

MODELLI DI ALGORITMI PREDITTIVI

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

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-D121
Titolo del documento / Naslov dokumenta:	MODELLI DI ALGORITMI PREDITTIVI
Work Package:	1
Attività / Aktivnost:	2.1
Partner responsabili (autori) / Odgovorni partnerji (avtorji):	Infodata Sistemi (Elazem, Abdelhamid; Petelin, Marko; Zidaric, Samuel; Zuccato, Nicola)
Partner coinvolti / Sodelujoči partnerji:	ZRC-SAZU (Čonč, Špela; Breg Valjavec, Mateja; Ciglič, Rok)
Luogo e data di pubblicazione / Kraj in datum objave:	Trieste, 15/10/2025

1 ABSTRACT	4
2 OBIETTIVI E BACKGROUND	5
2.1 Letteratura e modelli disponibili	5
2.2 Indice meteorologico degli incendi	5
2.3 Modelli di apprendimento automatico per la previsione	6
2.3.1 Modelli basati su nodi ML	6
2.3.2 Modello di crescita del fuoco di Prometheus	8
2.4 Connessione con D1.1.2	9
3 ANALISI, PROGETTAZIONE E SVILUPPO	11
3.1 Contesto dell'analisi	11
3.2 Risultati sperimentali	13
3.2.1 Importanza delle caratteristiche	15
3.2.2. Discussione e lavoro futuro	15
4 RISULTATI DI ANALISI AGGIUNTIVE DA DATI STORICI	17
5 INTEGRAZIONE NEL PORTALE WEB KARST FIREWALL 5.0	22
5.1 Set di dati meteorologici sul portale firewall Karst	22
5.2 Parametri raccolti	24
5.3 Sistema di attivazione delle notifiche	26
6 RIFERIMENTI	32
7 APPENDICE A	33

ABBREVIAZIONI	
ARPA	Agenzia regionale per la protezione dell'ambiente, Italy
ARSO	Agencija RS za Okolje, Slovenia
Corpo Forestale	Corpo Forestale Regione Friuli Venezia Giulia, Italy
EU AI Act	L'EU AI Act è un quadro che stabilisce norme armonizzate per lo sviluppo, l'immissione sul mercato e l'uso di sistemi di intelligenza artificiale (IA) all'interno dell'Unione europea (UE)
FWI	Indice meteorologico antincendio - utilizzato per calcolare l'indice di rischio di incendio
XGBoost Model	eXtreme Gradient Boosting è una libreria di apprendimento automatico distribuita e open source che utilizza alberi decisionali con gradient boosting
K-Nearest Neighbors	algoritmo di apprendimento automatico utilizzato sia per la classificazione che per l'attività di regressione
IUAV	Università IUAV di Venezia, Italia
INFOR	Infordata Sistemi Srl, Italy
ML	Machine Learning
Random Forest	Le foreste casuali sono un metodo di apprendimento automatico per la classificazione, la regressione e altre attività
ZGS	Zavod za gozdove Slovenije, Slovenia
ZRC SAZU	Znanstveno Raziskovalni center Slovenske akademije znanosti in umetnosti, Slovenia

1 ABSTRACT

Nell'ambito dell'iniziativa Karst Firewall 5.0 — un progetto transfrontaliero focalizzato sulla gestione forestale resiliente al clima nella regione carsica — il Deliverable D1.2.1 presenta lo sviluppo, il collaudo e la validazione di modelli predittivi per la valutazione del rischio incendi boschivi. Gli incendi rappresentano uno dei disastri naturali più distruttivi a livello globale, alimentati da complesse interazioni tra combustibili, topografia e condizioni meteorologiche, come temperatura, umidità, velocità e direzione del vento, nonché le precipitazioni registrate nel periodo considerato.

La ricerca e l'analisi condotte per lo sviluppo di nuovi algoritmi hanno rivelato una chiara correlazione tra le condizioni climatiche e la diffusione degli incendi boschivi. Inoltre, hanno evidenziato altri dati degni di nota, come un aumento di 1,4 °C della temperatura media nella regione carsica transfrontaliera tra il 1993 e il 2023.

Questo documento descriverà l'approccio, la metodologia e i risultati ottenuti dagli algoritmi di intelligenza artificiale predittiva per il rischio di incendi boschivi. Sebbene i risultati attuali dimostrino una promettente accuratezza, molte variabili complesse devono ancora essere integrate per migliorarne ulteriormente le prestazioni. Le attività di implementazione e ottimizzazione di questi algoritmi proseguiranno fino alla fine del progetto, guidate dai nuovi input e dalle informazioni acquisite lungo il percorso. Man mano che nuovi dati saranno disponibili e verranno introdotte tecniche analitiche più avanzate, i modelli di apprendimento automatico saranno costantemente aggiornati e migliorati, garantendo che il sistema rimanga adattabile, accurato e reattivo nel tempo. Sono state testate diverse classi di algoritmi, tra cui modelli lineari, modelli probabilistici, modelli K-Nearest Neighbors e modelli ad albero. Tra questi, i metodi basati su alberi decisionali, in particolare Random Forest e XGBoost, si sono rivelati i più efficaci. Questi modelli hanno dimostrato ottime prestazioni nel catturare le complesse interazioni non lineari tra variabili ambientali e antropiche che influenzano il verificarsi di incendi boschivi.

I modelli sono stati addestrati utilizzando dati provenienti dai servizi meteorologici ARPA FVG e ARSO, insieme ai dati sugli incendi forniti dalla stazione del Corpo Forestale di Duino-Aurisina e dallo Zavod za gozdove Slovenije (ZGS). L'accuratezza predittiva è migliorata significativamente quando i dati di input coprivano una finestra temporale di tre settimane precedente gli eventi di incendio. XGBoost, in particolare, ha mostrato un'elevata resilienza allo squilibrio di classe e ha fornito informazioni sull'importanza relativa delle caratteristiche.

È importante sottolineare che l'applicazione dell'Intelligenza Artificiale in questo contesto aderisce rigorosamente agli standard etici e si allinea ai principi della legge UE sull'IA, tra cui trasparenza, supervisione umana e responsabilità. Sebbene i risultati del modello offrano previsioni accurate, non intendono sostituire l'esperienza umana. Piuttosto, le previsioni fungono da strumenti di supporto decisionale che devono essere interpretati e convalidati da professionisti qualificati come forestali, agenti della protezione civile e autorità locali.

Questo lavoro supporta gli obiettivi più ampi del progetto Karst Firewall 5.0: migliorare la preparazione agli incendi boschivi attraverso l'innovazione tecnologica, la cooperazione transfrontaliera e strategie di adattamento basate sugli ecosistemi. I modelli predittivi sviluppati nel presente documento sono destinati a essere integrati in un sistema di allerta precoce nell'ambito della piattaforma digitale transfrontaliera attualmente in fase di sviluppo nell'ambito del Work Package 2.

2 OBIETTIVI E BACKGROUND

L'obiettivo del Deliverable 1.2.1 "Wildfire Risk Prediction" nell'ambito del progetto Karst Firewall è sviluppare uno strumento più preciso e affidabile per la previsione del rischio di incendi boschivi, sfruttando i recenti progressi dell'intelligenza artificiale e nell'apprendimento automatico. Combinando l'Indice Meteorologico del Fuoco (FWI), i dati storici sugli incendi boschivi degli ultimi 20 anni nel Carso italiano e sloveno e le registrazioni meteorologiche a lungo termine delle stazioni meteorologiche sparse per l'area carsica transfrontaliera, il progetto mira ad addestrare un nuovo algoritmo di intelligenza artificiale in grado di identificare aree e condizioni ad alto rischio con maggiore accuratezza. I risultati saranno condivisi con le autorità pubbliche e la comunità scientifica a supporto dei sistemi di allerta precoce e delle strategie di mitigazione del rischio, mentre l'algoritmo stesso sarà integrato nel portale web di Karst Firewall 5.0 per garantire un'ampia accessibilità e un utilizzo operativo.

2.1 LETTERATURA E MODELLI DISPONIBILI

Per lo sviluppo di algoritmi predittivi per il rischio di incendi boschivi, abbiamo esaminato diverse pubblicazioni, metodologie e algoritmi esistenti che hanno già affrontato questo problema. Il nostro approccio, tuttavia, si è concentrato specificamente sulla modellazione matematica, strettamente allineata alle competenze principali della nostra azienda. Nell'ambito dell'analisi contestuale, sono state prese in considerazione diverse pubblicazioni chiave, tra cui [1] Development and Structure of Prometheus: the Canadian Wildland Fire Growth Simulation Model, un eccellente strumento per simulare la diffusione degli incendi boschivi, [3] Mapping Variable Wildfire Source Areas Through Inverse Modeling, uno studio che applica un approccio di modellazione inversa per tracciare le sorgenti di incendio seguendo a ritroso l'andamento del vento, e [6] Machine Learning based Wildfire Area Estimation Leveraging Weather Forecast Data, che ha particolarmente ispirato il nostro lavoro. Ulteriori riferimenti rilevanti sono disponibili nel Capitolo 8: Riferimenti. Il Deliverable D1.1.1, insieme ai contributi dei nostri partner tecnici IUAV e ZRC, è stato fondamentale per orientare le nostre attività. I dati utilizzati per questa analisi provengono dal Corpo Forestale di Duino (dati sugli incendi boschivi nella regione FVG) e dal Corpo Forestale Sloveno (ZGS) (<https://prostor.zgs.gov.si/pregledovalnik/>). I dati meteorologici sono stati ottenuti dagli archivi storici di ARPA FVG (<https://www.osmer.fvg.it/archivio.php?ln=&p=dati>) e ARSO (<https://meteo.arso.gov.si/met/sl/app/webmet>); parallelamente, è stato sviluppato anche un middleware software per il recupero in tempo reale dei dati dalle stazioni meteorologiche sparse sul territorio carsico italiano e sloveno.

2.2 INDICE METEOROLOGICO DEGLI INCENDI

Il Fire Weather Index (FWI) è un sistema di valutazione numerica che stima l'intensità potenziale degli incendi boschivi in base alle condizioni meteorologiche prevalenti. Originariamente sviluppato dal Servizio Forestale Canadese, il FWI è diventato uno strumento standard per la valutazione del rischio di incendio, utilizzato dalle agenzie meteorologiche nazionali e regionali di tutto il mondo, inclusa l'Europa. Il sistema FWI integra diverse variabili meteorologiche per modellare il contenuto

di umidità dei combustibili forestali e l'effetto del vento sul comportamento degli incendi. Nello specifico, utilizza quattro parametri meteorologici giornalieri chiave:

1. Temperatura.
2. Umidità relativa.
3. Velocità e direzione del vento.
4. Precipitazioni nelle 24 ore.

Questi input vengono elaborati attraverso una serie di sottoindici che catturano diverse componenti della secchezza del combustibile e del potenziale di incendio, come il Fine Fuel Moisture Code (FFMC) e il Duff Moisture Code (DMC). Il risultato finale, il valore FWI stesso, combina queste componenti per fornire un unico valore che rappresenta il pericolo di incendio. Valori FWI più elevati corrispondono a un maggiore rischio di incendio e a una maggiore intensità di incendio.

2.3 MODELLI DI APPRENDIMENTO AUTOMATICO PER LA PREVISIONE

Nell'ambito dell'analisi dei requisiti, abbiamo identificato una serie di modelli di apprendimento automatico da considerare per l'analisi predittiva, tra cui:

- Modelli lineari: efficaci quando una combinazione lineare di caratteristiche può separare le classi, ma meno adatti a fenomeni complessi e non lineari come gli incendi boschivi.
- K-Nearest Neighbors (KNN): si basa sulla prossimità nel dataset. Funziona bene con dataset piccoli e ben distribuiti, ma diventa lento con dataset di grandi dimensioni e manca di una chiara interpretabilità.
- Modelli probabilistici: presuppongono l'indipendenza tra le caratteristiche, un presupposto raramente valido per i dati meteorologici, dove le variabili sono altamente correlate.
- Modelli ad albero: utilizzano alberi decisionali per suddividere ricorsivamente il dataset in sottoinsiemi progressivamente più piccoli, ideali per catturare relazioni non lineari e interazioni complesse tra le variabili.

Tra questi, i modelli basati su alberi sono emersi come i più adatti ai nostri obiettivi. I seguenti modelli sono stati selezionati per un'analisi approfondita:

- Alberi decisionali: facili da interpretare, ma soggetti a overfitting.
- Random Forest: combina più alberi decisionali per migliorare la robustezza, ridurre l'overfitting e migliorare la generalizzazione.
- XGBoost: un modello di boosting ad alte prestazioni che corregge iterativamente gli errori precedenti e gestisce in modo efficiente i set di dati sbilanciati e i dati mancanti.

2.3.1 MODELLI BASATI SU NODI ML

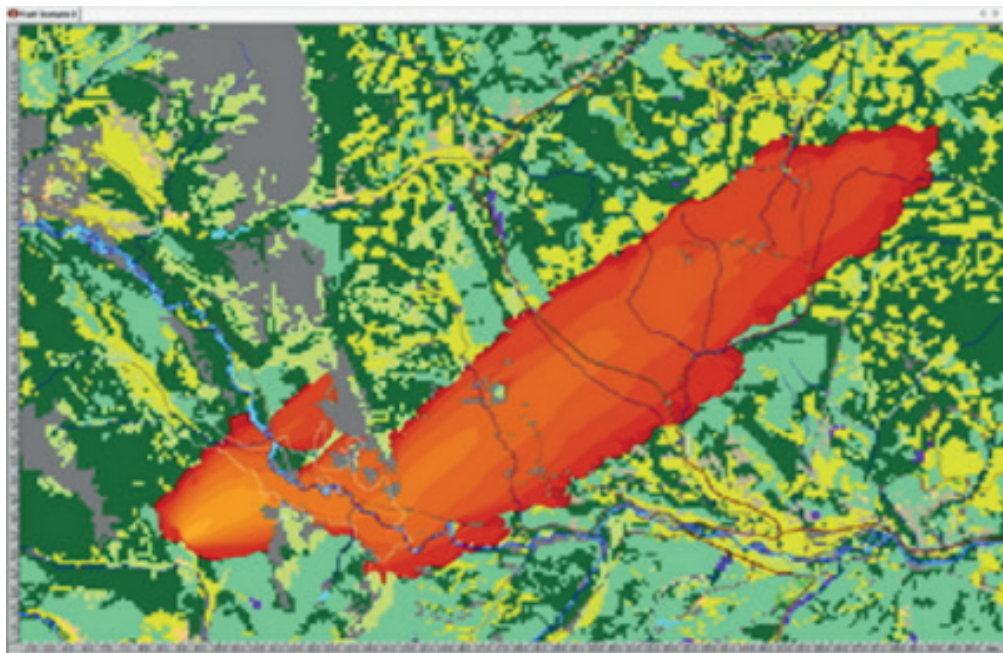
I modelli basati su alberi come Decision Trees, Random Forest e XGBoost sono particolarmente

adatti ai nostri obiettivi di previsione degli incendi boschivi, offrendo una serie di vantaggi:

- Gestione di dati tabulari e non lineari: le dinamiche degli incendi boschivi sono complesse e influenzate da molteplici variabili. I modelli basati su alberi sono in grado di catturare naturalmente le interazioni non lineari senza richiedere trasformazioni esplicite delle caratteristiche, a differenza dei modelli lineari.
- Robustezza e interpretabilità: gli alberi decisionali offrono processi decisionali trasparenti, ma possono presentare un sovradattamento, in particolare con dati rumorosi. Random Forest mitiga questo problema aggregando le decisioni provenienti da più alberi, ottenendo una migliore generalizzazione. XGBoost migliora questo aspetto costruendo alberi in sequenza, correggendo gli errori delle iterazioni precedenti, offrendo elevata accuratezza, gestione integrata dei valori mancanti e bassa sensibilità al rumore.
- Selezione delle caratteristiche e gestione della complessità: grazie a un dataset ricco di variabili meteorologiche e storiche, Random Forest e XGBoost possono identificare automaticamente le caratteristiche più importanti, migliorando le prestazioni di previsione senza la necessità di un'estesa messa a punto manuale.
- Gestione di dataset sbilanciati: gli incendi boschivi sono rari rispetto ai giorni in cui non si verificano. XGBoost eccelle nell'identificazione di eventi rari grazie a funzioni di perdita personalizzate e tecniche di bilanciamento delle classi, aumentando la capacità di richiamo senza sacrificare la precisione complessiva.
- - Efficienza computazionale: XGBoost è ottimizzato per velocità ed efficienza di memoria, rendendolo ideale per dataset di grandi dimensioni. Supporta la parallelizzazione e l'accelerazione GPU, consentendo un training più rapido rispetto ai tradizionali algoritmi di boosting.

2.3.2 MODELLO DI CRESCITA DEL FUOCO DI PROMETHEUS

Figura 1 - Esempio di previsione della crescita degli incendi boschivi del modello Prometheus (fonte <https://firegrowthmodel.ca>).



Prometheus è un sofisticato sistema di simulazione della crescita degli incendi boschivi sviluppato in Canada, utilizzato principalmente per modellare la diffusione e il comportamento degli incendi boschivi in paesaggi naturali (Figura 1). È progettato per supportare sia il processo decisionale operativo durante gli incendi boschivi attivi, sia la pianificazione strategica per la prevenzione e la gestione degli incendi.

Componenti chiave

Basato sul sistema canadese di previsione del comportamento degli incendi (FBP): Prometheus simula la crescita degli incendi boschivi utilizzando equazioni empiriche del sistema FBP canadese, che prevede la velocità di propagazione, l'intensità e altre caratteristiche dell'incendio in base al combustibile, alle condizioni meteorologiche e alla topografia.

Integrando il sistema Fire Weather Index (FWI): questo indice aiuta a valutare il rischio di incendio integrando i dati relativi a temperatura, umidità, vento e precipitazioni.

Prometheus Mathematical: modella la crescita del perimetro dell'incendio come ellissi, utilizzando un approccio basato sulla propagazione delle onde (principio di Huygens). Ogni punto sul bordo dell'incendio emette un nuovo fronte d'onda, contribuendo a simulare l'espansione di un incendio nel tempo in condizioni specifiche.

L'integrazione dei dati richiede input su:

- Tipi di combustibile (vegetazione).
- Topografia (pendenza, esposizione, altitudine).
- Condizioni meteorologiche (sia storiche che previste).

L'output produce output spaziali come:

- Perimetri di incendio basati sul tempo.
- Tasso e direzione di propagazione.
- Intensità della linea di fuoco.
- Mappe di probabilità di incendio.

Adattabilità: sebbene sia stato sviluppato per gli ecosistemi canadesi, Prometheus è stato adattato con successo anche in altri paesi come la Nuova Zelanda, dimostrando la sua modularità e flessibilità.

Prometheus è un'ottima scelta da utilizzare anche nella regione del Carso e, in generale, nel territorio europeo. Sebbene sviluppato in Canada, Prometheus è open source e adattabile, il che lo rende idoneo all'integrazione con sistemi GIS europei, dataset climatici (come Copernicus) e modelli locali sui combustibili. Il suo utilizzo fornirebbe proiezioni scientificamente validate, migliorerebbe la condivisione e la pianificazione dei dati transfrontalieri e supporterebbe il processo decisionale nelle fasi di crisi e prevenzione.

Il progetto Karst Firewall 5.0, che mira a sviluppare strategie transfrontaliere di prevenzione e gestione degli incendi boschivi per la regione del Carso italo-slovena, potrebbe trarre grandi benefici dall'integrazione del modello di crescita degli incendi di Prometheus. Prometheus rafforzerebbe la capacità scientifica e tecnologica del progetto consentendo la simulazione della propagazione transfrontaliera degli incendi, aiutando le autorità a prevedere come un incendio divampato in Slovenia potrebbe propagarsi in Italia e viceversa. Supporta simulazioni di scenari sia in tempo reale che previsti, ideali per sistemi di allerta precoce e per la formazione dei soccorritori. Inoltre, può integrare i modelli MaxEnt e MCDA/AHP esistenti offrendo output dinamici e specifici per il comportamento degli incendi, e consente di testare strategie di gestione del combustibile come la decespugliazione e la riforestazione. Le simulazioni di Prometheus possono anche essere sfruttate per la formazione e l'informazione pubblica, inclusi workshop ed esercitazioni antincendio. Infine, i suoi output possono essere integrati nella piattaforma digitale Karst Firewall 5.0, fornendo mappe interattive e visualizzazioni della diffusione degli incendi basate sul tempo per un processo decisionale informato e il coinvolgimento della comunità.

2.4 CONNESSIONE CON D1.1.2

Il Deliverable D1.1.2, intitolato "Valutazione del rischio e della vulnerabilità degli incendi boschivi in relazione ai cambiamenti climatici nella regione carsica", fornisce le basi fondamentali per lo

sviluppo degli algoritmi predittivi presentati in questo deliverable (D1.2.1); i suoi studi e obiettivi saranno utilizzati nel prossimo periodo per continuare a migliorare e ottimizzare gli algoritmi predittivi. In particolare, attraverso l'applicazione della modellazione a massima entropia (MaxEnt) e dell'analisi decisionale multicriteriale (MCDA/AHP), il D1.1.2 offre una mappatura strutturata e ad alta risoluzione della probabilità di rischio di incendi boschivi e della vulnerabilità territoriale nella regione transfrontaliera del Carso. Queste analisi confermano e ampliano direttamente la portata della modellazione predittiva sviluppata nel D1.2.1 in diversi modi chiave:

- Fornitura di dati di input e variabili: Le variabili esplicative identificate ed elaborate in D1.1.2 – che abbracciano i domini antropico, ambientale, climatico e topografico – costituiscono il set di funzionalità principale per l'addestramento dei modelli predittivi. La loro calibrazione, armonizzazione e ricampionamento ad alta risoluzione spaziale (3 m × 3 m) garantiscono la compatibilità con i requisiti di apprendimento automatico per previsioni spaziali accurate.
- Baseline per la convalida del modello: Le mappe di pericolosità degli incendi boschivi validate e la categorizzazione delle classi di vulnerabilità di D1.1.2 forniscono un benchmark rispetto al quale testare le prestazioni predittive degli algoritmi sviluppati in D1.2.1.
- Questi includono scenari climatici sia attuali che futuri, consentendo una solida valutazione della generalizzazione temporale nella modellazione predittiva.
- Miglioramento della formazione e delle prestazioni algoritmiche: I set di dati sui punti di ignizione rarefatti e di qualità controllata utilizzati in D1.1.2 consentono dati di addestramento imparziali e ben distribuiti, migliorando la qualità di apprendimento di algoritmi come MaxEnt e supportando la futura integrazione di modelli alternativi come Random Forest o classificatori di Deep Learning.
- Supporto per la progettazione di sistemi di supporto alle decisioni: Il quadro concettuale sviluppato in D1.1.2 supporta l'integrazione di algoritmi predittivi negli strumenti decisionali. La sua valutazione strutturata dei fattori tramite analisi AHP e GIS supporta la logica di ponderazione integrata nei modelli più complessi basati sull'intelligenza artificiale sviluppati qui.

In sintesi, i risultati di D1.1.2 forniscono le basi empiriche, metodologiche e spaziali che contribuiranno a rendere la modellazione algoritmica di D1.2.1 fattibile, pertinente e più robusta nel contesto della pianificazione della prevenzione e della risposta al rischio di incendi boschivi nel Carso.

3 ANALISI, PROGETTAZIONE E SVILUPPO

3.1 CONTESTO DELL'ANALISI

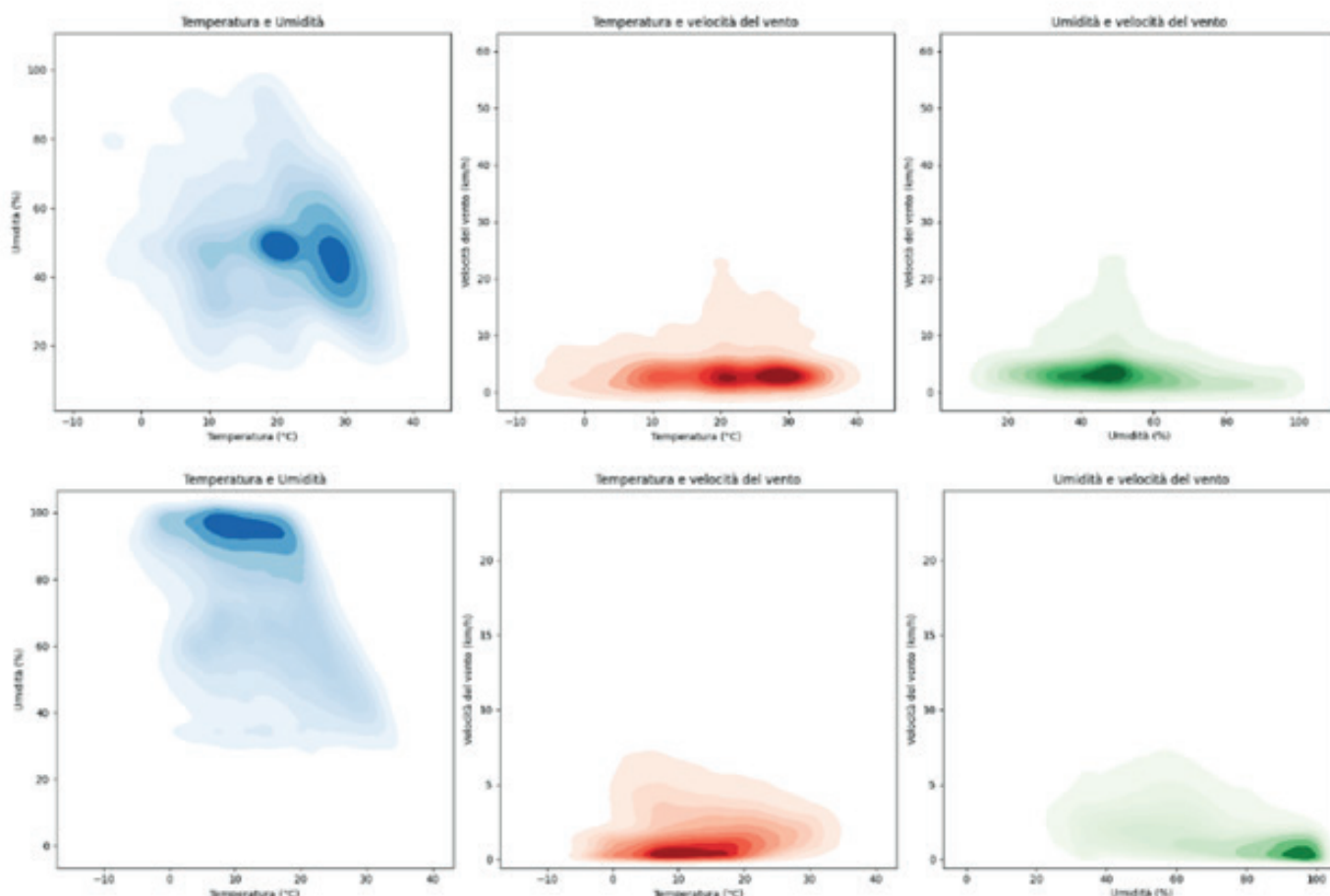
Per sviluppare un modello predittivo per gli incendi boschivi nel Carso, abbiamo esplorato diversi algoritmi di apprendimento automatico per identificare la soluzione più efficace. Il set di dati è stato costruito utilizzando dati meteorologici storici (ad esempio, temperatura, umidità, velocità del vento, precipitazioni) combinati con i dati degli incendi passati, consentendoci di strutturare una base affidabile per l'addestramento e la valutazione del modello. Dopo un'attenta fase di pre-elaborazione, abbiamo applicato tecniche di feature engineering per selezionare le variabili più rilevanti e ridurre la dimensionalità del problema. Questa fase di ottimizzazione mirava a migliorare l'accuratezza del modello riducendo al minimo i costi computazionali. Per addestrare i modelli, abbiamo utilizzato principalmente i dati meteorologici del giorno dell'incendio, tra cui temperatura, umidità, precipitazioni, vento, pressione atmosferica e radiazione solare, raccolti dalla stazione meteorologica più vicina al luogo dell'incendio.

Tabella 1 - Elenco delle stazioni meteorologiche utilizzate per l'addestramento degli algoritmi ML e il monitoraggio in tempo reale.

ITALY - ARPA	SLOVENIA - ARSO
Gorizia Aeroporto	Ajdovščina - Dolenje
Monfalcone Pluvio	Bilje
Trieste Ist. Nautico	Boja Zora
Sgonico-Zgonik	Debeli rtic
Trieste molo F.lli Bandiera	Godnje
Borgo Grotta Gigante	Koper Kap
Gradisca	Koper Luka
	Nova Gorica
	Piran
	Podnanos
	Škocjan
	Vedrijan

Il set di dati è stato creato importando, armonizzando ed elaborando oltre 8 milioni di dati meteorologici storici provenienti da stazioni italiane e slovene situate nell'area del Carso, oltre a 38.500 segnalazioni di incendi boschivi. Ulteriori informazioni sulle ubicazioni e le caratteristiche delle stazioni sono disponibili nell'Appendice A.

Figura 2 - Confronto di coppie di parametri. In alto: dati meteorologici fino a tre ore prima degli incendi boschivi. In basso: dati non associati agli incendi boschivi. Questi grafici evidenziano le correlazioni tra i parametri considerati.



Date le caratteristiche dei modelli precedentemente descritti, inizialmente abbiamo scelto di utilizzare un modello di apprendimento automatico basato su un albero decisionale per ottenere una prima stima dell'efficacia di questo tipo di analisi. Partendo da un database completo di dati meteorologici storici (collegati alle registrazioni degli incendi boschivi nella regione), abbiamo creato diversi set di dati con diversa copertura temporale. Questi andavano dai dati meteorologici registrati un'ora prima di un incendio boschivo a dati che risalivano fino a un mese prima dell'incendio. Questo approccio ci ha permesso di addestrare il modello ad albero decisionale a individuare modelli nel tempo che potrebbero essere rilevanti per la previsione degli incendi boschivi. Poiché l'albero decisionale è il più semplice dei modelli basati su nodi, abbiamo poi esteso la nostra valutazione ai modelli più avanzati Random Forest e XGBoost. Questi hanno fornito una maggiore accuratezza predittiva e hanno anche offerto preziose informazioni sull'importanza relativa (o "peso") di diversi parametri come umidità, temperatura, velocità del vento e altri nel contribuire alle previsioni degli incendi. I risultati preliminari hanno mostrato che questi modelli sono in grado di catturare i principali modelli ambientali che precedono gli incendi. Incoraggiati da queste scoperte, abbiamo proceduto con un

ulteriore perfezionamento del modello, esplorando ulteriori tecniche per migliorare le prestazioni predittive.

3.2 RISULTATI SPERIMENTALI

Abbiamo iniziato valutando le prestazioni di diversi modelli utilizzando diverse metriche. Tra queste, due sono emerse come particolarmente rilevanti per la nostra applicazione:

- **Precisione:** misura la correttezza complessiva del modello sia nelle istanze di incendio che in quelle non di incendio.
- **Richiamo (o recall):** quantifica la capacità del modello di identificare correttamente gli effettivi incendi boschivi, il che è particolarmente importante nel contesto della previsione degli incendi.

La tabella seguente riassume i punteggi di accuratezza e richiamo ottenuti testando il modello iniziale su set di dati che coprono diversi intervalli di tempo prima degli incendi.

Tabella 2 - Risultati ottenuti utilizzando tre modelli di classificazione su tre varianti del set di dati, denominati 1 GG, 1 W e 1 M, corrispondenti all'intervallo di tempo precedente l'incendio boschivo (rispettivamente: 1 giorno, 1 settimana, 1 mese).

Modelli	Parametri	1 GG	1 S	1 M
Albero Decisionale	Precisione	0.68	0.66	0.65
	Richiamo	0.59	0.52	0.47
Random forest	Precisione	0.73	0.70	0.67
	Richiamo	0.65	0.58	0.53
XGBoost	Precisione	0.75	0.70	0.68
	Richiamo	0.69	0.65	0.61

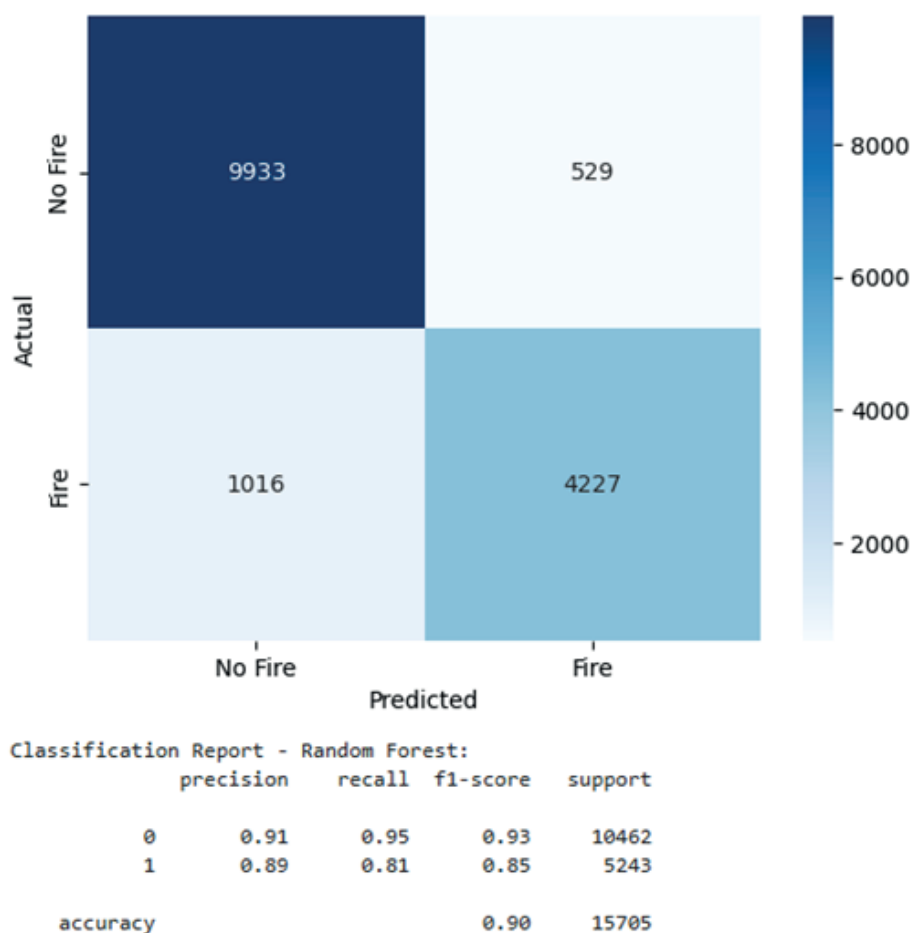
Sebbene le prestazioni complessive non siano ancora ottimali, soprattutto in termini di recall, è emersa una chiara tendenza: con l'aumentare delle dimensioni del dataset, i modelli più sofisticati, come XGBoost, superano costantemente quelli più semplici. In particolare, XGBoost mostra una solida accuratezza e una migliore recall, dimostrando una maggiore capacità di rilevare casi positivi (incendi). Questo comportamento promettente ha motivato un'ulteriore ottimizzazione e messa a punto del modello.

Attraverso l'adozione di diverse strategie di machine learning, abbiamo perfezionato la pipeline di training, migliorato la qualità del dataset e ottimizzato il modello XGBoost. Un aspetto critico che abbiamo affrontato durante lo sviluppo del modello è stato lo squilibrio nel dataset, con un numero significativamente maggiore di casi non correlati a incendi rispetto agli eventi di incendio boschivo effettivi. Questo squilibrio può fortemente influenzare il modello verso la previsione della classe di maggioranza, riducendone così la recall. Per mitigare questo problema, abbiamo applicato tecniche

di ponderazione delle classi e testato strategie di ricampionamento per garantire che il modello fosse meglio equipaggiato per rilevare casi positivi rari ma cruciali.

Le migliori prestazioni sono state ottenute utilizzando dati meteorologici che coprono una finestra temporale di tre settimane prima del verificarsi di incendi boschivi. In questa configurazione, il modello XGBoost ha raggiunto un'accuratezza del 90% e un recall dell'81%, confermando la sua robustezza nel prevedere eventi di incendio boschivo reali, riducendo al minimo i falsi negativi. Il miglioramento risultante è illustrato attraverso la matrice di confusione, che fornisce una ripartizione dettagliata delle capacità predittive del modello. La matrice presenta la distribuzione di veri positivi (TP), falsi positivi (FP), veri negativi (TN) e falsi negativi (FN), confermando che il modello XGBoost raggiunge la massima accuratezza tra i modelli testati. In particolare, il modello ha identificato con successo la maggior parte degli incendi boschivi (Classe 1), sebbene un numero non trascurabile di falsi negativi (FN) indichi ancora che alcuni incendi non sono stati rilevati. Questa analisi evidenzia sia i punti di forza che le sfide rimanenti dell'approccio attuale.

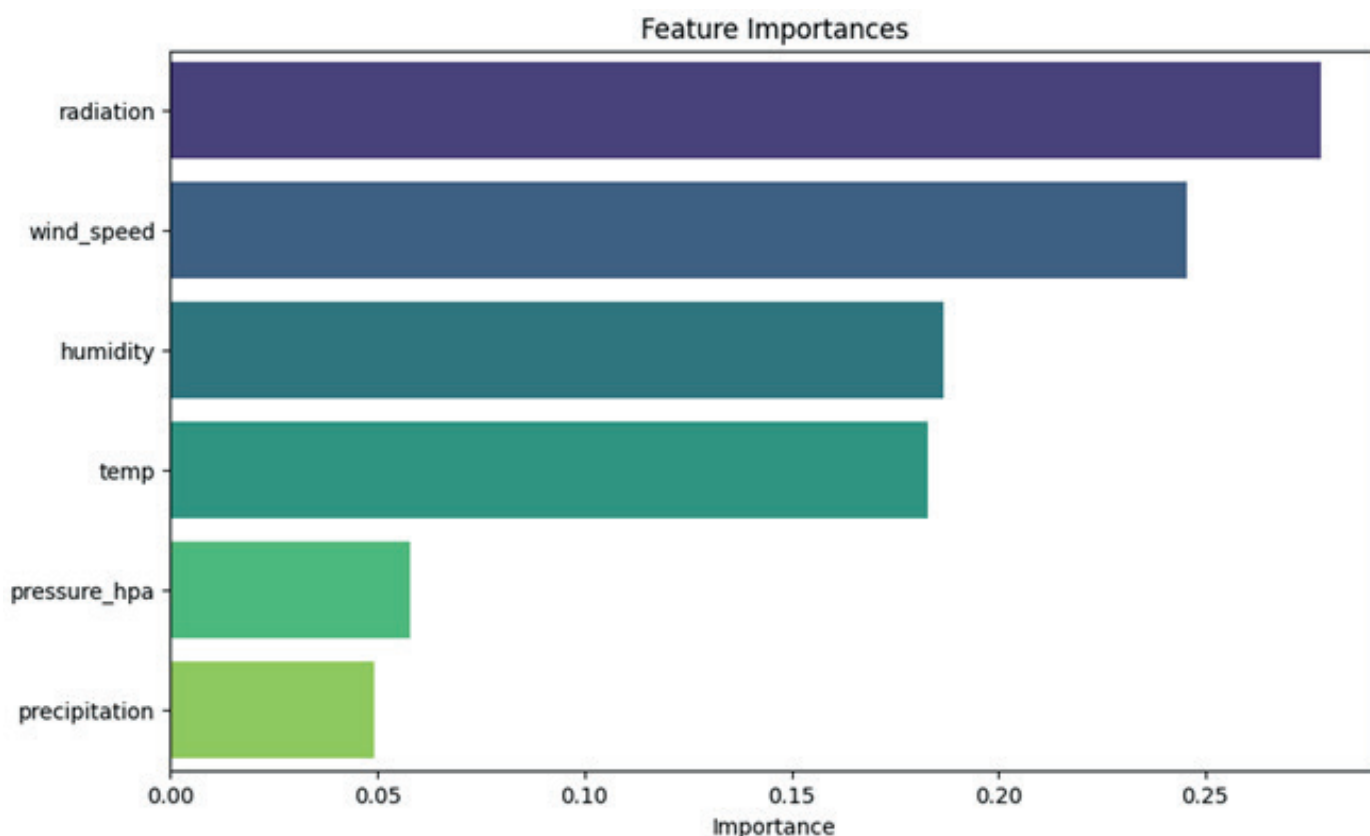
Figura 3 - Matrice di confusione che illustra il modello XGBoost più performante (fonte: progetto Python).



3.2.1 IMPORTANZA DELLE CARATTERISTICHE

Uno dei principali vantaggi dell'utilizzo di modelli ad albero è la possibilità di determinare l'importanza di ciascuna caratteristica. Capire quali variabili meteorologiche guidano le decisioni relative al modello è fondamentale per l'utilizzo operativo. Il grafico seguente mostra le caratteristiche più importanti secondo il modello XGBoost. Queste caratteristiche contribuiscono in modo significativo alla previsione degli incendi boschivi. Come mostrato nel grafico, le caratteristiche più influenti per la previsione degli incendi boschivi sono temperatura, velocità del vento, umidità e radiazione, che sono in linea con la comune comprensione meteorologica del comportamento degli incendi boschivi.

Figura 4 - Classificazione dell'importanza delle caratteristiche dal modello XGBoost (crediti: Infordata Media Library).



3.2.2. DISCUSSIONE E LAVORO FUTURO

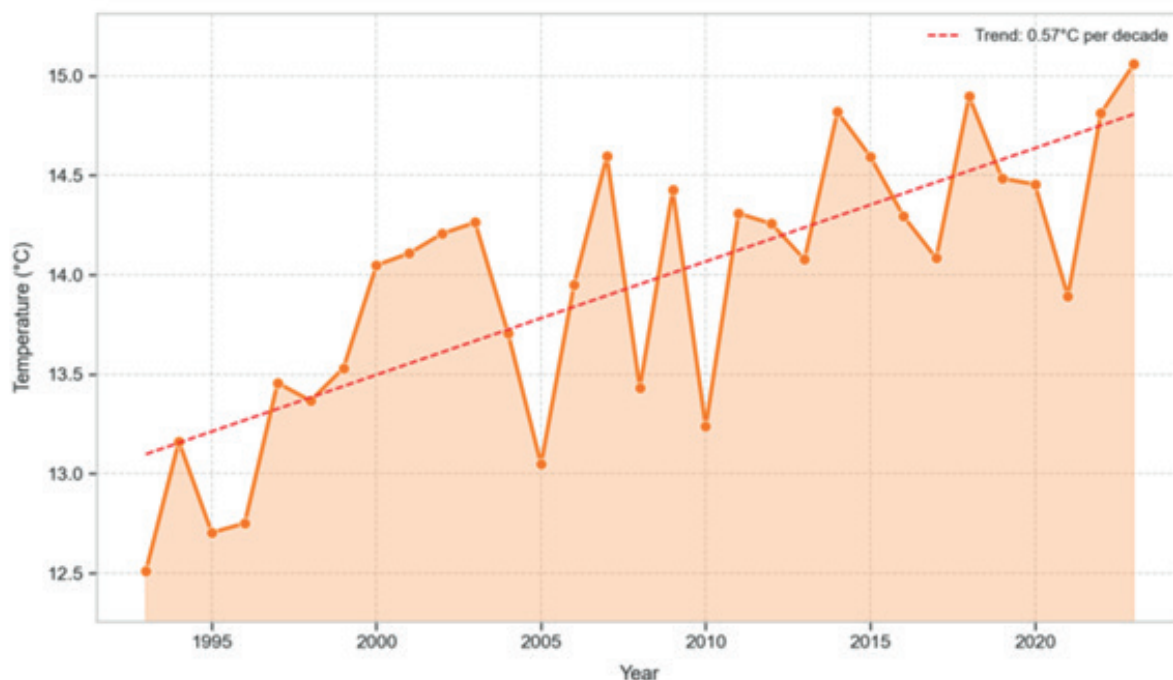
Sebbene XGBoost abbia fornito i migliori risultati in termini di prestazioni complessive, vi sono ancora margini di miglioramento. In particolare, abbiamo osservato un numero maggiore di falsi negativi nella classe degli incendi boschivi, il che suggerisce che il modello sia conservativo nella previsione degli eventi di incendio. Sebbene il modello raggiunga un solido recall dell'81%, il lavoro futuro potrebbe concentrarsi sulla gestione di questi falsi negativi, cruciali per migliorare l'affidabilità del modello in scenari di previsione di incendi reali. È importante sottolineare che i

modelli continueranno a evolversi nel tempo, beneficiando non solo di tecniche di apprendimento automatico più sofisticate, ma anche dell'inclusione di indici meteorologici derivati. Parametri come FPMC (Fine Fuel Moisture Code), DMC (Duff Moisture Code) o DC (Droughty Code) offrono ulteriori livelli di comprensione delle condizioni di rischio di incendio e saranno progressivamente integrati nel framework di previsione per perfezionare ulteriormente l'accuratezza e la reattività.

4 RISULTATI DI ANALISI AGGIUNTIVE DA DATI STORICI

Oltre ai risultati principali relativi alla modellazione predittiva, l'analisi dei modelli meteorologici storici e dei dati sugli incendi boschivi nella regione del Carso ha prodotto diversi importanti risultati complementari. Questi risultati indiretti, in particolare l'analisi approfondita dell'andamento della temperatura in diverse stazioni meteorologiche, forniscono un ulteriore contesto alle dinamiche del rischio di incendi e della vulnerabilità nell'area e supportano il perfezionamento degli algoritmi predittivi. L'analisi della temperatura rivela significative tendenze al riscaldamento in tutta la regione, con un aumento statisticamente significativo di $0,57\text{ }^{\circ}\text{C}$ per decennio osservato negli ultimi 30 anni (1993-2023) (figura 5).

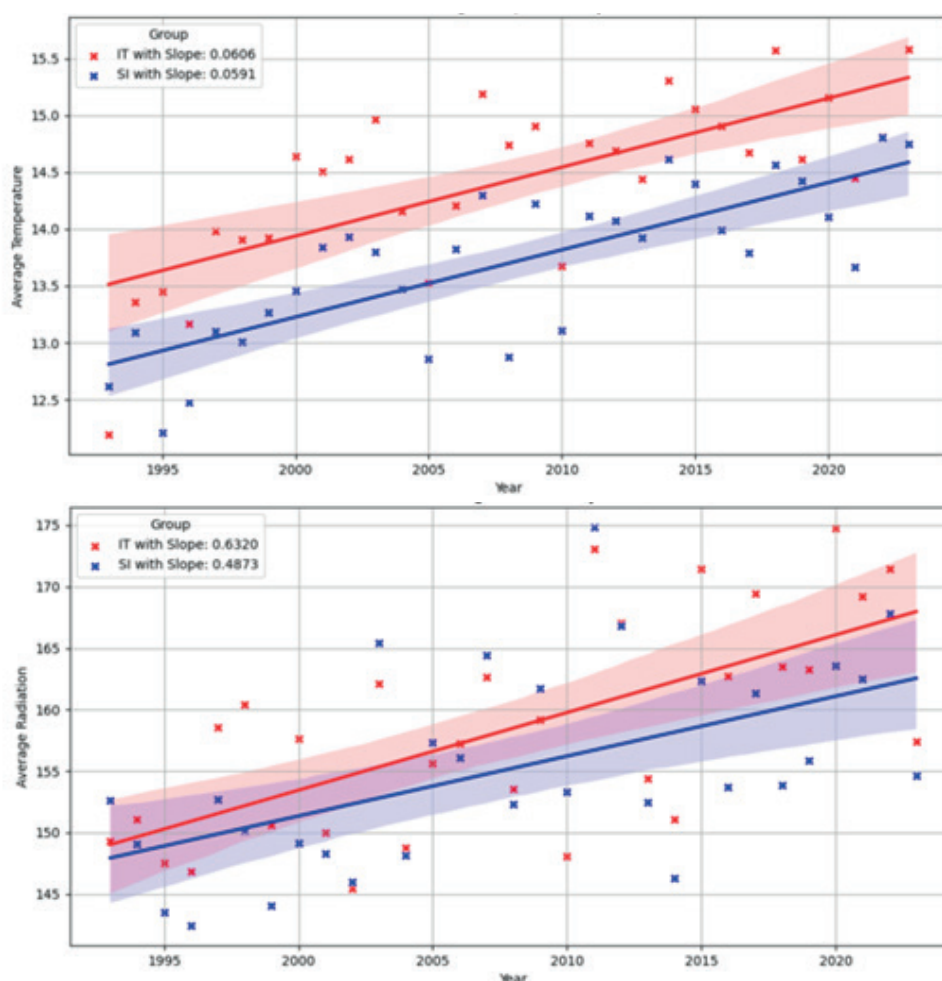
Figura 5: Andamento generale della temperatura (1993-2023). Serie temporale delle temperature medie annuali ($^{\circ}\text{C}$) calcolate su tutte le stazioni meteorologiche dal 1993 al 2023. La linea arancione mostra le medie annuali con indicatori che indicano i punti dati. La linea tratteggiata rossa rappresenta l'andamento della regressione lineare. L'area ombreggiata arancione indica l'intervallo di dati. (crediti: Infodata Media Library).



Un'analisi comparativa degli indicatori climatici tra stazioni italiane e slovene rivela andamenti distinti sia per la radiazione che per la temperatura (Figura 6). Per le misurazioni della radiazione, le stazioni italiane mostrano un trend crescente più ripido (pendenza di $0,6320\text{ W/m}^2/\text{anno}$) rispetto alle stazioni slovene (pendenza di $0,4873\text{ W/m}^2/\text{anno}$), suggerendo un'intensificazione differenziale dell'esposizione solare nella regione transfrontaliera. Analogamente, i dati sulla temperatura

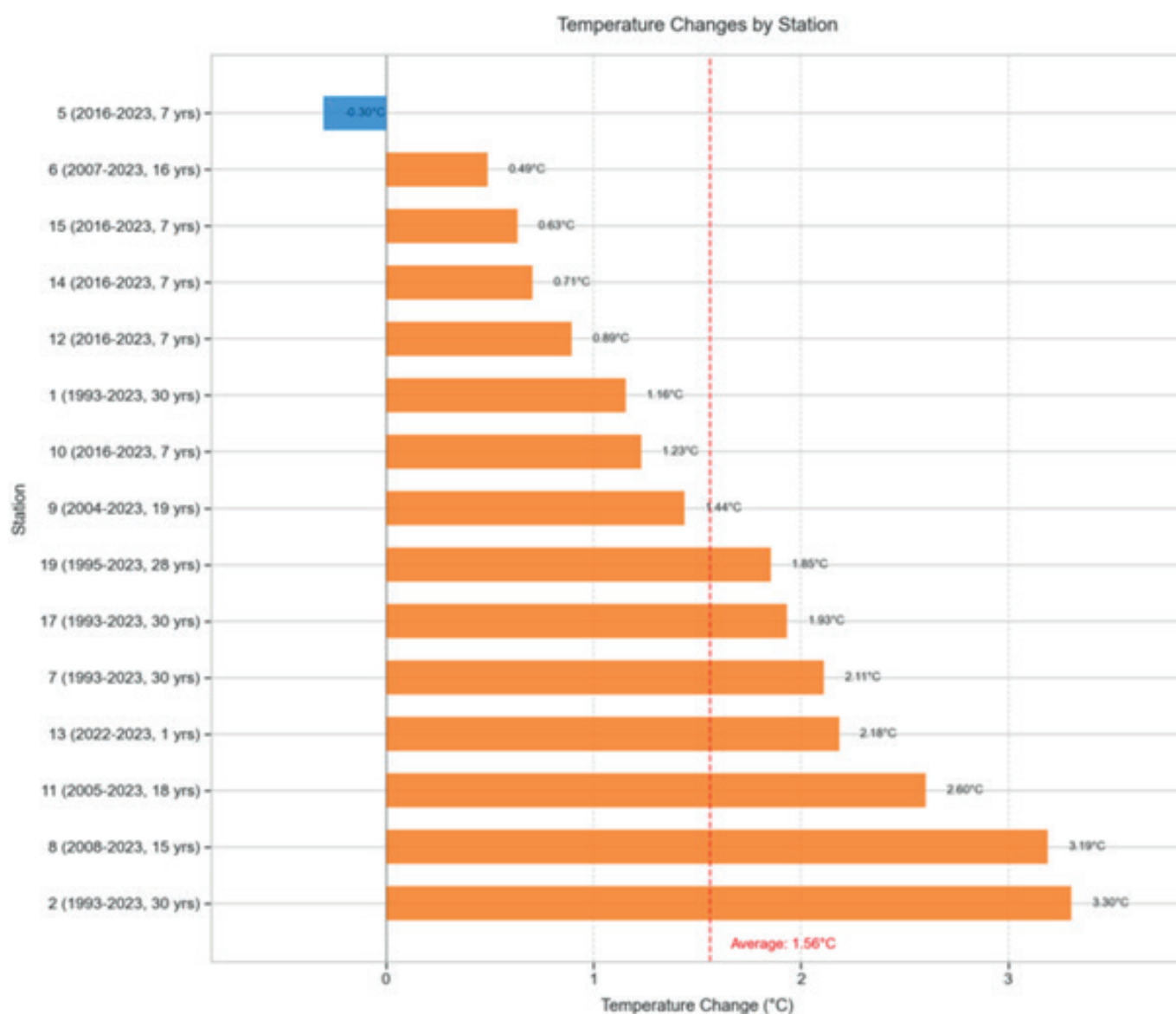
mostrano andamenti paralleli di riscaldamento, con le stazioni italiane che registrano costantemente valori più elevati (media di 0,9 °C più caldi) rispetto alle loro controparti slovene durante il periodo di 30 anni. Il tasso di riscaldamento è leggermente più pronunciato nei territori italiani (pendenza di 0,0606 °C/anno) rispetto alle aree slovene (pendenza di 0,0591 °C/anno). Questi risultati evidenziano l'eterogeneità spaziale degli impatti dei cambiamenti climatici all'interno della regione del Carso, con potenziali implicazioni per la valutazione differenziale del rischio di incendi boschivi attraverso i confini nazionali.

Figura 6 - In alto: diagramma di dispersione che mostra i valori medi annuali di radiazione dal 1993 al 2023, con le stazioni italiane rappresentate da indicatori rossi e le stazioni slovene da indicatori blu. Per ciascun gruppo di paesi sono visualizzate linee di regressione lineare (linea rossa per le stazioni italiane, linea blu per le stazioni slovene) con i corrispondenti intervalli di confidenza al 95% rappresentati da aree ombreggiate. In basso: diagramma di dispersione che mostra le temperature medie annuali dal 1993 al 2023, con i punti dati delle stazioni italiane contrassegnati da simboli rossi e le stazioni slovene da simboli blu. A ciascun gruppo di paesi è associata una linea di regressione colorata (rossa per quella italiana, blu per quella slovena) con intervalli di confidenza al 95% rappresentati da aree ombreggiate attorno a ciascuna linea. (crediti: Infordata Media Library).



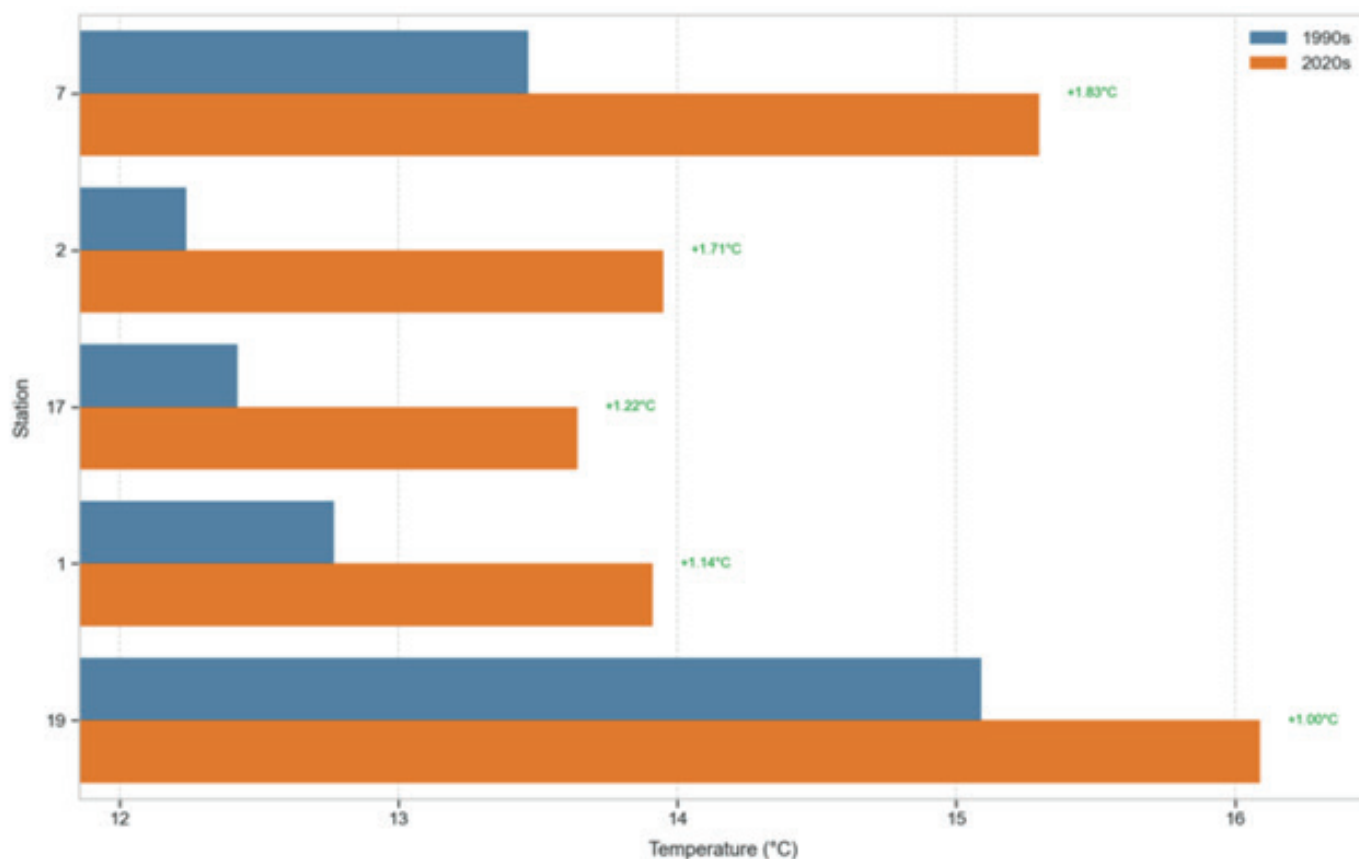
I dati specifici per stazione confermano questi risultati, con tutte le stazioni tranne una che mostrano tendenze al riscaldamento. Il riscaldamento medio in tutte le stazioni è di 1,56 °C, con alcune località che hanno registrato aumenti ancora più significativi: le stazioni 2, 8 e 11 hanno registrato aumenti di temperatura superiori a 3 °C.

Figura 7 - Variazioni di temperatura per stazione. Grafico a barre orizzontali che mostra la variazione totale della temperatura (°C) in ciascuna stazione meteorologica durante i rispettivi periodi di misurazione. Le barre sono ordinate in base all'entità della variazione, dalla maggiore (in alto) alla minore (in basso). Ogni stazione è etichettata con il relativo periodo di misurazione in anni. La linea tratteggiata rossa indica la variazione media di tutte le stazioni. (Crediti: Infodata Media Library).



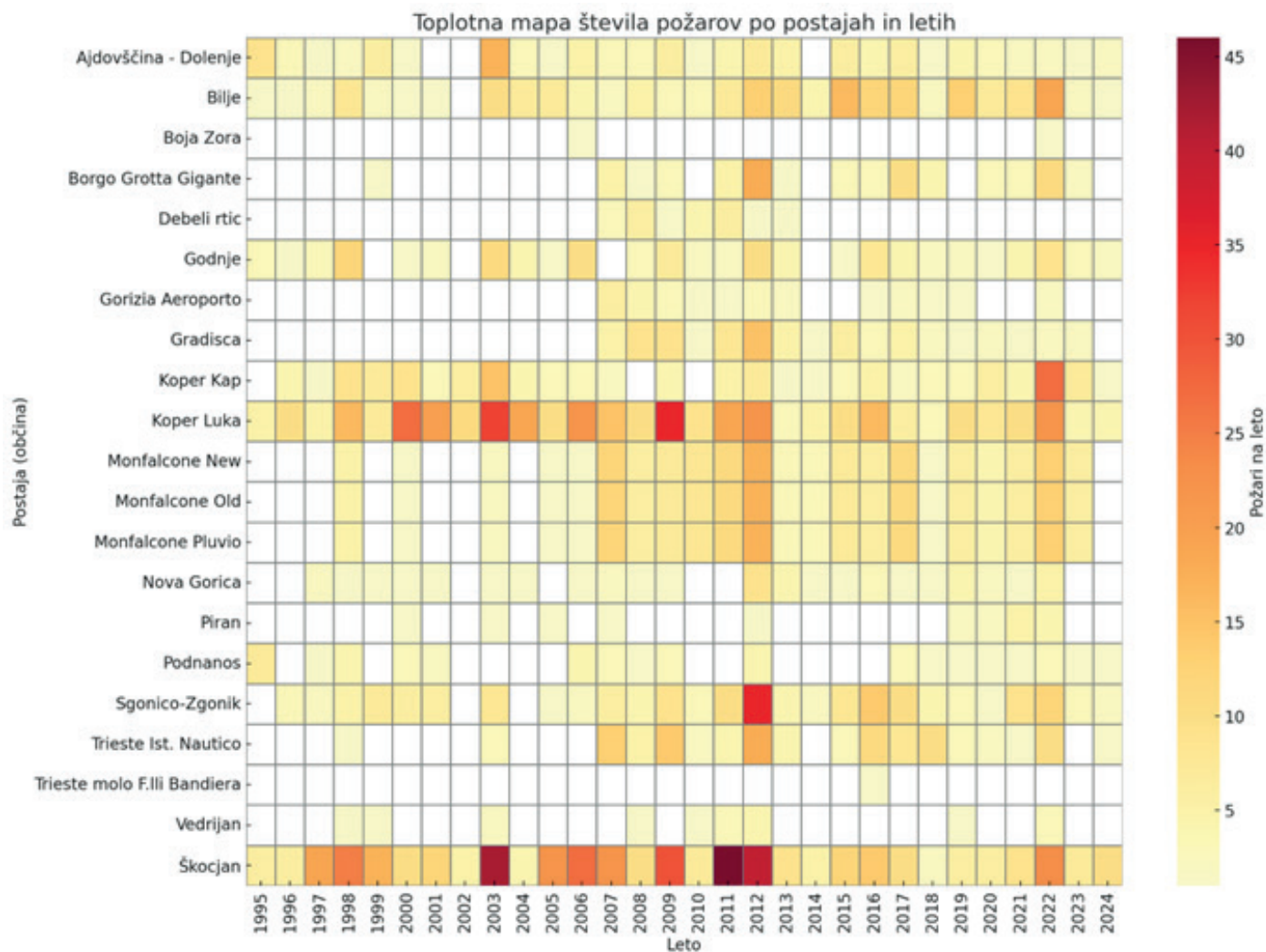
Confrontando i decenni, gli anni 2020 sono stati in media 1,38 °C più caldi rispetto agli anni '90 nelle cinque stazioni rappresentative con le registrazioni storiche più complete.

Figura 8 - Confronto tra le temperature del primo e dell'ultimo decennio. Grafico a barre orizzontali raggruppate che confronta le temperature medie tra il primo decennio (barre blu) e l'ultimo decennio (barre arancioni) del periodo di misurazione per ciascuna stazione. Le stazioni sono disposte verticalmente con i valori di temperatura visualizzati sull'asse orizzontale. I valori verdi indicano la differenza di temperatura tra i decenni. (crediti: Infodata Media Library).



Queste misurazioni empiriche non solo confermano l'intensificarsi degli effetti del cambiamento climatico sui regimi di incendi locali, ma evidenziano anche l'eterogeneità spaziale nei modelli di riscaldamento in tutta la regione del Carso. L'analisi spaziotemporale degli incendi boschivi rivela inoltre chiari modelli nella frequenza di innesco e nella distribuzione geografica, che si allineano con i gradienti di temperatura osservati. Queste informazioni non solo convalidano l'importanza dei fattori climatici e antropici utilizzati nella modellizzazione, ma offrono anche preziose informazioni per il monitoraggio a lungo termine e la pianificazione delle strategie di prevenzione degli incendi.

Figura 9 - Mappa termica con la concentrazione degli incendi boschivi nel Carso dal 1995 al 2025 (crediti: Infodata Media Library).



5 INTEGRAZIONE NEL PORTALE WEB KARST FIREWALL 5.0

I set di dati storici elaborati in questo documento vengono integrati nel portale web Karst Firewall 5.0, attualmente in fase di sviluppo nell'ambito delle attività del WP2. Questa piattaforma digitale è progettata per fungere da hub centralizzato per l'analisi del rischio di incendi boschivi, il supporto decisionale e il monitoraggio in tempo reale. In questa sezione anticipiamo come gli algoritmi predittivi vengono adottati in un sistema digitale di gestione e allerta incendi boschivi.

Per garantire un accesso efficiente e funzionalità di query avanzate, i registri degli incendi boschivi vengono archiviati in un database MySQL strutturato, consentendo rapide operazioni di pivoting, filtraggio e correlazione tra variabili quali ora, posizione e causa. I dati meteorologici, che includono grandi volumi di informazioni telemetriche (ad esempio, temperatura, umidità, precipitazioni), vengono archiviati in InfluxDB, un database ottimizzato per serie temporali, particolarmente adatto alla gestione di dati provenienti da sensori ad alta frequenza.

Questa architettura a doppio database supporta sia la profondità analitica che le prestazioni, consentendo agli algoritmi predittivi sviluppati in questo documento di essere collegati a flussi di dati in tempo reale e storici. Di conseguenza, il portale Karst Firewall 5.0 è destinato a diventare uno strumento operativo fondamentale per la preparazione e la risposta agli incendi boschivi transfrontalieri nella regione del Carso.

5.1 SET DI DATI METEOROLOGICI SUL PORTALE FIREWALL KARST

Questo portale raccoglie e memorizza i dati meteorologici provenienti dalle stazioni meteorologiche designate elencate nella seguente pagina: <https://karst.way.to.it/weather-station>

Figura 10 - Screenshot del set di dati meteorologici (fonte: Karst Firewall Portal - crediti: Infodata Media Library).

#	ID	Name	Station Code	Latitude	Longitude	Altitude	City	Province	Region	Country	Active	Options
										Select ...		
1	1	Ajdovščina - Osterja	AJD-RIA-DOLENJE	45.866200	13.907300	88	Ajdovščina	Ajdovščina	Goriška	Slovenia	Yes	 
2	2	Biše	NOVA-GOR-BILJE	45.895600	13.624000	55	Biše	Miren-Kostanjevica	Goriška	Slovenia	Yes	 
3	3	Debelt rbc	TRZAS-ZAL	45.601600	13.535200	0	Izola	Izola	Obalno-Kraška	Slovenia	Yes	 
4	4	Boja Zora	DEBEL-RTI	45.803200	13.673300	0	Piran	Piran	Obalno-Kraška	Slovenia	Yes	 
5	5	Godrje	GOONJE	45.754700	13.843300	320	Godrje	Sežana	Obalno-Kraška	Slovenia	Yes	 
6	6	Koper Kap	KOPER-KAPET-LJA	45.548100	13.724600	4	Koper	Koper	Obalno-Kraška	Slovenia	Yes	 
7	7	Koper Luka	KOPER-LUKA	45.564500	13.744800	2	Koper	Koper	Obalno-Kraška	Slovenia	Yes	 

Quando si aggiunge una nuova stazione, è necessario fornire i seguenti dettagli:

- Nome della stazione.
- Codice della stazione (utilizzato per l'identificazione univoca: è importante inserirlo correttamente).
- Coordinate.
- Paese.
- Città.
- Regione/Provincia (può essere riassunta come "regione amministrativa").

Il codice stazione è fondamentale per identificare la stazione all'interno del sistema. Si prega di verificarlo attentamente per evitare errori. Se una stazione non è più necessaria, non è necessario eliminarla. Può semplicemente essere contrassegnata come inattiva, preservando i dati storici e la coerenza del sistema.

Figura 11 - Screenshot della definizione della stazione meteorologica (fonte: Karst Firewall Portal - crediti: Infordata Media Library).



I dati raccolti vengono archiviati in un database di serie temporali InfluxDB. L'utilizzo di InfluxDB offre diversi vantaggi per l'archiviazione e l'interrogazione dei dati di serie temporali:

- Prestazioni elevate: InfluxDB è ottimizzato per dati con timestamp, consentendo letture e scritture rapide, anche con volumi di dati elevati.
- Archiviazione efficiente: comprime i dati in modo efficace, rendendolo ideale per la conservazione di dati storici a lungo termine senza elevati costi di archiviazione.

- Analisi in tempo reale: ideale per dashboard e avvisi in cui informazioni aggiornate sono fondamentali.
- Scalabilità: InfluxDB può gestire dati da più dispositivi o sensori contemporaneamente senza degrado delle prestazioni.

5.2 PARAMETRI RACCOLTI

Ogni stazione meteorologica raccoglie e trasmette una serie di parametri ambientali, che possono includere quanto segue:

- Temperatura.
- Umidità.
- Precipitazioni.
- Velocità del vento.
- Velocità massima del vento.
- Direzione del vento.
- Direzione massima del vento.
- Radiazione.
- Pressione atmosferica (hPa).

Nota: non tutte le stazioni forniscono l'insieme completo dei parametri. La disponibilità dei dati può variare a seconda della stazione.

I dati vengono letti da ciascuna stazione almeno una volta all'ora. In genere, la maggior parte delle stazioni trasmette i dati ogni ora, garantendo aggiornamenti regolari per un monitoraggio e un'analisi quasi in tempo reale.

È possibile visualizzare i dati storici di tutte le stazioni meteorologiche alla seguente pagina:

<https://karst.way.to.it/weather-station-log>

Questa interfaccia consente di:

- Seleziona un intervallo di tempo.
- Scegli una stazione meteorologica specifica.
- Visualizza informazioni meteorologiche dettagliate per il periodo selezionato.

Fornisce un modo pratico per analizzare le condizioni meteorologiche passate e monitorare le tendenze ambientali a lungo termine.

Figura 12 - Screenshot dei registri meteorologici storici (fonte: Karst Firewall Portal - crediti: Infodata Media Library).

Date Range: 2025-04-16 00:00:00 to 2025-04-16 23:59:59

Visualizza 1-20 di 435 elementi.

#	ID	Weather Station	Datetime 17	Temperature	Humidity	Precipitation	Wind Speed	Wind Max Speed	Wind Direction	Wind Direction Max	Radiation	Pressure Hpa	Options
1	8300511	Podnanos	16/04/2025 10:30:00	17.5	74	0	7	12			0	0	
2	8300512	Vodrižan	16/04/2025 10:30:00	18	67	0	0	0			330	0	
3	8300505	Biše	16/04/2025 10:30:00	18.9	67	0	2	6			357	1015.1	
4	8300507	Boja Zora	16/04/2025 10:30:00	17.7	64	0	0	0			0	0	
5	8300508	Godnje	16/04/2025 10:30:00	18	64	0	4	11			313	0	

Informazioni meteorologiche dettagliate per una stazione specifica in un orario scelto

Figura 13 - Screenshot delle metriche attuali della stazione meteorologica (fonte: Karst Firewall Portal - crediti: Infodata Media Library).

ID	8300505
Weather Station	Biše
Datetime	16/04/2025 10:30:00
Temperature	18.9
Humidity	67
Precipitation	0
Wind Speed	2
Wind Max Speed	6
Wind Direction	45
Wind Direction Max	74
Radiation	357
Pressure Hpa	1015.1

5.3 SISTEMA DI ATTIVAZIONE DELLE NOTIFICHE

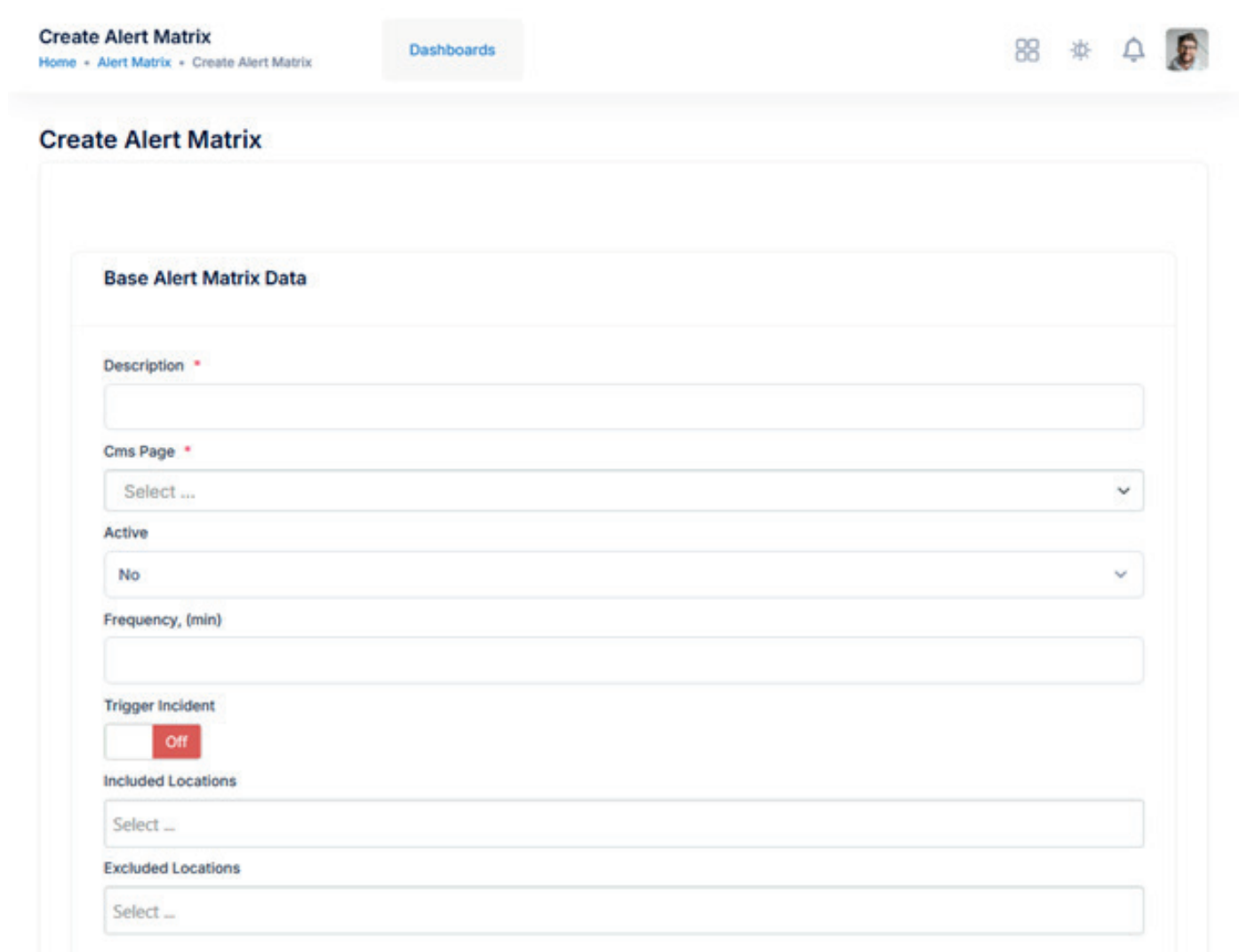
Un sistema efficace di gestione del rischio di incendi boschivi si basa non solo su un rilevamento accurato, ma anche su una comunicazione tempestiva e mirata delle minacce. Questa sezione descrive il sistema di attivazione delle notifiche progettato per generare, distribuire e tracciare automaticamente gli avvisi quando modelli di intelligenza artificiale, sensori ambientali o telecamere di sorveglianza identificano potenziali rischi di incendio boschivo. Priorizzando gli avvisi in base alla gravità e indirizzandoli alle parti interessate appropriate, tra cui agenzie governative e soccorritori, il sistema garantisce una rapida mobilitazione e una risposta strutturata agli incidenti. Include elementi configurabili come la Matrice degli Avvisi, la creazione automatica degli incidenti e un Registro delle Notifiche completo, a supporto della piena tracciabilità e responsabilità durante l'intero processo di allerta e risposta. Quando modelli di intelligenza artificiale, sensori o telecamere identificano potenziali rischi di incendio boschivo, il sistema genera un avviso che descrive in dettaglio la natura della minaccia (ad esempio, "Incendio Rilevato"), l'ora del rilevamento e la sua gravità, con avvisi prioritari in base al livello di minaccia. Questi avvisi vengono automaticamente inoltrati alle parti interessate, tra cui agenzie governative e squadre di pronto intervento, per consentire la rapida mobilitazione di risorse come unità antincendio o droni per la valutazione della situazione. Alla ricezione di un avviso, le squadre di pronto intervento intervengono immediatamente per mitigare la minaccia, spegnendo gli incendi, creando fasce tagliafuoco o eseguendo altre misure di contenimento. Tutte le azioni vengono registrate dal sistema per l'analisi e la revisione post-incidente.

Per abilitare la gestione automatizzata del rischio di incendi boschivi, il sistema di allerta viene innanzitutto configurato tramite l'interfaccia Alert Matrix, come mostrato nello screenshot. Questa configurazione include la definizione della descrizione dell'avviso, della frequenza e delle condizioni di attivazione, come incidenti rilevati da IA, sensori o telecamere. È possibile includere o escludere posizioni specifiche e assegnare destinatari o ruoli per garantire che gli avvisi raggiungano le parti interessate corrette tramite canali di comunicazione designati. Questa matrice flessibile garantisce risposte tempestive e mirate alle minacce di incendi boschivi.

Figura 14 - Screenshot dello strumento Matrice di avviso (fonte: Karst Firewall Portal - crediti: Infodata Media Library).

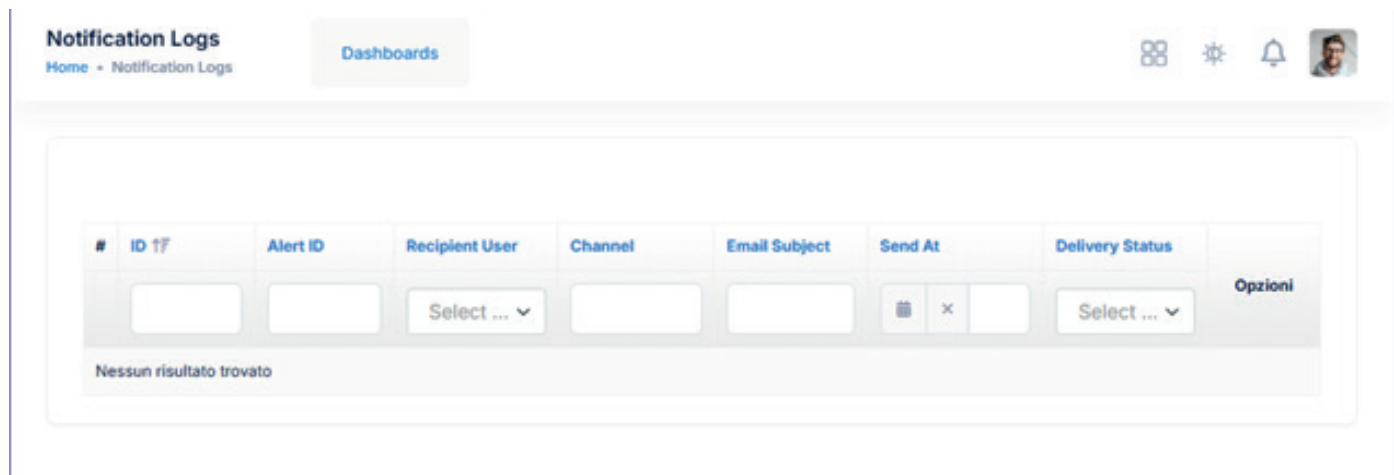
The screenshot shows the 'Alert Matrix' interface. At the top, there's a navigation bar with 'Alert Matrix' and 'Dashboards'. Below this is a table with the following columns: '#', 'ID', 'Description', 'Cms Page', 'Updated', 'Active', and 'Opzioni'. The table is currently empty, with the message 'Nessun risultato trovato' (No results found) at the bottom. A 'Create' button is located in the top right corner of the table area. The 'Cms Page' column has a dropdown menu with 'Select ...' and a plus icon. The 'Updated' column has a date input field with a plus icon. The 'Active' column has a dropdown menu.

Figura 15 - Screenshot della configurazione della matrice di avviso (fonte: Karst Firewall Portal - crediti: Infodata Media Library).



Una volta attivati gli avvisi e inviate le notifiche, questi vengono automaticamente registrati nei registri delle notifiche, come mostrato nello screenshot. Questa sezione fornisce una panoramica ricercabile e filtrabile di ciascun evento di notifica, inclusi dettagli come ID avviso, utente destinatario, canale di comunicazione, oggetto dell'email, timestamp di invio e stato di consegna. Questo registro garantisce la completa tracciabilità delle comunicazioni di avviso, supportando la verificabilità e la trasparenza del sistema.

Figura 16 - Screenshot del registro delle notifiche per gli avvisi (fonte: Karst Firewall Portal - crediti: Infodata Media Library).



#	ID 17	Alert ID	Recipient User	Channel	Email Subject	Send At	Delivery Status	Opzioni
			Select ... v				Select ... v	

Nessun risultato trovato

Per gli avvisi che richiedono l'attivazione di un incidente, il sistema è configurato per creare automaticamente un incidente quando tale avviso viene attivato. Questo incidente appena creato segna l'inizio di un processo di risposta strutturato, che include:

- Incidente: Creato immediatamente dopo l'attivazione dell'allerta.
- Intervento: Azioni intraprese in risposta all'incidente.
- Personale coinvolto: Elenco delle persone incaricate di gestire l'incidente.
- Attrezzature: Risorse e strumenti impiegati durante l'intervento.

Questo flusso di lavoro garantisce che gli eventi critici non solo vengano rilevati, ma anche seguiti da risposte sistematiche e tracciabili che coinvolgano le risorse umane e materiali necessarie.

Figura 17 - Screenshot del pannello di monitoraggio degli incidenti causati dagli incendi boschivi (fonte: Karst Firewall Portal - crediti: Infodata Media Library).



Figura 18 - Elenco degli screenshot degli incendi boschivi (fonte: Karst Firewall Portal - crediti: Infodata Media Library).

Incidents
Dashboards

Create

Visualizzo 1-20 di 38.580 elementi.

#	ID	Code	Us ID	Status	Opzioni
				Select ...	
1	48579	2020_11981205_SMALL PINES	(nessun valore)		
2	48578	2020_11981111_FOOT PRINT	(nessun valore)		
3	48577	2020_11981035_DUBOIS	(nessun valore)		
4	48576	2020_11980985_BIG SNAG	(nessun valore)		
5	48575	2020_11980913_SWITCHBACK	(nessun valore)		
6	48574	2020_11980821_COW CREEK	(nessun valore)		
7	48573	2020_11980770_LITTLE CHIEF	(nessun valore)		
8	48572	2020_11980587_CREEK 5	(nessun valore)		
9	48571	2020_11980528_ROCK STATION	(nessun valore)		
10	48570	2020_11980510_LEFT FIELD	(nessun valore)		
11	48569	2020_11980377_COUNTY ROAD 205	(nessun valore)		

Figura 19 - Screenshot del riepilogo della gestione degli incidenti (fonte: Karst Firewall Portal).

Update Incident: 48579

Home • Incidents • Update

Dashboards

General

Characteristics

Interventions

Damage

Basic Information

Report Date

dd/mm/yyyy

Year

2025

Day Of Week

Time and Location

Fire Start

23/12/2020 14:13

Fire End

24/12/2020 15:10

Total Fire Duration, (min)

Forest

Select ...

Location

4 Miles E of Suwanee Town on the North side of Hwy 349

Expected Containment Location

6 RIFERIMENTI

- [1] Development and Structure of Prometheus: the Canadian Wildland Fire Growth Simulation Model https://spyd.com/fgm.ca/Prometheus_Information_Report_NOR-X-417_2010.pdf
- [2] COM Documentation for Programmers <https://firegrowthmodel.ca/resources/com/PrometheusCOM/index.html>
- [3] Mapping Variable Wildfire Source Areas Through Inverse Modeling - DOI: 10.3390/fire7120454 https://www.researchgate.net/publication/386399479_Mapping_Variable_Wildfire_Source_Areas_Through_Inverse_Modeling
- [4] Adversarial Robustness for Deep Learning-Based Wildfire Prediction Models - DOI 10.3390/fire8020050 https://www.researchgate.net/publication/388448962_Adversarial_Robustness_for_Deep_Learning-Based_Wildfire_Prediction_Models
- [5] Atmospheric Modeling for Wildfire Prediction - DOI 10.3390/atmos16040441 https://www.researchgate.net/publication/390678489_Atmospheric_Modeling_for_Wildfire_Prediction
- [6] Machine Learning based Wildfire Area Estimation Leveraging Weather Forecast Data - DOI: 10.5815/ijitcs.2025.01.01 https://www.researchgate.net/publication/388820171_Machine_Learning_based_Wildfire_Area_Estimation_Leveraging_Weather_Forecast_Data
- [7] Predicting Wildfires Using Machine Learning Methods - DOI: 10.55525/tjst.1063284 - https://www.researchgate.net/publication/363225926_Predicting_Wildfires_Using_Machine_Learning_Methods
- [8] Seber, G. A. in Lee, A. J., "Linear Regression Analysis", Vol. 329, John Wiley & Sons, 2012.
- [9] Trucchia, A.; Meschi, G.; Fiorucci, P.; Gollini, A.; Negro, D. Definition of Wildfire Susceptibility Maps in Italy to Understand Seasonal Wildfire Regimes at the National Level. Fire 2022, 5, 30. <https://doi.org/10.3390/fire5010030>

7 APPENDICE A

L'analisi presentata in questo studio si basa sui dati raccolti da 21 stazioni meteorologiche distribuite nella regione del Carso. La Tabella A.1 fornisce informazioni complete su ciascuna stazione, incluse coordinate geografiche, altitudine e codice identificativo. La Tabella A.2 mostra la distribuzione delle stazioni nella regione.

Figura 20 - Posizioni delle stazioni meteorologiche prese in considerazione per i dati storici meteo (crediti: Infordata Media Library).

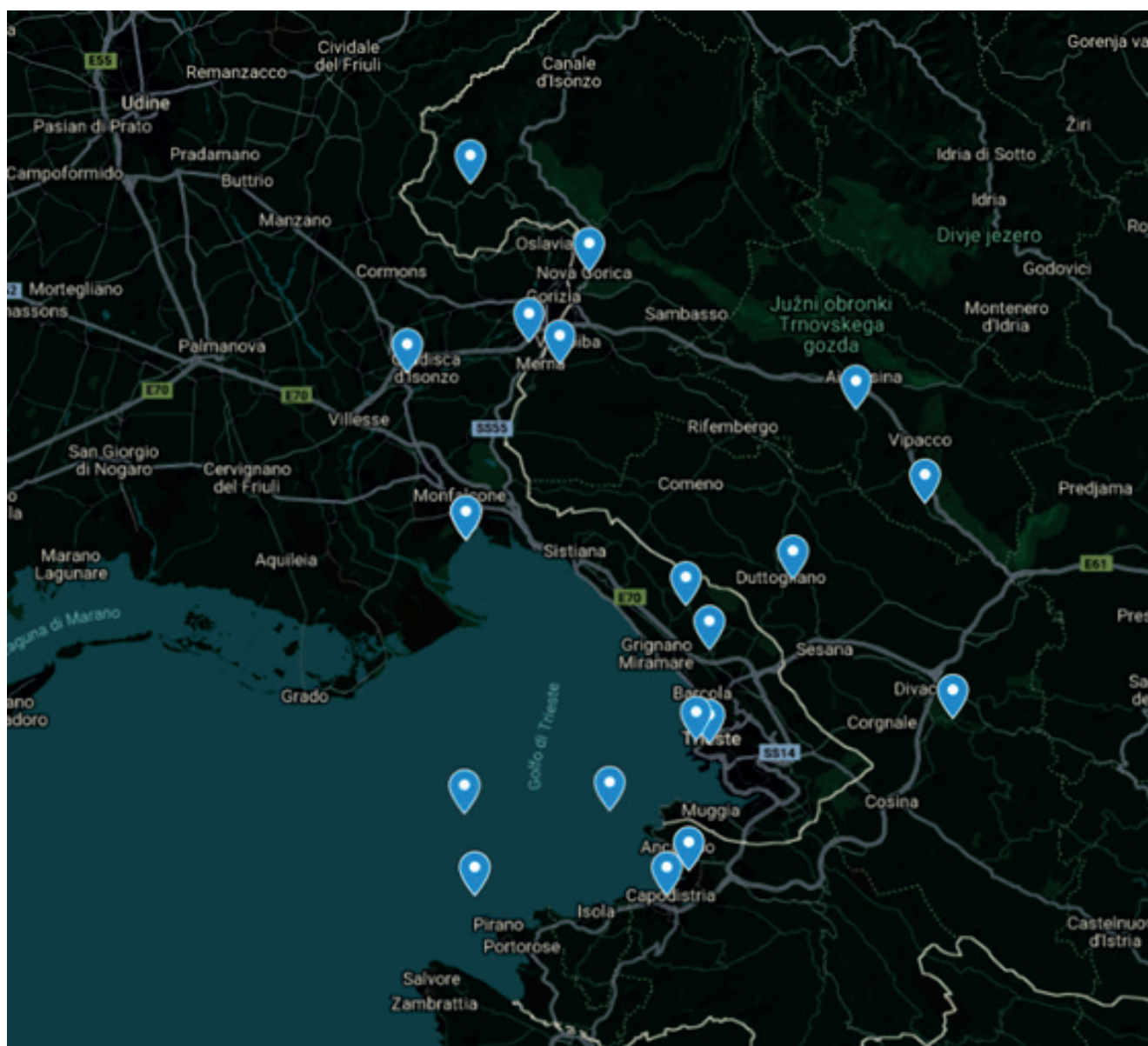


Tabella 3 - Elenco delle stazioni meteorologiche ARPA (Italia) e ARSO (Slovenia) utilizzate nell'ambito del progetto.

ID	NOME	PAESE	LATITUDINE	LONGITUDINE	ALTITUDINE
1	Ajdovščina - Dolenje	Slovenia	45.866200	13.901300	86
2	Bilje	Slovenia	45.895600	13.624000	55
3	Debeli rtic	Slovenia	45.591600	13.705200	0
4	Boja Zora	Slovenia	45.603200	13.671300	0
5	Godnje	Slovenia	45.754700	13.843300	320
6	Koper Kap	Slovenia	45.548100	13.724600	4
7	Koper Luka	Slovenia	45.564500	13.744800	2
8	Nova Gorica	Slovenia	45.955600	13.652400	112
9	Piran	Slovenia	45.548100	13.545400	0
10	Podnanos	Slovenia	45.804500	13.965900	153
11	Škocjan	Slovenia	45.663800	13.993100	420
12	Vedrijan	Slovenia	46.013100	13.541000	232
13	Gorizia Aeroporto	Italy	45.910390	13.595497	68
14	Monfalcone Pluvio	Italy	45.780471	13.536554	0
15	Sgonico-Zgonik	Italy	45.738004	13.742056	268
16	Trieste Ist. Nautico	Italy	45.647393	13.764540	30
17	Trieste molo F.lli Bandiera	Italy	45.649996	13.752242	1
18	Borgo Grotta Gigante	Italy	45.709385	13.764681	275
19	Gradisca	Italy	45.889791	13.481807	29

D1.2.1

MODELI NAPOVEDNIH ALGORITMOV

KARST FIREWALL 5.0
Verzija 1.0

Avtor - Infordata Sistemi Srl
Notranja recenzija: ZRC SAZU, IUAV

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

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, nizkoogljikna 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-D121
Titolo del documento / Naslov dokumenta:	MODELI NAPOVEDNIH ALGORITMOV
Work Package:	1
Attività / Aktivnost:	2.1
Partner responsabili (autori) / Odgovorni partnerji (avtorji):	Infodata Sistemi (Elazem, Abdelhamid; Petelin, Marko; Zidaric, Samuel; Zuccato, Nicola)
Partner coinvolti / Sodelujoči partnerji:	ZRC-SAZU (Čonč, Špela; Breg Valjavec, Mateja; Ciglič, Rok)
Luogo e data di pubblicazione / Kraj in datum objave:	Trst, 15/10/2025

1 OKRAJŠAVE	4
2 CILJI IN OZADJE	5
2.1 Literatura in razpoložljivi modeli	5
2.2 Meteorološki indeks požarne ogroženosti	5
2.3 Modeli strojnega učenja za napovedovanje	6
2.3.1 Modeli, ki temeljijo na vozliščih ML	6
2.3.2 Model rasti požara Prometheus	8
2.4 Povezava z D1.1.2	9
3 ANALIZA, NAČRTOVANJE IN RAZVOJ	11
3.1 Kontekst analize	11
3.2 Eksperimentalni rezultati	13
3.2.1 Pomembnost značilnosti	15
3.2.2 Razprava in prihodnje delo	15
4 REZULTATI DODATNIH ANALIZ IZ ZGODOVINSKIH PODATKOV	17
5 INTEGRACIJA V SPLETNI PORTAL KARST FIREWALL 5.0	22
5.1 Meteorološki nabori podatkov na portalu Karst Firewall	22
5.2 Zbrani parametri	24
5.3 Sistem aktivacije obvestil	26
6 SKLICI	32
7 DODATEK A	33

ABBREVIAZIONI	
ARPA	Regionalna agencija za varstvo okolja, Italija
ARSO	Agencija RS za okolje, Slovenija
Corpo Forestale	Gozdarska služba dežele Furlanija-Juljska krajina, Italija
EU AI Act	Zakon EU o umetni inteligenci je okvir, ki določa harmonizirana pravila za razvoj, dajanje na trg in uporabo sistemov umetne inteligence (UI) v Evropski uniji (EU)
FWI	Meteorološki indeks požarne ogroženosti
XGBoost Model	eXtreme Gradient Boosting je distribuirana odprtokodna knjižnica strojnega učenja, ki uporablja odločitvena drevesa z gradientnim povečevanjem
K-Nearest Neighbors	algoritem strojnega učenja, uporabljen tako za klasifikacijo kot za regresijsko nalogo
IUAV	Univerza IUAV v Benetkah, Italija
INFOR	Infordata Sistemi Srl, Italija
ML	Strojno učenje (ang. Machine Learning)
Random Forest	Naključni gozdovi so metoda strojnega učenja za klasifikacijo, regresijo in druge naloge
ZGS	Zavod za gozdove Slovenije, Slovenija
ZRC SAZU	Znanstveno raziskovalni center Slovenske akademije znanosti in umetnosti, Slovenija

1 POVZETEK

V okviru čezmejnega projekta Karst Firewall 5.0 — , osredotočenega na podnebno odporno gozdno gospodarjenje v kraški regiji — izroček D1.2.1 predstavlja razvoj, testiranje in validacijo napovednih modelov za oceno tveganja gozdnih požarov. Požari predstavljajo eno najbolj uničujočih naravnih nesreč na svetovni ravni, ki jih pogojujejo zapletena medsebojna delovanja med gorivi, topografijo in vremenskimi razmerami, kot so temperatura, vlažnost, hitrost in smer vetra ter padavine, zabeležene v obravnavanem obdobju. Raziskave in analize, opravljene za razvoj novih algoritmov, so razkrile jasno korelacijo med vremenskimi razmerami in širjenjem gozdnih požarov. Poleg tega so pokazale tudi druge pomembne podatke, kot je povišanje povprečne temperature v čezmejni kraški regiji med letoma 1993 in 2023 za 1,4 °C.

V tem dokumentu so opisan pristop, metodologija in rezultati, pridobljeni z algoritmi umetne inteligence za napovedovanje tveganja gozdnih požarov. Čeprav trenutni rezultati kažejo obetavno natančnost, je treba za nadaljnje izboljšanje učinkovitosti vključiti še številne druge kompleksnejše spremenljivke. Dejavnosti implementacije in optimizacije teh algoritmov se bodo nadaljevale do konca projekta, vodene z novimi vhodnimi informacijami, pridobljenimi med delom. Ko bodo na voljo novi podatki in se bodo uvedle naprednejše analitične tehnike, se bodo modeli strojnega učenja nenehno posodabljali in izboljševali, kar bo zagotovilo, da bo sistem ostal prilagodljiv, natančen in odziven skozi čas.

Preizkušenih je bilo več razredov algoritmov, vključno z linearnimi modeli, verjetnostnimi modeli, modeli K-najbližjih sosedov in drevesnimi modeli. Med njimi sta se kot najučinkovitejši izkazali metodi, ki temeljita na odločitvenih drevesih, Random Forest in XGBoost. Ta modela sta pokazala odlične rezultate pri zajemanju zapletenih nelinearnih interakcij med okoljskimi in antropogenimi spremenljivkami, ki vplivajo na pojav gozdnih požarov.

Modeli so temeljili na uporabi podatkov meteoroloških služb ARPA FVG in ARSO, ter na podatkih o preteklih požarih, ki jih zagotavljata postaja Gozdarske službe Duino-Aurisina in Zavod za gozdove Slovenije (ZGS). Napovedna natančnost se je bistveno izboljšala, ko so vhodni podatki pokrivali tridnevno časovno okno pred požarnimi dogodki. XGBoost je pokazal visoko odpornost na razredni neravnotežje in zagotovil vpogled v relativni pomen značilnosti.

Pomembno je poudariti, da se uporaba umetne inteligence (UI) v tem kontekstu strogo drži etičnih standardov in se usklajuje z načeli zakona EU o UI, vključno s preglednostjo, človeškim nadzorom in odgovornostjo. Čeprav rezultati modela ponujajo natančne napovedi, niso namenjeni nadomeščanju človeške strokovnosti. Namesto tega napovedi služijo kot orodja za podporo odločanju, ki jih morajo razlagati in validirati usposobljeni strokovnjaki, kot so gozdarji, agenti civilne zaštite in lokalne oblasti.

To delo podpira širše cilje projekta Karst Firewall 5.0: izboljšanje pripravljenosti na gozdne požare prek tehnoloških inovacij, čezmejnega sodelovanja in strategij prilagajanja, ki temeljijo na ekosistemi. Napovedni modeli, razviti v tem dokumentu, so namenjeni integraciji v sistem zgodnjega opozarjanja v okviru čezmejne digitalne platforme, ki se trenutno razvija v okviru delovnega paketa 2.

2 CILJI IN OZADJE

Cilj izročka 1.2.1 “Napovedovanje požarne ogroženosti” v okviru projekta Karst Firewall je razviti natančnejše in zanesljivejše orodje za napovedovanje tveganja gozdnih požarov z uporabo nedavnega napredka na področju umetne inteligence in strojnega učenja. Z združevanjem meteorološkega indeksa požarne ogroženosti (FWI), zgodovinskih podatkov o gozdnih požarih zadnjih 20 let na italijanskem in slovenskem Krasu ter dolgoročnih meteoroloških podatkov iz meteoroloških postaj, postavljenih na čezmejnem kraškem območju, projekt razvija nov algoritem umetne inteligence, ki bo lahko z večjo natančnostjo identificiral območja in pogoje visokega tveganja požarne ogroženosti. Rezultati bodo deljeni z javnimi oblastmi in znanstveno skupnostjo kot podpora sistemom zgodnjega opozarjanja in strategijam za zmanjševanje tveganja, medtem ko bo sam algoritem integriran v spletni portal Karst Firewall 5.0 za zagotovitev široke dostopnosti in operativne uporabe.

2.1 LITERATURA IN RAZPOLOŽLJIVI MODELI

Za razvoj napovednih algoritmov za tveganje gozdnih požarov smo preučili več publikacij, metodologij in obstoječih algoritmov, ki so se že ukvarjali s tem problemom. Naš pristop se je specifično osredotočil na matematično modeliranje, tesno usklajeno z glavnimi kompetencami našega podjetja. V okviru kontekstualne analize je bilo upoštevanih več ključnih publikacij, vključno z [1] Development and Structure of Prometheus: the Canadian Wildland Fire Growth Simulation Model, odličnim orodjem za simulacijo širjenja gozdnih požarov [3], Mapping Variable Wildfire Source Areas Through Inverse Modeling, študijo, ki uporablja pristop inverznega modeliranja za sledenje virov požara z retrogradno analizo vetrnih vzorcev, in [6] Machine Learning based Wildfire Area Estimation Leveraging Weather Forecast Data, ki je še posebej navdihnilo naše delo. Dodatne relevantne reference so na voljo v poglavju 6: Reference.

Izroček D1.1.1 skupaj s prispevki naših tehničnih partnerjev IUAV in ZRC SAZU je bil temeljnega pomena za usmerjanje naših dejavnosti. Podatki, uporabljeni za to analizo, izvirajo iz Gozdarske službe Duino (podatki o gozdnih požarih v regiji FVG) in Zavoda za gozdove Slovenije (ZGS) (<https://prostor.zgs.gov.si/pregledovalnik/>). Meteorološki podatki so bili pridobljeni iz zgodovinskih arhivov ARPA FVG (<https://www.osmer.fvg.it/archivio.php?ln=&p=dati>) in ARSO (<https://meteo.arso.gov.si/met/sl/app/webmet>); vzporedno je bil razvit tudi programski vmesnik za pridobivanje podatkov v realnem času iz meteoroloških postaj, razpršenih po italijanskem in slovenskem kraškem ozemlju.

2.2 METEOROLOŠKI INDEKS POŽARNE OGROŽENOSTI

Meteorološki indeks požarne ogroženosti (FWI) je sistem numeričnega ocenjevanja, ki ocenjuje potencialno intenzivnost gozdnih požarov na podlagi prevladujočih vremenskih razmer. Prvotno ga je razvila kanadska gozdarska služba, FWI pa je postal standardno orodje za oceno požarne ogroženosti, ki ga uporabljajo nacionalne in regionalne meteorološke agencije po vsem svetu, vključno z Evropo.

Sistem FWI vključuje več meteoroloških spremenljivk za modeliranje vsebnosti vlage v gozdnih gorivih in vpliva vetra na obnašanje požarov. Natančneje, uporablja štiri ključne dnevne meteorološke parametre:

- Temperatura.
- Relativna vlažnost.
- Hitrost in smer vetra.
- Padavine v zadnjih 24 urah.

Te vhodne parametre se obdela preko serije podindeksov, ki zajemajo različne komponente suhosti goriva in požarnega potenciala, kot sta vlažnost finega goriva (FFMC) in vlažnost humusa (DMC). Končni rezultat, vrednost FWI, kombinira te parametre za zagotovitev ene vrednosti, ki predstavlja indeks požarne ogroženosti. Višje vrednosti FWI predstavljajo večjo požarno ogroženost in večjo intenzivnost požara.

2.3 MODELI STROJNEGA UČENJA ZA NAPOVEDOVANJE

V okviru analize zahtev smo preučili vrsto modelov strojnega učenja za obravnavo napovedne analize, vključno z:

- Linearni modeli: učinkoviti, ko linearna kombinacija značilnosti lahko loči razrede, vendar manj primerni za zapletene in nelinearne pojave, kot so gozdni požari.
- K-najbližji sosedji (KNN): temelji na bližini v naboru podatkov. Deluje dobro z majhnimi in dobro porazdeljenimi nabori podatkov, vendar postane počasen z velikimi nabori podatkov in mu manjka jasna interpretabilnost.
- Verjetnostni modeli: predpostavljajo neodvisnost med značilnostmi, predpostavka, ki redko velja za meteorološke podatke, kjer so spremenljivke močno korelirane.
- Drevesni modeli: uporabljajo odločitvena drevesa za rekurzivno razdeljevanje nabora podatkov na progresivno manjše podmnožice, idealni za zajemanje nelinearnih razmerij in zapletenih interakcij med spremenljivkami.
- Med njimi so se drevesni modeli izkazali kot najbolj primerni za naše cilje. Naslednji modeli so bili izbrani za poglobljeno analizo:
- Odločitvena drevesa: enostavna za interpretacijo, vendar nagnjeni k prekomernemu prileganju.
- Random Forest: kombinira več odločitvenih dreves za izboljšanje robustnosti, zmanjšanje prekomerne prileganja in izboljšanje posploševanja.
- XGBoost: visokoperformančni model povečevanja, ki iterativno popravlja prejšnje napake in učinkovito upravlja neuravnotežene nabore podatkov in manjkajoče podatke.

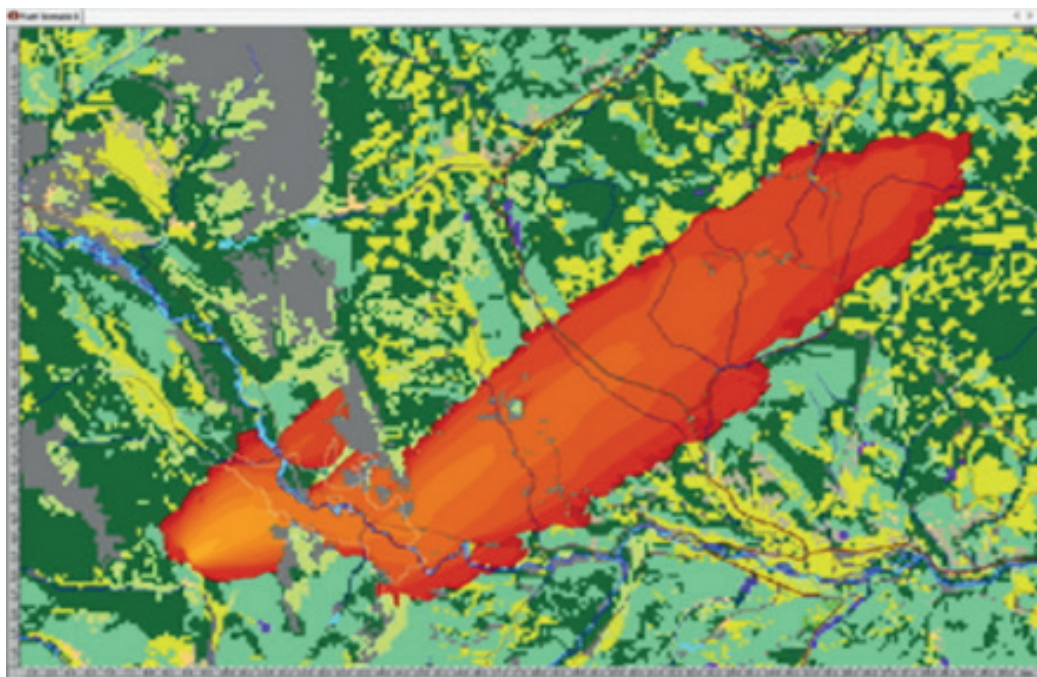
2.3.1 MODELI, KI TEMELJIJO NA VOZLIŠČIH ML

Drevesni modeli, kot so odločitvena drevesa, Random Forest in XGBoost, so še posebej primerni za naše cilje napovedovanja gozdnih požarov in ponujajo vrsto prednosti:

- Upravljanje tabelarnih in nelinearnih podatkov: dinamike gozdnih požarov so zapletene in pod vplivom več spremenljivk. Drevesni modeli lahko naravno zajemajo nelinearne interakcije, ne da bi zahtevali eksplicitne transformacije značilnosti, za razliko od linearnih modelov.
- Robustnost in interpretabilnost: odločitvena drevesa ponujajo pregledne odločitvene procese, vendar lahko kažejo prekomerno prileganje, zlasti s podatki, ki imajo veliko šuma. Random Forest to zmanjšuje z agregiranjem odločitev iz več dreves in dosega boljše posploševanje. XGBoost to izboljšuje z gradnjo dreves v zaporedju, popravljanjem napak prejšnjih iteracij ter ponuja visoko natančnost, integrirano upravljanje manjkajočih vrednosti in nizko občutljivost na šum.
- Izbira značilnosti in upravljanje zapletenosti: z bogatim naborom meteoroloških in zgodovinskih spremenljivk lahko Random Forest in XGBoost samodejno identificirata najpomembnejše značilnosti, izboljšata napovedno uspešnost brez potrebe po obsežnem ročnem uglaševanju.
- Upravljanje neuravnoteženih naborov podatkov: gozdni požari nastanejo redko. XGBoost odlično identificira redke dogodke zaradi prilagojenih funkcij izgube in tehnik uravnoteženja razredov, povečuje priklicno sposobnost, ne da bi žrtvoval splošno natančnost.
- Računska učinkovitost: XGBoost je optimiziran za hitrost in učinkovitost pomnilnika, kar omogoča obdelavo velikega nabora podatkov. Podpira paralelizacijo in GPU pospešitev, kar omogoča hitrejšo usposabljanje v primerjavi s tradicionalnimi algoritmi povečevanja.

2.3.2 MODEL RASTI POŽARA PROMETHEUS

Slika 1 - Primer napovedi rasti gozdnih požarov modela Prometheus (vir: <https://firegrowthmodel.ca>).



Prometheus je napredni sistem simulacije rasti gozdnih požarov, razvit v Kanadi, ki se uporablja predvsem za modeliranje širjenja in obnašanja gozdnih požarov v naravnih pokrajinah (Slika 1). Zasnovan je za podporo tako operativnemu odločanju med aktivnimi gozdnimi požari kot strateškemu načrtovanju za preprečevanje in upravljanje požarov.

Ključne komponente

Temelji na kanadskem sistemu napovedovanja obnašanja požarov (FBP): Prometheus simulira rast gozdnih požarov z uporabo empiričnih enačb kanadskega FBP sistema, ki napoveduje hitrost širjenja, intenzivnost in druge značilnosti požara na podlagi goriva, vremenskih razmer in topografije.

Integracijameteorološkega indeksa požarne ogroženosti (FWI): ta indeks pomaga pri ocenjevanju požarne ogroženosti z vključevanjem podatkov o temperaturi, vlažnosti, vetru in padavinah.

Prometheus Mathematical: modelira rast obsega požara kot elipse z uporabo pristopa, ki temelji na širjenju valov (Huygensova teorija). Vsaka točka na robu požara oddaja nov val front, kar prispeva k simulaciji širjenja požara skozi čas v specifičnih pogojih.

Integracija podatkov zahteva vhodne podatke o:

- Vrste goriv (vegetacija).
- Topografija (naklon, izpostavljenost, nadmorska višina).
- Vremenske razmere (tako zgodovinske kot napovedane).

Rezultati so:

- Obsegi požarov na osnovi časa.
- Hitrost in smer širjenja.
- Intenzivnost požarne linije.
- Karte verjetnosti požarov.

Prilagodljivost: čeprav je bil razvit za kanadske ekosisteme, je bil Prometheus uspešno prilagojen tudi v drugih državah, kot je Nova Zelandija, kar dokazuje njegovo modularnost in prilagodljivost.

Prometheus je odličen izbor za uporabo tudi na območju Krasa in na splošno v Evropi. Čeprav je bil razvit v Kanadi, je Prometheus odprtokoden in prilagodljiv, kar omogoča integracijo z evropskimi GIS sistemi, nabori podnebnih podatkov (npr. Copernicus) in lokalnimi modeli goriv. Njegova uporaba bi zagotovila znanstveno validirane projekcije, izboljšala čezmejno izmenjavo podatkov in načrtovanje ter podprla odločanje v fazah krize in preprečevanja.

Projekt Karst Firewall 5.0, ki si prizadeva razviti čezmejne strategije preprečevanja in upravljanja gozdnih požarov za italijansko-slovensko kraško regijo, bi lahko zelo koristil od integracije modela rasti požarov Prometheus. Prometheus bi okrepil znanstveno in tehnološko zmogljivost projekta z omogočanjem simulacije čezmejnega širjenja požarov, pomagal bi oblastem napovedati, kako bi se požar, ki, bi izbruhnil v Sloveniji, lahko širil v Italijo in obratno. Podpira simulacije scenarijev tako v realnem času kot za prihodnost, kar je idealno za sisteme zgodnjega opozarjanja in usposabljanje reševalcev. Poleg tega lahko integrira obstoječe modele MaxEnt in MCDA/AHP z zagotavljanjem dinamičnih in specifičnih izhodov za obnašanje požarov ter omogoča testiranje strategij upravljanja goriv, kot sta čiščenje grmovja in ponovno pogozdovanje. Simulacije Prometheus so lahko uporabne tudi za usposabljanje in javno izobraževanje, vključno z delavnicami in vajami za gašenje požarov. Nazadnje je mogoče njegove rezultate integrirati v digitalno platformo Karst Firewall 5.0, ki zagotavlja interaktivne karte in vizualizacije širjenja požarov na osnovi časa za informirano odločanje in vključevanje skupnosti.

2.4 POVEZAVA Z D1.1.2

Izroček D1.1.2 z naslovom "Ocena tveganja in ranljivosti gozdnih požarov v zvezi s podnebnimi spremembami v kraški regiji" zagotavlja temeljne osnove za razvoj napovednih algoritmov,

predstavljenih v tem izročku (D1.2.1); rezultati in cilji bodo uporabljeni v prihodnjem obdobju za nadaljevanje izboljševanja in optimizacije napovednih algoritmov. Posebej z uporabo modeliranja maksimalne entropije (MaxEnt) in večkriterijske odločitvene analize (MCDA/AHP) D1.1.2 ponuja strukturirano in visokoresolucijsko kartiranje verjetnosti požarne nevarnosti in ranljivosti na čezmejnem kraškem območju. Te analize neposredno informirajo in razširjajo obseg napovednega modeliranja, razvitega v D1.2.1, na več ključnih načinov:

- Zagotavljanje vhodnih podatkov in spremenljivk: Pojasnjevalne spremenljivke, uporabljene in obdelane v D1.1.2 — ki obsegajo antropogene, okoljske, podnebne in topografske značilnosti — predstavljajo glavni nabor značilnosti za usposabljanje napovednih modelov. Njihova kalibracija, harmonizacija in ponovno vzorčenje na visoki prostorski ločljivosti (3 m × 3 m) zagotavlja kompatibilnost z zahtevami strojnega učenja za natančne prostorske napovedi.
- Osnova za validacijo modela: Validirane karte nevarnosti gozdnih požarov in kategorizacija razredov ranljivosti iz D1.1.2 predstavljajo merilo, na podlagi katerega lahko testiramo napovedno uspešnost algoritmov, razvitih v D1.2.1. To vključuje tako trenutne kot prihodnje podnebne scenarije, kar omogoča robustno oceno časovnega posploševanja v napovednem modeliranju.
- Izboljšanje usposabljanja algoritmov in uspešnosti: Nabori podatkov o točkah vžiga, prečiščeni in s kontrolirano kakovostjo, uporabljeni v D1.1.2, omogočajo nepristranske in dobro porazdeljene podatke za usposabljanje, kar izboljšuje kakovost učenja algoritmov, kot je MaxEnt, in podpira prihodnjo integracijo alternativnih modelov, kot so Random Forest ali klasifikatorji globokega učenja.
- Podpora za načrtovanje sistemov za podporo odločanju: Konceptualni okvir, razvit v D1.1.2, podpira integracijo napovednih algoritmov v odločitvena orodja. Njegova strukturirana ocena dejavnikov prek analize AHP in GIS podpira logiko tehtanja, integrirano v bolj zapletene modele, ki temeljijo na umetni inteligenci, razvite v okviru D1.1.2.

Povzetek: rezultati D1.1.2 zagotavljajo empirične, metodološke in prostorske osnove, ki bodo prispevale k izvedljivosti, relevantnosti in robustnosti algoritmičnega modeliranja D1.2.1 v kontekstu načrtovanja preprečevanja in odziva na tveganje gozdnih požarov na območju Krasa.

3 ANALIZA, NAČRTOVANJE IN RAZVOJ

3.1 KONTEKST ANALIZE

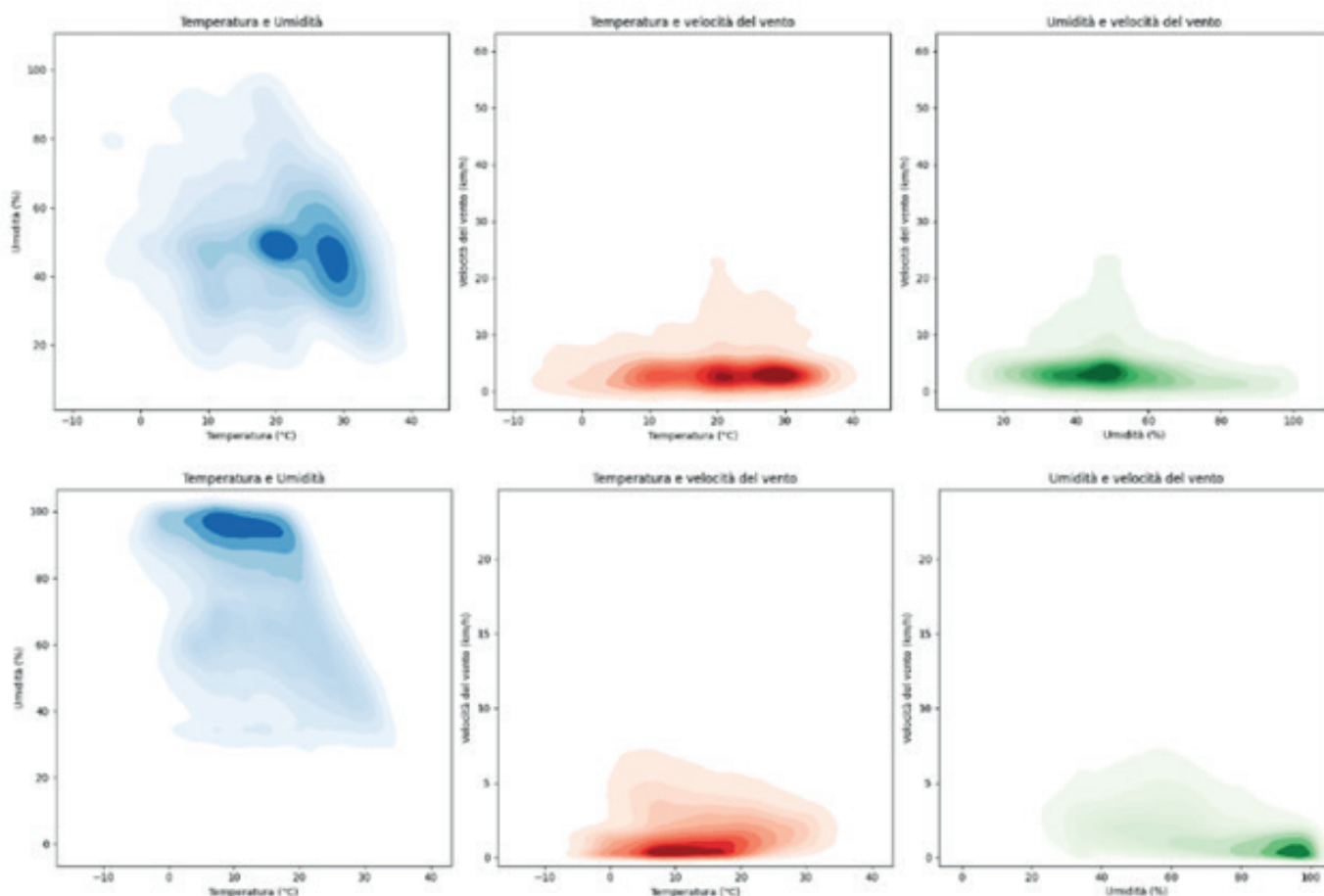
Za razvoj napovednega modela za gozdne požare na Krasu smo raziskali več algoritmov strojnega učenja za identifikacijo najbolj učinkovite rešitve. Nabor podatkov je vseboval zgodovinske meteorološke podatke (npr. temperatura, vlažnost, hitrost vetra, padavine), kombinirane s podatki o preteklih požarih, kar nam je omogočilo strukturiranje zanesljive osnove za učenje in ocenjevanje modela. Po skrbni fazi predprocesiranja smo uporabili tehnike inženirstva značilnosti za izbiro najbolj relevantnih spremenljivk in zmanjšanje dimenzionalnosti problema. Ta optimizacijska faza je bila namenjena izboljšanju natančnosti modela ob minimalizaciji računskih stroškov. Za učenje modelov smo uporabili meteorološke podatke za dneve, ko so bili požari prisotni, vključno s temperaturo, vlažnostjo, padavinami, vetrom, zračnim tlakom in sončnim sevanjem, izmerjene na najbližji meteorološki postaji kraju požara.

Tabela 1 - Seznam meteoroloških postaj, uporabljenih za učenje algoritmov ML in spremljanje v realnem času.

ITALY - ARPA	SLOVENIA - ARSO
Gorizia Aeroporto	Ajdovščina - Dolenje
Monfalcone Pluvio	Bilje
Trieste Ist. Nautico	Boja Zora
Sgonico-Zgonik	Debeli rtic
Trieste molo F.lli Bandiera	Godnje
Borgo Grotta Gigante	Koper Kap
Gradisca	Koper Luka
	Nova Gorica
	Piran
	Podnanos
	Škocjan
	Vedrijan

Nabor podatkov je bil ustvarjen z uvozom, harmonizacijo in obdelavo več kot 8 milijonov zgodovinskih meteoroloških podatkov iz italijanskih in slovenskih postaj, lociranih na Krasu, vseboval pa je tudi 38.500 lokacij gozdnih požarov. Dodatne informacije o lokacijah in značilnostih postaj so na voljo v dodatku A.

Slika 2 - Primerjava parov parametrov. Zgoraj: meteorološki podatki do tri ure pred gozdnimi požari. Spodaj: podatki, ki niso povezani z gozdnimi požari. Ti grafi poudarjajo korelacije med obravnavanimi parametri.



Glede na značilnosti prej opisanih modelov smo se sprva odločili uporabiti model strojnega učenja, ki temelji na odločitvenem drevesu, za pridobitev prve ocene učinkovitosti te vrste analize. Z obširno podatkovno bazo zgodovinskih meteoroloških podatkov (povezanih z zapisi gozdnih požarov v regiji) smo ustvarili več naborov podatkov z različno časovno pokritostjo. Ti so vsebovali meteorološke podatke, zabeležene eno uro pred gozdnim požarom, in podatke, ki so segali do enega meseca pred požarom. Ta pristop nam je omogočil učenje modela odločitvenega drevesa za prepoznavanje vzorcev v času, ki bi lahko bili relevantni za napovedovanje gozdnih požarov. Ker je odločitveno drevo najpreprostejši od modelov na osnovi vozlišč, smo nato razširili našo oceno na naprednejša modela Random Forest in XGBoost. Ti so zagotovili večjo napovedno natančnost in ponudili dragocen

vpogled v relativni pomen (ali "težo") različnih parametrov, kot so vlažnost, temperatura, hitrost vetra k prispevanju za napovedovanje požarov. Preliminarni rezultati so pokazali, da so ti modeli sposobni zajeti glavne okoljske vzorce, ki se pojavijo pred požari. Spodbujeni s temi ugotovitvami smo nadaljevali z nadaljnjim izpopolnjevanjem modela, raziskali dodatne tehnike za izboljšanje napovedne uspešnosti.

3.2 EKSPERIMENTALNI REZULTATI

Za ocenjevanje uspešnosti različnih modelov smo uporabili različne metrike. Med njimi sta se dve merili izkazali še posebej relevantni za našo aplikacijo:

- **Natančnost:** meri splošno pravilnost modela tako pri primerih požarov kot pri primerih brez požarov.
- **Priklic:** kvantificira sposobnost modela za pravilno identifikacijo dejanskih gozdnih požarov, kar je še posebej pomembno v kontekstu napovedovanja požarov.

Naslednja tabela povzema rezultate natančnosti in priklica, pridobljene s testiranjem začetnega modela na naborih podatkov, ki pokrivajo različne časovne intervale pred požari.

Tabela 2 - Rezultati, pridobljeni z uporabo treh klasifikacijskih modelov na treh različicah nabora podatkov, poimenovanih 1 DAN, 1 TEDEN in 1 MESEC, ki ustrezajo časovnemu intervalu pred gozdnim požarom (oziroma: 1 dan, 1 teden, 1 mesec).

Modeli	Parametri	1 DAN	1 TEDEN	1 MESEC
Odločitveno drevo	Natančnost	0.68	0.66	0.65
	Priklic	0.59	0.52	0.47
Random forest	Natančnost	0.73	0.70	0.67
	Priklic	0.65	0.58	0.53
XGBoost	Natančnost	0.75	0.70	0.68
	Priklic	0.69	0.65	0.61

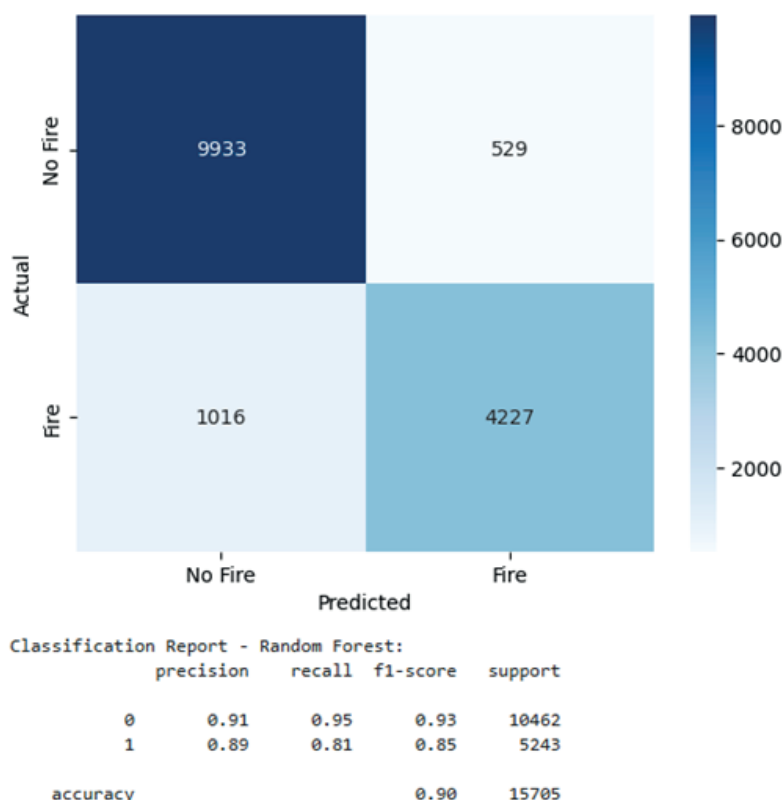
Čeprav splošna uspešnost še ni optimalna, zlasti glede priklica, se je pojavil jasen trend: z naraščanjem velikosti nabora podatkov naprednejši modeli, kot je XGBoost, konstantno presegajo preprostejše. Posebej XGBoost kaže trdno natančnost in boljši priklic, kar dokazuje večjo sposobnost zaznavanja pozitivnih primerov (požari). To obetavno obnašanje je motiviralo nadaljnjo optimizacijo in uglaševanje modela.

Z uporabo različnih strategij strojnega učenja smo izpopolnili učenje, izboljšali kakovost nabora podatkov in optimizirali model XGBoost. Kritičen vidik, ki smo ga obravnavali med razvojem modela, je bil neravnovesje v naboru podatkov z bistveno večjim številom primerov, ki niso povezani s požari, v primerjavi z dejanskimi dogodki gozdnih požarov. To neravnovesje lahko močno vpliva na model v smeri napovedovanja večinskega razreda, s čimer zmanjšuje njegov priklic. Za ublažitev tega

problema smo uporabili tehnike tehtanja razredov in testirali strategije ponovnega vzorčenja, da bi zagotovili, da je model bolje opremljen za zaznavanje redkih, vendar ključnih pozitivnih primerov.

Najboljši rezultati so bili doseženi z uporabo meteoroloških podatkov, ki pokrivajo triurno časovno okno pred pojavom gozdnih požarov. V tej konfiguraciji je model XGBoost dosegel 90% natančnost in 81% priklic, kar potrjuje njegovo robustnost pri napovedovanju dogodkov gozdnih požarov z zmanjševanjem lažno negativnih rezultatov. Nastala izboljšava je prikazana prek matrike konfuzije, ki zagotavlja podroben razčlen napovednih sposobnosti modela. Matrika predstavlja porazdelitev resničnih pozitivnih (TP), lažnih pozitivnih (FP), resničnih negativnih (TN) in lažnih negativnih (FN) dogodkov, kar potrjuje, da model XGBoost dosega najvišjo natančnost med testiranimi modeli. Posebej je model uspešno identificiral večino gozdnih požarov (razred 1), čeprav nezanemarljivo število lažnih negativnih (FN) še vedno kaže, da nekateri požari niso bili zaznani. Ta analiza poudarja tako prednosti kot preostale izzive trenutnega pristopa.

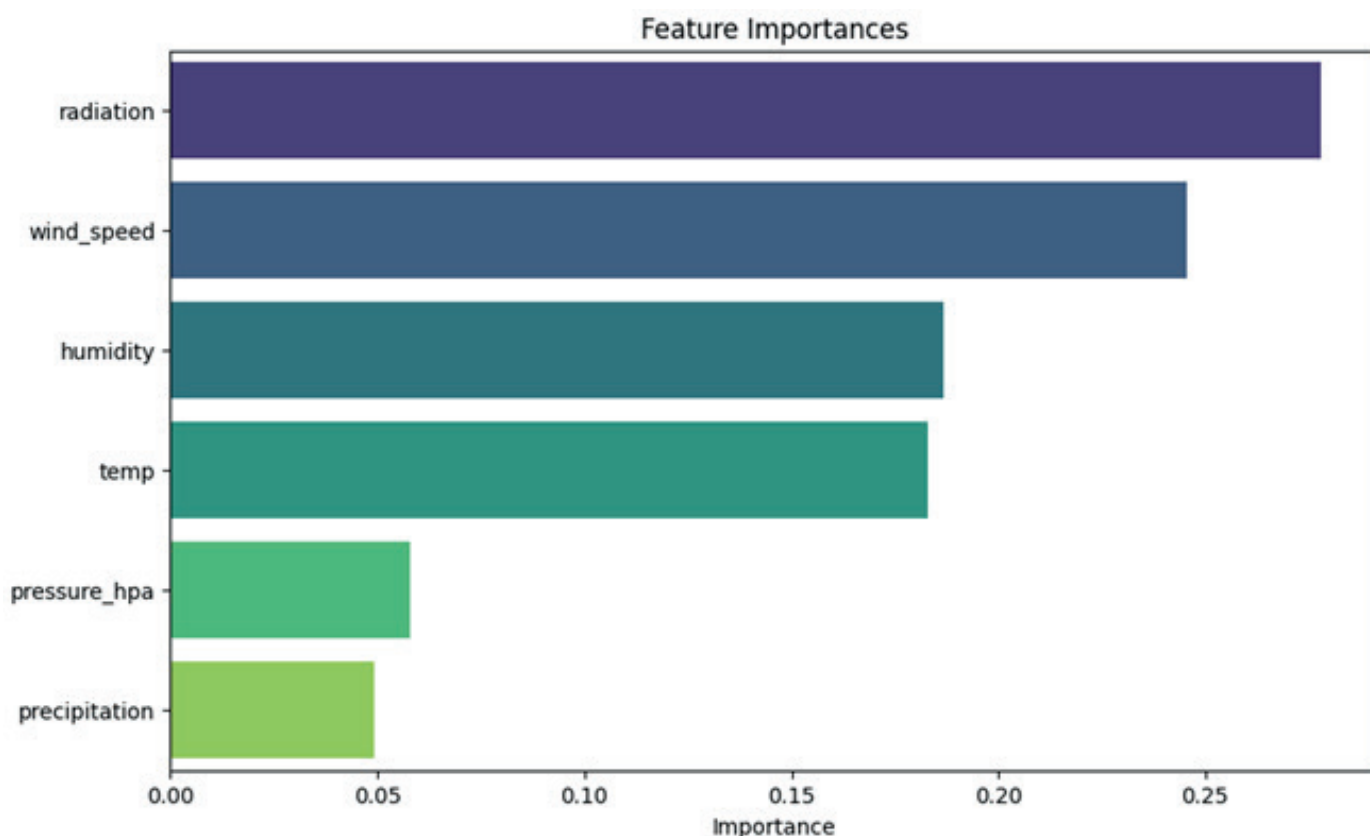
Slika 3 - Matrika konfuzije, ki prikazuje najuspešnejši model XGBoost.



3.2.1 POMEMBNOST ZNAČILNOSTI

Ena glavnih prednosti uporabe drevesnih modelov je možnost določitve pomembnosti vsake značilnosti. Razumevanje, katere meteorološke spremenljivke vodijo odločitve modela, je ključno za operativno uporabo. Naslednji graf prikazuje najpomembnejše značilnosti po modelu XGBoost. Te značilnosti bistveno prispevajo k napovedovanju gozdnih požarov. Kot prikazuje graf, so najbolj vplivne značilnosti za napovedovanje gozdnih požarov temperatura, hitrost vetra, vlažnost in sevanje, kar se ujema s splošnim meteorološkim razumevanjem obnašanja gozdnih požarov.

Slika 4 - Razvrstitev pomembnosti značilnosti iz modela XGBoost.



3.3.2 RAZPRAVA IN PRIHODNJE DELO

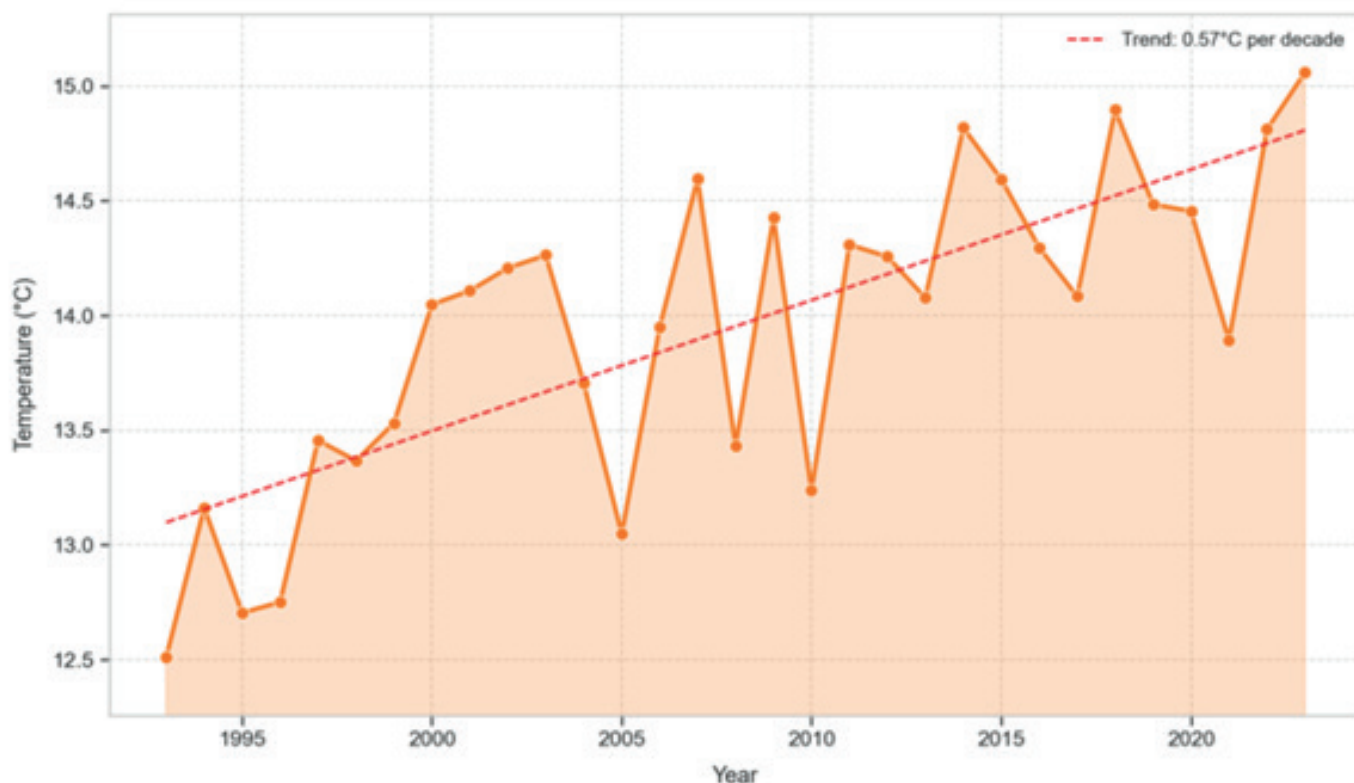
Čeprav je XGBoost zagotovil najboljše rezultate glede na splošno uspešnost, obstajajo še vedno možnosti za izboljšanje. Še posebej smo opazili večje število lažno negativnih rezultatov v razredu gozdnih požarov, kar kaže, da je model konzervativen pri napovedovanju požarnih dogodkov. Čeprav model dosega trden priklic 81%, bi se prihodnje delo lahko osredotočilo na upravljanje teh lažno negativnih rezultatov, ki so ključni za izboljšanje zanesljivosti modela v scenarijih napovedovanja dejanskih požarov. Pomembno je poudariti, da se bodo modeli še naprej razvijali skozi čas, koristili pa bodo ne le bolj naprednim tehnikam strojnega učenja, temveč tudi vključevanju

izvedenih meteoroloških indeksov. Parametri, kot so FFMC (vlažnost finega goriva), DMC (vlažnost humusa) ali DC (suša), ponujajo dodatne ravni razumevanja pogojev požarne ogroženosti in se bodo postopoma vključevali v napovedni okvir za nadaljnje izpopolnjevanje njegove natančnosti in odzivnosti.

4 REZULTATI DODATNIH ANALIZ IZ ZGODOVINSKIH PODATKOV

Poleg glavnih rezultatov, povezanih z napovednim modeliranjem, je analiza zgodovinskih vremenskih vzorcev in podatkov o gozdnih požarih na Krasu prinesla več pomembnih komplementarnih ugotovitev. Ti posredni rezultati, še posebej poglobljena analiza temperaturnih trendov v različnih meteoroloških postajah, zagotavljajo dodatni kontekst dinamiki požarne ogroženosti in ranljivosti na območju ter podpirajo izpopolnjevanje napovednih algoritmov. Analiza temperature razkriva značilne trende segrevanja v celotni regiji, z statistično pomembnim povišanjem za 0,57 °C na desetletje v zadnjih 30 letih (1993-2023) (slika 5).

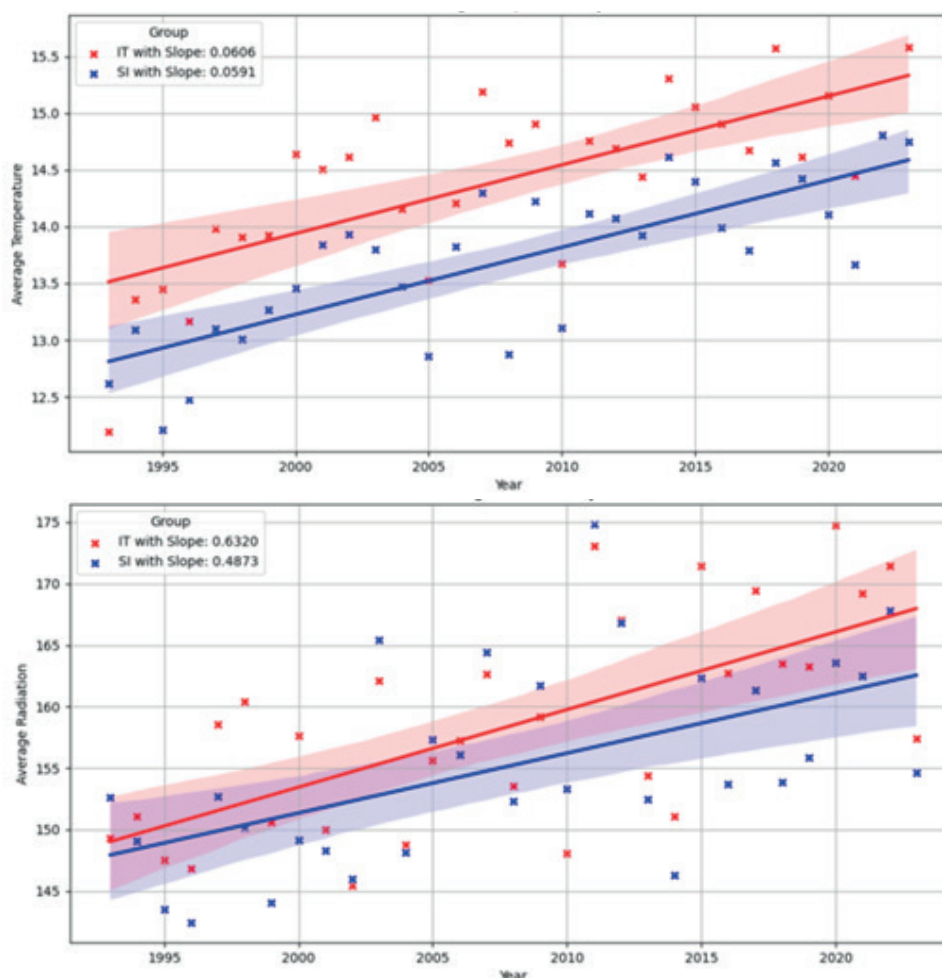
Slika 5 - Splošni trend temperature (1993-2023). Časovna vrsta povprečnih letnih temperatur (°C), izračunanih za vse meteorološke postaje od 1993 do 2023. Oranžna črta prikazuje letna povprečja z indikatorji, ki označujejo podatkovne točke. Črtkana rdeča črta predstavlja trend linearne regresije. Oranžno senčeno območje označuje podatkovni razpon. (vir podatkov: ARSO, ARPA).



Primerjalna analiza podnebnih kazalnikov med italijanskimi in slovenskimi postajami razkriva različne trende tako za osončenost kot za temperaturo (slika 6). Za meritve osončenosti italijanske postaje kažejo strmejši naraščajoči trend (naklon 0,6320 W/m²/leto) v primerjavi s slovenskimi postajami (naklon 0,4873 W/m²/leto), kar kaže na diferencialno intenzifikacijo izpostavljenosti soncu v čezmejni regiji. Podobno podatki o temperaturi kažejo vzporedne trende segrevanja, pri čemer italijanske

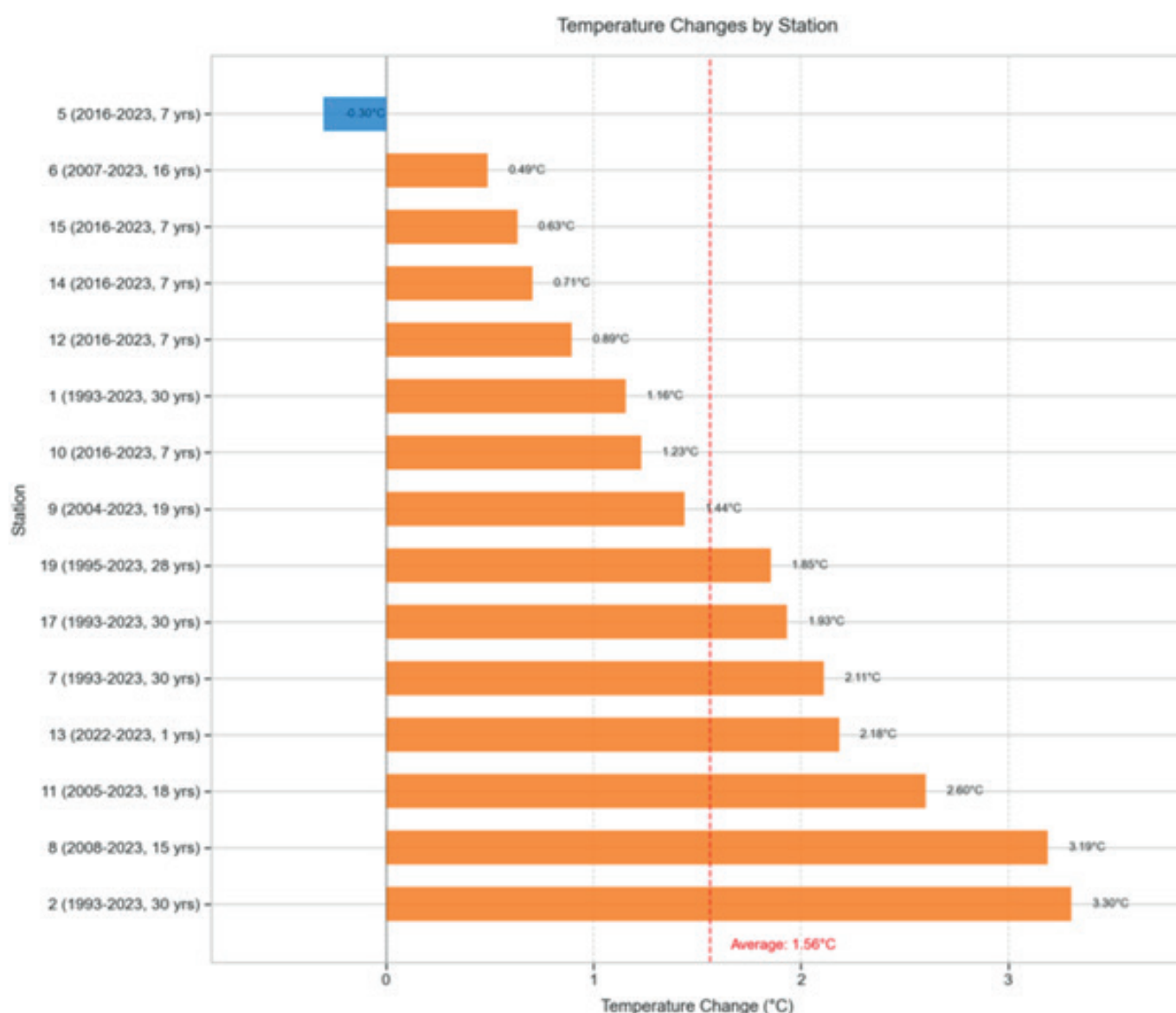
postaje dosledno beležijo višje vrednosti (povprečno za 0,9 °C toplejše) v primerjavi s slovenskimi v 30-letnem obdobju. Stopnja segrevanja je nekoliko bolj izrazita na italijanski strani (naklon 0,0606 °C/leto) v primerjavi s slovensko stranjo (naklon 0,0591 °C/leto). Te ugotovitve poudarjajo prostorsko heterogenost vplivov podnebnih sprememb na Krasu z možnimi posledicami za diferencialno oceno tveganja gozdnih požarov čez nacionalne meje.

Slika 6 - Zgoraj: raztreseni diagram, ki prikazuje povprečne letne vrednosti sevanja od 1993 do 2023. Italijanske postaje so predstavljene z rdečo, slovenske pa z modro barvo. Za vsako skupino držav so prikazane črte linearne regresije (rdeča črta za italijanske postaje, modra črta za slovenske postaje) z ustreznimi 95% intervali zaupanja, predstavljenimi s senčenimi območji. Spodaj: raztreseni diagram, ki prikazuje povprečne letne temperature od 1993 do 2023, s podatkovnimi točkami italijanskih postaj (rdeča barva) in slovenskih postaj (modra barva). Vsaki skupini držav je priložena barvna regresijska črta (rdeča za italijansko, modra za slovensko) s 95% intervali zaupanja, predstavljenimi s senčenimi območji okoli vsake črte.



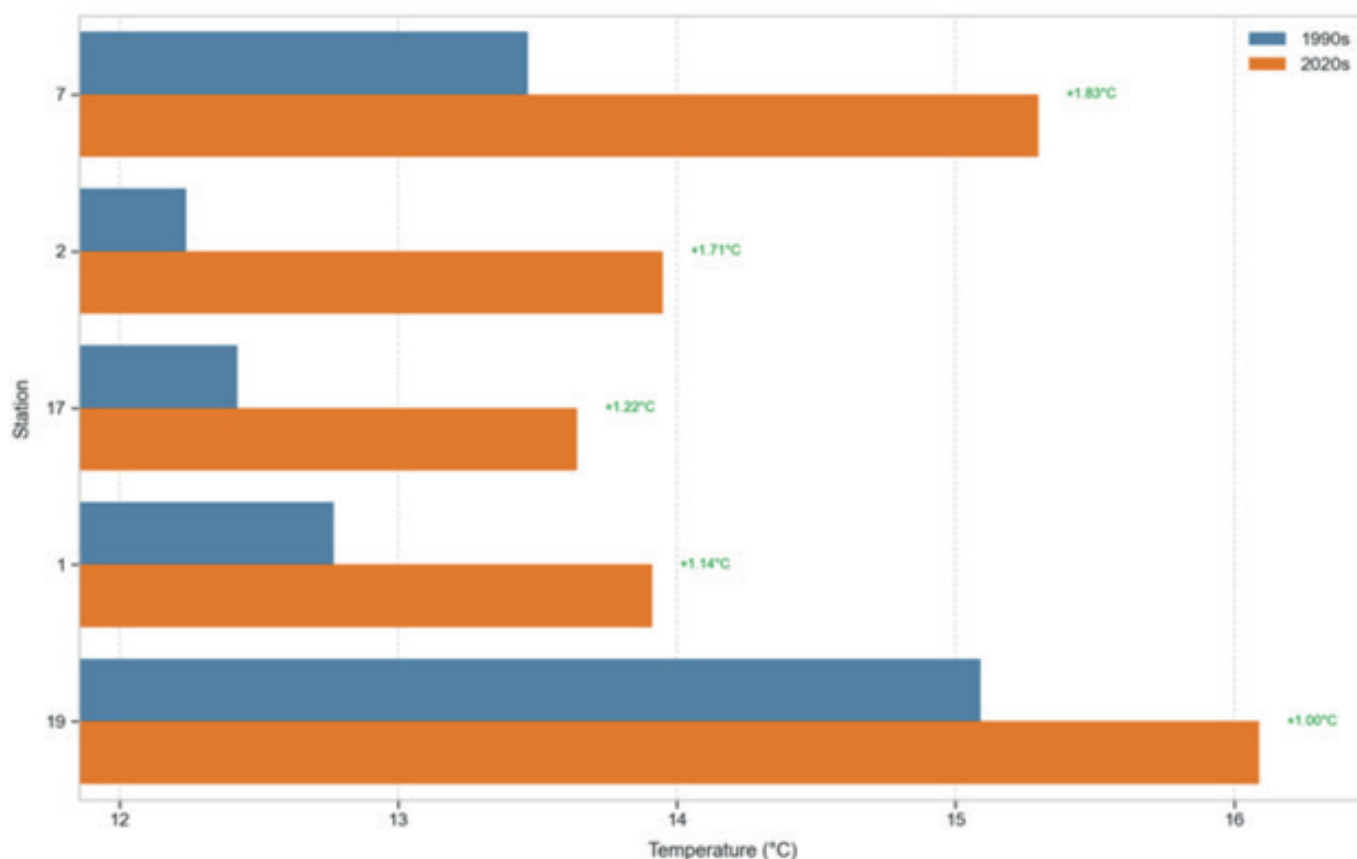
Specifični podatki po postajah potrjujejo te ugotovitve, saj vse postaje razen ene kažejo trende segrevanja. Povprečno segrevanje na vseh postajah je 1,56 °C, pri čemer so nekatere lokacije zabeležile še večje segrevanje: postaje 2, 8 in 11 so zabeležile temperaturno povišanje nad 3 °C.

Slika 7 - Temperature spremembe po postajah. Vodoravni stolpčni graf, ki prikazuje celotno temperaturno spremembo (°C) na vsaki meteorološki postaji med ustreznimi obdobji merjenja. Stolpci so razvrščeni glede na velikost spremembe, od največje (zgoraj) do najmanjše (spodaj). Vsaka postaja je označena z ustreznim obdobjem merjenja v letih. Črtna rdeča črta označuje povprečno spremembo vseh postaj.



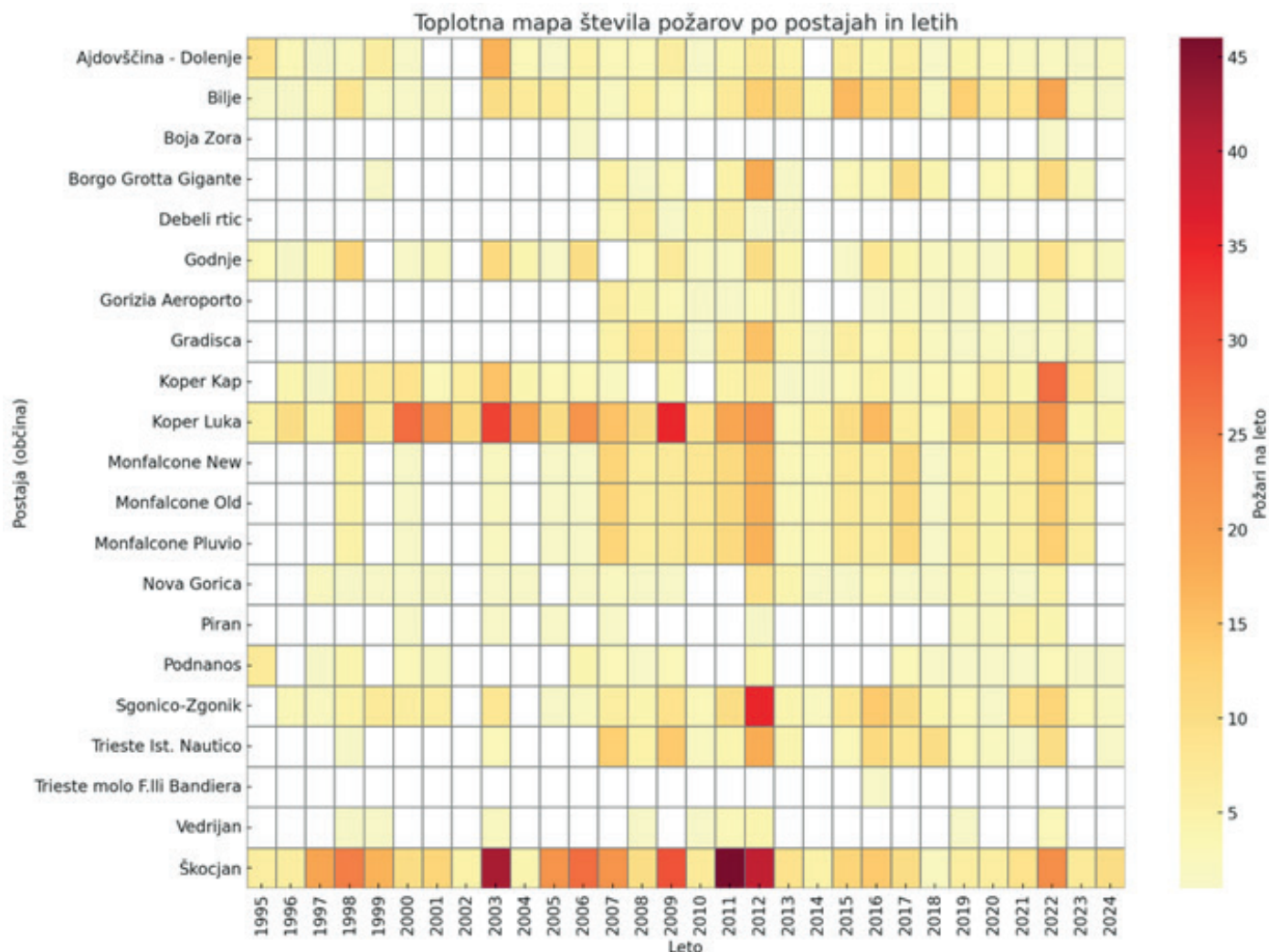
Pri primerjavi desetletij so bila leta 2020 povprečno za 1,38 °C toplejša v primerjavi z devetdesetimi leti na petih reprezentativnih postajah z najpopolnejšimi zgodovinskimi zapisi.

Slika 8 - Primerjava temperatur prvega in zadnjega desetletja. Skupinski vodoravni stolpčni graf, ki primerja povprečne temperature med prvim desetletjem (modri stolpci) in zadnjim desetletjem (oranžni stolpci) obdobja merjenja za vsako postajo. Postaje so razporejene navpično s temperaturnimi vrednostmi, prikazanimi na vodoravni osi. Zelene vrednosti označujejo temperaturno razliko med desetletji.



Te empirične meritve ne potrjujejo le intenzifikacije učinkov podnebnih sprememb na lokalne požarne režime, temveč poudarjajo tudi prostorsko heterogenost v vzorcih segrevanja na Krasu. Prostorsko-časovna analiza gozdnih požarov poleg tega razkriva jasne vzorce v pogostosti vžiga in geografski porazdelitvi, ki se ujemajo z opaženimi temperaturnimi gradienti. Ta vpogled ne validira le pomembnosti podnebnih in antropogenih dejavnikov, uporabljenih pri modeliranju, temveč ponuja tudi dragocene informacije za dolgoročno spremljanje in načrtovanje strategij preprečevanja požarov.

Slika 9 - Toplotna karta s koncentracijo gozdnih požarov na Krasu od 1995 do 2025.



5 INTEGRACIJA V SPLETNI PORTAL KARST FIREWALL 5.0

Zgodovinski nabori podatkov, obdelani v okviru aktivnosti WP2, bodo integrirani v spletni portal Karst Firewall 5.0, ki je trenutno še v fazi razvijanja. Ta digitalna platforma je zasnovana tako, da deluje kot centralizirano vozlišče za analizo požarne ogroženosti, podporo odločanju in spremljanje v realnem času. V tem poglavju je opisano, kako se napovedni algoritmi uporabljajo v digitalnem sistemu za upravljanje in opozarjanje pred gozdnimi požari.

Za zagotovitev učinkovitega dostopa in naprednih funkcij poizvedovanja se zapisi gozdnih požarov shranjujejo v strukturi bazi podatkov MySQL, kar omogoča hitre operacije vrtenja, filtriranja in korelacije med spremenljivkami, kot so čas, lokacija in vzrok. Meteorološki podatki, ki vključujejo velike količine informacij (npr. temperatura, vlažnost, padavine), se shranjujejo v InfluxDB, bazi podatkov, optimizirani za časovne vrste, kar je še posebej primerno za upravljanje podatkov iz visokofrekvenčnih senzorjev.

Ta dvojna arhitektura baze podatkov podpira tako analitično globino kot tudi zmogljivost, kar omogoča napovednim algoritmom, razvitim v tem dokumentu, povezavo s pretoki podatkov v realnem času in preteklosti. Posledično je portal Karst Firewall 5.0 namenjen temu, da postane temeljno operativno orodje za čezmejno pripravljenost in odzivanje na gozdne požare na Krasu.

5.1 METEOROLOŠKI NABORI PODATKOV NA PORTALU KARST FIREWALL

Ta portal zbira in shranjuje meteorološke podatke iz izbranih meteoroloških postaj, navedenih na sledeči strani: <https://karst.way.to.it/weather-station>

Slika 10 - Posnetek zaslona nabora meteoroloških podatkov na platformi Karst Firewall.

#	ID	Name	Station Code	Latitude	Longitude	Altitude	City	Province	Region	Country	Active	Options
										Select ...		
1	1	Ajdovščina - Ostroga	AJD-OSTROGA	45.866200	13.907300	88	Ajdovščina	Ajdovščina	Goriška	Slovenia	Yes	 
2	2	Biše	NOVA-GOR-BIŠE	45.895600	13.624000	55	Biše	Mura-Kostanjevica	Goriška	Slovenia	Yes	 
3	3	Debelt nbc	TRZAS-ZAL	45.601600	13.535200	0	Izola	Izola	Obalno-Kraška	Slovenia	Yes	 
4	4	Boja Zora	DEBEL-RTI	45.803200	13.671300	0	Piran	Piran	Obalno-Kraška	Slovenia	Yes	 
5	5	Godrje	GOORJE	45.754700	13.843300	320	Godrje	Sežana	Obalno-Kraška	Slovenia	Yes	 
6	6	Koper Kap	KOPER-KAPET-LJA	45.548100	13.724600	4	Koper	Koper	Obalno-Kraška	Slovenia	Yes	 
7	7	Koper Luka	KOPER-LUKA	45.564500	13.744800	2	Koper	Koper	Obalno-Kraška	Slovenia	Yes	 

V primeru, da se doda novo postajo, je treba zagotoviti naslednje podrobnosti:

- Ime postaje.
- Koda postaje (uporabljena za edinstveno identifikacijo: pomembno je, da jo vnesete pravilno).
- Koordinate.
- Država.
- Mesto.
- Regija/pokrajina (lahko tudi kot "upravna regija").

Koda postaje je ključnega pomena za identifikacijo postaje v sistemu, zato je pri vnosu potrebno skrbno preveriti ali so vse informacije pravilno navedene, da ne prihaja do napak. V kolikor postaja ni več potrebna, je ni potrebno izbrisati, ampak se jo lahko preprosto označi kot neaktivno, hkrati pa to omogoča, da se ohranijo zgodovinski podatki in doslednost sistema.

Slika 11 - Posnetek zaslona definicije meteorološke postaje na platformi Karst Firewall.



Zbrani podatki se shranjujejo v bazi podatkov časovnih vrst InfluxDB. Uporaba InfluxDB ponuja več prednosti za shranjevanje in poizvedovanje podatkov časovnih vrst:

- Visoka zmogljivost: InfluxDB je optimiziran za podatke s časovnimi žigi, kar omogoča hitro branje in pisanje, tudi z velikimi količinami podatkov.
- Učinkovito shranjevanje: učinkovito stiska podatke, kar omogoča dolgoročno hranjenje zgodovinskih podatkov brez visokih stroškov shranjevanja.

- Analiza v realnem času: idealen za nadzorne plošče in opozorila, kjer so posodobljene informacije ključne.
- Skalabilnost: InfluxDB lahko upravlja podatke iz več naprav ali senzorjev hkrati ne da bi to vplivala na hitrost izvedbe.

5.2 ZBRANI PARAMETRI

Vsaka meteorološka postaja zbira in prenaša vrsto okoljskih parametrov, ki lahko vključujejo naslednje parametre:

- Temperatura.
- Vlažnost.
- Padavine.
- Hitrost vetra.
- Maksimalna hitrost vetra.
- Smer vetra.
- Smer maksimalnega vetra.
- Osončenost.
- Atmosferski tlak (hPa).

Opomba: vse postaje ne zagotavljajo popolnega nabora parametrov. Razpoložljivost podatkov se lahko razlikuje glede na postajo.

Podatki se berejo iz vsake postaje vsaj enkrat na uro. Običajno večina postaj prenaša podatke vsako uro, kar zagotavlja redne posodobitve za spremljanje in analizo, ki sta skoraj v realnem času.

Možno je ogledati zgodovinske podatke vseh meteoroloških postaj na naslednji strani: <https://karst.way.to.it/weather-station-log>

Ta vmesnik omogoča:

- Izbiro časovnega razpona.
- Izbiro specifične meteorološke postaje.
- Ogled podrobnih vremenskih informacij za izbrano obdobje.

kar zagotavlja priročen način za analizo preteklih vremenskih razmer in spremljanje dolgoročnih okoljskih trendov.

Slika 12 - Posnetek zaslona zgodovinskih meteoroloških zapisov na platformi Karst Firewall.

Date Range
2025-04-16 00:00:00 to 2025-04-16 23:59:59

Visualize 1-20 of 435 elements.

#	ID	Weather Station	Datetime 17	Temperature	Humidity	Precipitation	Wind Speed	Wind Max Speed	Wind Direction	Wind Direction Max	Radiation	Pressure Hpa	Options
1	8300511	Podnanos	16/04/2025 10:30:00	17.5	74	0	7	12			0	0	
2	8300512	Vedrijan	16/04/2025 10:30:00	18	67	0	0	0			330	0	
3	8300505	Bljce	16/04/2025 10:30:00	18.9	67	0	2	6			357	1015.1	
4	8300507	Boja Zora	16/04/2025 10:30:00	17.7	64	0	0	0			0	0	
5	8300508	Godnje	16/04/2025 10:30:00	18	64	0	4	11			313	0	

in podrobne vremenske informacije za specifično postajo v izbranem času.

Slika 13 - Posnetek zaslona trenutnih metrik meteorološke postaje na platformi Karst Firewall.

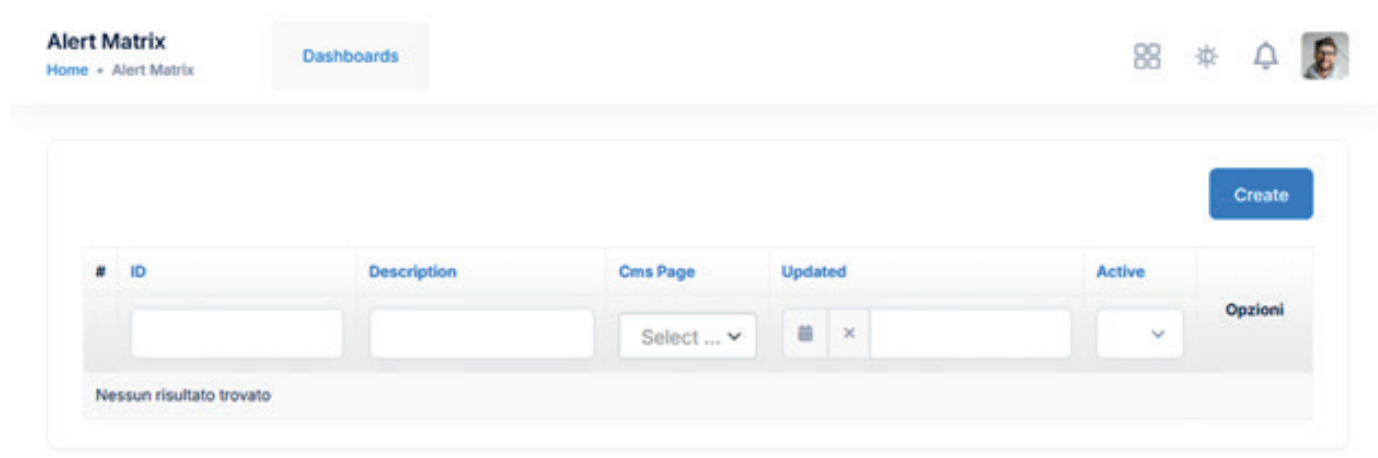
ID	8300505
Weather Station	Bljce
Datetime	16/04/2025 10:30:00
Temperature	18.9
Humidity	67
Precipitation	0
Wind Speed	2
Wind Max Speed	6
Wind Direction	45
Wind Direction Max	74
Radiation	357
Pressure Hpa	1015.1

5.3 SISTEM AKTIVACIJE OBVESTIL

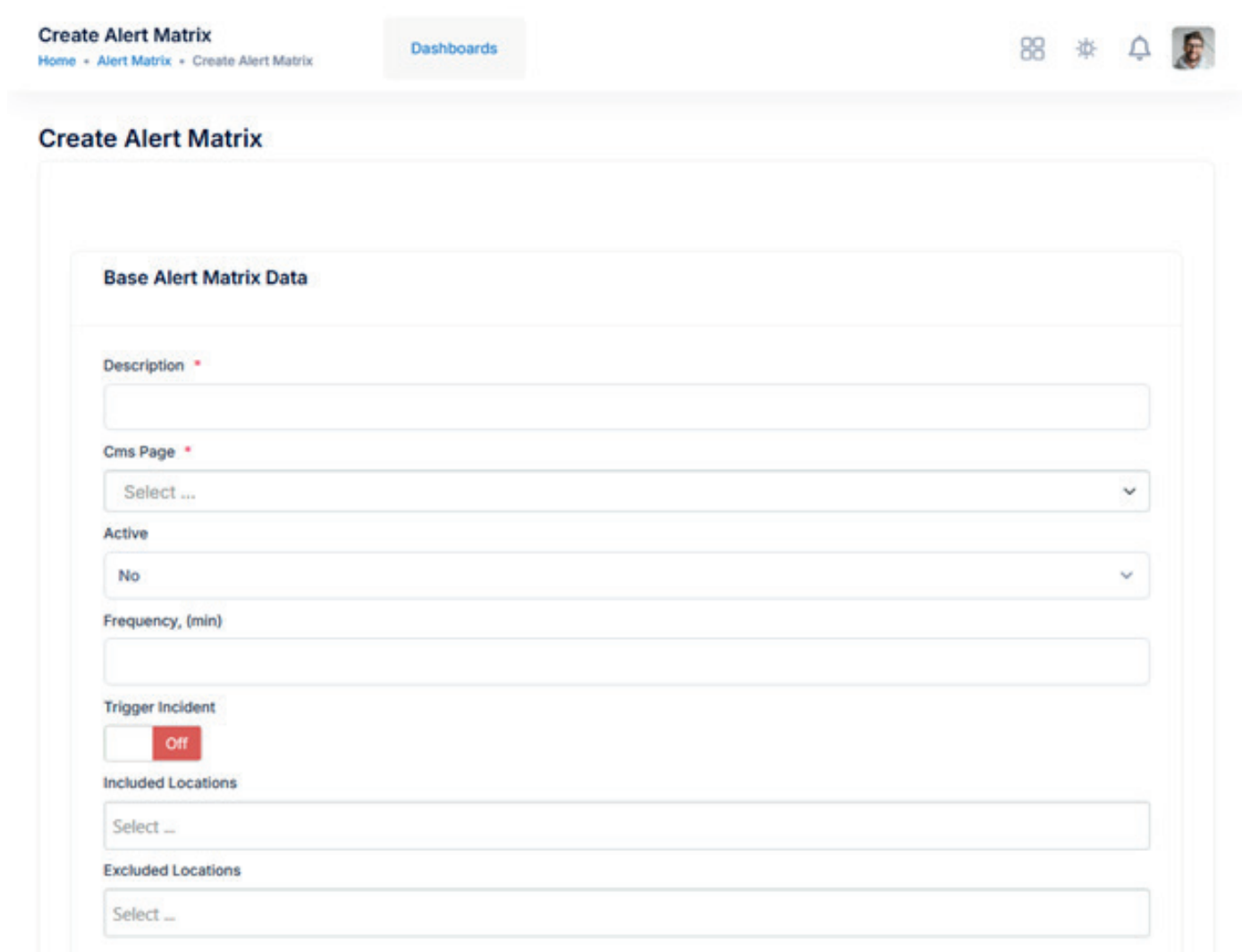
Učinkovit sistem upravljanja zaradi tveganja pred gozdnimi požari se ne opira le na natančno zaznavanje, temveč tudi na pravočasno in ciljno komunikacijo ogroženosti. To poglavje opisuje sistem aktivacije obvestil, ki je bil zasnovan za samodejno generiranje, distribucijo in sledenje opozoril, ko modeli umetne inteligence, okoljski senzorji ali nadzorne kamere identificirajo potencialno ogroženost zaradi gozdnih požarov. S prednostno razvrstitvijo opozoril glede na resnost in njihovo posredovanje ustreznim zainteresiranim stranem, vključno z vladnimi agencijami in službami za ukrepanje v nujnih primerih, sistem zagotavlja hitro mobilizacijo in strukturirano odzivanje na incidente. Vključuje konfiguracijske elemente, kot so matrika opozoril, samodejno ustvarjanje incidentov in celovit dnevnik obvestil, ki omogočajo popolno sledljivost in odgovornost skozi celoten proces opozarjanja in odzivanja.

Ko modeli umetne inteligence, senzorji ali kamere identificirajo potencialna tveganja zaradi gozdnih požarov, sistem ustvari opozorilo, ki podrobno opisuje naravo grožnje (npr. "Zaznan požar"), čas zaznave in njeno resnost, pri čemer so opozorila razvrščena glede na raven grožnje. Ta opozorila se samodejno posredujejo zainteresiranim stranem, vključno z vladnimi agencijami in službami za ukrepanje v nujnih primerih, za omogočanje hitre mobilizacije virov, kot so gasilske enote ali droni za oceno situacije. Ob prejemu opozorila, odzivne enote takoj ukrepajo za ublažitev grožnje, gašenje požarov, ustvarjanje požarnih pasov ali izvršujejo druge ukrepe za zaježitev. Vsa dejanja se zabeleži v sistem za analizo in pregled po incidentu. Za omogočitev avtomatiziranega upravljanja tveganja gozdnih požarov se sistem opozarjanja najprej konfigurira prek vmesnika matrike opozoril, kot prikazuje posnetek zaslona. Ta konfiguracija vključuje opredelitev opisa opozorila, frekvence in pogojev aktivacije, kot so incidenti, zaznani z UI, senzorji ali kamerami. Možno je vključiti ali izključiti specifične lokacije in dodeliti prejemnike ali vloge za zagotovitev, da opozorila dosežejo pravilne zainteresirane strani prek določenih komunikacijskih kanalov. Ta fleksibilna matrika zagotavlja pravočasne in ciljne odzive na pred grožnjami zaradi gozdnih požarov.

Slika 14 - Posnetek zaslona orodja matrike opozoril na platformi Karst Firewall.

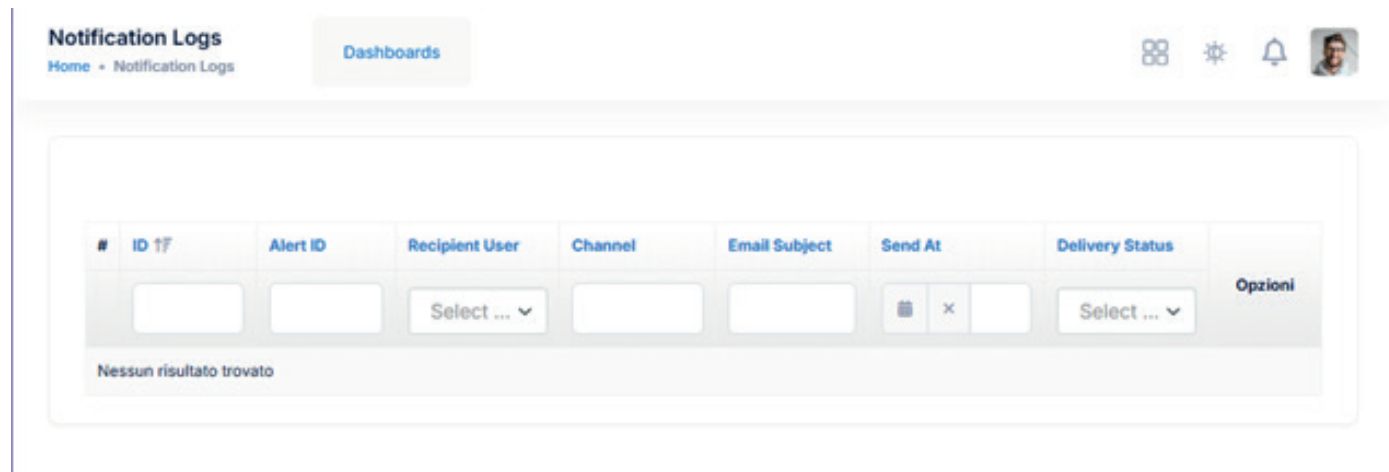


Slika 15 - Posnetek zaslona konfiguracije matrike opozoril na platformi Karst Firewall.



Ko so opozorila aktivirana in obvestila poslana, se samodejno zabeležijo v dnevnik obvestil, kot prikazuje posnetek zaslona. Ta razdelek ponuja pregled vsakega obvestila, ki ga je mogoče iskati in filtrirati, vključno s podrobnostmi, kot so ID opozorila, uporabnik prejema, komunikacijski kanal, naslov e-pošte, časovni žig pošiljanja in status dostave. Ta dnevnik zagotavlja popolno sledljivost komunikacij opozarjanja, kar podpira preverljivost in preglednost sistema.

Slika 16 - Posnetek zaslona dnevnika obvestil za opozorila na platformi Karst Firewall.



Za opozorila, ki zahtevajo aktivacijo incidenta, je sistem nastavljen tako, da samodejno ustvari incident, ko se takšno opozorilo aktivira. Ta novoustvarjeni incident označuje začetek strukturiranega odzivnega procesa, ki vključuje:

- Incident: Ustvarjen takoj po aktivaciji opozorila.
- Intervencija: Dejanja, ki se izvedejo kot odziv na incident.
- Vključeno osebje: Seznam oseb, zadolženih za upravljanje incidenta.
- Oprema: Viri in orodja, uporabljena med intervencijo.

Ta delovni tok zagotavlja, da se kritični dogodki ne le zabeležijo, temveč jim sledijo tudi sistematični in sledljivi odzivi, ki vključujejo potrebne človeške in materialne vire.

Slika 17 - Posnetek zaslona nadzorne plošče za spremljanje incidentov, ki jih povzročajo gozdni požari na platformi Karst Firewall.



Slika 18 - Seznam posnetkov zaslona gozdnih požarov na platformi Karst Firewall.

Incidents

Dashboards

Create

Visualizzo 1-20 di 38.580 elementi.

#	ID	Code	Us ID	Status	Opzioni
				Select ...	
1	48579	2020_11981205_SMALL PINES	(nessun valore)		
2	48578	2020_11981111_FOOT PRINT	(nessun valore)		
3	48577	2020_11981035_DUBOIS	(nessun valore)		
4	48576	2020_11980985_BIG SNAG	(nessun valore)		
5	48575	2020_11980913_SWITCHBACK	(nessun valore)		
6	48574	2020_11980821_COW CREEK	(nessun valore)		
7	48573	2020_11980770_LITTLE CHIEF	(nessun valore)		
8	48572	2020_11980587_CREEK 5	(nessun valore)		
9	48571	2020_11980528_ROCK STATION	(nessun valore)		
10	48570	2020_11980510_LEFT FIELD	(nessun valore)		
11	48569	2020_11980377_COUNTY ROAD 205	(nessun valore)		

↑

Slika 19 - Posnetek zaslona povzetka upravljanja incidentov na platformi Karst Firewall.

Update Incident: 48579

Home • Incidents • Update

Dashboards






General

Characteristics

Interventions

Damage

Basic Information

Report Date

dd/mm/yyyy

Year

2025

Day Of Week

Time and Location

Fire Start

23/12/2020 14:13

Fire End

24/12/2020 15:10

Total Fire Duration, (min)

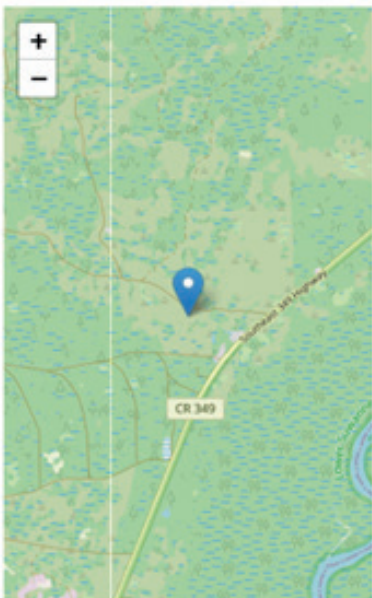
Forest

Select ...

Location

4 Miles E of Suwanee Town on the North side of Hwy 349

Expected Containment Location



6 SKLICI

[1] Development and Structure of Prometheus: the Canadian Wildland Fire Growth Simulation Model
https://spyd.com/fgm.ca/Prometheus_Information_Report_NOR-X-417_2010.pdf

[2] COM Documentation for Programmers <https://firegrowthmodel.ca/resources/com/PrometheusCOM/index.html>

[3] Mapping Variable Wildfire Source Areas Through Inverse Modeling - DOI: 10.3390/fire7120454
https://www.researchgate.net/publication/386399479_Mapping_Variable_Wildfire_Source_Areas_Through_Inverse_Modeling

[4] Adversarial Robustness for Deep Learning-Based Wildfire Prediction Models - DOI 10.3390/fire8020050 https://www.researchgate.net/publication/388448962_Adversarial_Robustness_for_Deep_Learning-Based_Wildfire_Prediction_Models

[5] Atmospheric Modeling for Wildfire Prediction - DOI 10.3390/atmos16040441 https://www.researchgate.net/publication/390678489_Atmospheric_Modeling_for_Wildfire_Prediction

[6] Machine Learning based Wildfire Area Estimation Leveraging Weather Forecast Data - DOI: 10.5815/ijitcs.2025.01.01 https://www.researchgate.net/publication/388820171_Machine_Learning_based_Wildfire_Area_Estimation_Leveraging_Weather_Forecast_Data

[7] Predicting Wildfires Using Machine Learning Methods - DOI: 10.55525/tjst.1063284 - https://www.researchgate.net/publication/363225926_Predicting_Wildfires_Using_Machine_Learning_Methods

[8] Seber, G. A. in Lee, A. J., "Linear Regression Analysis", Vol. 329, John Wiley & Sons, 2012.

[9] Trucchia, A.; Meschi, G.; Fiorucci, P.; Gollini, A.; Negro, D. Definition of Wildfire Susceptibility Maps in Italy to Understand Seasonal Wildfire Regimes at the National Level. Fire 2022, 5, 30.
<https://doi.org/10.3390/fire5010030>

7 DODATEK A

Analiza, predstavljena v tej študiji, temelji na podatkih, zbranih iz 21 meteoroloških postaj, razpršenih na Krasu. Tabela A.1 zagotavlja popolne informacije o vsaki postaji, vključno z geografskimi koordinatami, nadmorsko višino in identifikacijsko kodo. Tabela A.2 prikazuje porazdelitev postaj po regiji.

Slika 20 - Položaji meteoroloških postaj, upoštevanih za zgodovinske meteorološke podatke.

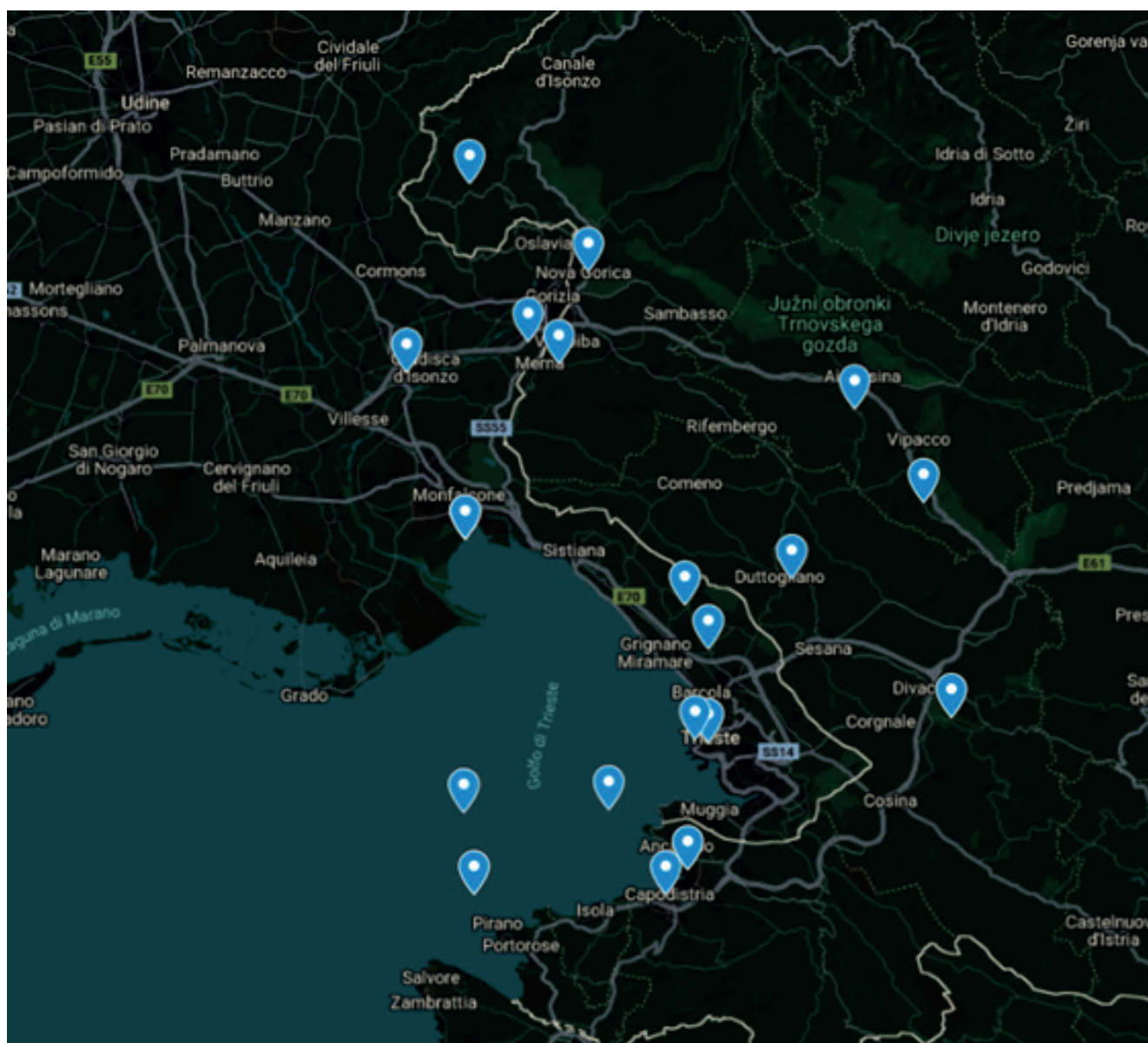


Tabela A1 - Seznam meteoroloških postaj ARPA (Italija) in ARSO (Slovenija), uporabljenih v okviru projekta.

ID	IME	DRŽAVA	LATITUDA	LONGITUDA	NADM. VIŠINA
1	Ajdovščina - Dolenje	Slovenija	45.866200	13.901300	86
2	Bilje	Slovenija	45.895600	13.624000	55
3	Debeli rtic	Slovenija	45.591600	13.705200	0
4	Boja Zora	Slovenija	45.603200	13.671300	0
5	Godnje	Slovenija	45.754700	13.843300	320
6	Koper Kap	Slovenija	45.548100	13.724600	4
7	Koper Luka	Slovenija	45.564500	13.744800	2
8	Nova Gorica	Slovenija	45.955600	13.652400	112
9	Piran	Slovenija	45.548100	13.545400	0
10	Podnanos	Slovenija	45.804500	13.965900	153
11	Škocjan	Slovenija	45.663800	13.993100	420
12	Vedrijan	Slovenija	46.013100	13.541000	232
13	Gorizia Aeroporto	Italija	45.910390	13.595497	68
14	Monfalcone Pluvio	Italija	45.780471	13.536554	0
15	Sgonico-Zgonik	Italija	45.738004	13.742056	268
16	Trieste Ist. Nautico	Italija	45.647393	13.764540	30
17	Trieste molo F.lli Bandiera	Italija	45.649996	13.752242	1
18	Borgo Grotta Gigante	Italija	45.709385	13.764681	275
19	Gradisca	Italija	45.889791	13.481807	29