Interreg Italia-Slovenija
Karst Firewall 5.0

Cofinanziato dall'Unione europea
Sofinancira Evropska unija

VALUTAZIONE DEL PERICOLO E DELLA VULNERABILITÀ AGLI INCENDI BOSCHIVI SUL CARSO E L'IMPATTO DEL CAMBIAMENTO CLIMATICO

KARST FIREWALL 5.0

Adattamento innovativo al cambiamento climatico basato sugli ecosistemi nella regione del Carso. Promuovere una silvicoltura resistente agli incendi con il supporto di Industria 5.0

Inovativno ekosistemsko-zasnovano prilagajanje podnebnim spremembam na Krasu. Spodbujanje požarno odporne gmajne s podporo industrije 5.0

Il progetto Karst Firewall 5.0 è co-finanziato dall'Unione europea nell'ambito del Programma Interreg VI-A Italia-Slovenia.
Projekt Karst Firewall 5.0 sofinancira Evropska unija v okviru Programa Interreg VI-A Italija-Slovenija.
www.ita-slo.eu/karst-firewall-50

DELIVERABLE INFORMAZIONI / INFORMACIJE	
Acronimo del progetto / Akronim projekta:	**KARST FIREWALL 5.0**
Titolo del progetto / Naslov projekta:	**Adattamento innovativo al cambiamento climatico basato sugli ecosistemi nella regione del Carso. Promuovere una silvicoltura resistente agli incendi con il supporto di Industria 5.0** **Inovativno ekosistemsko-zasnovano prilagajanje podnebnim spremembam na Krasu. Spodbujanje požarno odporne gmajne s podporo industrije 5.0**
Area prioritaria / Prednostno področje:	**Un'Europa più verde e a basse emissioni di carbonio, che si muove verso un'economia a zero emissioni di carbonio e resiliente** **Bolj zelena, nizkoogljična Evropa, ki prehaja na gospodarstvo z ničelno stopnjo neto emisij ogljika in je odporna**
Obiettivo specifico del programma / Specifični cilj programa:	**SO4: Promuovere l'adattamento ai cambiamenti climatici e la prevenzione del rischio di catastrofi e la resilienza, tenendo conto degli approcci ecosistemici.** **SO4: Spodbujanje prilagajanja podnebnim spremembam in preprečevanja tveganja nesreč ter odpornosti ob upoštevanju ekosistemskih pristopov**
URL del sito web del progetto / URL spletne strani projekta:	www.ita-slo.eu/karst-firewall-50
Numero del documento / Številka dokumenta:	KFW50-D112
Titolo del documento / Naslov dokumenta:	VALUTAZIONE DEL PERICOLO E DELLA VULNERABILITÀ AGLI INCENDI BOSCHIVI SUL CARSO E L'IMPATTO DEL CAMBIAMENTO CLIMATICO
Work Package:	1
Attività / Aktivnost:	1.2
Partner responsabili (autori) / Odgovorni partnerji (avtorji):	IUAV Università di Venezia (Granceri Bradaschia, Massimiliano; Morassutti, Giacomo; Pintarič, Domen; Longato, Davide; Maragno, Denis; Musco, Francesco) ZRC-SAZU (Čonč, Špela; Breg Valjavec, Mateja; Ciglič, Rok)
Citazione / Citiranje:	Granceri Bradaschia M., Čonč Š., Morassutti G., Breg M., Longato D., Pintarič D., Ciglič R., Maragno D., Musco F., 2025, "VALUTAZIONE DEL PERICOLO E DELLA VULNERABILITÀ AGLI INCENDI BOSCHIVI SUL CARSO E L'IMPATTO DEL CAMBIAMENTO CLIMATICO / OCENA NEVARNOSTI IN RANLJIVOSTI ZARADI POŽAROV V NARAVI OB PODNEBNIH SPREMEMBAH NA KRAŠKEM OBMOČJU", Karst Firewall 5.0 project, EU Interreg Italia Slovenia, 10.5281/zenodo.18220789
Luogo e data di pubblicazione / Kraj in datum objave:	Trieste, 10/10/2025

INDICE

1 INTRODUZIONE 4

1.1 Il Progetto Karst Firewall 5.0 4

2 L'AREA DI STUDIO 6

3 MATERIALI E METODI 8

3.1 Le variabili esplicative 8

3.2 Punti di innesco degli incendi boschivi storici 12

3.3 Modellazione MaxEnt per la valutazione del pericolo di incendi boschivi 13

3.4 Valutazione della vulnerabilità con approccio MCDA/AHP 15

4 RISULTATI E DISCUSSIONE 20

4.1 Analisi del pericolo di incendi boschivi 20

4.2 Valutazione della vulnerabilità agli incendi boschivi 29

4.3 Considerazioni sulla distribuzione spaziale dei punti di innesco degli incendi passati e sulla validazione delle carte di pericolo e di vulnerabilità 31

4.4 Punti salienti e approfondimenti sugli approcci adottati per l'analisi del pericolo e della vulnerabilità agli incendi boschivi 37

5 CONCLUSIONE 39

6 RIFERIMENTI 41

1 INTRODUZIONE

1.1 Il Progetto Karst Firewall 5.0

Il regime degli incendi boschivi nell'area del Kras/Carso è influenzato dal cambiamento climatico in corso. È probabile che gli incendi diventino più frequenti e intensi a causa di diversi trend, come l'aumento delle temperature, ondate di calore prolungate e siccità (Dupuy et al., 2020). Le strategie attuali di gestione degli incendi stanno diventando meno efficaci, rendendo necessario esplorare nuove modalità di adattamento. Il progetto Karst Firewall 5.0 affronta due sfide presenti nell'area del programma: gli incendi boschivi e la gestione della governance degli stessi. Per affrontarli intende sviluppare piani di azione innovativi per preservare lo stato di salute del territorio carsico e massimizzarne la resilienza, ponendo uno sguardo al futuro. Data le caratteristiche transfrontaliere dell'area di studio nel paesaggio carsico tra Italia e Slovenia, è fondamentale promuovere la cooperazione tra entrambi i paesi per affrontare l'urgente necessità di ridurre il rischio di incendi e sviluppare strategie di risposta tempestive, come dimostrato dall'importante incendio dell'estate 2022.

Il progetto intende aprire la strada non solo a un maggiore dialogo e a una maggiore cooperazione tra gli attori direttamente coinvolti nella gestione e nell'attuazione delle strategie di risposta agli incendi boschivi dai due lati del confine, ma anche tra gli attori di diversi settori, nonché la comunità in generale che sono in qualche modo coinvolti negli impatti che ne derivano. In questo modo, il progetto Karst Firewall potrebbe essere davvero determinante per lo sviluppo di un efficace meccanismo transfrontaliero di prevenzione e gestione degli incendi boschivi, grazie al fatto che tutti gli attori coinvolti, dai singoli cittadini e utenti del territorio ai decisori di alto livello, svolgono un ruolo molto importante e complementare a questo obiettivo.

Il Work Package 1 del progetto Karst Firewall 5.0 è intitolato "Come renderlo meno infiammabile: un quadro concettuale per la riduzione del rischio di incendi transfrontalieri nel Carso" e mira a sviluppare un quadro concettuale per promuovere la riduzione del

rischio di incendi boschivi attraverso la creazione di una collaborazione transfrontaliera per un'efficace gestione adattiva degli incendi boschivi nelle regioni carsiche. Ciò include l'elaborazione di specifiche analisi spaziali che analizzano il pericolo di incendi boschivi, attuale e nel futuro prossimo secondo i dati fornitici dalle proiezioni climatiche e la vulnerabilità del territorio nell'area di progetto, oggetto di questo deliverable. A tale scopo, sono stati selezionati e testati due approcci: l'analisi tramite **modellazione di Massima Entropia (MaxEnt)** per la valutazione del **pericolo di incendi boschivi** (di seguito definita come pericolo) e **l'Analisi Decisionale Multi-criteriale (MCDA)** per l'analisi della **vulnerabilità del territorio agli incendi** (di seguito vulnerabilità).

La modellazione con MaxEnt ha guadagnato una vasta popolarità grazie alla sua relativa semplicità ed è ampiamente utilizzata, soprattutto nei campi dell'ecologia e della biogeografia (Phillips et al., 2006). Tuttavia, questi metodi di modellazione ecologica, come MaxEnt, i modelli lineari generalizzati (GLM) o i modelli additivi generalizzati (GAM), si sono già dimostrati efficaci anche in altri campi per prevedere la distribuzione spaziale di determinati fenomeni e comprendere i i pattern spaziali dei processi naturali. Ad esempio, la modellazione con MaxEnt è stata utilizzata per prevedere la distribuzione spaziale di grotte che identificano le aree del più critiche per il flusso delle acque sotterranee nel sistema carsico (Blitch et al., 2023). Negli ultimi anni, MaxEnt è stato utilizzato con successo anche per valutare il rischio, la vulnerabilità e la probabilità di incendi boschivi in ambienti diversi, performando in alcuni studi comparativi meglio di algoritmi di Random forest e modelli GLM (Kim et al., 2019; Mishra et al., 2023; Paudel et al., 2024; Vilar et al., 2016; Yang et al., 2021).

L'analisi di vulnerabilità agli incendi boschivi richiede la valutazione di fattori diversi che possono concorrere a determinarlo. Poiché questi fattori sono eterogenei, caratterizzati da un certo grado di importanza relativa e misurati con unità di misura diverse, per identificare le aree di maggiore o minore vulnerabilità agli incendi è stato scelto l'approccio dell'analisi decisionale multi-criteriale (MCDA) applicato a valutazioni spazialmente esplicite con sistemi informativi geografici (GIS) (Malczewski, 2006). Nell'ambito dell'MCDA, il metodo Analytic Hierarchy Process (AHP), uno dei metodi più diffusi per valutare l'importanza relativa di tutti i fattori analizzati (Gigović & Jakovljević, 2018; Goleiji et al., 2017; Maniatis et al., 2022; Sivrikaya & Küçük, 2022) è stato utilizzato per assegnare i pesi rappresentanti l'importanza

relativa di tutti i fattori selezionati. L'AHP è stato teorizzato per la prima volta da Saaty (2002) per confrontare i diversi criteri in un MCDA e fornire un metodo matematico per quantificare le valutazioni soggettive della loro relativa importanza.

2 L'AREA DI STUDIO

L'area di studio comprende la regione storico-geografica dell'altopiano carsico (denominato Carso in Italia e Kras in Slovenia) e le sue aree limitrofe, abbracciando il nord del Mare Adriatico. L'area di studio si estende per circa 1000 km^2, ricadendo approssimativamente per il 30% in Italia e per il 70% in Slovenia. L'area è compresa tra le coordinate geografiche 13,47 long., 45,55 lat. e 14,05 long., 45,96 lat. (EPSG:4326-WGS84). L'area è caratterizzata sia da climi mediterranei superiori, sulla costa, sia da zone fitoclimatiche più continentali sul versante interno. Il Carso è un classico esempio di altopiano a substrato calcareo, che si innalza rapidamente dalla costa fino a 350 m s.l.m., con creste collinari che raggiungono i 400-700 m s.l.m.. La vegetazione varia dalle macchie costiere di leccio mediterraneo (Quercus ilex) alle associazioni di carpino nero (Ostrya carpinifolia) e frassino (Fraxinus ornus), dominate dalla roverella (Quercus pubescens) che ricopre sempre la landa carsica sull'altopiano, sempre di più in stato di abbandono (Oriolo et al., 2021). Sono comuni macchie di foreste di pino nero (Pinus nigra), specie non autoctona importata con gli sforzi di rimboschimento della landa carsica risalenti al XIX secolo.

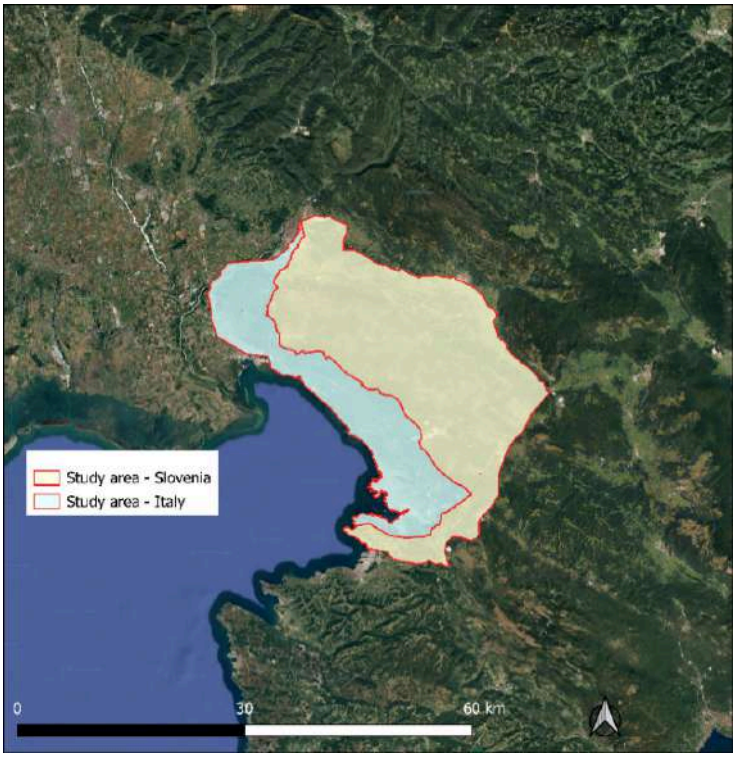


Figura 1 L'area di studio. A sinistra la parte ricadente in Italia, a destra in Slovenia.

3 MATERIALI E METODI

Questo lavoro ha eseguito due analisi: **Il pericolo di incendi boschivi** basata sulla modellazione di Massima Entropia (MaxEnt) e la **vulnerabilità agli incendi boschivi** basata sull'Analisi Decisionale Multicriteriale (MCDA) utilizzando l'Analytic Hierarchy Process (AHP). Prima di eseguire le analisi sono state selezionate, sulla base dei dati transfrontalieri disponibili (e comparabili), le variabili esplicative che concorrono all'innesco e alla diffusione degli incendi.

3.1 Le variabili esplicative

Sulla base di una revisione della letteratura (Gigović & Sekulović, 2018; Maniatis et al., 2022; Mishra et al., 2023; Nuthammachot & Stratoulias, 2021; Sivrikaya & Küçük, 2022; Trucchia et al., 2022, 2023; Yang et al., 2021), sono state selezionate **11 variabili esplicative** che sono state utilizzate per la modellazione e le analisi in quanto potenziali fattori che influenzano il pericolo e la vulnerabilità agli incendi boschivi. Tra queste vi sono delle variabili che riflettono le caratteristiche **antropiche** (la distanza da ferrovie, strade (strade principali, strade forestali e sentieri escursionistici) e insediamenti), **ambientali** (copertura del suolo), **climatiche** (precipitazioni e temperatura) e **topografiche** (aspetto, elevazione, pendenza, Indice di Posizionamento Topografico (TPI, *Topographic Position Index*), Indice Topografico di Saturazione (TWI, *Topographic Wetness Index*), un indice della saturazione del versante). L'elenco delle variabili, con la fonte dei dati, è riportato nella Tabella 1. Tutte le variabili sono state elaborate con i software ESRI ArcGIS Pro 3.4.0 (ESRI, Redlands, CA, USA) e QGIS 3.40.4 (QGIS Development Team, 2025).

A causa della natura transfrontaliera dell'area di studio, sono state incontrate alcune sfide nella raccolta e nella standardizzazione dei dati di input. Al fine di ottenere la massima risoluzione possibile, abbiamo cercato di ottenere il maggior numero possibile di dati da banche dati locali, nazionali o regionali (Tabella 1). I dati che riflettono le caratteristiche antropiche sono stati forniti dall'Autorità di rilevamento e cartografia della Repubblica di Slovenia (GURS) e dall'Infrastruttura per i dati ambientali e territoriali (IRDAT) della Regione

autonoma Friuli-Venezia Giulia (RAFVG). Tuttavia, poiché Openstreetmap (OSM) contiene una rappresentazione più completa dei sentieri escursionistici, sia in Italia che in Slovenia, i layer delle strade è stato integrato con elementi scaricati dal database OSM.

I layer delle variabili antropiche, disponibili in formato vettoriale sia per la parte italiana che per quella slovena, sono stati prima uniti in un unico layer contenente tutta l'area di studio successivamente rasterizzati. Per ottenere le variabili della distanza dalle strade e dalle ferrovie è stato utilizzato l'algoritmo di distanza euclidea. Per elaborare invece il layer di copertura del suolo, si è scelto di ricorrere ai dati di copertura del suolo nazionali e regionali, che hanno una risoluzione significativamente più alta rispetto alla carta europea Corine Land Cover (CLC). Quest'ultima è stata comunque sfruttata per la sua definizione unitaria di ciascuna categoria di copertura del suolo applicata poi al layer italiano e sloveno. Così è stato possibile dopo la fusione dei due layer assegnare dalla classificazione CLC la corretta definizione corrispondente di copertura del suolo. Inoltre, le aree che rientravano nella categoria di copertura forestale sono state rimosse dal layer unificato e sostituite con gli elementi della carta di tipo forestale ad alta risoluzione Copernicus Forest Type, che identifica più accuratamente, grazie ad immagini satellitari, fino a piccole macchie di foresta distinguendone il tipo prevalente, latifoglie o conifere.

A causa delle diverse caratteristiche spazio-temporali dei dati climatici nazionali e regionali per l'Italia e la Slovenia, si è deciso di utilizzare i dati forniti dal progetto CHELSA Climate sia per le serie storiche climatiche più recenti (1981-2010) che per le proiezioni climatiche del prossimo futuro (2011-2040) (Brun et al., 2022; Karger et al., 2017). Poiché i dati climatici erano disponibili ad una risoluzione di 1 km × 1 km, sono stati successivamente ricampionati ad una risoluzione di 3 m × 3 m. Il modello digitale del terreno (DTM) con una risoluzione di cella di 1 m × 1 m, fornito dall'Agenzia slovena per l'ambiente (ARSO) e dall'IRDAT FVG, è stato utilizzato per calcolare le caratteristiche topografiche (Tabella 1). Tutte le variabili sono state poi estratte alla stessa estensione dell'area di studio e ricampionate alla stessa risoluzione (cioè 3 m × 3 m). Lo strumento Raster to ASCII è stato utilizzato per esportare gli strati raster in formato leggibile da MaxEnt (cioè .ascii).

Utilizzando due diversi test in ArcGIS Pro, è stata verificata anche la collinearità tra le variabili, allo scopo di identificare le variabili potenzialmente molto correlate che avrebbero causato una doppia valutazione degli stessi fattori. È stato utilizzato lo strumento "Band collection statistics" per produrre la matrice di correlazione e lo strumento "Ordinary Least Squares (OLS)" per ottenere informazioni sul fattore di inflazione della varianza (VIF). Poiché entrambi i test di collinearità hanno mostrato che due variabili sono correlate (cioè l'altitudine e la temperatura, Tabella 4 e 5), è stato deciso di eliminare dalle analisi la variabile altitudine e di mantenere la temperatura.

Tabella 1: Elenco delle variabili con la fonte dei dati

	Variabile	Fonte del dato SLO	Fonte del dato ITA
Antropiche	Distanza da strade, strade boschive e sentieri	Dati forniti dall'Autorità di Geografia della Repubblica Slovenia (GURS), Openstreetmap	RAFVG, ISPRA e Insiel S.p.a., Openstreetmap
	Distanza da ferrovie		
	Distanza da insediamenti		
Ambientali	Copertura del suolo	Dati forniti dal Ministero dell'Agricoltura, delle Foreste e dell'Almentazione (MKGP), Corine Land Cover (CLC)	RAFVG, Corine Land Cover (CLC)
Climatiche	Precipitazione media annua (1981–2010)	CHELSA Climate (Brun et al., 2022; Karger et al., 2017)	
	Temperatura media annua (1981–2010)		
	Precipitazione media annua (2011–2040)		
	Temperatura media annua (2011–2040)		

	Variabile	Fonte del dato SLO	Fonte del dato ITA
Topografiche	Orientamento del terreno	Dati Lidar (risoluzione 1 × 1 m) forniti dall'Agenzia della Repubblica Slovenia per l'Ambiente (ARSO)	Dati Lidar (risoluzione 1 x 1 m cell) forniti dalla RAFVG
	Altitudine		
	Pendenza		
	Indice di Posizonamento Topografico (TPI)		
	Indice Topografico di Saturazione (TWI)		

Tabella 2: Matrice di correlazione delle variabili predittive: 1 – Orientamento del terreno, 2 – Altitudine, 3 – Copertura del suolo, 4 – Precipitazioni, 5 – Distanza da ferrovie, 6 – Distanza da strade, 7 – Pendenza, 8 – Distanza da insediamenti, 9 – Temperatura, 10 – TPI, 11 – TWI

Variabile	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	1	-0,02	-0,05	-0,06	-0,01	-0,02	-0,01	-0,05	0,03	0,01	-0,00
2	-0,02	1	0,31	0,25	0,32	0,09	0,11	0,44	**-0,94**	0,10	-0,03
3	-0,05	0,31	1	0,19	0,17	0,09	0,25	0,39	-0,29	0,02	-0,08
4	-0,06	0,25	0,19	1	0,07	0,15	0,06	0,16	-0,41	0,01	-0,05
5	-0,01	0,32	0,17	0,07	1	0,12	0,10	0,22	-0,40	0,02	-0,01
6	-0,02	0,09	0,09	0,15	0,12	1	-0,02	0,18	-0,15	0,02	0,01
7	-0,01	0,11	0,25	0,06	0,10	-0,02	1	0,06	-0,14	-0,12	-0,37
8	-0,05	0,44	0,39	0,16	0,21	0,18	0,06	1	-0,41	0,04	-0,00
9	0,03	**-0,94**	-0,29	-0,41	-0,40	-0,15	-0,14	-0,41	1	-0,04	0,02
10	0,01	0,10	0,02	0,01	0,02	0,02	-0,12	0,04	-0,04	1	-0,27
11	-0,00	-0,03	-0,08	-0,05	-0,01	0,01	-0,37	-0,00	0,02	-0,27	1

Tabella 3: Valori VIF (fattore di inflazione della varianza) delle variabili predittive.

Variabile	VIF
Orientamento del terreno	1,02
Altitudine	**18,43**
Copertura del suolo	1,07
Precipitazioni	2,36
Distanza da ferrovie	1,15
Distanza da strade	1,10
Pendenza	1,22
Distanza da centri abitati	1,24
Temperatura	**22,87**
TPI	1,25
TWI	1,26

3.2 Punti di innesco degli incendi boschivi storici

Per la modellazione MaxEnt e la validazione della valutazione della vulnerabilità sono stati utilizzati i punti di innesco degli incendi boschivi raccolti dal Servizio Forestale della Slovenia e dall'IRDAT. Il set di dati conteneva i punti di innesco di 2367 incendi, di cui 724 raccolti nel periodo 1994-2024 per la parte slovena e 1643 punti nel periodo 1990-2024 per la parte italiana.

Siccome i punti di innesco degli incendi si verificano con densità più elevate in determinate aree, il set di dati è stato filtrato spazialmente al fine di evitare di influenzare eccessivamente il modello verso determinate località a causa dell'autocorrelazione spaziale. Il set di dati è stato filtrato in base allo strumento “Spatially rarefy occurrence data tool” del SDM toolbox per ArcGIS Pro (Brown, 2014), che consente di ridurre i punti di accensione a un singolo punto entro la distanza euclidea specificata (Brown, 2014). Sono state applicate inizialmente tre diverse soglie di distanza (100, 250 e 500 m) trovando più adeguata la soglia di 250 m. A una distanza di 100 m, i cluster erano infatti ancora visibili, mentre a 500 m i dati erano troppo rarefatti (Tabella 6). I punti di innesco così filtrati (soglia di 250 m) sono stati esportati in un file .csv con tre colonne: specie (nel nostro caso riferentesi all’ “incendio”), longitudine e latitudine.

Tabella 4: Numero di duplicati rimossi, punti spazialmente autocorrelati rimossi e punti nel dataset finale per tre diverse soglie di distanza (100, 250 e 500 m) mediante lo strumento di dati di occorrenza di rarefazione spaziale.

	Numero di duplicati rimossi	Numero di punti spazialmente autocorrelati rimossi	Numero di punti nel dataset finale
soglia di 100 m	9	583	1775
soglia di 250 m	9	1152	1206
soglia di 500 m	9	1614	744

3.3 Modellazione MaxEnt per la valutazione del pericolo di incendi boschivi

MaxEnt è uno strumento software di machine learning di uso generico, sviluppato principalmente per la modellazione della distribuzione di specie. In sostanza, MaxEnt stima la probabilità della presenza di un determinato fenomeno (come ad esempio una specie target) sulla base di luoghi noti in cui esso si manifesta e di un set di variabili esplicative, utilizzando un approccio di massima entropia (Phillips, 2017; Phillips et al., 2006; Phillips & Dudík, 2008). La modellazione MaxEnt presenta molti vantaggi: il software è facile da usare, consente di utilizzare dati di presenza di un fenomeno (ma non di assenza) e di lavorare con piccoli campioni di dati. Supporta l'uso di variabili sia continue che categoriche, produce direttamente una mappa di idoneità spazialmente esplicita e l'importanza relativa delle singole variabili può essere facilmente valutata utilizzando il "Jackknife test" integrato (Phillips, 2017; Phillips et al., 2006; Phillips & Dudík, 2008). Oltre ai numerosi vantaggi, sono stati identificati alcuni punti deboli della modellazione MaxEnt, tra cui l'overfitting, la distorsione dei dati di presenza e i metodi di valutazione delle prestazioni del modello sono oggetto di discussione (Phillips et al., 2009; Phillips & Dudík, 2008).

Per modellare una previsione con MaxEnt, sono necessari due tipi di dati. Il primo è la presenza/distribuzione nota del fenomeno che si vuole prevedere (nel nostro caso, i punti campione dei luoghi di innesco degli incendi all'interno dell'area di studio, ciascuno definito da latitudine e longitudine), e il secondo le variabili che descrivono le caratteristiche dell'area

di studio già menzionate all'interno dell'estensione di distribuzione del fenomeno studiato (Merow et al., 2013; Phillips et al., 2006). Nella modellazione, l'estensione delle celle raster definisce l'area per la quale MaxEnt definirà la distribuzione di probabilità. I punti di presenza sono assegnati alle celle raster e questo rappresenta i punti campione per il modello. Lo strumento genera quindi nell'estensione dell'area di studio una serie di punti di sfondo che rappresentano i luoghi in cui la presenza del fenomeno è possibile ma sconosciuta. I punti di sfondo sono utilizzati per modellare le caratteristiche del territorio nelle località di presenza ignota e confrontarle con quelle del territorio nelle località di presenza note (Merow et al., 2013; Phillips et al., 2006). Il modello richiede che i dati delle variabili utilizzino la stessa estensione e risoluzione per ogni cella (Phillips, 2017).

Per la modellazione MaxEnt è stato utilizzato lo strumento Java open-source MaxEnt (ver. 3.4.4) (Phillips et al., 2017). Nello strumento abbiamo selezionato la generazione di curve di risposta, del test Jackknife e le immagini delle previsioni. Come formato dei dati di output abbiamo selezionato il cloglog predefinito, che fornisce una stima tra 0 e 1 della probabilità di presenza ed è il più facile da interpretare (Phillips, 2017). Nelle impostazioni di base è stato impostato il moltiplicatore di regolarizzazione a 1,5 per evitare l'overfitting e ottenere una previsione più diffusa e meno localizzata. Al fine di valutare l'idoneità del modello, è stato utilizzato un metodo di convalida incrociata k-fold, in cui i dati di presenza vengono suddivisi in modo casuale in un certo numero di gruppi di dimensioni uguali per l'addestramento e per il test, e i modelli vengono creati tralasciando a turno ogni gruppo. Questo metodo di validazione utilizza poi i gruppi che sono stati esclusi per la valutazione del modello (Phillips, 2017) scegliendo cinque repliche (k = 5) di convalida incrociata. Le altre impostazioni erano predefinite.

Per valutare il rischio di incendi nelle condizioni climatiche future, è stata scelta l'impostazione "Projection" per una previsione semplicistica del cambiamento climatico. Abbiamo impostato la "directory Projection layers" sulla cartella contenente gli stessi dati ambientali della directory "Layers", dove le variabili di precipitazione e temperatura contenevano i valori climatici futuri (2011-2040).

3.4 Valutazione della vulnerabilità con approccio MCDA/AHP

Per valutare la vulnerabilità basata sul metodo MCDA, è stato innanzitutto necessario uniformare le variabili predittive per poterle comparare. A questo scopo, ognuna è stata suddivisa in 5 classi (in base agli intervalli di valori continui o alle categorie se variabili discrete) alle quali sono stati assegnati dei valori di vulnerabilità, dall'1 (vulnerabilità bassa) al 5 (vulnerabilità estremamente elevata) (Tabella 5). Per questa procedura ci si è basati sulla letteratura esistente, considerando le modalità con cui studi simili hanno classificato le diverse variabili in classi di vulnerabilità/rischio di incendi boschivi (ad esempio, Djabri et al., 2024; Gigović et al., 2018; Maniatis et al., 2022; Sivrikaya & Küçük, 2022), adattandole eventualmente alla distribuzione dei dati e alle specificità dell'area di studio (Tabella 6).

Tabella 5: Classi di vulnerabilità.

1	Vulnerabilità bassa
2	Vulnerabilità moderata
3	Vulnerabilità elevata
4	Vulnerabilità significativamente elevata
5	Vulnerabilità estremamente elevata

In secondo luogo, per ogni variabile è stato prodotto un raster georiferito con una risoluzione di 3 m × 3 m ottenendo così una griglia dove a ogni pixel corrispondesse il rispettivo valore di vulnerabilità. Per ottenere la carta di vulnerabilità finale, i 10 raster delle singole variabili, classificati con i rispettivi punteggi di vulnerabilità, sono stati sovrapposti utilizzando il metodo della somma ponderata, secondo la seguente formula, dove m, n, p e q rappresentano i coefficienti di ponderazione assegnati metodo AHP:

Vulnerabilità agli incendi = m × fattori antropici + n × fattori climatici + p × fattori topografici + q × fattori ambientali

Tabella 6 Elenco delle variabili raggruppate per categoria, con range di dati e classi di vulnerabilità

	Variabile	Range (min–max)	Classi	Vulnerabilità (1, bassa - 5, elevata)
Antropiche	Distanza da strade, strade forestali e sentieri	0–1266,43 m	0–200 m	5
			400–600 m	4
			600–800 m	3
			800–1000 m	2
			> 1000 m	1
	Distanza da ferrovie	0–11.389,14 m	0–100 m	5
			100–200 m	4
			200–500 m	3
			500–1000 m	2
			> 1000 m	1
	Distanza da insediamenti	0–2509,65 m	0–500 m	5
			500–1000 m	4
			1000–1500 m	3
			1500–2000 m	2
			> 2000 m	1
Ambientali	Copertura del suolo	/	1: artificial surface	1
			2: agriculture	2
			3: seminatural area, overgrown agricultural land, transitional shrubland	3
			4: deciduous forest	4
			5: coniferous forest	5
			6: other natural areas (bare rock, marsh, ...)	2
			7: water	0/N/A
Climatiche	Precipitazioni medie annue (1981–2010)	1344,8 - 2365,83 mm	0–1500 mm	5
			1500–1700 mm	4
			1700–1900 mm	3
			1900–2100 mm	2
			> 2100 mm	1
	Temperatura media annua (1981–2010)	9.5–14,6 °C	9.5–10.5 °C	1
			10.5–11.5 °C	2
			11.5–12.5 °C	3
			12.5–13.5 °C	4

	Variabile	Range (min–max)	Classi	Vulnerabilità (1, bassa - 5, elevata)
			> 13.5 °C	5
	Precipitazioni medie annue (2011–2040)	1423,8–2520,3 mm	0–1500 mm	5
			1500–1700 mm	4
			1700–1900 mm	3
			1900–2100 mm	2
			> 2100 mm	1
	Temperatura media annua (2011–2040)	11,1–16,2°C	9.5–10.5 °C	1
			10.5–11.5 °C	2
			11.5–12.5 °C	3
			12.5–13.5 °C	4
			> 13.5 °C	5
Topografiche	Orientamento del terreno	0–360°	337.5 – 67.5°	1
			67.5 – 112.5°, 292.5 – 337.5°	2
			112.5 – 157.5°	3
			247.5 – 292.5°	4
			157.5 – 247.5°	5
	Pendenza	0–83,17°	<5%	1
			5 - 15%	2
			15 - 25%	3
			25 – 35%	4
			>35%	5
	Indice di Posizionamento Topografico (TPI)	-339,54–48,54	1: < -1 = valle/depressione	1
			2: -1– -0.5 = terreno piano o quasi	2
			3: -0.5–0.5 = pendio moderato	3
			4: 0.5–1 = pendio scosceso	4
			5: > 1 = cresta	5
	Indice Topografico di Saturazione (TWI)	-2,39–25,48	< 5	5
			5–6.5	4
			6.5–8.5	3
			8.5–12	2
			> 12	1

Nell'AHP, il peso per ricavare l'importanza relativa di ogni variabile è calcolato sulla base di una matrice di confronto a coppie, in cui ogni criterio (cioè, variabile) viene confrontato con gli altri assegnandogli un valore di importanza relativa. Questi valori vanno da 1 (uguale importanza) a 9 (importanza assoluta), come mostrato nella Tabella 7, e descrivono il giudizio di importanza relativa. I valori intermedi 2, 4, 6 e 8 si riferiscono a situazioni intermedie. Al contrario, la stessa scala con I valori reciproci (da 1 a 1/9) viene utilizzata per descrivere il giudizio di importanza se il criterio di riferimento è meno importante di quello con il quale lo si confronta.

Tabella 7: Valori di importanza relativa per il confronto a coppie dell'AHP.

Valore di importanza	**Definizione**
1	*Uguale importanza*
3	*Importanza moderata*
5	*Importanza forte*
7	*Importanza molto forte*
9	*Importanza assoluta*

Il confronto a coppie è stato eseguito in due fasi: nella prima sono state confrontate le variabili all'interno di ciascuna categoria, e nella seconda è stato eseguito il confronto a coppie complessivo tra le quattro categorie (Figura 2).



Figura 2 Struttura dell'AHP, in verde le categorie che comprendono le variabili sottostanti.

Sono state costituite di conseguenza, quattro matrici di confronto a coppie:

- Matrice di confronto a coppie delle categorie;
- Matrice di confronto a coppie delle variabili antropiche;
- Matrice di confronto a coppie delle variabili topografiche;
- Matrice di confronto a coppie delle variabili climatiche.

Il peso di ogni singola variabile nell'equazione finale è quindi il prodotto del peso ottenuto dalla variabile nella matrice di confronto all'interno della propria categoria e di quello ottenuto dalla categoria nella matrice di confronto con tutte le altre categorie. L'unica eccezione è la variabile relativa alla copertura del suolo, che essendo unica nella propria categoria di variabili ambientali non è stata sottoposta alla prima fase di confronto. L'assegnazione dei giudizi di importanza relativa nelle matrici di confronto a coppie si è basata sulla revisione della letteratura e concordata tra i ricercatori che hanno partecipato a questa attività. La coerenza tra tutti i giudizi è stata misurata anche con l'indice di coerenza, considerato accettabile se inferiore a 0,01 (Saaty, 2002).

Una volta ottenuti tutti i pesi e verificata la coerenza, tutte le variabili sono state sommate spazialmente secondo la formula sopra menzionata, generando una carta di vulnerabilità in formato raster con valori continui adimensionali compresi tra 0 e 5. Questo raster è stato infine categorizzato nelle 5 classi di vulnerabilità complessive:

- 0-1 = Bassa vulnerabilità
- 1-2 = Vulnerabilità moderata
- 2-3 = Alta vulnerabilità
- 3-4 = Vulnerabilità significativamente elevata
- 4-5 = Vulnerabilità estremamente elevata

RISULTATI E DISCUSSIONE

3.5 Analisi del pericolo di incendi boschivi

Le prestazioni del modello complessivo sono state valutate sulla base dell'AUC (area sotto la curva *Receiver Operating Characteristic* (ROC)). Il valore medio dell'AUC per le cinque iterazioni del modello è di 0,754 con una deviazione standard di 0.014. Dato che questo valore supera la soglia di 0,75, i risultati della modellazione del pericolo di incendi boschivo possono considerarsi statisticamente validi. I valori AUC delle 5 iterazioni del modello sono presentati nella tabella 8.

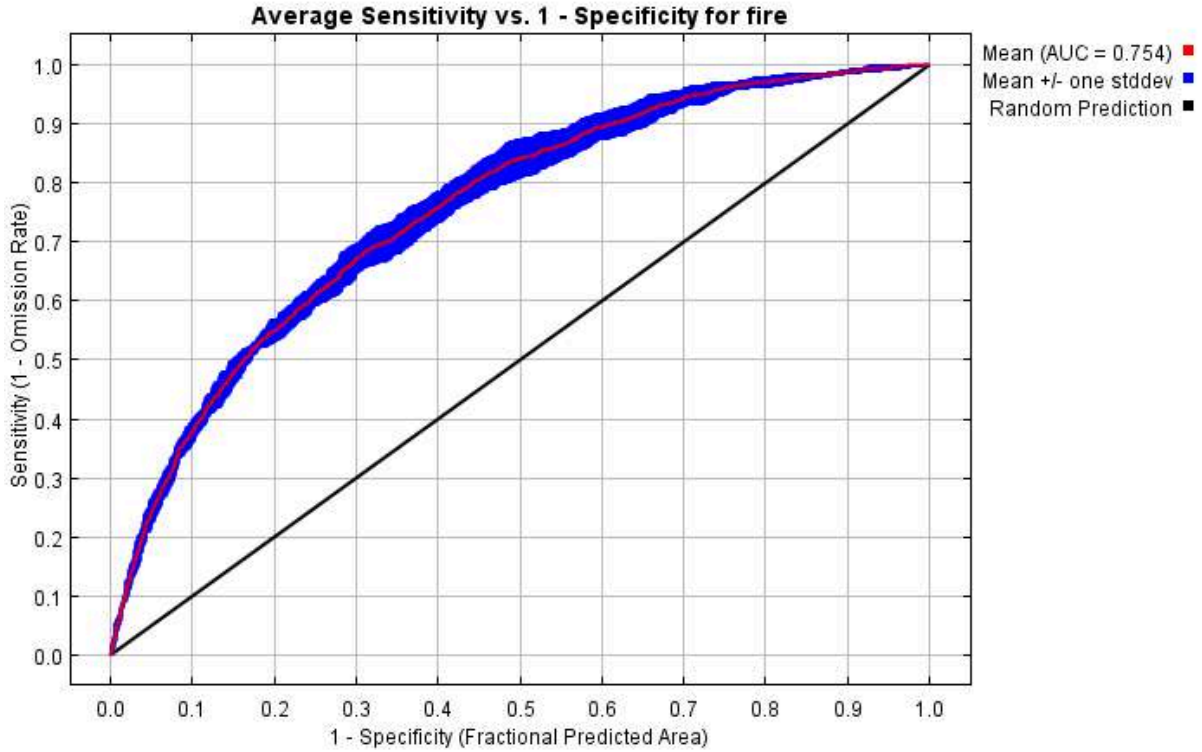


Figura 3 Curva ROC (Receiver Operating Characteristic) con il valore medio di AUC (Area sotto la curva) dei cinque modelli. La linea rossa mostra il valore AUC medio delle cinque iterazioni del modello per i dati di addestramento, mentre la linea blu mostra i valori medi ± la deviazione standard dei dati di test. La linea nera rappresenta la previsione casuale

Tabella 8: I valori AUC per I dataset di apprendimento e di test per tutti e 5 i modelli.

Modello	1	2	3	4	5
Dataset di apprendimento	0.762	0.768	0.764	0.761	0.766
Dataset di test	0.766	0.735	0.760	0.768	0.740

Per valutare l'impatto di ciascuna variabile sul modello, sono stati analizzati i seguenti parametri: il contributo di ciascuna variabile (%) alla previsione finale, la significatività delle variabili secondo il test Jackknife e le rispettive curve di risposta. Il contributo più elevato è riconducibile alle variabili antropiche e ambientali, ovvero alla distanza dalle strade (50,6%), alla copertura del suolo (16,3%) e alla distanza dalle ferrovie (16,1%) (Tabella 9). Le caratteristiche topografiche (esposizione, TPI e TWI) hanno avuto invece il contributo più basso (Tabella 9).

Tabella 9: Contributo e importanza della permutazione di ciascuna variabile al pericolo di incendio nel modello MaxEnt.

Variabile	Contributo percentuale (%)	Importanza della Permutazione (%)
Distanza da strade	**50.6**	**44.9**
Copertura del suolo	**16.3**	**16.2**
Distanza da ferrovie	**16.1**	**12.7**
Precipitazioni	7.0	11.6
Temperatura	2.8	4.5
Pendenza	2.8	3.5
Distanza da insediamenti	2.7	4.0
Orientamento del terreno	0.9	1.8
TPI	0.7	0.6
TWI	0.1	0.2

I risultati del test Jackknife mostrano l'importanza delle variabili per il modello (Fig. 4). Nel test Jackknife di training, test e AUC, la variabile con la performance più elevata quando utilizzata isolatamente è la distanza dalle strade, che sembra contenere da sé quindi le informazioni più importanti. Analogamente, la previsione del modello ha avuto meno successo in assenza della stessa variabile, il che significa che questa variabile contiene informazioni che le altre non contengono. La linea rossa indica le prestazioni del modello considerando tutte le variabili. Confrontando i grafici dei dati di training e test, si nota che le

prestazioni complessive dei dati di test sono leggermente superiori. La significatività delle singole variabili nei due grafici è molto simile (Fig. 4).

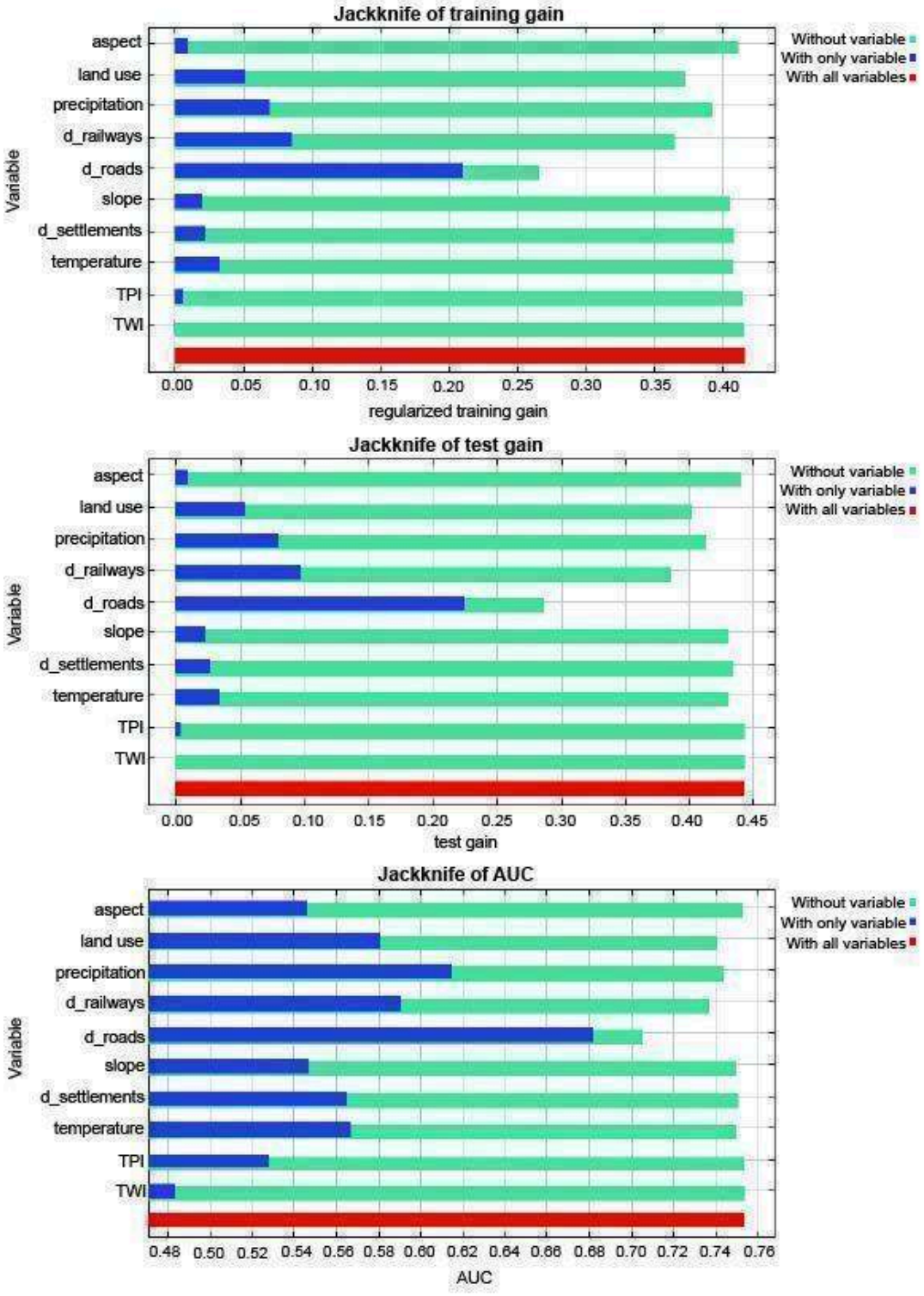


Figura 4 Risultati del test di Jackknife per i dataset di apprendimento, test e l'AUC.

L'analisi produce curve di risposta per ciascuna variabile utilizzata nella modellazione sotto forma di grafico e mostra come la probabilità di presenza prevista cambia al variare di ciascuna variabile, mantenendo tutte le altre variabili al loro valore medio campionario (Phillips, 2017). Sulla base delle curve di risposta presentate in Figura 5, possiamo osservare che la probabilità prevista di un incendio boschivo è più elevata tra i valori di esposizione di 150° e 250°, rispettivamente. Ciò indica che la probabilità è maggiore nelle aree esposte a sud e sud-ovest, mentre è minore nelle aree esposte a nord (rispettivamente intorno a 0° e 360°).

Il pericolo di incendio boschivo è più elevato (> 60%) nelle categorie di copertura del suolo 3, 5 e 6, che rappresentano aree incolte e seminaturali, foreste di conifere e altre aree naturali. D'altra parte, la probabilità è minore (< 30%) nella categoria di copertura del suolo 1 (superfici artificiali).

La curva di risposta mostra che la probabilità di incendio boschivo è massima a bassi livelli di precipitazione, diminuisce con l'aumentare delle precipitazioni e poi aumenta nuovamente con precipitazioni molto elevate (rispettivamente 2200 mm). Questo aumento finale potrebbe essere dovuto agli effetti della topografia che influenzano il rischio di incendio boschivo (ad esempio, un'elevata frequenza storica di incendi boschivi a quote più elevate, soggette a maggiori precipitazioni). La curva di risposta mostra che la probabilità di incendio boschivo è massima a bassi livelli di precipitazione, diminuisce con l'aumentare delle precipitazioni e poi aumenta nuovamente con precipitazioni molto elevate (rispettivamente 2200 mm). Questo aumento finale potrebbe essere dovuto agli effetti della topografia che influenzano il rischio di incendio boschivo (ad esempio, un'elevata frequenza storica di incendi boschivi a quote più elevate, soggette a maggiori precipitazioni).

L'analisi della probabilità di incendio evidenzia una forte correlazione negativa tra la distanza da ferrovie e strade e pericolo di incendio, segno che la vicinanza alle infrastrutture di trasporto ha un impatto importante sugli incendi boschivi. Analogamente, la probabilità di incendio boschivo prevista diminuisce con l'aumentare della distanza dagli insediamenti.

La curva di risposta mostra che la probabilità di incendio boschivo è minima sui terreni pianeggianti, aumenta rapidamente sui pendii dolci (rispettivamente 0-10°C) per diminuire gradualmente sui pendii più ripidi. Ciò suggerisce che il rischio di incendio boschivo è più probabile nelle aree con pendenze moderate.

La probabilità di incendio boschivo aumenta con la temperatura, raggiungendo un picco rispettivamente intorno a 11,5-12°C, per poi diminuire gradualmente a temperature più elevate. Ciò indica che temperature moderate favoriscono il verificarsi di incendi boschivi, probabilmente a causa delle condizioni ottimali per l'essiccazione della vegetazione, mentre temperature più basse e più alte potrebbero essere meno favorevoli agli incendi a causa della ritenzione idrica o di altri fattori climatici.

La curva di risposta per il TWI, simile a quella della temperatura, suggerisce che la probabilità di incendio boschivo aumenta a livelli di umidità moderati, raggiunge il picco a un valore di TWI intermedio e poi diminuisce con l'ulteriore aumento dell'umidità. Questo andamento riflette probabilmente un equilibrio tra la disponibilità di combustibile e l'umidità; le aree moderatamente umide possono supportare una maggiore vegetazione, fornendo combustibile sufficiente per gli incendi boschivi, mentre le aree molto secche mancano di biomassa e le aree molto umide trattengono troppa umidità per sostenere la propagazione degli incendi boschivi.

Il pericolo di incendio boschivo aumenta con valori di TPI più elevati, il che significa che è più probabile che si verifichino incendi boschivi in terreni elevati come creste e pendii superiori. Questo andamento deriva probabilmente da una maggiore esposizione al vento, da un migliore drenaggio che riduce la ritenzione di umidità e da una maggiore radiazione solare che promuove condizioni più asciutte, mentre valori di TPI più bassi (pianure/pendii inferiori e valli/depressioni) trattengono più umidità, rendendoli meno soggetti a incendi boschivi.

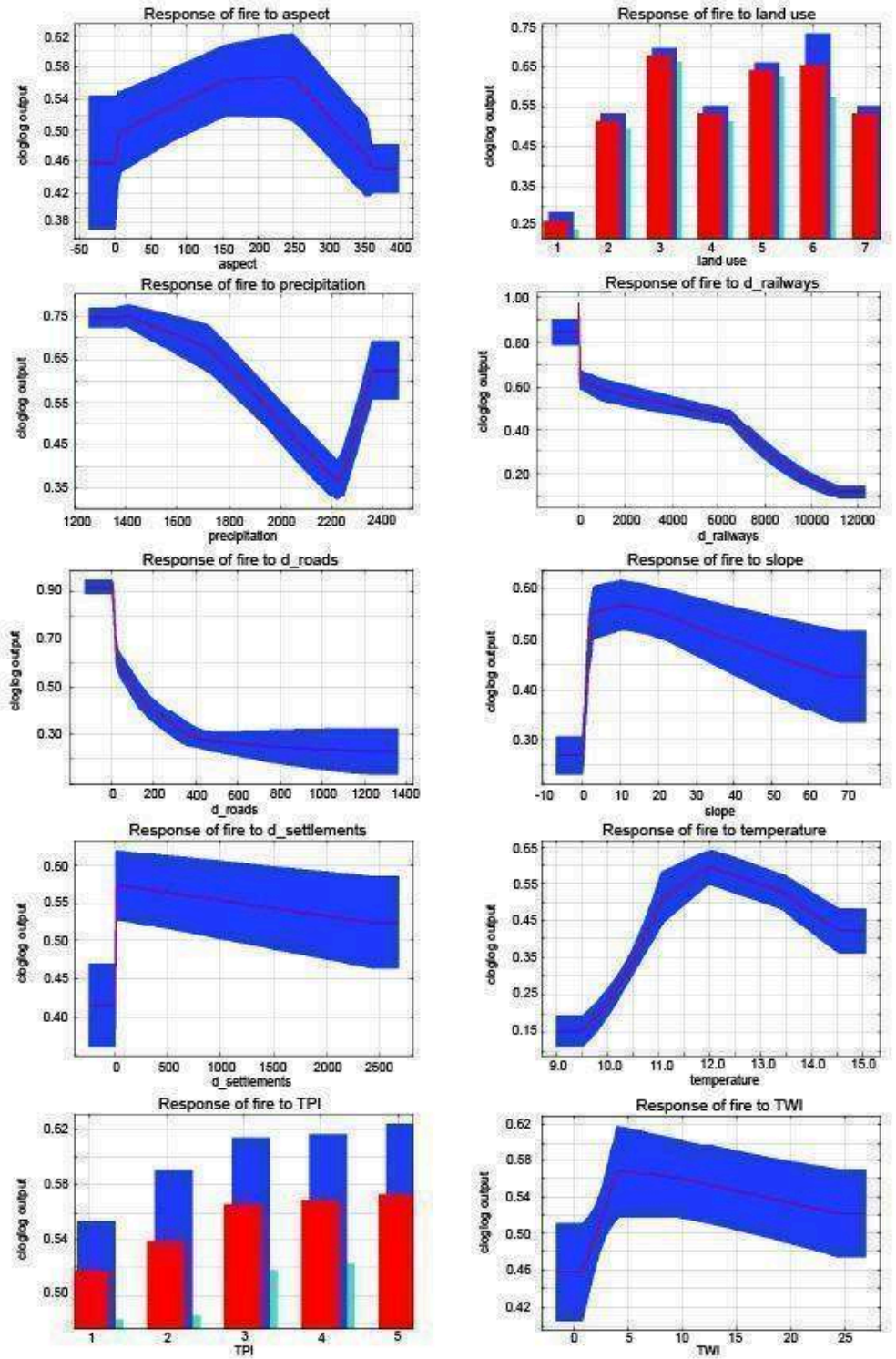


Figura 5 Le curve di risposta indicanti l'impatto di ciascuna variabile sulla previsione del modello Maxent. In rosso la risposta media dei cinque modelli replicati, ± la deviazione standard (in blu).

I livelli finali del pericolo attuale e futuro di incendi boschivi sono stati classificati in cinque livelli (basso, moderato, alto, significativamente alto ed estremamente alto) in base all'intervallo definito, di dimensioni pari a 0,20 (Fig. 6). Le cinque classi con diversi livelli di pericolosità classificata rappresentano rispettivamente il 22,71%, il 38,20%, il 23,00%, il 10,30% e il 5,78% dell'area di studio (Tabella 10). La maggior parte dell'area di studio è coperta da aree classificate a pericolosità moderata, che coprono il 38,20% dell'area totale. Seguono le aree con pericolosità elevata (23,00%) e bassa (22,71%). Le aree con pericolosità significativamente ed estremamente alta rappresentano rispettivamente il 10,30% e il 5,78% (Tabella 10). È evidente che le aree classificate come zone di pericolo di incendi boschivi significativamente elevato e superiore rappresentano una percentuale relativamente bassa (16,08%) dell'area di studio.

Nello scenario futuro di pericolo di incendi boschivi, i cinque livelli rappresentano rispettivamente il 26,83%, il 40,16%, il 21,25%, l'8,24% e il 3,51% dell'area di studio (Tabella 10). Analogamente all'attuale pericolo di incendi boschivi, la maggior parte dell'area di studio rimane nella categoria di pericolo di incendi boschivi moderato, coprendo il 40,16% dell'area totale. Tuttavia, l'area classificata a basso pericolo di incendi boschivi è aumentata del 4,12%, raggiungendo il 26,83%, mentre la categoria di pericolo di incendi boschivi elevato è leggermente diminuita, attestandosi al 21,25%. In particolare, la percentuale di aree classificate a pericolo di incendi boschivi significativamente elevato ed estremamente elevato è diminuita, rispettivamente, dal 2,06% e dal 2,27% all'8,24% e al 3,51% (Tabella 10). Ciò indica che in futuro si osserverà uno spostamento globale della pericolosità di incendi boschivi verso livelli più bassi, con un minor numero di aree soggette a condizioni di pericolosità significativamente o estremamente elevata.

Un'analisi della distribuzione spaziale delle zone di pericolosità rivela una considerevole variazione geografica del rischio di incendi boschivi all'interno dell'area di studio. Le aree con pericolo di incendio elevato, significativamente elevato ed estremamente elevato sono distribuite prevalentemente lungo la costa e attorno ai maggiori insediamenti, dove la densità di strade e ferrovie è maggiore. Le proiezioni indicano che nelle proiezioni climatiche future il pericolo di incendi boschivi diminuirà nelle regioni costiere, mentre aumenterà nelle aree interne (Fig. 6).

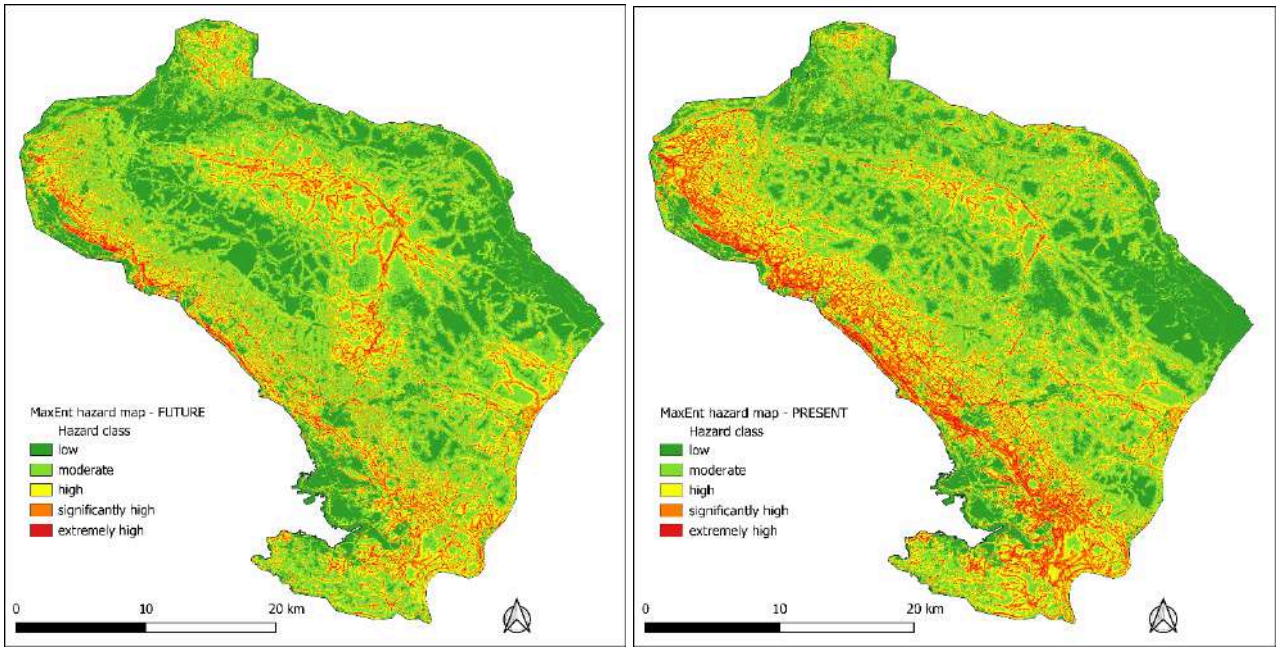


Figura 6 Carta del pericolo di incendi boschivi nelle condizioni climatiche attuali, a destra, e future, a sinistra.

Tabella 10: Area (km^2) delle classi di pericolo nell'area studio secondo le condizioni climatiche odierne e future e lor percentuale sul totale (%).

	Pericolo odierno		Pericolo futuro		Differenza	
	Area	Percentuale	Area	Area	Percentuale	Area
Bassa	228,36	22,71	269,78	26,83	41,42	4,12
Moderata	384,10	38,20	403,83	40,16	19,73	1,96
Elevata	231,28	23,00	213,67	21,25	-17,61	-1,75
Significativamente elevata	103,60	10,30	82,88	8,24	-20,72	-2,06
Estremamente elevata	58,12	5,78	35,30	3,51	22,82	-2,27
Totale	1005,46	100	1005,46	100	/	/

3.6 Valutazione della vulnerabilità agli incendi boschivi

Il processo di confronto a coppie AHP è stato eseguito con successo, ottenendo indici di coerenza ben al di sotto della soglia critica di 0,01. I pesi di ciascuna variabile e le relative categorie risultanti dall'AHP sono riportati nella Tabella 11. La categoria di variabili più importante è quella antropica, come ampiamente dimostrato anche in studi precedenti (Djabri et al., 2024; Gigović et al., 2018; Sivrikaya & Küçük, 2022), con un peso complessivo del 51%. Tra le variabili antropiche, la più rilevante è la distanza dalle strade (37%), seguita dalla distanza dagli insediamenti (9%) e dalle ferrovie (5%). Al secondo posto si colloca la categoria di variabili ambientali, rappresentata dalla variabile copertura del suolo con un peso del 31,5%. Le categorie topografica (con l'11,6%) e climatica (con il 5,8%) sono le due meno rilevanti.

Tabella 11: Risultati del confronto a coppie delle variabili esplicative e delle categorie di variabili. Nella colonna a destra il peso finale di ciascuna variabile, prodotto di entrambi gli step dell'AHP.

	Variabili	Categoria	Peso finale
Distanza da strade	0,72	0,511	0,3679
Distanza da ferrovie	0,1		0,0511
Distanza da insediamenti	0,18		0,092
Pendenza	0,42	0,116	0,0486
Orientamento del terreno	0,42		0,0493
TWI	0,09		0,0101
TPI	0,07		0,0084
Temperatura	0,75	0,058	0,0432
Precipitazioni	0,25		0,0144
Copertura del suolo	-	0,315	0,31

Le carte di vulnerabilità (Figura 7) mostrano che, nelle attuali condizioni climatiche, la maggior parte dell'area di studio rientra nella classe di vulnerabilità significativamente

elevata (67%), seguita dalle aree di vulnerabilità estrema (25%) (Tabella 12). Considerando le proiezioni climatiche future, le aree caratterizzate da una vulnerabilità estremamente elevata aumentano fino al 30%, a scapito di quelle caratterizzate da una vulnerabilità significativamente elevata (62%) (Tabella 12).

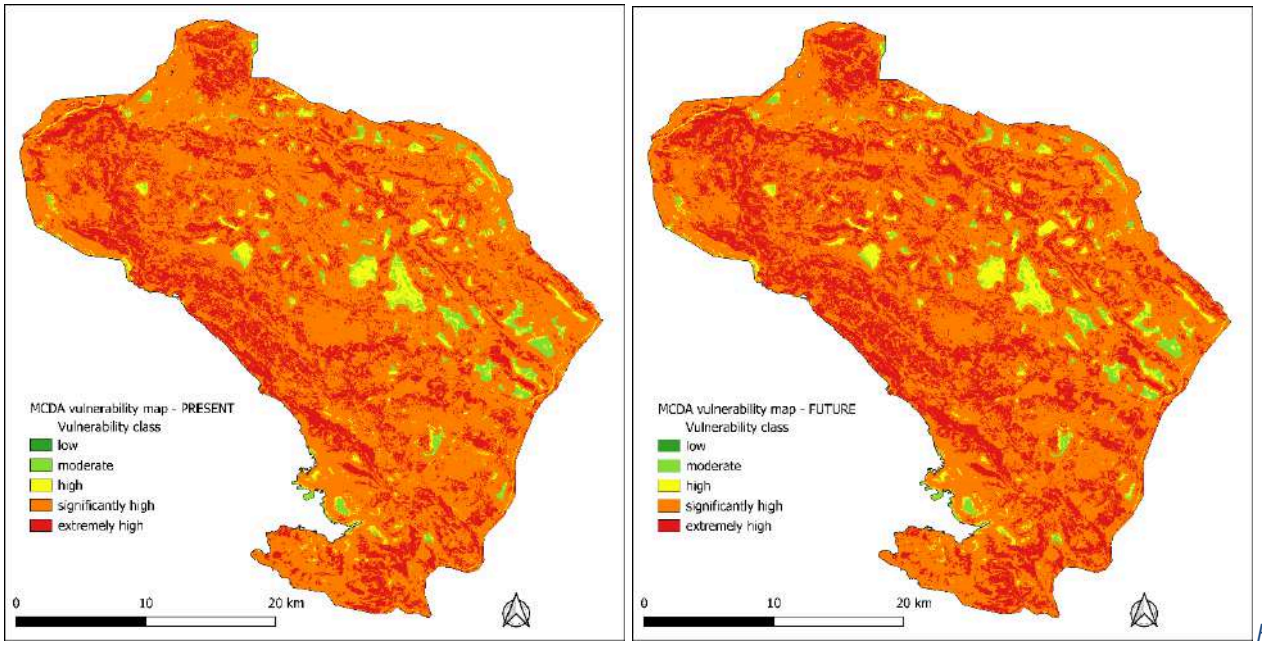


Figura 7 Carta della vulnerabilità nelle condizioni climatiche odierne, sulla sinistra, e secondo le proiezioni climatiche future, sulla destra.

Tabella 12: Area (km^2) delle classi di vulnerabilità nell'area studio secondo le condizioni climatiche odierne e future e percentuale sul totale (%).

	Vulnerabilità odierna		Vulnerabilità futura		Differenza	
	Area	Percentuale	Area	Percentuale	Area	Percentuale
Bassa	0,04	0,004	0,02	0,002	-0,02	-0,001
Moderata	25,1	2,49	21,2	2,11	-3,86	-0,38
Elevata	44,8	4,46	43,3	4,31	-1,52	-0,15

Significativamente elevata	679,4	67,58	630,4	62,70	-49,04	-4,87
Estremamente elevata	256,1	25,47	310,4	30,87	54,32	5,40
Totale	1005,5	100,00	1005,5	100,00	-	-

Le variabili climatiche sembrano comunque essere la categoria meno impattante sulla vulnerabilità agli incendi boschivi nel nostro scenario. Infatti, i *layer* di dati climatici utilizzati nello studio tengono conto solo dei valori medi annui di temperatura e dei valori cumulativi annui di precipitazione. La mancanza di una distribuzione dei dati nell'arco dell'anno non consente di distinguere gli andamenti meteorologici stagionali, che potrebbero celare la presenza di periodi più lunghi caratterizzati da clima secco e caldo. Inoltre, le proiezioni della quantità e della distribuzione delle precipitazioni durante le stagioni sono più difficili da stabilire a causa dell'elevato numero di variabili coinvolte e sono per lo più non significative per il periodo futuro più prossimo (Bertalanič et al., 2018).

3.7 Considerazioni sulla distribuzione spaziale dei punti di innesco degli incendi passati e sulla validazione delle carte di pericolo e di vulnerabilità

Gli incendi boschivi possono avere origine in numerosi modi, sia naturali che antropici. L'istogramma (Fig. 8) mostra la percentuale delle varie cause di incendi boschivi nel Carso, confrontando le statistiche complessive (grigio) con i dati di Italia (verde) e Slovenia (blu). La categoria più numerosa è quella degli incendi di origine sconosciuta (non classificati), che rappresenta oltre la metà di tutti i casi, con l'Italia (65,8%) che presenta una percentuale maggiore rispetto alla Slovenia (34,1%). Gli incendi boschivi accidentali (di origine antropica) sono più frequenti in Slovenia (33,4%) che in Italia (10,6%), il che suggerisce una maggiore incidenza di incendi di origine antropica in quella parte della regione. Al contrario, gli incendi boschivi di origine naturale (causati da fulmini) si verificano a tassi simili in entrambi i Paesi, intorno al 17-19%. Gli incendi dolosi intenzionali, sebbene generalmente meno frequenti, sono notevolmente più elevati in Slovenia (18,1%) rispetto all'Italia (4,5%). Queste variazioni

evidenziano differenze regionali nelle fonti di innesco degli incendi boschivi, che possono essere influenzate dall'uso del suolo, dalle misure di prevenzione degli incendi boschivi, da fattori socio-economici e dalle modalità di registrazione dei dati sugli incendi boschivi. In Slovenia, le cause degli incendi boschivi sono suddivise in nove categorie (Evidenca gozdnih požarov, 2024), mentre il livello degli incendi boschivi italiani è suddiviso in quattro categorie (RAFVG, 2024).

Per facilitare il confronto, è stata utilizzata la categorizzazione italiana delle cause, unendo nella categoria "accidentali (antropici)" le seguenti categorie per gli incendi boschivi registrate in Slovenia: lavori forestali, industria, lavori agricoli, comunicazioni (ferrovie, linee elettriche, ecc.) e visitatori (turisti, bambini, ecc.), altro (militari, ecc.)

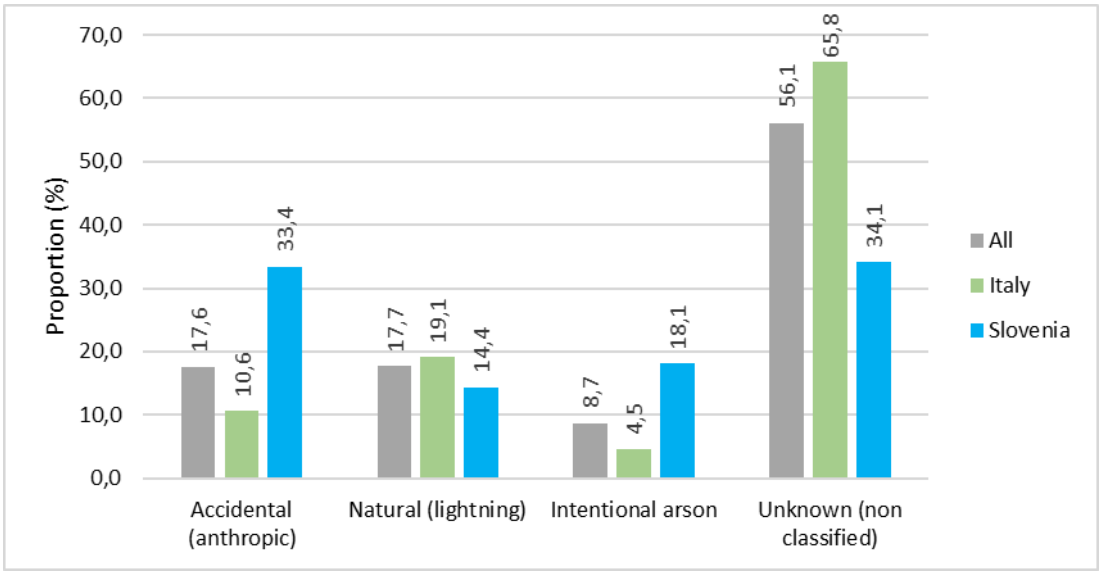


Figura 8 La percentuale di cause di incendi boschivi nella regione del Carso, confrontando le statistiche complessive (grigio) con i dati di Italia (verde) e Slovenia (blu).

Il grafico delle serie temporali (Fig. 9) mostra il numero di incendi boschivi nell'area di studio dal 1990 al 2024. I dati rivelano una significativa variabilità interannuale, con picchi nel numero di incendi boschivi negli anni 1993, 1998, 2003, 2006 e 2013, quando gli incendi

hanno superato quota 100. Questi picchi corrispondono principalmente a condizioni meteorologiche estreme (ad esempio, siccità e ondate di calore) verificatesi nella regione dell'area di studio (Sušnik et al., 2023). Dopo il 2014, si osserva una generale tendenza al calo degli incendi boschivi, sebbene persistano alcune fluttuazioni. Il basso numero di incendi negli ultimi anni potrebbe essere attribuito a una migliore gestione degli incendi boschivi, a strategie di prevenzione o a variazioni climatiche che riducono le condizioni favorevoli agli incendi. Tuttavia, l'aumento nel 2022 suggerisce che il rischio di incendi boschivi resta comunque episodico e dipendente da fattori ambientali e antropici. Comprendere queste fluttuazioni è essenziale per mitigare in futuro il rischio di incendi boschivi nella regione.

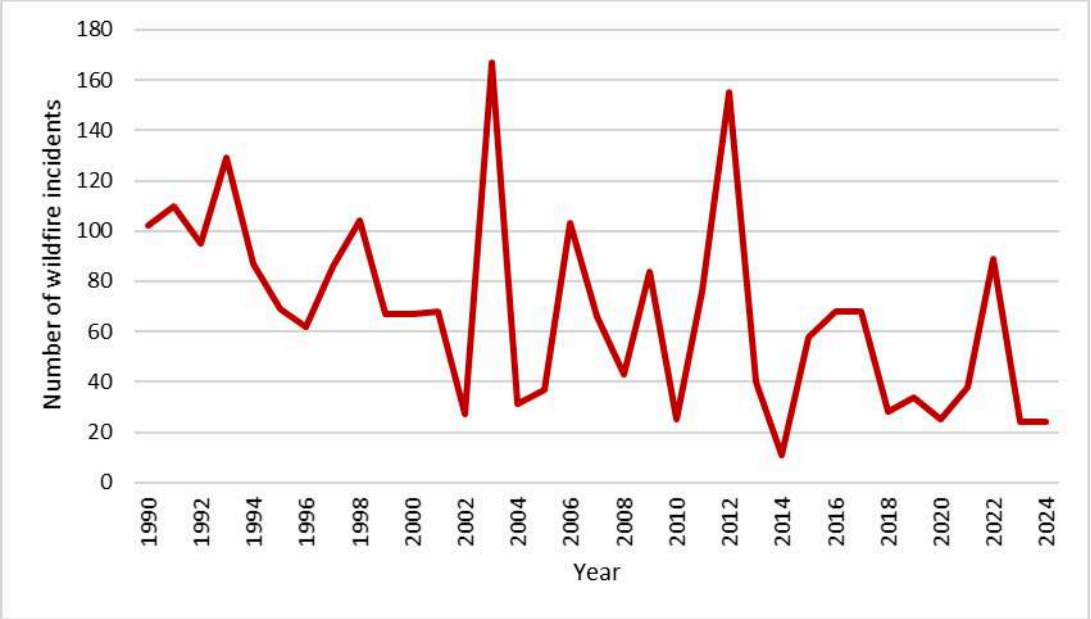


Figura 9 Numero di incendi boschivi negli anni sul Carso, Italiano e sloveno.

L'analisi degli incendi boschivi passati (n = 2.367) in relazione alle infrastrutture e alla copertura del suolo fornisce informazioni preziose sui pattern di incidenza degli incendi boschivi nell'area di studio. La vicinanza a strade, strade forestali e sentieri escursionistici, gioca un ruolo significativo nell'innesco degli incendi boschivi, rappresentando il fattore più critico. Nelle loro immediate vicinanze (fascia di 50 m) si è verificato infatti il 67,4% (n = 1.595) degli incendi. In media, gli incendi boschivi si sono verificati a una distanza di 52,52 m

dalle strade. Ciò evidenzia la forte correlazione tra l'innesco degli incendi boschivi e le reti di trasporto. Le strade possono fungere da fonti di innesco a causa dell'attività antropica (ad esempio, scarto di mozziconi di sigarette, scintille provenienti dai veicoli). Inoltre, il 14,1% degli incendi boschivi (n = 334) si è verificato entro una fascia di 50 m dalle ferrovie, il che suggerisce che le ferrovie, sebbene meno influenti delle strade, svolgono comunque un ruolo rilevante nell'innesco di incendi boschivi, probabilmente a causa delle scintille generate dai treni. La distanza media di tutti gli incendi dalle ferrovie è molto maggiore, 1.598,5 m, conseguenza di una rete ferroviaria meno densa nell'area di studio. Anche la vicinanza agli insediamenti contribuisce all'innesco di incendi boschivi visto che il 16,2% (n = 383) di questi si è verificato entro una fascia di 50 m da essi. La distanza media dagli insediamenti è di 403,3 m.

Gli incendi boschivi sono predominanti nelle seguenti categorie di copertura del suolo: aree seminaturali e incolte (39,8%) e foreste di latifoglie (36,9%). Seguono le aree agricole (9,4%) e le foreste di conifere (8,9%). I terreni artificiali (4,4%) e altre aree naturali (0,6%) hanno mostrato una minore incidenza di incendi boschivi.

L'accuratezza della probabilità di incendio boschivo è stata stimata anche confrontando i punti di innesco degli incendi boschivi con le categorie di pericolosità. Il 41,3% degli incendi boschivi passati ricade in aree appartenenti alla categoria di pericolo "estremamente elevato", seguita da quella "significativamente elevato" (21,7%) e "elevato" (21,3%). Ciò conferma che gli incendi boschivi osservati corrispondono alle aree a più alta pericolosità previste dal modello. Nelle attuali condizioni climatiche, le aree a vulnerabilità significativa ed estremamente elevata rappresentano invece il 98,6% degli incendi boschivi passati, percentuale che aumenterà fino al 98,9% nelle condizioni climatiche future (Fig. 10).

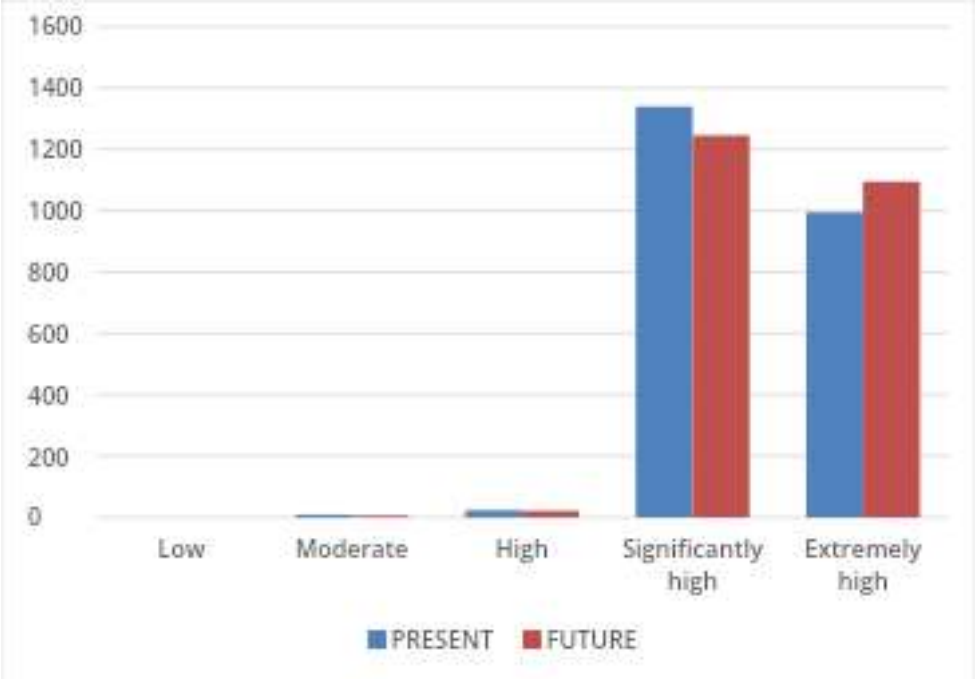


Figura 10 Distribuzione degli incendi boschivi passati nelle rispettive classi di vulnerabilità.

La carta della vulnerabilità è stata sovrapposta ai punti di innesco degli incendi boschivi (Fig. 11), rivelando che il 42% dei punti di innesco degli incendi boschivi del passato si è verificato in aree classificate come estremamente vulnerabili, mentre il 56% si è verificato in aree classificate come significativamente vulnerabili. Questo risultato indica che l'analisi della vulnerabilità ha identificato accuratamente le aree più soggette a incendi boschivi.

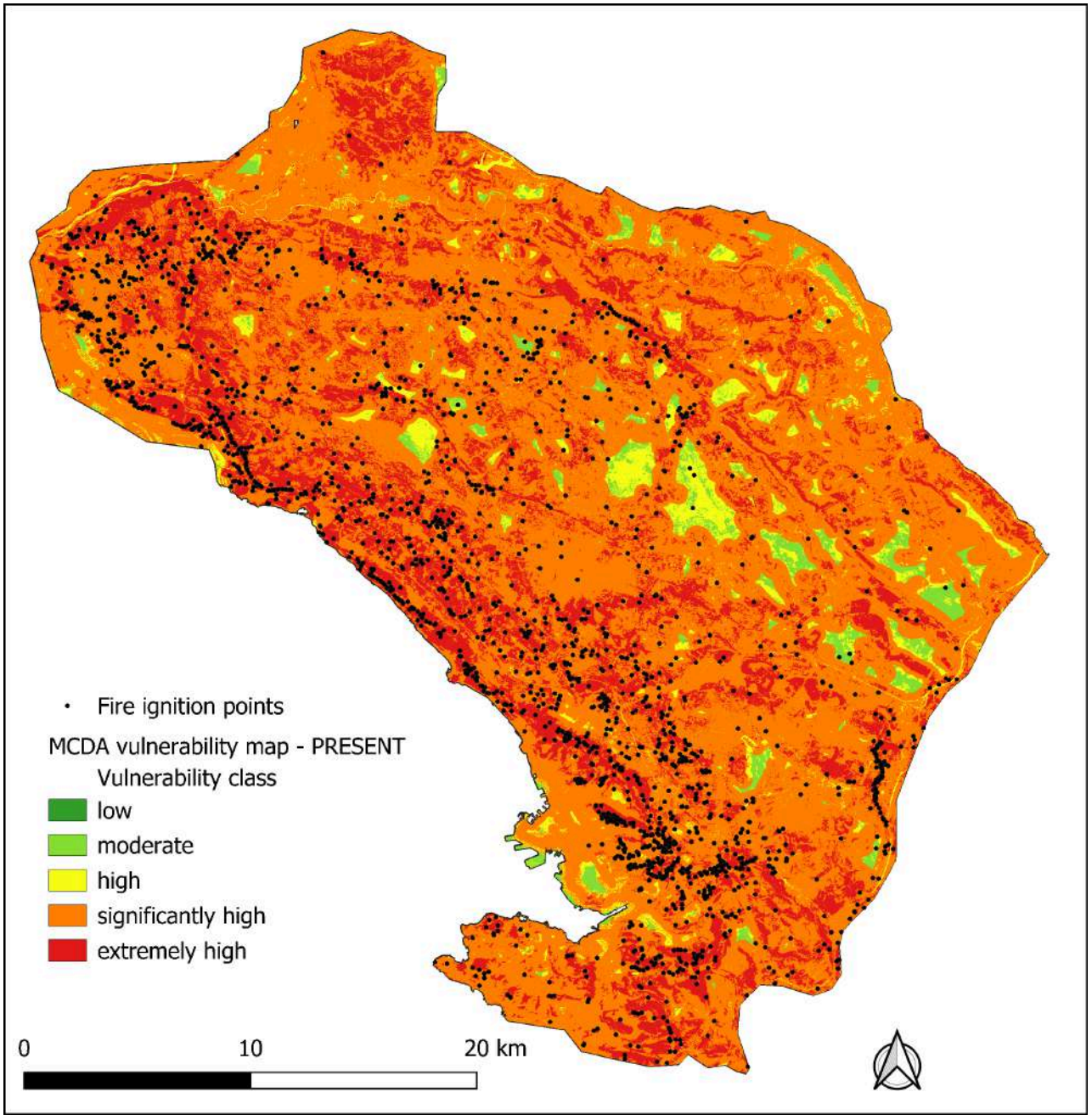


Figura 11 L'attuale carta della vulnerabilità degli incendi boschivi con la sovrapposizione dei punti di innesco degli incendi boschivi del passato, in nero.

3.8 Punti salienti e approfondimenti sugli approcci adottati per l'analisi del pericolo e della vulnerabilità agli incendi boschivi

Le carte di vulnerabilità e di pericolo ottenute sono notevolmente diverse. Mentre infatti l'analisi della vulnerabilità ha identificato come aree di vulnerabilità significativamente ed estremamente elevata il 93% dell'area di studio che rientra in aree ad alta vulnerabilità, le due classi di pericolo più elevato costituiscono solamente il 16% dell'intera area di studio nell'analisi del pericolo di incendio. Ciò è probabilmente dovuto alla distribuzione spaziale degli incendi boschivi passati, particolarmente concentrata in un'area ristretta rispetto all'intera area studio. Il dataset di input è stato appositamente ridotto da 2367 a 1206 punti per ridurne l'effetto distorsivo sul modello. La modellazione MaxEnt sembra essere più indicata per le analisi del pericolo di incendio boschivo, appunto perché è focalizzata sulla probabilità di accadimento di incendi boschivi. D'altra parte, l'analisi di vulnerabilità distribuisce equamente le aree ad alta vulnerabilità in tutta l'area studio, indipendentemente dagli eventi di incendio passati, fornendo così informazioni, oltre che sulle aree in cui è più probabile che gli incendi boschivi si inneschino, anche su dove è più probabile che si propaghino una volta innescati.

Un'altra differenza fondamentale tra i due metodi è la proiezione futura della probabilità di rischio di incendi boschivi e della loro vulnerabilità. Nello specifico, l'analisi di vulnerabilità prevede un aumento delle aree classificate a vulnerabilità estremamente elevata, dal 25% al 30% dell'area totale, mentre l'analisi di pericolosità ha previsto una diminuzione della probabilità di incendi boschivi nello scenario climatico futuro. Ciò è verosimilmente dovuto al fatto che, come risulta dall'AHP nell'analisi di vulnerabilità, alla temperatura e alle precipitazioni viene attribuito un peso rispettivamente del 4,32% e dell'1,44%. L'analisi indica che la temperatura ha un impatto tre volte superiore a quello delle precipitazioni sulla vulnerabilità finale, mentre l'analisi di pericolosità MaxEnt assegna alla temperatura e alla precipitazione un contributo rispettivamente del 2,8% e del 7,0%. Secondo le proiezioni climatiche future, è previsto che entrambe le variabili aumenteranno, ma ciascuna ha un effetto opposto sugli incendi boschivi. A seconda di quale delle due prevalga in ciascun approccio, i risultati saranno contraddittori.

Entrambi gli approcci si sono dimostrati strumenti efficaci per la mappatura della pericolosità e della vulnerabilità agli incendi boschivi, concentrandosi su diverse caratteristiche del rischio. La loro efficacia nell'analisi del rischio di incendio boschivo può quindi essere massimizzata integrando i rispettivi risultati. La modellazione MaxEnt ha fornito preziose informazioni attraverso le curve di risposta, dimostrando che la probabilità di incendi boschivi è maggiore sui pendii esposti a sud e sud-ovest, nelle aree forestali seminaturali e di conifere e nelle regioni con precipitazioni e pendenze moderate. Inoltre, la probabilità di rischio di incendi boschivi ha mostrato anche una forte correlazione negativa con la distanza da strade, ferrovie e insediamenti, sottolineando il ruolo critico delle infrastrutture nell'innesco degli incendi boschivi.

CONCLUSIONE

Il modello del pericolo di incendi boschivi basato su MaxEnt ha mostrato buone prestazioni, con un valore medio di AUC pari a 0,754 (± 0,014), superiore alla soglia di 0,75 di validità statistica. La **distanza dalle strade** è stata individuata come la variabile più influente, seguita dalla **copertura del suolo** e dalla **distanza dalle ferrovie**, confermando l'importanza assoluta dei fattori antropici nel determinare il pericolo di incendio. Le variabili topografiche come esposizione, TPI e TWI hanno contribuito invece in misura minore. La valutazione del pericolo con modelli MaxEnt permette di generare sulla base dei dati di presenza degli incendi passati delle curve di risposta per ogni variabile, che si rivelano fondamentali per comprendere meglio le dinamiche dei fattori che influenzano il pericolo di incendi. Il confronto con i dati reali ha infatti mostrato una forte corrispondenza con le aree classificate dal modello come di pericolo elevato, confermandone l'affidabilità.

Allo stesso modo, l'analisi della **vulnerabilità** attraverso il metodo MCDA/AHP ha identificato correttamente le aree a **vulnerabilità significativamente elevata ed estremamente elevata**, che comprendono insieme il **98,6% degli incendi passati**. Anche in questo caso, il fattore più influente è stato la distanza dalle strade, seguito dalla copertura del suolo.

L'analisi spaziale ha rivelato che le aree ad alto pericolo di incendio si concentrano lungo la costa e vicino agli insediamenti più grandi, dove la densità delle infrastrutture è maggiore. Una parte significativa degli incendi (67,4%) si è verificata infatti entro un raggio di 50 metri dalle strade, mentre il 14,1% in prossimità delle ferrovie e il 16,2% degli insediamenti. Gli incendi sono stati più frequenti nelle aree vegetate incolte (39,8%) e nelle foreste di latifoglie (36,9%), a conferma del ruolo chiave che gioca la disponibilità di combustibile.

Nonostante entrambe le analisi siano state condotte utilizzando le stesse variabili in input, i risultati sono alquanto diversi per quanto riguarda la distribuzione spaziale delle aree a più alto rischio:

- L'**analisi della vulnerabilità** ha identificato il **93%** dell'area di studio come significativamente o estremamente vulnerabile.

- Invece, queste due classi coprono solo il **16%** dell'area nello scenario di **pericolo di incendio**.

Ciò avviene perché l'analisi del pericolo si basa maggiormente sulla probabilità storica di innesco degli incendi, mentre l'analisi della vulnerabilità distribuisce uniformemente le zone di elevata vulnerabilità su tutta l'area studio basandosi solo sui fattori statici che vi concorrono.

Inoltre, ci sono importanti differenze per quanto riguarda la valutazione dello scenario climatico futuro (2011–2040):

- Secondo le analisi, le aree a **vulnerabilità estremamente alta** aumenteranno infatti del **5%;**

- La previsione del **pericolo** di incendi denota invece un calo in futuro.

Questa differenza è dovuta verosimilmente al diverso peso attribuito nei due approcci alle variabili climatiche. Le variabili climatiche utilizzate in questo studio descrivono soltanto le medie annuali, di temperatura e di precipitazioni, il che rappresenta naturalmente un limite, poiché non consente di distinguere i pattern stagionali.

Nel complesso, i risultati offrono quindi una solida base per sviluppare future strategie di riduzione del rischio di incendi boschivi. L'uso di variabili topografiche derivate da dati LiDAR ad alta risoluzione ha migliorato la precisione dei predittori legati al terreno, pur restando le variabili antropiche quelle predominanti. Le due analisi si completano a vicenda, offrendo prospettive differenti ma integrate per comprendere e gestire in modo più efficace il rischio di incendi nell'area carsica. Questo studio apre la strada ad ulteriori analisi che potrebbero includere la valutazione dell'esposizione al rischio di incendi boschivi, includendo così nelle analisi le aree sensibili dal punto di vista ambientale e socioeconomico.

4 RIFERIMENTI

Blitch, W., Sovie, A., & Tobin, B. (2023). Predictive modeling of cave entrance locations: Relationships between surface and subsurface morphology. *International Journal of Speleology*, *52*(2), 101–108. https://doi.org/10.5038/1827-806X.52.2.2455

Brown, J. L. (2014). SDMtoolbox: A python-based GIS toolkit for landscape genetic, biogeographic and species distribution model analyses. *Methods in Ecology and Evolution*, *5*(7), 694–700. https://doi.org/10.1111/2041-210X.12200

Brun, P., Zimmermann, N. E., Hari, C., Pellissier, L., & Karger, D. N. (2022). *CHELSA-BIOCLIM+ A novel set of global climate-related predictors at kilometre-resolution* (Versione 1.0) [Geotiff,PDF]. EnviDat. https://doi.org/10.16904/ENVIDAT.332

Djabri, A. D., Bouhata, R., Guellouh, S., & Bensekhria, A. (2024). Wildfire Vulnerability Assessment and Mapping Using Remote Sensing, GIS and Weighted Overlay Method in the Eastern Aures in Khenchela, Algeria. *Geoadria*, *28*(2), 191–210. https://doi.org/10.15291/geoadria.4218

Dupuy, J., Fargeon, H., Martin-StPaul, N., Pimont, F., Ruffault, J., Guijarro, M., Hernando, C., Madrigal, J., & Fernandes, P. (2020). Climate change impact on future wildfire danger and activity in southern Europe: A review. *Annals of Forest Science*, *77*(2), 35. https://doi.org/10.1007/s13595-020-00933-5

Evidenca gozdnih požarov. (2024). [Dataset]. Zavod za gozdove Slovenije. https://prostor.zgs.gov.si/pregledovalnik/

Gigović, & Jakovljević. (2018). GIS Multi-Criteria Analysis for Identifying and Mapping Forest Fire Hazard: Nevesinje, Bosnia and Herzegovina. *Tehnicki Vjesnik - Technical Gazette*, *25*(3). https://doi.org/10.17559/TV-20151230211722

Goleiji, E., Hosseini, S. M., Khorasani, N., & Monavari, S. M. (2017). Forest fire risk assessment-an integrated approach based on multicriteria evaluation. *Environmental Monitoring and Assessment*, *189*(12), 612. https://doi.org/10.1007/s10661-017-6225-7

Karger, D. N., Conrad, O., Böhner, J., Kawohl, T., Kreft, H., Soria-Auza, R. W., Zimmermann, N. E., Linder, H. P., & Kessler, M. (2017). Climatologies at high resolution for the earth's land surface areas. *Scientific Data*, *4*(1), 170122. https://doi.org/10.1038/sdata.2017.122

Kim, S. J., Lim, C.-H., Kim, G. S., Lee, J., Geiger, T., Rahmati, O., Son, Y., & Lee, W.-K. (2019). Multi-Temporal Analysis of Forest Fire Probability Using Socio-Economic and Environmental Variables. *Remote Sensing*, *11*(1), 86. https://doi.org/10.3390/rs11010086

Malczewski, J. (2006). GIS-based multicriteria decision analysis: A survey of the literature. *International Journal of Geographical Information Science*, *20*(7), 703–726. https://doi.org/10.1080/13658810600661508

Maniatis, Y., Doganis, A., & Chatzigeorgiadis, M. (2022). Fire Risk Probability Mapping Using Machine Learning Tools and Multi-Criteria Decision Analysis in the GIS Environment: A Case Study in the National Park Forest Dadia-Lefkimi-Soufli, Greece. *Applied Sciences*, *12*(6), 2938. https://doi.org/10.3390/app12062938

Merow, C., Smith, M. J., & Silander, J. A. (2013). A practical guide to MaxEnt for modeling species' distributions: What it does, and why inputs and settings matter. *Ecography*, *36*(10), 1058–1069. https://doi.org/10.1111/j.1600-0587.2013.07872.x

Mishra, B., Panthi, S., Poudel, S., & Ghimire, B. R. (2023). Forest fire pattern and vulnerability mapping using deep learning in Nepal. *Fire Ecology*, *19*(1), 3. https://doi.org/10.1186/s42408-022-00162-3

Paudel, G., Pandey, K., Lamsal, P., Bhattarai, A., Bhattarai, A., & Tripathi, S. (2024). Geospatial forest fire risk assessment and zoning by integrating MaxEnt in Gorkha District, Nepal. *Heliyon*, *10*(11), e31305. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e31305

Phillips, S. J. (2017). *A Brief Tutorial on Maxent* (p. 39). http://biodiversityinformatics.amnh.org/open_source/maxent/

Phillips, S. J., Anderson, R. P., & Schapire, R. E. (2006). Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological Modelling*, *190*(3–4), 231–259. https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2005.03.026

Phillips, S. J., & Dudík, M. (2008). Modeling of species distributions with Maxent: New extensions and a comprehensive evaluation. *Ecography*, *31*(2), 161–175. https://doi.org/10.1111/j.0906-7590.2008.5203.x

Phillips, S. J., Dudík, M., Elith, J., Graham, C. H., Lehmann, A., Leathwick, J., & Ferrier, S. (2009). Sample selection bias and presence-only distribution models: Implications for

background and pseudo-absence data. *Ecological Applications*, *19*(1), 181–197. https://doi.org/10.1890/07-2153.1

RAFVG - DC production, trade, cooperation, agricultural and forest resources – Regional Forestry Corps Service. (2024). *Fire beginning point* [Dataset].

Saaty, T. l. (2002). *DECISION MAKING WITH THE ANALYTIC HIERARCHY PROCESS*. *9*(3), 215–229.

Sivrikaya, F., & Küçük, Ö. (2022). Modeling forest fire risk based on GIS-based analytical hierarchy process and statistical analysis in Mediterranean region. *Ecological Informatics*, *68*, 101537. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101537

Sušnik, A., Vlahović, Ž., Moderc, A., & Habič, B. (2023). *Prilagajanje podnebnim spremembam. [PP14] Kmetijske suše*. Agencija RS za okolje. https://kazalci.arso.gov.si/sl/content/kmetijske-suse-0

Vilar, L., Gómez, I., Martínez-Vega, J., Echavarría, P., Riaño, D., & Martín, M. P. (2016). Multitemporal Modelling of Socio-Economic Wildfire Drivers in Central Spain between the 1980s and the 2000s: Comparing Generalized Linear Models to Machine Learning Algorithms. *PLOS ONE*, *11*(8), e0161344. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0161344

Yang, X., Jin, X., & Zhou, Y. (2021). Wildfire Risk Assessment and Zoning by Integrating Maxent and GIS in Hunan Province, China. *Forests*, *12*(10), 1299. https://doi.org/10.3390/f12101299

Interreg Italia-Slovenija
Karst Firewall 5.0

Cofinanziato dall'Unione europea
Sofinancira Evropska unija

COLOPHON/KOLOFON

Editore / Založnik:
Servizio/agenzia di traduzione / Prevajalska služba/agencija:
Redazione / Uredništvo:
Crediti fotografici / Avtorstvo fotografij:
Stampa / Tisk:
Dati dell'edizione / Podatki o izdaji:
Luogo e data di pubblicazione / kraj in datum izdaje:

La presente pubblicazione è reperibile in formato elettronico all'indirizzo: www... /
To objavo lahko najdete v elektronski obliki na naslovu: www...

Il contenuto della presente pubblicazione non rispecchia necessariamente le posizioni ufficiali dell'Unione europea. La responsabilità del contenuto della presente pubblicazione appartiene all'autore [inserire nome dell'autore] / Vsebina te publikacije ne odraža nujno uradnih stališč Evropske unije. Odgovornost za vsebino te publikacije pripada avtorju [vstaviti avtorjevo ime]