSM) descrivono tutti quei metodi che mettono in relazione la distribuzione delle specie (presenza o abbondanza) con variabili abiotiche attraverso la quantificazione delle superfici di risposta (cioè le relazioni della distribuzione delle specie con le variabili ambientali) (Guisan & Zimmermann, 2000; Guisan, Thuiller & Zimmermann, 2017).
La modellistica ecologica racchiude al suo interno la classe di modelli utilizzati per quantificare le relazioni taxa-ambiente (es. idoneità all'habitat delle specie o nicchia ecologica), e come questi possano essere utilizzati per prevedere la distribuzione geografica delle specie, e comprendere i driver che influenzano queste distribuzioni (Pérez-Barbería et al., 2015; Gurevitch et al., 2016).
Inoltre, è possibile modellare anche comunità, ecosistemi o biomi utilizzando approcci analoghi, direttamente come entità fisse o assemblando previsioni di singole specie. Ecco perché, ad oggi, si preferisce utilizzare il termine "modellazione di adeguatezza dell'habitat", poiché non si riferisce solo alla modellazione di specie, ma più in generale alla modellazione di condizioni idonee per una data entità biologica (Guisan & Zimmermann, 2000; Guisan, Thuiller & Zimmermann, 2017).

1.2 Elaborazione di un modello

La modellistica ecologica consiste in metodi empirici che mettono in relazione le osservazioni delle specie raccolte sul campo (o dati di tipo museale) con variabili ambientali predittive, sulla base di una combinazione di curve di risposta derivate statisticamente (Guisan & Zimmermann, 2000; Guisan & Thuiller, 2005) che meglio riflettono l'insieme delle esigenze ecologiche della specie, approssimando la nicchia ambientale realizzata dalla specie. È necessario seguire una serie di fasi prestabilite per la costruzione di un modello, ognuna delle quali è importante ed a sé stante.

1. Concettualizzazione

2. Preparazione dei dati

3. Calibrazione del modello

4. Validazione del modello

5. Predizioni spaziali

La fase concettuale della procedura di modellazione ecologica è un processo fondamentale, in quanto serve a identificare tutti gli aspetti che richiedono una decisione metodologica da prendere, nella prima fase del processo. Tali aspetti possono essere suddivisi in due categorie principali:

1) Teoria e dati:

I requisiti da definire sono: (a) le problematiche scientifiche e gli obiettivi per lo studio di modellizzazione (Austin, 2007; Elith & Leathwick, 2009); (b) una buona visione concettuale del modello utilizzato per rispondere alla/e domanda/e, basata su solide conoscenze ecologiche; (c) le principali assunzioni di base fatte durante la costruzione del modello e l'identificazione dei necessari predittori ambientali per le specie focali (es. Mod et al. (2016)), compresi quelli disponibili o mancanti (modello dei dati; Austin (2002)). Inoltre, questa prima fase richiede l'identificazione, se necessario, di una strategia di campionamento appropriata per la raccolta delle osservazioni delle specie (Hirzel & Guisan, 2002) e la scelta della risoluzione spazio-temporale oltre che dell'estensione geografica appropriata per lo studio. I dati sulle specie possono essere semplici osservazioni di presenza (es. occorrenze), presenza-assenza o abbondanza, basate su campionamenti casuali e/o stratificati sul campo, o basati su osservazioni ottenute opportunisticamente, come quelle provenienti da raccolte museali (Graham et al., 2004), da repository online (es. GBIF) o da remoto (es. telerilevamento; Andrew & Ustin (2009); De Simone et al. (2021)).

2) Metodi di modellazione:

Il secondo requisito è l'identificazione del metodo più appropriato per modellare le variabili di risposta (es. modello lineare generalizzato ordinale (GLM) per l'abbondanza di specie semiquantitativa, come l'abbondanza–dominanza di Braun–Blanquet delle classi di copertura vegetale nelle indagini fitosociologiche; Guisan & Harrell (2000)); il quadro di valutazione ottimale (es. tecniche di ricampionamento rispetto ad osservazioni realmente indipendenti); le statistiche necessarie per valutare l'accuratezza predittiva del modello (Pearce & Ferrier, 2000); e i metodi da utilizzare per derivare previsioni spaziali e temporali. Tuttavia, non è sempre possibile prendere tutte le decisioni necessarie nelle fasi iniziali di uno studio, in quanto ciò potrebbe essere dovuto alla mancanza di conoscenza della/e specie target o dell'area di studio e dei relativi dati.
La modellistica ecologica richiede solitamente un ampio accesso alle risorse di un GIS (Geographic information System) e una delle difficoltà nella produzione di modelli efficaci risiede nella necessità di combinare modelli statistici e GIS. Mentre per le grandi strutture di dati spaziali e i database estesi questa limitazione esiste ancora in una certa misura, nell'ultimo decennio ci sono stati importanti miglioramenti, principalmente in termini di funzionalità di pacchetti standalone (capaci di funzionare da soli o in maniera indipendente da altri oggetti o software) per la modellazione dell'idoneità dell'habitat (es. Maxent, OpenModeller, GRASP) e l'ambiente statistico R in continua evoluzione. Molti pacchetti R possono ora gestire diversi tipi di dati spaziali e sono in grado di

simulare adeguatamente gran parte delle funzionalità di un GIS (Guisan, Thuiller & Zimmermann, 2017).
La prima fase di raccolta dei dati consiste nella costruzione di un dataset di presenza-assenza della/e specie oggetto di studio. Questo viene fatto raccogliendo sia dati sul campo, utilizzando un disegno di campionamento appropriato, sia estraendoli da database di grandi dimensioni, atlanti o collezioni museali (es. GBIF, Map of Life, Atlas Flora Europaea, BIEN). Quando si utilizzano database pre-esistenti, non si ha alcun controllo sulla progettazione; quindi, è importante in questo caso verificarne accuratamente la robustezza. Nella seconda fase di preparazione, i dati vengono raccolti e gestiti per specie target, selezionando in seguito le variabili ambientali da utilizzare.
Esiste un gran numero di set di predittori ambientali disponibili che vanno dalla scala globale a quella locale e sono rappresentati principalmente da dati telerilevati e rielaborati (es. Indici spettrali, Indici biofisici, Modelli digitali di elevazione, Dati climatici, Dati di uso/copertura del suolo).
La calibrazione del modello è una fase molto importante per valutare i modelli di presenza-assenza, in cui le probabilità previste sono contrapposte alle presenze proporzionali osservate (o probabilità osservate) nei dati di test. La calibrazione del modello può essere realizzata attraverso due approcci generali. Il primo fa uso di grafici di calibrazione dove i dati di convalida vengono raggruppati in base alle probabilità previste. Mettendo in comune le osservazioni dai dati di convalida, è possibile calcolare la proporzione di posizioni occupate (piuttosto che basarsi esclusivamente su dati binari). Questi grafici possono essere comparati qualitativamente o quantitativamente, ad esempio confrontando rette di regressione (es. intercetta, pendenza) che si adattano ai diversi grafici di calibrazione (Guisan, Thuiller & Zimmermann, 2017). Il secondo approccio consiste nell'utilizzo di alcune metriche, come quelle che si concentrano sull'errore e sulle verosimiglianze (Lawson et al., 2014).
La quarta fase consiste nella valutazione del modello; non esiste in questo caso una definizione universale di valutazione del modello perché quest'ultimo può essere valutato solo per un uso previsto (Rykiel, 1996). Il requisito minimo per un modello è la robustezza delle sue ipotesi ecologiche, mentre un modello che mira a prevedere le distribuzioni deve essere robusto da una prospettiva di capacità predittiva (Mac Nally, 2000; Guisan, Edwards & Hastie, 2002).
La stima della capacità predittiva è il metodo di valutazione più comunemente utilizzato negli studi che si avvalgono della modellistica ecologica. Solitamente tale valutazione si considera come la procedura complessiva che mira a valutare la forza del modello, sia in termini di applicazione dello stesso che per prevedere dati indipendenti (capacità predittiva; "testing") sia in termini di significatività ecologica del modello sottostante (realismo ecologico).
Per riassumere, il set di dati di formazione viene utilizzato per addestrare gli algoritmi scelti, mentre il set di validazione viene utilizzato per ottimizzarli, confrontarne le prestazioni ed eventualmente decidere quale algoritmo o parametrizzazione utilizzare e, infine, il set di "test" viene utilizzato per ottenere le caratteristiche prestazionali finali (Ruppert, 2004).
L'ultima fase per l'elaborazione di un modello ecologico consiste nelle predizioni spaziali e nell'applicabilità del modello stesso. Quando si progettano modelli nel tempo o nello spazio la prima importante considerazione è valutare se le stesse condizioni ambientali prevalgono in entrambe le aree o periodi differenti, cioè quantificare in che misura l'ambiente (l'insieme delle condizioni ambientali che si trovano in una certa area in un dato periodo di tempo) è comparabile tra l'area/periodo utilizzato per il "model fitting" (area/periodo di addestramento) e l'area/periodo utilizzato per la proiezione del modello (area/periodo di proiezione).

1.3 Machine learning, telerilevamento e GIS post-modelling

La modellistica ecologica, come detto in precedenza, possiede diversi campi d'applicazione che spaziano dall'ecologia di base a quella applicata, fino al campo della conservazione della natura, dello studio delle specie invasive, della valutazione degli effetti del cambiamento climatico e di uso del suolo. La modellistica ecologica viene impiegata anche per determinare l'idoneità e la vocazione agricola (Evans, Fletcher Jr. & Alavalapati, 2010; De Simone et al., 2020), identificare le aree più idonee per la reintroduzione delle specie (Hirzel et al., 2004; D'Elia et al., 2015) oltre a perfezionare gli inventari di biodiversità (Platts et al., 2010).
Finora, questi modelli sono stati implementati mediante un'ampia gamma di strumenti statistici. Per più di un decennio sono state condotte analisi comparative su algoritmi basati su regressione e algoritmi basati su alberi (es. Random Forest) (Meynard & Quinn, 2007; Piri Sahragard, Ajorlo & Karami, 2018) o modelli basati su algoritmi di machine learning (Elith et al., 2006; Maher et al., 2014), e algoritmi parametrici e non parametrici (Thuiller, Araújo & Lavorel, 2003; Segurado, Araújo & Kunin, 2006). Con poche eccezioni (es. Maher et al. (2014)), la conclusione principale è stata che i modelli di presenza-assenza di solito funzionano meglio (Brotons et al., 2004) e che gli approcci alla modellistica ecologica proposti più recentemente, come il "boosting" o il "bagging" tendono a offrire prestazioni predittive più elevate (Elith et al., 2006); questo di solito dipende anche dal contesto, dalla distorsione dei dati, dalla risoluzione (Elith & Leathwick, 2009).
Molti di questi algoritmi sono stati utilizzati negli anni anche nell'ambito della classificazione delle immagini telerilevate, i cui prodotti sono stati impiegati anche come predittori nella modellistica ecologica (Estrada-Peña, 1999; Gonçalves et al., 2016; Leitão & Santos, 2019).
I dati telerilevati sono ampiamente riconosciuti per la loro applicabilità nel campo degli studi ecologici (Kerr & Ostrovsky, 2003; Pettorelli et al., 2005). Le applicazioni di questi dati includono la classificazione e la quantificazione delle caratteristiche del territorio, la modellazione della funzione dell'ecosistema (es. previsione della produttività primaria netta) e la mappatura del cambiamento di copertura del suolo (es. identificazione della perdita di habitat o l'imboschimento) (Elhag, 2011). I dati telerilevati sono stati utilizzati anche come proxy per la ricchezza delle specie e la biodiversità (Rocchini et al., 2014).
In tempi recenti, grazie alla filosofia del movimento "open source", i set di dati telerilevati risultano maggiormente disponibili, includendo ad esempio l'archivio di immagini dei satelliti Landsat (Wulder et al., 2012) e i prodotti di fenologia dello strumento MODIS presente sui satelliti Terra e Aqua (Zhang et al., 2003). Con molta probabilità i modellisti ecologici e i biogeografi continueranno ad espandere il loro uso dei dati telerilevati. La modellazione dell'idoneità dell'habitat, in particolare, ha visto una notevole crescita nell'applicazione dei dati acquisiti da remoto. Gli HSM utilizzano le relazioni empiriche tra la distribuzione di una specie e le variabili ambientali (es. clima, topografia e suolo) per prevedere habitat potenzialmente adatti in un determinato territorio (Franklin, 1995; Guisan & Zimmermann, 2000). I dati telerilevati possono misurare direttamente o fungere da proxy per variabili che influiscono sull'idoneità dell'habitat. Di conseguenza, l'inclusione dei dati telerilevati come variabili può migliorare l'accuratezza complessiva dei modelli predittivi, rendendoli interessanti per l'uso negli HSM (Bradley et al., 2012; He et al., 2015).
Gli habitat delle specie sono influenzati da una serie di variabili ambientali a diverse scale. Per la scala da regionale a continentale, l'idoneità è maggiormente influenzata dal clima mentre, a scala paesaggistica, è modificata dall'uso/copertura del suolo e dalla topografia. L'idoneità è ulteriormente

modificata su scala locale dalle condizioni del suolo e dalla microtopografia (Pearson & Dawson, 2003). Sfortunatamente, le misurazioni spaziali continue di queste variabili ambientali possono essere difficili da acquisire e molte variabili ambientali derivano sempre più da dati telerilevati.
Le variabili bioclimatiche sono considerate un tipo di dati indispensabile nella modellizzazione della distribuzione delle specie. Tali variabili sono disponibili dal database WorldClim2 (Fick & Hijmans, 2017) per l'intera superficie terrestre e a varie risoluzioni spaziali. Questo dataset, rispetto alla sua versione precedente (WorldClim), interpola i dati delle stazioni meteorologiche a terra con modelli di elevazione (SRTM e GTOPO30, entrambi telerilevati da satellite), distanza dalla costa e tre covariate derivate da satellite: temperatura massima e minima della superficie terrestre e copertura nuvolosa, ottenute mediante il sensore MODIS (satelliti Terra e Aqua). L'integrazione dei dati satellitari ha aumentato l'accuratezza della previsione per le variabili di temperatura del 5–15%, specialmente in quelle aree a bassa densità di stazioni meteorologiche (Fick & Hijmans, 2017).
Un aspetto particolarmente importante e sempre più accreditato, associato alla modellistica ecologica, è l'ulteriore elaborazione dei modelli in ambiente GIS. I sistemi di informazione geografica rappresentano una tecnologia attraverso la quale i dati spaziali possono essere acquisiti, archiviati, recuperati, visualizzati, manipolati e analizzati. Da una prospettiva analitica spaziale, ci sono vantaggi notevoli nell'integrazione tra i modelli ecologici e le capacità di elaborazione e visualizzazione di un GIS (Ortigosa, De Leo & Gatto, 2000; Iannella et al., 2018; Du et al., 2018).
Un esempio di applicazione post-modelling è riportata nel lavoro presentato nel Capitolo 3 (Iannella et al., 2019) dove vengono perfezionati gli scenari di previsione costruiti a partire dagli ENM. Sulla base degli habitat preferiti (più idonei) dalla specie vegetale target (*Ambrosia artemisiifolia*), sono stati estrapolati i corrispondenti terreni coltivati in tutto il territorio europeo, utilizzando i dati satellitari Sentinel-2, il dataset GFSAD (Thenkabail et al., 2012) e il Corine Land Cover (CLC) 2018 (III livello). Incrociando i dati ottenuti con gli ENM in ambiente GIS, sono state generate previsioni più affidabili e vicine alla realtà dei singoli scenari di distribuzione delle due specie target (*Ambrosia artemisiifolia* e *Ophraella communa).*
Il post-modelling è stato applicato anche per il calcolo delle potenziali perdite economiche in termini di stoccaggio del carbonio (servizio ecosistemico) e di produzione di biodiesel da parte di *J. curcas*, quando co-occorre con le specie del gruppo *Aphthona cookei.* Gli ENM ottenuti in questo studio (presentato in dettaglio nel Capitolo 5; De Simone et al. (2020)) sono stati intersecati in ambiente GIS con delle simulazioni di uso del suolo e con i modelli di stoccaggio del carbonio al fine di stimare i valori economici di produzione di carburante e di erogazione del servizio ecosistemico, in tutta l'Africa sub-sahariana.
L'uso delle tecniche GIS di post-modelling per affinare i modelli ecologici è un efficace approccio che consente di rilevare e quantificare le probabili porzioni di territorio interessate dall'invasione di una specie invasiva e/o la co-occorrenza con una specie di interesse economico, consentendo di affrontare efficacemente azioni di gestione, soprattutto in considerazione delle problematiche sociali ed economiche che le specie alloctone invasive (IAS) possono comportare.
Considerando l'esplicito riferimento spaziale, tale approccio integrato mira ad azioni specifiche volte alla futura gestione del territorio, per preservare sia la biodiversità che gli investimenti economici.

1.4 Bibliografia

Andrew ME, Ustin SL. 2009. Habitat suitability modelling of an invasive plant with advanced remote sensing data. *Diversity and Distributions* 15:627–640. DOI: 10.1111/j.1472-4642.2009.00568.x.

Araújo MB, Peterson AT. 2012. Uses and misuses of bioclimatic envelope modeling. *Ecology* 93:1527–1539.

Austin MP. 2002. Spatial prediction of species distribution: an interface between ecological theory and statistical modelling. *Ecological Modelling* 157:101–118. DOI: 10.1016/S0304-3800(02)00205-3.

Austin M. 2007. Species distribution models and ecological theory: A critical assessment and some possible new approaches. *Ecological Modelling* 200:1–19. DOI: 10.1016/j.ecolmodel.2006.07.005.

Bernardo F, Loupa-Ramos I, Carvalheiro J. 2021. Are biodiversity perception and attitudes context dependent? A comparative study using a mixed-method approach. *Land Use Policy*:105703.

Bradley BA, Olsson AD, Wang O, Dickson BG, Pelech L, Sesnie SE, Zachmann LJ. 2012. Species detection vs. habitat suitability: Are we biasing habitat suitability models with remotely sensed data? *Ecological Modelling* 244:57–64. DOI: 10.1016/j.ecolmodel.2012.06.019.

Brotons L, Thuiller W, Araújo MB, Hirzel AH. 2004. Presence-absence versus presence-only modelling methods for predicting bird habitat suitability. *Ecography* 27:437–448. DOI: 10.1111/j.0906-7590.2004.03764.x.

Cavieres LA, Arroyo MT, Posadas P, Marticorena C, Matthei O, Rodríguez R, Squeo FA, Arancio G. 2002. Identification of priority areas for conservation in an arid zone: application of parsimony analysis of endemicity in the vascular flora of the Antofagasta region, northern Chile. *Biodiversity & Conservation* 11:1301–1311.

Daily GC, Kareiva PM, Polasky S, Ricketts TH, Tallis H. 2011. *Natural Capital: Theory & Practice of Mapping Ecosystem Services*. Oxford University Press.

Dawson W, Moser D, Van Kleunen M, Kreft H, Pergl J, Pyšek P, Weigelt P, Winter M, Lenzner B, Blackburn TM. 2017. Global hotspots and correlates of alien species richness across taxonomic groups. *Nature Ecology & Evolution* 1:1–7.

De Simone W, Allegrezza M, Frattaroli AR, Montecchiari S, Tesei G, Zuccarello V, Di Musciano M. 2021. From Remote Sensing to Species Distribution Modelling: An Integrated Workflow to Monitor Spreading Species in Key Grassland Habitats. *Remote Sensing* 13:1904.

De Simone W, Iannella M, D'Alessandro P, Biondi M. 2020. Assessing influence in biofuel production and ecosystem services when environmental changes affect plant–pest relationships. *Gcb Bioenergy* 12:864–877. DOI: 10.1111/gcbb.12727.

D'Elia J, Haig SM, Johnson M, Marcot BG, Young R. 2015. Activity-specific ecological niche models for planning reintroductions of California condors (Gymnogyps californianus). *Biological Conservation* 184:90–99. DOI: 10.1016/j.biocon.2015.01.002.

Du B, Zheng Y, Liu J, Mao D. 2018. Threatened Plants in China's Sanjiang Plain: Hotspot Distributions and Gap Analysis. *Sustainability* 10:194. DOI: 10.3390/su10010194.

Dubuis A, Giovanettina S, Pellissier L, Pottier J, Vittoz P, Guisan A. 2013. Improving the prediction of plant species distribution and community composition by adding edaphic to topo-climatic variables. *Journal of Vegetation Science* 24:593–606. DOI: 10.1111/jvs.12002.

Early R, Bradley BA, Dukes JS, Lawler JJ, Olden JD, Blumenthal DM, Gonzalez P, Grosholz ED, Ibañez I, Miller LP. 2016. Global threats from invasive alien species in the twenty-first century and national response capacities. *Nature communications* 7:12485.

Elhag M. 2011. Land Suitability for Afforestation and Nature Conservation Practices Using Remote Sensing & GIS Techniques. *Catrina: The International Journal of Environmental Sciences* 6:11–17.

Elith J, Graham CH, Anderson RP, Dudík M, Ferrier S, Guisan A, Hijmans RJ, Huettmann F, Leathwick JR, Lehmann A. 2006. Novel methods improve prediction of species' distributions from occurrence data. *Ecography* 29:129–151.

Elith J, Leathwick JR. 2009. Species distribution models: ecological explanation and prediction across space and time. *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics* 40:677–697.

Estrada-Peña A. 1999. Geostatistics and remote sensing using NOAA-AVHRR satellite imagery as predictive tools in tick distribution and habitat suitability estimations for Boophilus microplus (Acari: Ixodidae) in South America. *Veterinary Parasitology* 81:73–82. DOI: 10.1016/S0304-4017(98)00238-6.

Evans JM, Fletcher Jr. RJ, Alavalapati J. 2010. Using species distribution models to identify suitable areas for biofuel feedstock production. *GCB Bioenergy* 2:63–78. DOI: 10.1111/j.1757-1707.2010.01040.x.

Fick SE, Hijmans RJ. 2017. WorldClim 2: new 1-km spatial resolution climate surfaces for global land areas. *International Journal of Climatology* 37:4302–4315.

Fletcher R, Fortin M. 2018. *Spatial ecology and conservation modeling*. Springer.

Franklin J. 1995. Predictive vegetation mapping: geographic modelling of biospatial patterns in relation to environmental gradients. *Progress in Physical Geography: Earth and Environment* 19:474–499. DOI: 10.1177/030913339501900403.

Gonçalves J, Alves P, Pôças I, Marcos B, Sousa-Silva R, Lomba Â, Honrado JP. 2016. Exploring the spatiotemporal dynamics of habitat suitability to improve conservation management of a vulnerable plant species. *Biodiversity and Conservation* 25:2867–2888. DOI: 10.1007/s10531-016-1206-7.

Graham CH, Ferrier S, Huettman F, Moritz C, Peterson AT. 2004. New developments in museum-based informatics and applications in biodiversity analysis. *Trends in Ecology & Evolution* 19:497–503.

Grüss A, Drexler MD, Chancellor E, Ainsworth CH, Gleason JS, Tirpak JM, Love MS, Babcock EA. 2019. Representing species distributions in spatially-explicit ecosystem models from presence-only data. *Fisheries research* 210:89–105.

Guisan A, Edwards TC, Hastie T. 2002. Generalized linear and generalized additive models in studies of species distributions: setting the scene. *Ecological Modelling* 157:89–100. DOI: 10.1016/S0304-3800(02)00204-1.

Guisan A, Harrell FE. 2000. Ordinal response regression models in ecology. *Journal of Vegetation Science* 11:617–626. DOI: 10.2307/3236568.

Guisan A, Thuiller W. 2005. Predicting species distribution: offering more than simple habitat models. *Ecology letters* 8:993–1009.

Guisan A, Thuiller W, Zimmermann NE. 2017. *Habitat suitability and distribution models: with applications in R*. Cambridge University Press.

Guisan A, Zimmermann NE. 2000. Predictive habitat distribution models in ecology. *Ecological Modelling* 135:147–186.

Gurevitch J, Fox GA, Fowler NL, Graham CH. 2016. Landscape Demography: Population Change and its Drivers Across Spatial Scales. *The Quarterly Review of Biology* 91:459–485. DOI: 10.1086/689560.

He KS, Bradley BA, Cord AF, Rocchini D, Tuanmu M-N, Schmidtlein S, Turner W, Wegmann M, Pettorelli N. 2015. Will remote sensing shape the next generation of species distribution models? *Remote Sensing in Ecology and Conservation* 1:4–18.

Hirzel A, Guisan A. 2002. Which is the optimal sampling strategy for habitat suitability modelling. *Ecological Modelling* 157:331–341. DOI: 10.1016/S0304-3800(02)00203-X.

Hirzel AH, Posse B, Oggier P-A, Crettenand Y, Glenz C, Arlettaz R. 2004. Ecological requirements of reintroduced species and the implications for release policy: the case of the bearded vulture. *Journal of Applied Ecology* 41:1103–1116. DOI: 10.1111/j.0021-8901.2004.00980.x.

Iannella M, Cerasoli F, D'Alessandro P, Console G, Biondi M. 2018. Coupling GIS spatial analysis and Ensemble Niche Modelling to investigate climate change-related threats to the Sicilian pond turtle *Emys trinacris,* an endangered species from the Mediterranean. *PeerJ* 6:e4969.

Iannella M, De Simone W, D'Alessandro P, Console G, Biondi M. 2019. Investigating the Current and Future Co-Occurrence of *Ambrosia artemisiifolia* and *Ophraella communa* in Europe through Ecological Modelling and Remote Sensing Data Analysis. *International journal of environmental research and public health* 16:3416.

Iannella M, Fiasca B, Di Lorenzo T, Biondi M, Di Cicco M, Galassi DM. 2020. Jumping into the grids: mapping biodiversity hotspots in groundwater habitat types across Europe. *Ecography* 43:1825–1841.

IPBES DS. 2019. Summary for policymakers of the global assessment report on biodiversity and ecosystem services of the Intergovernmental Science-Policy Platform on Biodiversity and Ecosystem Services. *Bonn, Germany: IPBES secretariat. https://www. ipbes. net/global-assessment-report-biodiversity-ecosystem-services*.

Jiménez-Valverde A, Peterson AT, Soberón J, Overton JM, Aragón P, Lobo JM. 2011. Use of niche models in invasive species risk assessments. *Biological invasions* 13:2785–2797.

Johnson CN, Balmford A, Brook BW, Buettel JC, Galetti M, Guangchun L, Wilmshurst JM. 2017. Biodiversity losses and conservation responses in the Anthropocene. *Science* 356:270–275.

Kerr JT, Ostrovsky M. 2003. From space to species: ecological applications for remote sensing. *Trends in Ecology & Evolution* 18:299–305.

Koh LP, Dunn RR, Sodhi NS, Colwell RK, Proctor HC, Smith VS. 2004. Species coextinctions and the biodiversity crisis. *science* 305:1632–1634.

Lawson CR, Hodgson JA, Wilson RJ, Richards SA. 2014. Prevalence, thresholds and the performance of presence–absence models. *Methods in Ecology and Evolution* 5:54–64. DOI: 10.1111/2041-210X.12123.

Leitão PJ, Santos MJ. 2019. Improving Models of Species Ecological Niches: A Remote Sensing Overview. *Frontiers in Ecology and Evolution* 7.

Mac Nally R. 2000. Regression and model-building in conservation biology, biogeography and ecology: The distinction between – and reconciliation of – 'predictive' and 'explanatory' models. *Biodiversity & Conservation* 9:655–671. DOI: 10.1023/A:1008985925162.

Maher SP, Randin CF, Guisan A, Drake JM. 2014. Pattern-recognition ecological niche models fit to presence-only and presence–absence data. *Methods in Ecology and Evolution* 5:761–770. DOI: 10.1111/2041-210X.12222.

Martin Y, Van Dyck H, Dendoncker N, Titeux N. 2013. Testing instead of assuming the importance of land use change scenarios to model species distributions under climate change. *Global Ecology and Biogeography* 22:1204–1216.

Meynard CN, Quinn JF. 2007. Predicting species distributions: a critical comparison of the most common statistical models using artificial species. *Journal of Biogeography* 34:1455–1469. DOI: 10.1111/j.1365-2699.2007.01720.x.

Mod HK, Scherrer D, Luoto M, Guisan A. 2016. What we use is not what we know: environmental predictors in plant distribution models. *Journal of Vegetation Science* 27:1308–1322. DOI: 10.1111/jvs.12444.

Moilanen A, Wilson K, Possingham H. 2009. *Spatial conservation prioritization: quantitative methods and computational tools*. Oxford University Press.

Nobre CA, Sampaio G, Borma LS, Castilla-Rubio JC, Silva JS, Cardoso M. 2016. Land-use and climate change risks in the Amazon and the need of a novel sustainable development paradigm. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 113:10759–10768.

Orme CDL, Davies RG, Burgess M, Eigenbrod F, Pickup N, Olson VA, Webster AJ, Ding T-S, Rasmussen PC, Ridgely RS. 2005. Global hotspots of species richness are not congruent with endemism or threat. *Nature* 436:1016–1019.

Ortigosa GR, De Leo GA, Gatto M. 2000. VVF: integrating modelling and GIS in a software tool for habitat suitability assessment. *Environmental Modelling & Software* 15:1–12. DOI: 10.1016/S1364-8152(99)00029-8.

Pearce J, Ferrier S. 2000. Evaluating the predictive performance of habitat models developed using logistic regression. *Ecological Modelling* 133:225–245. DOI: 10.1016/S0304-3800(00)00322-7.

Pearson RG, Dawson TP. 2003. Predicting the impacts of climate change on the distribution of species: are bioclimate envelope models useful? *Global Ecology and Biogeography* 12:361–371. DOI: 10.1046/j.1466-822X.2003.00042.x.

Pérez-Barbería FJ, Small M, Hooper RJ, Aldezabal A, Soriguer-Escofet R, Bakken GS, Gordon IJ. 2015. State-Space Modelling of the Drivers of Movement Behaviour in Sympatric Species. *PLOS ONE* 10:e0142707. DOI: 10.1371/journal.pone.0142707.

Pettorelli N, Vik JO, Mysterud A, Gaillard JM, Tucker CJ, Stenseth NC. 2005. Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change. *Trends Ecol Evol* 20:503–10. DOI: 10.1016/j.tree.2005.05.011.

Pili AN, Tingley R, Sy EY, Diesmos MLL, Diesmos AC. 2020. Niche shifts and environmental non-equilibrium undermine the usefulness of ecological niche models for invasion risk assessments. *Scientific reports* 10:1–18.

Piri Sahragard H, Ajorlo M, Karami P. 2018. Modeling habitat suitability of range plant species using random forest method in arid mountainous rangelands. *Journal of Mountain Science* 15:2159–2171. DOI: 10.1007/s11629-018-4898-1.

Platts PJ, Ahrends A, Gereau RE, McClean CJ, Lovett JC, Marshall AR, Pellikka PKE, Mulligan M, Fanning E, Marchant R. 2010. Can distribution models help refine inventory-based estimates of conservation priority? A case study in the Eastern Arc forests of Tanzania and Kenya. *Diversity and Distributions* 16:628–642. DOI: 10.1111/j.1472-4642.2010.00668.x.

Rocchini D, Dadalt L, Delucchi L, Neteler M, Palmer MW. 2014. Disentangling the role of remotely sensed spectral heterogeneity as a proxy for North American plant species richness. *Community Ecology* 15:37–43. DOI: 10.1556/comec.15.2014.1.4.

Ruppert D. 2004. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. *Journal of the American Statistical Association* 99:567–567. DOI: 10.1198/jasa.2004.s339.

Rykiel EJ. 1996. Testing ecological models: the meaning of validation. *Ecological Modelling* 90:229–244. DOI: 10.1016/0304-3800(95)00152-2.

Santos X, Brito JC, Sillero N, Pleguezuelos JM, Llorente GA, Fahd S, Parellada X. 2006. Inferring habitat-suitability areas with ecological modelling techniques and GIS: a contribution to assess the conservation status of Vipera latastei. *Biological Conservation* 130:416–425.

Schägner JP, Brander L, Maes J, Hartje V. 2013. Mapping ecosystem services' values: Current practice and future prospects. *Ecosystem Services* 4:33–46.

Secretariat of the Convention on Biological Diversity. 2020. *Global Biodiversity Outlook 5.* Montreal.

Segurado P, Araújo MB, Kunin WE. 2006. Consequences of spatial autocorrelation for niche-based models. *Journal of Applied Ecology* 43:433–444. DOI: 10.1111/j.1365-2664.2006.01162.x.

Thenkabail PS, Knox JW, Ozdogan M, Gumma MK, Congalton RG, Wu Z, Milesi C, Finkral A, Marshall M, Mariotto I. 2012. Assessing future risks to agricultural productivity, water resources and food security: how can remote sensing help? *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 78:773–782.

Thomas CD, Cameron A, Green RE, Bakkenes M, Beaumont LJ, Collingham YC, Erasmus BF, De Siqueira MF, Grainger A, Hannah L. 2004. Extinction risk from climate change. *Nature* 427:145–148.

Thuiller W, Araújo MB, Lavorel S. 2003. Generalized models vs. classification tree analysis: Predicting spatial distributions of plant species at different scales. *Journal of Vegetation Science* 14:669–680. DOI: 10.1111/j.1654-1103.2003.tb02199.x.

Wilson KA, Westphal MI, Possingham HP, Elith J. 2005. Sensitivity of conservation planning to different approaches to using predicted species distribution data. *Biological Conservation* 122:99–112.

Wulder MA, Masek JG, Cohen WB, Loveland TR, Woodcock CE. 2012. Opening the archive: How free data has enabled the science and monitoring promise of Landsat. *Remote Sensing of Environment* 122:2–10. DOI: 10.1016/j.rse.2012.01.010.

Zhang X, Friedl MA, Schaaf CB, Strahler AH, Hodges JCF, Gao F, Reed BC, Huete A. 2003. Monitoring vegetation phenology using MODIS. *Remote Sensing of Environment* 84:471–475. DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00135-9.

Capitolo 2. L'Osservazione della Terra per il monitoraggio ambientale

2.1 Introduzione

Il cambiamento ambientale globale, e il suo impatto su tutti gli aspetti della natura e della società, è oggi una delle sfide primarie dell'umanità, ancor più che nel 2003 (Earth Observation Summit, 2003), quando i governi e le organizzazioni internazionali si sono impegnati per una visione di un futuro in cui decisioni e azioni a beneficio dell'umanità sarebbero state prese mediante osservazioni della Terra coordinate, globali e sostenibili.
La società odierna si trova ad affrontare sfide senza precedenti in termini di sostenibilità dei servizi ecosistemici, idrica ed energetica, sicurezza alimentare, resilienza ai rischi naturali, crescita demografica, pandemie da malattie infettive (Carpenter et al., 2006). Il cambiamento climatico supera tutte queste sfide con il potenziale di esacerbarle notevolmente nel prossimo futuro. Inoltre, in questo mondo interconnesso, l'impatto di un singolo evento può attraversare prontamente i confini portando conseguenze a cascata in luoghi anche molto lontani (Zhongming et al., 2021). Si rende quindi necessaria un'azione globale per rispondere alle sfide della società al fine di migliorare le condizioni di vita di tutte le persone, proteggendo al tempo stesso biodiversità ed ecosistemi (Brondizio et al., 2019). Soluzioni sostenibili ed eque richiedono decisioni intelligenti, basate sull'evidenza che riconoscano i collegamenti tra le cause e gli impatti sul pianeta (Ali, Xu & Ahmad, 2021).
Le osservazioni della Terra da diverse fonti, dai satelliti alle piattaforme aeree, dalle piattaforme a terra agli osservatori umani (Citizen science), se integrate insieme, forniscono potenti strumenti per comprendere le condizioni passate e presenti dei sistemi terrestri, nonché le interazioni che li coinvolgono (Haklay, Mazumdar & Wardlaw, 2018). Questi strumenti uniti alle migliori conoscenze forniscono, insieme a dati di varia natura (es. dati ambientali, socioeconomici) che descrivono l'ambiente globale, possibili soluzioni utili alla risoluzione dei problemi ambientali, alla mitigazione dei rischi e alla fornitura di previsioni del futuro comportamento dei sistemi terrestri. In quanto tali, le osservazioni della Terra sono una componente indispensabile per misurare e monitorare i nostri progressi nell'affrontare le sfide che il nostro pianeta ci presenta (O'Connor et al., 2015).
Il termine "Osservazione della Terra", nella sua accezione più ampia, si riferisce a qualsiasi informazione raccolta sui sistemi fisici, chimici e biologici della Terra. Le osservazioni della Terra possono quindi includere misurazioni effettuate da termometri e anemometri; foto scattate da fototrappole; immagini radar derivate dai dati acquisiti dai sensori a bordo di aeroplani o satelliti; informazioni raccolte dai collari GNSS posti su determinate specie animali. Le osservazioni della Terra comprendono sia le osservazioni in situ, che sono osservazioni dirette effettuate in prossimità dell'oggetto o del fenomeno di interesse, nonché le osservazioni a distanza (telerilevamento) (Kansakar & Hossain, 2016).
Il telerilevamento è definito come l'acquisizione di informazioni su un oggetto o fenomeno attraverso un dispositivo che non è in contatto fisico con l'oggetto stesso (Lavender & Lavender, 2015; Elachi & Van Zyl, 2021). I dati di telerilevamento sono quindi un sottoinsieme

dell'osservazione della Terra. Il termine "rilevamento remoto" è ora comunemente usato per descrivere la scienza dell'identificazione, dell'osservazione e della misurazione di un oggetto senza entrare in contatto diretto con esso (Lechner, Foody & Boyd, 2020). Per registrare queste informazioni vengono utilizzati dei dispositivi noti come sensori, montati su piattaforme di diverso tipo. Le comuni tecnologie di telerilevamento includono fototrappole, spettrometri di campo, sensori acustici terrestri e acquatici, nonché sensori a bordo di droni, aerei e satelliti (Pettorelli et al., 2018).

Il telerilevamento satellitare si riferisce all'acquisizione di informazioni su un oggetto o fenomeno attraverso sensori a bordo dei satelliti. I sensori spaziali sono disposti su satelliti in orbita attorno alla Terra tra i 500 e gli 800 km di quota. Le immagini satellitari sono state inizialmente utilizzate solo a scopo militare, per poi gradualmente passare a settori come geografia, geologia, meteorologia e scienze ambientali (Campbell & Wynne, 2011).

Il Gruppo per L'Osservazione della Terra (GEO; www.earthobservations.org) ha finora identificato otto aree di beneficio per la società a cui i dati di osservazione della terra possono contribuire, insieme alla mitigazione del cambiamento climatico, che interseca tutte queste aree: biodiversità e sostenibilità ecosistemica; resilienza ai disastri; gestione delle risorse energetiche e minerarie; sicurezza alimentare e agricoltura sostenibile; gestione delle infrastrutture e dei trasporti; sorveglianza sanitaria pubblica; sviluppo urbano sostenibile; gestione delle risorse idriche.

Esempi di applicazioni ambientali ed ecologiche basate sui dati satellitari includono il rilevamento e la mappatura delle barriere coralline (Goodman, Purkis & Phinn, 2013), delle mangrovie (Kuenzer et al., 2011) e delle praterie (Griffiths et al., 2020); il rilevamento e la mappatura delle colonie di pinguini imperatori (Fretwell et al., 2012); la mappatura dell'habitat del panda gigante (*Ailuropoda melanoleuca*) per l'intera Cina (Wang et al., 2010), nonché il monitoraggio dei cambiamenti della vegetazione negli habitat (Thenkabail & Lyon, 2016).

Il telerilevamento si basa sul principio che tutti gli oggetti interagiscono con la radiazione incidente, cioè assorbono, riflettono, rifrangono o disperdono questa radiazione (Campbell & Wynne, 2011). La quantità di radiazione riflessa da un oggetto dipende dalle sue proprietà superficiali, come le sue dimensioni, l'orientamento, la geometria e la composizione chimica (Jackson & Huete, 1991). Tra i sensori più comuni utilizzati nel telerilevamento, vi sono quelli noti come radiometri (sensori spettrali passivi) che misurano l'intensità dell'energia elettromagnetica in diverse lunghezze d'onda. Proprio come l'occhio umano, i radiometri acquisiscono informazioni sulla radiazione riflessa in specifiche bande dello spettro elettromagnetico. Una banda in questo caso è definita come un singolo strato di un'immagine creata utilizzando uno specifico intervallo di lunghezze d'onda (Thenkabail, Lyon & Huete, 2018). Questi sensori possiedono determinate caratteristiche inquadrabili in termini di "risoluzione" divisa in quattro fondamentali categorie: risoluzione spaziale, radiometrica, spettrale e temporale. La risoluzione spaziale si riferisce alla dimensione del più piccolo oggetto osservabile rappresentato da un singolo pixel. La risoluzione spaziale è generalmente determinata dal sistema ottico del sensore utilizzato per acquisire i dati e dalla quota alla quale è posto il sensore. Le risoluzioni spaziali di tutti i sensori rilevanti per il monitoraggio della biodiversità variano attualmente da circa 50 cm a 10 km. La risoluzione temporale si riferisce al tempo di acquisizione dello stesso luogo tra immagini successive, solitamente dipendente dal tipo di orbita di un satellite. La risoluzione radiometrica rappresenta invece il numero di livelli distinti in cui è suddivisa l'intensità del segnale; quindi, la risoluzione radiometrica più bassa possibile sarebbe quella fornita da un sensore che produce solo due livelli di intensità (bianco e nero). Infine, la risoluzione spettrale

si riferisce alla capacità di un sensore di definire determinati intervalli di lunghezza d'onda; quindi, più è ristretto l'intervallo di lunghezze d'onda a cui risponde un sensore, migliore è la sua risoluzione spettrale (CEOS, 2012).
La maggior parte dei sensori a bordo dei satelliti registra informazioni della superficie terrestre misurando la radiazione naturale emessa o riflessa dal pianeta; questi sensori sono noti come sensori "passivi" e la luce solare riflessa è la fonte di radiazione più comunemente misurata. Un esempio di telerilevamento passivo è costituito dalle immagini multispettrali, che misurano la luminosità all'interno di diverse (generalmente da due a dieci) bande specifiche dello spettro elettromagnetico. Un altro importante esempio di acquisizione passiva è dato dai sensori iperspettrali che misurano l'energia in bande più strette e più numerose (fino a centinaia) rispetto ai sensori multispettrali. Con le immagini iperspettrali, le informazioni vengono generalmente raccolte su un intervallo spettrale contiguo (Thenkabail & Lyon, 2016).
I sensori "attivi" invece si differenziano da quelli passivi perché emettono un impulso (es. microonde, infrarosso, UV) e successivamente misurano l'energia di ritorno mediante un rilevatore. Poiché emettono la propria radiazione, i sensori attivi "vedono" indipendentemente da altre fonti di energia, come il sole e possono essere utilizzati anche di notte, riuscendo a penetrare talvolta anche attraverso foschia, fumo e nuvole, eccezion fatta per i LiDAR che invece sono influenzati negativamente da questi fattori. L'interpretazione delle immagini dai sensori attivi è meno intuitiva rispetto a quella delle immagini multispettrali perché questi dispositivi rispondono alle geometrie della superficie, alla struttura tridimensionale (3D) e in alcuni casi al contenuto d'acqua. Importanti esempi di sensori attivi sono rappresentati dai Radar (di solito Radar ad Apertura Sintetica; SAR) e dal già citato Laser Detection and Ranging (LiDAR) (Jia et al., 2021).
Esistono diversi modi per ottenere dati satellitari, ma ciò dipende in primo luogo dal tipo di dato che si sta cercando. Questi dati vengono suddivisi in due diverse categorie: dati liberamente disponibili e dati commerciali. La maggior parte dei set di dati ad altissima risoluzione spaziale (risoluzione spaziale < 5 m) raccolti da sensori multispettrali sono commerciali, il che significa che le immagini devono essere ordinate e acquistate dai gestori dei diversi servizi. Esempi classici di immagini satellitari commerciali includono le scene di IKONOS, RapidEye e WorldView-3. La maggior parte dei set di dati con risoluzione spaziale da bassa ad alta (risoluzione spaziale > 10 m) raccolti da sensori multispettrali risultano open source quindi sono disponibili gratuitamente. Ciò include le informazioni raccolte dal Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) a bordo dei satelliti Aqua e Terra; dall'Operational Land Imager 2 (OLI-2) a bordo del Landsat 9; dall'Multispectral Instrument (MSI) a bordo dei Sentinel-2; dall'Advanced Very High-Resolution Radiometer (AVHRR/3) a bordo del satellite NOAA-19 della National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) degli Stati Uniti. Esistono diversi modi per acquisire questi dati, ma solitamente essi possono essere scaricati dai geoportali dei gestori dei satelliti (es. Open Access Hub di ESA, EarthExplorer di USGS), almeno per quanto riguarda quelli di pubblico dominio (Turner et al., 2015).
Le immagini satellitari (multispettrali) grezze di solito contengono rumori, artefatti e distorsioni significativi, che devono essere affrontati prima di iniziare ad analizzare e interpretare questi dati. I dati ottici, ad esempio, sono classificati solitamente mediante dei livelli (es. L0, L1, L2, etc.) che ne descrivono appunto il livello di elaborazione. Solitamente per pre-processare le immagini acquisite prima di poterle utilizzare, si effettuano delle operazioni preliminari (a seconda del livello di acquisizione) come, ad esempio, l'ortorettifica (correzione geometrica), la correzione atmosferica

(ottenimento della riflettanza a livello della superficie), il mascheramento delle nuvole e quello delle ombre (Radočaj et al., 2020).
Una fase fondamentale da effettuare prima di elaborare immagini satellitari è l'acquisizione di dati sul campo georeferenziati per garantire l'accuratezza dell'interpretazione, della classificazione e della previsione dei parametri biologici e fisici. La "verità a terra" si riferisce quindi al processo mediante il quale vengono raccolte misurazioni e osservazioni sul tipo, dimensione, condizione e qualsiasi altra proprietà fisica o chimica ritenuta importante, relativa ai materiali sulla superficie terrestre che vengono rilevati a distanza (Lillesand, Kiefer & Chipman, 2015).
Infine, al centro dell'analisi remota dei dati, vi è l'interpretazione delle informazioni spettrali. Il segnale spettrale porta molte più informazioni della superficie terrestre di quanto sia immediatamente visibile all'occhio umano. Stati fisici come attività fotosintetica, stress idrico, costituenti biochimici fogliari e così via contribuiscono a modellare il segnale spettrale riflesso. Per sfruttare questa ricchezza di informazioni in modo ''normalizzato'', le bande originali vengono spesso trasformate in nuove bande sintetiche, i cosiddetti indici spettrali, utilizzando relazioni empiriche. Gli indici spettrali sono combinazioni di riflettanza superficiale a due o più lunghezze d'onda progettate per evidenziare una particolare proprietà del suolo e/o della vegetazione (Wegmann, Leutner & Dech, 2016). Esistono moltissimi indici spettrali utili allo studio della vegetazione (es. SAVI: Soil-Adjusted Vegetation Index; MSAVI: Modified Soil-Adjusted Vegetation Index; EVI: Enhanced Vegetation Index; etc.), ma il più diffuso e utilizzato è sicuramente il Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). L'NDVI si basa sui modelli caratteristici di assorbimento e riflettanza della vegetazione nel rosso (RED) e nel vicino infrarosso (NIR); questo indice è considerato un indice di "greenness" e fornisce informazioni sul materiale fotosinteticamente attivo in un dato pixel (Pettorelli, 2013).
I paragrafi descritti di seguito mirano a fornire una panoramica delle possibili applicazioni dei dati satellitari (in particolare, quelli forniti da sensori passivi) e di quelli acquisiti da drone nella gestione delle risorse naturali, e a dimostrare come la conoscenza ambientale e le informazioni telerilevate possono essere combinate efficacemente per affrontare un'ampia gamma di sfide attuali.

2.2 Monitoraggio satellitare della biodiversità

Attualmente vi è un urgente necessità di accedere a informazioni migliori e continue sulla distribuzione della biodiversità nel mondo e i dati derivanti dal telerilevamento forniscono un mezzo per svolgere parte di questo compito (Gamon et al., 2020).
Nella convenzione di Rio de Janeiro sulla Diversità Biologica del giugno 1992, la biodiversità è stata definita come la "variabilità tra gli organismi viventi di tutte le forme includendo gli ecosistemi acquatici, marini e terrestri ed i complessi ecologici di cui sono parte"; ciò include la diversità all'interno delle specie, tra le specie e tra gli ecosistemi (Sitarz, 1993).
Spesso la biodiversità viene misurata in termini di diverse componenti (genetiche, popolazione/specie e comunità/ecosistema) piuttosto che in termini di varietà a sé stante (Roe et al., 2012). Ciascuno di questi componenti è noto per possedere attributi compositivi, strutturali e funzionali; queste sono spesso considerate le "tre dimensioni" della biodiversità. Data la natura multidimensionale della biodiversità (Lyashevska & Farnsworth, 2012), un monitoraggio completo

a diverse scale e risoluzioni spaziali per catturare tutti i suoi elementi risulta molto impegnativo (Vihervaara et al., 2017). Per la cattura delle diverse dimensioni organizzative della biodiversità mediante telerilevamento, solitamente si presta attenzione a sei classi di variabili fondamentali: struttura e composizione genetica, popolazioni di specie, "species traits", estensione e struttura dell'ecosistema, composizione e funzioni ecosistemiche (Pettorelli et al., 2016).
Un esempio molto interessante riguardante la struttura e la composizione genetica viene da Madritch et al. (2014), che hanno dimostrato come il telerilevamento può essere utilizzato per misurare la diversità genetica intraspecifica nelle foreste di pioppo tremulo americano (*Populus tremuloides*), in quanto la diversità genetica all'interno delle popolazioni di questa pianta si manifesta come variazione nella chimica delle piante; infatti, alcune di queste sostanze possono essere monitorate utilizzando immagini iperspettrali (es. Thenkabail et al. (2012); Wang et al. (2015)).
Il rilevamento diretto di individui (animali e vegetali) mediante l'uso di immagini aeree si era diffuso molto verso i primi anni 2000 (es. Jachmann (2002); Laliberte & Ripple (2003); Descamps et al. (2011); Sirmacek et al. (2012)). Questa tipologia di rilevamento, utilizzando le informazioni raccolte dai satelliti, tuttavia, non è così facilmente ottenibile, sebbene esistano esempi di successo soprattutto in ambito vegetale. Il rilevamento satellitare della vegetazione può essere ottenuto più facilmente per specie con una fenologia unica (Clinton et al., 2010). La crescita precoce e la senescenza tardiva sono state utilizzate per mappare alcune specie del sottobosco forestale dominanti, tra cui due specie di bambù (*Bashania faberi* e *Fargesia robusta*) (Tuanmu et al., 2010) e caprifoglio (*Lonicera maackii*) (Wilfong, Gorchov & Henry, 2009) oltre a specie di prateria a rapida espansione (*Brachypodium genuense*) (De Simone et al., 2021). Inoltre, la variabilità interannuale della fenologia è stata utilizzata per mappare la distribuzione di alcune graminacee annuali, come il forasacco dei tetti (*Bromus tectorum*) (Bradley & Mustard, 2005) e la Poacea *Eragrostis lehmanniana* (Huang & Geiger, 2008). Uno strumento particolarmente promettente è basato sui dati iperspettrali, sia per l'identificazione di specie vegetali arboree (es. Papeş et al. (2010); Brackx et al. (2017)) che per quelle particolarmente invasive (Pengra, Johnston & Loveland, 2007; Thenkabail & Lyon, 2016). La rilevazione di specie vegetali può essere ottenuta anche attraverso immagini ad altissima risoluzione che permettono, in determinate circostanze, di rilevare anche i singoli individui. Un discorso analogo viene fatto per il monitoraggio delle specie animali, che però necessita di una risoluzione spaziale molto più fine e animali sufficientemente grandi. Alcuni esempi sono rappresentati dalla rilevazione di branchi di zebre (*Equus quagga burchellii*) e gnu (*Connochaetes taurinus*) nella savana kenyota, grazie alle immagini satellitari GeoEye-1 ad altissima risoluzione (risoluzione 0,5 m) (Yang et al., 2014).
Come valida alternativa al monitoraggio diretto di popolazioni e singoli individui vi è il monitoraggio dell'habitat. La comprensione delle relazioni specie-ambiente è al centro della ricerca ecologica ed è fondamentale per progettare interventi di gestione delle specie in via di estinzione, in quanto consente di identificare quelle risorse e caratteristiche rilevanti per la loro sopravvivenza (Manly et al., 2007).
L'idoneità di un habitat per una certa specie può essere modellizzata secondo le tecniche già presentate nel Capitolo 1, quindi risulta fondamentale la derivazione di mappe che descrivono la copertura biofisica della superficie terrestre da utilizzare eventualmente come proxy (o anche direttamente come predittori) che mettono in relazione la presenza delle specie con la componente abiotica. La selezione di variabili significative derivanti da satellite necessita di una solida comprensione dell'ecologia della specie oggetto di studio (He et al., 2015). Gli esempi di lavori sull'idoneità dell'habitat che si avvalgono delle informazioni satellitari sono numerosi: in Europa

(nella Cordigliera Cantabrica, Spagna nordoccidentale) ad esempio l'idoneità (e connettività) dell'habitat dell'orso bruno (*Ursus arctos*) è stata definita con grande precisione utilizzando i dati satellitari (Cisneros-Araujo et al., 2021).
Un'altra delle sei classi di variabili fondamentali acquisibili mediante dati telerilevati è quella degli "species traits". I tratti biologici (o ecologici) possono essere ampiamente definiti come parametri che definiscono le specie in termini di ruoli ecologici, ovvero come esse interagiscono con l'ambiente e con altre specie (Pettorelli et al., 2016). Tale concetto si applica soprattutto (se non esclusivamente) al mondo vegetale. Un valido esempio è descritto nel Capitolo 6, dove la fenologia è stata utilizzata come proxy per la classificazione della distribuzione di una specie di prateria (*Brachypodium genuense*) nell'Appennino centrale (De Simone et al., 2021).
La mappatura dell'estensione di un ecosistema utilizzando dati satellitari dipende dalla suddivisione delle informazioni spettrali continue in categorie di copertura del suolo discrete e dall'identificazione di quelle categorie che caratterizzano l'ecosistema considerato. Ad esempio, per la loro mappa forestale globale, Hansen et al. (2013) hanno definito "foresta" (un tipo di ecosistema) come "tutta la vegetazione più alta di 5 m di altezza" (un tipo di copertura del suolo) per produrre una mappa forestale globale derivata dal satellite. I prodotti derivanti da questa classificazione sono stati inoltre utilizzati anche nell'ambito del IV Report degli Habitat di Allegato I alla Direttiva 92/43/CEE in Italia, nell'ambito delle ricerche per la presente tesi, per verificare le perdite/guadagni forestali avvenute negli ultimi anni a scala biogeografica in Abruzzo.
Il monitoraggio della composizione dell'ecosistema si riferisce alla rilevazione della composizione e della ricchezza delle specie per un determinato ecosistema. La valutazione della diversità delle specie su scala locale e regionale si è tradizionalmente basata sulla valutazione della diversità locale (diversità alfa) e del turnover delle specie (diversità beta); la combinazione di queste due misure porta ad una stima dell'intera diversità biologica di un'area (gamma-diversità; Whittaker (1960)). Un gran numero di indici è stato utilizzato per stimare la diversità alfa (indice Simpson, indice Berger–Parker, indice Shannon–Wiener, indice McIntosh, uniformità di Pielou, Rao's Q; Rocchini et al. (2016)), ma metriche basate sui censimenti che contano il numero di specie in un'area definita (ricchezza di specie) rimane l'approccio più comune per esaminare la composizione dell'ecosistema (Bradshaw & Brook, 2010). È possibile utilizzare diverse misure di eterogeneità spettrale per stimare la diversità delle specie dallo spazio, inclusa la varianza in un intorno della risposta spettrale, la variabilità dei valori di riflettanza tra i pixel utilizzando la trama di un'immagine acquisita da remoto, la distanza dal baricentro spettrale (ovvero la media dei valori spettrali in un sistema multidimensionale i cui assi sono rappresentati da ciascuna banda dell'immagine) e la distanza dal baricentro spettrale in uno spazio delle componenti principali (ovvero lo spazio spettrale compattato in cui il rumore relativo a la collinearità della banda è stata rimossa) (Rocchini et al., 2016).
L'ultima classe di variabili fondamentali rilevabili da remoto è rappresentata dalle funzioni ecosistemiche che riflettono le attività della vita collettiva di piante, animali e altri organismi oltre agli effetti che queste attività (es. alimentazione, crescita, spostamento, eliminazione dei rifiuti) hanno sulle condizioni fisiche e chimiche del loro ambiente (Schulze & Mooney, 2012). Le funzioni ecosistemiche sono quindi ampiamente intese come i processi biologici, geochimici e fisici che hanno luogo o si verificano all'interno di un ecosistema. In letteratura si possono trovare molteplici definizioni di funzioni ecosistemiche e il termine è spesso usato come sinonimo di servizi ecosistemici (Srivastava & Vellend, 2005; Nahlik et al., 2012). I servizi ecosistemici sono definiti come i benefici che le popolazioni umane traggono, direttamente o indirettamente, dalle funzioni

ecosistemiche, secondo la definizione introdotta da Costanza et al. (1997). La tipologia di funzione dell'ecosistema proposta distingue diverse funzioni ecosistemiche che possono essere ampiamente classificate in funzioni di regolazione (che controllano l'entità dei processi ecosistemici, come la regolazione del clima e il controllo biologico), funzioni di approvvigionamento (che forniscono a tutti gli organismi le risorse necessarie per la loro sopravvivenza e riproduzione, come l'approvvigionamento idrico e fornitura di cibo) e funzioni di supporto (che sono alla base del funzionamento continuo dell'ecosistema, come la formazione e la ritenzione del suolo, l'impollinazione e la dispersione dei semi).
Nel Capitolo 5 della presente tesi, è stato trattato uno specifico servizio ecosistemico di regolazione, ovvero lo stoccaggio del carbonio. In questo studio viene modellizzato un ciclo del carbonio semplificato che mappa e quantifica il carbonio immagazzinato e sequestrato sulla base di tre serbatoi di carbonio (biomassa epigea e ipogea e carbonio organico nel suolo). Sono stati utilizzati dei valori medi in letteratura (Woomer, Touré & Sall, 2004; Avitabile et al., 2011), molti dei quali ottenuti mediante prodotti telerilevati (es. NDVI per misurare indirettamente la biomassa epigea).
Il potenziale dei dati di telerilevamento satellitare a supporto del monitoraggio della biodiversità è tutt'altro che trascurabile. Il telerilevamento satellitare è chiaramente associato a molte opportunità per diversi soggetti, che vanno dal contributo per la mappatura delle specie e la distribuzione degli ecosistemi, al supporto del monitoraggio della composizione, della struttura e delle funzioni ecosistemiche. Esistono, tuttavia, delle limitazioni a ciò che può essere ottenuto, in parte dovute al fatto che la biodiversità è un'entità complessa da definire e quantificare, soprattutto mediante le classiche unità di misura (Skidmore et al., 2015).
Nel prossimo futuro sarà importante valutare e riconoscere i benefici attesi e i limiti della grandezza misurata, in termini di accuratezza, rappresentatività, costo e sensibilità (O'Loughlin et al., 2018).
Ad oggi, il telerilevamento satellitare risulta ancora poco utilizzato dalla comunità scientifica, probabilmente per via della carenza di un linguaggio comune tra ecologi e agenzie spaziali. Tale collaborazione, se ulteriormente sviluppata, potrebbe portare all'articolazione di migliori esigenze di osservazione da parte degli ecologi, allo scopo di aiutare a fornire risposte sempre più adeguate alle necessità politiche nel coordinare azioni a lungo termine.

2.3 Telerilevamento satellitare e disturbi naturali

I disturbi naturali derivanti da eventi come siccità, incendi, uragani o gelate costituiscono una componente importante della variabilità ambientale sostenuta dagli organismi viventi. Questi disturbi sono associati solitamente alla perdita e al degrado dell'habitat. Possono avere un forte impatto sulle condizioni di vita di numerosi organismi, portando a una perdita importante di biodiversità e alla riduzione della fornitura di servizi ecosistemici (Ameca y Juárez et al., 2013).
Prevedere l'incidenza, l'intensità e la durata di questi disturbi ambientali e monitorare l'entità dei danni associati, risulta un tema di grande interesse tra i decisori politici e i responsabili della gestione e conservazione della natura (McDowell et al., 2015). I dati telerilevati (da satellite e da drone) sono sempre più utilizzati per prevedere, monitorare e rispondere a disastri naturali, come inondazioni, mareggiate, terremoti e incendi, essendo in grado di informare le diverse fasi della gestione dei disturbi ambientali, tra cui riduzione (mitigazione), risposta e recupero (McDowell et al., 2015). Ad

esempio, i dati satellitari possono essere utilizzati nei modelli di previsione per aiutare a identificare il rischio che si verifichi un particolare evento come le valanghe (Eckerstorfer et al., 2016). Allo stesso modo, i dati satellitari sono importanti per il monitoraggio quasi in tempo reale (Near Real Time; NRT) dei disastri, consentendo di indirizzare le risorse dove sono maggiormente necessarie (Lin et al., 2019).

Il seguente paragrafo si concentrerà in particolare sugli incendi, che è stata una delle tipologie di disturbo maggiormente trattata nell'ambito della presente tesi.

Gli incendi si riferiscono generalmente a eventi generalmente distruttivi di combustione incontrollata di materiale infiammabile, che si verificano in aree naturali e antropizzate. Sebbene gli incendi si verifichino nella maggior parte delle ecoregioni del mondo, l'attività del fuoco non è distribuita casualmente. Questa attività raggiunge picchi importanti nelle praterie tropicali e nelle savane, ma può colpire anche aree che normalmente non sono interessate da tali fenomeni, come le aree montane e sub-montane (Lin et al., 2019).

Il fuoco è in grado di determinare la struttura e la composizione della vegetazione in molte regioni del mondo (Bond & Keeley, 2005). In effetti, la perdita e il degrado delle foreste a causa di incendi boschivi può avere un profondo impatto sull'uso/copertura del suolo e sulla biodiversità, determinando al contempo un aumento delle emissioni di gas serra (la combustione di biomassa genera il rilascio di diversi gas come anidride carbonica, monossido di carbonio, metano, ossidi nitrici, ozono troposferico o cloruro di metile) (Pereira et al., 2021).

Il fuoco è un fattore ambientale di primaria importanza, presente fin dall'antichità nella maggior parte degli ambienti terrestri e ha influenzato la vegetazione fin dalla comparsa delle prime piante terrestri contribuendo all'evoluzione sia delle singole specie che delle comunità vegetali (Komarek, 1976).

La complessità di tale fenomeno è determinata da una molteplice interazione di fattori predisponenti (condizioni ambientali) e di cause determinanti (immissione di energia termica a elevato potenziale, che innesca l'incendio). Il dispositivo di innesco, che rappresenta il fattore determinante, molte volte risulta di origine antropica (Blasi et al., 2004). Le due determinanti più importanti del comportamento del fuoco sono l'intensità e la velocità di propagazione, entrambi influenzati, tra gli altri fattori, dal tipo, dal carico e dalla continuità del combustibile (Whelan, 1995). La mappatura dell'entità dei danni causati dall'incendio può aiutare nella valutazione dei costi economici associati a questi eventi e nella valutazione del degrado degli ecosistemi e delle dinamiche di rigenerazione delle piante (Campanharo et al., 2019).

Le informazioni satellitari sono risultate cruciali per la valutazione del rischio, la rilevazione precoce e il monitoraggio degli incendi, nonché per la mappatura dei danni agli ecosistemi associati agli eventi di incendio (Chuvieco, 2009). I satelliti hanno consentito di identificare gli incendi a livello globale: ad esempio, Il Global Fire Assimilation System (GFAS; https://www.ecmwf.int/en/forecasts/dataset/global-fire-assimilation-system) dell'ECMWF assimila le osservazioni della potenza radiativa del fuoco (FRP) dai sensori satellitari per produrre stime giornaliere delle emissioni degli incendi e della combustione di biomassa. La FRP è la quantificazione dell'energia rilasciata dal fuoco ed è quindi una misura di quanta vegetazione è stata bruciata. Le osservazioni FRP attualmente assimilate in GFAS sono i prodotti antincendio attivi della NASA, Terra MODIS e Aqua MODIS (http://modis-fire.umd.edu/) che vengono utilizzati spesso a tale scopo, insieme ai dati AVHRR, per via della loro elevata risoluzione temporale e delle loro bande

nel vicino infrarosso che consentono una certa penetrazione attraverso il fumo per l'identificazione delle cicatrici da incendio.
Le tecniche di mappatura e monitoraggio degli incendi basate su informazioni ottiche consistono nella differenza di riflettanza tra la copertura del suolo generata dall'evento dell'incendio con la vegetazione bruciata e la materia organica nei suoli che generalmente determinano particolari cicatrici facilmente identificabili, perché più scure nelle immagini rispetto a quelle delle superfici incombuste. Il rilevamento termico è un'altra possibile opzione per il monitoraggio ottico via satellite degli incendi. Questo approccio spesso prevede l'uso dei dati MODIS per rilevare le differenze termiche tra aree bruciate e non bruciate, per mappare e monitorare le cicatrici da incendio o rilevare anomalie termiche (Attri, Dhiman & Sarvade, 2020).
Sono state utilizzate serie multitemporali di indici spettrali per monitorare lo stress della vegetazione (Pérez-Cabello, Montorio & Alves, 2021), mentre altri indici derivanti da dati termici sono stati combinati per la stima del potenziale di incendio (Chuvieco et al., 2004). Generalmente si ritiene che gli indici normalizzati forniscano una migliore separazione tra aree bruciate e non bruciate rispetto alle singole bande spettrali (Huang et al., 2016).
Le due metriche di gravità dell'ustione più comunemente utilizzate sono il delta Normalized Burn Ratio (dNBR) (Key, 2006) e la sua forma relativizzata (RdNBR) (Miller & Thode, 2007), che si basano entrambi sul rapporto di ustione normalizzato (NBR) (Key, 2004). L'NBR è sensibile alla quantità di contenuto di clorofilla nelle piante, all'umidità e alla cenere nel terreno. In alcuni casi dove la copertura vegetale pre-incendio risulta minima, è stato utilizzato il rapporto di combustione relativizzato (Relativized Burn Ratio; RBR) (Parks, Dillon & Miller, 2014) che evita difficoltà di tipo matematico associate all'indice RdNBR, rendendolo più efficace in questo tipo di situazioni.
Un esempio dell'uso di RBR e NDVI per mappare l'entità dei danni associati agli incendi, è descritto nel dettaglio nel Capitolo 4; in questo lavoro è stata identificata un'area colpita da incendio e la gravità delle ustioni, quantificando il cambiamento spettrale tra le immagini pre- e post-incendio (immagini Sentinel-2). I dati NDVI hanno permesso inoltre di analizzare le interazioni tra gravità dell'evento e rigenerazione delle comunità vegetali a seguito dell'incendio del 2017 avvenuto sull'altipiano di Campo Imperatore (Appennino centrale, Abruzzo). I risultati ottenuti hanno mostrato che i modelli di recupero post-incendio per ciascun habitat differivano in base al livello di gravità dell'incendio sperimentato dalla vegetazione (De Simone et al., 2020).
Tra la diversa sensoristica per il telerilevamento degli incendi, l'iperspettrale (HS) presenta delle caratteristiche uniche per supportare il rilevamento di questo fenomeno (Veraverbeke et al., 2018). In particolare, il satellite italiano PRISMA (PReursore IperSpettrale della Missione Applicativa), lasciato nel marzo 2019, con la sua risoluzione spettrale inferiore a 10 nm e la risoluzione spaziale tra i 5 e i 30 m (rispettivamente pancromatico e multispettrale), risulta una grande opportunità nel campo dei rischi naturali e antropici. Esistono già diversi studi che utilizzano i dati PRISMA per l'individuazione degli incendi (Amici & Piscini, 2021; Lazzeri et al., 2021; Spiller et al., 2021) che dimostrano le grandi potenzialità dell'iperspettrale anche in vista della sinergia con le future missioni EnMap, Chime, Spaceborne Hyperspectral Applicative Land and Ocean Mission-SHALOM, che saranno fondamentali per la fornitura di informazioni complementari.

2.4 Telerilevamento satellitare e gestione delle specie invasive

L'introduzione mediata dall'uomo di animali e piante in aree al di fuori dei limiti di distribuzione geografica naturali è uno dei principali fattori di perdita di biodiversità in tutto il mondo (Carpenter et al., 2006). Gli impatti ecologici delle specie alloctone invasive (IAS), introdotte in nuove aree attraverso il rilascio intenzionale o accidentale di esemplari di animali o di specie vegetali, si osservano ora in tutti i tipi di ecosistemi. Le IAS possono potenzialmente avere un impatto drammatico sulle specie autoctone (o indigene) agendo con forza sulle interazioni ecologiche dell'ambiente nel quale vengono introdotte. Possono operare a livello di competizione, predazione, ibridazione e introduzione di malattie e parassiti sconosciuti (Doherty et al., 2015; Walsh, Carpenter & Vander Zanden, 2016; Cerasoli, Iannella & Biondi, 2019).
Le IAS causano in alcune situazioni, ingenti danni economici sia dal punto di vista meramente produttivo che da quello dell'erogazione di servizi ecosistemici fondamentali (Charles & Dukes, 2007; Pejchar & Mooney, 2009; Gerber et al., 2011). L'eradicazione di queste specie risulta molto impegnativa per cui il metodo più efficace per limitarne la diffusione è prevenire nuove invasioni allo scopo di ridurre al minimo il loro impatto sulla biodiversità, sui servizi ecosistemici, sulla salute umana e sull'agricoltura (Buters et al., 2015).
Come già affermato nel Capitolo 1, per prevedere la futura distribuzione di questi taxa è necessaria una conoscenza profonda dell'ecologia delle specie indagate e delle interazioni ecologiche. Il monitoraggio mediante telerilevamento è un mezzo dal grande potenziale per informare l'ecologia e la gestione delle invasioni (Rocchini et al., 2015). La distribuzione di molte specie può essere monitorata o prevista grazie ai dati satellitari che offrono scene molto estese e monitorabili nel tempo. In particolare, essi possono aiutare a rilevare la presenza e tracciare l'evoluzione della distribuzione di specie vegetali invasive (o dal comportamento invasivo) con fenologia distinta da quella delle specie autoctone (e meno competitive) (Peterson, 2003; Hoyos et al., 2010; Gavier-Pizarro et al., 2012). Un esempio di applicazione di questo concetto è riportato in dettaglio nel Capitolo 6, dove sono state utilizzate le immagini Sentinel-2 (Programma Copernicus) per l'identificazione di una graminacea molto competitiva delle praterie montane, *Brachypodium genuense* (*B. genuense*). Questa specie dal "comportamento invasivo" determina una grande perdita di biodiversità quando la sua percentuale di copertura supera una determinata soglia (Allegrezza et al., 2016) all'interno di specifici habitat. *B. genuense* è stato individuato con grande precisione grazie alla sua fenologia peculiare, permettendo di monitorare, sia la sua diffusione all'interno di diversi habitat (Natura 2000), sia i driver topografici alla base della sua distribuzione nell'area di studio (Modelli di Nicchia Topografica) (De Simone et al., 2021).
La prevenzione da ulteriori invasioni è una componente chiave per la protezione efficace della biodiversità autoctona, quindi, risulta fondamentale prevedere con successo queste possibili nuove invasioni in aree ad alto rischio in futuro (Hobbs & Humphries, 1995).
La modellistica ecologica (SDM, ENM, HSM) informata dai dati di telerilevamento (satellitare o da drone) è uno strumento chiave per l'identificazione delle aree vulnerabili all'invasione, come affermato in letteratura dove si stabilisce che i dati telerilevati possono aumentare l'accuratezza dei modelli spaziali predittivi di invasione (Cord et al., 2014; He et al., 2015; Ahmed, Atzberger & Zewdie, 2020). I modelli ecologici valutano le relazioni statistiche tra la presenza nota di una specie (valutata attraverso dati di presenza e/o assenza) e le variabili ambientali indipendenti che riflettono delle condizioni fondamentali (es. produttività della vegetazione e disponibilità di acqua), per

caratterizzare gli habitat adatti per quella specie. La selezione di variabili significative per informare un dato modello ecologico dipende da una solida comprensione dell'ecologia delle specie (Bradley & Fleishman, 2008; Parviainen et al., 2013). Il potenziale contributo dei dati satellitari nel contesto delle invasioni può fornire una serie di parametri (e predittori) ambientali (es. indici spettrali e biofisici, modelli digitali di elevazione, dati climatici di uso/copertura del suolo) utili al confronto tra l'ambiente nativo e quello invaso (valutazione degli intervalli di tolleranza delle specie a determinate condizioni). Questi predittori, come già affermato in precedenza (Capitolo 1) possono essere utilizzati nei modelli ecologici sia come misure dirette che come proxy per l'identificazione delle variabili che influiscono sull'idoneità della specie in un certo habitat. Di conseguenza, l'inclusione dei dati telerilevati come variabili può migliorare l'accuratezza complessiva dei modelli predittivi, rendendoli interessanti per l'uso nella modellistica ecologica (Capitoli 3 e 6).

2.5 Telerilevamento basato su UAV per il monitoraggio dell'ambiente

Il monitoraggio ambientale e le indagini sulle specie minacciate e invasive è un compito importante ma impegnativo, che richiede un notevole investimento di tempo e risorse. È noto che le stime che utilizzano le tecniche di monitoraggio a terra esistenti, come fototrappole e rilievi sul campo, richiedono molte risorse, e sono potenzialmente imprecise e difficili da convalidare (Pimm et al., 2015). I recenti sviluppi nei Sistemi Aeromobili a Pilotaggio Remoto (SAPR) o droni e nei sistemi di sensoristica miniaturizzati rappresentano una nuova opportunità per i gestori ambientali nell'esaminare a buon mercato aree relativamente grandi (a seconda del tipo di SAPR utilizzato). I droni risultano quindi strumenti flessibili e relativamente convenienti per la raccolta di dati spaziali ad altissima risoluzione (< 5 cm). I SAPR sono definiti come piattaforme aeree leggere gestite da remoto (tramite radiocomando), in grado di trasportare carichi utili (payload) dedicati al telerilevamento (es. camere RGB, multispettrali, LiDAR, sensori termici). Il payload trasportabile dipende dal peso e dalla potenza del drone e permette di indagare diversi aspetti ambientali a risoluzioni spaziali elevate e risoluzioni temporali molto ristrette (rilievi potenzialmente giornalieri di un determinato fenomeno). Questi strumenti posseggono un sistema globale di navigazione satellitare (GNSS; es. GPS, GLONASS, BeiDou, Galileo, SBAS) che consente di seguire una traiettoria preimpostata (mediante un Mission planner), di registrare e rappresentare mediante software specifici la traiettoria realmente eseguita, oltre anche all'orientamento in tempo reale in un sistema di riferimento locale o globale; ciò consente di comprendere eventuali problemi di posizionamento rispetto alla traiettoria pianificata (Nowak, Dziob & Bogawski, 2018). Inoltre, dato che la precisione e l'accuratezza sono due tasselli fondamentali dei rilievi fotogrammetrici da drone, esistono ad oggi metodi per aumentare questi parametri attraverso aggiunte di componenti hardware per la tecnologia Post-Processed Kinematic (PPK) and Real-Time Kinematic (RTK). Avere una tecnologia RTK/PPK a bordo del drone risulta un vantaggio in termini di tempo, perché si evita di dover mettere a terra, rilevare (GNSS o Stazione Totale) e successivamente recuperare i target (Cledat et al., 2020).

L'uso dei droni, al contrario dei satelliti, può essere particolarmente utile in situazioni in cui la copertura nuvolosa è quasi costante e l'accesso a basso costo a immagini ad altissima risoluzione è una necessità imprescindibile (Wich & Koh, 2018).

Gli esempi applicativi sono molti e vanno dal monitoraggio e controllo dei parassiti delle colture (Yue et al., 2012; Di Gennaro et al., 2016), alla descrizione della biodiversità floristica di un sottobosco forestale (Getzin, Wiegand & Schöning, 2012; Anderson & Gaston, 2013), fino alla lotta al commercio illegale di fauna selvatica (Wich & Koh, 2018). A seconda del sensore montato sul drone è possibile analizzare diversi aspetti ambientali, dalla struttura tridimensionale del paesaggio fino alla caratterizzazione biofisica della vegetazione (es. mediante indici spettrali e biofisici).
Un ambito specifico dove i SAPR possono dare un enorme contributo è quello dell'identificazione e monitoraggio delle piante IAS (Nowak, Dziob & Bogawski, 2018). Sono state proposte nuove metodologie per il rilevamento e il monitoraggio degli IAS basate su dati di telerilevamento satellitare e aereo, supportate dalla crescente disponibilità di immagini acquisite da satelliti pubblici e privati (es. Sentinel, Landsat, ASTER, PlanetScope, Pleiades, WorldView, GeoEye, HyMap, ecc.) (Pettorelli et al., 2014; Royimani et al., 2019). Tuttavia, l'identificazione e la mappatura di piante invasive su ambienti complessi e dinamici utilizzando prodotti di telerilevamento satellitare e aereo potrebbe essere difficile, a causa dei limiti della risoluzione spettrale o spaziale (Vaz et al., 2018) e dell'alto costo delle apparecchiature di telerilevamento necessarie per migliorare tali risoluzioni (es. aeroplani dotati di sensore iperspettrale) (Toth & Jóźków, 2016). Un esempio rappresentativo riguardante questa tematica è fornito nel lavoro di Marzialetti et al. (2021) dove l'autore della presente tesi ha partecipato attivamente. In questo articolo, gli autori sviluppano una serie di metodologie operative per rilevare e mappare *Acacia saligna* lungo le dune costiere del mar Adriatico (Molise). *Acacia saligna* è una delle IAS più pericolose per gli ecosistemi dunali costieri (Marzialetti et al., 2019; Lozano et al., 2020) ed è stata recentemente inclusa nell'elenco delle specie esotiche invasive di interesse europeo (Regolamento IAS 1143/2014). In particolare, è stato testato il potenziale delle immagini acquisite da SAPR in RGB (rosso, verde, blu) e multispettrale (verde, rosso, red-edge e vicino infrarosso) raccolte negli stadi fenologici di pre-fioritura e fioritura per rilevare e mappare la specie target. I risultati hanno evidenziato il grande potenziale delle immagini SAPR, per la produzione di mappe accurate di *A. saligna* anche in paesaggi dunali costieri dalla dinamica complessa; inoltre, hanno offerto un valido supporto alla definizione delle priorità di conservazione e alle azioni di gestione europee.
Gli approcci di monitoraggio mediante SAPR risultano molto convenienti e adatti a fornire dati a risoluzione spaziale elevatissima; tuttavia, a causa dei limiti tecnici di questi strumenti (es. capacità delle batterie e restrizioni legali di rilevamento) il loro impiego risulta particolarmente utile per la mappatura di aree relativamente piccole. Ulteriori studi in merito dovrebbero essere dedicati all'armonizzazione dei dati SAPR (che coprono piccole aree) con dati satellitari a risoluzione medio-alta (ma che coprono zone molto più ampie). È necessario identificare adeguate procedure di "upscaling" (conversione ad una risoluzione maggiore) in grado di estrapolare queste informazioni dalla scala locale a quella regionale e nazionale, permettendo di aumentare la precisione e l'accuratezza complessiva attraverso l'analisi di scene multipiattaforma e multiscala (es. Lazzeri et al., 2021).

2.6 Bibliografia

Ahmed N, Atzberger C, Zewdie W. 2020. Integration of remote sensing and bioclimatic data for prediction of invasive species distribution in data-poor regions: a review on challenges and opportunities. *Environmental Systems Research* 9:32. DOI: 10.1186/s40068-020-00195-0.

Ali S, Xu H, Ahmad N. 2021. Reviewing the strategies for climate change and sustainability after the US defiance of the Paris Agreement: An AHP–GMCR-based conflict resolution approach. *Environment, Development and Sustainability* 23:11881–11912.

Allegrezza M, Biondi E, Ballelli S, Tesei G, Ottaviani C, Zitti S. 2016. Brachypodium rupestre (Host) Roem. & Schult. herbaceous communities of heliophilous edge in the Trifolio medii-Geranietea sanguinei Müller 1962 class. *Plant Sociol* 53:59–76.

Ameca y Juárez EI, Mace GM, Cowlishaw G, Cornforth WA, Pettorelli N. 2013. Assessing exposure to extreme climatic events for terrestrial mammals. *Conservation Letters* 6:145–153.

Amici S, Piscini A. 2021. Exploring PRISMA Scene for Fire Detection: Case Study of 2019 Bushfires in Ben Halls Gap National Park, NSW, Australia. *Remote Sensing* 13:1410.

Anderson K, Gaston KJ. 2013. Lightweight unmanned aerial vehicles will revolutionize spatial ecology. *Frontiers in Ecology and the Environment* 11:138–146. DOI: 10.1890/120150.

Attri V, Dhiman R, Sarvade S. 2020. A review on status, implications and recent trends of forest fire management. *Archives of Agriculture and Environmental Science* 5:592–602.

Avitabile V, Herold M, Henry M, Schmullius C. 2011. Mapping biomass with remote sensing: a comparison of methods for the case study of Uganda. *Carbon balance and management* 6:1–14.

Blasi C, Bovio G, Corona PM, Marchetti M, Maturani A. 2004. Incendi e complessità ecosistemica. Dalla pianificazione forestale al recupero ambientale.

Bond WJ, Keeley JE. 2005. Fire as a global 'herbivore': the ecology and evolution of flammable ecosystems. *Trends in ecology & evolution* 20:387–394.

Brackx M, Van Wittenberghe S, Verhelst J, Scheunders P, Samson R. 2017. Hyperspectral leaf reflectance of Carpinus betulus L. saplings for urban air quality estimation. *Environ Pollut* 220:159–167. DOI: 10.1016/j.envpol.2016.09.035.

Bradley BA, Fleishman E. 2008. Can remote sensing of land cover improve species distribution modelling? *Journal of Biogeography* 35:1158–1159. DOI: 10.1111/j.1365-2699.2008.01928.x.

Bradley BA, Mustard JF. 2005. Identifying land cover variability distinct from land cover change: cheatgrass in the Great Basin. *Remote Sensing of Environment* 94:204–213.

Bradshaw CJ, Brook BW. 2010. The conservation biologist's toolbox–principles for the design and analysis of conservation studies. *Conservation biology for all*:313–334.

Brondizio ES, Settele J, Díaz S, Ngo HT. 2019. Global assessment report on biodiversity and ecosystem services of the Intergovernmental Science-Policy Platform on Biodiversity and Ecosystem Services.

Buters J, Alberternst B, Nawrath S, Wimmer M, Traidl-Hoffmann C, Starfinger U, Behrendt H, Schmidt-Weber C, Bergmann K-C. 2015. *Ambrosia artemisiifolia* (ragweed) in Germany–current presence, allergological relevance and containment procedures. *Allergo journal international* 24:108–120.

Campanharo WA, Lopes AP, Anderson LO, da Silva TFMR, Aragão LEOC. 2019. Translating Fire Impacts in Southwestern Amazonia into Economic Costs. *Remote Sensing* 11:764. DOI: 10.3390/rs11070764.

Campbell JB, Wynne RH. 2011. *Introduction to remote sensing*. Guilford Press.

Carpenter SR, DeFries R, Dietz T, Mooney HA, Polasky S, Reid WV, Scholes RJ. 2006. Millennium ecosystem assessment: research needs.

CEOS. 2012. *The Earth Observation Handbook: 2012 | Special Edition for Rio+20*.

Cerasoli F, Iannella M, Biondi M. 2019. Between the hammer and the anvil: how the combined effect of global warming and the non-native common slider could threaten the European pond turtle. *Management of Biological Invasions* 10.

Charles H, Dukes JS. 2007. Impacts of Invasive Species on Ecosystem Services. In: Nentwig W ed. *Biological Invasions*. Ecological Studies. Berlin, Heidelberg: Springer, 217–237. DOI: 10.1007/978-3-540-36920-2_13.

Chuvieco E. 2009. *Earth observation of wildland fires in Mediterranean ecosystems*. Springer.

Chuvieco E, Cocero D, Riano D, Martin P, Martınez-Vega J, De La Riva J, Pérez F. 2004. Combining NDVI and surface temperature for the estimation of live fuel moisture content in forest fire danger rating. *Remote Sensing of Environment* 92:322–331.

Cisneros-Araujo P, Goicolea T, Mateo-Sánchez MC, García-Viñás JI, Marchamalo M, Mercier A, Gastón A. 2021. The role of remote sensing data in habitat suitability and connectivity modeling: Insights from the cantabrian brown bear. *Remote Sensing* 13:1138.

Cledat E, Jospin LV, Cucci DA, Skaloud J. 2020. Mapping quality prediction for RTK/PPK-equipped micro-drones operating in complex natural environment. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 167:24–38. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.05.015.

Clinton NE, Potter C, Crabtree B, Genovese V, Gross P, Gong P. 2010. Remote sensing–based time-series analysis of cheatgrass (bromus tectorum L.) phenology. *Journal of environmental quality* 39:955–963.

Cord AF, Klein D, Gernandt DS, de la Rosa JAP, Dech S. 2014. Remote sensing data can improve predictions of species richness by stacked species distribution models: a case study for Mexican pines. *Journal of Biogeography* 41:736–748. DOI: 10.1111/jbi.12225.

Costanza R, d'Arge R, De Groot R, Farber S, Grasso M, Hannon B, Limburg K, Naeem S, O'neill RV, Paruelo J. 1997. The value of the world's ecosystem services and natural capital. *Nature* 387:253.

De Simone W, Allegrezza M, Frattaroli AR, Montecchiari S, Tesei G, Zuccarello V, Di Musciano M. 2021. From Remote Sensing to Species Distribution Modelling: An Integrated Workflow to Monitor Spreading Species in Key Grassland Habitats. *Remote Sensing* 13:1904.

De Simone W, Di Musciano M, Di Cecco V, Ferella G, Frattaroli AR. 2020. The potentiality of Sentinel-2 to assess the effect of fire events on Mediterranean mountain vegetation. *Plant Sociology* 57:11–22. DOI: 10.3897/pls2020571/02.

Descamps S, Béchet A, Descombes X, Arnaud A, Zerubia J. 2011. An automatic counter for aerial images of aggregations of large birds. *Bird study* 58:302–308.

Di Gennaro SF, Battiston E, Di Marco S, Facini O, Matese A, NOCENTINI M, PALLIOTTI A, MUGNAI L. 2016. Unmanned Aerial Vehicle (UAV)-based remote sensing to monitor grapevine leaf stripe disease within a vineyard affected by esca complex. *Phytopathologia Mediterranea* 55:262–275.

Doherty TS, Dickman CR, Nimmo DG, Ritchie EG. 2015. Multiple threats, or multiplying the threats? Interactions between invasive predators and other ecological disturbances. *Biological Conservation* 190:60–68.

Eckerstorfer M, Bühler Y, Frauenfelder R, Malnes E. 2016. Remote sensing of snow avalanches: Recent advances, potential, and limitations. *Cold Regions Science and Technology* 121:126–140.

Elachi C, Van Zyl JJ. 2021. *Introduction to the physics and techniques of remote sensing*. John Wiley & Sons.

Framework C. 2003. Earth Observation Summit. *ENVIRONMENTAL POLICY AND LAW* 33:6.

Fretwell PT, LaRue MA, Morin P, Kooyman GL, Wienecke B, Ratcliffe N, Fox AJ, Fleming AH, Porter C, Trathan PN. 2012. An emperor penguin population estimate: the first global, synoptic survey of a species from space. *PLoS One* 7:e33751.

Gamon JA, Wang R, Gholizadeh H, Zutta B, Townsend PA, Cavender-Bares J. 2020. Consideration of scale in remote sensing of biodiversity. In: *Remote sensing of plant biodiversity*. Springer, Cham, 425–447.

Gavier-Pizarro GI, Kuemmerle T, Hoyos LE, Stewart SI, Huebner CD, Keuler NS, Radeloff VC. 2012. Monitoring the invasion of an exotic tree (Ligustrum lucidum) from 1983 to 2006 with Landsat TM/ETM+ satellite data and Support Vector Machines in Córdoba, Argentina. *Remote Sensing of Environment* 122:134–145. DOI: 10.1016/j.rse.2011.09.023.

Gerber E, Schaffner U, Gassmann A, Hinz HL, Seier M, MÜLLER-SCHÄRER H. 2011. Prospects for biological control of *Ambrosia artemisiifolia* in Europe: learning from the past. *Weed Research* 51:559–573.

Getzin S, Wiegand K, Schöning I. 2012. Assessing biodiversity in forests using very high-resolution images and unmanned aerial vehicles. *Methods in Ecology and Evolution* 3:397–404. DOI: 10.1111/j.2041-210X.2011.00158.x.

Goodman JA, Purkis SJ, Phinn SR. 2013. Coral reef remote sensing. *A guide for mapping, monitoring and management. 436p*.

Griffiths P, Nendel C, Pickert J, Hostert P. 2020. Towards national-scale characterization of grassland use intensity from integrated Sentinel-2 and Landsat time series. *Remote Sensing of Environment* 238:111124.

Haklay M, Mazumdar S, Wardlaw J. 2018. Citizen science for observing and understanding the earth. In: Springer,.

Hansen MC, Potapov PV, Moore R, Hancher M, Turubanova SA, Tyukavina A, Thau D, Stehman SV, Goetz SJ, Loveland TR. 2013. High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. *science* 342:850–853.

He KS, Bradley BA, Cord AF, Rocchini D, Tuanmu M-N, Schmidtlein S, Turner W, Wegmann M, Pettorelli N. 2015. Will remote sensing shape the next generation of species distribution models? *Remote Sensing in Ecology and Conservation* 1:4–18.

Hobbs RJ, Humphries SE. 1995. An Integrated Approach to the Ecology and Management of Plant Invasions. *Conservation Biology* 9:761–770. DOI: 10.1046/j.1523-1739.1995.09040761.x.

Hoyos LE, Gavier-Pizarro GI, Kuemmerle T, Bucher EH, Radeloff VC, Tecco PA. 2010. Invasion of glossy privet (Ligustrum lucidum) and native forest loss in the Sierras Chicas of Córdoba, Argentina. *Biological Invasions* 12:3261–3275.

Huang C, Geiger EL. 2008. Climate anomalies provide opportunities for large-scale mapping of non-native plant abundance in desert grasslands. *Diversity and Distributions* 14:875–884.

Huang H, Roy DP, Boschetti L, Zhang HK, Yan L, Kumar SS, Gomez-Dans J, Li J. 2016. Separability analysis of Sentinel-2A multi-spectral instrument (MSI) data for burned area discrimination. *Remote Sensing* 8:873.

Jachmann H. 2002. Comparison of aerial counts with ground counts for large African herbivores. *Journal of Applied Ecology* 39:841–852.

Jackson RD, Huete AR. 1991. Interpreting vegetation indices. *Preventive Veterinary Medicine* 11:185–200. DOI: 10.1016/S0167-5877(05)80004-2.

Jia J, Sun H, Jiang C, Karila K, Karjalainen M, Ahokas E, Khoramshahi E, Hu P, Chen C, Xue T, Wang T, Chen Y, Hyyppä J. 2021. Review on Active and Passive Remote Sensing Techniques for Road Extraction. *Remote Sensing* 13:4235. DOI: 10.3390/rs13214235.

Kansakar P, Hossain F. 2016. A review of applications of satellite earth observation data for global societal benefit and stewardship of planet earth. *Space Policy* 36:46–54.

Key C. 2004. Landscape assessment : ground measure of severity, the Composite Burn Index ; and remote sensing of severity, the Normalized Burn Ratio. *FIREMON : fire effects monitoring and inventory system*.

Key CH. 2006. Ecological and Sampling Constraints on Defining Landscape Fire Severity. *Fire Ecology* 2:34–59. DOI: 10.4996/fireecology.0202034.

Komarek EV. 1976. Fire ecology review. In: *Proceedings of the 14th Tall Timbers fire ecology conference and fire and land management symposium*. 201–216.

Kuenzer C, Bluemel A, Gebhardt S, Quoc TV, Dech S. 2011. Remote sensing of mangrove ecosystems: A review. *Remote Sensing* 3:878–928.

Laliberte AS, Ripple WJ. 2003. Automated wildlife counts from remotely sensed imagery. *Wildlife Society Bulletin*:362–371.

Lavender S, Lavender A. 2015. *Practical Handbook of Remote Sensing*. CRC Press.

Lazzeri G, Frodella W, Rossi G, Moretti S. 2021. Multitemporal Mapping of Post-Fire Land Cover Using Multiplatform PRISMA Hyperspectral and Sentinel-UAV Multispectral Data: Insights from Case Studies in Portugal and Italy. *Sensors* 21:3982.

Lechner AM, Foody GM, Boyd DS. 2020. Applications in remote sensing to forest ecology and management. *One Earth* 2:405–412.

Lillesand T, Kiefer RW, Chipman J. 2015. *Remote sensing and image interpretation*. John Wiley & Sons.

Lin L, Di L, Tang J, Yu E, Zhang C, Rahman MS, Shrestha R, Kang L. 2019. Improvement and Validation of NASA/MODIS NRT Global Flood Mapping. *Remote Sensing* 11:205. DOI: 10.3390/rs11020205.

Lozano V, Marzialetti F, Carranza ML, Chapman D, Branquart E, Dološ K, Große-Stoltenberg A, Fiori M, Capece P, Brundu G. 2020. Modelling Acacia saligna invasion in a large Mediterranean island using PAB factors: A tool for implementing the European legislation on invasive species. *Ecological Indicators* 116:106516. DOI: 10.1016/j.ecolind.2020.106516.

Lyashevska O, Farnsworth KD. 2012. How many dimensions of biodiversity do we need? *Ecological Indicators* 18:485–492. DOI: 10.1016/j.ecolind.2011.12.016.

Madritch MD, Kingdon CC, Singh A, Mock KE, Lindroth RL, Townsend PA. 2014. Imaging spectroscopy links aspen genotype with below-ground processes at landscape scales. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences* 369:20130194.

Manly BFL, McDonald L, Thomas DL, McDonald TL, Erickson WP. 2007. *Resource selection by animals: statistical design and analysis for field studies*. Springer Science & Business Media.

Marzialetti F, Bazzichetto M, Giulio S, Acosta ATR, Stanisci A, Malavasi M, Carranza ML. 2019. Modelling Acacia saligna invasion on the Adriatic coastal landscape: An integrative approach using LTER data. *Nature Conservation* 34:127–144. DOI: 10.3897/natureconservation.34.29575.

Marzialetti F, Frate L, De Simone W, Frattaroli AR, Acosta ATR, Carranza ML. 2021. Unmanned Aerial Vehicle (UAV)-Based Mapping of *Acacia saligna* Invasion in the Mediterranean Coast. *Remote Sensing* 13:3361.

McDowell NG, Coops NC, Beck PSA, Chambers JQ, Gangodagamage C, Hicke JA, Huang C, Kennedy R, Krofcheck DJ, Litvak M, Meddens AJH, Muss J, Negrón-Juarez R, Peng C, Schwantes AM, Swenson JJ, Vernon LJ, Williams AP, Xu C, Zhao M, Running SW, Allen CD. 2015. Global satellite monitoring of climate-induced vegetation disturbances. *Trends in Plant Science* 20:114–123. DOI: 10.1016/j.tplants.2014.10.008.

Miller JD, Thode AE. 2007. Quantifying burn severity in a heterogeneous landscape with a relative version of the delta Normalized Burn Ratio (dNBR). *Remote Sensing of Environment* 109:66–80. DOI: 10.1016/j.rse.2006.12.006.

Nahlik AM, Kentula ME, Fennessy MS, Landers DH. 2012. Where is the consensus? A proposed foundation for moving ecosystem service concepts into practice. *Ecological Economics* 77:27–35. DOI: 10.1016/j.ecolecon.2012.01.001.

Nowak MM, Dziob K, Bogawski P. 2018. Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) in environmental biology: A Review. *European Journal of Ecology* 4:56–74. DOI: 10.2478/eje-2018-0012.

O'Connor B, Secades C, Penner J, Sonnenschein R, Skidmore A, Burgess ND, Hutton JM. 2015. Earth observation as a tool for tracking progress towards the Aichi Biodiversity Targets. *Remote sensing in ecology and conservation* 1:19–28.

O'Loughlin LS, Lindenmayer DB, Smith MD, Willig MR, Knapp AK, Cuddington K, Hastings A, Foster CN, Sato CF, Westgate MJ, Barton PS. 2018. Surrogates Underpin Ecological Understanding and Practice. *BioScience* 68:640–642. DOI: 10.1093/biosci/biy080.

Papeş M, Tupayachi R, Martinez P, Peterson AT, Powell GVN. 2010. Using hyperspectral satellite imagery for regional inventories: a test with tropical emergent trees in the Amazon Basin. *Journal of Vegetation Science* 21:342–354.

Parks S, Dillon G, Miller C. 2014. A New Metric for Quantifying Burn Severity: The Relativized Burn Ratio. *Remote Sensing* 6:1827–1844. DOI: 10.3390/rs6031827.

Parviainen M, Zimmermann NE, Heikkinen RK, Luoto M. 2013. Using unclassified continuous remote sensing data to improve distribution models of red-listed plant species. *Biodiversity and Conservation* 22:1731–1754. DOI: 10.1007/s10531-013-0509-1.

Pejchar L, Mooney HA. 2009. Invasive species, ecosystem services and human well-being. *Trends in Ecology & Evolution* 24:497–504. DOI: 10.1016/j.tree.2009.03.016.

Pengra BW, Johnston CA, Loveland TR. 2007. Mapping an invasive plant, Phragmites australis, in coastal wetlands using the EO-1 Hyperion hyperspectral sensor. *Remote Sensing of Environment* 108:74–81.

Pereira P, Bogunovic I, Zhao W, Barcelo D. 2021. Short-term effect of wildfires and prescribed fires on ecosystem services. *Current Opinion in Environmental Science & Health* 22:100266. DOI: 10.1016/j.coesh.2021.100266.

Pérez-Cabello F, Montorio R, Alves DB. 2021. Remote sensing techniques to assess post-fire vegetation recovery. *Current Opinion in Environmental Science & Health* 21:100251. DOI: 10.1016/j.coesh.2021.100251.

Peterson EB. 2003. Mapping percent-cover of the invasive species Bromus tectorum (cheatgrass) over a large portion of Nevada from satellite imagery. *Report for the US Fish and Wildlife Service, Nevada State Office, Reno, by the Nevada Natural Heritage Program, Carson City*.

Pettorelli N. 2013. *The normalized difference vegetation index*. Oxford University Press.

Pettorelli N, Laurance WF, O'Brien TG, Wegmann M, Nagendra H, Turner W, Milner-Gulland EJ. 2014. Satellite remote sensing for applied ecologists: opportunities and challenges. *Journal of Applied Ecology* 51:839–848. DOI: 10.1111/1365-2664.12261.

Pettorelli N, Schulte toBühne H, Shapiro AC, Glover-Kapfer P. 2018. *Satellite Remote Sensing for Conservation*. WWF.

Pettorelli N, Wegmann M, Skidmore A, Mücher S, Dawson TP, Fernandez M, Lucas R, Schaepman ME, Wang T, O'Connor B. 2016. Framing the concept of satellite remote sensing essential biodiversity variables: challenges and future directions. *Remote Sensing in Ecology and Conservation* 2:122–131.

Pimm SL, Alibhai S, Bergl R, Dehgan A, Giri C, Jewell Z, Joppa L, Kays R, Loarie S. 2015. Emerging Technologies to Conserve Biodiversity. *Trends in Ecology & Evolution* 30:685–696. DOI: 10.1016/j.tree.2015.08.008.

Radočaj D, Obhođaš J, Jurišić M, Gašparović M. 2020. Global Open Data Remote Sensing Satellite Missions for Land Monitoring and Conservation: A Review. *Land* 9:402. DOI: 10.3390/land9110402.

Rocchini D, Andreo V, Förster M, Garzon-Lopez CX, Gutierrez AP, Gillespie TW, Hauffe HC, He KS, Kleinschmit B, Mairota P, Marcantonio M, Metz M, Nagendra H, Pareeth S, Ponti L, Ricotta C, Rizzoli A, Schaab G, Zebisch M, Zorer R, Neteler M. 2015. Potential of remote sensing to predict species invasions: A modelling perspective. *Progress in Physical Geography: Earth and Environment* 39:283–309. DOI: 10.1177/0309133315574659.

Rocchini D, Boyd DS, Féret J-B, Foody GM, He KS, Lausch A, Nagendra H, Wegmann M, Pettorelli N. 2016. Satellite remote sensing to monitor species diversity: potential and pitfalls. *Remote Sensing in Ecology and Conservation* 2:25–36. DOI: 10.1002/rse2.9.

Roe D, Elliott J, Sandbrook C, Walpole M. 2012. Linking biodiversity conservation and poverty alleviation: what, why and where? *Biodiversity conservation and poverty alleviation: exploring the evidence for a link*:1–18.

Royimani L, Mutanga O, Odindi J, Dube T, Matongera TN. 2019. Advancements in satellite remote sensing for mapping and monitoring of alien invasive plant species (AIPs). *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C* 112:237–245.

Schulze E-D, Mooney HA. 2012. *Biodiversity and ecosystem function*. Springer Science & Business Media.

Sirmacek B, Wegmann M, Cross ADP, Hopcraft JGC, Reinartz P, Dech S. 2012. Automatic population counts for improved wildlife management using aerial photography.

Sitarz D. 1993. Agenda 21: The earth summit strategy to save our planet.

Skidmore AK, Pettorelli N, Coops NC, Geller GN, Hansen M, Lucas R, Mücher CA, O'Connor B, Paganini M, Pereira HM, Schaepman ME, Turner W, Wang T, Wegmann M. 2015. Environmental science: Agree on biodiversity metrics to track from space. *Nature* 523:403–405. DOI: 10.1038/523403a.

Spiller D, Ansalone L, Amici S, Piscini A, Mathieu PP. 2021. Analysis and Detection of Wildfires by Using Prisma Hyperspectral Imagery. *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 43:215–222.

Srivastava DS, Vellend M. 2005. Biodiversity-ecosystem function research: is it relevant to conservation? *Annu. Rev. Ecol. Evol. Syst.* 36:267–294.

Thenkabail PS, Knox JW, Ozdogan M, Gumma MK, Congalton RG, Wu Z, Milesi C, Finkral A, Marshall M, Mariotto I. 2012. Assessing future risks to agricultural productivity, water resources and food security: how can remote sensing help? *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 78:773–782.

Thenkabail PS, Lyon JG. 2016. *Hyperspectral Remote Sensing of Vegetation*. CRC Press.

Thenkabail PS, Lyon JG, Huete A. 2018. *Fundamentals, Sensor Systems, Spectral Libraries, and Data Mining for Vegetation*. CRC Press.

Toth C, Jóźków G. 2016. Remote sensing platforms and sensors: A survey. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 115:22–36. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2015.10.004.

Tuanmu M-N, Viña A, Bearer S, Xu W, Ouyang Z, Zhang H, Liu J. 2010. Mapping understory vegetation using phenological characteristics derived from remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment* 114:1833–1844.

Turner W, Rondinini C, Pettorelli N, Mora B, Leidner AK, Szantoi Z, Buchanan G, Dech S, Dwyer J, Herold M. 2015. Free and open-access satellite data are key to biodiversity conservation. *Biological Conservation* 182:173–176.

Vaz AS, Alcaraz-Segura D, Campos JC, Vicente JR, Honrado JP. 2018. Managing plant invasions through the lens of remote sensing: A review of progress and the way forward. *Science of The Total Environment* 642:1328–1339. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2018.06.134.

Veraverbeke S, Dennison P, Gitas I, Hulley G, Kalashnikova O, Katagis T, Kuai L, Meng R, Roberts D, Stavros N. 2018. Hyperspectral remote sensing of fire: State-of-the-art and future perspectives. *Remote Sensing of Environment* 216:105–121. DOI: 10.1016/j.rse.2018.06.020.

Vihervaara P, Auvinen A-P, Mononen L, Törmä M, Ahlroth P, Anttila S, Böttcher K, Forsius M, Heino J, Heliölä J, Koskelainen M, Kuussaari M, Meissner K, Ojala O, Tuominen S, Viitasalo M, Virkkala R. 2017. How Essential Biodiversity Variables and remote sensing can help national biodiversity monitoring. *Global Ecology and Conservation* 10:43–59. DOI: 10.1016/j.gecco.2017.01.007.

Walsh JR, Carpenter SR, Vander Zanden MJ. 2016. Invasive species triggers a massive loss of ecosystem services through a trophic cascade. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 113:4081–4085.

Wang A, Chen J, Jing C, Ye G, Wu J, Huang Z, Zhou C. 2015. Monitoring the invasion of Spartina alterniflora from 1993 to 2014 with Landsat TM and SPOT 6 satellite data in Yueqing Bay, China. *PLoS One* 10:e0135538.

Wang T, Ye X, Skidmore AK, Toxopeus AG. 2010. Characterizing the spatial distribution of giant pandas (Ailuropoda melanoleuca) in fragmented forest landscapes. *Journal of Biogeography* 37:865–878. DOI: 10.1111/j.1365-2699.2009.02259.x.

Wegmann M, Leutner B, Dech S. 2016. *Remote sensing and GIS for ecologists: using open source software*. Pelagic Publishing Ltd.

Whelan RJ. 1995. *The ecology of fire*. Cambridge university press.

Whittaker RH. 1960. Vegetation of the Siskiyou Mountains. *Oregon and Califonia*.

Wich SA, Koh LP. 2018. *Conservation Drones: Mapping and Monitoring Biodiversity*. Oxford University Press.

Wilfong BN, Gorchov DL, Henry MC. 2009. Detecting an invasive shrub in deciduous forest understories using remote sensing. *Weed Science* 57:512–520.

Woomer PL, Touré A, Sall M. 2004. Carbon stocks in Senegal's Sahel transition zone. *Journal of arid environments* 59:499–510.

Yang Z, Wang T, Skidmore AK, De Leeuw J, Said MY, Freer J. 2014. Spotting East African mammals in open savannah from space. *PloS one* 9:e115989.

Yue J, Lei T, Li C, Zhu J. 2012. The Application of Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing in Quickly Monitoring Crop Pests. *Intelligent Automation & Soft Computing* 18:1043–1052. DOI: 10.1080/10798587.2008.10643309.

Zhongming Z, Linong L, Xiaona Y, Wangqiang Z, Wei L. 2021. AR6 Climate Change 2021: The Physical Science Basis.

Parte II

Capitolo 3. Indagine sulla co-occorrenza attuale e futura di *Ambrosia artemisiifolia* e *Ophraella communa* in Europa attraverso la modellistica ecologica e l'analisi di dati telerilevati *

* Questo capitolo è una rielaborazione della pubblicazione scientifica: Iannella, M., De Simone, W., D'Alessandro, P., Console, G. & Biondi, M. (2019). Investigating the current and future co-occurrence of *Ambrosia artemisiifolia* and *Ophraella communa* in Europe through ecological modelling and remote sensing data analysis. *International journal of environmental research and public health*, *16*(18), 3416.

3.1 Introduzione

Le specie aliene invasive (IAS) sono un argomento di grande interesse in molti settori di ricerca, per le innumerevoli implicazioni che hanno sull'ambiente e sulle attività umane. Le IAS possono alterare il funzionamento dell'ecosistema sostituendo, competendo o predando direttamente le specie autoctone (Doherty et al., 2015; Gallardo et al., 2016; Walsh, Carpenter & Vander Zanden, 2016; Cerasoli, Iannella & Biondi, 2019). Le IAS possono avere un impatto negativo sull'agricoltura, sull'allevamento e talvolta, sulla salute umana (Beggs, 2004; Juliano & Philip Lounibos, 2005; Lake et al., 2017), con impatti significativi in termini di costi sia sociali che economici (Oreska & Aldridge, 2011; Padilha & Vinicius, 2015; Bradshaw et al., 2016; Crowley, Hinchliffe & McDonald, 2017; Gilioli et al., 2017).
Il successo della diffusione delle IAS dipende da molti fattori, comprese le interazioni abiotiche e biotiche, nonché le capacità di movimento, concetti espressi nel diagramma "biotic abiotic movement" (BAM) di Soberon & Peterson (2005). Di recente, molti articoli hanno studiato la risposta delle IAS ai cambiamenti climatici, con diversi studi che indicano un aumento della potenziale invasività, che va di pari passo con il cambiamento globale (Ziska & Caulfield, 2000; Lei, Chen & Li, 2017; Ricciardi et al., 2017). In questo contesto, i modelli di nicchia ecologica (ENM) sono uno strumento che può essere utilizzato per dedurre la distribuzione di specie in spazi o tempi diversi (Phillips, Anderson & Schapire, 2006; Shabani, Kumar & Ahmadi, 2016; D'Alessandro et al., 2018; Iannella, D'Alessandro & Biondi, 2018; Iannella et al., 2018), anche quando si tratta di IAS. In questo caso i modelli possono essere calibrati sulle aree native delle IAS e successivamente proiettati sulla base delle condizioni ambientali degli areali invasi; questo può essere ottenuto anche per le condizioni climatiche future (Cerasoli, Iannella & Biondi, 2019; Iannella et al., 2019).
Una delle IAS più studiate è l'ambrosia comune (*Ambrosia artemisiifolia* L.), una pianta invasiva del Nord America, nota per essere presente in Europa dal XIX secolo. Questa pianta si è rapidamente espansa ed è diventata un'infestante di grande importanza nei terreni coltivati (principalmente soia, girasole, mais e barbabietola da zucchero) (Komíves et al., 2006; Bosio et al., 2014; Lommen et al., 2017a). L'ambrosia comune è anche nota per la sua elevata allergenicità, con conseguenze socioeconomiche di grande importanza (Bonini et al., 2016; Plank et al., 2016). Un notevole sforzo è stato dedicato negli anni al suo controllo o addirittura alla sua eradicazione (Vincent, Deslauriers & Cloutier, 1992; Gerber et al., 2011; Buters et al., 2015; Karrer et al., 2015; SMARTER project, 2016; Rasmussen et al., 2017).
Dal 1995 (Nishide et al., 2015), il coleottero *Ophraella communa* LeSage, un'altra IAS del Nord America, ha iniziato una diffusione "parallela" ad *Ambrosia artemisiifolia*, prima in alcuni paesi asiatici

e poi in quelli europei. Questa specie di insetto si nutre principalmente di *A. artemisiifolia*, causando un'ingente defogliazione e diminuendo la quantità di polline prodotto dalla pianta ospite (Lommen et al., 2017a). Infatti, la co-occorrenza spaziale di queste due specie risulta molto importante per il biocontrollo dell'invasione di *A. artemisiifolia*, come affermato da Buttenschøn, Waldispühl & Bohren (2010), Sun et al. (2017b) e Lommen et al. (2017b), soprattutto per via dei precedenti fallimenti mediante il coleottero *Zygogramma suturalis*. Inoltre, *O. communa* sembra essere un buon candidato per il controllo di *A. artemisiifolia* sia in Asia che in Nord America (Meng & Li, 2005; Zhou et al., 2014). Il controllo mediante *O. communa* è incoraggiato, considerando che le piante diverse da *A. artemisiifolia*, come il girasole e altre colture, sono danneggiate in maniera più lieve rispetto alla specie bersaglio (Dernovici, Teshler & Watson, 2006; Cao et al., 2011).
Recentemente, l'algoritmo di machine learning implementato in Maxent (Phillips, Anderson & Schapire, 2006) è stato utilizzato per dedurre la possibile risposta di *A. artemisiifolia* a scenari di cambiamento climatico (Cunze, Leiblein & Tackenberg, 2013; Qin et al., 2014; Liu et al., 2016; Case & Stinson, 2018), o per studiare la co-occorrenza tra *A. artemisiifolia* e *O. communa* (Sun et al., 2017b; Cardarelli et al., 2018). Tuttavia, nonostante l'elevato interesse di queste due IAS per la salute umana e il settore agricolo (Müller-Schärer et al., 2014; Lommen et al., 2017b; Bonini et al., 2018; Mouttet et al., 2018), pochi articoli scientifici trattano direttamente la potenziale distribuzione attuale e futura di queste due specie, specialmente alla luce del cambiamento climatico (Lommen et al., 2017b; Sun et al., 2017b,a). Questi articoli si concentrano principalmente sulla co-occorrenza dell'ambrosia e dei suoi possibili agenti di controllo biologico attraverso un approccio di modellizzazione biogeografica (modelli di distribuzione delle specie, SDM), in Asia orientale (Sun et al., 2017b) ed in Europa (Sun, Brönnimann & Müller-Schärer, 2016; Lommen et al., 2017b; Sun et al., 2017a). Sebbene vengano fornite informazioni importanti, non vengono fatte deduzioni specifiche sulle aree in cui *A. artemisiifolia* si trova abitualmente. In questo lavoro, abbiamo valutato il potenziale areale europeo attuale e futuro delle due specie bersaglio, tenendo conto della loro co-occorrenza nei diversi scenari di emissione di gas serra. Abbiamo sfruttato i modelli di nicchia ecologica (ENM), ampiamente utilizzati per lo studio delle invasioni biologiche (Cerasoli et al., 2017; Iannella et al., 2018; Brunetti et al., 2019), insieme a specifiche analisi GIS, impiegate spesso negli ambiti della biodiversità e della conservazione (Iannella, Liberatore & Biondi, 2016; Iannella, D'Alessandro & Biondi, 2019). Inoltre, abbiamo affinato i risultati del processo di modellazione con le informazioni sulle aree in cui *A. artemisiifolia* si diffonde maggiormente (ovvero, specifici terreni coltivati e aree urbanizzate), selezionando questi territori attraverso dati di telerilevamento satellitare (SRS) e analisi spaziali in ambiente GIS a scala europea, considerando uno scenario futuro plausibile che presenta un collegamento diretto tra l'aumento delle allergie e il destino delle popolazioni che vivono nelle città.

3.2 Materiali e metodi

3.2.1 Specie di studio

In questo studio abbiamo considerato le seguenti due specie:

Ambrosia artemisiifolia L. (Asteraceae), originaria del Nord America, è una specie vegetale invasiva che si è naturalizzata in gran parte del mondo, comprese Africa e Oceania. L'ambrosia è una pianta infestante molto competitiva e può produrre perdite di resa in molte coltivazioni, specialmente nella

soia (Barnes et al., 2018). Inoltre, il suo polline trasportato dal vento è altamente allergenico per l'uomo (Bonini et al., 2018).

Ophraella communa LeSage, è un coleottero (Chrysomelidae, Galerucinae) oligofago originario della regione Neartica, i cui adulti e le cui larve si nutrono principalmente delle foglie di alcune specie vegetali della famiglia delle Asteraceae, tra cui l'ambrosia comune, *Ambrosia artemisiifolia* (Yamazaki, Imai & Natuhara, 2000). Gli adulti sono attivi da maggio a ottobre e depositano le uova sulle foglie ospiti. Le larve si nutrono delle foglie e completano il loro sviluppo in circa 12 giorni. Occorre circa un mese estivo per una generazione. L'areale primario comprende l'area sud-orientale del Nord America, mentre l'area secondaria comprende alcuni paesi dell'Asia meridionale (Giappone e Cina) ed europei (Italia e Svizzera) (Meng & Li, 2005; Nishide et al., 2015).

3.2.2 Dataset e Area di studio

Sia per l'areale primario che per quello secondario, sono stati raccolti punti geolocalizzati per *Ambrosia artemisiifolia* e *Ophraella communa* integrando le occorrenze GBIF con le località di presenza raccolte dalla bibliografia, per un totale di 23.262 occorrenze per *A. artemisiifolia* e 359 per *O. communa*; i record duplicati sono stati eliminati tramite lo strumento "validate topology" di ArcMap 10.0 (ESRI, 2010). Per evitare qualsiasi correlazione spaziale tra i punti di presenza rimanenti, è stata eseguita una rimozione parziale delle occorrenze attraverso il pacchetto "spThin" (Aiello-Lammens et al., 2015) in ambiente R (R Core Team, 2016) impostando il parametro di "assottigliamento" a 30 km e 10 repliche. Il test di Moran è stato eseguito (strumento di "spatial autocorrelation" in ArcMap) per entrambi i set di dati delle specie target allo scopo di testare ulteriormente la possibile autocorrelazione spaziale tra le località di presenza. I set di dati utilizzati per le analisi sono riportati nel "File supplementare 1". L'area di studio è localizzata in Europa, che rappresenta uno degli areali secondari delle due specie; per la calibrazione dei modelli sono state utilizzate le località di presenza nel Nord e Centro America.

3.2.3 Modellistica di nicchia ecologica

Per modellare l'idoneità climatica attuale e futura dell'habitat, per entrambe le specie bersaglio, sono state scaricate dal repository online Worldclim.org (Hijmans et al., 2005) le 19 variabili bioclimatiche con una risoluzione di 30". Le variabili bioclimatiche sono state tagliate sulla base dell'estensione geografica dell'area nativa (Nord e Centro America) e di quella secondaria (Europa) ed elaborati tramite lo strumento "band collection statistics" in ArcMap, per testare la correlazione tra i predittori (Appendice (a), Tabella A1), considerando un $|r|$ di Pearson < 0,85 (Elith et al., 2006; Dormann et al., 2013).
Per il calcolo dei modelli degli scenari climatici futuri, abbiamo scelto tre Percorsi di Rappresentativi di Concentrazione (RCP), 4.5, 6.0 e 8.5, e tre diversi modelli climatici globali per ciascun RCP, vale a dire il CCSM4 (Gent et al., 2011), l'IPSL (Marti et al., 2010) e il MIROC-CHEM (Watanabe et al., 2011). I modelli di nicchia ecologica (ENM) sono stati costruiti utilizzando l'algoritmo Maxent (Phillips, Anderson & Schapire, 2006) implementato nella versione 2.4 di "SDMtoolbox" (Brown, Bennett & French, 2017) in ArcMap 10.0. Questo toolbox sfrutta il potente algoritmo di apprendimento automatico Maxent, un approccio di modellazione, integrando dei file correttivi e riducendo le possibili distorsioni che possono verificarsi durante la calibrazione e/o la proiezione del modello,

durante la preparazione dei dati e il processo stesso (Brown, 2014; Brown, Bennett & French, 2017). L'effetto di bias latitudinale è stato corretto, nella nostra analisi, attraverso lo strumento "Bias File for Coordinate Data" e la generazione di pseudo-assenze è stata migliorata attraverso la "Background Selection: Sample by Buffered Minimum Convex Polygon (MCP)"; i file risultanti sono stati combinati con lo strumento "Clip Bias File for Coordinate Data (BFCD) by the Background Bias File".
I modelli sono stati calcolati tramite lo strumento "Run MaxEnt: Spatial Jackknifing", utilizzando il file di bias ottenuto con i passaggi precedenti. Per la calibrazione del modello sono state utilizzate le variabili dell'intervallo primario e secondario e sono state fatte proiezioni per l'intervallo secondario per i tre scenari climatici futuri considerati (Cerasoli, Iannella & Biondi, 2019; Iannella et al., 2019). Il jackknifing spaziale, per migliorare l'affidabilità delle previsioni di Maxent (Brown, 2014), è stato impostato su 5 gruppi spaziali, senza soglie impostate durante questa fase. Le proiezioni future risultanti da ciascun diverso modello di circolazione generale (GCM) sono state combinate attraverso l'algoritmo dell'indice di dissomiglianza ambientale multivariato (MEDI) (Iannella, Cerasoli & Biondi, 2017). Questa procedura sfrutta la similarità della superficie ambientale multivariata (MESS) (la misura dell'estrapolazione dei modelli rispetto alle condizioni di calibrazione) e media proporzionalmente le previsioni risultanti dai diversi GCM, ridimensionando i modelli con le differenze maggiori rispetto alle condizioni ambientali utilizzate per la calibrazione del modello (e viceversa). I livelli di idoneità previsti sono stati suddivisi in tre classi: basso (1), medio (2) e alto (3), con soglie rispettivamente di 33% ÷ 66% ÷ 99%, come già fatto in altri lavori scientifici basati su ENMs (es.: (Cianfrani et al., 2011; van Gils et al., 2014; Li et al., 2015)). Questa procedura è stata scelta per discretizzare l'output continuo degli ENMs e per facilitare il confronto tra le due specie bersaglio tra i diversi scenari temporali considerati, evitando un numero elevato di combinazioni.

3.2.4 Analisi post-modellazione

I modelli corretti con MEDI sono stati ulteriormente elaborati in ambiente GIS per perfezionare queste previsioni in scenari di distribuzione più plausibili delle due specie target. Pertanto, considerando le informazioni sugli habitat maggiormente colonizzati da *A. artemisiifolia*, abbiamo estrapolato i corrispondenti terreni coltivati nell'area di studio utilizzando i dati SRS. A tale scopo, abbiamo utilizzato un metodo di classificazione basato su oggetti (Lavender & Lavender, 2015; Thenkabail, 2015; Dey, Bhatt & Ashour, 2018) tramite la piattaforma cloud Google Earth Engine (GEE), adoperando le immagini multispettrali del satellite Sentinel-2 (con una risoluzione spaziale di 10 m) in un range temporale compreso tra il 2016 e il 2018. Il portale GEE fornisce accesso a serie temporali di immagini satellitari a livello globale, dati vettoriali e altri dati ausiliari; inoltre consente di sfruttare l'elaborazione direttamente sul cloud di grandi quantità di dati (Kumar & Mutanga, 2018).
Abbiamo eseguito delle correzioni latitudinali per tenere conto della fenologia delle colture più sensibili all'invasione di *A. artemisiifolia* (Komíves et al., 2006; Bosio et al., 2014; Lommen et al., 2017a); le raccolte di immagini sono state mediate e fuse in un intervallo di tempo che va da aprile a ottobre (Landolt et al., 2010). È stata realizzata un'immagine composita in falso colore (senza nuvole) per tutta l'Europa costituita da lunghezze d'onda SWIR (2202,4 nm per S2A e 2185,7 nm per S2B), NIR (835,1 nm per S2A e 833 nm per S2B) e BLU (496,6 nm per S2A e 492,1 nm per S2B); in seguito

è stata impostata una soglia di "pixel value" utilizzata per identificare gli appezzamenti agricoli mediante il metodo di classificazione sopra menzionato. Tali dati sono stati ulteriormente validati in ambiente GIS, confrontandoli con le categorie "agricole" (codificate come classe "2") del Corine Land Cover (CLC) 2018 (III livello).
I dati sono stati ulteriormente perfezionati incrociandoli con il dataset "global food security-support analysis data" a una risoluzione spaziale di 1 km (GFSAD1 km) (Thenkabail et al., 2012), che contiene la distribuzione spaziale dei cinque principali tipi di coltivazioni globali (grano , riso, mais, orzo e soia). Sulla base di informazioni bibliografiche (Komíves et al., 2006; Bosio et al., 2014; Lommen et al., 2017a), abbiamo selezionato le classi agricole preferite da *A. artemisiifolia* (classi 2 e 4 del GFSAD1 km). D'ora in poi, queste aree saranno denominate "coltivazioni target".
Nel perfezionamento ulteriore dei modelli, sono state considerate altre aree che favoriscono la diffusione di *A. artemisiifolia*, ovvero le superfici urbanizzate con le relative strade e infrastrutture (Vitalos & Karrer, 2009; Csontos et al., 2010). Questi dati spaziali sono stati ottenuti attraverso il livello III del CLC 2018.
I terreni coltivati individuati e le aree urbanizzate sono stati utilizzati sia per le analisi al presente che per quelle al futuro. Sebbene siamo consapevoli che questi dati cambieranno, sarà difficile (se non impossibile) che le aree agricole diminuiscano, o che le aree urbanizzate si riducano, nel prossimo futuro. Pertanto, tutte le previsioni future sono una plausibile sottovalutazione delle potenziali tendenze future di invasione e le analisi risultanti possono essere riconosciute come punto di partenza per studi futuri.
Tutti i processi dei dati satellitari sono stati gestiti attraverso la piattaforma GEE e il software SNAP 6.0, mentre tutti i processi spaziali e le analisi geografiche derivate dall'elaborazione sia degli ENM che dei dati satellitari/GIS sono stati gestiti in ArcMap 10.0.

3.3 Risultati

La funzione "spThin" (Aiello-Lammens et al., 2015) ha ridotto i due set di dati da 23262 a 1084 punti per *Ambrosia artemisiifolia* e da 359 a 81 punti per *Ophraella communa*. Il test di Moran non ha determinato alcuna autocorrelazione tra le località di presenza per entrambe le specie considerate, con valori di 0,0004 (z-score = 1,62; p = 0,109) per *A. artemisiifolia* e 0,0066 (z-score = 0,849; p = 0,396) per *O. communa*.
Sulla base della matrice di correlazione (Appendice (a), Tabella A2), sono state selezionate le seguenti 11 variabili bioclimatiche per eseguire il processo di modellizzazione: BIO1 (temperatura annuale media), BIO2 (media del range della temperatura mensile), BIO6 (temperatura minima del mese più freddo), BIO7 (range di temperatura annuale), BIO8 (temperatura media del trimestre più umido), BIO10 (temperatura media del trimestre più caldo), BIO11 (temperatura media del trimestre più freddo), BIO12 (precipitazione annuale), BIO13 (precipitazioni del mese più umido), BIO15 (precipitazione stagionale) e BIO18 (precipitazione del trimestre più caldo).
Gli ENM hanno mostrato valori elevati dell'Area Sottesa dalla Curva (AUC) (AUC = 0,871 per *A. artemisiifolia*; AUC = 0,966 per *O. communa*) e bassi valori di deviazione standard (SD) (SD = 0,003 per *A. artemisiifolia*; SD = 0,012 per *O. communa*) per tutte le repliche. Le tre variabili che contribuiscono maggiormente sono state: BIO6 (43,8%), BIO12 (25,3%) e BIO10 (20,3%) per *A. artemisiifolia* e BIO12

(36,2%), BIO6 (21,3%) e BIO15 (16,7%) per *O. comune*. Le curve di risposta marginali ottenute per le variabili maggiormente contributive (BIO6 e BIO12) mostrano andamenti differenti per le due specie analizzate. Per entrambe le variabili gli intervalli mostrati da *O. communa* sono più ristretti rispetto a quelli di *A. artemisiifolia*, il che significa che la pianta è più tollerante sia a valori più bassi che più alti della temperatura minima del mese più freddo, sia a valori più elevati di precipitazione annuale. Tuttavia, gli intervalli ottimali in entrambi i casi sono ampiamente condivisi con *O. communa* (Figura 1). Pertanto, è stata trovata una più ampia adattabilità per *A. artemisiifolia*, considerando un'elevata tolleranza a valori bassi e alti nella temperatura minima del mese più freddo, e ad alti valori di precipitazione annuale.

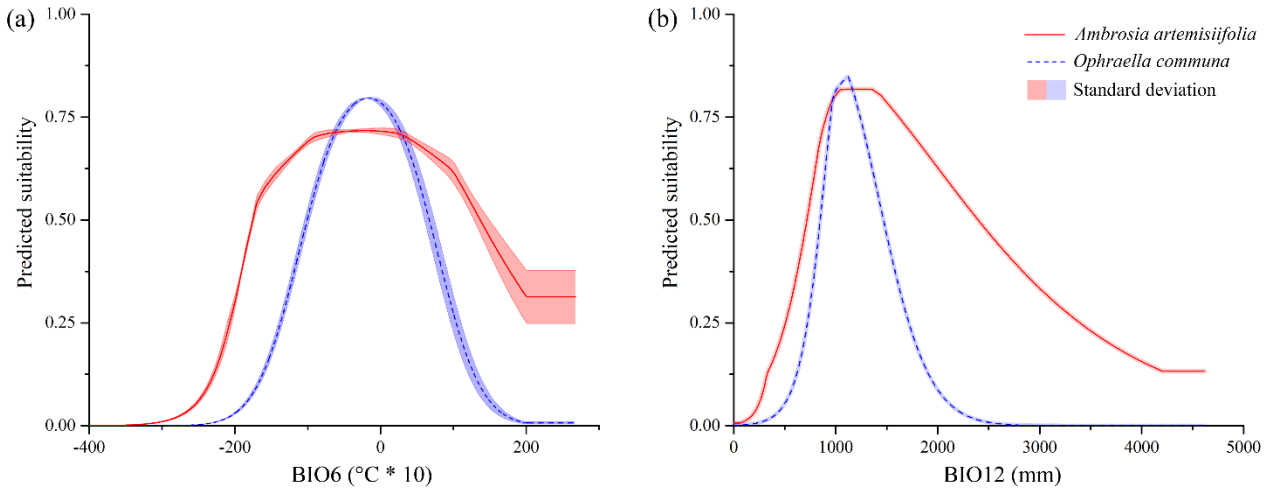

Figura 1. Curve di risposta delle variabili condivise per *Ambrosia artemisiifolia* e *Ophraella communa*. Curve di risposta marginale ottenute per le due variabili BIO6 (temperatura minima del mese più freddo) (a) e BIO12 (precipitazioni annuali) (b), che erano tra i tre predittori più contributivi sia per *A. artemisiifolia* che per *O. communa*.

È stata prevista un'ampia area idonea delle classi medie e alte per *A. artemisiifolia*, mentre un'area meno estesa è stata prevista per *O. communa* nelle stesse classi (Figura 2). Per gli scenari futuri, l'idoneità prevista nelle classi medie e alte è aumentata per entrambe le specie, con le classi superiori di *A. artemisiifolia* e *O. communa* in aumento con all'aumentare degli RCP considerati (da 2050-RCP 4,5 a 2050-RCP 8,5). Tuttavia, *O. communa* ha mostrato: (a) un'estensione più limitata di aree idonee previste per la classe alta, che varia dal 43% al 51% rispetto a quelle previste per *A. artemisiifolia*; e (b) un andamento opposto, per le classi bassa (dal 156% al 206%) e media (dal 123% al 202%) (Figura 2).

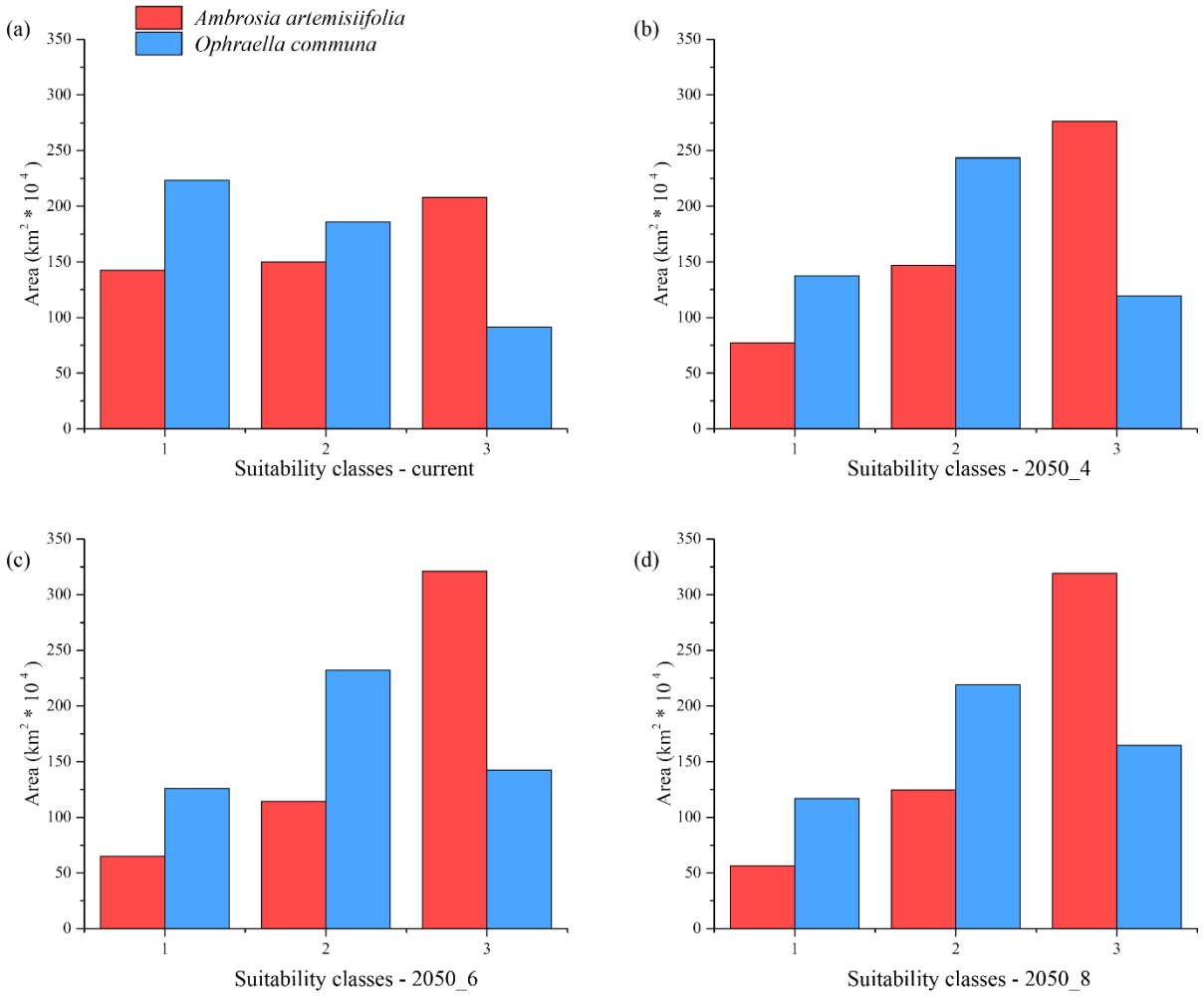

Figura 2. Aree adatte previste per *Ambrosia artemisiifolia* e *Ophraella communa* per scenari climatici attuali e futuri. Aree idonee previste basse (1), medie (2) e alte (3) per gli (a), 2050-RCP 4.5; (b), 2050-RCP 6.0; (c) e 2050-RCP 8.5; (d) scenari *A. artemisiifolia* (rosso) e *O. communa* (blu).

L'attuale scenario climatico mostra continue e ampie aree idonee per *A. artemisiifolia*, estese nei territori nord-occidentali dell'Europa. Al contrario, *O. communa* mostra uno scenario più frammentato che copre in modo incompleto le aree idonee per *A. artemisiifolia*, principalmente nei Balcani e nell'Europa nord-orientale (Figura 3a, b). Negli scenari futuri è prevista una continuità più regolare tra le aree separate nello scenario al presente per *A. artemisiifolia*, mentre per *O. communa*, abbiamo ottenuto variazioni del suo range a seconda dell'RCP considerato (Figura 3b, d).

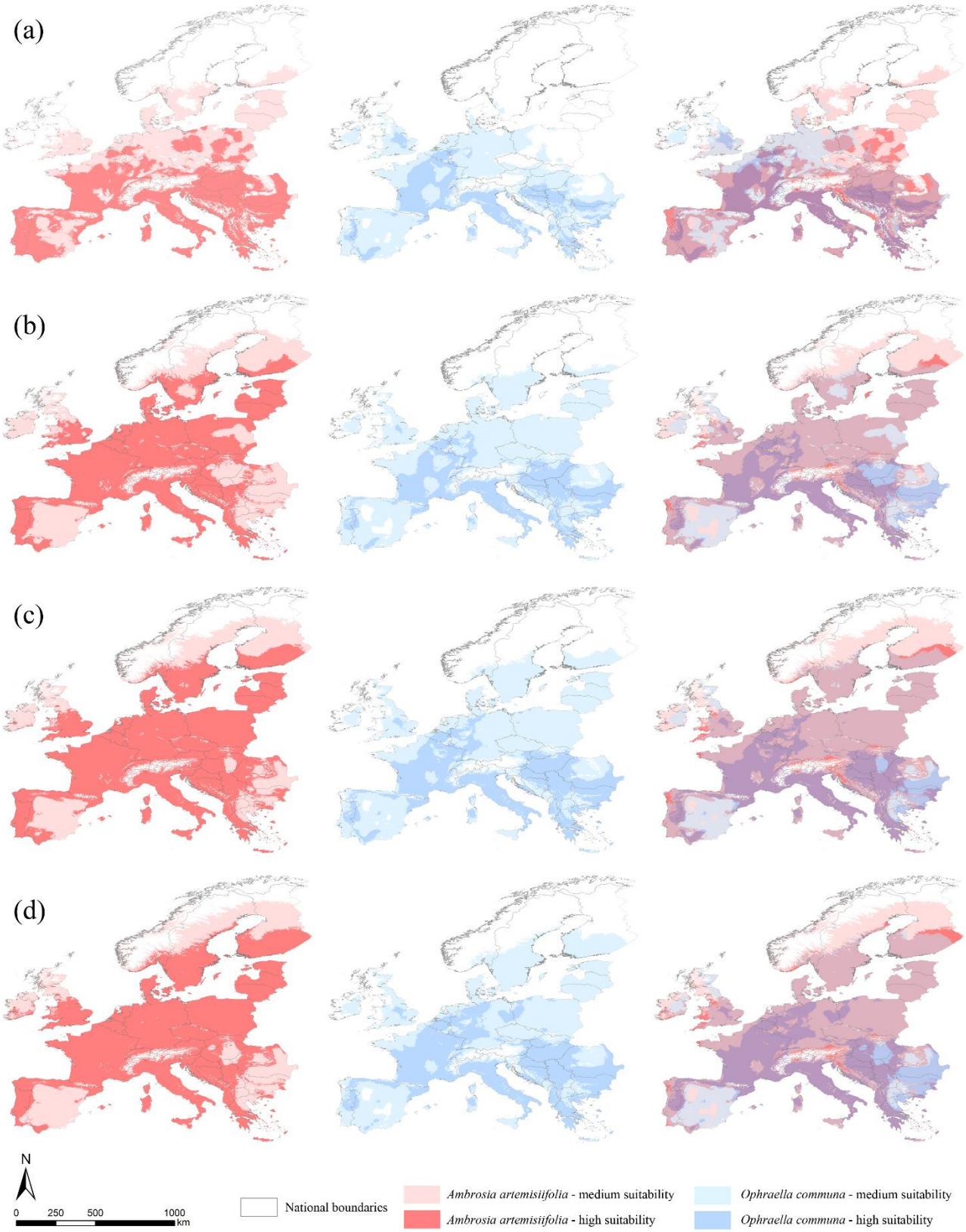

Figura 3. Mappe di idoneità prevista per *Ambrosia artemisiifolia* e *Ophraella communa* per scenari climatici attuali e futuri. Modelli di idoneità prevista (le aree di bassa idoneità non vengono visualizzate per fini grafici; corrispondono a zone bianche per entrambe le specie bersaglio) ottenuti per *A. artemisiifolia* (rossa) e *O. communa* (blu) e la sovrapposizione tra loro, per lo scenario corrente (a), 2050-RCP 4.5 (b), 2050-RCP 6.0 (c) e 2050-RCP 8.5 (d).

La sovrapposizione tra le due specie per classi di idoneità medie e alte aumenta, ma diverse aree adatte per *A. artemisiifolia* non sono adatte per *O. communa* nelle classi medie e alte. La maggiore sovrapposizione si verifica tra la classe di idoneità media di *O. communa* e la classe di idoneità alta di *A. artemisiifolia*, evidenziando come un potenziale biocontrollo da parte di *O. communa* non sarà probabilmente in grado di limitare la diffusione di *A. artemisiifolia* (Figura 4).

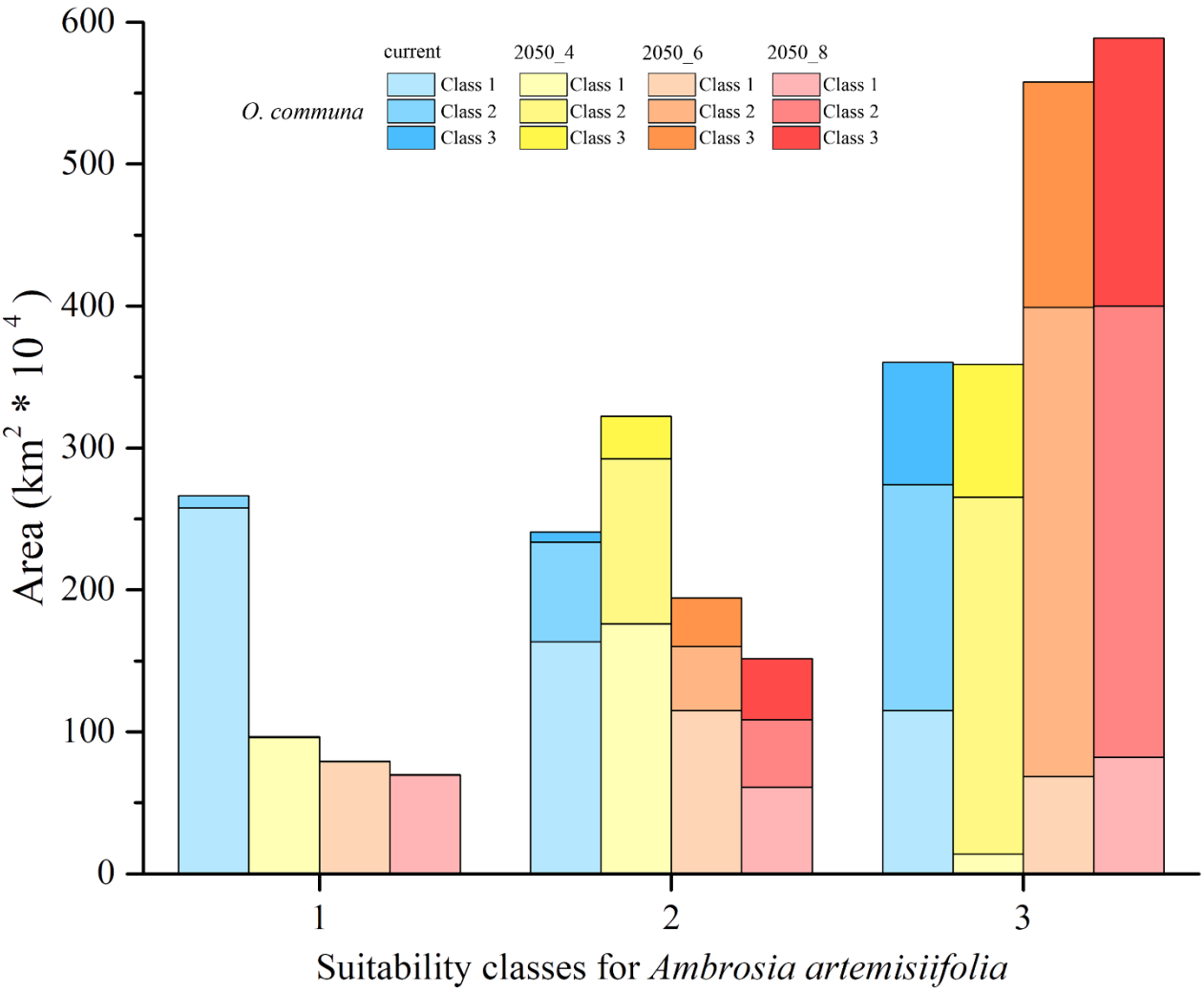

Figura 4. Aree idonee previste condivise per *Ambrosia artemisiifolia* e *Ophraella communa* per gli scenari climatici attuali e futuri. Aree (cumulative) condivise da *A. artemisiifolia* e *O. communa* nelle tre diverse classi di idoneità (classe 1 = bassa; classe 2 = media; classe 3 = alta) previste dai modelli, eseguite per ogni arco temporale considerato.

Per dedurre un possibile controllo biologico esercitato da *O. communa* su *A. artemisiifolia*, l'area condivisa dalle due specie è stata calcolata e intersecata considerando due tipologie di uso del suolo: le colture (soia, girasole, mais e barbabietola da zucchero) ottenute dai dati satellitari, e le aree urbanizzate ottenute dal Corine Land Cover (CLC 2018). Per lo scenario al presente, un totale del 92,97% delle coltivazioni target interseca le aree con classi di idoneità per *A. artemisiifolia*; il valore sale al 97,06% per le aree urbanizzate.

Per gli scenari futuri, è previsto un aumento delle aree altamente idonee dal 2050-RCP 4.5 al 2050-RCP 8.5, che vanno da +84% a +98% per le coltivazioni target e da +34% a +50% per le aree urbanizzate (Figura 5a e Figura 6a). Al contrario, si osserva una contemporanea diminuzione per le classi di idoneità bassa e media (Figura 5a e Figura 6a).

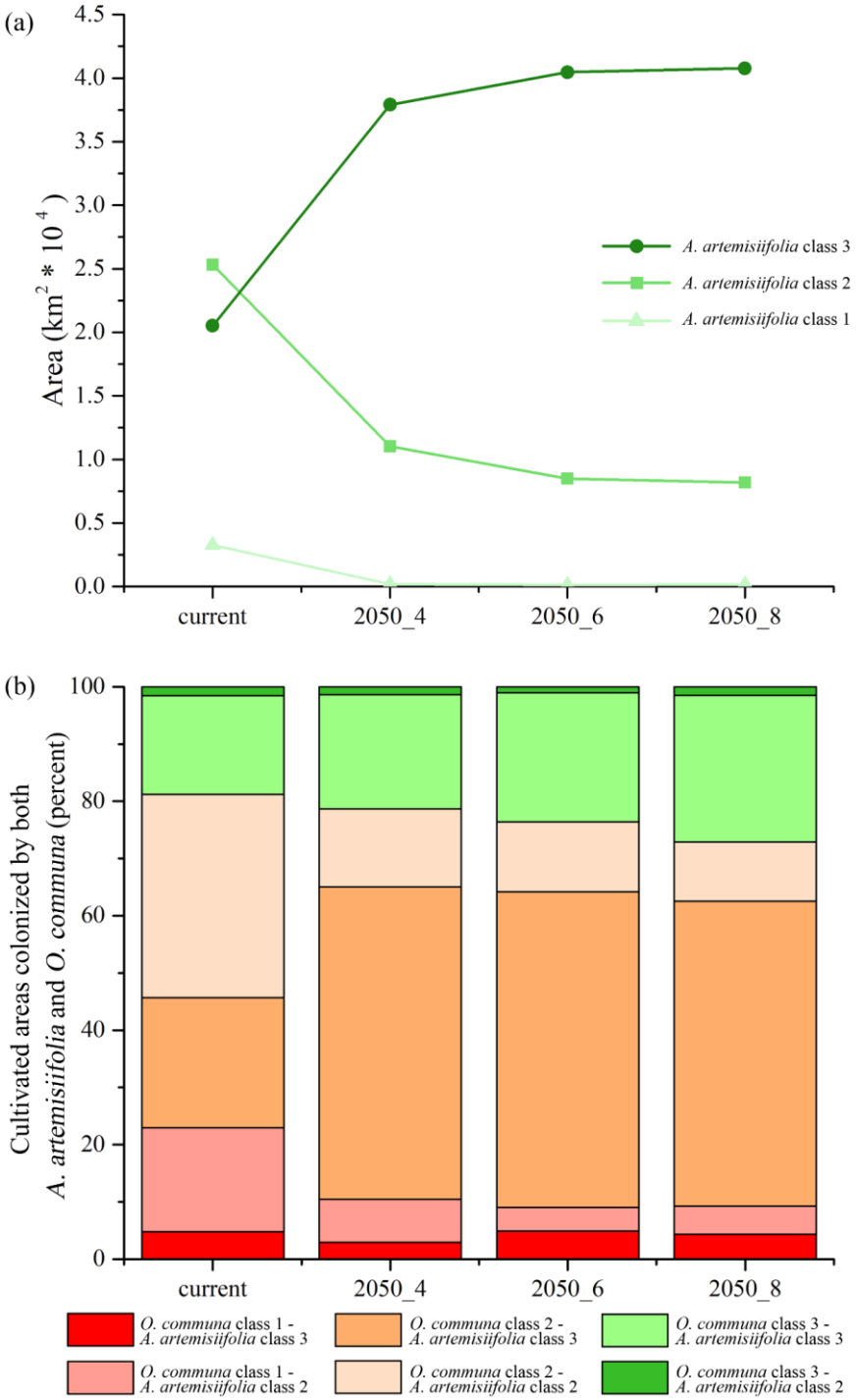

Figura 5. Tendenze per *Ambrosia artemisiifolia* e aree cumulative condivise dalle specie bersaglio nelle aree agricole. Aree previste come idonee (classe 1 = bassa; classe 2 = media; classe 3 = alta) per *A. artemisiifolia* ricadenti nelle coltivazioni target e nei diversi intervalli temporali considerati (a); aree (percentuali, cumulate) potenzialmente condivise sia da *A. artemisiifolia* che *Ophraella communa* per le diverse classi di idoneità (classe 1 = bassa; classe 2 = media; classe 3 = alta) e tempistiche considerate, ricadenti nelle coltivazioni target (b).

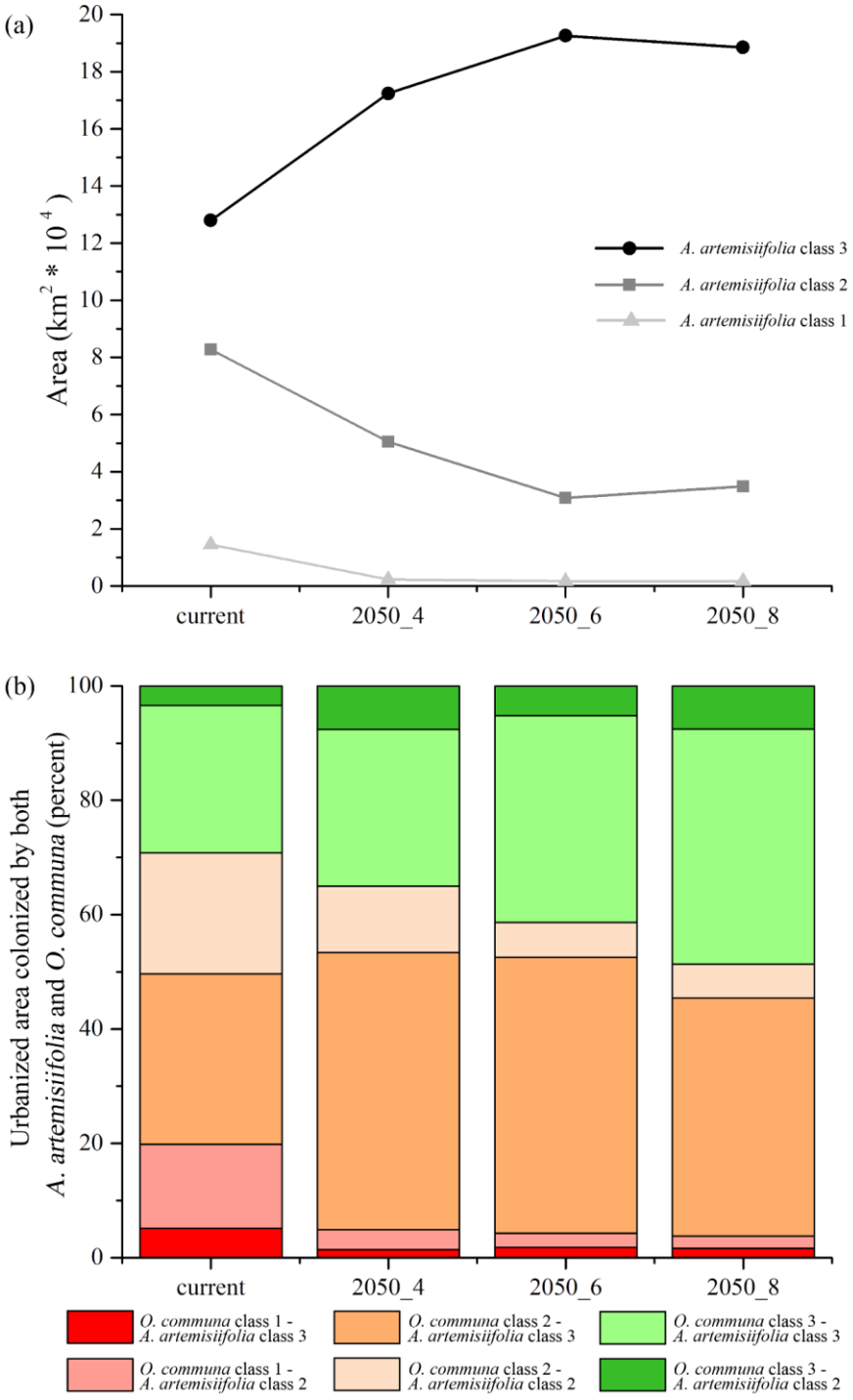

Figura 6. Tendenze per *Ambrosia artemisiifolia* e aree cumulative condivise dalle specie bersaglio nelle aree urbanizzate. Aree previste come idonee (classe 1 = bassa; classe 2 = media; classe 3 = alta) per *A. artemisiifolia* ricadenti nelle patches urbanizzate e nelle diverse fasce temporali considerate (a); aree (percentuali, cumulate) potenzialmente condivise sia da *A. artemisiifolia* che *Ophraella communa* per le diverse classi di idoneità (classe 1 = bassa; classe 2 = media; classe 3 = alta) e tempistiche considerate, che rientrano nelle patches urbanizzate (b).

Nello scenario attuale, molti territori coltivati ospitano condizioni idonee medie o elevate per entrambe le specie (idoneità media per *O. communa*; idoneità alta per *A. artemisiifolia*, 22,7%; e idoneità media per entrambe, 35,5%) (Figura 5b), mentre per gli scenari futuri si osserva un cambiamento delle aree in comune. Un aumento delle condizioni di elevata idoneità per *A. artemisiifolia* e condizioni di media idoneità per *O. communa* è evidente nelle aree coltivate per tutti gli RCP considerati (54,6% nel 2050-RCP 4.5, 55,2% nel 2050-RCP 6.0 e 53,2% nel 2050-RCP 8.5), nonché un leggero aumento dei terreni coltivati che ospitano un'elevata idoneità climatica per entrambe le specie target (19,9% nel 2050-RCP 4.5, 22,6% nel 2050-RCP 6.0 e 25,6% nel 2050-RCP 8.5) (Figura 5b). Tuttavia, nei terreni coltivati si osserva anche una contrazione delle aree a media idoneità per entrambe le specie (12% in media) e si prevede anche una stabilità delle aree comuni a bassa idoneità per *O. communa* e alta idoneità per *A. artemisiifolia* da RCP 4.5 a RCP 8.5 (Figura 5b).
Inoltre, si osservano andamenti comparabili rispetto alle colture target anche per le aree condivise tra *A. artemisiifolia* e *O. communa* sovrapposte alle aree urbanizzate, con percentuali crescenti di idoneità media per *O. communa*, alta idoneità per *A. artemisiifolia* e alta idoneità per entrambi (~45% e 27% ÷ 41%, rispettivamente), e un trend decrescente per le aree di media idoneità (11% ÷ 5%) (Figura 6b).
Infine, le analisi di co-occorrenza eseguite sui paesi europei descrivono uno scenario attuale (Figura 7a) in cui la Francia settentrionale, il Belgio centrale, la Gran Bretagna centrale e la Grecia settentrionale mostrano la "migliore" combinazione di co-occorrenza (*O. communa* classe 3— *A. artemisiifolia* classe 2) per il biocontrollo dell'invasione di *A. artemisiifolia*, mentre lo scenario "peggiore" (*O. communa* classe 1 — *A. artemisiifolia* classe 3) si osserva nel nord del Portogallo e della Spagna, nel Montenegro meridionale, nell'Albania settentrionale, nella Romania centrale e in vaste aree della Polonia centrale e meridionale. Nelle previsioni future si osserva un aumento della sovrapposizione tra le specie bersaglio in diversi paesi rispetto a quelle dello scenario attuale. In effetti, lo scenario "migliore" è previsto in Romania, in Bulgaria e in vaste aree della Serbia e dell'Ungheria. Al contrario, lo scenario "peggiore" è previsto per la Finlandia meridionale, il Portogallo settentrionale e il Regno Unito occidentale (Figura 7b, d). Riguardo le classi di idoneità medie per entrambe le specie target, uno spostamento generale verso "*O. communa* classe 2— *A. artemisiifolia* classe 3" si osserva rispetto allo scenario attuale, dove si prevede un "mix" tra la "classe 2—2" e la "classe 2—3" per l'Europa centro-settentrionale e la penisola iberica (Figura 7).

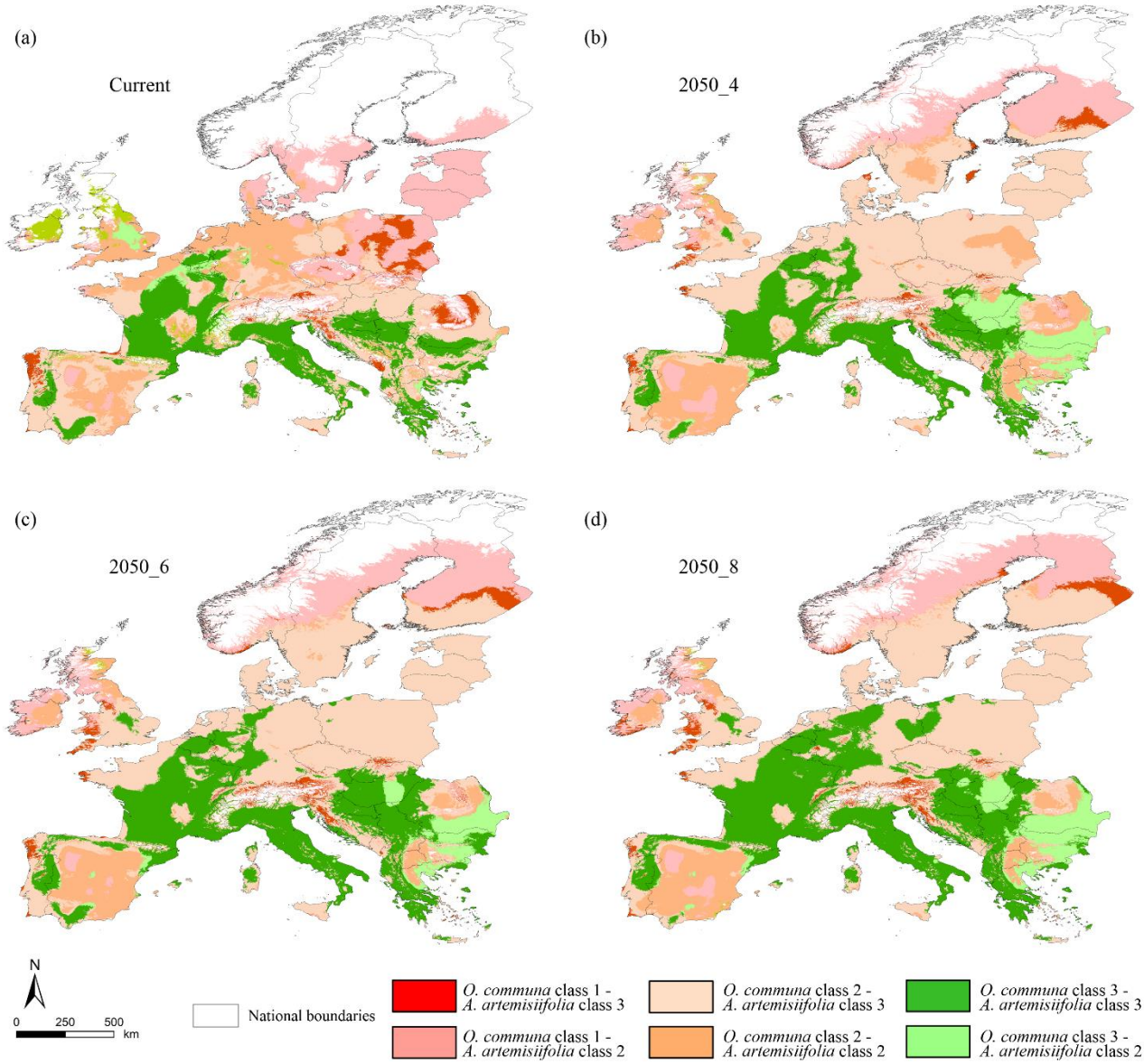

Figura 7. Territori di classi di idoneità sovrapposte (classe 1 = bassa; classe 2 = media; classe 3 = alta) per *Ambrosia artemisiifolia* e *Ophraella communa* nei diversi orizzonti temporali considerati ((a) attuale; (b) 2050 RCP 4.5; (c) 2050 RCP 6.0; (d) 2050 RCP 8.5).

3.4 Discussioni

Le variazioni ecologiche riscontrate tra le preferenze climatiche delle due specie target rivela capacità di adattamento inferiori per *O. communa* rispetto alla sua pianta ospite *A. artemisiifolia*. La più ampia tolleranza alle basse temperature e alla variabilità delle precipitazioni offre a questa pianta un notevole vantaggio potenziale nell'occupare territori dell'area europea (areale secondario). Le aree altamente adatte per *O. communa* sembrano non essere sufficienti per arginare le corrispondenti aree di *A. artemisiifolia*, come riportato anche da Sun et al. (2017) per le aree asiatiche. Infatti, condizioni climatiche idonee sono diffuse in tutta Europa in tutte le fasce temporali considerate, anche se con un'evidente prevalenza di classi più idonee di *A. artemisiifolia* sovrapposte

(cioè non potenzialmente controllate da) a quelle di *O. communa*. Il controllo che questo coleottero esercita sulla pianta invasiva è di primaria importanza per via delle problematiche che *A. artemisiifolia* causa all'agricoltura e alla salute umana (Bašić et al., 2018; Schindler et al., 2018; Urbanowicz, Hutyra & Stinson, 2018).
Si prevede che negli scenari futuri si verificherà un aumento generale della classe più alta di idoneità climatica per questa specie, sia nelle coltivazioni target che nelle aree urbanizzate, che si verificherà con l'esclusione delle classi bassa e media (1 e 2, rispettivamente) (Figura 5a e Figura 6a). L'aumento di queste aree va di pari passo, per entrambe queste categorie di copertura/uso del suolo, con l'aumento delle emissioni di gas serra (ovvero il crescente forzante radiativo degli RCP), confermando indirettamente che l'aumento di CO_2 favorisce la diffusione di questa pianta invasiva (Cunze, Leiblein & Tackenberg, 2013).
L'area ad alta idoneità di *A. artemisiifolia* che interseca le aree a media idoneità di *O. communa* è una tendenza notevole risultante dalle nostre analisi. Questi possibili assetti futuri si tradurrebbero quindi in una diffusione più efficiente di *A. artemisiifolia* unita ad una crescente difficoltà nel biocontrollo da parte *O. communa*, confermando i risultati ottenuti in altre aree invase (Sun et al., 2017b). Questa tendenza è osservabile principalmente in Germania, Olanda, Danimarca, Svezia meridionale e Finlandia, Repubblica Ceca, Slovacchia, Polonia, Lituania, Lettonia, Estonia e in parte del Regno Unito, Francia e Portogallo. Questi paesi dovranno affrontare un'ampia diffusione potenziale di *A. artemisiifolia* dove *O. communa* non sarà in grado di esercitare un controllo efficace. Lo scenario futuro previsto per Romania, Bulgaria, Francia, Italia, Croazia, Serbia, Albania e Grecia rivela invece la possibilità di un forte biocontrollo. Questi paesi potrebbero avviare allevamenti massivi di *O. communa* a questo scopo, vista l'elevata idoneità climatica dei loro territori, favorendo così questa pratica di biocontrollo come azione gestionale che si affianca ad altre (es. sfalci, trattamenti con diserbanti) suggerite in letteratura. In effetti, questa pratica dovrebbe considerare la variazione genetica nei tratti prestazionali (Zhou et al., 2013; Tanaka, Murata & Matsuura, 2015), che potrebbero causare diversi feedback della popolazione in risposta alle condizioni ambientali delle aree colonizzate attuali e future.
Considerando le nostre analisi, l'uso di *O. communa* come agente di controllo è auspicabile, anche se altri agenti di controllo biologico di *A. artemisiifolia* sono stati identificati (Gerber et al., 2011; Zhou et al., 2014; Sun et al., 2017a); sono necessarie ulteriori ricerche in termini di integrazione tra ENM e SRS per ottenere stime più accurate degli assetti attuali e futuri, in particolare per implementare strategie gestionali più dettagliate. Infine, l'uso delle proiezioni future sulla copertura del suolo migliorerebbe ulteriormente il quadro metodologico proposto in questo lavoro, per indirizzare in modo più accurato le politiche decisionali.

3.5 Conclusione

L'uso integrato dei modelli di nicchia ecologica e delle tecniche di telerilevamento satellitare in ambiente GIS ha dimostrato di offrire alcuni vantaggi nello studio della potenziale distribuzione delle IAS. Questo approccio consente di valutare il potenziale biocontrollo esercitato da una specie bersaglio prima dell'inizio delle azioni di gestione, concentrando gli sforzi economici su strategie più specifiche. La categorizzazione delle preferenze climatiche aiuta a evidenziare le zone di

copertura del suolo di particolare interesse per le specie invasive, riducendo le incertezze del singolo approccio SDM. L'utilizzo dei dati telerilevati permette di effettuare un'accurata analisi post-modelling a costi relativamente contenuti (data la maggiore disponibilità di dati open source). Inoltre, questo approccio consente di rilevare e quantificare le possibili patches di copertura del suolo interessate dall'invasione di una IAS target in modo da affrontare al meglio la gestione territoriale, soprattutto in considerazione delle problematiche sociali ed economiche che le IAS possono comportare.

3.6 Bibliografia

Aiello-Lammens ME, Boria RA, Radosavljevic A, Vilela B, Anderson RP. 2015. spThin: an R package for spatial thinning of species occurrence records for use in ecological niche models. *Ecography* 38:541–545.

Barnes ER, Jhala AJ, Knezevic SZ, Sikkema PH, Lindquist JL. 2018. Common ragweed (*Ambrosia artemisiifolia* L.) interference with soybean in Nebraska. *Agronomy Journal* 110:646–653.

Bašić F, Đikić M, Gadžo D, Gavrić T. 2018. Investigation of allelopathic influence of invasive weed species common ragweed (Ambrosia aretemisiifolia L.) on the initial growth parameters of selected plants. *Radovi Poljoprivrednog Fakulteta Univerziteta u Sarajevu \ Works of the Faculty of Agriculture University of Sarajevo* 63:25–34.

Beggs PJ. 2004. Impacts of climate change on aeroallergens: past and future. *Clinical & Experimental Allergy* 34:1507–1513.

Bonini M, Šikoparija B, Prentović M, Cislaghi G, Colombo P, Testoni C, Lommen STE, Müller-Schärer H, Smith M. 2016. A follow-up study examining airborne *Ambrosia* pollen in the Milan area in 2014 in relation to the accidental introduction of the ragweed leaf beetle *Ophraella communa*. *Aerobiologia* 32:371–374.

Bonini M, Šikoparija B, Skjøth CA, Cislaghi G, Colombo P, Testoni C, Smith M. 2018. Ambrosia pollen source inventory for Italy: a multi-purpose tool to assess the impact of the ragweed leaf beetle (*Ophraella communa* LeSage) on populations of its host plant. *International Journal of Biometeorology* 62:597–608.

Bosio G, Massobrio V, Chersi C, Scavarda G, Clark S. 2014. Spread of the ragweed leaf beetle, *Ophraella communa* LeSage, 1986 (Coleoptera Chrysomelidae), in Piedmont Region (northwestern Italy). *Bollettino della Società Entomologica Italiana*:17–30.

Bradshaw CJ, Leroy B, Bellard C, Roiz D, Albert C, Fournier A, Barbet-Massin M, Salles J-M, Simard F, Courchamp F. 2016. Massive yet grossly underestimated global costs of invasive insects. *Nature communications* 7:12986.

Brown JL. 2014. SDMtoolbox: a python-based GIS toolkit for landscape genetic, biogeographic and species distribution model analyses. *Methods in Ecology and Evolution* 5:694–700.

Brown JL, Bennett JR, French CM. 2017. SDMtoolbox 2.0: the next generation Python-based GIS toolkit for landscape genetic, biogeographic and species distribution model analyses. *PeerJ* 5:e4095.

Brunetti M, Magoga G, Iannella M, Biondi M, Montagna M. 2019. Phylogeography and species distribution modelling of Cryptocephalus barii (Coleoptera: Chrysomelidae): is this alpine endemic species close to extinction? *ZooKeys* 856:3.

Buters J, Alberternst B, Nawrath S, Wimmer M, Traidl-Hoffmann C, Starfinger U, Behrendt H, Schmidt-Weber C, Bergmann K-C. 2015. *Ambrosia artemisiifolia* (ragweed) in Germany–current presence, allergological relevance and containment procedures. *Allergo journal international* 24:108–120.

Buttenschøn RM, Waldispühl S, Bohren C. 2010. Guidelines for management of common ragweed, Ambrosia artemisiifolia.

Cao Z, Wang H, Meng L, Li B. 2011. Risk to nontarget plants from *Ophraella communa* (Coleoptera: Chrysomelidae), a potential biological control agent of alien invasive weed *Ambrosia artemisiifolia* (Asteraceae) in China. *Applied Entomology and Zoology* 46:375–381.

Cardarelli E, Musacchio A, Montagnani C, Bogliani G, Citterio S, Gentili R. 2018. Ambrosia artemisiifolia control in agricultural areas: effect of grassland seeding and herbivory by the exotic leaf beetle *Ophraella communa*. *NeoBiota* 38:1.

Case MJ, Stinson KA. 2018. Climate change impacts on the distribution of the allergenic plant, common ragweed (*Ambrosia artemisiifolia*) in the eastern United States. *PLoS One* 13:e0205677.

Cerasoli F, Iannella M, Biondi M. 2019. Between the hammer and the anvil: how the combined effect of global warming and the non-native common slider could threaten the European pond turtle. *Management of Biological Invasions* 10.

Cerasoli F, Iannella M, D'Alessandro P, Biondi M. 2017. Comparing pseudo-absences generation techniques in Boosted Regression Trees models for conservation purposes: A case study on amphibians in a protected area. *PLoS One* 12:e0187589.

Cianfrani C, Le Lay G, Maiorano L, Satizábal HF, Loy A, Guisan A. 2011. Adapting global conservation strategies to climate change at the European scale: the otter as a flagship species. *Biological Conservation* 144:2068–2080.

Crowley SL, Hinchliffe S, McDonald RA. 2017. Conflict in invasive species management. *Frontiers in Ecology and the Environment* 15:133–141.

Csontos P, Vitalos M, Barina Z, Kiss L. 2010. Early distribution and spread of *Ambrosia artemisiifolia* in Central and Eastern Europe. *Botanica Helvetica* 120:75–78.

Cunze S, Leiblein MC, Tackenberg O. 2013. Range expansion of *Ambrosia artemisiifolia* in Europe is promoted by climate change. *ISRN Ecology* 610126. DOI: http://dx.doi.org/10.1155/2013/610126.

D'Alessandro P, Iannella M, Frasca R, Biondi M. 2018. Distribution patterns and habitat preference for the genera-group *Blepharida* sl in Sub-Saharan Africa (Coleoptera: Chrysomelidae: Galerucinae: Alticini). *Zoologischer Anzeiger* 277:23–32.

Dernovici SA, Teshler MP, Watson AK. 2006. Is sunflower (*Helianthus annuus*) at risk to damage from *Ophraella communa*, a natural enemy of common ragweed (*Ambrosia artemisiifolia*)? *Biocontrol Science and Technology* 16:669–686.

Dey N, Bhatt C, Ashour AS. 2018. *Big data for remote sensing: Visualization, analysis and interpretation*. Springer.

Doherty TS, Dickman CR, Nimmo DG, Ritchie EG. 2015. Multiple threats, or multiplying the threats? Interactions between invasive predators and other ecological disturbances. *Biological Conservation* 190:60–68.

Dormann CF, Elith J, Bacher S, Buchmann C, Carl G, Carré G, Marquéz JRG, Gruber B, Lafourcade B, Leitão PJ. 2013. Collinearity: a review of methods to deal with it and a simulation study evaluating their performance. *Ecography* 36:27–46.

Elith J, Graham CH, Anderson RP, Dudík M, Ferrier S, Guisan A, Hijmans RJ, Huettmann F, Leathwick JR, Lehmann A. 2006. Novel methods improve prediction of species' distributions from occurrence data. *Ecography* 29:129–151.

ESRI. 2010. ArcMap 10.0. *ESRI, Redlands, California*.

Gallardo B, Clavero M, Sánchez MI, Vilà M. 2016. Global ecological impacts of invasive species in aquatic ecosystems. *Global change biology* 22:151–163.

Gent PR, Danabasoglu G, Donner LJ, Holland MM, Hunke EC, Jayne SR, Lawrence DM, Neale RB, Rasch PJ, Vertenstein M. 2011. The community climate system model version 4. *Journal of Climate* 24:4973–4991.

Gerber E, Schaffner U, Gassmann A, Hinz HL, Seier M, MÜLLER-SCHÄRER H. 2011. Prospects for biological control of *Ambrosia artemisiifolia* in Europe: learning from the past. *Weed Research* 51:559–573.

Gilioli G, Schrader G, Carlsson N, van Donk E, van Leeuwen CH, Martín PR, Pasquali S, Vilà M, Vos S. 2017. Environmental risk assessment for invasive alien species: A case study of apple snails affecting ecosystem services in Europe. *Environmental Impact Assessment Review* 65:1–11.

van Gils H, Westinga E, Carafa M, Antonucci A, Ciaschetti G. 2014. Where the bears roam in Majella National Park, Italy. *Journal for Nature Conservation* 22:23–34.

Hijmans RJ, Cameron SE, Parra JL, Jones PG, Jarvis A. 2005. Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas. *International Journal of Climatology* 25:1965–1978.

Iannella M, Cerasoli F, Biondi M. 2017. Unraveling climate influences on the distribution of the parapatric newts *Lissotriton vulgaris meridionalis* and *L. italicus*. *Frontiers in zoology* 14:55.

Iannella M, Cerasoli F, D'Alessandro P, Console G, Biondi M. 2018. Coupling GIS spatial analysis and Ensemble Niche Modelling to investigate climate change-related threats to the Sicilian pond turtle *Emys trinacris,* an endangered species from the Mediterranean. *PeerJ* 6:e4969.

Iannella M, D'Alessandro P, Biondi M. 2018. Evidences for a shared history for spectacled salamanders, haplotypes and climate. *Scientific reports* 8:16507.

Iannella M, D'Alessandro P, Biondi M. 2019. Entomological knowledge in Madagascar by GBIF datasets: estimates on the coverage and possible biases (Insecta). *Fragmenta entomologica* 51:1–10.

Iannella M, D'Alessandro P, Longo S, Biondi M. 2019. New records and potential distribution by Ecological Niche Modelling of the adventive leaf beetle *Monoxia obesula* Blake in the Mediterranean area (Coleoptera, Chrysomelidae, Galerucinae). *Bulletin of Insectology* 72:135–142.

Iannella M, Liberatore L, Biondi M. 2016. The effects of a sudden urbanization on micromammal communities: a case study of post-earthquake L'Aquila (Abruzzi Region, Italy). *Italian Journal of Zoology* 83:255–262.

Juliano SA, Philip Lounibos L. 2005. Ecology of invasive mosquitoes: effects on resident species and on human health. *Ecology letters* 8:558–574.

Karrer G, Skjøth CA, Šikoparija B, Smith M, Berger U, Essl F. 2015. Ragweed (Ambrosia) pollen source inventory for Austria. *Science of the Total Environment* 523:120–128.

Komíves T, Béres I, Reisinger P, Lehoczky E, Berke J, Tamás J, Páldy A, Csornai G, NáDOR G, Kardeván P. 2006. New strategy of the integrated protection against common ragweed (*Ambrosia artemisiifolia* L.). *Hungarian Weed Research and Technology* 7:5–49.

Kumar L, Mutanga O. 2018. Google Earth Engine Applications Since Inception: Usage, Trends, and Potential. *Remote Sensing* 10:1509.

Lake IR, Jones NR, Agnew M, Goodess CM, Giorgi F, Hamaoui-Laguel L, Semenov MA, Solomon F, Storkey J, Vautard R. 2017. Climate change and future pollen allergy in Europe. *Environmental health perspectives* 125:385–391.

Landolt E, Bäumler B, Erhardt A, Hegg O, Klötzli F, Lämmler W, Nobis M, Rudmann-Maurer K, Schweingruber F, Theurillat J-P. 2010. Flora indicativa= Ecological inicator values and biological attributes of the flora of Switzerland and the Alps: ökologische Zeigerwerte und biologische Kennzeichen zur Flora der Schweiz und der Alpen.

Lavender S, Lavender A. 2015. *Practical Handbook of Remote Sensing*. CRC Press.

Lei J, Chen L, Li H. 2017. Using ensemble forecasting to examine how climate change promotes worldwide invasion of the golden apple snail (Pomacea canaliculata). *Environmental monitoring and assessment* 189:404.

Li R, Xu M, Wong MHG, Qiu S, Li X, Ehrenfeld D, Li D. 2015. Climate change threatens giant panda protection in the 21st century. *Biological Conservation* 182:93–101.

Liu X, Li J, Zhao C, Quan Z, Zhao X, Gong L. 2016. Prediction of potential suitable area of *Ambrosia artemisiifolia* L. in China based on MAXENT and ArcGIS. *Acta Phytophylacica Sinica* 43:1041–1048.

Lommen ST, Ciappetta S, Ghiani A, Asero R, Gentili R, Müller-Schärer H, Citterio S. 2017a. Defoliation of common ragweed by *Ophraella communa* beetle does not affect pollen allergenicity in controlled conditions. *Plant Biosystems* 151:1094–1100.

Lommen E, Suzanne T, Jolidon EF, Sun Y, Eduardo JIB, Müller-Schärer H. 2017b. An early suitability assessment of two exotic *Ophraella* species (Coleoptera: Chrysomelidae) for biological control of invasive ragweed in Europe. *European Journal of Entomology* 114:160–169.

Marti O, Braconnot P, Dufresne J-L, Bellier J, Benshila R, Bony S, Brockmann P, Cadule P, Caubel A, Codron F. 2010. Key features of the IPSL ocean atmosphere model and its sensitivity to atmospheric resolution. *Climate Dynamics* 34:1–26.

Meng L, Li BP. 2005. Advances on biology and host specificity of the newly introduced beetle, *Ophraella communa* Lesage (Coleoptera: Chrysomelidae), attacking *Ambrosia artemisiifolia* (Compositae) in continent of China. *Chinese Journal of Biological Control* 21:65–69.

Mouttet R, Augustinus B, Bonini M, Chauvel B, Desneux N, Gachet E, Le Bourgeois T, Müller-Schärer H, Thibaudon M, Schaffner U. 2018. Estimating economic benefits of biological control of Ambrosia artemisiifolia by *Ophraella communa* in southeastern France. *Basic and Applied Ecology* 33:14–24.

Müller-Schärer H, Lommen ST, Rossinelli M, Bonini M, Boriani M, Bosio G, Schaffner U. 2014. *Ophraella communa*, the ragweed leaf beetle, has successfully landed in Europe: fortunate coincidence or threat? *Weed research* 54:109–119.

Nishide Y, Fukano Y, Doi H, Satoh T, Inoue H, Boriani M. 2015. Origins and genetic diversity of the ragweed beetles, *Ophraella communa* (Coleoptera: Chrysomelidae), that were introduced into Italy and Japan based on an analysis of mitochondrial DNA sequence data. *European Journal of Entomology* 112:613–618.

Oreska MP, Aldridge DC. 2011. Estimating the financial costs of freshwater invasive species in Great Britain: a standardized approach to invasive species costing. *Biological Invasions* 13:305–319.

Padilha B, Vinicius F. 2015. Current distribution of invasive feral pigs in Brazil: economic impacts and ecological uncertainty. 13:84–87.

Phillips SJ, Anderson RP, Schapire RE. 2006. Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological Modelling* 190:231–259.

Plank L, Zak D, Getzner M, Follak S, Essl F, Dullinger S, Kleinbauer I, Moser D, Gattringer A. 2016. Benefits and costs of controlling three allergenic alien species under climate change and dispersal scenarios in Central Europe. *Environmental Science & Policy* 56:9–21.

Qin Z, DiTommaso A, Wu RS, Huang HY. 2014. Potential distribution of two Ambrosia species in China under projected climate change. *Weed Research* 54:520–531.

R Core Team. 2016. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. *URL http://www.R-project.org/*.

Rasmussen K, Thyrring J, Muscarella R, Borchsenius F. 2017. Climate-change-induced range shifts of three allergenic ragweeds (*Ambrosia* L.) in Europe and their potential impact on human health. *PeerJ* 5:e3104.

Ricciardi A, Blackburn TM, Carlton JT, Dick JT, Hulme PE, Iacarella JC, Jeschke JM, Liebhold AM, Lockwood JL, MacIsaac HJ. 2017. Invasion science: a horizon scan of emerging challenges and opportunities. *Trends in Ecology & Evolution* 32:464–474.

Schindler S, Rabitsch W, Essl F, Wallner P, Lemmerer K, Follak S, Hutter H-P. 2018. Alien Species and Human Health: Austrian Stakeholder Perspective on Challenges and Solutions. *International journal of environmental research and public health* 15:2527.

Shabani F, Kumar L, Ahmadi M. 2016. A comparison of absolute performance of different correlative and mechanistic species distribution models in an independent area. *Ecology and evolution* 6:5973–5986.

SMARTER project. 2016. *Sustainable management of* Ambrosia artemisiifolia *in Europe*.

Soberon J, Peterson AT. 2005. Interpretation of models of fundamental ecological niches and species' distributional areas. *Biodiversity Informatics* 2:1–10.

Sun Y, Brönnimann O, Müller-Schärer H. 2016. Climatic suitability of the accidentally introduced leaf beetle *Ophraella communa* in Europe: a potential biological control candidate for ragweed. *Notiziario della Società Botanica Italiana, 0*:1–10.

Sun Y, Brönnimann O, Roderick GK, Poltavsky A, Lommen ST, Müller-Schärer H. 2017a. Climatic suitability ranking of biological control candidates: a biogeographic approach for ragweed management in Europe. *Ecosphere* 8:e01731.

Sun Y, Zhou Z, Wang R, Müller-Schärer H. 2017b. Biological control opportunities of ragweed are predicted to decrease with climate change in East Asia. *Biodiversity Science* 25:1285–1294.

Tanaka K, Murata K, Matsuura A. 2015. Rapid evolution of an introduced insect O phraella communa L e S age in new environments: temporal changes and geographical differences in photoperiodic response. *Entomological science* 18:104–112.

Thenkabail PS. 2015. *Remotely sensed data characterization, classification, and accuracies*. CRC Press.

Thenkabail PS, Knox JW, Ozdogan M, Gumma MK, Congalton RG, Wu Z, Milesi C, Finkral A, Marshall M, Mariotto I. 2012. Assessing future risks to agricultural productivity, water resources and food security: how can remote sensing help? *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 78:773–782.

Urbanowicz C, Hutyra LR, Stinson KA. 2018. The effects of urbanization and land use on ragweed distribution. *Ecosphere* 9:e02512.

Vincent G, Deslauriers S, Cloutier D. 1992. Problems and eradication of *Ambrosia artemisiifolia* L. in Quebec in the urban and suburban environments. *Allergie et immunologie* 24:84–89.

Vitalos M, Karrer G. 2009. Dispersal of *Ambrosia artemisiifolia* seeds along roads: the contribution of traffic and mowing machines. *NeoBiota* 8:53–60.

Walsh JR, Carpenter SR, Vander Zanden MJ. 2016. Invasive species triggers a massive loss of ecosystem services through a trophic cascade. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 113:4081–4085.

Watanabe S, Hajima T, Sudo K, Nagashima T, Takemura T, Okajima H, Nozawa T, Kawase H, Abe M, Yokohata T. 2011. MIROC-ESM 2010: Model description and basic results of CMIP5-20c3m experiments. *Geoscientific Model Development* 4:845.

Yamazaki K, Imai C, Natuhara Y. 2000. Rapid population growth and food-plant exploitation pattern in an exotic leaf beetle, *Ophraella communa* LeSage (Coleoptera: Chrysomelidae), in western Japan. *Applied Entomology and Zoology* 35:215–223.

Zhou Z-S, Chen H-S, Zheng X-W, Guo J-Y, Guo W, Li M, Luo M, Wan F-H. 2014. Control of the invasive weed *Ambrosia artemisiifolia* with *Ophraella communa* and *Epiblema strenuana*. *Biocontrol Science and Technology* 24:950–964.

Zhou Z-S, Rasmann S, Li M, Guo J-Y, Chen H-S, Wan F-H. 2013. Cold temperatures increase cold hardiness in the next generation *Ophraella communa* beetles. *PLoS One* 8:e74760.

Ziska LH, Caulfield FA. 2000. Rising CO2 and pollen production of common ragweed (Ambrosia artemisiifolia L.), a known allergy-inducing species: implications for public health. *Functional Plant Biology* 27:893–898.

3.7 Appendice (a)

Tabella A1. Punti geolocalizzati utilizzati per le analisi, con le corrispondenti coordinate in gradi decimali, arrotondate alla terza cifra decimale (datum: WGS84).

Specie	Longitudine	Latitudine	Distribuzione
Ambrosia artemisiifolia	-124,191	43,102	Range primario
Ambrosia artemisiifolia	-123,857	44,031	Range primario
Ambrosia artemisiifolia	-123,630	40,940	Range primario
Ambrosia artemisiifolia	-123,582	41,282	Range primario
Ambrosia artemisiifolia	-123,427	43,103	Range primario
Ambrosia artemisiifolia	-123,417	44,483	Range primario
Ambrosia artemisiifolia	-123,327	42,501	Range primario
Ambrosia artemisiifolia	-123,248	45,294	Range primario
Ambrosia artemisiifolia	-123,202	44,974	Range primario
Ambrosia artemisiifolia	-123,021	44,046	Range primario
…	…	…	…

La versione completa del File Supplementare 1 è disponibile sul sito: https://www.mdpi.com/1660-4601/16/18/3416/s1

Tabella A2. Matrice di correlazione calcolata per le 19 variabili bioclimatiche.

	BIO1	BIO2	BIO3	BIO4	BIO5	BIO6	BIO7	BIO8	BIO9	BIO10	BIO11	BIO12	BIO13	BIO14	BIO15	BIO16	BIO17	BIO18	BIO19
BIO1	1,00	-0,21	-0,45	0,23	0,16	-0,28	0,82	0,08	0,50	0,12	-0,65	0,24	0,73	0,24	0,32	0,83	0,75	0,52	0,49
BIO2	-0,21	1,00	0,33	-0,12	-0,08	0,31	0,04	0,08	0,45	-0,08	0,36	-0,09	-0,09	-0,12	0,15	0,11	0,35	0,55	-0,38
BIO3	-0,45	0,33	1,00	-0,40	-0,44	-0,12	-0,69	0,23	0,35	-0,43	0,90	-0,39	-0,27	-0,45	0,48	-0,54	-0,25	0,18	-0,55
BIO4	0,23	-0,12	-0,40	1,00	0,60	0,56	0,34	0,06	-0,07	0,56	-0,39	0,99	0,23	0,92	-0,13	0,31	0,22	0,04	0,85
BIO5	0,16	-0,08	-0,44	0,60	1,00	0,71	0,29	-0,65	-0,17	0,99	-0,35	0,59	0,08	0,85	-0,25	0,24	0,16	-0,02	0,62
BIO6	-0,28	0,31	-0,12	0,56	0,71	1,00	-0,02	-0,33	-0,18	0,72	0,00	0,55	-0,15	0,68	-0,23	-0,03	0,00	-0,03	0,22
BIO7	0,82	0,04	-0,69	0,34	0,29	-0,02	1,00	0,01	0,44	0,25	-0,80	0,35	0,68	0,35	0,11	0,97	0,86	0,56	0,47
BIO8	0,08	0,08	0,23	0,06	-0,65	-0,33	0,01	1,00	0,30	-0,67	0,05	0,08	0,27	-0,28	0,40	0,10	0,15	0,21	-0,12
BIO9	0,50	0,45	0,35	-0,07	-0,17	-0,18	0,44	0,30	1,00	-0,20	0,08	-0,04	0,54	-0,11	0,74	0,59	0,81	0,95	-0,07
BIO10	0,12	-0,08	-0,43	0,56	0,99	0,72	0,25	-0,67	-0,20	1,00	-0,33	0,55	0,04	0,81	-0,28	0,20	0,11	-0,06	0,58
BIO11	-0,65	0,36	0,90	-0,39	-0,35	0,00	-0,80	0,05	0,08	-0,33	1,00	-0,39	-0,65	-0,41	0,06	-0,74	-0,44	0,00	-0,54
BIO12	0,24	-0,09	-0,39	0,99	0,59	0,55	0,35	0,08	-0,04	0,55	-0,39	1,00	0,24	0,91	-0,11	0,33	0,25	0,06	0,84
BIO13	0,73	-0,09	-0,27	0,23	0,08	-0,15	0,68	0,27	0,54	0,04	-0,65	0,24	1,00	0,18	0,70	0,79	0,70	0,46	0,32
BIO14	0,24	-0,12	-0,45	0,92	0,85	0,68	0,35	-0,28	-0,11	0,81	-0,41	0,91	0,18	1,00	-0,20	0,32	0,22	0,03	0,85

BIO15	0,32	0,15	0,48	-0,13	-0,25	-0,23	0,11	0,40	0,74	-0,28	0,06	-0,11	0,70	-0,20	1,00	0,32	0,44	0,54	-0,15
BIO16	0,83	0,11	-0,54	0,31	0,24	-0,03	0,97	0,10	0,59	0,20	-0,74	0,33	0,79	0,32	0,32	1,00	0,93	0,68	0,41
BIO17	0,75	0,35	-0,25	0,22	0,16	0,00	0,86	0,15	0,81	0,11	-0,44	0,25	0,70	0,22	0,44	0,93	1,00	0,89	0,26
BIO18	0,52	0,55	0,18	0,04	-0,02	-0,03	0,56	0,21	0,95	-0,06	0,00	0,06	0,46	0,03	0,54	0,68	0,89	1,00	0,01
BIO19	0,49	-0,38	-0,55	0,85	0,62	0,22	0,47	-0,12	-0,07	0,58	-0,54	0,84	0,32	0,85	-0,15	0,41	0,26	0,01	1,00

Capitolo 4. Le potenzialità di Sentinel-2 per la valutazione dell'effetto degli incendi sulla vegetazione mediterranea nella fascia montana *

* Questo capitolo è una rielaborazione della pubblicazione scientifica: De Simone, W., Di Musciano, M., Di Cecco, V., Ferella, G. & Frattaroli, A. R. (2020). The potentiality of Sentinel-2 to assess the effect of fire events on Mediterranean mountain vegetation. *Plant Sociology*, *57*, 11.

4.1 Introduzione

Gli incendi sono attualmente uno dei problemi ambientali più importanti in quanto provocano perturbazioni negli ecosistemi generando innumerevoli costi ambientali, economici e sociali (Viana-Soto et al., 2017). Negli ultimi anni, le tecniche che fanno uso dei Sistemi Informativi Geografici (GIS) sono sempre più utilizzate per affrontare problematiche di conservazione della biodiversità e di impatto antropico (Dominy & Duncan, 2002; Foody, 2008; Iannella et al., 2016, 2019a; D'Alessandro et al., 2018; Di Musciano et al., 2020), mostrando risultati interessanti soprattutto quando integrati alla modellistica ecologica (Santos et al., 2006; Iannella et al., 2018; Cerasoli et al., 2019; Iannella et al., 2019b; Lepcha et al., 2019) e alle tecniche di telerilevamento (Kerr & Ostrovsky, 2003; Petrelli et al., 2014, 2016; Wang & Gamon, 2019).
Il telerilevamento è stato utilizzato per monitorare incendi attivi e aree bruciate sia su scala globale che locale (Giglio et al. 1999; Alonso-Canas e Chuvieco 2015; di Carvalho Júnior et al. 2015). Sensori come l'Advanced Very High-Resolution Radiometer (AVHRR), il Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) e il Medium Resolution Imaging Spectrometer (MERIS) con risoluzioni spaziali comprese tra 300 m e 1 km sono generalmente utilizzati per questi scopi (Mouillot et al. 2014).
Il loro periodo di rivisitazione giornaliero è utile per catturare focolai attivi o cicatrici da incendio, tuttavia, la risoluzione spaziale relativamente grossolana causa sottostime in caso di aree bruciate di piccole dimensioni. I confronti tra diversi prodotti per le aree bruciate mostrano generalmente un'elevata variabilità nei risultati (Padilla et al., 2015). Una risoluzione più elevata delle immagini satellitari potrebbe aumentare notevolmente l'accuratezza della stima dell'area bruciata e delle classi di gravità associate.
Il telerilevamento satellitare (SRS) è una tecnica ideale per il monitoraggio di aree bruciate, in particolare per superfici estese e poco accessibili. Tra i satelliti disponibili, i satelliti "Sentinel" del Programma Copernicus offrono un ottimo strumento per il monitoraggio post-incendio, sia per la grande risoluzione spaziale e temporale, sia per l'accessibilità dei dati completamente open source (Malenovský et al., 2012).
A partire dal 2015, un utile strumento per il rilevamento delle aree colpite da incendio risultano i dati ottici del sensore Multi Spectral Instrument (MSI) del Sentinel-2 (S2), che ha una risoluzione temporale potenziale di cinque giorni (quando i due satelliti Sentinel-2A e Sentinel-2B sono operativi) ed una risoluzione spaziale di 10 m. S2 trasporta un sensore multispettrale con 13 bande, da 0,443 a 2,190 μm. Le bande visibili RGB e NIR sono disponibili con una risoluzione spaziale di 10 m, e risultano altamente idonee per le applicazioni sulla vegetazione. Sono inoltre disponibili

quattro bande di Red-Edge con una risoluzione spaziale di 20 m, particolarmente utili per l'analisi del contenuto di clorofilla e la parametrizzazione di modelli ecofisiologici su larga scala (Puletti et al., 2017). Queste caratteristiche rendono S2 adatto per valutare gli eventi di incendio sugli Appennini, sia per l'estensione relativamente piccola delle aree bruciate che per la loro particolare configurazione.
Nel contesto europeo, il 2017 è stata una stagione record per gli incendi, soprattutto in Italia per quantità di ettari bruciati (Battipaglia et al., 2017; Frate et al., 2018). Nell'estate 2017 la regione Abruzzo è stata fortemente interessata da incendi, anche di notevoli dimensioni.
Il fuoco è un disturbo frequente e un fattore dominante nell'evoluzione e nell'ecologia delle aree mediterranee (Schaffhauser et al., 2012; Tessler et al., 2015). Per questo motivo, gli ecosistemi di tipo mediterraneo sono generalmente resilienti agli incendi, principalmente a causa dell'elevata percentuale di specie vegetali adattate al passaggio del fuoco (Navè et al., 1990). La composizione delle specie vegetali post-incendio tende a tornare alla situazione pre-incendio attraverso l'auto-successione o la rigenerazione diretta (Hanes, 1971).
Tuttavia, questi incendi hanno interessato in alcuni casi regioni montane e subalpine dove le comunità vegetali non sono adattate a questo tipo di fenomeno, portando a cambiamenti importanti nelle comunità naturali colpite (Harvey et al., 2016). Inoltre, anche le specie e gli ecosistemi montani sono minacciati dai cambiamenti climatici (Brunetti et al., 2019). Queste comunità sono estremamente importanti per i servizi ecosistemici che forniscono e sono caratterizzate da una grande eterogeneità di specie che mostrano differenti caratteri funzionali (Di Musciano et al., 2018).
In questo lavoro utilizziamo le immagini satellitari S2, i cui dati possono essere scaricati gratuitamente dall'Open Access Hub dell'Agenzia Spaziale Europea (ESA) per scopi di monitoraggio di un'area bruciata, nonché per la ricerca di approcci per lo studio degli effetti del fuoco sulla vegetazione (Verhegge et al., 2016).
Gli obiettivi di questo studio sono a) valutare il potenziale di S2 per rilevare e quantificare le cicatrici da incendio e b) monitorare la dinamica della vegetazione a breve termine nelle diverse classi di "gravità dell'incendio".
L'approccio proposto, scarsamente affrontato in letteratura, è stato testato nel settore meridionale del massiccio del Gran Sasso (Abruzzo, centro Italia) dove nel 2017 si è verificato un incendio di notevoli dimensioni. Inoltre, sono state valutate le dinamiche a breve termine del recupero della vegetazione nelle diverse tipologie di habitat appartenenti all'Allegato I della Direttiva Europea 92/43/CEE (Commissione Europea, 2013) negli ecosistemi montani e subalpini mediante i dati telerilevati dai satelliti S2.

4.2 Materiali e metodi

4.2.1 Area di studio

L'area di studio è "Fonte della Vetica" (Coordinate del centroide: 42°24'56.44"N; 13°45'30.07"E), nell'altopiano di "Campo Imperatore", all'interno del Parco Nazionale Gran Sasso e Monti della Laga (Figura 1). La ricerca si è concentrata sugli habitat dell'Allegato I della Direttiva Europea "Habitat" (92/43/CEE e smi; http://vnr.unipg.it/habitat/).

L'area di studio è stata scelta per l'importanza della sua biodiversità floristica (Conti and Bartolucci 2016) e vegetazionale (Biondi et al. 1999). Inoltre, l'area rientra in una Zona di Protezione Speciale (ZPS) (Direttiva Uccelli, 79/409/CEE e successivi aggiornamenti) e in un Sito di Interesse Comunitario (SIC) (Direttiva Habitat, 92/43/CEE). È uno dei più grandi altipiani d'Italia e il più esteso dell'Appennino italiano (Gratani et al. 1999); si trova immediatamente a ridosso della cima del "Corno Grande", la più alta dell'Appennino (2912 m slm).
Un incendio accidentale innescato dall'uomo, avvenuto tra il 5 e il 9 agosto 2017, ha interessato diverse comunità vegetali e lasciato vaste aree bruciate che rappresentano l'oggetto del presente studio.

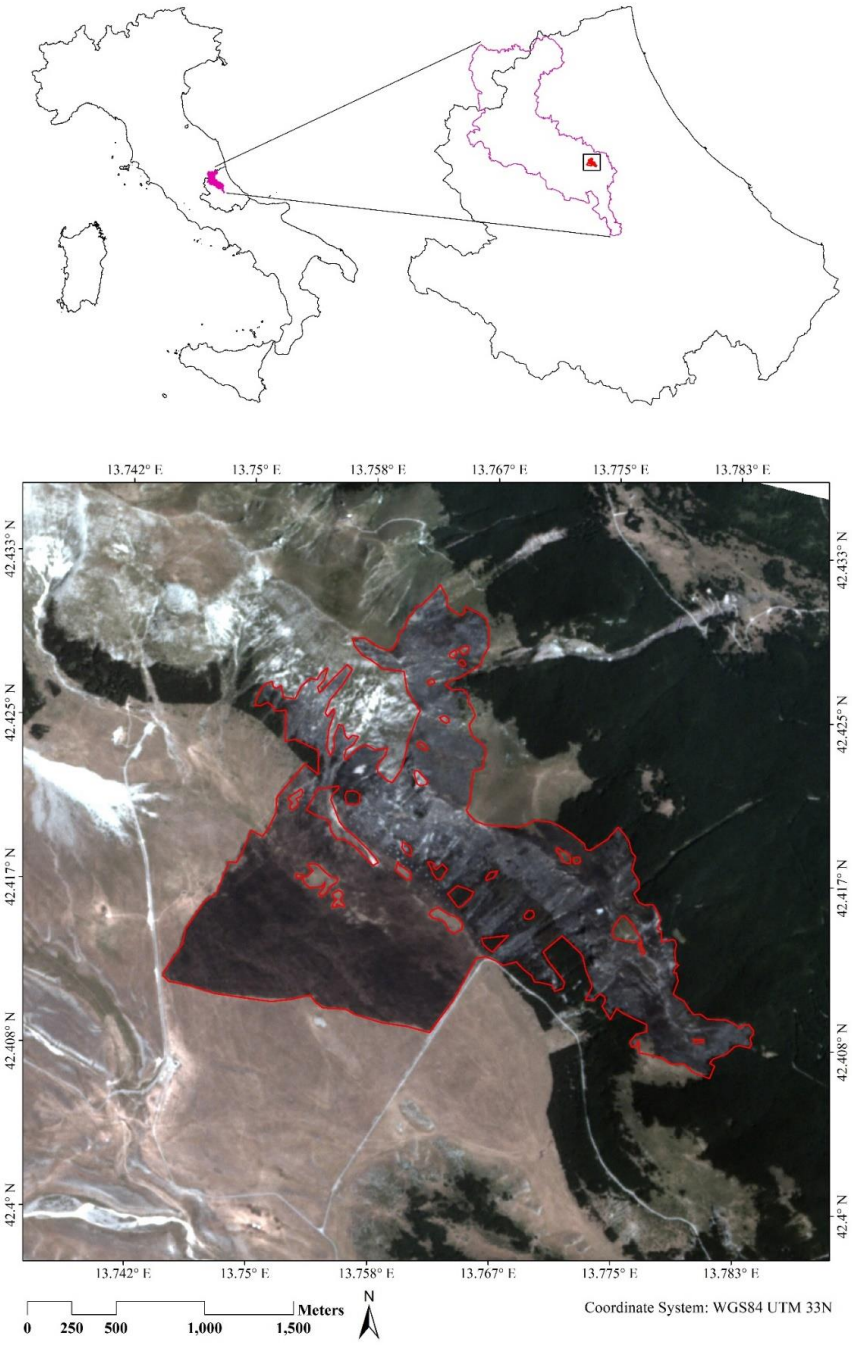

Figura 1. Mappa dell'area di studio. Cicatrice da incendio individuata nell'immagine satellitare Planet Scope del 10 agosto 2017. I perimetri dell'area dell'incendio sono contrassegnati in rosso.

4.2.2 Dataset e pre-elaborazione

Abbiamo analizzato sei immagini dei satelliti Sentinel-2 (risoluzione spaziale: 10 m, risoluzione radiometrica: 12 bit) acquisite dall'ESA Open Access Hub (https://scihub.copernicus.eu), in un intervallo di tempo compreso tra luglio e ottobre 2017 e luglio e ottobre 2018 (elencati in Appendice (b), Tabella A1).
Per costruire il dataset, le suddette immagini di Livello 1C (TOA – Top of Atmosphere reflectance) sono state scelte sulla base alla bassa percentuale di copertura nuvolosa e pre-elaborate (correzione atmosferica) (Szantoi & Strobl, 2019) con il Sen2Cor (Louis et al., 2016) plug-in (software SNAP – Sentinel-2 Toolbox) fornito da ESA. A seguito della correzione atmosferica, abbiamo ottenuto il Livello 2A (BOA – Bottom of Atmosphere reflectance), più utile del TOA quando si cerca di rilevare un processo in superficie come un evento di incendio, perché gli effetti atmosferici causati dall'evento stesso sono ridotti (Zhuravleva et al., 2017). Successivamente è stata creata una "Water-Cloud mask" (per mascherare le nuvole residue) calcolando il Normalized Difference Water Index (NDWI) (McFeeter, 1996). Questa maschera è stata applicata agli indici spettrali (Relativized Burn Ratio – RBR e Normalized Difference Vegetation Index – NDVI) per correggere eventuali distorsioni causate da fenomeni non direttamente correlati agli effetti del fuoco.

4.2.3 Rilevamento delle aree bruciate

L'identificazione delle aree bruciate è stata effettuata mediante l'indice Relativized Burn Ratio (RBR) (Park et al., 2014), che permette di discriminare la superficie bruciata per classi di gravità (Modera-Bassa, Moderata-Alta e Alta severità) sulla base di raster multitemporali (risoluzione spaziale: 10 m) della situazione pre- e post-incendio, attraverso una soglia specifica di discretizzazione proposta dallo United States Geological Survey (Key & Benson, 2006) (Figura 2).
L'RBR è stato scelto per la sua affidabilità in situazioni in cui la biomassa pre-combustione è esigua o molto variabile ed eterogenea (Morgan et al., 2014). L'RBR è una versione relativizzata del differenced Normalized Burn Ratio (dNBR: NBRprefire – NBRpostfire) (Key & Benson, 2006). Le aree colpite dal fuoco hanno una riflettanza nel vicino infrarosso (NIR) relativamente bassa e un'elevata riflettanza nella banda dell'infrarosso a onde corte (SWIR). Un valore NBR elevato indica generalmente una vegetazione sana, mentre un valore basso indica suolo nudo e aree bruciate di recente (Prodan & Racetin, 2019). L'indice RBR è stato validato mediante rilievi sul campo (tramite Garmin eTrex 10, precisione = +/- 3,65 m), punti geolocalizzati del Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS, risoluzione spaziale = 375 m), forniti dal Fire Information for Resource Management System (FIRMS) (Davies et al., 2008), e attraverso una classificazione Random Forest (RF) mediante RStoolbox (Leutner et al., 2017), un pacchetto in ambiente R. Per il processo di classificazione è stata utilizzata la funzione "superClass", mantenendo l'80% dei dati per l'addestramento del modello e il restante 20% per la validazione; inoltre, attraverso la stessa funzione sono stati ottenuti l'accuratezza complessiva e le statistiche Kappa (Congalton & Green, 2019).

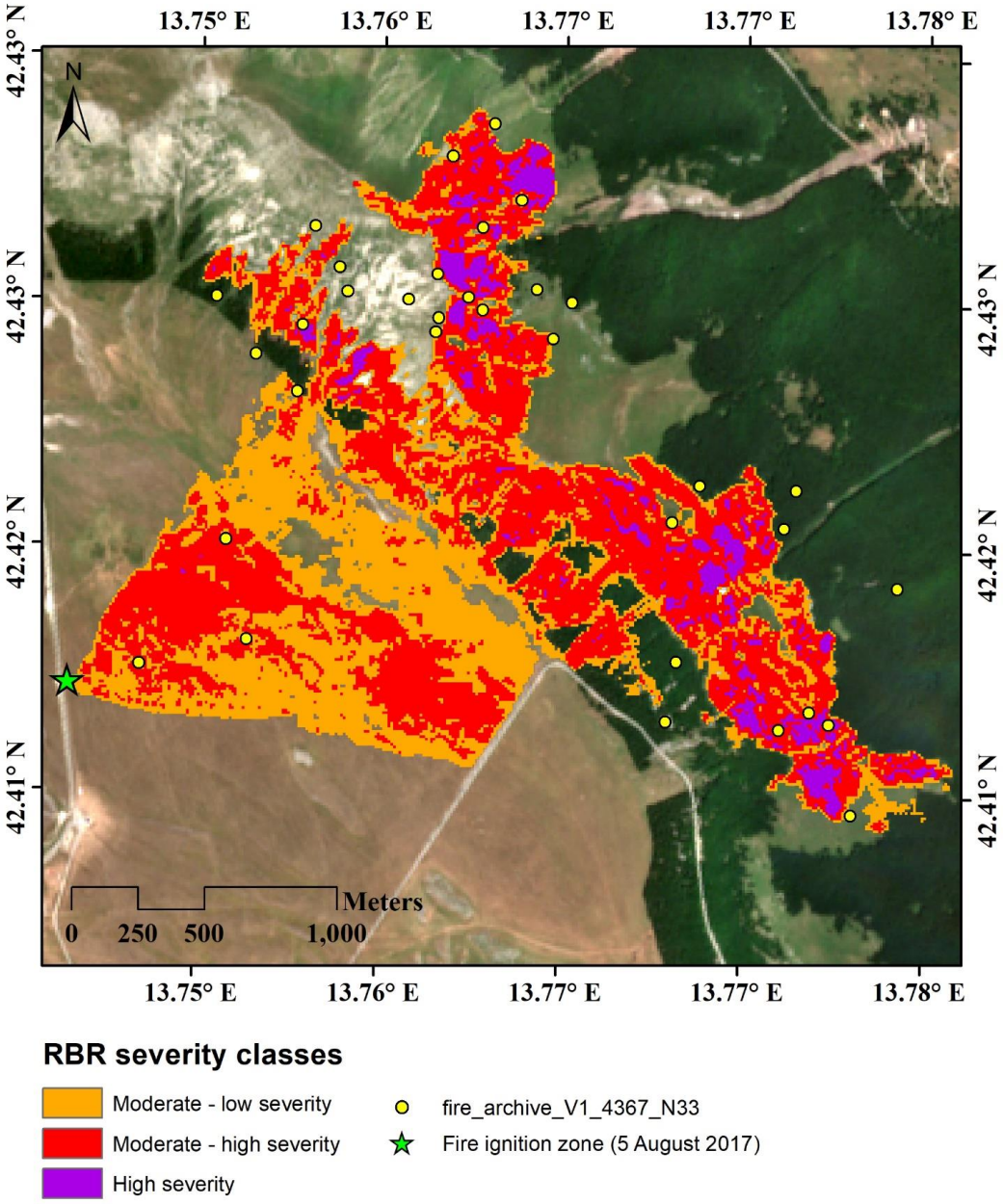

Figura 2. Relativized Burn Ratio (RBR) per l'area di studio. L'indice è stato discretizzato in tre classi di "gravità dell'incendio" (gravità moderata-bassa, moderata-alta e alta). I punti di convalida (VIIRS) sono contrassegnati in giallo, mentre il punto da cui è stato innescato l'incendio del 2017 è indicato con una stella verde.

4.2.4 Monitoraggio della vegetazione

Dopo l'identificazione dell'area di studio, i raster sono stati manipolati in ambiente GIS (QGIS 3.4.5; QGIS Development Team, 2016) e in R (RStudio) (R Core Team, 2016) per calcolare l'NDVI (Rosa, 1974; Cherki & Gmira, 2013; Addabbo et al., 2016; Viana-Soto et al., 2017). L'NDVI è stimato come la differenza normalizzata tra le bande del vicino infrarosso (NIR) e del rosso visibile (RED). Questo indice discrimina la vegetazione dalle altre superfici in base all'assorbimento da parte della clorofilla della luce verde e rossa (fotosintesi) e della riflessione delle lunghezze d'onda NIR (Tucker, 1978).

L'NDVI è stato calcolato all'interno di tre distinti intervalli di tempo: pre-incendio, subito dopo l'evento e due mesi dopo. Inoltre, l'indice spettrale è stato calcolato in un periodo di due anni (2017 e 2018) per confrontare le diverse situazioni nelle aree bruciate, tenendo in considerazione le variazioni annuali della vegetazione (es. agosto 2017 vs agosto 2018). I raster risultanti sono stati ritagliati sulla base all'area individuata con l'RBR e intersecati (a seguito della poligonazione) con la mappa di copertura del suolo "Carta della Natura del Parco Nazionale del Gran Sasso e Monti della Laga" (Bagnaia et al., 2015) (Figura 3).

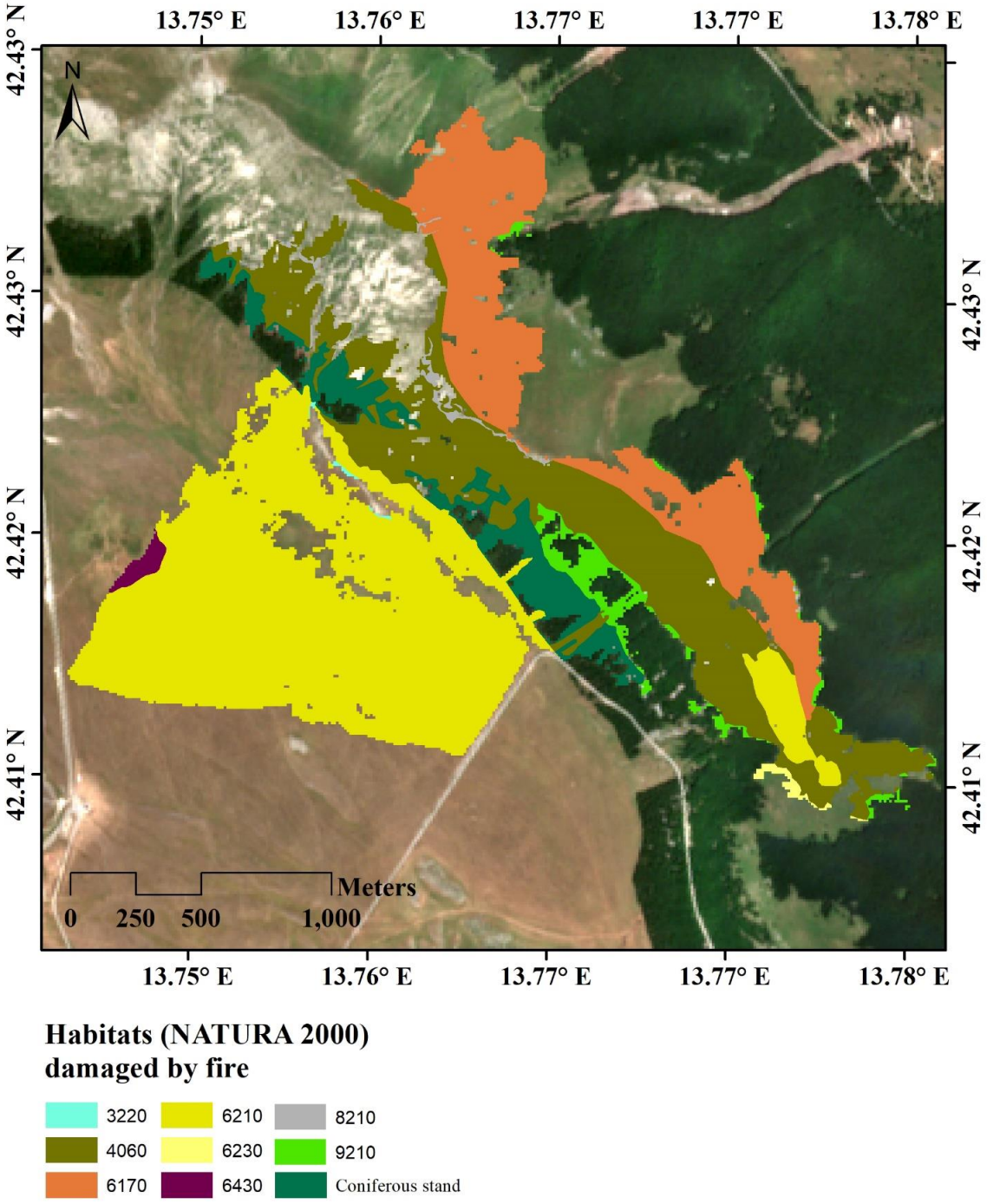

Figura 3. Habitat bruciati dall'incendio del 2017 nell'area di studio. I codici numerici si riferiscono alla nomenclatura utilizzata per identificare gli habitat dell'Allegato I della Direttiva Habitat (http://vnr.unipg.it/habitat/, vedi anche Tabella 1).

L'NDVI è stato discretizzato in 10 classi con valori compresi tra 0 (0,0 e 0,1) e 10 (0,9 e 1,0), con 10 che rappresenta la più alta attività fotosintetica (Klisch & Atzberger, 2016).
I risultanti raster NDVI sono stati elaborati attraverso statistiche zonali per ciascun tipo di habitat dell'Allegato I interessato, all'interno di ciascuna classe di gravità dell'RBR (Graser, 2016). La stagionalità tra gli anni 2017 e 2018 non è stata considerata a causa del periodo di siccità estiva nell'area di studio (2017). Infatti, anche considerando la stagione più piovosa, solitamente le praterie vanno verso la senescenza all'inizio di luglio, mentre per le altre tipologie di vegetazione si può ipotizzare che non siano state fortemente influenzate dalla stagionalità.
Per rendere l'analisi comparabile con una situazione non interessata dal disturbo, abbiamo creato un buffer di 500 m attorno all'area bruciata. L'area di controllo ("Area di controllo non bruciata") è stata definita sulla base della presenza dei medesimi habitat (Allegato I) individuati nell'area bruciata. Inoltre, il buffer è stato costruito sulla base di condizioni topografiche simili. L'approccio utilizzato in questo studio è mostrato nel flusso di lavoro in Figura 4.

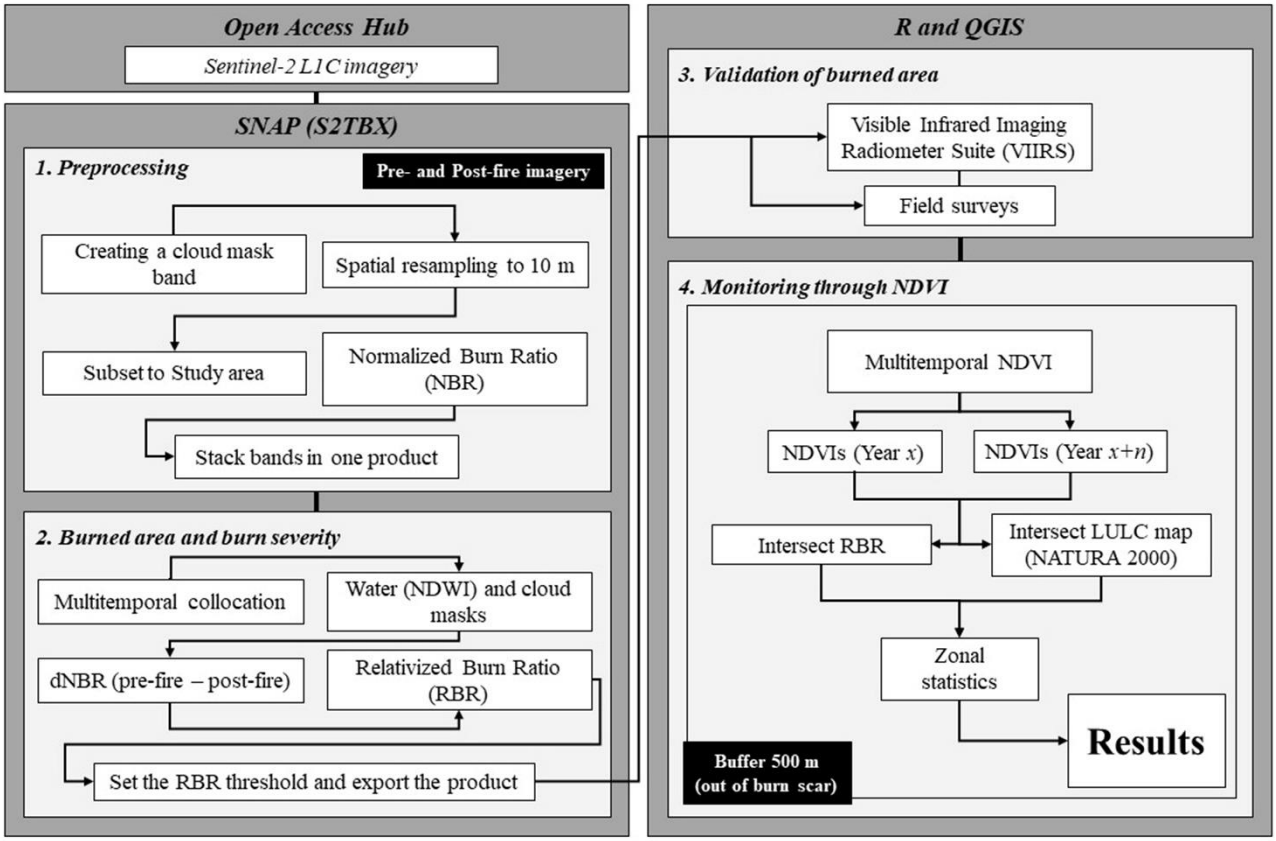

Figura 4. Flusso di lavoro semplificato. Schema della procedura per l'identificazione e il monitoraggio delle aree bruciate ottenute dai dati S2.

4.3 Risultati

4.3.1 Rilevamento dell'area bruciata

L'area interessata dall'incendio è stata identificata mediante l'indice spettrale RBR. Il modello RF utilizzato per validare l'RBR ha mostrato un alto grado di precisione della classificazione con

un'accuratezza complessiva dell'83% e un Kappa del 77% (Appendice (b), Tabella A2). La superficie totale interessata dall'incendio del 2017 risulta di 311,3 ha. Le tipologie vegetazionali interessate dall'incendio possono essere riferite ai seguenti habitat dell'Allegato I: "Fiumi alpini con vegetazione riparia erbacea" (3220), "Lande alpine e boreali" (4060), "Formazioni erbose calcicole alpine e subalpine" (6170), "Formazioni erbose secche seminaturali e facies coperte da cespugli su substrato calcareo" (6210*), "Formazioni erbose a *Nardus*, ricche di specie, su substrato siliceo delle zone montane" (6230*), "Bordure planiziali, montane e alpine di megaforbie idrofile" (6430), "Pareti rocciose calcaree con vegetazione casmofitica" (8210), "Faggeti degli Appennini con *Taxus* e *Ilex*" (9210*), oltre a diversi ettari di rimboschimenti di conifere (Tabella 1). Le immagini pre- e post-incendio hanno fornito indicazioni rapide, qualitative e quantitative delle aree interessate dall'evento. Per ogni habitat all'interno di ciascuna classe di "gravità dell'incendio" le statistiche zonali NDVI sono riportate nella Tabella 2.

Tabella 1. Codici dell'Allegato I – Direttiva 92/43/CEE delle tipologie di habitat presenti nell'area di studio, con relativa descrizione (l'asterisco indica gli habitat prioritari; Commissione Europea 2013).

CODICE HABITAT	DESCRIZIONE
3220	Fiumi alpini con vegetazione riparia erbacea
4060	Lande alpine e boreali
6170	Formazioni erbose calcicole alpine e subalpine
6210*	Formazioni erbose secche seminaturali e facies coperte da cespugli su substrato calcareo (*stupenda fioritura di orchidee)
6230*	Formazioni erbose a *Nardus*, ricche di specie, su substrato siliceo delle zone montane (e delle zone submontane dell'Europa continentale)
6430	Bordure planiziali, montane e alpine di megaforbie idrofile
8210	Pareti rocciose calcaree con vegetazione casmofitica
9210*	Faggeti degli Appennini con *Taxus* e *Ilex*

Tabella 2. Statistiche zonali NDVI per ciascun habitat dell'Allegato I – Direttiva 92/43/CEE interessato da incendio all'interno di ciascuna classe di gravità dell'RBR (Relativized Burn Ratio). I valori di NDVI sono stati discretizzati in 10 classi con valori compresi tra 0 (0,0 e 0,1) e 10 (0,9 e 1), con 10 che rappresenta la più alta attività fotosintetica.

	NDVI IN HABITAT NATURA 2000										LUGLIO 2017
CLASSE DI GRAVITÀ DI INCENDIO (RBR)	3220	4060	6170	6210	6230	6430	8210	9210	Piantagioni di conifere	Totale	
Gravità moderato-bassa [1]	5.20	5.95	6.98	5.32	7.82	5.06	4.97	8.27	7.16	6.42	
Gravità medio-alta [2]	5.00	6.54	6.90	5.16	7.44	5.29	6.09	7.89	7.42	6.57	
Elevata gravità [3]		7.32	7.39	6.06	7.50		6.67	8.00	8.86	7.40	
Totale bruciato	5.19	6.35	7.01	5.26	7.67	5.12	5.39	8.16	7.33	6.55	

Totale non bruciato (buffer 500m)	4.00	5.30	6.61	5.23	7.06	5.10	4.38	7.90	7.56	6.17	
					NDVI IN HABITAT NATURA 2000						**AGOSTO 2017**
CLASSE DI GRAVITÀ DI INCENDIO (RBR)	3220	4060	6170	6210	6230	6430	8210	9210	Piantagioni di conifere	Totale	
Gravità moderato-bassa [1]	3.38	3.38	4.16	3.42	4.27	3.40	2.85	4.66	4.62	3.87	
Gravità medio-alta [2]	3.00	2.64	3.07	3.24	3.23	3.18	2.40	3.56	3.56	3.05	
Elevata gravità [3]		1.75	2.09	1.69	2.00		1.50	1.50	3.21	2.00	
Totale bruciato	3.33	2.88	3.40	3.32	3.77	3.32	2.69	4.31	4.15	3.39	
Totale non bruciato (buffer 500m)	3.17	4.97	6.09	4.34	6.52	3.20	4.36	7.63	7.02	6.16	
					NDVI IN HABITAT NATURA 2000						**OTTOBRE 2017**
CLASSE DI GRAVITÀ DI INCENDIO (RBR)	3220	4060	6170	6210	6230	6430	8210	9210	Piantagioni di conifere	Totale	
Gravità moderato-bassa [1]	4.46	3.69	5.14	5.66	5.12	6.85	3.22	4.47	4.79	4.62	
Gravità medio-alta [2]	5.00	3.34	4.63	5.45	4.69	6.83	2.91	3.94	3.58	4.11	
Elevata gravità [3]		3.53	4.19	4.00	5.00		3.50	4.75	3.43	3.84	
Totale bruciato	4.48	3.52	4.77	5.55	4.98	6.85	3.12	4.33	4.26	4.34	
Totale non bruciato (buffer 500m)	4.09	4.90	6.03	5.27	5.74	5.06	4.57	6.59	7.12	5.85	
					NDVI IN HABITAT NATURA 2000						**LUGLIO 2018**
CLASSE DI GRAVITÀ DI INCENDIO (RBR)	3220	4060	6170	6210	6230	6430	8210	9210	Piantagioni di conifere	Totale	
Gravità moderato-bassa [1]	6.17	5.05	7.15	7.38	7.69	7.60	4.04	6.16	5.21	5.98	
Gravità medio-alta [2]	6.00	5.10	6.20	7.34	7.54	7.50	3.84	5.50	4.55	5.67	
Elevata gravità [3]		5.73	6.20	7.18	8.50		4.00	6.50	3.80	5.96	
Totale bruciato	6.15	5.16	6.50	7.35	7.65	7.57	3.97	5.99	4.86	5.84	
Totale non bruciato (buffer 500m)	5.67	5.78	7.37	6.86	7.48	6.18	5.08	8.24	6.54	6.71	
					NDVI IN HABITAT NATURA 2000						**AGOSTO 2018**
CLASSE DI GRAVITÀ DI INCENDIO (RBR)	3220	4060	6170	6210	6230	6430	8210	9210	Piantagioni di conifere	Totale	
Gravità moderato-bassa [1]	5.70	5.14	6.85	6.48	7.30	5.81	4.37	6.17	5.28	5.80	
Gravità medio-alta [2]	6.00	5.12	6.00	6.54	6.94	5.38	4.31	5.56	4.84	5.52	
Elevata gravità [3]		5.94	6.26	6.86	8.00		5.00	6.75	4.47	6.05	
Totale bruciato	5.75	5.23	6.36	6.52	7.19	5.67	4.36	6.02	5.06	5.70	
Totale non bruciato (buffer 500m)	5.56	5.60	6.77	6.07	7.00	5.32	5.14	6.96	6.46	6.06	
					NDVI IN HABITAT NATURA 2000						**OTTOBRE 2018**
CLASSE DI GRAVITÀ DI INCENDIO (RBR)	3220	4060	6170	6210	6230	6430	8210	9210	Piantagioni di conifere	Totale	
Gravità moderato-bassa [1]	5.48	5.06	6.67	6.54	6.86	6.33	4.28	6.45	5.49	5.80	
Gravità medio-alta [2]	6.50	5.08	5.85	6.52	6.82	6.17	4.28	5.85	5.03	5.48	
Elevata gravità [3]		5.86	6.13	6.67	8.00		4.33	6.25	4.76	5.95	
Totale bruciato	5.57	5.16	6.22	6.54	6.87	6.29	4.28	6.28	5.27	5.67	
Totale non bruciato (buffer 500m)	5.22	5.53	6.71	6.15	7.13	5.75	4.94	8.61	6.85	6.55	

Gli habitat più minacciati dall'incendio sono risultate le praterie di bassa quota (~1.500 metri s.l.m.) che coprono il 45,2% della superficie totale, gli arbusti di media quota (~1.600 metri s.l.m., 25,08%), le praterie di alta quota (>1.700 metri s.l.m., 18,78%), le piantagioni di conifere (6,76%) e le faggete (2,62%).

4.3.2 Monitoraggio della vegetazione

Una forte tendenza è risultata dall'analisi multitemporale di NDVI, soprattutto per la vegetazione delle praterie. Il mese di luglio 2017 (pre-incendio) è stato preso come riferimento per una "zona non disturbata". I valori di NDVI risultavano in media di 6,65 per le praterie (habitat 6170, 6210* e 6230*), 7,75 per le foreste (habitat 9210* e piantagioni di conifere) e 6,35 per gli arbusteti (habitat 4060).
Nei mesi successivi all'evento d'incendio, i valori di NDVI presentavano un netto calo, soprattutto poco dopo l'evento (agosto 2017), mostrando valori medi di 3,50 per le praterie, 4,23 per le foreste e 2,88 per gli arbusteti.
È interessante notare che nell'ottobre 2017, solo due mesi dopo l'evento, nell'NDVI è stato osservato un aumento dei valori. In particolare, le praterie hanno mostrato valori medi elevati (NDVI = 5,10), a differenza degli habitat arbustivi e forestali.
Il monitoraggio per l'anno 2018 ha evidenziato altri valori interessanti. In particolare, le praterie di bassa ed alta quota (habitat 6170*, 6210*, 6230*, 6430) hanno mostrato un valore medio di NDVI = 7,27 per il mese di luglio, e di ~ 6,50 per i mesi di agosto e ottobre.
Nello stesso anno anche l'habitat forestale e le piantagioni di conifere hanno mostrato valori crescenti. Tutte queste tendenze sono mostrate in Figura 5 e in Tabella 2.

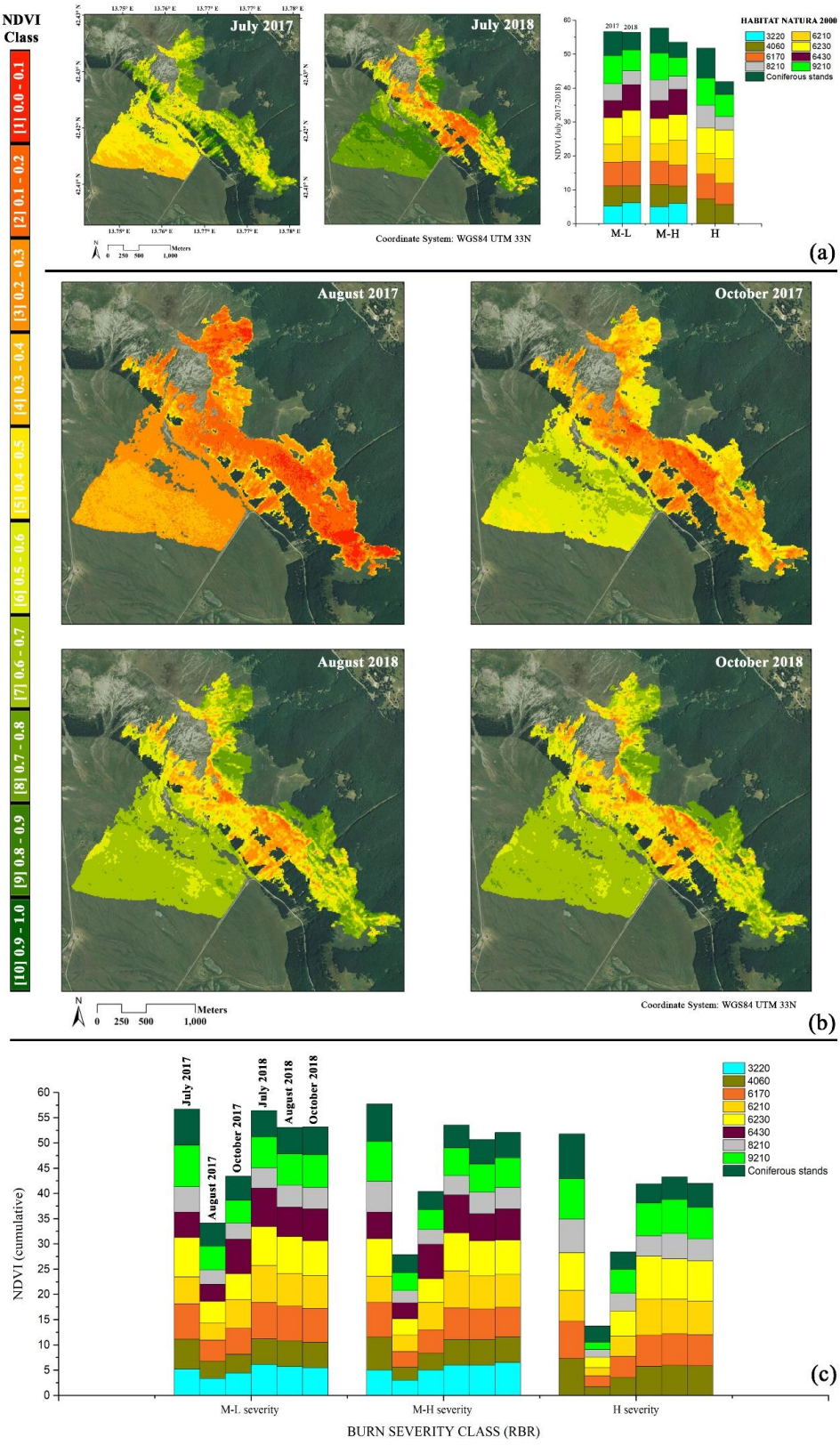

Figura 5. Valori di NDVI nell'area bruciata e aree cumulative condivise da habitat minacciati da incendio. (a) Confronto mensile nei due anni di monitoraggio (luglio 2017 e luglio 2018). (b) Confronto dei valori di NDVI per i mesi monitorati (agosto 2017, ottobre 2017, agosto 2018 e ottobre 2018). (c) NDVI in tutti i mesi monitorati, all'interno delle classi di "gravità dell'incendio" (ML= gravità moderata-bassa; MH = gravità moderata-alta; H = gravità elevata). I diversi colori delle colonne cumulative rappresentano gli habitat dell'Allegato I minacciati da incendio nell'area di studio.

I valori di NDVI (Tabella 2) all'interno delle tre classi di "gravità dell'incendio" mostrano un andamento molto simile nelle classi di gravità Moderato-Bassa e Moderato-Alta, che occupano rispettivamente il 42,24% e il 51,03% dell'area totale. Invece, la classe di gravità Alta (6,72% della cicatrice da incendio totale) rivela una risposta più resiliente all'evento estremo con valori che salgono più rapidamente verso la stabilità. Il confronto tra l'area di controllo dei "non bruciati" e l'area totale bruciata ha evidenziato un chiaro andamento: 1) tutte le comunità vegetali hanno seguito il loro normale ciclo fenologico nell'area non interessata dall'incendio, aumentando i valori di NDVI nel tempo; 2) nell'area bruciata si può osservare una diminuzione dei valori di NDVI dopo l'evento di incendio; l'indice sale nuovamente nei mesi successivi, pur non raggiungendo i valori originari. Tutte queste tendenze, comprese quelle degli habitat più danneggiati, sopra menzionati, sono mostrate nella Figura 6.

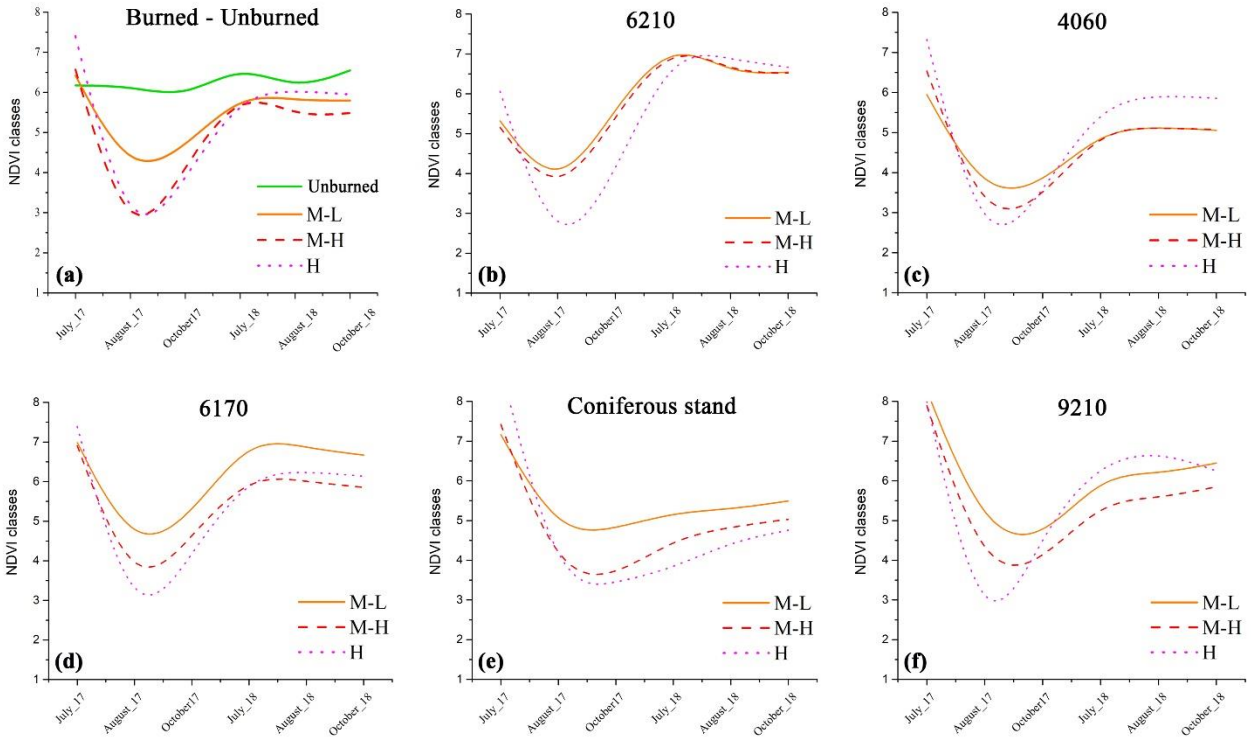

Figura 6. NDVI dell'area totale bruciata e non bruciata, e all'interno delle classi di "gravità dell'incendio", negli habitat minacciati. Classi di "gravità dell'incendio": ML = Severità moderata-bassa (linea continua arancione); MH = Severità Moderata-Alta (linea tratteggiata rossa); H = High Severity (linea tratteggiata viola). (a) NDVI delle aree non bruciate in un buffer di 500 metri attorno alla cicatrice da incendio (linea continua verde) e classi di "gravità dell'incendio" (ML, MH, H) per l'area minacciata totale. Gli altri grafici rappresentano i valori di NDVI all'interno delle classi di "gravità dell'incendio" per i diversi habitat dell'Allegato I più le piantagioni di conifere: (b) 6210* (Formazioni erbose secche seminaturali e facies coperte da cespugli su substrato calcareo), (c) 4060 (Lande alpine e boreali), (d) 6170 (Formazioni erbose calcicole alpine e subalpine), (e) Piantagioni di conifere, (f) 9210* (Faggeti degli Appennini con *Taxus* e *Ilex*). Gli habitat 6230* (Formazioni erbose a *Nardus*, ricche di specie, su substrato siliceo delle zone montane), 6430 (Bordure planiziali, montane e alpine di megaforbie idrofile) e 8210 (Pareti rocciose calcaree con vegetazione casmofitica) non sono inclusi a causa della limitata estensione delle loro macchie.

4.4 Discussioni

Il fuoco è un importante processo di disturbo in molti ecosistemi, tra cui quelli mediterranei (Keley et al., 2011), ma la sua intensità e frequenza sono condizionate dall'attività antropica in molte aree a causa del cambiamento dell'uso del suolo (Bucini & Lambin, 2002) o come nel presente studio, di azioni accidentali. I sensori multispettrali sono stati utilizzati per monitorare gli incendi attivi, mappare l'area bruciata o quantificare la disponibilità e l'infiammabilità dei combustibili vegetali (Herawati et al., 2015).
L'area di studio è risultata ideale per testare la potenzialità dei dati S2 allo scopo di ottenere indici spettrali specifici utilizzati per il monitoraggio della vegetazione (RBR e NDVI). Ha inoltre consentito di indagare le dinamiche a breve termine del recupero della vegetazione, anche attraverso la verifica sul campo dei dati raccolti dal satellite.
Questo studio ha identificato e caratterizzato le aree bruciate ad una risoluzione spaziale medio-alta, sfruttando le caratteristiche spettrali e temporali dei dati S2. Inoltre, la grande risoluzione temporale di questi dati (5 giorni) ha consentito un uso molto preciso di RBR, basato su immagini pre- e post-incendio. L'RBR, calcolato alle risoluzioni spaziale di 10 m, ha permesso l'identificazione della cicatrice da incendio con grande precisione. Ha inoltre consentito di discretizzare l'area bruciata in classi di gravità e di effettuare sia un'analisi esplorativa delle aree più colpite, sia un'indagine più approfondita mediante NDVI.
L'analisi condotta all'interno delle "classi di gravità" utilizzando l'NDVI ha mostrato un chiaro modello di somiglianza tra le classi meno colpite, con andamenti nei valori relativamente regolari. Un aumento più rapido è stato invece riscontrato nella classe più alta (gravità dell'incendio maggiore), a conferma di una maggiore resilienza dei siti più bruciati (Coop et al., 2016).
I risultati mostrano che gli habitat più colpiti sono stati le praterie (6170, 6210, 6230, 6430) e gli arbusteti (4060). Per quanto riguarda le prime, l'analisi porta a risultati interessanti, mostrando come la vegetazione erbacea, anche in ambienti montani e subalpini, possa recuperare rapidamente, analogamente alle comunità mediterranee. Ciò potrebbe (in parte) anche essere dovuto al rapido recupero della vegetazione nei primi anni dopo l'incendio, fino ad arrivare ad una situazione più stabile negli anni successivi (Petropoulos et al., 2014).
Tuttavia, gli eventi estremi come gli incendi, possono avere effetti molto importanti sulla struttura e sulla composizione delle praterie (Venne et al., 2016). Nell'area di studio è stato osservato un crollo della copertura vegetale subito dopo l'evento, seguito da un recupero che ha favorito l'abbondanza di specie di graminoidi con una grande banca dei semi, come riportato da Buma (2012).
Gli arbusteti sono stati danneggiati per un quarto della loro superficie totale. Queste comunità sono costituite principalmente da ginepro comune (*Juniperus communis* L.). Nell'articolo di Quevedo et al. (2007) queste comunità sono state segnalate come meno resilienti e con capacità di rigenerazione scarse, quindi in linea con i nostri risultati ottenuti mediante l'approccio di monitoraggio satellitare.
I boschi di conifere nell'area di studio sono caratterizzati da rimboschimenti misti con abete bianco europeo (*Abies alba* Mill.), abete rosso europeo [*Picea abies* (L.) H. Karst.], larice europeo (*Larix decidua* Mill.) e pino nero austriaco (*Pinus nigra* JF Arnold). Queste comunità forestali rappresentano meno del 10% dell'intera area di studio. La scarsità di manutenzione attiva nel corso degli anni ha reso questi boschi molto suscettibili al fuoco, data la quantità di materiale combustibile nel sottobosco (Moreira et al., 2009). Oltre alla loro scarsa capacità rigenerativa (Catry et al., 2010), nell'area di studio

queste piantagioni crescono su pendii ripidi, il che determina probabilmente una più lenta ricolonizzazione.
L'ultimo habitat colpito dall'incendio del 2017 è stato quello di faggeta (9210), che rappresenta meno del 3% della cicatrice da incendio totale. Le faggete non sono molto resistenti al passaggio del fuoco, a causa della scarsa vitalità dei semi dopo tali eventi. È interessante notare che si è osservato un andamento positivo dei valori di NDVI (che rappresentano una buona capacità rigenerativa) dovuta probabilmente allo sviluppo delle specie erbacee del sottobosco presenti nella banca del seme del suolo. Infatti, il terreno fertile delle faggete può favorire lo sviluppo della vegetazione erbacea (e quindi un aumento del suo indice dell'attività fotosintetica) nel periodo successivo all'incendio (Ascoli et al., 2013), sfruttando le migliori condizioni di luce e umidità (Maringer et al., 2012; Gratani et al., 2018). L'aumento dei valori di NDVI nelle faggete bruciate può essere in parte dovuto al fenomeno di "edge effect" con la vicina faggeta non interessata dal fuoco. Questo effetto non è stato considerato nel nostro studio, ma risulta essere meno significativo rispetto all'influenza delle chiome (competizione) e degli alberi maturi sopravvissuti al passaggio del fuoco (sorgenti di semi), seguito per importanza dai fattori topografici (Fang et al., 2019). Gli elevati valori di NDVI nelle aree boschive potrebbero anche essere dovuti ad errori nell'indice, che risulta meno efficiente (saturazione dei valori) quando si tratta di alta densità di vegetazione; inoltre, la sua applicabilità è ostacolata nei complessi vegetali densi e strutturalmente complessi (Quang et al., 2019). Nonostante gli svantaggi sopra menzionati, l'NDVI è stato qui utilizzato perché l'area forestale interessata, rispetto agli altri tipi di habitat, aveva un'estensione relativamente piccola.
I dati telerilevati via satellite e le analisi degli stessi sono ampiamente usati sia nella scienza che nelle pratiche di conservazione, ma presentano delle limitazioni alle informazioni che possono fornire. In questo studio, la risoluzione spaziale dei sensori S2 ha consentito l'identificazione degli andamenti a breve termine dell'attività fotosintetica delle diverse comunità vegetali dopo l'evento dell'incendio, oltre ad uno studio molto accurato della dinamica vegetazionale in corso. D'altra parte, per ottenere informazioni più accurate su singole popolazioni o addirittura singole specie, sono necessari dati satellitari ad altissima risoluzione spaziale (VHR) che purtroppo hanno un costo relativamente elevato, a seconda dello scopo e della richiesta (Marvin et al., 2016).
Un'altra forte limitazione è data dallo sforzo di campionamento sul campo che per il monitoraggio di un'area di queste dimensioni richiede notevoli risorse umane e monetarie. L'uso del SRS non solo riduce il lavoro sul campo ma facilita anche possibili opere di ripristino dell'area interessata mediante azioni mirate (Dey et al., 2018). Inoltre, l'uso di dati accessori ottenuti attraverso il "crowdsourcing" (Citizen science) potrebbe facilitare e/o ridurre ulteriormente le indagini sul campo consentendo analisi su scale sempre più ampie e accurate (Hufken et al., 2019).

4.5 Conclusione

L'utilizzo del telerilevamento satellitare per il monitoraggio della vegetazione ha permesso di osservare l'area di studio colpita dall'incendio da una prospettiva diversa, rispetto ai classici rilievi sul campo. Attraverso questa metodologia è stato possibile effettuare un'analisi multitemporale ad alta risoluzione e un monitoraggio rapido ed efficace delle condizioni delle diverse comunità vegetali, inclusa la quantificazione del danno e la tendenza al recupero a breve termine. Inoltre, con

tale approccio è stato possibile rilevare e quantificare diverse classi di gravità dell'incendio, consentendo uno studio ancora più approfondito delle dinamiche di recupero della vegetazione. Questa metodologia inoltre può rendere più efficiente il lavoro sul campo concentrando gli sforzi di campionamento su determinate aree, al fine di attuare misure di ripristino ambientale specifiche per gli habitat danneggiati limitando i costi.
Infine, l'approccio proposto fornisce utili informazioni gestionali per la prevenzione degli incendi nelle aree protette, pianificando attività di monitoraggio e attuando azioni di ripristino funzionale degli habitat interessati da tali eventi di disturbo.

4.6 Bibliografia

Addabbo P, Focareta M, Marcuccio S, Votto C, Ullo SL (2016) Contribution of Sentinel-2 data for applications in vegetation monitoring. *Acta Imeko* 5: 44–54.

Alonso-Canas I, Chuvieco E (2015) Global burned area mapping from ENVISAT-MERIS and MODIS active fire data. *Remote Sensing of Environment* 163: 140–152.

Ascoli D, Castagneri D, Valsecchi C, Conedera M, Bovio G (2013) Post-fire restoration of beech stands in the Southern Alps by natural regeneration. *Ecological Engineering* 54: 210–217.

Bagnaia R, Catonica C, Bianco PM, Ceralli D (2015) Carta della Natura del Parco Nazionale del Gran Sasso e dei Monti della Laga: Carta degli Habitat alla scala 1:25.000. *ISPRA – Dati del Sistema Informativo di Carta della Natura*.

Battipaglia G, Tognetti R, Valese E, Ascoli D, De Luca PF, Basile S, Ottaviano M, Mazzoleni S, Marchetti M, Esposito A (2017) Forest fires in 2017: a useful lesson. Forest@ – *Rivista di Selvicoltura ed Ecologia Forestale* 14: 231–236.

Biondi E, Ballelli S, Allegrezza M, Taffetani F, Frattaroli A, Guitian J, Zuccarello V (1999) La vegetazione di Campo Imperatore (Gran Sasso d'Italia). In "Ricerche di Geobotanica ed Ecologia Vegetale di Campo Imperatore (Gran Sasso d'Italia). *Braun-Blanquetia* 16: 53–119.

Brunetti M, Magoga G, Iannella M, Biondi M, Montagna M (2019) Phylogeography and species distribution modelling of *Cryptocephalus barii* (Coleoptera: Chrysomelidae): is this alpine endemic species close to extinction? *ZooKeys* 856, 3.

Bucini G, Lambin EF (2002) Fire impacts on vegetation in Central Africa: a remote-sensing-based statistical analysis. *Applied Geography* 22: 27–48.

Buma B (2012) Evaluating the utility and seasonality of NDVI values for assessing post-disturbance recovery in a subalpine forest. *Environmental monitoring and assessment* 184: 3849–3860.

Catry F, Rego F, Moreira F, Fernandes P, Pausas J (2010) Post-fire tree mortality in mixed forests of central Portugal. *Forest Ecology and Management* 260: 1184–1192.

Cerasoli F, Iannella M, Biondi M (2019) Between the hammer and the anvil: how the combined effect of global warming and the non-native common slider could threaten the European pond turtle. *Management of Biological Invasions* 10(3): 428–448.

Cherki K, Gmira N (2013) Dynamique de régénération post-incendie et sévérité des incendies dans les forêts méditerranéennes: cas de la forêt de la Mâamora, Maroc septentrional.

Congalton RG, Green K (2019) Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices. *CRC press*.

Conti F, Bartolucci F (2016) The vascular flora of Gran Sasso and Monti della Laga National Park (Central Italy). *Phytotaxa* 256: 1–119.

Coop JD, Parks SA, McClernan SR, Holsinger LM (2016) Influences of prior wildfires on vegetation response to subsequent fire in a reburned southwestern landscape. *Ecological Applications* 26: 346–354.

D'Alessandro P, Iannella M, Frasca R, Biondi M (2018) Distribution patterns and habitat preference for the genera-group *Blepharida* sl in Sub-Saharan Africa (Coleoptera: Chrysomelidae: Galerucinae: Alticini). *Zoologischer Anzeiger* 277: 23–32.

Davies DK, Ilavajhala S, Wong MM, Justice CO (2008) Fire information for resource management system: archiving and distributing MODIS active fire data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 47: 72–79.

De Carvalho Júnior O, Guimarães R, Silva C, Gomes R (2015) Standardized Time-Series and Interannual Phenological Deviation: New Techniques for Burned-Area Detection Using Long-Term MODIS-NBR Dataset. *Remote Sensing* 7: 6950–6985.

Dey N, Bhatt C, Ashour AS (2018) *Big data for remote sensing: Visualization, analysis and interpretation*. Springer.

Di Musciano M, Carranza M, Frate L, Di Cecco V, Di Martino L, Frattaroli A, Stanisci A (2018) Distribution of Plant Species and Dispersal Traits along Environmental Gradients in Central Mediterranean Summits. *Diversity* 10: 58.

Di Musciano M, Di Cecco V, Bartolucci F, Conti F, Frattaroli AR, Di Martino L (2020) Dispersal ability of threatened species affects future distributions. *Plant Ecology* 1-17.

Dominy NJ, Duncan B (2002) GPS and GIS methods in an African rain forest: applications to tropical ecology and conservation. *Conservation Ecology* 5(2).

European Commission D (2013) *Interpretation manual of European Union habitats – EUR28*. Eur Comm, DG Environ 144.

Fang L, Crocker EV, Yang J, Yan Y, Yang Y, Liu Z (2019) Competition and Burn Severity Determine Post-Fire Sapling Recovery in a Nationally Protected Boreal Forest of China: An Analysis from Very High-Resolution Satellite Imagery. *Remote Sensing* 11(6): 603.

Foody G (2008) GIS: biodiversity applications. *Progress in Physical Geography* 32: 223–235.

Frate L, Fabrizio M, Ciaschetti G, Spera M (2018) Spatial analysis of the Morrone wildfires (Majella National Park, Central Italy) by remote sensing images. *Forest@ – Rivista di Selvicoltura ed Ecologia Forestale* 15: 59–64.

Giglio L, Kendall J, Justice C (1999) Evaluation of global fire detection algorithms using simulated AVHRR infrared data. *International journal of remote sensing* 20: 1947–1985.

Graser A. (2016) *Learning Qgis*. Packt Publishing Ltd.

Gratani L, Martino L, Frattaroli AR, Bonito A, Di Cecco V, De Simone W, Ferella G, Catoni R (2018) Carbon sequestration capability of Fagus sylvatica forests developing in the Majella National Park (Central Apennines, Italy). *Journal of forestry research*, 29(6), 1627-1634.

Gratani L, Rossi A, Crescente M, Frattaroli A (1999) Ecologia dei pascoli di Campo Imperatore (Gran Sasso d'Italia) e carta della biomassa vegetale. In "Ricerche di Geobotanica ed Ecologia Vegetale di Campo Imperatore (Gran Sasso d'Italia). *Braun-Blanquetia* 16: 227–247.

Hanes TL (1971) Succession after fire in the chaparral of southern California. *Ecological monographs* 41: 27–52.

Harvey BJ, Donato DC, Turner MG (2016) High and dry: Post-fire tree seedling establishment in subalpine forests decreases with post-fire drought and large stand-replacing burn patches. *Global Ecology and Biogeography* 25: 655–669.

Herawati H, González-Olabarria J, Wijaya A, Martius C, Purnomo H, Andriani R (2015) Tools for assessing the impacts of climate variability and change on wildfire regimes in forests. *Forests* 6: 1476–1499.

Hufkens K, Melaas EK, Mann ML, Foster T, Ceballos F, Robles M, Kramer B (2019) Monitoring crop phenology using a smartphone based near-surface remote sensing approach. *Agricultural and Forest Meteorology* 265: 327–337.

Iannella M, Cerasoli F, D'Alessandro P, Console G, Biondi M (2018) Coupling GIS spatial analysis and Ensemble Niche Modelling to investigate climate change-related threats to the Sicilian pond turtle *Emys trinacris*, an endangered species from the Mediterranean. *PeerJ* 6: e4969.

Iannella M, D'Alessandro P, Biondi M (2019a) Entomological knowledge in Madagascar by GBIF datasets: estimates on the coverage and possible biases (Insecta). *Fragmenta entomologica* 51: 1–10.

Iannella M, De Simone W, D'Alessandro P, Console G, Biondi M (2019b) Investigating the Current and Future Co-Occurrence of *Ambrosia artemisiifolia* and *Ophraella communa* in Europe through Ecological Modelling and Remote Sensing Data Analysis. *International journal of environmental research and public health* 16: 3416.

Iannella M, Liberatore L, Biondi M (2016) The effects of a sudden urbanization on micromammal communities: a case study of post-earthquake L'Aquila (Abruzzi Region, Italy). *Italian Journal of Zoology* 83: 255–262.

Keeley JE, Bond WJ, Bradstock RA, Pausas JG, Rundel PW (2011) *Fire in Mediterranean ecosystems: ecology, evolution and management*. Cambridge University Press.

Kerr JT, Ostrovsky M (2003) From space to species: ecological applications for remote sensing. *Trends in Ecology & Evolution* 18: 299–305.

Key CH, Benson NC (2006) Landscape assessment (LA). In: Lutes, Duncan C; Keane, Robert E; Caratti, John F; Key, Carl H; Benson, Nathan C; Sutherland, Steve; Gangi, Larry J *FIREMON: Fire effects monitoring and inventory system*. Gen Tech Rep RMRS-GTR-164-CD Fort Collins, CO: US Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station p LA-1-55 164.

Klisch A, Atzberger C (2016) Operational Drought Monitoring in Kenya Using MODIS NDVI Time Series. *Remote Sensing* 8: 267.

Lepcha DL, Pradhan A, Chhetri DR (2019) Population assessment and species distribution modeling of Paris polyphylla in Sikkim Himalaya, India. Biodiversitas Journal of *Biological Diversity* 20(5): 1299–1305.

Leutner B, Horning N, Leutner MB (2017) Package 'RStoolbox'. https://cran.r-project.org/web/packages/RStoolbox/index.html

Louis J, Debaecker V, Pflug B, Main-Knorn M, Bieniarz J, Mueller-Wilm U, Cadau E, Gascon F (2016) Sentinel-2 sen2cor: L2a processor for users. In *Proceedings Living Planet Symposium* 2016 (pp. 1-8). Spacebooks Online.

Malenovský Z, Rott H, Cihlar J, Schaepman ME, García-Santos G, Fernandes R, Berger M (2012) Sentinels for science: Potential of Sentinel-1,-2, and-3 missions for scientific observations of ocean, cryosphere, and land. *Remote Sensing of Environment* 120: 91–101.

Maringer J, Wohlgemuth T, Neff C, Pezzatti GB, Conedera M (2012) Post-fire spread of alien plant species in a mixed broad-leaved forest of the Insubric region. *Flora-Morphology, Distribution, Functional Ecology of Plants* 207: 19–29.

Marvin DC, Koh LP, Lynam AJ, Wich S, Davies AB, Krishnamurthy R, Stokes E, Starkey R, Asner GP (2016) Integrating technologies for scalable ecology and conservation. *Global Ecology and Conservation* 7: 262–275.

McFeeters SK (1996) The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International journal of remote sensing* 17: 1425–1432.

Moreira F, Vaz P, Catry F, Silva JS (2009) Regional variations in wildfire susceptibility of land-cover types in Portugal: implications for landscape management to minimize fire hazard. *International Journal of Wildland Fire* 18: 563–574.

Morgan P, Keane RE, Dillon GK, Jain TB, Hudak AT, Karau EC, Sikkink PG, Holden ZA, Strand EK (2014) Challenges of assessing fire and burn severity using field measures, remote sensing and modelling. *International Journal of Wildland Fire* 23: 1045.

Mouillot F, Schultz MG, Yue C, Cadule P, Tansey K, Ciais P, Chuvieco E (2014) Ten years of global burned area products from spaceborne remote sensing—A review: Analysis of user needs and recommendations for future developments. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 26: 64–79.

Naveh Z, Goldammer J, Jenkins M (1990) Fire in the Mediterranean – A landscape ecological perspective. *Transdisciplinary Challenges in Landscape Ecology and Restoration Ecology*: 95.

Padilla M, Stehman SV, Ramo R, Corti D, Hantson S, Oliva P, Alonso-Canas I, Bradley AV, Tansey K, Mota B (2015) Comparing the accuracies of remote sensing global burned area products using stratified random sampling and estimation. *Remote Sensing of Environment* 160: 114–121.

Parks S, Dillon G, Miller C (2014) A New Metric for Quantifying Burn Severity: The Relativized Burn Ratio. *Remote Sensing* 6: 1827–1844.

Petropoulos GP, Griffiths HM, Kalivas DP (2014) Quantifying spatial and temporal vegetation recovery dynamics following a wildfire event in a Mediterranean landscape using EO data and GIS. *Applied Geography* 50: 120–131.

Pettorelli N, Owen HJF, Duncan C, Freckleton R (2016) How do we want Satellite Remote Sensing to support biodiversity conservation globally? *Methods in Ecology and Evolution* 7: 656–665.

Pettorelli N, Safi K, Turner W (2014) *Satellite remote sensing, biodiversity research and conservation of the future*. The Royal Society.

Prodan A, Racetin I (2019) Analysis of burned vegetation recovery by means of vegetation indices. *International Multidisciplinary Scientific GeoConference*: SGEM 19: 449–456.

Puletti N, Chianucci F, Castaldi C (2017) Use of Sentinel-2 for forest classification in Mediterranean environments. *Ann Silvic Res* 42.

QGIS Development Team (2016). *QGIS geographic information system*. Open source geospatial Foundation project.

Quang AV, Jaffrain G, Delbart N (2019) The challenge of mapping forest cover changes: forest degradation detection by optical remote sensing time series analysis. In: *Geophysical Research Abstracts*.

Quevedo L, Rodrigo A, Espelta JM (2007) Post-fire resprouting ability of 15 non-dominant shrub and tree species in Mediterranean areas of NE Spain. *Annals of Forest Science* 64: 883–890.

R Core Team (2016) *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. http://wwwR-projectorg/

Rouse JW, Haas RH, Schell JA, Deering DW, Harlan JC (1974) Monitoring the vernal advancement and retrogradation (greenwave effect) of natural vegetation. NASA Technical Reports Server (NTRS) 19750020419. *Remote Sensing Center*, Texas A&M University. College Station, Texas.

Santos X, Brito JC, Sillero N, Pleguezuelos JM, Llorente GA, Fahd S, Parellada X (2006) Inferring habitat-suitability areas with ecological modelling techniques and GIS: a contribution to assess the conservation status of Vipera latastei. *Biological Conservation* 130: 416–425.

Schaffhauser A, Curt T, Véla E, Tatoni T (2012) Fire recurrence effects on the abundance of plants grouped by traits in Quercus suber L. woodlands and maquis. *Forest Ecology and Management* 282: 157–166.

Szantoi Z, Strobl P (2019) Copernicus Sentinel-2 Calibration and Validation. *European Journal of Remote Sensing* 52: 253–255.

Tessler N, Sapir Y, Wittenberg L, Greenbaum N (2015) Recovery of Mediterranean vegetation after recurrent forest fires: insight from the 2010 forest fire on Mount Carmel. *Land Degradation & Development* 27(5): 1424–1431.

Tucker CJ (1978) Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation.

Venn SE, Pickering CM, Butler SA, Letten AD (2016) Using a model based fourth-corner analysis to explain vegetation change following an extraordinary fire disturbance. *Oecologia* 182: 855–863.

Verhegghen A, Eva H, Ceccherini G, Achard F, Gond V, Gourlet-Fleury S, Cerutti P (2016) The Potential of Sentinel Satellites for Burnt Area Mapping and Monitoring in the Congo Basin Forests. *Remote Sensing* 8: 986.

Viana-Soto A, Aguado I, Martínez S (2017) Assessment of Post-Fire Vegetation Recovery Using Fire Severity and Geographical Data in the Mediterranean Region (Spain). *Environments* 4: 90.

Wang R, Gamon JA (2019) Remote sensing of terrestrial plant biodiversity. *Remote Sensing of Environment* 231: 111–218.

Zhuravleva TB, Kabanov DM, Nasrtdinov IM, Russkova TV, Sakerin SM, Smirnov A, Holben BN (2017) Radiative characteristics of aerosol during extreme fire event over Siberia in summer 2012. *Atmospheric Measurement Techniques* 10(1): 179–198.

4.7 Appendice (b)

Tabella A1. Immagini satellitari utilizzate per le analisi.

Sensore satellitare	Data acquisizione	Livello	Pre/Post Incendio
Sentinel-2 MSI	20-07-2017	Level-1C	PRE
Sentinel-2 MSI	29-08-2017	Level-1C	POST
Sentinel-2 MSI	28-10-2017	Level-1C	POST
Sentinel-2 MSI	10-07-2018	Level-1C	POST
Sentinel-2 MSI	29-08-2018	Level-1C	POST
Sentinel-2 MSI	13-10-2018	Level-1C	POST
Planet Scope MSI	10-08-2017	Level 1B	POST

Tabella A2. Statistiche di accuratezza. Accuratezza della classificazione (%) dell'indice quando applicata al set di dati di convalida. I dati di addestramento consistevano in un campione casuale (80%) dell'intero set di dati e la convalida è stata condotta sui dati rimanenti (20%).

Overall Statistics			
Accuracy: 0.8333	**Kappa**: 0.7778		
95% CI: (0.3588, 0.9958)	**P-Value [Acc > NIR]**: 0.01783		
No Information Rate: 0.3333			
Statistics by Class:			
Class: 1	**Class: 2**	**Class: 3**	**Class: 4**

Sensitivity	0.5000	10.000	10.000	10.000
Specificity	10.000	10.000	10.000	0.8000
Pos Pred Value	10.000	10.000	10.000	0.5000
Neg Pred Value	0.8000	10.000	10.000	10.000
Prevalence	0.3333	0.3333	0.1667	0.1667
Detection Rate	0.1667	0.3333	0.1667	0.1667
Detection Prevalence	0.1667	0.3333	0.1667	0.3333
Balanced Accuracy	0.7500	10.000	10.000	0.9000

Capitolo 5. Valutazione dell'influenza nella produzione di biocarburanti e nei servizi ecosistemici quando i cambiamenti ambientali influiscono sulle relazioni tra piante e parassiti *

* Questo capitolo è una rielaborazione della pubblicazione scientifica: De Simone, W., Iannella, M., D'Alessandro, P. & Biondi, M. (2020). Assessing influence in biofuel production and ecosystem services when environmental changes affect plant–pest relationships. *GCB Bioenergy*, *12*(10), 864-877.

5.1 Introduzione

I cambiamenti globali agiscono attualmente su scale diverse, interessando sia la biodiversità che le attività umane. I due fattori principali sono l'aumento delle emissioni di gas serra (GHG) (Shukla et al., 2019), nonché la conversione di aree naturali ad altri usi (Ferrier et al., 2016).
Le emissioni sono dovute principalmente ad attività industriali e civili (es. Breeze, 2017; Tian et al., 2016), mentre la trasformazione dell'uso del suolo influisce su diversi settori come l'alimentazione umana e animale, la raccolta del legname e la costruzione di edifici e strutture e porta generalmente a un conseguente alto tasso di perdita di biodiversità sia a livello globale che locale (Chaudhary & Kastner, 2016; Griscom, Goodman, Burivalova, & Putz, 2018; Iannella, Liberatore, & Biondi, 2016).
La perdita e/o variazione della biodiversità altera le funzioni ecosistemiche (un insieme di processi connessi e fondamentali per il funzionamento degli ecosistemi) con una conseguente perdita di servizi ecosistemici (ES) (Oliver et al., 2015). Questi rappresentano la porzione di condizioni e processi attraverso i quali gli ecosistemi naturali e le specie che li compongono, supportano e forniscono servizi per il benessere umano (Daily, 1997). Gli ES sono suddivisi in diverse categorie, inclusi servizi di regolazione, servizi culturali, servizi di supporto e servizi di approvvigionamento. Gli ES agricoli rientrano nei servizi di approvvigionamento fondamentali per la produzione di cibo, fibre e biocarburanti (Carpenter et al., 2006). Questi ultimi che hanno riscosso sempre più interesse negli ultimi anni, rappresentano una delle soluzioni più sostenibili per ridurre l'aumento globale di gas serra (Quader & Ahmed, 2017).
L'aumento di CO_2 è uno dei principali fenomeni responsabili del riscaldamento globale ed è dovuto principalmente al consumo di combustibili fossili (Jackson et al., 2017).
Una delle strategie applicate per la riduzione dell'uso di combustibili fossili è la produzione di biocarburanti (ossia i combustibili di origine vegetale) dalla coltivazione di piante non commestibili, come Madhuca (*Madhuca longifolia*), Jojoba (*Simmondsia chinensis*), Lino (*Linum usitatissimum*), Tamanu (*Calophyllum inophyllum*), Physic nut (*Jatropha curcas*), ecc. (Ong, Mahlia, Masjuki & Norhasyima, 2011).
In questo contesto, l'arbusto *J. curcas*, utilizzato principalmente come recinzione vivente intorno alle coltivazioni, per la creazione di sapone e come pianta medicinale (Jongh & van der Putten, 2010), ha guadagnato popolarità anche come coltura per la produzione di biodiesel (Kamel, Farag, Amin, Zatout & Ali, 2018; Parawira, 2010; Tiwari, Kumar & Raheman, 2007). Oggi sono numerose le coltivazioni, per via dell'idoneità di questa pianta ad essere coltivata in zone brulle, degradate o semiaride, ma anche in zone subumide o umide (Trabucco et al., 2010). *J. curcas* permette di ridurre le bonifiche e consente di stabilire uno strato di vegetazione (per lo stoccaggio del carbonio) in aree

poco idonee alla crescita delle foreste (Burns & Nicholson, 2017). Questo risulta essere un aspetto cruciale nella pianificazione delle colture da biodiesel, considerando che i cosiddetti "biocarburanti di prima generazione", cioè quelli derivati da piante edibili, come mais e canna da zucchero, incidono negativamente sulla produzione alimentare e sui costi, comportando cambiamenti significativi nell'uso del suolo, anche a discapito della biodiversità (Börjesson & Tufvesson, 2011; Correa, Beyer, Possingham, Thomas-Hall, & Schenk, 2017; Dale, Kline, Wiens, & Fargione, 2010). Inoltre, il biodiesel ottenuto da *J. curcas* fornisce minori emissioni di monossido di carbonio (CO), ossidi di zolfo (SO_2) e composti organici volatili (COV) (Pacini, Sanches-Pereira, Durleva, Kane & Bhutani, 2014). A seconda della topografia, del profilo del suolo e delle condizioni agro-climatiche prevalenti, *J. curcas* può anche essere coltivata in consociazione con altre specie idonee, che rientrano nei settori agricoli orticoli, erboristici, pastorali e/o selvicolturali, garantendo un ambiente ecologicamente valido, economicamente redditizio e socialmente accettabile nell'ottica dei sistemi agroforestali (Baumert, Khamzina & Vlek, 2018). A causa della sua tolleranza e facilità di coltivazione, dai territori tropicali a quelli semi-aridi (Pandey et al., 2012), è una delle migliori opzioni per la produzione di biodiesel nei paesi in via di sviluppo tropicali e subtropicali (Thapa, Indrawan & Bhoi, 2018).

Originaria dell'America Centrale, *J. curcas* è attualmente coltivata anche in Africa sub-sahariana, Cina, Cambogia, Indonesia, Thailandia e India (Gonzàles, 2016).

Nell'Africa sub-sahariana, dove si trovano molte colture delle aree tropicali e subtropicali, gli insetti fitofagi del genere *Aphthona* Chevrolat (Coleoptera, Chrysomelidae, Galerucinae, Alticini) rappresentano uno dei parassiti più dannosi per *J. curcas*. Tra questi, tre specie del gruppo di *Aphthona cookei* sensu Biondi, Urbani & D'Alessandro (2013), vale a dire *A. cookei* (Gerstaecker), *Aphthona dilutipes* Jacoby e *Aphthona whitfieldi* Bryant, nutrendosi di foglie, provocano una ingente defogliazione e persino la morte dell'intera coltivazione anche solo con la presenza di poche centinaia di individui, con conseguenti impatti negativi sulle economie locali (Biondi et al., 2013; Sawadogo & Nacro, 2016, 2017; Sawadogo, Nagalo, Nacro, Rouamba, & Kenis, 2015).

Nonostante l'elevata importanza economica delle piantagioni di *J. curcas*, negli ultimi anni la comunità scientifica ha condotto solo alcuni studi sugli effetti avversi del gruppo di specie *A. cookei* su queste piante nell'Africa sub-sahariana (Hartman, Pawlowski, Herman & Eastburn, 2016; Sawadogo & Nacro, 2017). Non sono disponibili contributi che combinano la distribuzione di piante e insetti per ottenere tendenze più accurate e generali per gli scenari futuri. Pochi lavori scientifici hanno indagato la potenziale valutazione del guadagno/perdita economico sulla produzione e l'erogazione di ES (Bryan, King, & Wang, 2010; Romeu-Dalmau et al., 2018), soprattutto alla luce del cambiamento globale e di possibili scenari futuri.

Nel presente contributo, introduciamo un approccio per: a) individuare i territori attuali e futuri idonei climaticamente per entrambi i taxa; b) identificare le aree in cui possono potenzialmente crescere coltivazioni di *J. curcas* senza subire la presenza delle specie del gruppo *Aphthona cookei*; c) quantificare le perdite economiche sia in termini di sequestro del carbonio che di produzione di biodiesel quando *J. curcas* co-occorre con le specie del gruppo *Aphthona cookei*.

Partendo da modelli di nicchia ecologica (ENM) basati sul clima, eseguiti su entrambi i gruppi di specie *J. curcas* e *A. cookei* nell'Africa sub-sahariana, perfezioniamo i risultati dei modelli mediante simulazioni di scenari di uso/copertura del suolo (LULC, land use–land cover). Da quest'ultimi estraiamo le aree che hanno maggiori probabilità di essere convertite ad un uso agricolo in futuro sulla base della letteratura recente, della valutazione del potenziale valore economico dello

stoccaggio del carbonio e delle produzioni di biodiesel in cui è probabile che *J. curcas* soffra o meno della co-occorrenza con il gruppo di specie *A. cookei*.

5.2 Materiali e metodi

5.2.1 Specie target

Jatropha curcas L. (Euphorbiaceae) è un arbusto alto fino a 5 m originario dell'America Centrale (USDA, 2014), diffuso dapprima dai marinai portoghesi in Africa e in Asia (Achten et al., 2008). Questa pianta ha recentemente mostrato un buon potenziale anche come materia prima per la produzione di biocarburanti (Parawira, 2010), anche se viene coltivata per molti altri usi grazie alla sua capacità di crescere in condizioni difficili (Contran et al., 2013; Parawira, 2010).

Aphthona Chevrolat è un genere di coleottero diffuso principalmente nelle regioni Australiana, Neartica, Orientale, Paleartica e Afrotropicale (Biondi & D'Alessandro, 2012). Le tre specie target appartenenti al genere *Aphthona* Chevrolat, ovvero *A. cookei* (Gerstaecker), *A. dilutipes* Jacoby e *A. whitfieldi* Bryant (Biondi et al., 2013), sono tra i parassiti più dannosi alle coltivazioni subsahariane di *J. curcas* (es. Anitha & Varaprasad, 2012; Biondi et al., 2013; Nielsen & De Jongh, 2009). Queste tre specie sono state scelte e utilizzate per gli ENM come una singola unità, considerando la sovrapposizione della loro nicchia trofica, e tenendo conto anche delle caratteristiche morfologiche e dei cicli fenologici della pianta ospite, come suggerito dall'approccio "lumping" di Smith, Godsoe, Rodríguez-Sánchez, Wang & Warren (2019).

5.2.2 Dataset delle specie target e area di studio

Per eseguire il processo ENM, i record per la specie target *J. curcas* (sia nell'areale nativo che nell'area di studio, come di solito eseguita per modellare specie al di fuori del loro areale (es. Cerasoli, Iannella & Biondi, 2019; Iannella, D'Alessandro & Biondi, 2020; Iannella, D'Alessandro, Longo, & Biondi, 2019) e utili per migliorare le prestazioni del modello (Broennimann & Guisan, 2008)) sono stati raccolti integrando occorrenze GBIF e località di presenza da risorse già pubblicate, per un totale di 4.305 punti di presenza per *J. curcas* (GBIF, 2019) e un totale di 60 occorrenze per *A. cookei*, *A. dilutipes* e *A. whitfieldi* (da qui in avanti denominate *Aphthona* spp.; Biondi et al., 2013; dati personali di M. Biondi). Per quanto riguarda le occorrenze di *J. curcas*, sono stati ottenuti e presi in considerazione i dati sia per l'areale nativo (America centrale, come suggerito dall'USDA, 2014) che per l'area Afrotropicale (la nostra area di studio). I record duplicati sono stati eliminati utilizzando lo strumento "validate topology" in ArcMap 10.0 (ESRI, 2010). Per evitare qualsiasi correlazione spaziale tra le località di presenza rimanenti, è stata eseguita una rimozione parziale delle occorrenze attraverso il pacchetto "spThin" (Aiello-Lammens, Boria, Radosavljevic, Vilela, & Anderson, 2015) in ambiente R (R Core Team, 2016), impostando il parametro di sfoltimento a 10 km e 10 repliche. Dopo il processo di affinamento, è stato eseguito il test di Moran (strumento di "spatial autocorrelation" in ArcMap) per valutare ulteriormente la possibile correlazione tra le località di presenza. Il set di dati utilizzato per le analisi è riportato nella Tabella A1 (Appendice (c)). L'area di

studio è la regione Afrotropicale (con esclusione del Madagascar), dove si trovano entrambi i taxa oggetto di studio.

5.2.3 Modelli di nicchia ecologica

Per prevedere la distribuzione dei due taxa oggetto di studio, è stato utilizzato un insieme di sette variabili bioclimatiche seguendo le indicazioni di Trabucco et al. (2010), che sono state a loro volta selezionate dagli autori del presente lavoro dopo una procedura di "jackknifing" (per scartare le variabili che non forniscono informazioni aggiuntive ai modelli) e una procedura basata su matrice di correlazione (per selezionare una variabile per ogni coppia che supera la correlazione di Pearson > 0,85). Inoltre, abbiamo riscontrato che queste variabili sono congruenti con le condizioni di allevamento utilizzate in letteratura (Sawadogo & Nacro, 2016), nonché con le osservazioni in situ del ciclo di vita annuale di *Aphthona* spp. (Sawadogo et al., 2015). In particolare, Trabucco et al. (2010) hanno riscontrato che *J. curcas* è influenzata dalla temperatura media annuale (con un valore ottimale compreso tra 26°C e 27°C) e dalla temperatura minima del mese più freddo, che per influenzare questa pianta, deve essere superiore a 8°C–9°C. L'idoneità alle precipitazioni è risultata ottimale a 2.000 mm/anno, anche se questa specie può tollerare valori di umidità più elevati (Trabucco et al., 2010).
Allo stesso modo, è stato riscontrato che *Aphthona* ssp. ha un'ottima crescita e riproduzione a temperature medio-alte (25°C ± 3°C) e umidità intorno al 65% ± 5% (Sawadogo & Nacro, 2016).
In questo lavoro abbiamo selezionato le stesse variabili utilizzate da Trabucco et al. (2010), ovvero BIO1 (temperatura annuale media), BIO2 (media del range della temperatura mensile), BIO5 (temperatura massima del mese più caldo), BIO6 (temperatura minima del mese più freddo), BIO12 (precipitazione annuale), BIO13 (precipitazioni del mese più umido) e BIO15 (precipitazione stagionale), scaricate ad una risoluzione di 2,5 minuti d'arco dalla repository online Worldclim.org (versione 1.4) per le condizioni climatiche "attuali" (Hijmans, Cameron, Parra, Jones & Jarvis, 2005). Per ottenere gli ENM per le condizioni climatiche future, sono stati scelti due Percorsi di Rappresentativi di Concentrazione (RCP), il 4.5 e il 6.0; queste rappresentano due delle quattro diverse possibili traiettorie future dei GHG, in termini di forzante radiativo, adottate dall'IPCC nella sua quinta valutazione globale (Taylor, Stouffer & Meehl, 2012). Infatti, abbiamo scelto questi due RCP considerando che sono quelli che si verificheranno con maggiore probabilità, rispetto ai percorsi 2.6 ("peak") e 8.5 ("business as usual"), dandoci così la possibilità di focalizzarci su pratiche di gestione e stime degli ES plausibili, fino ad arrivare alla relativa monetizzazione. Per ridurre le incertezze dovute alle differenze tra i diversi modelli di circolazione generale (GCM) disponibili (Stralberg et al., 2015), sono stati scelti tre diversi GCM per gli scenari RCP 4.5 e 6.0 del 2050, ovvero il CCSM4 (Gent et al., 2011), l'IPSL (Marti et al., 2010) e il MIROC-CHEM (Watanabe et al., 2011).
Gli ENM sono stati costruiti in ambiente R (R Core Team, 2016), utilizzando il pacchetto di modellazione "Biomod2", che permette di ottenere i cosiddetti "Ensemble Models" (EMs), i modelli ottenuti fondendo i singoli ENM calcolati dai diversi algoritmi disponibili all'interno del pacchetto R (Thuiller, Georges, & Engler, 2016). A tale scopo è stata utilizzata la funzione "BIOMOD_Ensemble_Modeling", con modelli singoli ottenuti da Generalized Linear Models (tipo = "quadratico" e livello di interazione = 3), Multiple Adaptive Regression Splines (impostato su tipo = "quadratico" e livello di interazione = 3), Generalized Boosting Models (a volte denominati BRT, con numero di alberi impostato su 10.000, profondità di interazione = 3 e convalida incrociata = 10)

e Maxent (interazioni massime = 5.000 e moltiplicatore di regolarizzazione β = 2); questo approccio viene spesso utilizzato per comprendere e sfruttare diverse tecniche di modellazione (Cerasoli et al., 2019; D'Alessandro, Iannella, Frasca, & Biondi, 2018; Iannella, D'Alessandro, & Biondi, 2018). Cinque insiemi di 1.000 pseudo-assenze ciascuno sono stati generati attraverso l'algoritmo "sre" (Surface Range Envelope, impostato a 0,05), che calcola un inviluppo lineare sulla base dei predittori scelti, selezionando le pseudo-assenze al di fuori del quantile impostato, per tutti i motivi riportati in Iannella, Cerasoli, D'Alessandro, Console & Biondi (2018).
Sia l'Area Sottesa dalla Curva (AUC) (Phillips, Anderson & Schapire, 2006) che le True Skill Statistics (TSS; Allouche, Tsoar & Kadmon, 2006) sono state utilizzate come indicatori di discriminazione della prestazione dei singoli modelli. Circa l'80% di ciascun set di dati è stato utilizzato per la calibrazione del modello, mentre il restante 20% è stato utilizzato per la sua validazione. Considerando che sono state eseguite cinque iterazioni (NbRunEval = 5) per ogni set di pseudo-assenze (= 5) e per ciascuna delle quattro tecniche di modellazione, si è infine ottenuto un totale di 100 modelli singoli; gli EMs sono stati costruiti utilizzando solo singoli modelli sia con AUC > 0.80 che TSS > 0.70, in modo da selezionare i modelli più performanti. L'algoritmo della media pesata delle probabilità ("wmean") è stato scelto come risultato principale del processo di modellazione d'insieme, per la sua capacità di ponderare, in fase di fusione, ogni singolo modello sulla base del rispettivo punteggio di performance (Thuiller et al., 2016; Thuiller, Lafourcade, Engler & Araújo, 2009). Il "BIOMOD_EnsembleProjection" è stato successivamente utilizzato per proiettare i modelli calibrati nei due diversi range temporali considerati (2050_4.5 e 2050_6.0) per ogni GCM scelto. Considerando le differenze nei GCM (e, quindi, nelle proiezioni ottenute per lo stesso scenario futuro), particolare attenzione è stata data all'estrapolazione dei modelli (ovvero le possibili differenze tra i valori dei predittori utilizzati per la calibrazione del modello e quelli utilizzati nelle proiezioni dei modelli; Elith & Leathwick, 2009). Per affrontare questo problema, è stata calcolata la Multivariate Environmental Surface Similarity (MESS; Elith, Kearney & Phillips, 2010) per mappare le aree di estrapolazione, attraverso la funzione "mess" del pacchetto R "dismo" (Hijmans & Elith, 2016). Queste informazioni spaziali sono state infine utilizzate per calcolare l'Indice di dissomiglianza ambientale multivariato (MEDI; Iannella, Cerasoli & Biondi, 2017) e applicate all'estrapolazione della ponderazione ridotta dei futuri EMs.

5.2.4 Analisi post-modelling

Gli ENM ottenuti dai suddetti processi sono stati ulteriormente raffinati in ambiente GIS, in modo da affinare le previsioni all'interno di scenari distributivi più plausibili per entrambi i taxa scelti (Iannella, De Simone, D'Alessandro, Console, & Biondi, 2019).
Abbiamo eseguito le simulazioni al futuro delle mappe di uso/copertura del suolo (LULC) nell'Africa sub-sahariana e creato un modello di stoccaggio del carbonio attraverso la suite InVEST, uno strumento di modellazione geospaziale che valuta l'impatto del cambiamento dell'uso del suolo sugli ES (Sharp et al., 2018).
Inoltre, abbiamo valutato il potenziale valore (in dollari statunitensi, USD) dello stoccaggio del carbonio e del biodiesel prodotto da *J. curcas* singolarmente e quando si verifica la co-occorrenza con *Aphthona* spp., in tutti gli scenari futuri presi in considerazione.

Il LULC di base utilizzato per tutte le analisi eseguite è il Global Land Cover 2018, nell'ambito del Copernicus Climate Change Service, che classifica la superficie terrestre in 22 classi di copertura con una risoluzione spaziale di 0,002778° (~300 m).

5.2.4.1 Simulazioni future degli scenari LULC

Per ottenere le simulazioni future dei LULC è stato utilizzato lo strumento "Scenario Generator proximity based" (SGpb) della suite InVest (Sharp et al., 2018) che consente di creare simulazioni di possibili futuri alternativi utilizzando dei parametri definiti dall'utente.
Quando si traducono le politiche gestionali in azioni pianificatorie, è spesso importante fare riferimento a delle "linee guida" (o "trame") per esaminare come possono essere quantificate in dati territoriali; a tal fine sono stati utilizzati gli Shared Socio-economics Pathways (SSP) (percorsi socioeconomici condivisi) che quantificano i cambiamenti dell'uso/copertura del suolo al futuro (Riahi et al. 2017). Il database SSP (SSPdb) è stato creato per modellare e confrontare le possibili traiettorie future sia dei LULC che degli scenari climatici (derivanti dagli RCP), nonché per quantificare questi cambiamenti.
Gli scenari di mitigazione all'interno del nostro set di dati sono stati costruiti per fornire un collegamento tra gli SSP e gli RCP, in modo da utilizzare le informazioni derivanti dai due dataset per le proiezioni climatiche future; pertanto, sono stati scelti gli scenari SSPx-4.5 e SSPx-6.0 selezionando le future variazioni della classe LULC "Croplands" (terreni coltivabili).
Considerando che lo SSPdb è suddiviso in cinque aggregazioni regionali, è stata effettuata una proporzione con le superficie agricole contenute nel database FAOSTAT (FAO, 2015) per estrarre i valori della nostra area di studio (Africa sub-sahariana) dalla regione dei paesi del Medio Oriente e dell'Africa (R5.2MAF nel SSPdb). Questa analisi ha mostrato che l'Africa sub-sahariana rappresenta il 77,61% della porzione totale di R5.2MAF contenuta in SSPdb.
Abbiamo considerato la variazione dei terreni coltivabili in "milioni di ettari" per due narrative SSP: SSP2 e SSP3. Nella SSP2 ("Middle of the Road") il cambiamento dell'uso del suolo è regolato in modo incompleto, con la prosecuzione della deforestazione tropicale, anche se con tassi in lento decremento; i tassi di resa delle colture invece aumentano lentamente nel tempo (Fricko et al., 2017).
La seconda narrativa SSP considerata, SSP3 ("regional rivalry"), mostra un nazionalismo in ripresa con preoccupazioni crescenti sulla competitività e la sicurezza che spinge i paesi a concentrarsi sempre più su questioni nazionali o regionali. Il cambiamento dell'uso del suolo è poco regolamentato, i tassi di resa delle colture diminuiscono fortemente nel tempo, soprattutto a causa del trasferimento molto limitato di nuove tecnologie agricole ai paesi in via di sviluppo (Fujimori et al., 2017).
Per ottenere i valori utili al settaggio corretto dello SGpb è stata calcolata la variazione (2020 ÷ 2050) tra le superfici agricole presenti e quelle future per ogni SSP.
Per simulare i LULC al futuro abbiamo applicato le due proiezioni SSP ai terreni coltivati che avevano le maggiori probabilità di modifica (vedi sotto) e che si trovano attualmente più vicini ai terreni coltivati esistenti. Sono stati scelti tre tipi di copertura del suolo: a) "Focal landcover" (lo strumento SGpb converte le classi dal bordo delle patches di copertura del suolo "focale") è stata scelta in base alle categorie agricole con le più alte probabilità di modifica. È più probabile che le coltivazioni si espandano dalle colture esistenti piuttosto che da aree completamente nuove. b) "Convertible landcover" che rappresenta i tipi di copertura del suolo che possono essere convertiti;

scelti in base alle classi che sono cambiate maggiormente negli ultimi 20 anni ottenute dall'analisi di queste variazioni LULC (ESA, 2017). c) È stato settato anche il "Replacement landcover" perché la classe della copertura del suolo agricolo è quella che ha mostrato di essere la più frequentemente convertita, rispetto alle altre categorie LULC.

5.2.4.2 Stoccaggio del carbonio e valore del biodiesel

Per realizzare il modello di stoccaggio del carbonio, abbiamo utilizzato lo strumento del modello del carbonio della suite InVest (Sharp et al., 2018). L'ES "carbon storage" (stoccaggio del carbonio) è stato selezionato, tra tutti gli altri ES, per l'importanza che riveste nei cambiamenti nell'uso del suolo. Una mappa LULC globale del 2018 (ESACCI-LC-L4-LCCS-Map-300m-P1Y-2018-v2.0.8) è stata ritagliata per l'area di studio e riclassificata sulla base del Land Cover Classification System (Di Gregorio, 2005).
Il modello InVest gestisce un ciclo del carbonio semplificato che mappa e quantifica il carbonio immagazzinato (e sequestrato) sulla base di quattro serbatoi di carbonio: biomassa epigea, biomassa ipogea, suolo e materia organica morta (Sharp et al., 2018).
Utilizzando i valori medi di Leh, Matlock, Cummings e Nalley (2013), che sono ad oggi le migliori stime per l'Africa corrispondenti alla suddetta mappa LULC del 2018, abbiamo stimato il carbonio immagazzinato in ciascun "serbatoio" per ciascuna categoria di uso del suolo, considerando tre bacini di carbonio: biomassa epigea, biomassa ipogea e carbonio organico nel suolo. Il carbonio in ciascun serbatoio è stato successivamente aggregato per fornire stime più accurate dello stesso nell'intera area di studio.
Per calcolare il valore di stoccaggio del carbonio, abbiamo utilizzato le proiezioni economiche del "valore sociale del carbonio" contenute nell'articolo di Nordhaus (2017). Dato il valore di 1,03 USD/tCO_2 in Africa nel 2015, abbiamo applicato un tasso di sconto del 5% (come specificato in Nordhaus, 2017) all'anno per calcolare i valori futuri (2020 e 2050).
Il valore potenziale del biodiesel è stato invece calcolato utilizzando i dati in letteratura relativi al contesto africano. Per quanto riguarda il valore monetario dell'olio di *J. curcas*, è stato considerato il costo di 0,99 USD/L proposto da Ofori-Boateng e Lee (2011), mentre è stato considerato il valore medio di 2.700 L ha^{-1} $anno^{-1}$ proposto da Fang (2013) per il calcolo della resa per ettaro.
Sulla base di questi valori è stato desunto l'importo in USD delle categorie di uso del suolo intersecate da *J. curcas* (classi di idoneità climatica medio-alta e alta). Abbiamo ipotizzato che il prezzo del biodiesel derivante da *J. curcas* e la resa delle colture siano rimasti costanti nel tempo, poiché, al momento, non sono disponibili proiezioni future per questi dati.

5.2.4.3 Analisi GIS sulle simulazioni LULC presenti e future e sui modelli ecologici

Per dedurre le aree di co-occorrenza per i modelli corretti mediante il MEDI, abbiamo poligonizzato gli stessi e intersecato i layer vettoriali risultanti con le simulazioni degli scenari LULC al presente (LULC_2018) e al futuro (LULC_2050_SSP2_4.5, LULC_2050_SSP2_6.0, LULC_2050_SSP3_4.5 e LULC_2050_SSP3_6.0).
I dati spaziali risultanti sono stati intersecati con i modelli di stoccaggio del carbonio attuali e futuri (rispettivamente Carbon_2018 e Carbon_2050_SSP2_4.5, Carbon_2050_SSP2_6.0,

Carbon_2050_SSP3_4.5, Carbon_2050_SSP3_6.0), in modo da stimare i valori economici del carbonio immagazzinato.
Inoltre, per valutare la co-occorrenza tra i taxa scelti all'interno di ciascun paese sub-sahariano (per le tendenze più rilevanti ottenute dalle nostre analisi), abbiamo calcolato un indice di rapporto "raddoppiato". Questo indice, chiamato qui "Potential-Actual Cultivation Index" (PACI), è composto dal rapporto tra l'intersezione di aree idonee per i due taxa (appartenenti a un unico paese) e il numero di progetti di coltivazione di *J. curcas* effettivi nel paese (Gexsi, 2008); il risultato di questo primo rapporto è stato normalizzato dividendolo ulteriormente per la superficie totale dello stato considerato.

5.3 Risultati

Il set di dati generato ha portato a 2.020 record di occorrenze per *J. curcas*, sia nella sua area nativa che in quella di studio (Africa sub-sahariana), e 60 località di occorrenza per *Aphthona* spp. (Figura 1). Il test di Moran eseguito su entrambi i set di dati (quello appartenente a *J. curcas* è stato assottigliato a 1.028 punti di presenza) mostra che non è stata trovata alcuna correlazione spaziale. I risultati per *J. curcas* hanno mostrato valori di Moran I = -0,001 (valore atteso = -0,002), z-score = 0,386 e p = 0,699, mentre per *Aphthona* spp. sono risultati valori di Moran I = −0,0008 (valore atteso = −0,0004), z-score = −0,849 e p = 0,395.

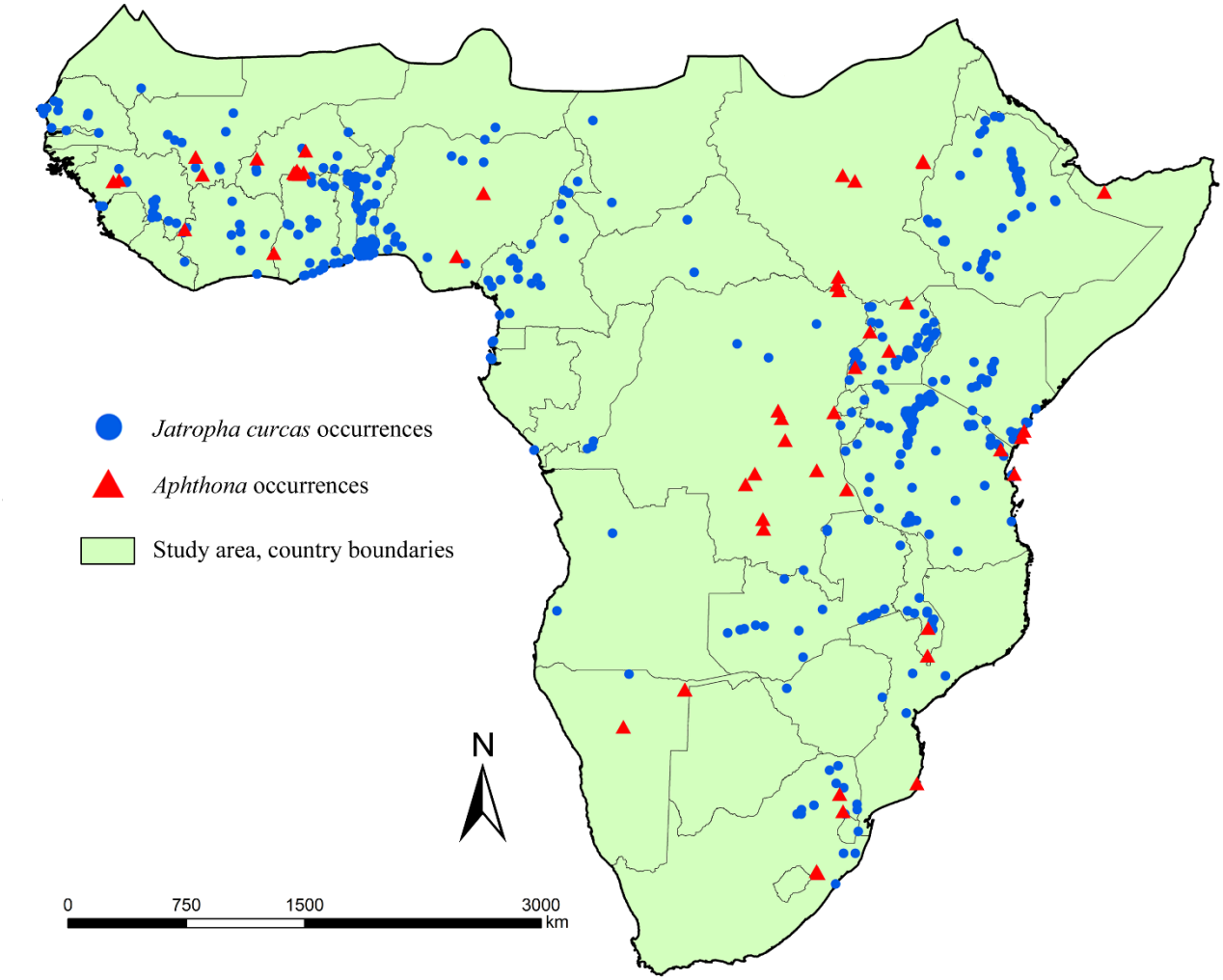

Figura 1. Località di occorrenza nell'Africa sub-sahariana per i due taxa scelti. Punti di presenza di *Jatropha curcas* (punti blu) e *Aphthona* spp. (punti rossi).

Gli ENM mostrano buone prestazioni di discriminazione, con TSS = 0,869 e AUC = 0,864 per *J. curcas* e TSS = 0,880 e AUC = 0,961 per *Aphthona* spp. Le tre variabili che contribuiscono maggiormente per *J. curcas* sono BIO13 (precipitazioni del mese più umido) = 34,6% del contributo totale, BIO6 (temperatura minima del mese più freddo) = 33,1% e BIO12 (precipitazione annuale) = 20,5%, mentre BIO6 = 33,5%, BIO15 (precipitazioni stagionali) = 21,9% e BIO12 = 20,3% sono quelle che contribuiscono maggiormente per *Aphthona* spp. Le curve di risposta marginale costruite per le due variabili condivise (BIO6 e BIO12) mostrano un andamento simile rispetto alla risposta di entrambi i taxa a questi due predittori, con un picco per *Aphthona* spp. tra 10°C e 20°C, un aumento dell'idoneità per *J. curcas* oltre i 10°C e un picco per entrambi i taxa a circa 1.000 mm di precipitazioni annuali (Appendice (c), Figura A1).
Le tre classi di idoneità ottenute dall'ENM calibrate sulle condizioni climatiche presenti per *J. curcas* mostrano un'area continua altamente vocata nei territori sub-sahariani, con ampie zone di idoneità media in Africa centrale che collega altre due patches altamente vocate, una nel settore occidentale e un'altra (più grande) nel settore orientale (Figura 2). Il maggior numero di piantagioni di *J. curcas*

sembrerebbe ospitato da paesi con territori altamente idonei (rispetto all'estensione totale dell'area del paese), come Tanzania, Uganda e Benin, anche se si riscontrano alcune eccezioni (es. Repubblica Centrafricana) (Figura 2).

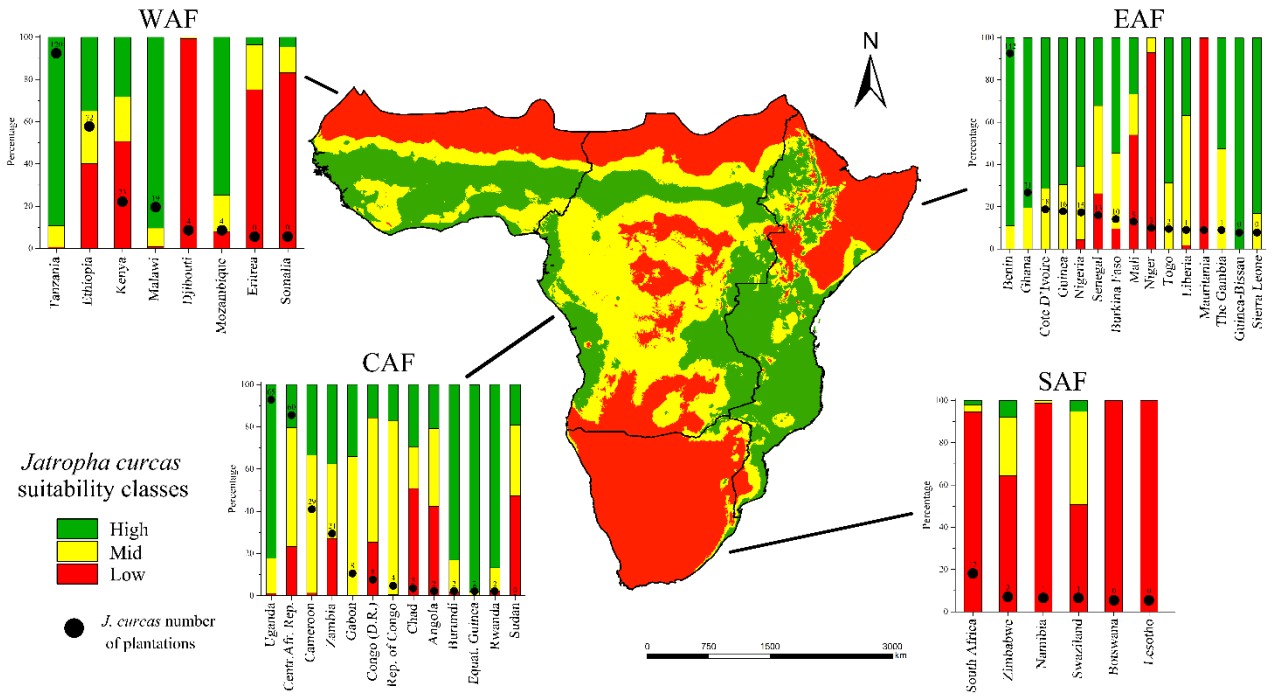

Figura 2. Classi di idoneità di *Jatropha curcas*. Distribuzione spaziale delle aree idonee (Basso: 0–0,33, rosso; Medio: 0,33–0,66, giallo; Alto: 0,66–0,99, verde) ottenute dai modelli di nicchia ecologica sulla base delle condizioni climatiche attuali per *J. curcas*; percentuale delle tre classi di idoneità rispetto a ciascuna estensione di paese sub-sahariano nell'Africa occidentale (WAF), centrale (CAF), orientale (EAF) e meridionale (SAF). I punti in nero rappresentano il numero di località (per stato) in cui si trova *J. curcas*.

Quando vengono confrontate le tre classi di idoneità sia per *Aphthona* spp. che per *J. curcas*, l'Africa sub-sahariana "si divide" in due zone: una sezione settentrionale dell'area di studio, rappresentata da una cintura in cui l'idoneità per *Aphthona* spp. è bassa e quella per *J. curcas* è media o alta (cioè le piantagioni si trovano in un'area climaticamente inadatta per *Aphthona* spp.); alcuni ampi appezzamenti in cui entrambi i taxa dispongono di aree climaticamente adatte (Figura 3). Inoltre, due principali patches si trovano in Africa centrale ed hanno bassa idoneità per *Aphthona* spp. e alta (o media) idoneità per *J. curcas*, mentre un'ultima grande area (e alcune zone minori e sparse) si trova nell'Africa orientale, dove entrambi i taxa presentano aree altamente adatte (Figura 3).

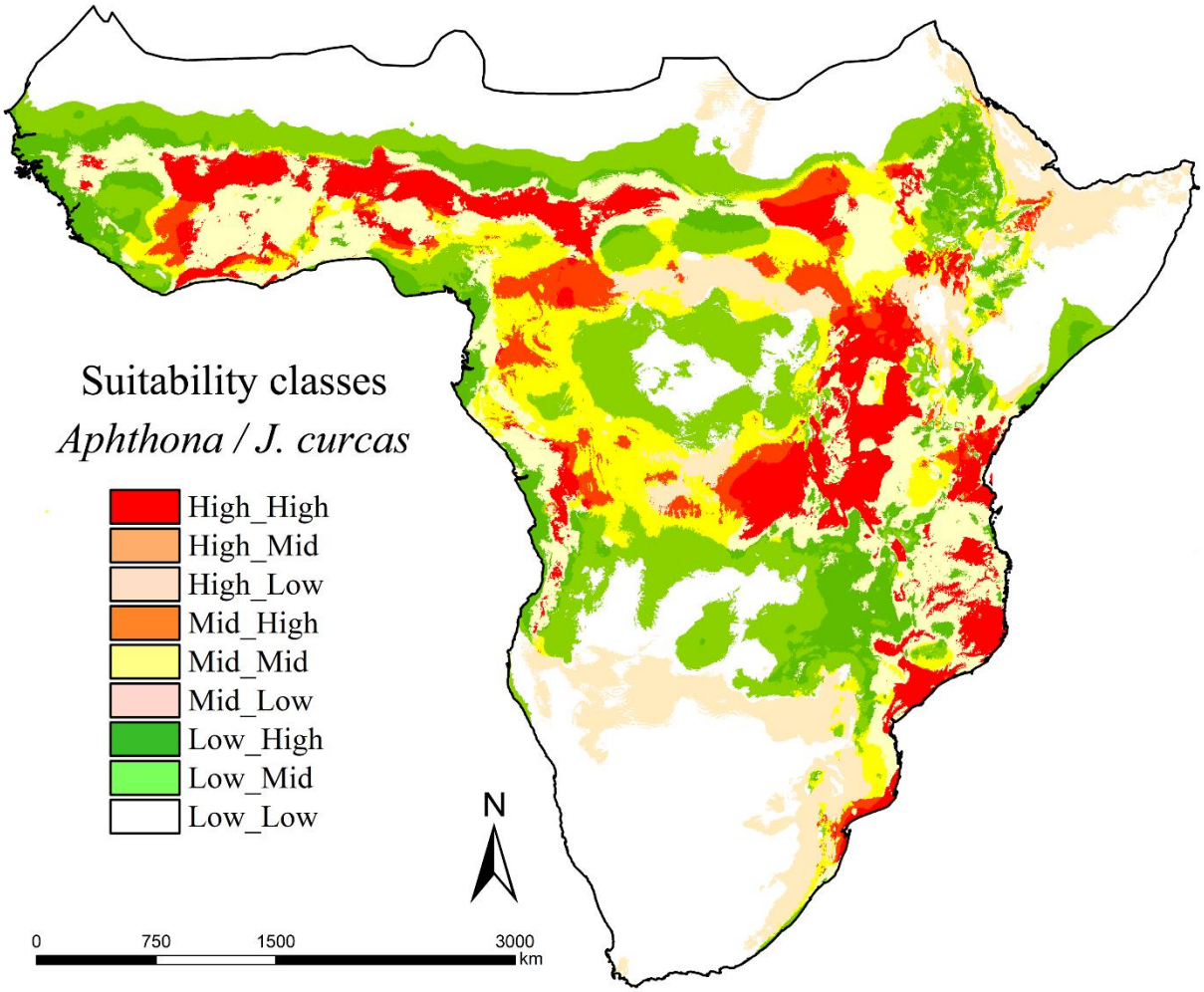

Figura 3. Sovrapposizione delle aree climaticamente idonee per *Aphthona* spp. e *Jatropha curcas*. Aree idonee co-occorrenti dedotte mediante modelli di nicchia ecologica per le condizioni climatiche attuali sia per *Aphthona* spp. e *J. curcas*.

Le co-occorrenze previste sono state confrontate con le piantagioni di *J. curcas*, che attualmente rientrano per oltre il 65% in aree con idoneità alta o media per le tre specie di *Aphthona* spp. considerate (Figura 4a). Negli scenari climatici futuri, considerando le piantagioni di *J. curcas* fisse, è previsto un aumento sia di *Aphthona* spp. che delle classi di idoneità media di *J. curcas*, a scapito delle classi più alte di entrambi i taxa; tutte le altre classi di co-occorrenza rimangono stabili (Figura 4a).

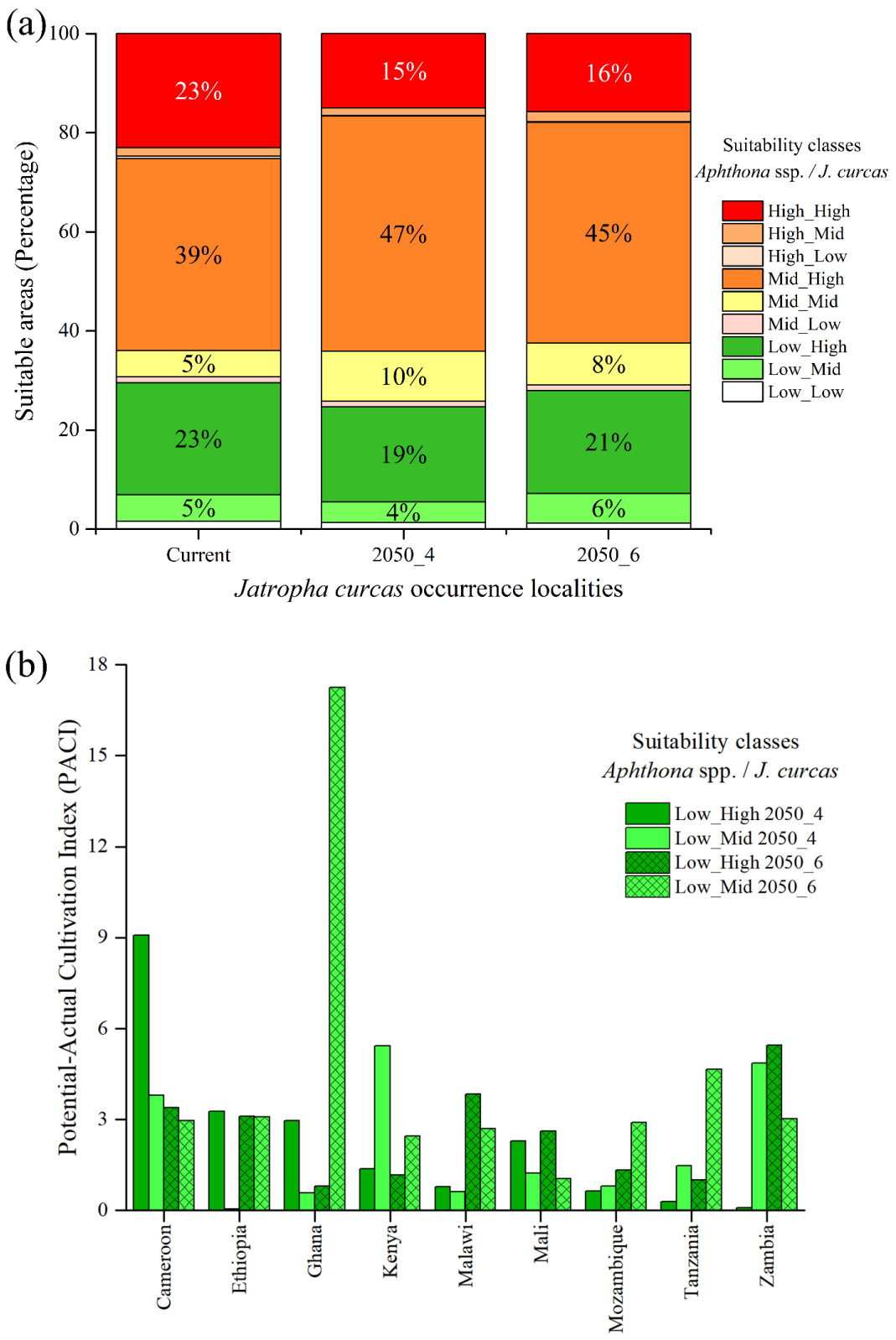

Figura 4. (a) Percentuale di *Jatropha curcas* in territori di idoneità climatica sovrapposta tra *Aphthona* spp. e *J. curcas*; (b) Indice PACI calcolato per i paesi più rilevanti. (a) Località di *J. curcas* (considerando le occorrenze di quest'ultima come fisse per gli scenari futuri) che ricadono all'interno delle differenti aree di co-occorrenza predette per *Aphthona* ssp. e *J. curcas* negli scenari al presente e al futuro; (b) rapporto tra le potenziali aree idonee e il numero di occorrenze di *J. curcas*, normalizzato per l'area di ciascuno stato (PACI), calcolato per i paesi più rilevanti che ospitano condizioni maggiormente positive per la coltivazione di *J. curcas*.

Le tendenze più rilevanti evidenziate da questa analisi, in termini di paesi coinvolti, sono state ulteriormente approfondite utilizzando il PACI (Figura 4b).
Considerando gli scenari di cambiamento dell'uso del suolo (SSP2 e 3) nel contesto delle traiettorie RCP climatiche (4.5 e 6.0) e i corrispondenti territori che intersecano le classi di idoneità di *J. curcas*, si osserva un aumento cumulato per tutti gli scenari nelle aree ad alta idoneità di *J. curcas* (Figura 5). Questa analisi mostra che l'idoneità di *J. curcas* varia considerevolmente nelle diverse simulazioni di uso del suolo. Nella classe di bassa idoneità, *J. curcas* mostra una rilevante variazione negativa nelle simulazioni SSP2 per entrambi gli scenari di mitigazione 4.5 e 6.0, mentre una forte variazione positiva si osserva in entrambe le simulazioni SSP3 (4.5 e 6.0), con la percentuale in aumento quasi del 100% rispetto allo scenario attuale.

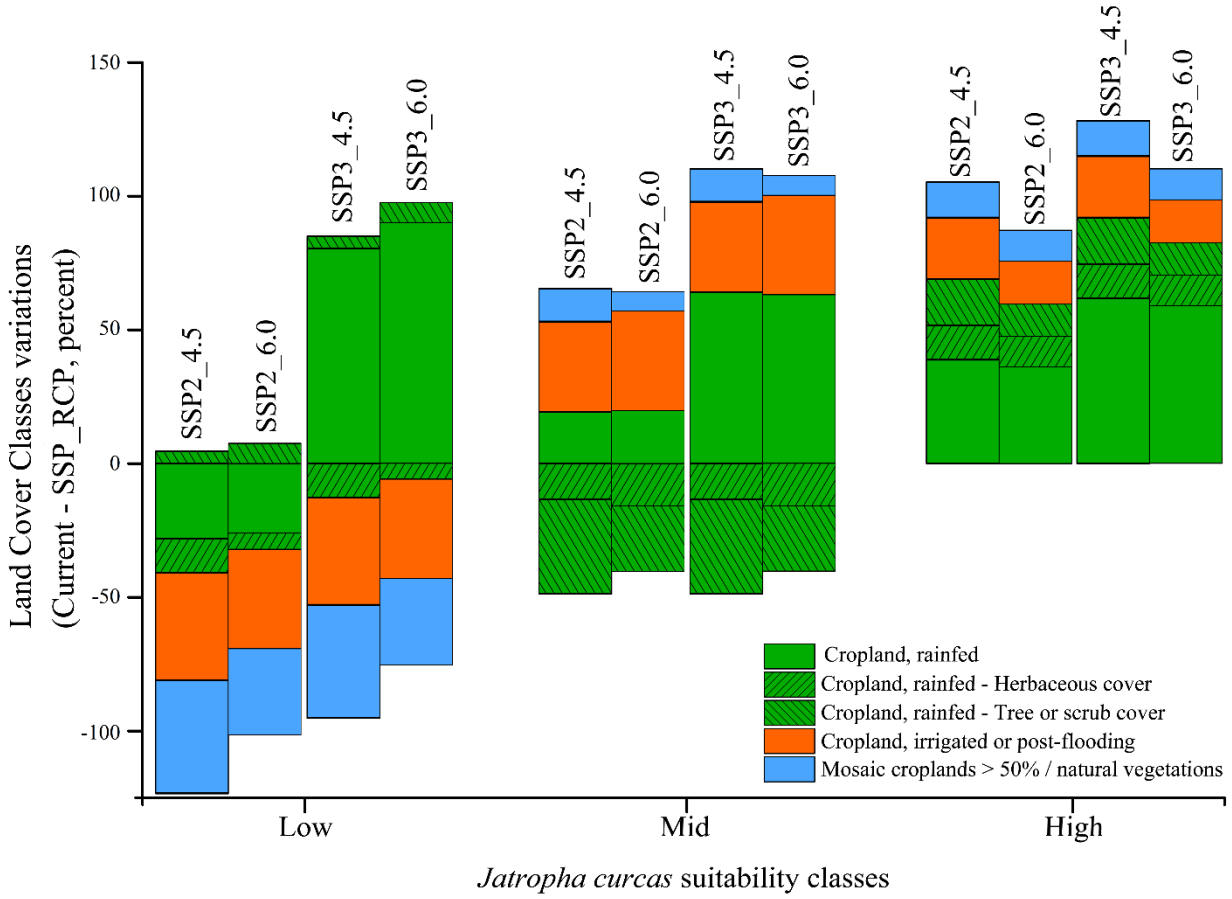

Figura 5. Variazione dell'area delle classi di copertura del suolo all'interno delle aree idonee predette per *Jatropha curcas*. Variazione delle classi di copertura del suolo considerate per le due diverse narrazioni SSP (sensu O'Neill et al., 2017) e Percorsi di Concentrazione Rappresentativi (RCP) che si intersecano con le tre diverse classi di idoneità climatica di *J. curcas* (scenario attuale).

Per quanto riguarda la classe media, *J. curcas* sembra mantenere un andamento stabile con variazioni nelle classi di uso del suolo "Cropland - rainfed", che vanno da circa -50% a +20% nelle simulazioni SSP2. Un incremento rilevante si riscontra nelle altre classi agricole ("Cropland-irriged or post-flooding" e "Mosaic croplands"), interessate maggiormente dalla presenza di *J. curcas*. La tendenza verte maggiormente verso la classe "Cropland-rainfed" nelle simulazioni SSP3 dove in entrambi gli

scenari di mitigazione si osserva una variazione positiva (oltre il 50% rispetto allo scenario attuale; Figura 5).
La massima idoneità climatica per *J. curcas* (classe alta) mostra una variazione positiva rispetto allo scenario attuale per tutte le simulazioni di cambiamento dell'uso del suolo (SSP2_4.5–6.0 e SSP3_4.5–6.0). In tutti gli scenari, la tendenza verso la classe "Cropland-rainfed" rimane più elevata mentre si osserva una diminuzione per le altre due classi di uso del suolo ("Cropland-irrigated or post-flooding" e "Mosaic croplands") (Figura 5).
Per lo scenario attuale, è stato calcolato un totale di 937 milioni di USD per lo stoccaggio del carbonio da parte di *J. curcas* mentre dove entrambi i taxa si sovrappongono è stato calcolato un valore di 424 milioni di USD. Per la sola *J. curcas* è stato invece ottenuto il valore monetario in termini di produzione potenziale di biodiesel di 2.378 milioni di USD, mentre nelle aree dove entrambi i taxa co-occorrono il valore scende a 1.077 milioni di USD.
La presenza di *J. curcas* nella simulazione al futuro LULC 2050-SSP2 4.5 (piccola espansione dei terreni coltivati) mostra valori monetari per lo stoccaggio del carbonio e la potenziale produzione di biodiesel rispettivamente di 4 miliardi di USD e 3 miliardi di USD. Nell'altro scenario al futuro 2050-SSP2 6.0 (minore espansione dei terreni coltivati), il valore monetario dei servizi offerti da *J. curcas* è risultato in lieve calo (Figura 6a). Riguardo gli scenari 2050-SSP3 4.5 (massima espansione dei terreni coltivati) e 2050-SSP3 6.0 (grande espansione dei terreni coltivati), i valori dei servizi offerti sono aumentati di oltre 4 miliardi di USD nel primo scenario, fino a raggiungere quasi lo stesso valore nel secondo scenario (figura 6a). È evidente che sia nello scenario attuale che in quello futuro, la co-occorrenza con *Aphthona* spp. impatta negativamente sui valori economici dei servizi offerti da *J. curcas*, mostrando in media il 50% di variazione negativa (Figura 6b).

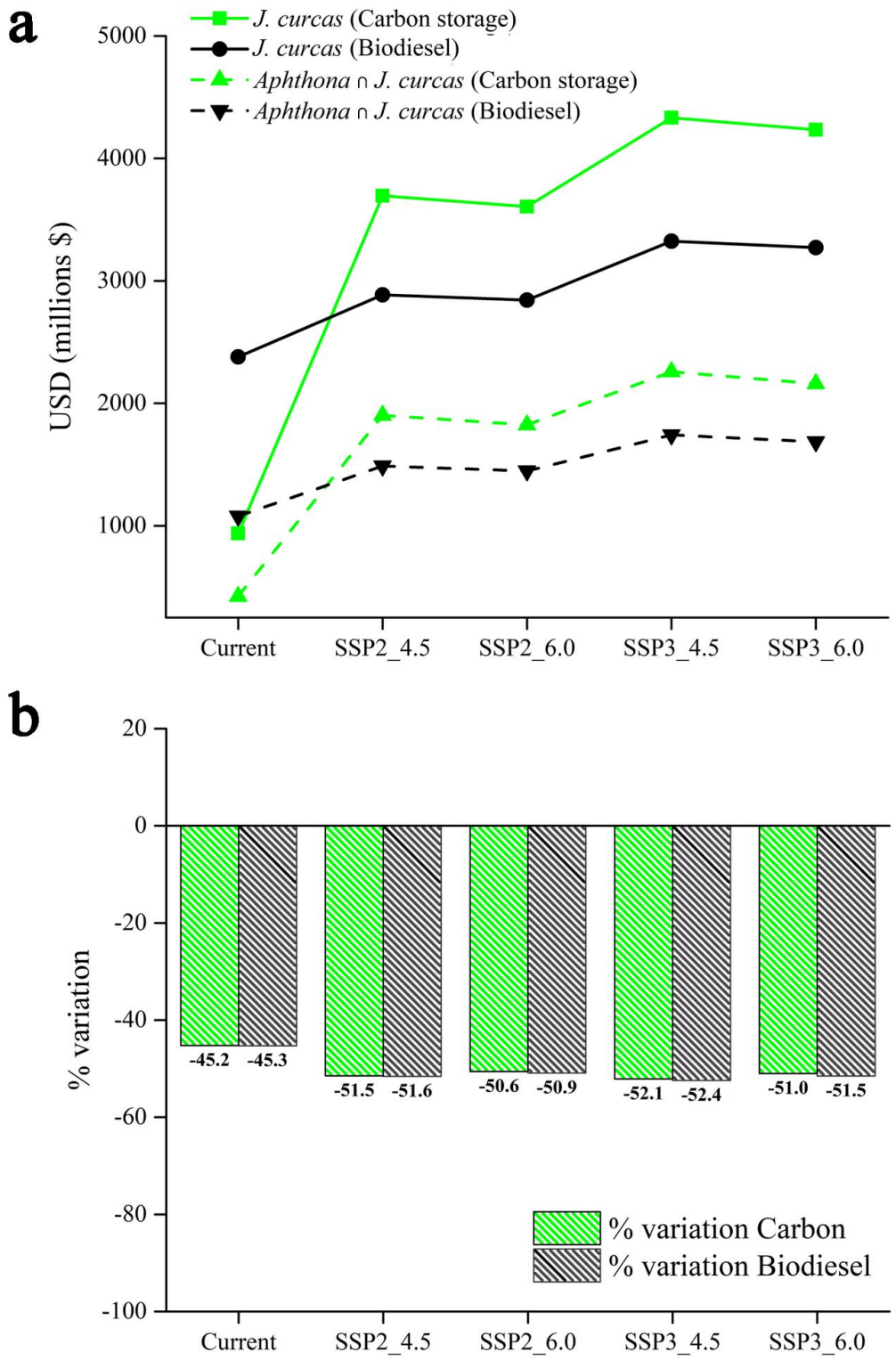

Figura 6. (a) Valore dedotto (USD, milioni all'anno) dei servizi ecosistemici forniti da *Jatropha curcas* da sola (linea continua) e *J. curcas* che co-occorre con *Aphthona* spp. e (b) variazione di tali valori (valori percentuali) per tutti gli scenari futuri considerati. (a) Valore economico dello stoccaggio del carbonio (in verde) e del biodiesel (in nero) prodotti da *J. curcas* singolarmente (linea continua) e quando co-occorre con *Aphthona* spp. (linea tratteggiata), nei differenti scenari (attuali e futuri) LULC-SSP considerati. (b) Percentuale di variazione del valore economico calcolata sugli scenari di co-occorrenza.

5.4 Discussioni

Le agenzie di sviluppo nell'Africa sub-sahariana hanno sostenuto progetti pilota per l'approvvigionamento energetico rurale decentralizzato. Oggi sono in corso importanti investimenti relativi alla coltivazione di *J. curcas* come coltura energetica, sebbene si verifichino forti disparità regionali. Come risulta dal rapporto GEXSI (Gexsi, 2008), l'Africa occidentale ha una lunga tradizione nella coltivazione di *J. curcas* da utilizzare come olio vegetale puro per l'approvvigionamento energetico dei villaggi. Come documentato dal suddetto rapporto, sono stati realizzati progetti su larga scala in diversi paesi come Ghana, Mali, Nigeria e Camerun; in Africa orientale, grandi progetti di *J. curcas* sono segnalati in Tanzania ed Etiopia, mentre altri di piccole dimensioni si trovano in Uganda e Kenya. Inoltre, il rapporto GEXSI (Gexsi, 2008) tiene conto anche della parte meridionale del continente africano, dove oggi si stanno sviluppando i progetti più ambiziosi in paesi come Angola, Botswana, Zambia e Mozambico.
In accordo con il rapporto GEXSI (Gexsi, 2008; che designa le aree precedentemente citate, nonché i luoghi dove sono presenti le più grandi coltivazioni di *J. curcas*), le nostre analisi mostrano che l'idoneità climatica nello scenario attuale per *J. curcas* si trova principalmente in due distretti: Africa occidentale (WAF) e orientale (EAF). Anche il distretto Centrafricano (CAF) mostra livelli di idoneità climatica medi e alti, con una vasta area di idoneità media verso le coste occidentali (Figure 1 e 2). In questi territori, il maggior numero di piantagioni di *J. curcas* si trova principalmente in Tanzania, Uganda e Benin, anche se si riscontrano alcune eccezioni, come la Repubblica Centrafricana, dove le colture sono presenti nel versante centro-orientale (Figura 2). In questi territori, l'analisi di co-occorrenza ha evidenziato la potenziale suscettibilità delle coltivazioni di *J. curcas* di subire la presenza di *Aphthona* spp., come descritto anche da Jingura e Kamusoko (2018) per l'Africa sub-sahariana. Infatti, le aree del Sahel e dell'Africa orientale, adatte a *J. curcas*, hanno maggiori probabilità di essere colonizzate anche da *Aphthona* spp., determinando così un elevato numero di patches dove le piante potrebbero subire gravi danni (Figura 3).
Negli scenari futuri, se si considera che le attuali piantagioni di *J. curcas* rimarranno nelle stesse località, si prevede un aumento dei territori idonei (idoneità media e alta) per *Aphthona* spp., dove si verificherà la co-occorrenza con le piantagioni. Nello scenario climatico 2050_4.5, l'incremento più rilevante si osserva nella classe Medio_Alta (*Aphthona_J. curcas*), mentre la classe più favorevole per le coltivazioni di *J. curcas* (classe Basso_Alta) produce un decremento dallo scenario attuale al 2050_4.5. In questo scenario, le colture di *J. curcas* dovranno fare i conti con una presenza costante di *Aphthona* spp. (classe Media) che potrebbe potenzialmente portare a una diminuzione della produttività del raccolto (Figura 4a). Lo scenario climatico 2050_6.0 ha mostrato un andamento simile ma con un leggero aumento nella classe di co-occorrenza Basso_Alta e una diminuzione nelle classi dove la presenza di *Aphthona* spp. è più pronunciata (Figura 4a).
L'analisi di post-modelling rivela che la sovrapposizione dei modelli di idoneità climatica tra i due taxa indica una tendenza rilevante nelle classi Basso_Alta (*Aphthona_J. curcas*) e Medio_Alta (*Aphthona_J. curcas*).
In entrambi gli scenari climatici analizzati, la classe Basso_Alta mostra una futura tendenza di risposta positiva in alcuni paesi come Mali, Camerun, Angola e Zambia. La classe Medio_Alta (la più rappresentata nelle tendenze globali) rappresenta una situazione relativamente negativa per le colture di *J. curcas*, in quanto la presenza costante di *Aphthona* spp. può potenzialmente portare alla completa distruzione del raccolto. L'analisi effettuata per singolo paese mostra che questa classe

segue un andamento simile in entrambi gli scenari climatici. L'influenza di *Aphthona* spp. sarà più pronunciata in alcuni paesi (ad es. Ghana, Etiopia, Kenya, Tanzania, Zambia, Malawi e Mozambico) in cui sono già presenti grandi progetti di coltivazione di *J. curcas*.
Il PACI mostra tendenze diverse e specifiche per alcune realtà locali. Nello scenario climatico 2050_4.5, la situazione maggiormente "positiva" (Basso_Alta) si osserva in Camerun, mentre nello scenario 2050_6.0 la condizione più favorevole per la coltivazione di *J. curcas* si verifica in Zambia. Allo stesso modo, la situazione più "negativa" (Medio_Alta) nello scenario climatico 2050_4.5 si trova in Kenya e Zambia, mentre lo scenario 2050_6.0 rivela la condizione più sfavorevole in Ghana, che mostra il valore più alto in assoluto (PACI = 17.25) tra tutti quelli ottenuti da questa analisi (Figura 4b). Questi paesi dovranno affrontare un'ampia diffusione potenziale di *Aphthona* spp. sulle coltivazioni di *J. curcas* che, se non rallentata, causerà probabilmente un'elevata perdita economica.
Gli scenari di mitigazione utilizzati (SSP) per raggiungere gli obiettivi di riduzione delle emissioni mostrano spesso un contributo sostanziale della bioenergia, in particolare come combustibile nel settore dei trasporti o come materia prima per la produzione di energia (possibilmente in combinazione con la cattura e lo stoccaggio del carbonio; Daioglou et al., 2017).
Tuttavia, la produzione di bioenergia è spesso associata alla modifica dell'uso del suolo, che porta a cambiamenti nelle riserve di carbonio legate alla superficie del suolo e a conseguenti emissioni in atmosfera. Essi hanno importanti conseguenze sull'efficacia della riduzione delle emissioni di GHG, mentre le variazioni di LULC potrebbero avere implicazioni negative anche sulla biodiversità e sulla produzione alimentare. In questo caso, le colture di *J. curcas* rappresentano un buon compromesso tra produzione di energia e stoccaggio del carbonio, motivo per il quale l'approccio utilizzato in questo studio ha tenuto conto di entrambi questi fattori.
In merito a tutte le classi di idoneità media, si osserva una diminuzione per alcune colture pluviali (erbacee e arboree o arbustive), mentre una diminuzione per tutte le categorie di uso del suolo è prevista per i territori a bassa idoneità nello scenario SSP2 (sia 4.5 che 6.0 RCP) con qualche sporadica eccezione. Gli scenari SSP3 hanno comportato una diminuzione delle terre coltivate irrigate, a mosaico e ricoperte da alberi o arbusti, con un concomitante forte aumento delle terre coltivate alimentate dalla pioggia (Figura 5).
L'analisi ha mostrato che la classe "Cropland-rainfed" (terre coltivate irrigate) è la categoria di uso del suolo più idonea per la coltivazione di *J. curcas* secondo Basinger et al. (2012), ma in futuro le colture di questa pianta potrebbero espandersi (per via della media idoneità climatica) su classi agricole che necessitano di irrigazione artificiale o su mosaici agricoli se dovessero verificarsi gli scenari SSP2. Ciò dipenderà soprattutto dalle decisioni politiche che determinano le scelte nel campo energetico e della sicurezza alimentare (Winter, Faße & Frohberg, 2015; Figura 5). Tuttavia, la risoluzione spaziale delle simulazioni LULC e dei modelli ENM è relativamente grossolana, quindi questo studio si è concentrato su regioni molto grandi nelle quali, le simulazioni possono essere migliorate da studi locali più dettagliati.
Come rivelato dall'analisi della co-occorrenza tra *J. curcas* e *Aphthona* spp., nelle simulazioni future sull'uso del suolo questi insetti contribuiranno a danneggiare la produttività delle colture per i biocarburanti, portando a un'enorme perdita economica nei paesi sub-sahariani. Per questo, nella presente analisi, abbiamo considerato l'aspetto economico, sia per gli ES (stoccaggio del carbonio) che per la produzione di biodiesel.
Come osservato per molte piante legate ad interessi produttivi (Naik, Goud, Rout & Dalai, 2010), nel prossimo futuro è probabile che l'attacco dei parassiti provochi impatti economici notevoli, anche

per via del legame con il settore energetico. Inoltre, nel prossimo futuro, verrà dato maggiore interesse al sequestro del carbonio, a causa delle strategie in corso e future volte a rimuovere la CO_2 dall'atmosfera (Shukla et al., 2019).
Il nostro studio ha evidenziato una grande differenza tra i valori monetari ottenuti per lo stoccaggio del carbonio e la produzione di biodiesel (Figura 6), mostrando il duplice aspetto economico di *J. curcas*.
Nello scenario attuale, la perdita monetaria per entrambi i servizi offerti da *J. curcas*, per via della potenziale presenza di *Aphthona* spp., diminuisce significativamente con valori percentuali intorno al -45%. Nelle simulazioni future, invece, la variazione negativa maggiore (-52%) si osserva nella SSP3_4.5, che mostra caratteristiche peculiari per quanto riguarda le emissioni di CO_2 e il cambiamento di uso del suolo. L'analisi mostra come la co-occorrenza tra i due taxa sia dannosa per i servizi offerti dalle colture di *J. curcas* sia nei diversi scenari di cambiamento climatico che di uso del suolo. I risultati mostrano che il valore monetario dell'ES di stoccaggio del carbonio supererà quello della produzione di biodiesel negli scenari futuri. Di conseguenza, sia i benefici ambientali che quelli strettamente economici saranno fortemente influenzati dalla co-occorrenza con *Aphthona* spp., causando potenziali danni per diversi miliardi di dollari. È probabile che ciò accada se i futuri "nuovi" progetti di *J. curcas* (così come quelle attuali) saranno implementati senza seguire precisi criteri scientifici come è stato fatto finora (Ahmed & Gasparatos, 2016).
I possibili effetti delle ulteriori richieste di biocarburanti sulla produzione alimentare nazionale e sul commercio internazionale non sono presi in considerazione nel presente studio e devono essere valutati per le politiche future di specifici paesi.

5.5 Conclusione

L'uso integrato di ENM, simulazioni di uso del suolo e modelli per la valutazione degli ES, come effettuato nel nostro lavoro, ha dimostrato di offrire alcuni vantaggi nello studio della potenziale distribuzione dei parassiti sulle colture di interesse economico. Questo approccio consente di valutare la potenziale diffusione di organismi nocivi sulle colture prima e durante la gestione pratica, concentrando gli sforzi economici su strategie gestionali per aree specifiche.
La categorizzazione delle preferenze climatiche aiuta ad evidenziare le aree di copertura del suolo di particolare interesse per le specie che infestano le colture e permette di fornire una valutazione economica, riducendo le incertezze derivanti da un unico approccio basato sugli ENM.
Le metodologie utilizzate in questo studio, pur risultando approssimative, data la bassa risoluzione spaziale dei dati, consentono tuttavia un'analisi molto accurata della distribuzione dei taxa target e una valutazione economica preventiva utile a impedire l'implementazione di colture economiche dove le condizioni climatico/ambientali risultano poco idonee. Ciò consente agli investitori, di risparmiare tempo e denaro mediante azioni mirate su qualsiasi tipologia di coltura economica.

5.6 Bibliografia

Achten, W. M., Verchot, L., Franken, Y. J., Mathijs, E., Singh, V. P., Aerts, R., & Muys, B. (2008). *Jatropha* bio-diesel production and use. *Biomass and bioenergy, 32*(12), 1063-1084.

Ahmed, A., & Gasparatos, A. (2016). Rapid sustainability appraisal of collapsed jatropha projects in Ghana using local community perceptions: methodological implications for sustainability science. In *Sustainability Science: Field Methods and Exercises* (pp. 199-227): Springer.

Aiello-Lammens, M. E., Boria, R. A., Radosavljevic, A., Vilela, B., & Anderson, R. P. (2015). spThin: an R package for spatial thinning of species occurrence records for use in ecological niche models. *Ecography, 38*(5), 541-545.

Allouche, O., Tsoar, A., & Kadmon, R. (2006). Assessing the accuracy of species distribution models: prevalence, kappa and the true skill statistic (TSS). *Journal of Applied Ecology, 43*(6), 1223-1232.

Anderson, K., & Peters, G. (2016). The trouble with negative emissions. S*cience, 354*(6309), 182-183.

Anitha, K., & Varaprasad, K. (2012). *Jatropha* pests and diseases: an overview. In *Jatropha, challenges for a new energy crop* (pp. 175-218): Springer.

Basinger, M., Chen, J., Jeffrey-Coker, F., Rodriguez-Sanchez, F., Singer, T., & Modi, V. (2012). Jatropha adoption: a statistical observational study of factors influencing Malian farmers' decision to grow Jatropha. *Agroforestry systems, 84*(1), 59-72.

Baumert, S., Khamzina, A., & Vlek, P. L. (2018). Greenhouse gas and energy balance of Jatropha biofuel production systems of Burkina Faso. *Energy for Sustainable Development, 42*, 14-23.

Biondi, Urbani, F., & D'Alessandro, P. (2013). Revision of the *Aphthona cookei* species group in Sub-Saharan Africa: pests of *Jatropha curcas* L. in biodiesel plantations (Coleoptera, Chrysomelidae, Galerucinae, Alticini). *Entomologia*, e7-e7.

Börjesson, P., & Tufvesson, L. M. (2011). Agricultural crop-based biofuels–resource efficiency and environmental performance including direct land use changes. *Journal of Cleaner Production, 19*(2-3), 108-120.

Breeze, P. (2017). Chapter 2 - The Carbon Cycle and Atmospheric Warming. In P. Breeze (Ed.), *Electricity Generation and the Environment* (pp. 13-21): Academic Press.

Broennimann, O., & Guisan, A. (2008). Predicting current and future biological invasions: both native and invaded ranges matter. *Biology Letters, 4*(5), 585-589.

Bryan, B. A., King, D., & Wang, E. (2010). Biofuels agriculture: landscape-scale trade-offs between fuel, economics, carbon, energy, food, and fiber. *Gcb Bioenergy, 2*(6), 330-345.

Burns, W., & Nicholson, S. (2017). Bioenergy and carbon capture with storage (BECCS): the prospects and challenges of an emerging climate policy response. *Journal of Environmental Studies and Sciences, 7*(4), 527-534.

Carpenter, S. R., DeFries, R., Dietz, T., Mooney, H. A., Polasky, S., Reid, W. V., & Scholes, R. J. (2006). Millennium ecosystem assessment: research needs. In: American Association for the Advancement of Science.

Cerasoli, F., Iannella, M., & Biondi, M. (2019). Between the hammer and the anvil: how the combined effect of global warming and the non-native common slider could threaten the European pond turtle. *Management of Biological Invasions, 10*.

Chaudhary, A., & Kastner, T. (2016). Land use biodiversity impacts embodied in international food trade. *Global Environmental Change, 38*, 195-204.

Contran, N., Chessa, L., Lubino, M., Bellavite, D., Roggero, P. P., & Enne, G. (2013). State-of-the-art of the *Jatropha curcas* productive chain: from sowing to biodiesel and by-products. *Industrial crops and products, 42*, 202-215.

Correa, D. F., Beyer, H. L., Possingham, H. P., Thomas-Hall, S. R., & Schenk, P. M. (2017). Biodiversity impacts of bioenergy production: Microalgae vs. first generation biofuels. *Renewable and Sustainable Energy Reviews, 74*, 1131-1146.

D'Alessandro, P., Iannella, M., Frasca, R., & Biondi, M. (2018). Distribution patterns and habitat preference for the genera-group *Blepharida* sl in Sub-Saharan Africa (Coleoptera: Chrysomelidae: Galerucinae: Alticini). *Zoologischer Anzeiger, 277*, 23-32.

Daily, G. C. (1997). *Nature's services* (Vol. 19971): Island Press, Washington, DC.

Daioglou, V., Doelman, J. C., Stehfest, E., Müller, C., Wicke, B., Faaij, A., & van Vuuren, D. P. (2017). Greenhouse gas emission curves for advanced biofuel supply chains. *Nature Climate Change, 7*(12), 920-924.

Dale, V. H., Kline, K. L., Wiens, J., & Fargione, J. (2010). *Biofuels: implications for land use and biodiversity*. Retrieved from

Di Gregorio, A. (2005). *Land cover classification system: classification concepts and user manual: LCCS* (Vol. 2): Food & Agriculture Org.

Elbehri, A., Segerstedt, A., & Liu, P. (2013). *Biofuels and the sustainability challenge: a global assessment of sustainability issues, trends and policies for biofuels and related feedstocks*: Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO).

Elith, J., Kearney, M., & Phillips, S. (2010). The art of modelling range-shifting species. *Methods in Ecology and Evolution, 1*(4), 330-342.

Elith, J., & Leathwick, J. R. (2009). Species distribution models: ecological explanation and prediction across space and time. *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics, 40*(1), 677-697.

ESA (Cartographer). (2017). Land Cover CCI Product User Guide Version 2. Tech. Rep. Retrieved from maps.elie.ucl.ac.be/CCI/viewer/download/ESACCI-LC-Ph2-PUGv2_2.0.pdf

ESRI. (2010). ArcMap 10.0. *ESRI, Redlands, California*.

Fang, Z. (2013). *Biofuels: Economy, Environment and Sustainability*: BoD–Books on Demand.

FAO. (2016). FAOSTAT Crops production database.

Ferrier, S., Ninan, K., Leadley, P., Alkemade, R., Acosta, L., Akçakaya, H., . . . Harhash, K. (2016). The methodological assessment report on scenarios and models of biodiversity and ecosystem services. *Secretariat of the Intergovernmental Platform for Biodiversity and Ecosystem Services: Bonn, Germany*.

Fricko, O., Havlik, P., Rogelj, J., Klimont, Z., Gusti, M., Johnson, N., . . . Amann, M. (2017). The marker quantification of the Shared Socioeconomic Pathway 2: A middle-of-the-road scenario for the 21st century. *Global Environmental Change, 42*, 251-267.

Fujimori, S., Hasegawa, T., Masui, T., Takahashi, K., Herran, D. S., Dai, H., . . . Kainuma, M. (2017). SSP3: AIM implementation of shared socioeconomic pathways. *Global Environmental Change, 42*, 268-283.

Fuss, S., Lamb, W. F., Callaghan, M. W., Hilaire, J., Creutzig, F., Amann, T., . . . Khanna, T. (2018). Negative emissions—Part 2: Costs, potentials and side effects. *Environmental Research Letters, 13*(6), 063002.

Gent, P. R., Danabasoglu, G., Donner, L. J., Holland, M. M., Hunke, E. C., Jayne, S. R., . . . Vertenstein, M. (2011). The community climate system model version 4. *Journal of Climate, 24*(19), 4973-4991.

Gexsi, L. (2008). Global market study on Jatropha. *Final Report Prepared for the World Wide Fund for Nature (WWF), London, Berlin*.

Gonzàles, N. F. C. (2016). International experiences with the cultivation of *Jatropha curcas* for biodiesel production. *Energy, 112*, 1245-1258.

Griscom, B. W., Goodman, R. C., Burivalova, Z., & Putz, F. E. (2018). Carbon and biodiversity impacts of intensive versus extensive tropical forestry. *Conservation Letters, 11*(1), e12362.

Hartman, G. L., Pawlowski, M. L., Herman, T. K., & Eastburn, D. (2016). Organically grown soybean production in the USA: Constraints and management of pathogens and insect pests. *Agronomy, 6*(1), 16.

Hijmans, R. J., Cameron, S. E., Parra, J. L., Jones, P. G., & Jarvis, A. (2005). Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas. *International journal of climatology, 25*(15), 1965-1978.

Hijmans, R. J., & Elith, J. (2016). dismo-package: Species distribution modeling with R. *R package version 1.1-1*.

Iannella, M., Cerasoli, F., & Biondi, M. (2017). Unraveling climate influences on the distribution of the parapatric newts *Lissotriton vulgaris meridionalis* and *L. italicus*. *Frontiers in Zoology, 14*(1), 55.

Iannella, M., Cerasoli, F., D'Alessandro, P., Console, G., & Biondi, M. (2018). Coupling GIS spatial analysis and Ensemble Niche Modelling to investigate climate change-related threats to the Sicilian pond turtle *Emys trinacris,* an endangered species from the Mediterranean. *PeerJ*, *6*, e4969.

Iannella, M., D'Alessandro, P., & Biondi, M. (2020). Forecasting the spread associated with climate change in Eastern Europe of the invasive Asiatic flea beetle, *Luperomorpha xanthodera* (Coleoptera: Chrysomelidae). *European Journal of Entomology, 117*, 130-138.

Iannella, M., D'Alessandro, P., Longo, S., & Biondi, M. (2019). New records and potential distribution by Ecological Niche Modelling of the adventive leaf beetle *Monoxia obesula* Blake in the Mediterranean area (Coleoptera, Chrysomelidae, Galerucinae). *Bulletin of Insectology, 72*(1), 135-142.

Iannella, M., D'Alessandro, P., & Biondi, M. (2018). Evidences for a shared history for spectacled salamanders, haplotypes and climate. *Scientific reports, 8*(1), 16507.

Iannella, M., De Simone, W., D'Alessandro, P., Console, G., & Biondi, M. (2019). Investigating the Current and Future Co-Occurrence of *Ambrosia artemisiifolia* and *Ophraella communa* in Europe through Ecological Modelling and Remote Sensing Data Analysis. *International journal of environmental research and public health, 16*(18), 3416.

Iannella, M., Liberatore, L., & Biondi, M. (2016). The effects of a sudden urbanization on micromammal communities: a case study of post-earthquake L'Aquila (Abruzzi Region, Italy). *Italian Journal of Zoology, 83*(2), 255-262.

IPCC, M.-D. V., Zhai, P., Pörtner, H., Roberts, D., Skea, J., & Shukla, P. (2018). Global warming of 1.5° C. *An IPCC special report on the impacts of global warming of, 1*.

Jackson, R., Le Quéré, C., Andrew, R., Canadell, J., Peters, G., Roy, J., & Wu, L. (2017). Warning signs for stabilizing global CO2 emissions. *Environmental Research Letters, 12*(11), 110202.

Jingura, R. M., & Kamusoko, R. (2018). Experiences with Jatropha cultivation in sub-Saharan Africa: implications for biofuels policies. *Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy, 13*(4), 224-230.

Jongh, J. d., & van der Putten, E. (2010). The *Jatropha* handbook: from cultivation to application. *FACT Foundation, Eindhoven*.

Kamel, D. A., Farag, H. A., Amin, N. K., Zatout, A. A., & Ali, R. M. (2018). Smart utilization of jatropha (Jatropha curcas Linnaeus) seeds for biodiesel production: Optimization and mechanism. *Industrial crops and products, 111*, 407-413.

Leh, M. D., Matlock, M. D., Cummings, E. C., & Nalley, L. L. (2013). Quantifying and mapping multiple ecosystem services change in West Africa. *Agriculture, ecosystems & environment, 165*, 6-18.

Marti, O., Braconnot, P., Dufresne, J.-L., Bellier, J., Benshila, R., Bony, S., . . . Codron, F. (2010). Key features of the IPSL ocean atmosphere model and its sensitivity to atmospheric resolution. *Climate Dynamics, 34*(1), 1-26.

Naik, S. N., Goud, V. V., Rout, P. K., & Dalai, A. K. (2010). Production of first and second generation biofuels: a comprehensive review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews, 14*(2), 578-597.

Nielsen, F., & De Jongh, J. (2009). *Jatropha curcas oil production for local development in Mozambique.* Paper presented at the African Crop Science Conference Proceedings.

Nordhaus, W. D. (2017). Revisiting the social cost of carbon. *Proceedings of the National Academy of Sciences, 114*(7), 1518-1523.

O'Neill, B. C., Kriegler, E., Ebi, K. L., Kemp-Benedict, E., Riahi, K., Rothman, D. S., . . . Kok, K. (2017). The roads ahead: Narratives for shared socioeconomic pathways describing world futures in the 21st century. *Global Environmental Change, 42*, 169-180.

Ofori-Boateng, C., & Lee, K. T. (2011). *Feasibility of Jatropha oil for biodiesel: Economic Analysis.* Paper presented at the World Renewable Energy Congress-Sweden; 8-13 May; 2011; Linköping; Sweden.

Oliver, T. H., Isaac, N. J., August, T. A., Woodcock, B. A., Roy, D. B., & Bullock, J. M. (2015). Declining resilience of ecosystem functions under biodiversity loss. *Nature communications, 6*, 10122.

Ong, H., Mahlia, T., Masjuki, H., & Norhasyima, R. (2011). Comparison of palm oil, *Jatropha* curcas and *Calophyllum inophyllum* for biodiesel: a review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews, 15*(8), 3501-3515.

Pacini, H., Sanches-Pereira, A., Durleva, M., Kane, M., & Bhutani, A. (2014). The state of the biofuels market: Regulatory, trade and development perspectives. *Trade Environment, Climate Change and Sustainable Development Branch, DITC, UNCTAD, 1*.

Pandey, V. C., Singh, K., Singh, J. S., Kumar, A., Singh, B., & Singh, R. P. (2012). *Jatropha curcas*: A potential biofuel plant for sustainable environmental development. *Renewable and Sustainable Energy Reviews, 16*(5), 2870-2883.

Parawira, W. (2010). Biodiesel production from *Jatropha curcas*: A review. *Scientific Research and Essays, 5*(14), 1796-1808.

Phillips, S. J., Anderson, R. P., & Schapire, R. E. (2006). Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological Modelling, 190*(3-4), 231-259.

Quader, M., & Ahmed, S. (2017). Bioenergy with carbon capture and storage (BECCS): future prospects of carbon-negative technologies. In *Clean Energy for Sustainable Development* (pp. 91-140): Elsevier.

R Core Team. (2016). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. *URL http://www.R-project.org/*.

Riahi, K., Van Vuuren, D. P., Kriegler, E., Edmonds, J., O'neill, B. C., Fujimori, S., . . . Fricko, O. (2017). The shared socioeconomic pathways and their energy, land use, and greenhouse gas emissions implications: an overview. *Global Environmental Change, 42*, 153-168.

Romeu-Dalmau, C., Gasparatos, A., von Maltitz, G., Graham, A., Almagro-Garcia, J., Wilebore, B., & Willis, K. J. (2018). Impacts of land use change due to biofuel crops on climate regulation services: five case studies in Malawi, Mozambique and Swaziland. *Biomass and Bioenergy, 114*, 30-40.

Sawadogo, A., & Nacro, S. (2016). Some Biological Features of *Aphtona whitfieldi* Bryant (Coleoptera: Chrysomelidae), an Insect Pest of Jatropha curcas L. in Burkina Faso. *Advances in Entomology, 4*(4), 231-239.

Sawadogo, A., & Nacro, S. (2017). The Effect of Aphthona whitfieldi (Coleoptera: Chrysomelidae) Populations' Density on the Growth of *Jatropha curcas* in Burkina Faso. *Advances in Entomology, 5*(4), 127-137.

Sawadogo, A., Nagalo, E., Nacro, S., Rouamba, M., & Kenis, M. (2015). Population dynamics of Aphthona whitfieldi (Coleoptera: Chrysomelidae), pest of Jatropha curcas, and environmental factors favoring its abundance in Burkina Faso. *Journal of insect science, 15*(1).

Sharp, R., Tallis, H., Ricketts, T., Guerry, A., Wood, S., Chaplin-Kramer, R., . . . Olwero, N. (2018). InVEST 3.7. 0. User's Guide. The Natural Capital Project. In: Stanford University, University of Minnesota, The Nature Conservancy and ….

Shukla, P., Skeg, J., Buendia, E. C., Masson-Delmotte, V., Pörtner, H.-O., Roberts, D., . . . van Diemen, S. (2019). Climate Change and Land: an IPCC special report on climate change, desertification, land degradation, sustainable land management, food security, and greenhouse gas fluxes in terrestrial ecosystems.

Smith, A. B., Godsoe, W., Rodríguez-Sánchez, F., Wang, H.-H., & Warren, D. (2019). Niche estimation above and below the species level. *Trends in Ecology & Evolution, 34*(3), 260-273.

Somorin, T. O., & Kolios, A. J. (2017). Prospects of deployment of *Jatropha* biodiesel-fired plants in Nigeria's power sector. *Energy, 135*, 726-739.

Stralberg, D., Matsuoka, S., Hamann, A., Bayne, E., Sólymos, P., Schmiegelow, F., . . . Song, S. (2015). Projecting boreal bird responses to climate change: the signal exceeds the noise. *Ecological Applications, 25*(1), 52-69.

Taylor, K. E., Stouffer, R. J., & Meehl, G. A. (2012). An overview of CMIP5 and the experiment design. *Bulletin of the American Meteorological Society, 93*(4), 485-498.

Thapa, S., Indrawan, N., & Bhoi, P. R. (2018). An overview on fuel properties and prospects of *Jatropha* biodiesel as fuel for engines. *Environmental technology & innovation, 9*, 210-219.

Thuiller, W., Georges, D., & Engler, R. (2016). biomod2: Ensemble platform for species distribution modeling. R package version 3.3-7. http://CRAN.R-project.org/package=biomod2.

Thuiller, W., Lafourcade, B., Engler, R., & Araújo, M. B. (2009). BIOMOD–a platform for ensemble forecasting of species distributions. *Ecography*, *32*(3), 369-373.

Tian, H., Lu, C., Ciais, P., Michalak, A. M., Canadell, J. G., Saikawa, E., . . . Zhang, B. (2016). The terrestrial biosphere as a net source of greenhouse gases to the atmosphere. *Nature*, *531*(7593), 225-228.

Tiwari, A. K., Kumar, A., & Raheman, H. (2007). Biodiesel production from jatropha oil (*Jatropha curcas*) with high free fatty acids: an optimized process. *Biomass and Bioenergy*, *31*(8), 569-575.

Trabucco, A., Achten, W. M., Bowe, C., Aerts, R., Van Orshoven, J., Norgrove, L., & Muys, B. (2010). Global mapping of Jatropha curcas yield based on response of fitness to present and future climate. *Gcb Bioenergy*, *2*(3), 139-151. doi:10.1111/j.1757-1707.2010.01049.x.

USDA, A. (2014). National Genetic Resources Program. In: National Germplasm Resources Laboratory Beltsville, Maryland, USA.

Watanabe, S., Hajima, T., Sudo, K., Nagashima, T., Takemura, T., Okajima, H., . . . Yokohata, T. (2011). MIROC-ESM 2010: Model description and basic results of CMIP5-20c3m experiments. *Geoscientific Model Development*, *4*(4), 845.

Williamson, P. (2016). Emissions reduction: Scrutinize CO_2 removal methods. *Nature*, *530*(7589), 153-155.

Winter, E., Faße, A., & Frohberg, K. (2015). Food security, energy equity, and the global commons: a computable village model applied to sub-Saharan Africa. *Regional Environmental Change*, *15*(7), 1215-1227.

5.7 Appendice (c)

Tabella A1. Occorrenze per *Jatropha curcas* utilizzate per le analisi.

Specie	X	Y	Range
Jatropha_curcas	-63,054	18,105	Primario
Jatropha_curcas	-8,167	6,000	Primario
Jatropha_curcas	-57,792	-27,866	Primario
Jatropha_curcas	164,467	-20,550	Primario
Jatropha_curcas	119,573	-5,006	Primario
Jatropha_curcas	80,733	8,039	Primario
Jatropha_curcas	127,990	1,601	Primario

Jatropha_curcas	129,917	-4,550	Primario
Jatropha_curcas	121,678	-3,814	Primario
Jatropha_curcas	122,437	13,952	Primario

La versione completa del dataset è disponibile mediante download al seguente link:

https://onlinelibrary.wiley.com/action/downloadSupplement?doi=10.1111%2Fgcbb.12727&file=gcbb12727-sup-0001-FigS1.docx

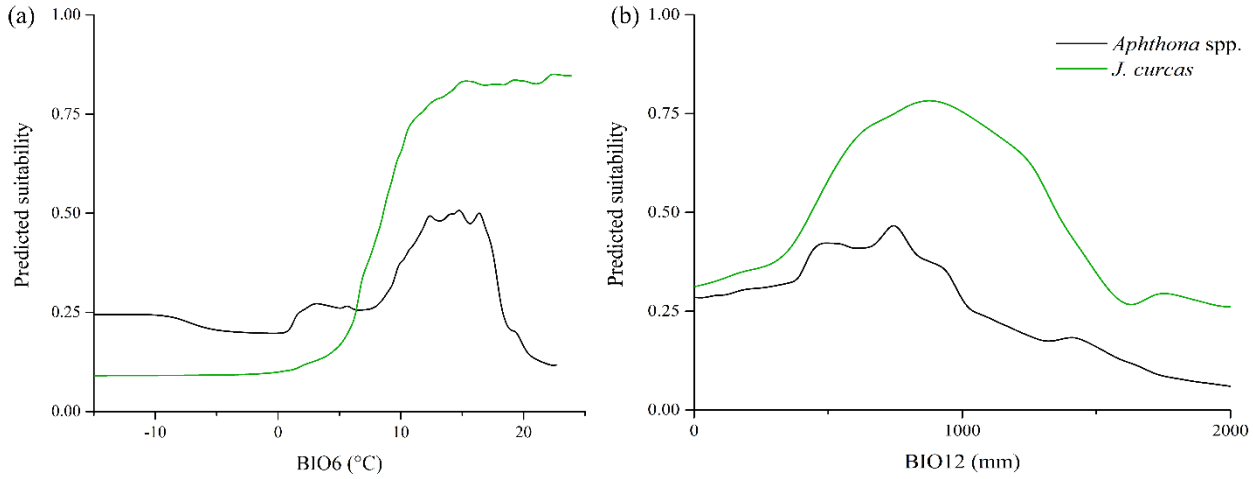

Figura A1. Curve di risposta marginali per le due variabili altamente contribuenti (BIO6, temperatura minima del mese più freddo, e BIO 12, precipitazioni annuali) condivise dai due taxa target (nero: *Aphthona* spp., verde: *Jatropha curcas*), ottenute dal processo di Ensemble Modelling.

Capitolo 6. Dal telerilevamento ai modelli di distribuzione delle specie: un flusso di lavoro integrato per monitorare la diffusione delle specie negli habitat di prateria *

* Questo capitolo è una rielaborazione della pubblicazione scientifica: De Simone, W., Allegrezza, M., Frattaroli, A. R., Montecchiari, S., Tesei, G., Zuccarello, V. & Di Musciano, M. (2021). From Remote Sensing to Species Distribution Modelling: An Integrated Workflow to Monitor Spreading Species in Key Grassland Habitats. *Remote Sensing*, *13*(10), 1904.

6.1 Introduzione

Gli ecosistemi delle praterie rappresentano un punto chiave per la biodiversità in tutto il mondo (Habel et al., 2013). Sono caratterizzati da una notevole diversità vegetale e animale e svolgono un ruolo cruciale nella conservazione delle specie. Per questi motivi, la maggior parte di queste comunità in Europa sono considerate habitat prioritari di interesse comunitario e sono tutelati dalla Direttiva "Habitat" della Comunità Europea (92/43/CEE) (Commissione Europea, 2013). Tuttavia, i cambiamenti nelle pratiche agro-pastorali e nell'evoluzione dell'uso del suolo determinano il rapido deterioramento di questi ecosistemi che ad oggi risultano tra i più minacciati d'Europa (Millennium Ecosystem Assessment, 2005). Il cambiamento di uso del suolo in questi ecosistemi è dovuto principalmente all'abbandono delle tradizionali attività umane che hanno favorito il mantenimento delle praterie nei secoli precedenti (Köhler et al., 2005). Questi cambiamenti hanno danneggiato diverse tipologie di habitat, comprese le praterie seminaturali (Rusina & Kuzemko, 2009).
In questo contesto, il telerilevamento o remote sensing (RS) è ampiamente adottato come strumento per lo studio di diversi fattori biotici e abiotici, direttamente e indirettamente, correlati alla conservazione della biodiversità (Nagendra et al., 2013; Wang & Gamon, 2019). Nell'ultimo decennio, i dati satellitari hanno mostrato una grande versatilità in diversi settori ambientali, come le perturbazioni da incendio (De Simone et al., 2020a), le inondazioni (Shahabi et al., 2020), la desertificazione (Liu et al., 2020), la diffusione di specie aliene invasive (Iannella et al., 2019a, b) e altre pressioni indotte dall'uomo (Geldmann, Joppa & Burgess, 2014; Iannella, Liberatore & Biondi, 2016; De Simone et al., 2020b). Da questo punto di vista, il RS si è rivelato uno strumento efficiente per monitorare le dinamiche della vegetazione sia a livello locale che globale (Knick, Rotenberry & Zarriello, 1997; Zha et al., 2003). I dati multispettrali telerilevati, come quelli derivanti dalle immagini Landsat e Sentinel-2 MSI (S2), si sono dimostrati particolarmente adatti per indagare le dinamiche della vegetazione, specialmente negli ecosistemi di prateria (Lehnert et al., 2015; Li, Zhang & Shen, 2017; Griffiths et al., 2020). La maggiore risoluzione spaziale e temporale di S2 rispetto a Landsat, lo rende uno strumento più preciso per il monitoraggio della vegetazione e la mappatura delle specie (Rapinel et al., 2019; Odindi, Mutanga & Rajah, 2020).
I modelli di distribuzione delle specie (SDM) sono invece strumenti numerici che combinano le occorrenze o l'abbondanza delle specie con le variabili ambientali (Guisan, Thuiller & Zimmermann, 2017). Gli SDM sono stati ampiamente utilizzati in ecologia e biologia della conservazione per comprendere i fattori abiotici e prevedere la distribuzione delle specie nello spazio e nel tempo (Elith & Leathwick, 2009). Le prestazioni di tali approcci di modellazione dipendono dalle condizioni abiotiche e dalla distribuzione delle osservazioni campionate, fondamentali per un efficace

addestramento e validazione del modello (Elith & Leathwick, 2009; Di Musciano et al., 2020). Le occorrenze delle specie sono spesso influenzate dallo sforzo di campionamento. Frequentemente, i ricercatori campionano aree facilmente accessibili (es. vicino a strade o città principali), portando alla formazione di cluster geografici di campionamento (Reddy & Dávalos, 2003; Iannella, D'Alessandro & Biondi, 2019). Per superare tale distorsione e calibrare/convalidare i modelli nel modo corretto, è possibile ottenere località di presenza dalle analisi di classificazione delle immagini telerilevate. In effetti, la distribuzione ottenuta dai dati telerilevati fornisce molte occorrenze che aumentano fortemente l'affidabilità dei modelli (Graham et al., 2007; He et al., 2019).
Questo studio si è concentrato sulle comunità delle praterie appenniniche colonizzate da *Brachypodium genuense* e/o *Brachypodium rupestre* (Bonanomi, Caporaso & Allegrezza, 2006, 2009). *B. genuense* è una specie ad ampia dispersione che si trova solitamente nelle prime fasi di colonizzazione delle praterie della catena appenninica (Allegrezza et al., 2014). Abbiamo focalizzato l'attenzione su questa specie perché il suo "comportamento invasivo" provoca un cambiamento nella struttura delle comunità, nella composizione delle specie e nella perdita di biodiversità (Catorci et al., 2011; Tardella et al., 2017). Pertanto, il controllo della diffusione di *B. genuense* è fondamentale per la conservazione della biodiversità e il mantenimento del valore delle praterie montane (Buckland et al., 2001; Kosić et al., 2014), soprattutto ai fini della conservazione della rete Natura 2000 (N2k) (Natura 2000, UE). Questo studio cerca di fornire un flusso di lavoro innovativo per il monitoraggio degli habitat essenziali degli ecosistemi di prateria. Sulla base di immagini S2, questo lavoro mira a raggiungere i seguenti obiettivi: a) Mappatura della distribuzione di *B. genuense* mediante dati satellitari; b) individuazione dei driver topografici della specie bersaglio integrando le occorrenze ottenute dalla classificazione dei dati satellitari con i modelli di distribuzione delle specie; c) identificazione degli habitat N2k maggiormente invasi da *B. genuense*.

6.2 Materiali e metodi

6.2.1 Area studio

La metodologia proposta è stata testata sull'altopiano di Campo Imperatore (Abruzzo, Italia) (Figura 1) nel settore sud-orientale del Parco Nazionale del Gran Sasso e Monti della Laga. L'altopiano di Campo Imperatore rientra nella regione biogeografica alpina (Cervellini et al., 2020) presentando variazioni altitudinali che vanno da 1.300 a 2.500 m s.l.m. Si trova ai piedi del massiccio calcareo del gruppo del Gran Sasso e risulta fortemente modellato dai fenomeni morfogenetici delle antiche glaciazioni (Calandra, 1999).

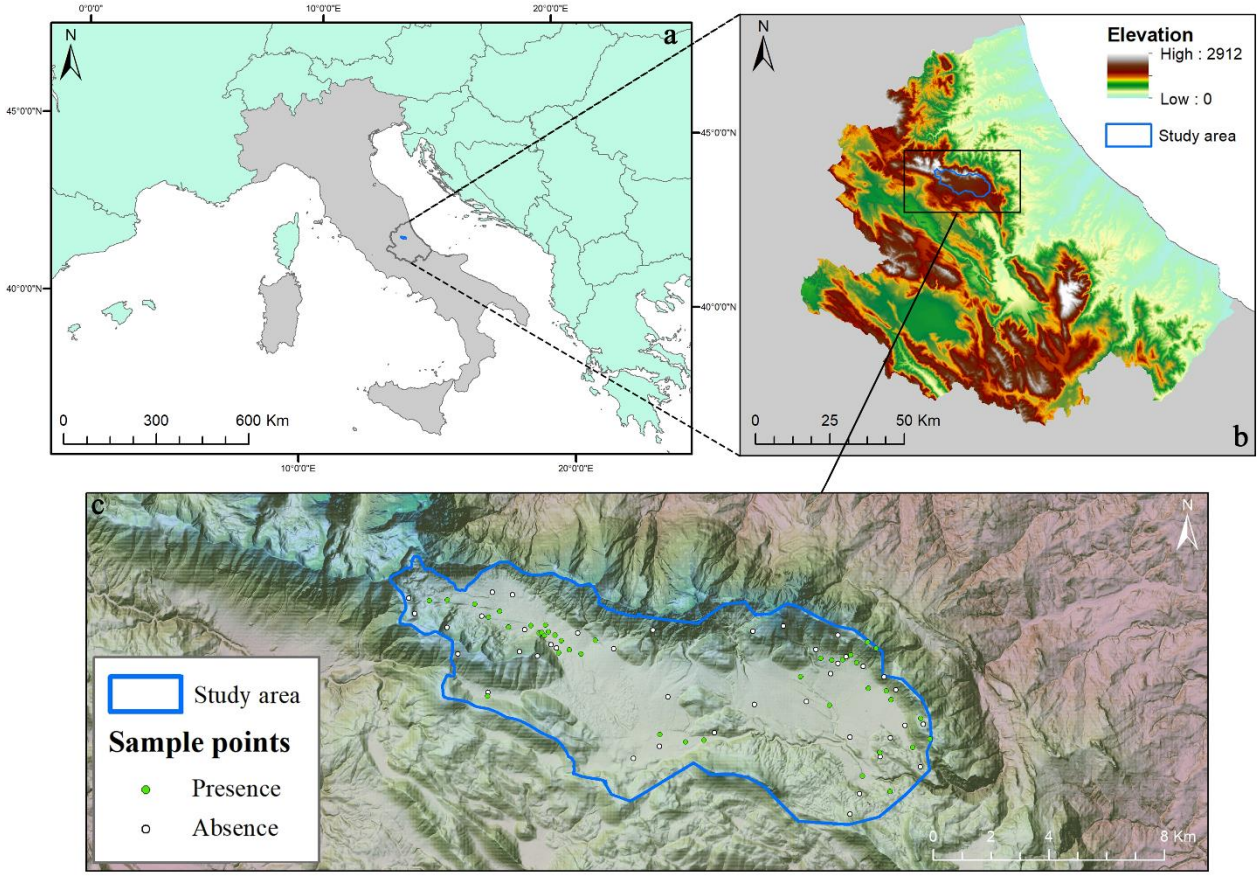

Figura 1. (a) Inquadramento di area vasta. (b) Inquadramento a scala regionale: modello digitale di elevazione della regione Abruzzo. (c) Occorrenze raccolte sul campo (presenza/assenza) e inquadramento a scala locale della morfologia dell'area. L'area di studio situata nel Parco Nazionale del Gran Sasso e Monti della Laga (Appennino Centrale, Abruzzo, Italia) è contrassegnata in azzurro in tutti i riquadri.

Le attività pastorali hanno influenzato fortemente la struttura e la composizione degli habitat di prateria. Nel corso del secolo scorso, le modificazioni dell'uso del suolo dal pascolo ovino a quello bovino ed equino ha favorito la diffusione di specie competitive e non appetibili per il bestiame. L'area di studio è fondamentale per la conservazione della biodiversità, essendo uno degli altipiani più estesi d'Europa. Infatti, nonostante le sue limitate dimensioni (~ 9400 ha), è estremamente ricco a livello di composizione di specie (Biondi et al., 1999; Conti & Bartolucci, 2016). Per questi motivi l'area rientra anche in una Zona di Protezione Speciale (ZPS) (Direttiva Uccelli, 2009/147/CEE) e in un Sito di Interesse Comunitario (SIC) (Direttiva Habitat, 92/43/CEE).

6.2.2 Dati satellitari e pre-elaborazione

Brachypodium genuense (DC.) Roem. e Schult. è una pianta graminoide perenne e risulta una delle specie erbacee dominanti più diffuse in Europa. Nell'Appennino centrale questa specie segue fasi fenologiche distinte (Catorci et al., 2011), che in questo studio, sono state sfruttate per identificarla attraverso immagini satellitari.

L'identificazione della copertura di *B. genuense* è stata effettuata utilizzando le immagini multispettrali dei satelliti Sentinel-2 (Programma Copernicus) aventi una risoluzione spaziale di 10

m per pixel (Drusch et al., 2012). I dati sono stati raccolti mediante il portale Open Access dell'ESA (https://scihub.copernicus.eu). Le immagini satellitari sono state scelte considerando gli stadi fenologici del *B. genuense* nell'Appennino centrale (Catorci et al., 2011). Sono state considerate tre fasi fenologiche distinte: l'inizio della crescita vegetativa (Green up—giugno 2019), la fioritura e la fruttificazione (Maturità—luglio 2019), l'inizio dell'ingiallimento fogliare e della completa essiccazione (Senescenza—settembre 2019) (Lim et al., 2018).
È stato scelto il "Livello 1C" (TOA - Top of Atmosphere reflectance) filtrando le immagini con una bassa copertura nuvolosa (0–20%). Successivamente sono stati eseguiti il "cloud masking" (mascheramento delle nuvole) (Szantoi & Strobl, 2019) e la correzione atmosferica (Louis et al., 2016; Gascon & Ramoino, 2017). Il dataset per la classificazione è stato costruito selezionando dieci bande spettrali (B2, B3, B4, B5, B6, B7, B8, B8A, B11, B12) (Rapinel et al., 2019), che sono state ricampionate e combinate in un unico layer (raster stack). Nello stack abbiamo anche incluso diversi dati ancillari: un modello digitale di elevazione (fornito dalla regione Abruzzo all'indirizzo: http://opendata.regione.abruzzo.it/content/modello-digitale-del-terreno-risoluzione-10×10-metri) a 10 m per pixel e alcuni suoi prodotti derivati: pendenza ed esposizione; l'NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) (Rouse, 1974; Viana-Soto, Aguado & Martínez, 2017) e uno dei suoi prodotti derivati, la Texture (ottenuta dalla Focal analysis) (Wood et al., 2012; Wegmann, Leutner & Dech, 2016). I prodotti NDVI e Texture sono stati calcolati per tutte le immagini analizzate.

6.2.3 Raccolta dati sul campo

I dati di presenza/assenza per l'analisi di classificazione sono stati raccolti sul campo integrandoli con alcuni punti di assenza collezionati da remoto (es. Catonica et al. (2015), Congedo et al. (2016), Copernicus (2018), Tilahun (2015)). È stato utilizzato un campionamento stratificato casuale basato sul gradiente altimetrico e sulla copertura del suolo. I dati di verità a terra sono stati raccolti a livello temporale, il più vicino possibile alla data di acquisizione delle immagini da parte dei satelliti (07-2019). Inoltre, i campionamenti sono stati effettuati in aree più omogenee possibili per evitare il fenomeno dei "pixel misti" (Wegmann, Leutner & Dech, 2016).
All'interno dell'area di studio sono stati raccolti un totale di 80 punti geolocalizzati (presenza/assenze) (Figura 1). I punti di presenza sono stati campionati all'interno di 40 patches omogenee di 100 m^2, dove la copertura di *B. genuense* risultava superiore al 90% dell'area totale della patch. Lo stesso numero (40) di punti di assenza è stato raccolto come segue: 30 punti di assenza sono stati collezionati direttamente sul campo (assenza della specie bersaglio nelle patches), mentre i restanti sono stati acquisiti da layer telerilevati (vedi sopra) in zone dove la specie non poteva essere presente (es. canopie, suoli nudi, ghiaioni, urbanizzato).

6.2.4 Classificazione delle immagini tramite Machine Learning

Per catturare l'estensione di *B. genuense* nell'area di studio, abbiamo eseguito una classificazione binaria utilizzando i dati di presenza/assenza (Muñoz-Marí, Bruzzone & Camps-Valls, 2007). Sono stati testati tre classificatori ad apprendimento automatico: Random Forest (RF) (Breiman, 2001), Support Vector Machine (SVM) (Noble, 2006) e Classification and Regression Trees (CART) (Wu & Kumar, 2009). Per eseguire tutte le analisi di classificazione è stata utilizzata la funzione "superclass" all'interno del pacchetto RStoolbox (Leutner et al., 2017) in ambiente R (R Core Team, 2016). Per

valutare l'accuratezza dei modelli, abbiamo prima variato il numero delle variabili di input (con/senza dati ancillari). Allo stesso tempo, abbiamo modulato il parametro "mtry" per RF, il parametro "C" (Cost) per SVM (svmRadialCost) e "maxdepth" per CART, sulla base del lavoro di Li et al. (2014).

6.2.5 Valutazione dell'accuratezza dei modelli di classificazione

Abbiamo valutato le prestazioni complessive della classificazione d'immagine mediante cross-validation (convalida incrociata) e indice Kappa attraverso la funzione "superclass" del pacchetto RStoolbox (Leutner et al., 2017). Abbiamo usato un approccio di validazione incrociata k-fold (k = 10) e per ogni corsa, il set di dati è stato suddiviso in dati di addestramento (80%) e dati di validazione (20%) (Leutner et al., 2017).
Per stimare l'area in cui il modello di classificazione può essere applicato in modo affidabile, abbiamo utilizzato il metodo proposto da Meyer & Pebesma (2021), stimando l'area di applicabilità (AOA). L'indice di dissomiglianza (DI), basato sulla distanza minima dai dati di addestramento nello spazio predittivo multidimensionale, è stato calcolato per derivare l'AOA. I predittori sono ponderati in base alla loro importanza all'interno del modello (Meyer et al., 2019). L'AOA si ricava applicando una soglia basata sul DI dei dati di addestramento. Il DI dei dati di addestramento viene calcolato rispetto alla strategia di validazione incrociata utilizzata per l'addestramento del modello. Il pacchetto CAST (Meyer et al., 2018) è stato utilizzato per stimare l'AOA in ambiente R.
La valutazione dell'associazione spaziale delle patch classificate di *B. genuense* è stata eseguita mediante l'analisi degli Indicatori Locali di Associazione Spaziale (LISA). Questa analisi fornisce per ciascuna osservazione un'indicazione dell'entità del raggruppamento spaziale significativo e la somma dei LISA per tutte le osservazioni può essere considerata un indicatore globale di associazione spaziale (Anselin, 1995).

6.2.6 Conversione delle associazioni vegetali in habitat NATURA 2000

Le associazioni vegetali presenti nell'area di studio sono state estrapolate da "La vegetazione di Campo Imperatore (Gran Sasso d'Italia)" (Biondi et al., 1999). Tali associazioni sono state poi convertite in habitat N2k secondo l'Interpretation Manual of European Union Habitat—EUR28 (Commissione Europea, 2013) e l'Interpretation Manual of Italian Habitat (Biondi et al., 2009). I complessi sistemi vegetazionali come quelli delle doline che si trovano in diverse zone all'interno dell'area di studio non possono essere riportati come un unico tipo di habitat e per questo motivo sono stati denominati "Mosaico".

6.2.7 Analisi GIS della diffusione del *B. genuense* sugli habitat NATURA 2000

Per valutare la diffusione di *B. genuense* sugli habitat N2k, abbiamo calcolato l'area coperta da *B. genuense* ottenuta mediante le analisi di classificazione. Tutti i processi spaziali e le analisi geografiche sono stati gestiti tramite QGIS 3.10.11 (QGIS Development Team, 2021). Il raster ottenuto dal processo di classificazione è stato poligonizzato e intersecato con un altro strato vettoriale degli habitat N2k (Biondi et al., 1999). Questa analisi di post-modelling è stata eseguita per studiare la relazione spaziale tra *B. genuense* e gli habitat N2k.

Per valutare in che modo ciascun habitat è stato influenzato dalla diffusione di *B. genuense*, sono stati calcolati il contributo cumulativo delle patches in ciascun habitat e le differenze tra la copertura "effettiva" e la copertura "attesa". La copertura effettiva è la copertura reale della specie bersaglio in ogni habitat. La copertura attesa è un'equa ripartizione delle aree di *B. genuense* proporzionale all'area di ciascun habitat; quindi, i risultati ottenuti per la specie bersaglio sono equamente distribuiti tra gli habitat. La copertura "attesa" in ciascun habitat (Copertura attesa$_{(i)}$) è stata calcolata utilizzando la seguente formula:

$$\textbf{Copertura attesa}_{\textbf{(i)}} = \frac{\textbf{AreaH}_{\textbf{(i)}} * \textbf{TotAreaBra}}{\textbf{TotArea}}$$

AreaH$_{(i)}$ è l'area totale di ciascun habitat, TotAreaBra è l'area totale coperta da *B. genuense* e TotArea è l'intera area di studio.
Abbiamo analizzato anche come la distribuzione di *B. genuense* sia associata agli ecotoni tra gli habitat utilizzando l'approccio della "moving window" (finestra mobile). L'approccio della moving window è ampiamente utilizzato per rilevare i confini o le aree ecotonali; infatti, un picco della deviazione standard è associato alla zona di transizione (Jacquez, Maruca & Fortin, 2000; Chang et al., 2003; Erdős, 2014). Ogni pixel che mostra una deviazione standard maggiore di zero è stato identificato come ecotono. I dati di presenza/assenza di *B. genuense* rilevati in queste aree ecotonali sono stati confrontati con le "core areas" (aree centrali) di ciascun habitat. Per verificare l'associazione di *B. genuense* con gli ecotoni degli habitat, sono state impiegate tre diverse dimensioni per le finestre mobili: 3×3, 5×5 e 7×7 (Wegmann, Leutner & Dech, 2016).

6.2.8 SDM topografici

I modelli di distribuzione delle specie (SDM) sono stati utilizzati per studiare i driver topografici della specie target. Questi modelli sono strumenti numerici che combinano le osservazioni della presenza delle specie con le variabili ambientali (Elith & Leathwick, 2009).
Le variabili topografiche considerate sono state elevazione, eastness, northness, pendenza, indice di umidità topografica (TWI), rugosità, indice di asperità del terreno (TRI), indice di posizione topografica (TPI) e radiazione solare. Tutte queste variabili sono state estrapolate dal modello digitale di elevazione (DEM) a 10 m per pixel, disponibile gratuitamente per la Regione Abruzzo. La collinearità è stata valutata utilizzando il coefficiente di correlazione di Pearson, escludendo le variabili con R di Pearson > 0,75 (Elith et al., 2006; Dormann et al., 2013). Le occorrenze sono state estrapolate dalla classificazione di immagine. Il test di Moran è stato eseguito in Rstudio utilizzando il pacchetto "usdm" (Naimi et al., 2014) per valutare l'autocorrelazione spaziale tra le occorrenze. Abbiamo ridotto l'elevata autocorrelazione spaziale tra le occorrenze filtrando il 95% dei dati in base alla similarità topografica. Seguendo lo stesso principio, le occorrenze ottenute sono state raggruppate in 100 classi. All'interno di ciascuna classe è stato campionato il 5% dei punti, ottenendo un totale di 884 punti di presenza.
Tre serie da 1.000 pseudo assenze sono state campionate casualmente in tutte le aree dove la classificazione non ha identificato le occorrenze di *B. genuense*. Per il modello di distribuzione delle specie sono stati utilizzati due diversi algoritmi: i modelli lineari generalizzati (GLM; tipo = "quadratico", livello di interazione = 2) e il modello di boosting generalizzato, noto anche come Boosted Regression Trees (BRT; numero di alberi = 10.000, profondità di interazione = 3, pieghe di

convalida incrociata = 10). La scelta di queste tecniche ci ha permesso di esplorare le risposte delle diverse classi dei modelli, che vanno dalle tecniche statistiche più classiche (GLM) agli approcci orientati all'apprendimento automatico (BRT) (Iannella et al., 2018; Di Musciano et al., 2020). I GLM si basano su funzioni lineari parametriche (Leathwick et al., 2005; Elith et al., 2006), mentre i BRT combinano l'albero di regressione e gli algoritmi di potenziamento per ottimizzare le prestazioni predittive da un insieme di alberi montati in sequenza, concentrandosi sui residui delle iterazioni precedenti (Elith, Leathwick & Hastie, 2008). Questa tecnica generalmente si traduce in un adattamento delle prestazioni di alta discriminazione di una determinata funzione (Guisan, Thuiller & Zimmermann, 2017). Gli SDM per la specie studiata sono stati eseguiti utilizzando i pacchetti R "Biomod2" (Thuiller, Georges & Engler, 2016) ed "Ecospat" (Di Cola et al., 2017).
Tutti i metodi utilizzati in questo lavoro sono riassunti nel seguente diagramma di flusso (Figura 2).

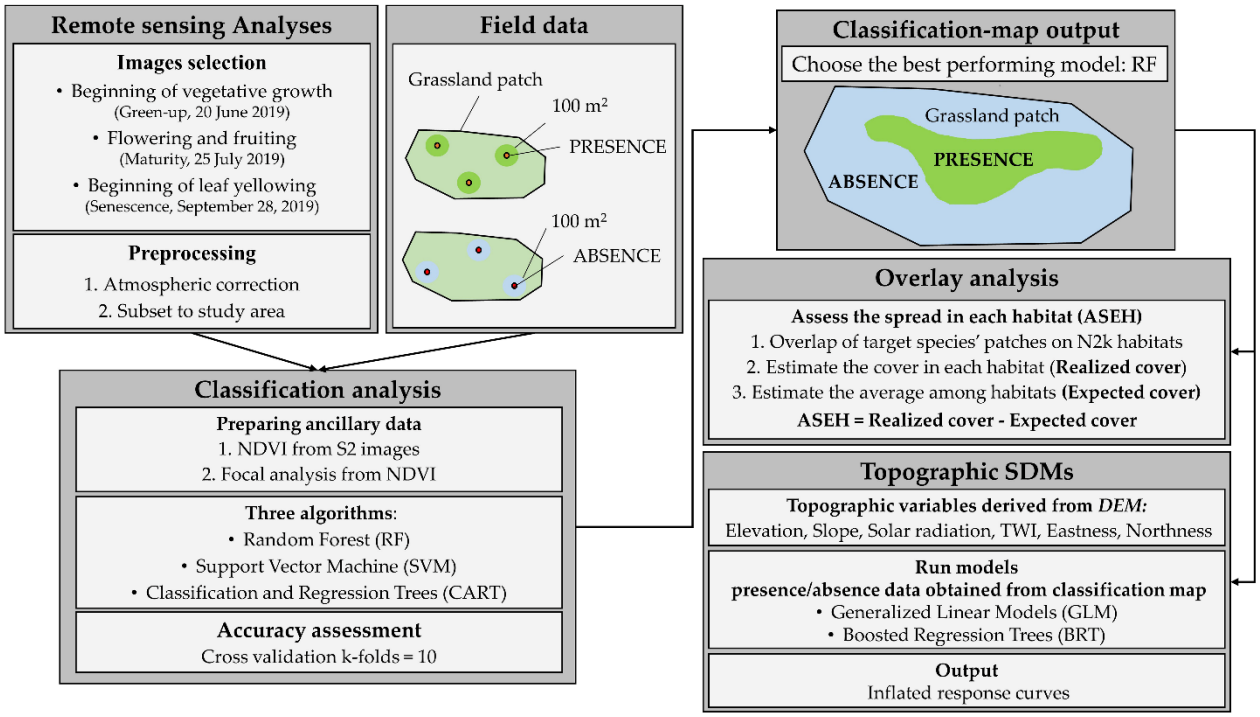

Figura 2. Sintesi del flusso di lavoro e dei metodi coinvolti nello studio.

6.3 Risultati

6.3.1 Output della classificazione di immagine e valutazione dell'accuratezza

Tutti i modelli di classificazione utilizzati hanno mostrato prestazioni migliorate aggiungendo dati ancillari alle singole bande spettrali derivanti dalle immagini S2 (Appendice (d), Tabella A1). RF ha mostrato migliori prestazioni per la mappatura della specie target rispetto a SVM e CART (Appendice (d), Tabella A1); pertanto, per le successive analisi è stato scelto il modello di classificazione RF. La mappa di copertura di *B. genuense* (Figura 3), ottenuta attraverso il

classificatore RF, ha mostrato un'ampia diffusione di questa specie all'interno del sito di studio. L'algoritmo di classificazione (RF) ha rilevato 776,98 ha di *B. genuense* su 9.402,84 ha di superficie totale (8,26% della superficie totale).

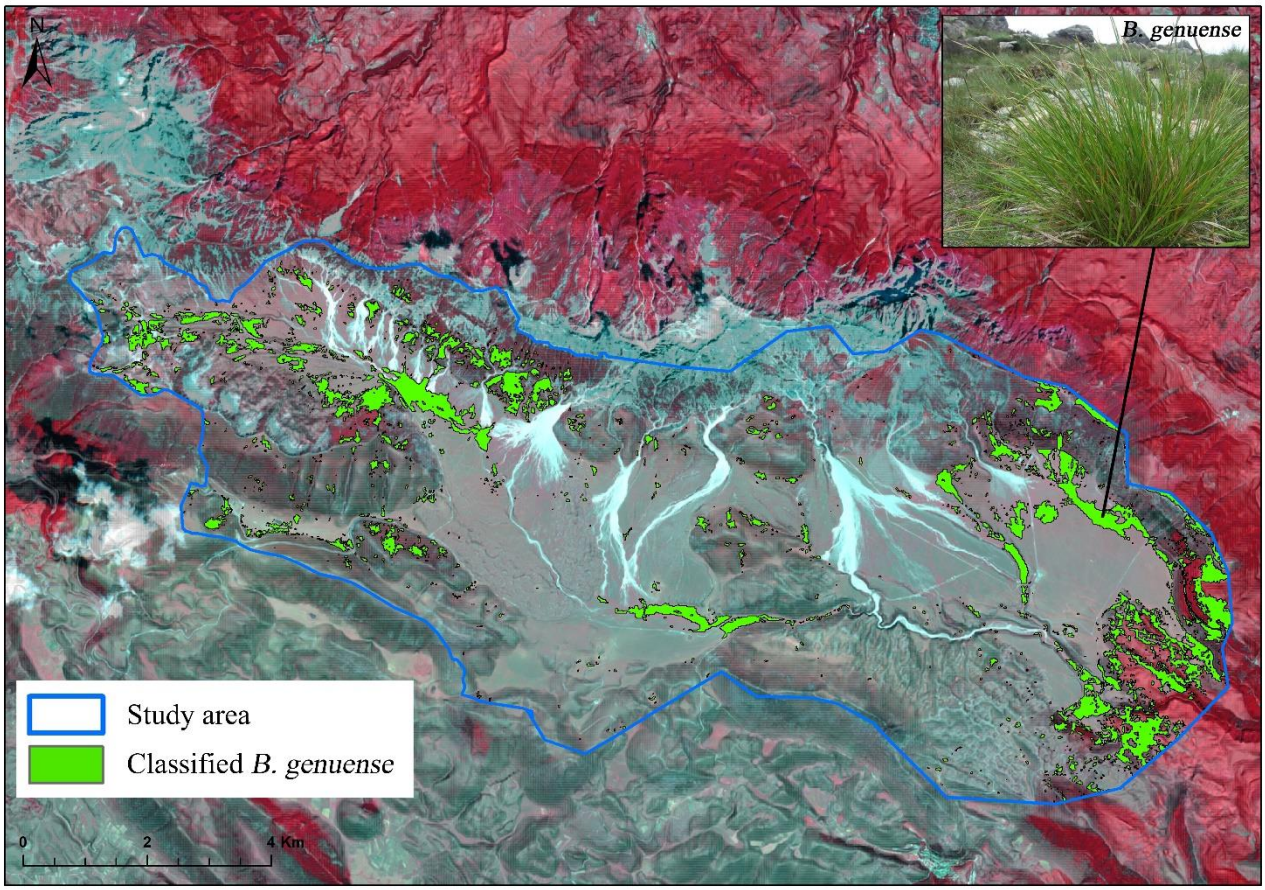

Figura 3. La mappa di copertura del *Brachypodium genuense* a Campo Imperatore mostra la specie target in verde chiaro. L'immagine di sfondo è un'immagine in falso colore costruita mediante i dati Sentinel-2 (NIR, Red, Green) che evidenzia la vegetazione più attiva alla data di acquisizione (25 luglio 2019). L'area di studio è contrassegnata in azzurro. Nella parte in alto a destra, è mostrata un'immagine della specie target.

Prima di eseguire il processo di classificazione, abbiamo stimato le aree per le quali il modello di classificazione dovrebbe fornire previsioni affidabili, attraverso il calcolo dell'AOA. Le previsioni al di fuori dell'AOA (Appendice (d), Figura A2) sono state fortemente limitate nel settore nord-occidentale dell'area di studio.

In un contesto di presenza-assenza, il miglior risultato ottenuto (RF) sull'altopiano di Campo Imperatore ha fornito un valore di accuratezza complessiva del 94,79% con un Kappa dell'88,0% (Tabella 1). Maggiori dettagli sui risultati della classificazione sono stati riportati in Appendice (d) (Tabella A3). In generale, il classificatore RF ha mostrato prestazioni complessive relativamente coerenti nel sito di studio.

L'analisi di associazione spaziale (LISA) sulle patches di *B. genuense* mostra che la maggior parte delle patches ha un valore di clustering elevato. Il modello generale nell'area di studio è "raggruppato". Solo nelle zone centrali e occidentali dell'area di studio, alcune patches risultano più disperse (Appendice (d), Figura A4).

Tabella 1. Accuratezza della validazione incrociata (cv) per tutti i modelli testati.

Modelo	Tipo di validazione	Accuratezza generale (%)	Indice Kappa (%)
rf	cv (kfold = 10)	94.79	88.00
svmRadialCost (SVM)	cv (kfold = 10)	91.66	82.09
rpart2 (CART)	cv (kfold = 10)	90.62	79.07

6.3.2 Conversione delle associazioni vegetali in habitat Natura 2000

Come osservato dalla Figura 4, la copertura vegetale dominante nell'area di studio è rappresentata da praterie montane e d'alta quota (habitat N2k 6170, 6210*, 6230*).
Sulla base degli habitat N2k (Appendice (d), Tabella A5), le associazioni vegetali, sovrapposte alla mappa di copertura di *B. genuense*, sono state suddivise in cinque habitat N2k: habitat di prateria (6170, 6210* e 6230*), habitat di ghiaione (8210) e habitat arbustivi (4060).

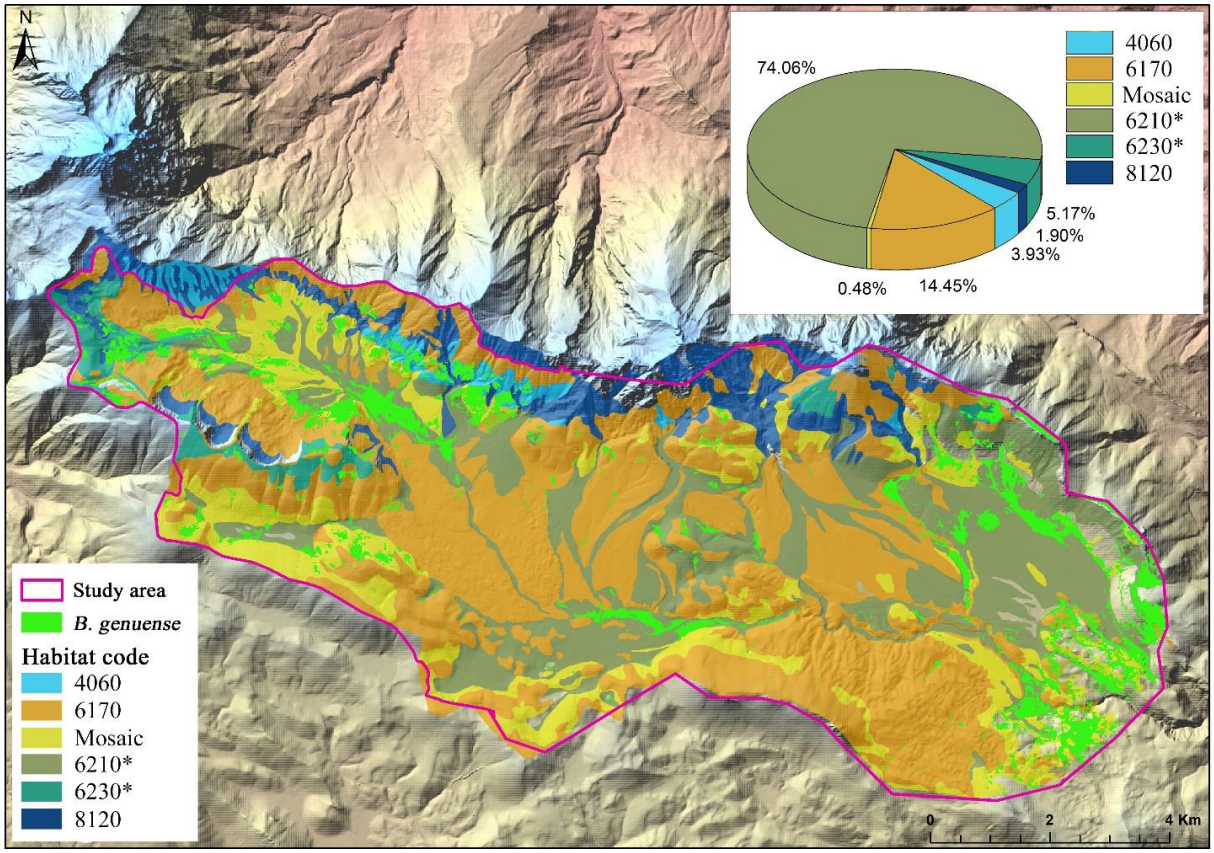

Figura 4. Distribuzione di *Brachypodium genuense* sulla mappa degli habitat Natura 2000. I codici numerici degli habitat nella legenda corrispondono a Lande alpine e boreali (4060), Formazioni erbose calcicole alpine e subalpine (6170), Formazioni erbose secche seminaturali e facies coperte da cespugli su substrato calcareo (Festuco-Brometalia) (*splendida fioritura di orchidee) (6210*), Formazioni erbose a *Nardus*, ricche di specie, su substrato siliceo delle zone montane e submontane, nell'Europa continentale (6230*), e Pareti rocciose calcaree con vegetazione casmofitica (8210). Il grafico a torta (in alto a destra nella figura) mostra la

suddivisione percentuale per habitat della distribuzione di *B. genuense,* nel sito di studio. L'area di studio è contrassegnata in viola.

A seguito dell'analisi di intersezione (Figura 4), la specie target classificata nell'area di studio (8,26% della superficie totale) è stata identificata in cinque diversi tipi di habitat (Tabella 2). Le differenze tra la copertura "effettiva" e quella "attesa" di *B. genuense* in ciascun habitat, mostrano che l'habitat più invaso è il 6210* (Formazioni erbose secche seminaturali e facies coperte da cespugli su substrato calcareo) con 255 ha in più rispetto alle previsioni. Inoltre, all'interno di questo habitat è stato rilevato il 74,04% della distribuzione totale di *B. genuense*. Meno colpite sono invece le praterie calcaree alpine e subalpine (6170), con una copertura di *B. genuense* del 3,45%. Gli altri habitat (6230*, "Mosaico" e 8120) presentano lievi differenze tra la copertura "attesa" e quella "effettiva". Questi habitat hanno mostrato un contributo cumulativo del 5,17% nell'habitat 6230* (Formazioni erbose a *Nardus*, ricche di specie, su substrato siliceo delle zone montane e submontane, nell'Europa continentale), 1,90% negli habitat aggregati come "Mosaico" (habitat 6170/6210*/6230*), e 0,48% nell'habitat 8120 (Pareti rocciose calcaree con vegetazione casmofitica).
I risultati ottenuti utilizzando la tecnica della "moving window" identificano le aree ecotonali tra gli habitat. Rispetto alla copertura di *B. genuense* tra l'area centrale e quella ecotonale, è stata osservata una leggera differenza (≈1,6%). Tutte e tre le diverse dimensioni delle moving window (3×3, 5×5, 7×7) danno risultati simili e nell'area centrale la percentuale di *B. genuense* varia dal 7,1% al 7,4%, mentre nelle aree ecotonali varia da dall'8,7% all'8,9%.

Tabella 2. Risultati dell'analisi di intersezione. Da sinistra a destra nella tabella: i codici habitat corrispondono a Lande alpine e boreali (4060), Formazioni erbose calcicole alpine e subalpine (6170), Formazioni erbose secche seminaturali e facies coperte da cespugli su substrato calcareo (Festuco-Brometalia) (*splendida fioritura di orchidee) (6210*), Formazioni erbose a *Nardus*, ricche di specie, su substrato siliceo delle zone montane e submontane, nell'Europa continentale (6230*) e Pareti rocciose calcaree con vegetazione casmofitica (8210); ettari totali di copertura per ciascun habitat; ettari coperti da *Brachypodium genuense* in ciascun habitat; percentuale di copertura relativa di *B. genuense*; differenze tra copertura effettiva e copertura attesa (ASEH), dove i valori negativi indicano che la *B. genuense* è inferiore a quanto previsto (8,26% in ciascun habitat), mentre i valori positivi indicano una copertura maggiore rispetto a quella attesa; percentuale di patches di *B. genuense* in ciascun habitat rispetto al totale degli ettari coperti dalla specie.

Habitat	Copertura Habitat (ha)	Copertura (ha) *B. genuense*	Copertura (%) *B. genuense*	ASEH (ha)	Contributo cumulativo di *B. genuense* %
4060	197,62	30,61	15,49	14,28	3,93
6170	3254,98	112,34	3,45	−156,52	14,45
8120	721,11	3,72	0,51	−55,84	0,48
***6210**	3874,06	575,30	14,85	255,30	74,04
***6230**	291,39	40,21	13,80	16,14	5,17
Mosaico	1063,67	14,79	1,39	−73,07	1,90
TOTALE	9402,84	776,98	8,26		

6.3.3 Output del modello topografico

Il modello di nicchia per lo studio dei driver topografici alla base della distribuzione di *B. genuense* mostra un'elevata accuratezza con una "sensitivity" (sensibilità) superiore a 95 e una "specificity" (specificità) di ~85 (Tabella 3). Sono state selezionate sei variabili topografiche con un coefficiente di correlazione di Pearson < 0,75 (Elith et al., 2006; Dormann et al., 2013): elevazione, eastness, northness, pendenza, indice di umidità topografica (TWI) e radiazione solare (Figura 5). I principali fattori topografici sono risultati, in ordine di importanza, l'elevazione, la pendenza, la radiazione solare e la TWI. *B. genuense*, infatti, mostra una forte preferenza per le aree in falsopiano a una quota compresa tra 1.500 e 2.000 m s.l.m. Inoltre, la specie target predilige le zone umide, come evidenziato dal TWI, che è l'indice topografico più comunemente utilizzato per descrivere la tendenza di un sito all'accumulo di acqua (Mattivi et al., 2019). Questa specie mostra inoltre una leggera predilezione per le zone ad elevato irraggiamento solare.

Tabella 3. Risultati del modello di nicchia topografica. Misure di sensibilità (Sensitivity) e specificità (Specificity) (Kappa, TSS, ROC).

	Sensitivity	**Specificity**
KAPPA	97,54	85,05
TSS	97,60	85,00
ROC	97,60	85,00

D'altra parte, la distribuzione sembra non intaccata dalla variabile "esposizione"; infatti, sia la variabile eastness che northness (che sono costruite a partire dall'esposizione) mostrano curve di risposta piatte.

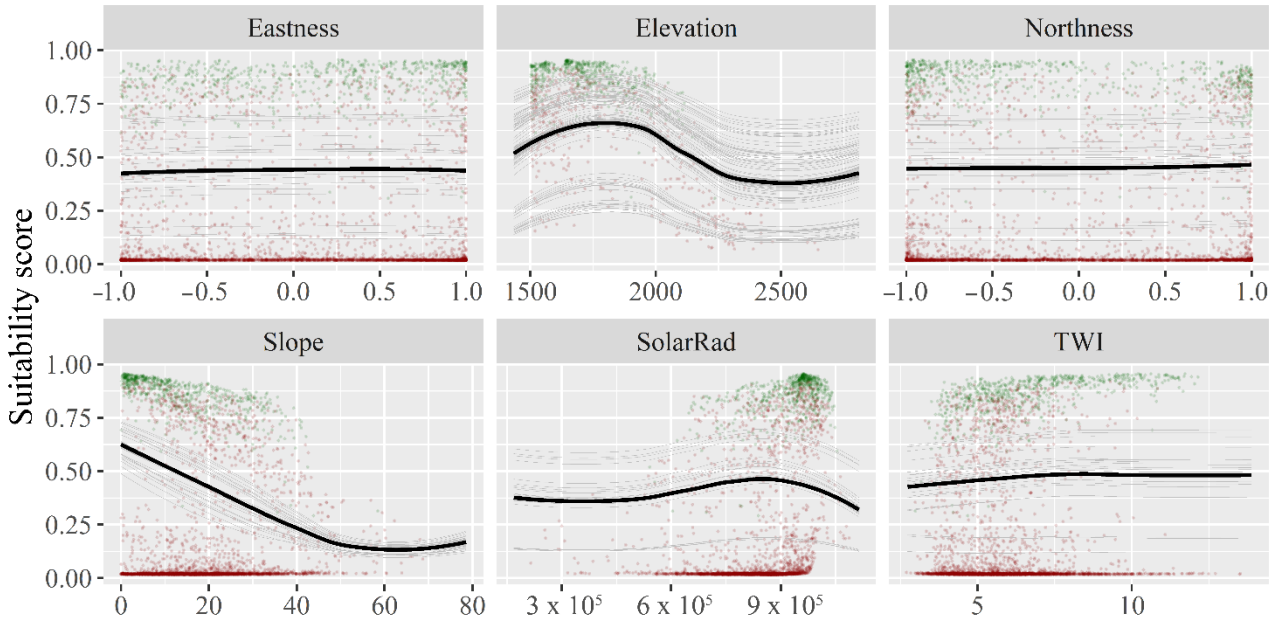

Figura 5. "Inflated response curve" (curva di risposta gonfiata) delle variabili topografiche per *Brachypodium genuense* nell'area di studio. La linea verde rappresenta la media di 100 curve "gonfiate" selezionate casualmente. Per calibrare il modello sono state utilizzate le presenze (punti verdi) e le pseudo-assenze (punti rossi). Asse x: Northness = coseno(Esposizione) e Eastness = seno(Esposizione); Elevazione = m s.l.m.; Pendenza = gradi; Radiazione solare = Wh/m²; Topographic Wet Index (TWI) dove valori alti indicano aree umide e valori bassi indicano aree più asciutte.

6.4 Discussioni

Le metodologie testate hanno consentito di mappare *B. genuense* e di identificare i principali driver topografici che ne influenzano la distribuzione nell'area di studio. Inoltre, la distribuzione ottenuta è stata utilizzata per valutare la potenziale diffusione di questa specie sugli habitat N2k.
Il risultato della classificazione delle immagini satellitari ha permesso di distinguere la specie con valori di accuratezza complessivi superiori al 90%. Tali risultati sono in accordo con altri studi sugli ecosistemi di prateria e sulle specie invasive nei quali, i valori di accuratezza variavano dal 70 al 90% (Peterson, 2003; Wang et al., 2015; Kganyago et al., 2018; Tian et al., 2020). RF si è rivelato il miglior metodo di classificazione tra quelli testati, confermando la sua capacità di mappare la vegetazione utilizzando diverse tipologie di dati (Rodriguez-Galiano et al., 2012; Barrett et al., 2016). Inoltre, rispetto ad altri classificatori di machine learning, RF può gestire con successo un'elevata dimensionalità (numero di attributi di un dataset) e multicollinearità (correlazione tra variabili) dei dati, essendo sia veloce che insensibile all'overfitting (sovradattamento del modello ai dati osservati) (Belgiu & Drăguţ, 2016). I nostri risultati suggeriscono che un approccio di classificazione binaria (presenza/assenza) funziona bene con piccoli campioni di addestramento, come già descritto anche nella più recente letteratura scientifica (Li et al., 2014; Stenzel et al., 2017; Grabska, Hawryło & Socha, 2020).
Nell'area di studio alcune specie vegetali, come *Bromopsis erecta* e *Festuca circummediterranea* (con esigenze fenologiche e/o ambientali simili alle specie bersaglio), potrebbero alterare la misura della firma spettrale di *Brachypodium genuense*, contribuendo al fenomeno dello "spectral mixing"

(miscelazione spettrale) (Elkind et al., 2019) e ad errori di classificazione generale. Nonostante ciò, gli elevati valori di accuratezza della classificazione RF sono probabilmente dovuti alla diminuzione dell'abbondanza di specie a fioritura precoce (e media), in quanto l'invasione di *B. genuense* diminuisce l'eterogeneità della vegetazione dal punto di vista fenologico (Corazza et al., 2016). Un altro fattore che potrebbe spiegare le elevate prestazioni dei classificatori utilizzati potrebbe essere dovuto alle peculiarità fisiologiche (foglie ricche di silice e pelose) (Catorci, Cesaretti & Tardella, 2014) della specie bersaglio. Queste caratteristiche consentono la sovrabbondanza di *B. genuense* rispetto ad altre specie, in quanto lo rendono non appetibile dagli erbivori domestici (pecore e bovini) in scarse condizioni di crescita del foraggio (Catorci et al., 2012).

È noto che la risoluzione spaziale delle immagini deve essere scelta con attenzione rispetto alla scala spaziale dell'oggetto analizzato (Nagendra, 2001). Nonostante ciò, i dati S2 con una risoluzione spaziale di 10 m per pixel, sono riusciti a mappare la specie target con grande precisione. Attraverso un'attenta campagna di rilievo a terra contestualmente all'acquisizione delle immagini da parte dei sensori satellitari, abbiamo mostrato come le mappe classificate derivanti dai dati S2 possano essere una potente fonte di informazioni, come confermato dall'articolo di Feilhauer et al. (2014). Pertanto, utilizzando le immagini S2, il flusso di lavoro presentato può essere applicato in tutto il mondo per mappare specie e comunità con caratteristiche distintive rilevabili a distanza, come dimostrato anche da Cerrejón et al. (2020) e Ahmed, Atzberger & Zewdie (2021).

Il modello di nicchia topografica suggerisce che un modello digitale di elevazione ad altissima risoluzione potrebbe migliorare notevolmente le performance generali, contribuendo a una maggiore conoscenza sulla distribuzione delle specie vegetali (Lassueur, Joost & Randin, 2006). I risultati ottenuti dall'SDM topografico sono coerenti con l'ecologia di *B. genuense*; infatti, la preferenza per le zone umide (alto valore di TWI) con un alto valore di radiazione solare suggerisce la grande competitività di questa specie (Zuccarello et al., 1999; Allegrezza et al., 2014). La topografia può essere considerata un fattore determinante dei modelli di distribuzione nelle praterie più aride poiché controlla l'umidità e il pH del suolo. Pertanto, TWI è un ottimo candidato come driver prioritario nei modelli di diversità vegetale locale nelle praterie (Moeslund et al., 2013). Questi risultati suggeriscono anche il ruolo chiave dell'idrologia nella distribuzione delle specie (Pickett & Bazzaz, 1978; Buri et al., 2016).

Inoltre, il contributo della topografia sulla distribuzione del pH potrebbe spiegare il forte effetto del TWI sulla diffusione di *B. genuense*. Infatti, questa specie mostra un piccolo intervallo di pH compreso tra 6,17 e 7,2 (Zuccarello et al., 1999). Tuttavia, l'effetto diretto della radiazione solare sulle temperature locali (Bennie et al., 2008; Potter, Arthur Woods & Pincebourde, 2013) può influenzare i modelli di vegetazione locali. Infine, le variabili di elevazione e pendenza suggeriscono che la dispersione di questa specie è limitata da zone d'alta quota e molto pendenzi a causa della combinazione di vincoli ambientali: diminuzione della profondità del suolo, bassa temperatura e stress invernale (Catorci et al., 2011).

L'analisi di intersezione con gli habitat N2k identifica l'habitat più invaso da *B. genuense*; questo risultato può essere considerato molto importante per affrontare le politiche di gestione e le strategie di conservazione di questi ecosistemi. L'habitat maggiormente invaso da *B. genuense* sono state le praterie secche seminaturali su substrati calcarei (habitat 6210*), che ad oggi risulta l'habitat più minacciato in Europa (Dengler, 2005; Rusina & Kuzemko, 2009). La forte diffusione di *B. genuense* nell'habitat 6210* è probabilmente dovuta alla variazione delle tipologie di bestiame (da ovino a bovino/equino) e/o alla riduzione del pascolo estensivo nell'area di studio. In generale, l'aumento

della distribuzione di *Brachypodium* (*B. pinnatum, B. genuense, B. rupestre*) determina una riduzione della biodiversità delle praterie (Bonanomi, Caporaso & Allegrezza, 2009; Catorci et al., 2011; Galiè et al., 2013; Corazza et al., 2016; Bricca et al., 2020). Come mostrato nel recente studio di Allegrezza et al. (2016), quando *B. genuense* e/o *B. rupestre* diventano dominanti (copertura > 80%), si osserva una sostanziale riduzione della biodiversità. Inoltre, come detto in precedenza, molte comunità vegetali nell'area di studio costituiscono habitat di interesse per la conservazione della biodiversità e ospitano numerose piante di elevato valore naturalistico che potrebbero essere minacciate dalla diffusione di *B. genuense*.
Altri habitat, come 4060 e 6230*, hanno mostrato un'elevata percentuale di *B. genuense* probabilmente associata a specifiche caratteristiche topografiche ed alle limitate superfici occupate nell'area di studio. Infatti, le differenze tra la copertura "effettiva" e quella "attesa" sono inferiori ai 20 ha. Gli habitat 8120 e 6170 hanno mostrato una bassa percentuale di copertura di *B. genuense*; questi risultati potrebbero essere spiegati dalla distribuzione altitudinale di questi due habitat che arrivano fino ai 2.000 m s.l.m., dove diminuisce fortemente l'idoneità della specie oggetto di studio.

6.5 Conclusione

L'insieme delle metodologie proposte può essere considerato un approccio pratico per valutare la distribuzione e la diffusione delle specie vegetali dominanti (o invasive) negli habitat di prateria, soprattutto in una prospettiva di conservazione. La classificazione binaria integrata con gli SDM topografici è un metodo conveniente ed affidabile per caratterizzare sia la distribuzione che i driver topografici di specie vegetali come *B. genuense*. In effetti, i dati sulle occorrenze ottenuti dalla classificazione delle immagini satellitari si sono rivelati cruciali per ridurre la distorsione del campionamento e, quindi, per migliorare la calibrazione degli SDM. I principali risultati degli SDM hanno mostrato come elevazione, pendenza e TWI siano i principali driver di distribuzione di *B. genuense*.
L'analisi di intersezione tra la copertura di *B. genuense* e gli habitat N2k mostra che la specie target si è diffusa in tutti gli habitat presenti con una forte preferenza per il 6210*.
Il monitoraggio delle specie potenzialmente invasive è fondamentale per la gestione degli habitat N2k, soprattutto nelle aree protette dove la conservazione della biodiversità è uno degli obiettivi prioritari. In tal senso, ulteriori studi che utilizzano dati telerilevati ad alta risoluzione e analisi diacroniche multitemporali potrebbero migliorare notevolmente le conoscenze sulla diffusione di *B. genuense*. Inoltre, il flusso di lavoro presentato in questo studio può essere esteso ad aree più ampie e ad altre comunità vegetali per una gestione più efficace degli habitat.

6.6 Bibliografia

Ahmed N, Atzberger C, Zewdie W. 2021. Species Distribution Modelling performance and its implication for Sentinel-2-based prediction of invasive *Prosopis juliflora* in lower Awash River basin, Ethiopia. *Ecological Processes* 10:18. DOI: 10.1186/s13717-021-00285-6.

Allegrezza M, Ballelli S, Ciucci V, Mentoni M, Pesaresi S. 2014. The vegetation and the plant landscape of Monte Sassotetto (Sibillini Mountains, Central Apennines). *Plant Sociol* 51:59–87.

Allegrezza M, Biondi E, Ballelli S, Tesei G, Ottaviani C, Zitti S. 2016. *Brachypodium rupestre* (Host) Roem. & Schult. herbaceous communities of heliophilous edge in the Trifolio medii-Geranietea sanguinei Müller 1962 class. *Plant Sociol* 53:59–76.

Anselin L. 1995. Local indicators of spatial association—LISA. *Geographical analysis* 27:93–115.

Barrett B, Raab C, Cawkwell F, Green S. 2016. Upland vegetation mapping using Random Forests with optical and radar satellite data. *Remote Sensing in Ecology and Conservation* 2:212–231.

Belgiu M, Drăguţ L. 2016. Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 114:24–31.

Bennie J, Huntley B, Wiltshire A, Hill MO, Baxter R. 2008. Slope, aspect and climate: spatially explicit and implicit models of topographic microclimate in chalk grassland. *Ecological Modelling* 216:47–59.

Biondi E, Ballelli S, Allegrezza M, Taffetani F, Frattaroli A, Guitian J, Zuccarello V. 1999. La vegetazione di Campo Imperatore (Gran Sasso d'Italia). In "Ricerche di Geobotanica ed Ecologia Vegetale di Campo Imperatore (Gran Sasso d'Italia). *Braun-Blanquetia* 16:53–119.

Biondi E, Blasi C, Burrascano S, Casavecchia S, Copiz R, Del Vico E, Galdenzi D, Gigante D, Lasen C, Spampinato G. 2009. Italian interpretation manual of the 92/43/EEC Directive Habitats. *Ministero dell'Ambiente e della Tutela del Territorio e del Mare, Roma*.

Bonanomi G, Caporaso S, Allegrezza M. 2006. Short-term effects of nitrogen enrichment, litter removal and cutting on a Mediterranean grassland. *Acta Oecologica* 30:419–425.

Bonanomi G, Caporaso S, Allegrezza M. 2009. Effects of nitrogen enrichment, plant litter removal and cutting on a species-rich Mediterranean calcareous grassland. *Plant Biosystems* 143:443–455.

Breiman L. 2001. Random forests. *Machine learning* 45:5–32.

Bricca A, Tardella FM, Tolu F, Goia I, Ferrara A, Catorci A. 2020. Disentangling the Effects of Disturbance from Those of Dominant Tall Grass Features in Driving the Functional Variation of Restored Grassland in a Sub-Mediterranean Context. *Diversity* 12:11.

Buckland SM, Thompson K, Hodgson JG, Grime JP. 2001. Grassland Invasions: Effects of Manipulations of Climate and Management. *Journal of Applied Ecology*:301–309.

Buri A, Cianfrani C, Pradervand JN, Guisan A. 2016. Predicting plant distribution in an heterogeneous Alpine landscape: does soil matter? In: 12364.

Calandra R. 1999. I suoli di "Campo Imperatore" (Gran Sasso d'Italia). *Braun-Blanquetia* 16:21–32.

Catonica C, Tinti D, De Bonis L, Di Santo D, Calzolaio A, De Paulis S. 2015. Carta della Natura per la zonazione del Piano del Parco Nazionale del Gran Sasso e Monti della Laga.

Catorci A, Cesaretti S, Gatti R, Ottaviani G. 2011. Abiotic and biotic changes due to spread of *Brachypodium genuense* (DC.) Roem. & Schult. in sub-Mediterranean meadows. *Community ecology* 12:117–125.

Catorci A, Cesaretti S, Tardella FM. 2014. Effect of tall-grass invasion on the flowering-related functional pattern of submediterranean hay-meadows. *Plant Biosystems-An International Journal Dealing with all Aspects of Plant Biology* 148:1127–1137.

Catorci A, Ottaviani G, Kosić IV, Cesaretti S. 2012. Effect of spatial and temporal patterns of stress and disturbance intensities in a sub-Mediterranean grassland. *Plant Biosystems-An International Journal Dealing with all Aspects of Plant Biology* 146:352–367.

Cerrejón C, Valeria O, Mansuy N, Barbé M, Fenton NJ. 2020. Predictive mapping of bryophyte richness patterns in boreal forests using species distribution models and remote sensing data. *Ecological Indicators* 119:106826. DOI: 10.1016/j.ecolind.2020.106826.

Cervellini M, Zannini P, Di Musciano M, Fattorini S, Jiménez-Alfaro B, Rocchini D, Field R, Vetaas OR, Irl SD, Beierkuhnlein C. 2020. A grid-based map for the Biogeographical Regions of Europe. *Biodiversity data journal* 8.

Chang Y, Bu R, Hu Y, Xu C, Wang Q. 2003. Detecting forest landscape boundary between Mountain Birch and evergreen coniferous forest in the northern slope of Changbai Mountain. *Journal of Environmental Sciences* 15:182–186.

Congedo L, Sallustio L, Munafò M, Ottaviano M, Tonti D, Marchetti M. 2016. Copernicus high-resolution layers for land cover classification in Italy. *Journal of Maps* 12:1195–1205.

Conti F, Bartolucci F. 2016. The vascular flora of Gran Sasso and Monti della Laga National Park (Central Italy). *Phytotaxa* 256:1–119.

Copernicus LMS. 2018.Corine Land Cover 2018

Corazza M, Tardella FM, Ferrari C, Catorci A. 2016. Tall Grass Invasion After Grassland Abandonment Influences the Availability of Palatable Plants for Wild Herbivores: Insight into the Conservation of the Apennine Chamois *Rupicapra pyrenaica ornata*. *Environmental management* 57:1247–1261.

Council Directive 92/43/EEC. Available online: https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=celex%3A31992L0043.

Council Directive 2009/147/CEE. Available online: https://ec.europa.eu/environment/nature/legislation/birdsdirective/index_en.htm

De Simone W, Di Musciano M, Di Cecco V, Ferella G, Frattaroli AR. 2020a. The potentiality of Sentinel-2 to assess the effect of fire events on Mediterranean mountain vegetation. *Plant Sociology* 57:11–22. DOI: 10.3897/pls2020571/02.

De Simone W, Iannella M, D'Alessandro P, Biondi M. 2020b. Assessing influence in biofuel production and ecosystem services when environmental changes affect plant–pest relationships. *Gcb Bioenergy* 12:864–877. DOI: 10.1111/gcbb.12727.

Dengler J. 2005. Zwischen Estland und Portugal–Gemeinsamkeiten und Unterschiede der Phytodiversitätsmuster europäischer Trockenrasen. *Tuexenia* 25:387–405.

Di Cola V, Broennimann O, Petitpierre B, Breiner FT, D'Amen M, Randin C, Engler R, Pottier J, Pio D, Dubuis A. 2017. ecospat: An R package to support spatial analyses and modeling of species niches and distributions. *Ecography* 40:774–787.

Di Musciano M, Di Cecco V, Bartolucci F, Conti F, Frattaroli AR, Di Martino L. 2020. Dispersal ability of threatened species affects future distributions. *Plant Ecology* 221:265–281. DOI: 10.1007/s11258-020-01009-0.

Dormann CF, Elith J, Bacher S, Buchmann C, Carl G, Carré G, Marquéz JRG, Gruber B, Lafourcade B, Leitão PJ. 2013. Collinearity: a review of methods to deal with it and a simulation study evaluating their performance. *Ecography* 36:27–46.

Drusch M, Del Bello U, Carlier S, Colin O, Fernandez V, Gascon F, Hoersch B, Isola C, Laberinti P, Martimort P, Meygret A, Spoto F, Sy O, Marchese F, Bargellini P. 2012. Sentinel-2: ESA's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services. *Remote Sensing of Environment* 120:25–36. DOI: 10.1016/j.rse.2011.11.026.

Elith J, Graham CH, Anderson RP, Dudík M, Ferrier S, Guisan A, Hijmans RJ, Huettmann F, Leathwick JR, Lehmann A. 2006. Novel methods improve prediction of species' distributions from occurrence data. *Ecography* 29:129–151.

Elith J, Leathwick JR. 2009. Species distribution models: ecological explanation and prediction across space and time. *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics* 40:677–697.

Elith J, Leathwick JR, Hastie T. 2008. A working guide to boosted regression trees. *Journal of Animal Ecology* 77:802–813.

Elkind K, Sankey TT, Munson SM, Aslan CE. 2019. Invasive buffelgrass detection using high-resolution satellite and UAV imagery on Google Earth Engine. *Remote Sensing in Ecology and Conservation* 5:318–331.

Erdős L. 2014. The Moving Split Window (MSW) analysis in vegetation science – an overview. *Applied Ecology and Environmental Research* 12:787–805. DOI: 10.15666/aeer/1203_787805.

European Commission DE. 2013. Interpretation manual of European Union habitats–EUR28. *Eur Comm, DG Environ* 144.

Feilhauer H, Dahlke C, Doktor D, Lausch A, Schmidtlein S, Schulz G, Stenzel S. 2014. Mapping the local variability of Natura 2000 habitats with remote sensing. *Applied Vegetation Science* 17:765–779.

Galiè M, Casavecchia S, Galdenzi D, Gasparri R, Soriano P, Estrelles E, Biondi E. 2013. Seed germination behavior of two *Brachypodium* species with a key role in the improvement of marginal areas. *Plant Sociol* 50:91–107.

Gascon F, Ramoino F. 2017. Sentinel-2 data exploitation with ESA's Sentinel-2 Toolbox. *EGUGA*:19548.

Geldmann J, Joppa LN, Burgess ND. 2014. Mapping change in human pressure globally on land and within protected areas. *Conservation Biology* 28:1604–1616.

Grabska E, Hawryło P, Socha J. 2020. Continuous Detection of Small-Scale Changes in Scots Pine Dominated Stands Using Dense Sentinel-2 Time Series. *Remote Sensing* 12:1298.

Graham CH, Elith J, Hijmans RJ, Guisan A, Townsend Peterson A, Loiselle BA, The Nceas Predicting Species Distributions Working Group. 2007. The influence of spatial errors in species occurrence data used in distribution models: Spatial error in occurrence data for predictive modelling. *Journal of Applied Ecology* 45:239–247. DOI: 10.1111/j.1365-2664.2007.01408.x.

Griffiths P, Nendel C, Pickert J, Hostert P. 2020. Towards national-scale characterization of grassland use intensity from integrated Sentinel-2 and Landsat time series. *Remote Sensing of Environment* 238:111124.

Guisan A, Thuiller W, Zimmermann NE. 2017. *Habitat suitability and distribution models: with applications in R*. Cambridge University Press.

Habel JC, Dengler J, Janišová M, Török P, Wellstein C, Wiezik M. 2013. European grassland ecosystems: threatened hotspots of biodiversity. *Biodiversity and Conservation* 22:2131–2138. DOI: 10.1007/s10531-013-0537-x.

He Y, Chen G, Potter C, Meentemeyer RK. 2019. Integrating multi-sensor remote sensing and species distribution modeling to map the spread of emerging forest disease and tree mortality. *Remote Sensing of Environment* 231:111238. DOI: 10.1016/j.rse.2019.111238.

Iannella M, Cerasoli F, D'Alessandro P, Console G, Biondi M. 2018. Coupling GIS spatial analysis and Ensemble Niche Modelling to investigate climate change-related threats to the Sicilian pond turtle *Emys trinacris*, an endangered species from the Mediterranean. *PeerJ* 6:e4969.

Iannella M, D'Alessandro P, Biondi M. 2019. Entomological knowledge in Madagascar by GBIF datasets: estimates on the coverage and possible biases (Insecta). *Fragmenta entomologica* 51:1–10.

Iannella M, D'Alessandro P, Longo S, Biondi M. 2019a. New records and potential distribution by Ecological Niche Modelling of the adventive leaf beetle *Monoxia obesula* Blake in the

Mediterranean area (Coleoptera, Chrysomelidae, Galerucinae). *Bulletin of Insectology* 72:135–142.

Iannella M, De Simone W, D'Alessandro P, Console G, Biondi M. 2019b. Investigating the Current and Future Co-Occurrence of *Ambrosia artemisiifolia* and *Ophraella communa* in Europe through Ecological Modelling and Remote Sensing Data Analysis. *International journal of environmental research and public health* 16:3416.

Iannella M, Liberatore L, Biondi M. 2016. The effects of a sudden urbanization on micromammal communities: a case study of post-earthquake L'Aquila (Abruzzi Region, Italy). *Italian Journal of Zoology* 83:255–262.

Jacquez GM, Maruca S, Fortin M-J. 2000. From fields to objects: A review of geographic boundary analysis. *Journal of Geographical Systems* 2:221–241. DOI: 10.1007/PL00011456.

Kganyago M, Odindi J, Adjorlolo C, Mhangara P. 2018. Evaluating the capability of Landsat 8 OLI and SPOT 6 for discriminating invasive alien species in the African Savanna landscape. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 67:10–19.

Knick ST, Rotenberry JT, Zarriello TJ. 1997. Supervised classification of Landsat Thematic Mapper imagery in a semi-arid rangeland by nonparametric discriminant analysis. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 63:79–86.

Köhler B, Gigon A, Edwards PJ, Krüsi B, Langenauer R, Lüscher A, Ryser P. 2005. Changes in the species composition and conservation value of limestone grasslands in Northern Switzerland after 22 years of contrasting managements. *Perspectives in Plant Ecology, Evolution and Systematics* 7:51–67.

Kosić IV, Tardella FM, Grbeša D, Škvorc Ž, Catorci A. 2014. Effects of abandonment on the functional composition and forage nutritive value of a North Adriatic dry grassland community (Ćićarija, Croatia). *Applied Ecology and Environmental Research* 12:285.

Lassueur T, Joost S, Randin CF. 2006. Very high resolution digital elevation models: do they improve models of plant species distribution? *Ecological Modelling* 198:139–153.

Leathwick JR, Rowe D, Richardson J, Elith J, Hastie T. 2005. Using multivariate adaptive regression splines to predict the distributions of New Zealand's freshwater diadromous fish. *Freshwater Biology* 50:2034–2052.

Lehnert LW, Meyer H, Wang Y, Miehe G, Thies B, Reudenbach C, Bendix J. 2015. Retrieval of grassland plant coverage on the Tibetan Plateau based on a multi-scale, multi-sensor and multi-method approach. *Remote Sensing of Environment* 164:197–207.

Leutner B, Horning N, Schwalb-Willmann J, Hijmans RJ. 2017. RStoolbox: tools for remote sensing data analysis. *R package version 0.1* 8.

Li C, Wang J, Wang L, Hu L, Gong P. 2014. Comparison of classification algorithms and training sample sizes in urban land classification with Landsat thematic mapper imagery. *Remote Sensing* 6:964–983.

Li Y, Zhang H, Shen Q. 2017. Spectral–Spatial Classification of Hyperspectral Imagery with 3D Convolutional Neural Network. *Remote Sensing* 9:67. DOI: 10.3390/rs9010067.

Lim CH, An JH, Jung SH, Nam GB, Cho YC, Kim NS, Lee CS. 2018. Ecological consideration for several methodologies to diagnose vegetation phenology. *Ecological research* 33:363–377.

Liu Q, Zhang S, Zhang H, Bai Y, Zhang J. 2020. Monitoring drought using composite drought indices based on remote sensing. *Science of the total environment* 711:134585.

Louis J, Debaecker V, Pflug B, Main-Knorn M, Bieniarz J, Mueller-Wilm U, Cadau E, Gascon F. 2016. Sentinel-2 sen2cor: L2a processor for users. In: 9–13.

Mattivi P, Franci F, Lambertini A, Bitelli G. 2019. TWI computation: a comparison of different open source GISs. *Open Geospatial Data, Software and Standards* 4:1–12.

Meyer, H., & Pebesma, E. (2021). Predicting into unknown space? Estimating the area of applicability of spatial prediction models. *Methods in Ecology and Evolution*, *12*(9), 1620-1633.

Meyer H, Reudenbach C, Ludwig M, Nauss T. 2018. CAST:'caret'Applications for Spatial-Temporal Models. *R package version... URL: https://CRAN. R-project. org/package= CAST*.

Meyer H, Reudenbach C, Wöllauer S, Nauss T. 2019. Importance of spatial predictor variable selection in machine learning applications–Moving from data reproduction to spatial prediction. *Ecological Modelling* 411:108815.

Millennium Ecosystem Assessment. 2005. *Ecosystems and human well-being*. Island press Washington, DC:

Moeslund JE, Arge L, Bøcher PK, Dalgaard T, Ejrnæs R, Odgaard MV, Svenning JC. 2013. Topographically controlled soil moisture drives plant diversity patterns within grasslands. *Biodiversity and Conservation* 22:2151–2166.

Muñoz-Marí J, Bruzzone L, Camps-Valls G. 2007. A support vector domain description approach to supervised classification of remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 45:2683–2692.

Nagendra H. 2001. Using remote sensing to assess biodiversity. *International journal of remote sensing* 22:2377–2400.

Nagendra H, Lucas R, Honrado JP, Jongman RH, Tarantino C, Adamo M, Mairota P. 2013. Remote sensing for conservation monitoring: Assessing protected areas, habitat extent, habitat condition, species diversity, and threats. *Ecological Indicators* 33:45–59.

Naimi B, Hamm NA, Groen TA, Skidmore AK, Toxopeus AG. 2014. Where is positional uncertainty a problem for species distribution modelling? *Ecography* 37:191–203.

Natura 2000, EU. Available online: https://ec.europa.eu/environment/nature/natura2000/index_en.htm.

Noble WS. 2006. What is a support vector machine? *Nature Biotechnology* 24:1565–1567. DOI: 10.1038/nbt1206-1565.

Odindi J, Mutanga O, Rajah P. 2020. Assessing the synergistic potential of Sentinel-2 spectral reflectance bands and derived vegetation indices for detecting and mapping invasive alien plant species. *South African Journal of Geomatics* 9:75–88.

Peterson EB. 2003. Mapping percent-cover of the invasive species *Bromus tectorum* (cheatgrass) over a large portion of Nevada from satellite imagery. *Report for the US Fish and Wildlife Service, Nevada State Office, Reno, by the Nevada Natural Heritage Program, Carson City*.

Pickett STA, Bazzaz FA. 1978. Organization of an assemblage of early successional species on a soil moisture gradient. *Ecology* 59:1248–1255.

Potter KA, Arthur Woods H, Pincebourde S. 2013. Microclimatic challenges in global change biology. *Global change biology* 19:2932–2939.

QGIS Development Team. 2021. *QGIS Geographic Information System*. QGIS Association.

R Core Team. 2016. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. *URL http://www.R-project.org/*.

Rapinel S, Mony C, Lecoq L, Clement B, Thomas A, Hubert-Moy L. 2019. Evaluation of Sentinel-2 time-series for mapping floodplain grassland plant communities. *Remote Sensing of Environment* 223:115–129.

Reddy S, Dávalos LM. 2003. Geographical sampling bias and its implications for conservation priorities in Africa. *Journal of Biogeography* 30:1719–1727.

Rodriguez-Galiano VF, Ghimire B, Rogan J, Chica-Olmo M, Rigol-Sanchez JP. 2012. An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 67:93–104.

Rouse JW; H. 1974. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (greenwave effect) of natural vegetation. *NASA/GSFC type 111 Final Report, Greenbelt, MD*.

Rusina S, Kuzemko A. 2009. EDGG cooperation on syntaxonomy and biodiversity of Festuco-Brometea communities in Transylvania (Romania): report and pre-liminary results. *Bull. Eur. Dry Grassl. Group* 4:13–19.

Shahabi H, Shirzadi A, Ghaderi K, Omidvar E, Al-Ansari N, Clague JJ, Geertsema M, Khosravi K, Amini A, Bahrami S. 2020. Flood Detection and Susceptibility Mapping Using Sentinel-1 Remote Sensing Data and a Machine Learning Approach: Hybrid Intelligence of Bagging Ensemble Based on K-Nearest Neighbor Classifier. *Remote Sensing* 12:266.

Stenzel S, Fassnacht FE, Mack B, Schmidtlein S. 2017. Identification of high nature value grassland with remote sensing and minimal field data. *Ecological Indicators* 74:28–38.

Szantoi Z, Strobl P. 2019. Copernicus Sentinel-2 Calibration and Validation. *European Journal of Remote Sensing* 52:253–255. DOI: 10.1080/22797254.2019.1582840.

Tardella FM, Bricca A, Piermarteri K, Postiglione N, Catorci A. 2017. Context-dependent variation of SLA and plant height of a dominant, invasive tall grass (*Brachypodium genuense*) in sub-Mediterranean grasslands. *Flora* 229:116–123.

Thuiller W, Georges D, Engler R. 2016. biomod2: Ensemble platform for species distribution modeling. R package version 3.3-7. http://CRAN.R-project.org/package=biomod2.

Tian Y, Jia M, Wang Z, Mao D, Du B, Wang C. 2020. Monitoring Invasion Process of *Spartina alterniflora* by Seasonal Sentinel-2 Imagery and an Object-Based Random Forest Classification. *Remote Sensing* 12:1383.

Tilahun A. 2015. Accuracy Assessment of Land Use Land Cover Classification using Google Earth. *American Journal of Environmental Protection* 4:193. DOI: 10.11648/j.ajep.20150404.14.

Viana-Soto A, Aguado I, Martínez S. 2017. Assessment of Post-Fire Vegetation Recovery Using Fire Severity and Geographical Data in the Mediterranean Region (Spain). *Environments* 4:90. DOI: 10.3390/environments4040090.

Wang A, Chen J, Jing C, Ye G, Wu J, Huang Z, Zhou C. 2015. Monitoring the invasion of *Spartina alterniflora* from 1993 to 2014 with Landsat TM and SPOT 6 satellite data in Yueqing Bay, China. *PLoS One* 10:e0135538.

Wang R, Gamon JA. 2019. Remote sensing of terrestrial plant biodiversity. *Remote Sensing of Environment* 231:111218.

Wegmann M, Leutner B, Dech S. 2016. *Remote sensing and GIS for ecologists: using open source software*. Pelagic Publishing Ltd.

Wood EM, Pidgeon AM, Radeloff VC, Keuler NS. 2012. Image texture as a remotely sensed measure of vegetation structure. *Remote Sensing of Environment* 121:516–526.

Wu X, Kumar V. 2009. *The Top Ten Algorithms in Data Mining*. CRC Press.

Zha Y, Gao J, Ni S, Liu Y, Jiang J, Wei Y. 2003. A spectral reflectance-based approach to quantification of grassland cover from Landsat TM imagery. *Remote Sensing of Environment* 87:371–375.

Zuccarello V, Biondi E, Allegrezza M, Calandra R. 1999. Valenza ecologica di specie e di associazioni prative e modelli di distribuzione lungo gradienti sulla base della teoria degli insiemi sfocati (Fuzzy Set Theory). *Braun-Blanquetia* 16:121–225.

6.7 Appendice (d)

Tabella A1. Prestazioni di tutti gli algoritmi testati modulando i parametri.

Algoritmo	Parametrizzazione	Accuratezza generale	Kappa
RF	36-Band, 80 training samples, Mtry = 5	0,94	0,84
	36-Band, 80 training samples, Mtry = 7	**0,95**	**0,86**
	36-Band, 80 training samples, Mtry = 9	0,94	0,85
	30-Band, 80 training samples, Mtry = 5	0,92	0,82
	30-Band, 80 training samples, Mtry = 7	0,92	0,80
	30-Band, 80 training samples, Mtry = 9	0,92	0,82
SVM	36-Band, 80 training samples, kernelType = radial basis function, C = 1.0	0,89	0,78
	36-Band, 80 training samples, kernelType = radial basis function, C = 4.0	**0,91**	**0,82**
	36-Band, 80 training samples, kernelType = radial basis function, C = 8.0	0,89	0,77
	30-Band, 80 training samples, kernelType = radial basis function, C = 1.0	0,85	0,67
	30-Band, 80 training samples, kernelType = radial basis function, C = 4.0	0,88	0,76
	30-Band, 80 training samples, kernelType = radial basis function, C = 8.0	0,89	0,77
CART	36-Band, 80 training samples, maxdepth = 2	**0,90**	**0,79**
	36-Band, 80 training samples, maxdepth = 6	0,90	0,79
	36-Band, 80 training samples, maxdepth = 10	0,90	0,79
	30-Band, 80 training samples, maxdepth = 2	0,83	0,63
	30-Band, 80 training samples, maxdepth = 6	0,83	0,62
	30-Band, 80 training samples, maxdepth = 10	0,83	0,62

Figura A2. Risultati dell'analisi "Area di Applicabilità" (AOA). L'indice di applicabilità (indice di dissomiglianza – DI) si estende tra 0 e 1 per scopi di visualizzazione (a). L'AOA derivante è invece binarizzato. L'area al di fuori dell'AOA è mostrata in nero (b).

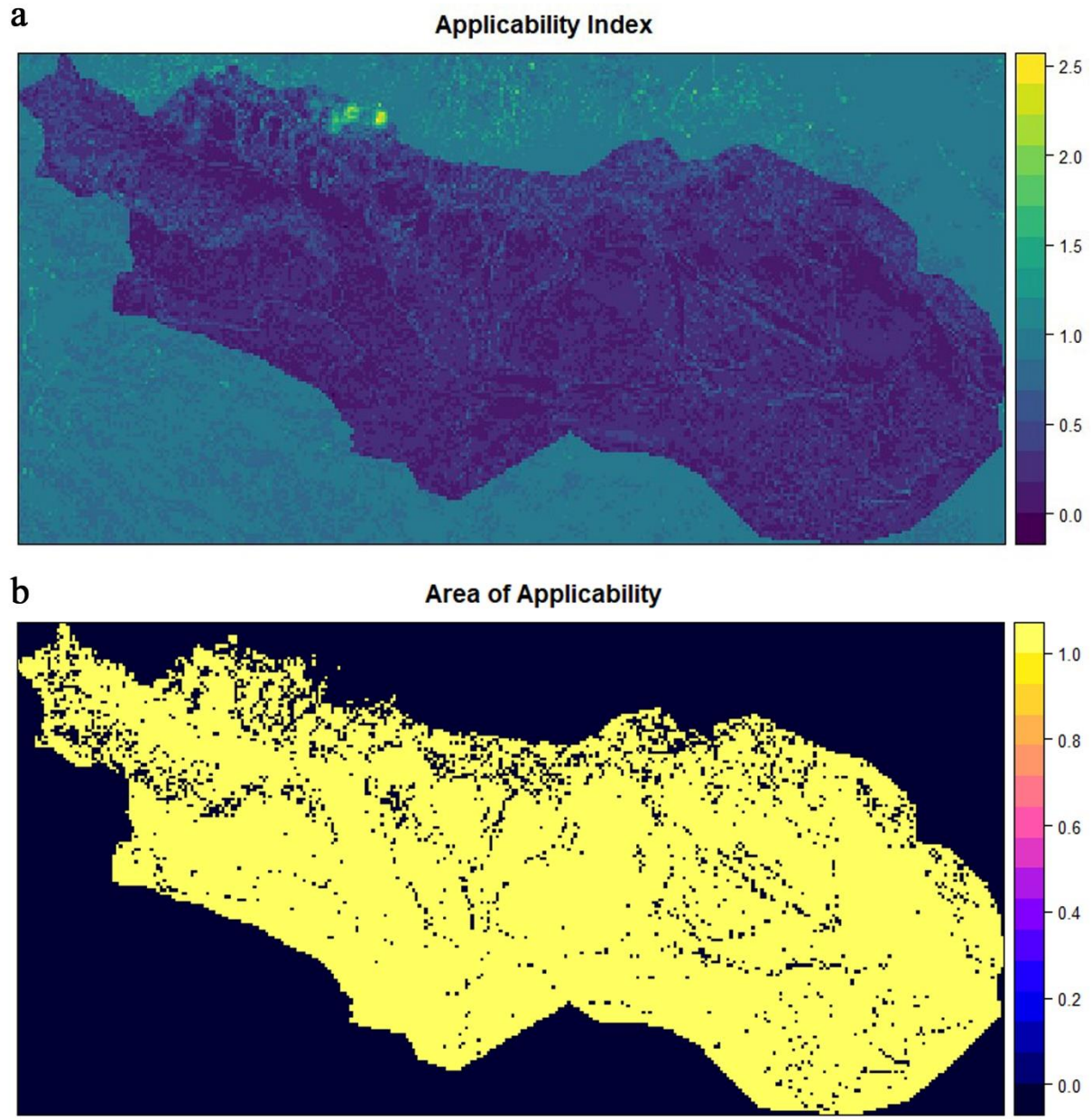

Tabella A3. Statistiche di accuratezza dei modelli di classificazione utilizzati. Risultati della cross-validation (cv) per tutti gli algoritmi testati. La convalida incrociata è stata condotta utilizzando k-fold = 10 e suddividendo i dati in 80% di "addestramento" e 20% di "convalida".

modello	Validazione incrociata	Accuratezza	Kappa	Accuratezza minima	Accuratezza massima	Accuratezza (Null)	Accuratezza PValue	Mcnemar PValue
rf	cv (kfold=10)	0,95	0,88	0,88	0,98	0,67	0,00	0,37

Svm Radial Cost	cv (kfold=10)	0,92	0,82	0,84	0,96	0,67	0,01	0,08
rpart2	cv (kfold=10)	0,91	0,79	0,83	0,96	0,67	0,04	1.00

Figura A4. Mappe derivanti dall'analisi LISA (Local Indicators of Spatial Association) delle patches classificate di *B. genuense*.

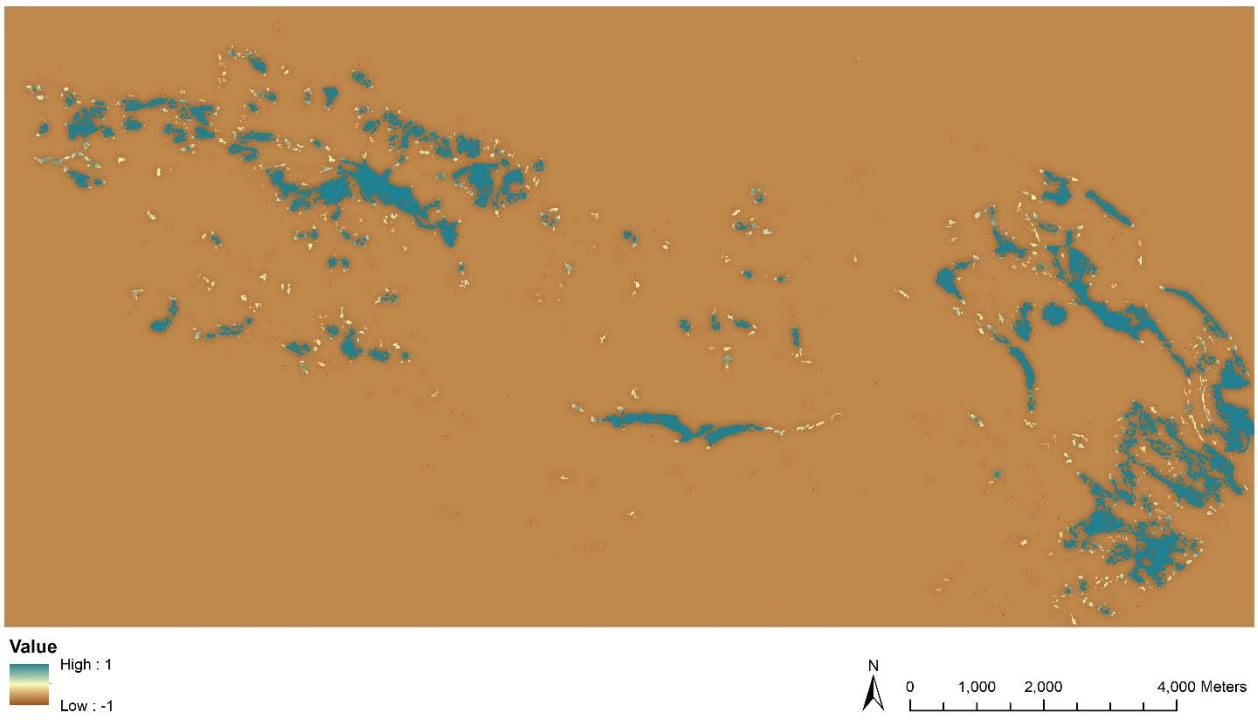

Tabella A5. Nell'area di studio sono state riconosciute diverse associazioni vegetali. Le 12 associazioni corrispondono ai syntaxa riportati in "La vegetazione di Campo Imperatore (Gran Sasso d'Italia)" (Biondi et al. 1999). Sulla base della nomenclatura degli Habitat Natura 2000, le associazioni sono state suddivise in cinque habitat attraverso un processo "expert-based".

n.	**Associazione vegetale**	**Specie diagnostiche**	**Sintassonomia**	**Codice**	**Habitat (Allegato I, Direttiva 92/43/CEE)**
1	***Daphno oleoidis-Juniperetum alpinae***	***Juniperus communis* subsp. *alpina***, *Arctostaphylous uva-ursi, Cotoneaster integerrimus, C. nebrodensis, Juniperus communis* subsp. *hemisphaerica*	*Daphno oleoidis-Juniperion alpinae*	**4060**	Alpine and Boreal heaths

2	***Galio magellensis-Festucetum dimorphae***	***Festuca dimorpha**, Galium magellense, Leontodon montanus subsp. melanotrichus*		**8120**	Calcareous and calcschist screes of the montane to alpine levels (Thlaspietea rotundifolii)
3	***Seslerietum apenninae***	***Sesleria apennina**, Androsace villosa, Helianthemum oelandicum ssp. alpestre, Pedicularis elegans*	*Seslerion apenninae*	**6170**	Alpine and subalpine calcareous grasslands
4	***Carici humilis-Seslerietum apenninae***	***Sesleria apennina**, Carex humilis, Carum heldreichii, Anthyllis montana ssp atropurpurea*	*Seslerion apenninae*		
5	***Luzulo italicae-Nardetum strictae***	***Nardus stricta**, Luzula italica, Crocus albiflorus, Potentilla crantzii, Euphrasia salisburgensis*	*Ranunculo pollinensis-Nardion strcitae*	***6230**	Species-rich *Nardus* grasslands, on siliceous substrates in mountain areas (and sub-mountain areas, in Continental Europe)
	subass. caricetosum kitaibelianae	*Carex kitaibeliana, Gentiana verna, Festuca violaceaa subsp. italica, Draba aizoides, Ohyteuma orbiculare, Erigeron epiroticus*			
6	***Taraxaco apennini-Trifolietum thalii***	***Trifolium thalii**, Taraxacum apenninum, Bellis perennis, Barbarea bracyeosa, Sagina glabra*	*Ranunculo pollinensis-Nardion strcitae*		
7	***Poo violaceae-Nardetum strictae***	***Nardus stricta**, Poa violacea, Crocus neapolitanus, Luzula campestris, Agrostis tenuis*	*Ranunculo pollinensis-Nardion strcitae*		
8	***Koelerio splendentis-Brometum erecti***	***Bromus erectus**, Koeleria splendes, Globularia meridionalis, Trifolium montanum, Gentianella columnae, Helianthemum oelandicum ssp. alpestre, Valeriana tuberosa, Pedicularis comosa*	*Phleo ambigui-Bromion erecti*	***6210**	Semi-natural dry grasslands and scrubland facies on calcareous substrates (Festuco-Brometalia) (*important orchid sites)
9	***Polygalo majoris-Seslerietum nitidae***	***Sesleria nitida,** Polygala major, Anthyllis montana subsp. atropurpurea,*	*Phleo ambigui-Bromion erecti*		

		Laserpitium siler, Biscutella laevigata	
10	***Cirsío acaulis-Sesleríetun nitidae***	***Sesleria nitida,*** *Cirsium acaule, Trifolium pratense subsp. semipurpureum, Linum catharticum, Bellis perennis*	*Phleo ambigui-Bromion erecti*
11	***Poo alpinae-Festucetun circummediterraneae***	***Festuca circummediterranea****, Poa alpina, Trifolium repens, Koeleria splendens, Dianthus delthoides, Crocus neapolitanus*	*Phleo ambigui-Bromion erecti*
	subass. poetosum violaceae	*Poa violcaea*	
12	***Plantago holostei-Helianthemetum cani***	***Helianthemum oelandicum subsp. canum****, Plantago holesteum*	*Phleo ambigui-Bromion erecti*

Discussioni e conclusioni generali

La ricerca presentata in questa tesi mostra quattro casi studio originali che hanno offerto un contributo alla modellistica ecologica e al telerilevamento, utilizzando una ampia gamma di dati raccolti sul campo e/o sul web e dati telerilevati da piattaforme principalmente satellitari. Oltre a questi studi sperimentali, una parte dello stato delle conoscenze attuali in merito alla modellistica ecologica e alle tecniche (e dati) di telerilevamento sono state riassunte nella Parte I di questo lavoro (Capitoli 1 e 2). Tale processo di revisione è stato fondamentale per contestualizzare e fornire le conoscenze necessarie alla comprensione delle ricerche presentate nella Parte II della tesi.

La presente sezione fornisce una sinossi delle discussioni e delle considerazioni generali riguardanti gli studi effettuati, mettendo in evidenza le nuove conoscenze sviluppate, le limitazioni e le prospettive future delle ricerche condotte.

L'obbiettivo del presente progetto di dottorato è stato quello di indagare, in alcune situazioni scelte come esemplificative, le dinamiche e le risposte della vegetazione e di alcuni elementi faunistici in relazione a regimi di disturbo e ai cambiamenti globali, ponendo particolare attenzione verso due specifici fenomeni: gli incendi e le invasioni biologiche. Tali fenomeni sono stati indagati all'interno di diversi ambiti, tra cui quello sanitario, agronomico e conservazionistico e a diverse scale spaziali, da quella locale a quella continentale. I risultati delle ricerche condotte hanno risposto concretamente alle domande scientifiche formulate durante lo svolgimento del progetto, fornendo approcci utili per lo studio dei disturbi ambientali rafforzati dagli effetti dei cambiamenti globali.

Il primo disturbo affrontato è stato quello derivato dagli incendi, che rappresentano uno dei fattori distruttivi più rilevanti, in quanto provoca perturbazioni negli ecosistemi e genera innumerevoli costi ambientali, economici e sociali. Per questo specifico fenomeno, l'approccio utilizzato è stato principalmente quello convenzionale del telerilevamento satellitare, con l'introduzione di metodologie miste che hanno integrato indici spettrali e mappe classificate mediante machine learning.

Il disturbo degli incendi è stato trattato nel Capitolo 4 di questa tesi attraverso un approccio originale di rilevamento delle superfici bruciate e di monitoraggio post-incendio della vegetazione colpita. Nel caso studio affrontato, sono stati utilizzati i dati ottici del satellite Sentinel-2 (medio-alta risoluzione spaziale: 10m/pixel) che hanno permesso di effettuare un'indagine molto accurata della dinamica di recupero della vegetazione a seguito dell'evento.

La ricerca ha dimostrato le potenzialità dei dati Sentinel-2 e del machine learning per il monitoraggio attivo degli incendi e della vegetazione a costi relativamente esigui (sia umani che economici). Tale ricerca ha evidenziato che i dati satellitari multispettrali a medio-alta risoluzione spaziale, come quelli forniti dai Sentinel-2, risultano molto validi per il monitoraggio degli incendi, pur presentando delle limitazioni legate alla risoluzione spaziale (e spettrale) e alla presenza di copertura nuvolosa.

Nonostante questo studio sia stato condotto a livello locale (Altipiano di Campo Imperatore, AQ), è possibile estendere queste metodologie a livello regionale e addirittura globale, grazie al cloud computing. Utilizzare la capacità computazionale e il catalogo dei dati di Google Earth Engine (GEE) insieme ad altri software (e dati) open source per la gestione locale dei dati (SNAP, Orfeo ToolBox, QGIS, ecc.) consente a chiunque (scienziati, hobbisti e nazioni) di rilevare i cambiamenti, mappare le tendenze e quantificare i danni derivanti dagli incendi (e non solo) sulla superficie terrestre, come mai prima d'ora.

L'approccio proposto in questo studio ha evidenziato diversi vantaggi rispetto ad altre ricerche in letteratura. Il primo derivante dalla velocità del monitoraggio che ha permesso sia di identificare l'area incendiata che di quantificarne il danno attraverso la definizione di classi di gravità. Il secondo che ha consentito di analizzare le tendenze di recupero a breve termine della vegetazione all'interno delle classi di gravità dell'incendio individuate. Infatti, l'indagine effettuata all'interno degli habitat colpiti mediante l'NDVI ha permesso un'analisi rapida ed efficiente delle dinamiche vegetazionali nel breve periodo, sia a livello esplorativo che ad uno più approfondito. Un altro vantaggio derivante da questo tipo di approccio consiste proprio nella limitazione dei costi derivanti dal campionamento sul campo, che per aree di dimensioni anche limitate, richiede notevoli risorse umane ed economiche. Inoltre, questa metodologia consente ai gestori territoriali e delle aree protette, l'attuazione di eventuali misure di ripristino ambientale nelle aree colpite e/o poste sotto tutela.

Il secondo disturbo affrontato durante lo svolgimento del progetto è stato quello legato alle invasioni biologiche. Il problema delle specie aliene invasive (IAS) non riguarda semplicemente gli ecologi o i biologi della conservazione. Piuttosto, colpisce le economie nazionali e il commercio globale, minaccia la salute umana ed è un elemento critico dei cambiamenti globali. Durante il presente progetto di dottorato, infatti, diversi contributi scientifici prodotti hanno riguardato svariate tematiche legate alle invasioni biologiche, tra cui la salute umana, l'agricoltura e la conservazione degli habitat. Durante il progetto si è cercato di colmare alcune lacune in letteratura, fornendo diversi spunti originali riguardanti principalmente l'utilizzo integrato della modellistica ecologica e del telerilevamento, allo scopo di perfezionare gli scenari di distribuzione delle IAS.

Come è noto, le IAS possono avere un impatto negativo sulla biodiversità, sull'agricoltura e talvolta, sulla salute umana (Beggs, 2004; Juliano & Philip Lounibos, 2005; Lake et al., 2017), con impatti significativi in termini di costi sia sociali che economici.

La ricerca descritta nel Capitolo 3 ha affrontato la tematica delle invasioni biologiche dal punto di vista della salute umana, utilizzando i modelli di nicchia ecologica (ENM) per predire la distribuzione di *Ambrosia artemisiifolia* (ambrosia comune; elevata allergenicità nei confronti dell'uomo) e del suo principale antagonista, il Coleottero Crisomelide *Ophraella communa,* in tutto il territorio europeo. Lo studio ha focalizzato l'attenzione sulla co-occorrenza spaziale tra l'ambrosia comune e *Ophraella communa* (che provoca un'ingente defogliazione sulla pianta ospite) mediante gli ENM e il telerilevamento satellitare. Quest'ultimo ha permesso di identificare a scala europea le aree dove l'ambrosia comune si diffonde maggiormente (specifici terreni coltivati, come ad es. soia, girasole, mais e barbabietola da zucchero), consentendo di migliorare le previsioni degli ENM sia negli scenari al presente che in quelli al futuro. La piattaforma cloud Google Earth Engine (GEE), grazie alla sua enorme disponibilità di dati e alla grande capacità computazionale, ha permesso di effettuare una classificazione basata su oggetti delle aree agricole preferite da *Ambrosia artemisiifolia* su tutto il territorio europeo ad una risoluzione spaziale di 10 m/pixel (immagini Sentinel-2). GEE consente di elaborare enormi quantità di informazioni geospaziali direttamente nei server di Google, consentendo l'analisi dei dati su scala planetaria gratuitamente. Le sinergie tra le immagini satellitari open source sempre più disponibili (es. missioni Sentinel e Landsat) (Wulder et al., 2012) e questa tipologia di piattaforme basate su cloud per l'analisi geospaziale su scala globale, offrono opportunità senza precedenti per gli scienziati di studiare processi e proprietà degli ecosistemi (Gorelick et al., 2017) che finora sono stati ampiamente trascurati nella caratterizzazione e nella modellazione delle nicchie ecologiche. L'uso integrato dei modelli di nicchia ecologica e del

telerilevamento satellitare in ambiente GIS e/o Python (o JavaScript o R) ha dimostrato di offrire dei vantaggi notevoli nel settore delle invasioni biologiche, consentendo come in questo caso, di valutare con accuratezza il potenziale biocontrollo esercitato da *Ophraella communa* su *Ambrosia artemisiifolia*, in modo da focalizzare gli sforzi economici verso obbiettivi di lotta biologica più specifici.
Tale approccio ha consentito di identificare le patches di copertura del suolo preferite dal taxon invasivo, riducendo le incertezze derivanti da un approccio puramente modellistico. Inoltre, l'utilizzo dei dati telerilevati e delle piattaforme di elaborazione open source permette di effettuare questo tipo di analisi a costi irrisori, consentendo anche ai giovani ricercatori con risorse limitate, di eliminare i problemi della potenza di calcolo e dell'acquisizione (e/o stoccaggio) del dato.
Il terzo caso studio descritto nel Capitolo 5 ha invece focalizzato l'attenzione su una pianta che riveste un ruolo economico molto importante nell'Africa sub-sahariana, *Jatropha curcas*. Questo arbusto viene utilizzato principalmente come filare intorno le coltivazioni, per produzione di sapone e come pianta medicinale, ma negli ultimi decenni ha assunto anche un ruolo energetico anche per la produzione di biodiesel (Parawira, 2010; Kamel et al., 2018). Il miglioramento dell'efficienza della produzione energetica locale è tra le misure importanti per soddisfare la futura domanda di energia dei paesi sub-sahariani che si affacciano verso sistemi più industrializzati. Quindi c'è una crescente richiesta di una comprensione globale dei limiti alla base della produttività bioenergetica dove i vincoli abiotici e biotici sono tra i molti fattori che ne influenzano l'efficienza. Pertanto, la pianificazione per l'adattamento e la mitigazione di questo tipo di agricoltura deve basarsi su processi decisionali informati, e in particolare sulle migliori pratiche di gestione dei parassiti e delle malattie pre e post-raccolta. Nell'Africa subsahariana, dove insistono molte colture di *Jatropha curcas*, i coleotteri fitofagi del gruppo di specie *Aphthona cookei* rappresentano uno dei parassiti più dannosi per questa coltura. In linea con quanto sopra, tale studio ha contribuito all'individuazione dei territori climaticamente idonei (al presente e al futuro) per i due taxa; all'identificazione delle aree dove queste colture bioenergetiche possono crescere senza subire la presenza di questi specifici parassiti; e alla quantificazione delle duplici perdite economiche in termini di servizi ecosistemici (sequestro del carbonio) e di produzione di biodiesel, quando si verifica la co-occorrenza tra questi due taxa. Le analisi sono state condotte partendo da ENM basati sul clima (elaborati attraverso il pacchetto R, Biomod2), i cui risultati sono stati perfezionati mediante simulazioni di scenari di uso/copertura del suolo ottenuti mediante la suite standalone InVest. Gli strumenti contenuti in questa suite hanno permesso di implementare sia il modello di stoccaggio del carbonio che le simulazioni al futuro delle mappe di uso/copertura del suolo, utilizzando come livello di base il Global Land Cover 2018 del Copernicus Climate Change Service (C3S); prodotto a partire da dati telerilevati (MERIS, AVHRR, SPOT-VGT, PROBA-V e Sentinel-3 OLCI). Sia i dati telerilevati che altri set di dati (es. Shared Socio-economics Pathways, SSP) hanno permesso di raffinare gli ENM, dimostrando di offrire alcuni vantaggi nello studio della potenziale distribuzione dei parassiti sulle colture di interesse economico. Questo approccio, utilizzabile potenzialmente su ogni tipo di coltura associata ad un parassita, aiuta nella categorizzazione delle preferenze climatiche e delle aree di copertura del suolo di particolare interesse per le specie che infestano le colture. Inoltre, consente di quantificare le perdite e i guadagni economici per aree molto specifiche, permettendo di risparmiare tempo e denaro mediante azioni mirate. Oltre a ciò, lo studio ha evidenziato che pur con risoluzioni spaziali grossolane (~300m ÷ ~10km) è possibile effettuare un'analisi molto accurata della distribuzione potenziale di questi taxa.

L'ultimo caso studio presentato in questo lavoro di tesi è incentrato su un approccio pratico che ha integrato le tecniche di telerilevamento satellitare e gli SDM, allo scopo di identificare una particolare specie vegetale e individuarne i driver topografici di distribuzione nell'area di studio. La specie oggetto di studio è stata *Brachypodium genuense*, una graminacea ad ampia dispersione che pur non essendo alloctona sull'Appennino Centrale, risulta essere molto competitiva, portando in alcune casi alla banalizzazione degli habitat di prateria montani e sub-montani e assumendo di fatto, un comportamento simile a quello delle IAS. Questa specie presenta sull'Appennino Centrale, delle fasi fenologiche ben distinte (Catorci et al., 2011) che hanno permesso di identificarla con grande precisione utilizzando i dati telerilevati da satellite, al pari di altre specie invasive come *Bromus tectorum*, ampliamente studiato in letteratura sotto questo punto di vista (Peterson, 2003; Bradley & Mustard, 2005; Clinton et al., 2010). Grazie alla classificazione delle immagini satellitari dei Sentinel-2 è stato possibile studiare la distribuzione di questa specie all'interno dell'area di studio. A seguito di una classificazione binaria, che ha riportato dei valori di accuratezza generale superiori al 90%, è stato estratto un ingente numero di occorrenze della specie target, utilizzate per la costruzione degli SDM. Questi modelli sono stati utilizzati per studiare i driver topografici che determinano la distribuzione di *Brachypodium genuense* nell'area indagata. Tali occorrenze si sono rivelate cruciali per la riduzione della distorsione del campionamento e per migliorare la calibrazione dei modelli di distribuzione. L'approccio utilizzato si compone di metodologie pratiche ed affidabili per la valutazione della distribuzione e della diffusione delle specie vegetali dominanti o invasive, soprattutto nelle aree protette dove uno degli obbiettivi prioritari risulta la conservazione degli habitat. Questo tipo di approccio è ancora poco utilizzato dalla comunità scientifica, per cui tale contributo potrà offrire un utile spunto per l'utilizzo di queste tecniche in futuro.

Alcune delle metodologie utilizzate nei casi studio presentati, mostrano diverse limitazioni legate, nel caso del telerilevamento (multispettrale), alla risoluzione spaziale, alla copertura nuvolosa, alla scelta degli indici spettrali e degli algoritmi da utilizzare e alla fase di campionamento sul campo.

In alcuni casi, le limitazioni riconducibili alla risoluzione spaziale o alla scelta di indici spettrali appropriati, non hanno consentito di ottenere informazioni accurate a livello di singole popolazioni o specie (o di piccoli focolai di incendio). Questo problema si ripercuote sia sullo studio degli habitat che delle singole specie. Ad esempio, nella ricerca condotta sull'incendio di Campo Imperatore (Capitolo 4), l'NDVI ha mostrato delle limitazioni relative al monitoraggio degli habitat con una copertura vegetale molto bassa (es. habitat 8210 - Pareti rocciose calcaree con vegetazione casmofitica). L'indice in questo caso non è riuscito a cogliere le piccole variazioni per via della sua sensibilità verso il suolo nudo. Inoltre, tale problematica può essere ricondotta anche alla risoluzione spaziale del dato di base oltre che alla limitata estensione di questi specifici habitat.

Un altro problema legato alla risoluzione spaziale (e in questo caso anche alla risoluzione spettrale) è quello affrontato nel Capitolo 6 dove alcune specie vegetali, simili per fenologia alla specie target (*Brachypodium genuense*), hanno alterato la misura della firma spettrale contribuendo al fenomeno della miscelazione spettrale e ad errori di classificazione generale. Tali limitazioni sono state parzialmente superate mediante un'attenta campagna di rilievi sul campo. Tuttavia, lo sforzo di campionamento in situ (fondamentale anche per la validazione dei dati ottenuti da satellite) in alcuni casi può rappresentare una limitazione, in quanto richiede a seconda dell'estensione (ed accessibilità) dell'area da indagare, notevoli risorse umane ed economiche. Una possibile soluzione a queste problematiche viene fornita dai dati ad altissima risoluzione (VHR o dati acquisiti da SAPR) che potrebbero aiutare in situazioni di questo tipo mediante il loro grande livello di dettaglio;

purtroppo, questi dati hanno ancora un costo elevato ed una copertura limitata a seconda dello scopo e della richiesta.
Un altro limite di utilizzo delle immagini satellitari (multispettrali) è determinato dalla copertura nuvolosa. Un esempio è fornito dalle immagini Sentinel-2 utilizzate negli studi descritti in questa tesi, che pur avendo un'elevata risoluzione temporale di 5 giorni sono state influenzate dalla presenza delle nuvole, molto comuni nelle zone di montagna temperate (Goward et al., 2019), per cui il singolo utilizzo dei dati ottici è spesso problematico.
Altre limitazioni delle metodologie utilizzate nei casi studio presentati, riguardano invece i modelli ecologici e le più rilevanti sono legate principalmente alla fase concettuale della procedura di modellazione. Nella fase di concettualizzazione, le principali limitazioni sono dovute alle conoscenze dell'ecologia della/e specie e alla scelta di appropriate variabili ambientali. A volte l'idoneità di una specie è modificata a scala locale da particolari condizioni del suolo o topografiche che però risultano, in alcuni casi difficilmente reperibili. Una possibile soluzione può essere fornita dell'utilizzo dei dati satellitari e/o da drone che con la loro alta (o altissima) risoluzione spaziale potrebbero soddisfare (in alcuni casi) queste necessità.
Comunemente a tutti i contributi descritti nella presente tesi, un fattore imprescindibile è stato l'utilizzo di una grande varietà di linguaggi di programmazione (R, JavaScript, Python), software (QGIS, Arcmap, SNAP, GEE), pacchetti (Biomod2, Ecospat) e algoritmi di machine learning (Random Forest, SVM, Cart). Ciò implica che per le tipologie di indagine effettuate, sono necessarie una serie di conoscenze trasversali che vanno dal GIS al telerilevamento, fino alla modellistica e all'ecologia applicata. Tale varietà di conoscenze può risultare, in alcuni casi, una seria problematica per l'applicazione delle metodologie presentate (specialmente al di fuori dell'ambito accademico), in quanto la costruzione di un background di conoscenze così vasto, risulta molto dispendioso a livello economico e temporale. Tuttavia, grazie alle conoscenze sempre più disponibili, alla continua crescita tecnologica, alla potenza di calcolo notevolmente migliorata, alla maturità nei GIS open source e ai progressi nella facilità di utilizzo dei pacchetti di modellazione cartografica ed ecologica, i futuri scienziati ambientali e gestori territoriali saranno in grado di affrontare questioni scientifiche sempre più complesse, formulate in risposta alle crescenti preoccupazioni sui disturbi ambientali legati al cambiamento globale.
Anche la comprensione delle nicchie ecologiche e dei requisiti ambientali delle specie sta avanzando rapidamente ed è probabile che nuove scoperte emergano attraverso importanti sviluppi nel campo del telerilevamento, mediante l'utilizzo di sensori e dispositivi remoti sempre più performanti (es. sensori iperspettrali e droni). L'utilizzo dei dati telerilevati nei modelli ecologici è ancora poco diffuso, ma a seguito dei significativi progressi compiuti nel campo della sensoristica, questi dati vengono sempre più utilizzati a tale scopo, mostrando un eccellente potenziale nella previsione della distribuzione delle specie (Pottier et al., 2014). Inoltre, in futuro, i metodi basati su Deep Learning (es. Rete Neurale Convoluzionale, CNN) potranno offrire una soluzione più efficace per la rilevazione dei fenomeni di disturbo mediante un apprendimento debolmente supervisionato (con l'ausilio di pochi dati ancillari). Oltre a ciò, la fusione tra immagini ottiche e SAR (Radar ad Apertura Sintetica) (quasi indipendenti dalle condizioni meteorologiche), potrebbe migliorare la copertura temporale delle immagini disponibili anche in quelle aree che risultano spesso inadatte all'utilizzo del singolo dato spettrale, come le aree equatoriali (o montane) dove la copertura nuvolosa spesso determina problemi nella gestione del dato.

Infine, la disponibilità di nuovi sensori, l'integrazione tra i diversi prodotti e la costante crescita nelle tecniche di analisi, porterà probabilmente verso nuove frontiere della conoscenza che diventeranno sempre più accessibili a tutti grazie soprattutto alla filosofia dell'open source.
I risultati di questo studio hanno dimostrato la capacità di utilizzare le tecniche di telerilevamento e la modellistica ecologica per sviluppare un solido quadro per il monitoraggio dei disturbi ambientali con particolare attenzione agli incendi e alle IAS. Tuttavia, è fondamentale diffondere queste metodologie anche al di fuori dell'ambito universitario, in modo tale che esse non rimangano soltanto dei meri esercizi accademici, ma vadano ad influire sulle decisioni politiche e gestionali reali, allo scopo di contrastare efficacemente gli effetti dei disturbi e dei cambiamenti globali.

Bibliografia

Beggs PJ. 2004. Impacts of climate change on aeroallergens: past and future. *Clinical & Experimental Allergy* 34:1507–1513.

Bradley BA, Mustard JF. 2005. Identifying land cover variability distinct from land cover change: cheatgrass in the Great Basin. *Remote Sensing of Environment* 94:204–213.

Clinton NE, Potter C, Crabtree B, Genovese V, Gross P, Gong P. 2010. Remote sensing–based time-series analysis of cheatgrass (bromus tectorum L.) phenology. *Journal of environmental quality* 39:955–963.

Gorelick N, Hancher M, Dixon M, Ilyushchenko S, Thau D, Moore R. 2017. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment* 202:18–27. DOI: 10.1016/j.rse.2017.06.031.

Goward SN, Loboda TV, Williams DL, Huang C. 2019. Landsat orbital repeat frequency and cloud contamination: A case study for eastern united states. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 85:109–118.

Juliano SA, Philip Lounibos L. 2005. Ecology of invasive mosquitoes: effects on resident species and on human health. *Ecology letters* 8:558–574.

Kamel DA, Farag HA, Amin NK, Zatout AA, Ali RM. 2018. Smart utilization of *Jatropha* (*Jatropha curcas* Linnaeus) seeds for biodiesel production: Optimization and mechanism. *Industrial crops and products* 111:407–413.

Lake IR, Jones NR, Agnew M, Goodess CM, Giorgi F, Hamaoui-Laguel L, Semenov MA, Solomon F, Storkey J, Vautard R. 2017. Climate change and future pollen allergy in Europe. *Environmental health perspectives* 125:385–391.

Parawira W. 2010. Biodiesel production from *Jatropha curcas*: A review. *Scientific Research and Essays* 5:1796–1808.

Peterson EB. 2003. Mapping percent-cover of the invasive species Bromus tectorum (cheatgrass) over a large portion of Nevada from satellite imagery. *Report for the US Fish and Wildlife Service, Nevada State Office, Reno, by the Nevada Natural Heritage Program, Carson City*.

Pottier J, Malenovský Z, Psomas A, Homolová L, Schaepman ME, Choler P, Thuiller W, Guisan A, Zimmermann NE. 2014. Modelling plant species distribution in alpine grasslands using airborne imaging spectroscopy. *Biology Letters* 10:20140347. DOI: 10.1098/rsbl.2014.0347.

Wulder MA, Masek JG, Cohen WB, Loveland TR, Woodcock CE. 2012. Opening the archive: How free data has enabled the science and monitoring promise of Landsat. *Remote Sensing of Environment* 122:2–10. DOI: 10.1016/j.rse.2012.01.010.

Ringraziamenti

Ringrazio i miei genitori per aver sempre creduto in me sostenendomi in ogni mia decisione; senza di loro questo percorso formativo non sarebbe nemmeno iniziato.

Desidero ringraziare inoltre tutte le persone che, a vario titolo, sono state per me importanti, affinché potessi completare questo percorso di ricerca. Innanzitutto, ringrazio il Prof. Maurizio Biondi e la Prof.ssa Anna Rita Frattaroli che, in questi anni, mi hanno seguito con pazienza e competenza; il loro ruolo è stato determinante.

Un ringraziamento speciale va al Dott. Mattia Iannella, per avermi spronato costantemente verso il miglioramento; i suoi consigli sono stati una continua fonte d'ispirazione e la sua amicizia un grande sostegno.

Infine, un sincero ringraziamento a tutti i componenti del laboratorio LaCEMod che con la loro amicizia e competenza mi hanno guidato lungo tutto il percorso di dottorato. Grazie ai dottori: Carmelo Gianchino, Michele Di Musciano, Francesco Cerasoli, Cristina Mantoni, Emanuele Berrilli, Valter Di Cecco, Giulia Console, Matteo Garzia, Lorenzo Ricci, Davide Serva e Alessia Marino.

Ultima ma non meno importante, ringrazio Giorgia Ferella, la mia compagna di vita, che mi ha ricordato costantemente di non perdere la determinazione, sostenendomi in ogni aspetto di questo percorso senza mai dubitare.