



Suscettibilità e rischio di frana

Prof. Nicola Casagli

**Prof.ssa Veronica Tofani, Dott. Pierluigi Confuorto,
Dott. Francesco Caleca**

Centro per la Protezione Civile, Università degli Studi di Firenze





Introduzione

Le attività descritte in questo capitolo riguardano la redazione dell'inventario dei fenomeni franosi avvenuti il 2 novembre 2023 e la realizzazione di una carta di suscettibilità da frana del territorio regionale.

In particolare, sono state realizzate tre carte di suscettibilità per le seguenti tre tipologie di frane (Cruden and Varnes, 1996; Hungr et al., 2014):

- Frane lente: movimenti gradualmente con possibile progressiva accelerazione e con velocità da pochi mm/anno ad alcune decine di m/anno, come scivolamenti di terra e roccia, colate di terra, espansioni;
- Frane rapide: movimenti con velocità molto elevata, da pochi m/h a diversi m/s, come colate detritiche, scivolamenti di detrito, valanghe di roccia e di detrito;
- Frane di crollo: movimenti improvvisi di masse rocciose che si staccano da pareti ripide con velocità anche di diverse decine di m/s, come crolli e ribaltamenti.

Tali mappe di suscettibilità sono propedeutiche alla redazione delle carte del rischio da frana relative alle tre tipologie suddette, che saranno finalizzate nella fase successiva del progetto.



Inventario delle frane del 2 novembre 2023

Al fine di redigere un inventario dei fenomeni franosi post-evento sono state acquisite immagini satellitari ottiche multispettrali ad altissima risoluzione, sia pre-evento, con l'obiettivo di impostare uno scenario di base, che post-evento, per verificare le mutate condizioni del territorio a seguito dell'evento di pioggia di novembre 2023. Le immagini ottiche satellitari rappresentano uno strumento fondamentale per la mappatura delle frane innescate da eventi di pioggia intensa, grazie alla loro capacità di coprire vaste aree in tempi rapidi e con elevata risoluzione spaziale. Contestualmente sono stati utilizzati rilievi di campo e database puntuali di segnalazioni di eventi di dissesto idrogeologico, per validare e per completare l'inventario finale.

DATI

Per la mappatura delle frane innescatesi a seguito dell'evento di novembre 2023, sono state acquisite due basi di dati satellitari ottici multispettrali: in dettaglio, 4 immagini Planetscope e 23 immagini GeoEye-1 acquisite rispettivamente il 25 e il 23 novembre 2023. Come dato di base, per avere informazioni sullo scenario del territorio analizzato pre-evento sono state utilizzate le immagini rese disponibili da Google Earth e dalla *basemap* di ESRI, risalenti al periodo di maggio-giugno 2023 e marzo 2023, rispettivamente. In Tabella 1 sono mostrate le caratteristiche principali delle basi di dati utilizzate.

Tabella 1: Caratteristiche principali delle immagini ottiche satellitari utilizzate per la mappatura delle frane

Nome immagine	Data acquisizione	Numero immagini	Risoluzione al suolo
Planetscope	25/11/2023	4	3m
GeoEye-1	23/11/2023	23	0,4 m

METODOLOGIA

L'approccio adottato per l'individuazione e la mappatura delle frane innescate dall'evento del 2 novembre 2023 si basa su:

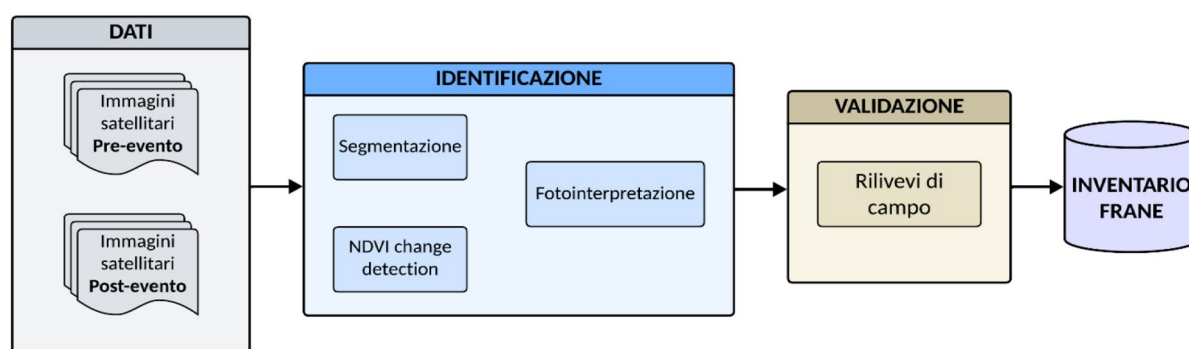
1. l'integrazione di metodi di segmentazione delle immagini;
2. l'uso dell'indice di variazione NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*);
3. l'ispezione visiva e l'interpretazione delle immagini precedenti e successive all'evento.



In Figura 1 vi è il flusso di lavoro che sintetizza la procedura appena menzionata. Inoltre, le indagini sul campo sono state completate nei mesi successivi all'evento pluviometrico, con il duplice obiettivo di validare le frane identificate da remoto e con le basi di dati puntuali fornite, e di identificare fenomeni non riconosciuti precedentemente.

Fig. 1

Flusso di lavoro per la redazione dell'inventario delle frane d'evento



La segmentazione delle immagini è un prerequisito essenziale per la classificazione/ estrazione delle caratteristiche e per l'ulteriore analisi con i sistemi informativi geografici (GIS) (Tavakkoli Piralilou et al., 2019). Essa consiste nel processo di assegnazione di *pixel* omogenei in segmenti di immagine spettralmente simili, modificando così le caratteristiche dell'immagine in *cluster* più rilevanti, basati su oggetti. Per quanto riguarda l'NDVI, gli indici di vegetazione sono spesso utilizzati come strumento di rilevamento delle aree vegetate e possono fornire informazioni utili nel caso in cui si verifichi un evento distruttivo, come le frane (Mondini et al., 2011; Gomes et al., 2020). Infatti, quando si verifica una frana, la vegetazione sul pendio viene rimossa o parzialmente distrutta, portando a una diminuzione del valore NDVI.

L'identificazione delle frane è stata finalizzata all'interpretazione geomorfologica in ambiente GIS, utilizzando le immagini ottiche ad alta risoluzione pre e post evento, assistite da un DEM (*Digital Elevation Model*) di 10 m per avere una rappresentazione 3D del territorio.



BANCHE DATI DELLE SEGNALAZIONI

Oltre al dato satellitare, per la mappatura finale sono stati utilizzati diversi archivi delle frane avvenute in seguito ad eventi estremi, incluso quello del novembre 2023, resi disponibili dalla Regione Toscana, quali:

1. **IFFI** (Inventario dei Fenomeni Franosi in Italia);
2. **DODS** (Documento Operativo per la Difesa del Suolo);
3. **PORTALE SOPRALLUOGHI** (non pubblicato);
4. **PROTEZIONE CIVILE: SOUP RT** (Sistema della Sala Operativa Unificata di Protezione Civile della Regione Toscana);
5. **DIFESA DEL SUOLO** (non pubblicato).

Tali dati sono stati quindi analizzati e omogeneizzati, filtrando le informazioni e le segnalazioni effettivamente riferite agli eventi meteorologici di novembre 2023.

RILIEVI DI CAMPO

Dal 1° luglio al 21 ottobre 2024 sono stati condotti dei rilievi di campo volti a validare e verificare lo stato dei luoghi. Il lavoro è consistito nell'acquisizione di punti foto relativi alle segnalazioni ritenute utilizzabili a seguito della prima scrematura e nella successiva mappatura in ambiente GIS. In Figura 2 è riportata la carta con i punti foto acquisiti in campo e con i punti delle segnalazioni di frana ottenuti a seguito dell'omogeneizzazione dei vari database di partenza. Come si evince dall'immagine, tutte le aree della Val di Bisenzio e del Montalbano sono state supervisionate *in situ*. In Figura 3 sono riportate alcune foto acquisite durante i rilievi di campo mostrandoci alcuni dissesti nella Val di Bisenzio.

INVENTARIO

In totale nell'area analizzata sono state individuate 411 frane, 137 mappate come poligoni e 274 come punti, poiché di dimensioni tali da non poter essere cartografati alla scala di restituzione (1: 10.000) o in quanto derivanti dalla banca dati delle segnalazioni dell'ente regionale (Figura 4).

Per quanto riguarda la tipologia dei fenomeni osservati e catalogati, essi possono essere complessivamente classificati come frane superficiali rapide. Tutte le frane mappate sono riportate in una banca dati in ambiente GIS riportante l'ID (codice identificativo) della frana, comune di appartenenza, corrispondenza eventuale con le segnalazioni, corrispondenza eventuale con foto scattate durante i sopralluoghi e alcune delle caratteristiche geometriche principali, quali perimetro e area.



Fig. 2

Mappa con i punti foto acquisiti in campo e con le segnalazioni di frana relativi all'evento di novembre 2023

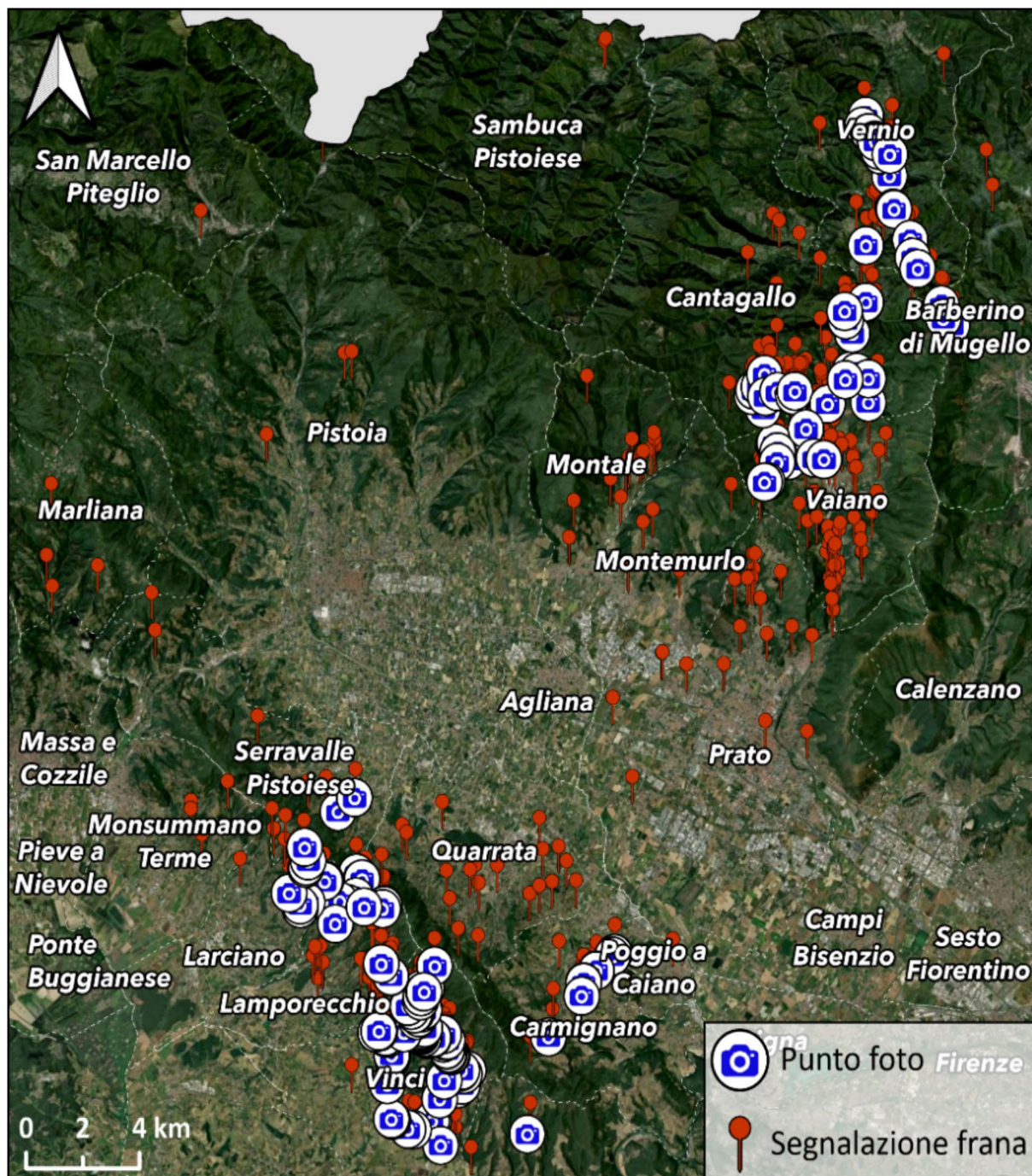




Fig. 3

*Foto dei rilievi di campo effettuati
nelle aree colpite dall'evento del 2 novembre 2023.
A) e B) Frane nell'abitato di Schignano (Vaiano, PO);
C) e D) frane nell'area di Migliana (Cantagallo, PO)*





I fenomeni franosi poligonali, nel complesso, ricoprono una superficie di 48.265 m² con una dimensione media delle frane di 352 m².

Dal grafico in Figura 5 si può notare che 83% di frane inventariate ha un'estensione areale inferiore a 500 m². Questo dato assume una ulteriore significatività confrontando l'inventario realizzato in questo progetto con le frane identificate come colamenti rapidi nell'ambito del Database Geomorfologico in Toscana. Queste ultime, infatti, coprono un'area totale di 25,7 km² con una media di 16.000 m² per frana.

Si può pertanto osservare come l'evento pluviometrico del novembre 2023 abbia innescato numerose frane rapide di neoformazione di dimensione estremamente piccola.

Fig. 4

*Inventario delle frane d'evento:
A) riquadro relativo alla Val di Bisenzio; B) riquadro relativo al Montalbano*

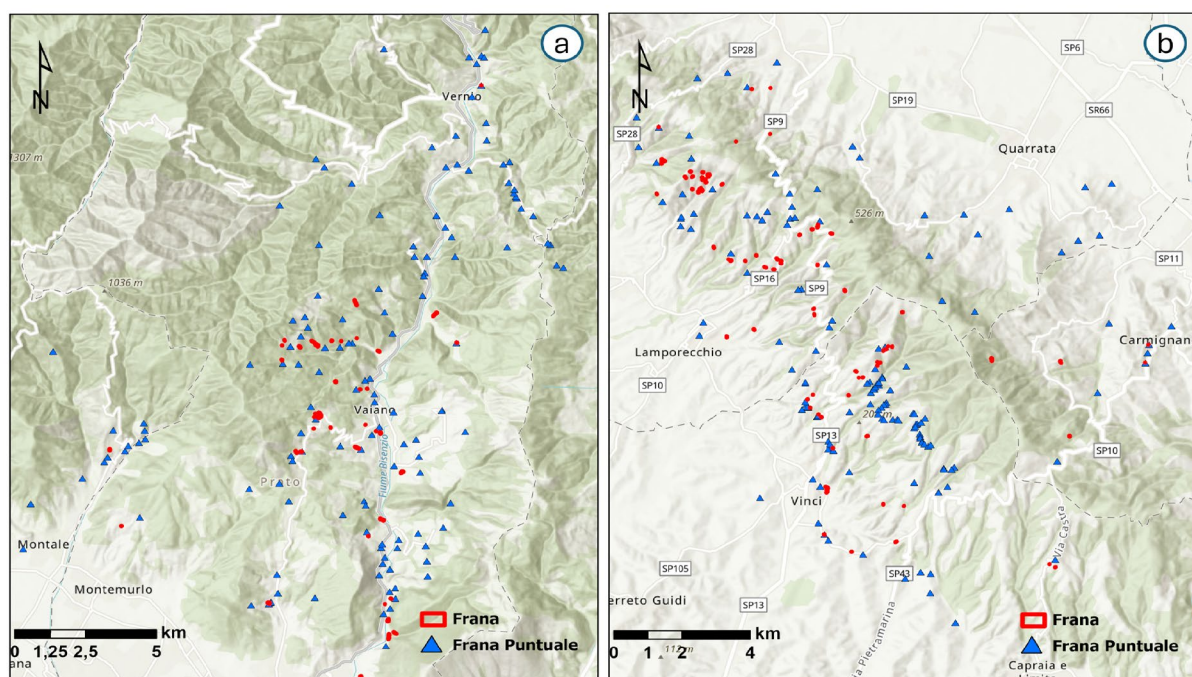
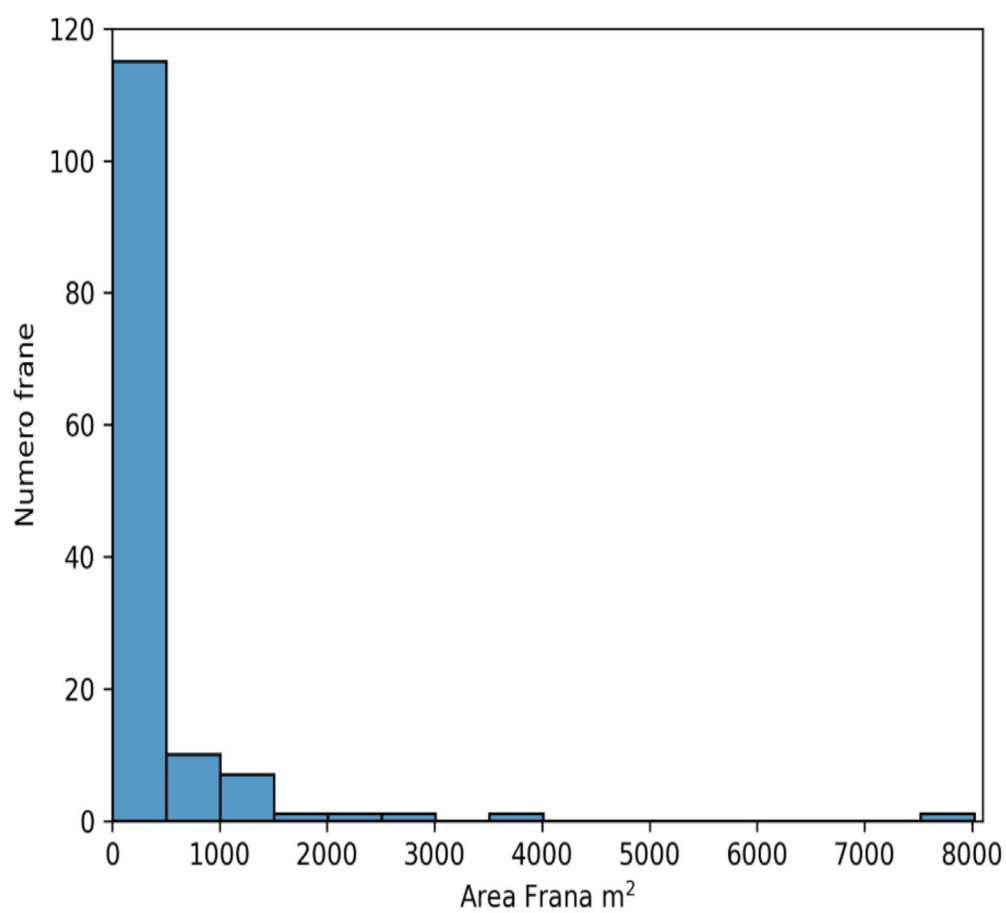




Fig. 5

Distribuzione delle frane secondo l'estensione areale





ANALISI DELL'INVENTARIO

Le frane sono state mappate in 20 comuni, distribuiti tra le province di Firenze, Prato e Pistoia (Figura 6). Dalla mappa si può avere un'ulteriore conferma dell'impatto della perturbazione e dei conseguenti effetti al suolo nelle aree della Val di Bisenzio e del Montalbano. Infatti, i comuni con più frane cartografate sono Vinci, Vaiano, Lamporecchio e Cantagallo, con 117, 65, 56 e 54 frane, rispettivamente (Figura 7A). Per quanto riguarda invece l'estensione areale, i comuni con più superficie in frana sono Vaiano e Cantagallo, con un totale di 18.000 m² e 9.700 m², rispettivamente (Figura 7B).

Fig. 6

*Mappa dei comuni classificati per numero di frana,
con sovrapposte le frane poligonali e puntuali mappate*

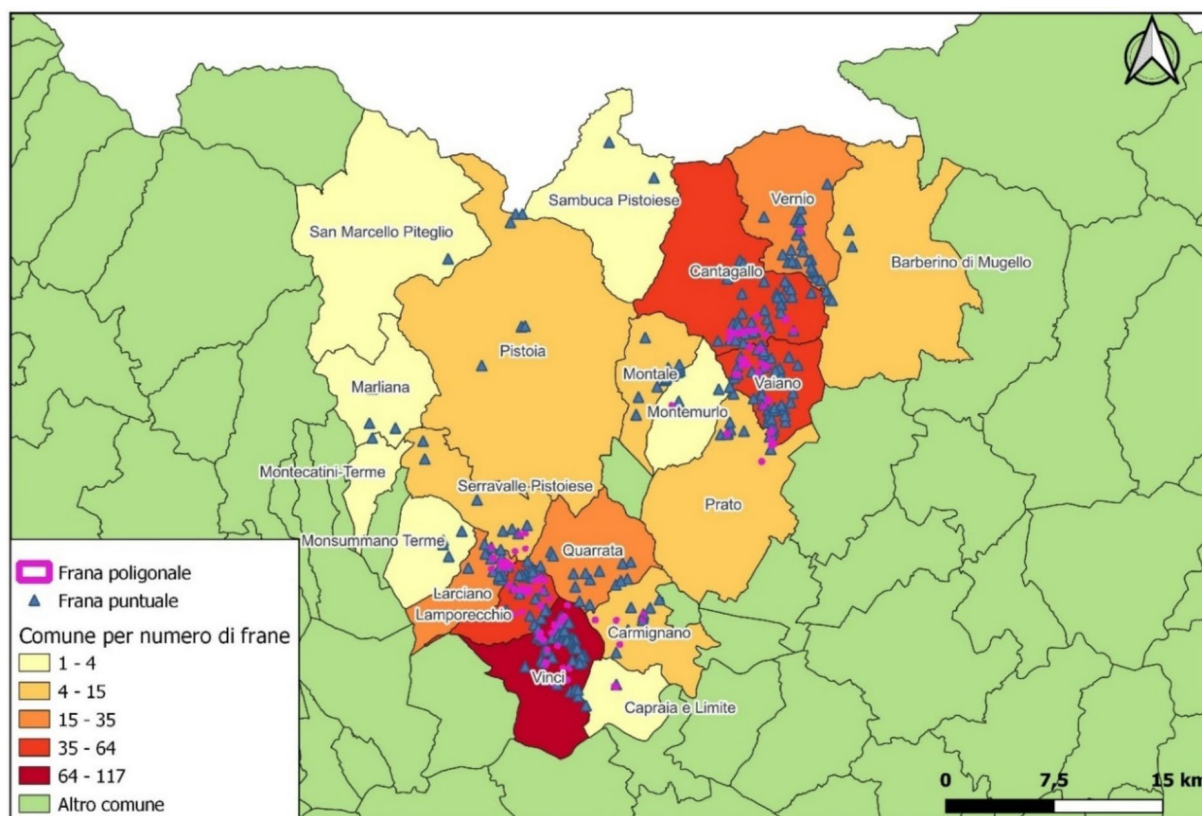


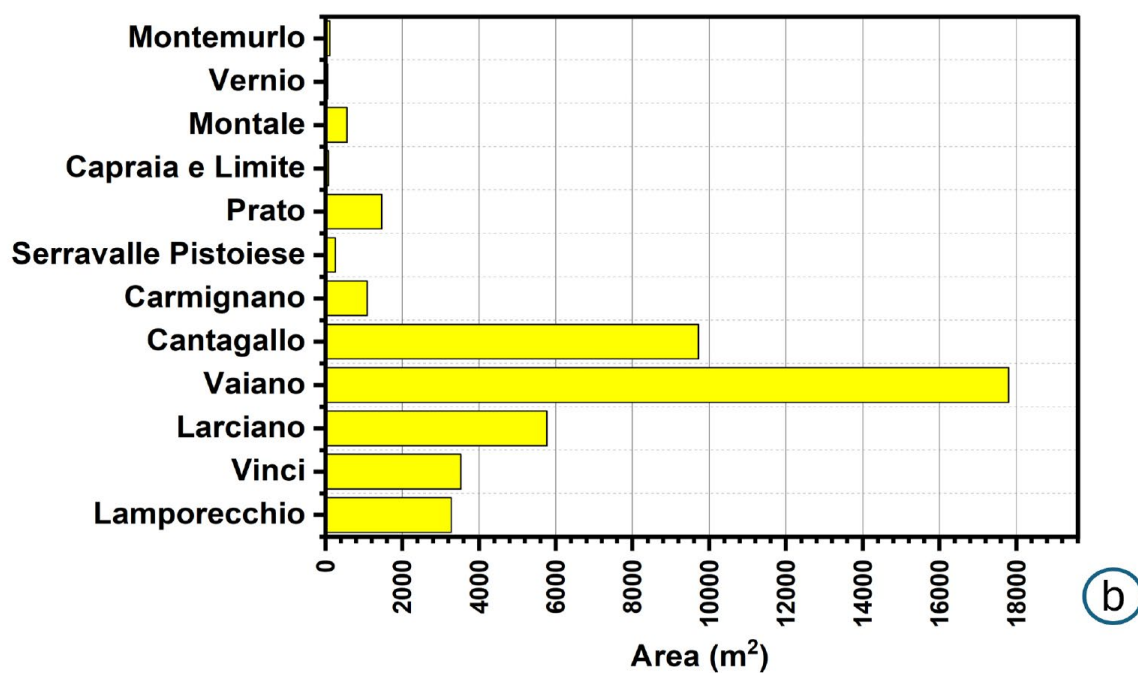
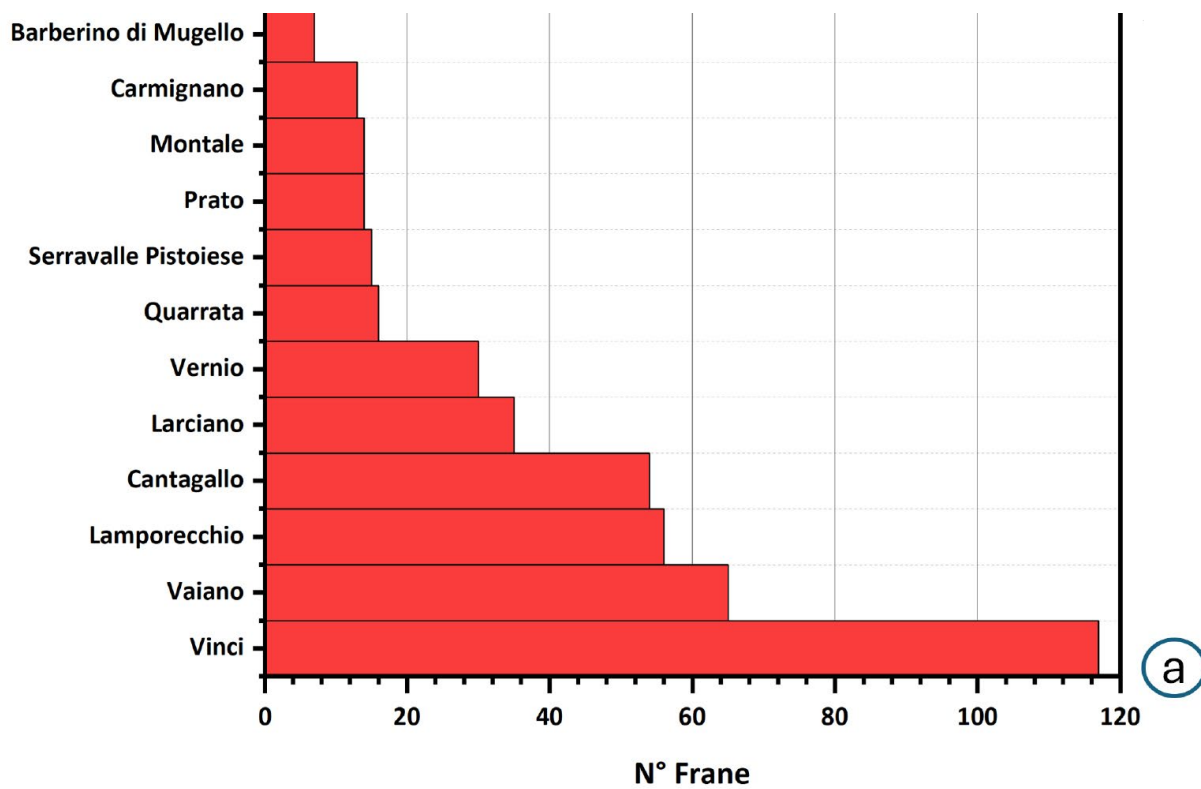


Fig. 7

Distribuzione statistica delle frane a scala comunale nelle aree coinvolte:

A) numero di frane per comune;

B) estensione areale totale per comune





Al fine di valutare l'impatto delle frane di neoformazione con le aree urbane, sono stati effettuati degli incroci tra i poligoni di frana e le strutture e le infrastrutture presenti, i cui livelli informativi sono presenti nel database regionale della Toscana. È stato applicato un *buffer* di 50 m alle frane per meglio valutare i possibili areali di influenza. Dal grafico di Figura 8A si evidenzia come le frane abbiano interessato un totale di 120 edifici, fra cui 61 edifici classificati come "altro" (baracche agricole, capanni, fienili, stalle, magazzini, box auto etc.) e 49 edifici residenziali. Dall'incrocio dei poligoni di frana con la rete della viabilità risulta un totale di 21.600 m di strade impattate, in maggioranza comunali e, in subordine, provinciali (Figura 8B).

Fig. 8a

Numero di edifici coinvolti dalle frane d'evento

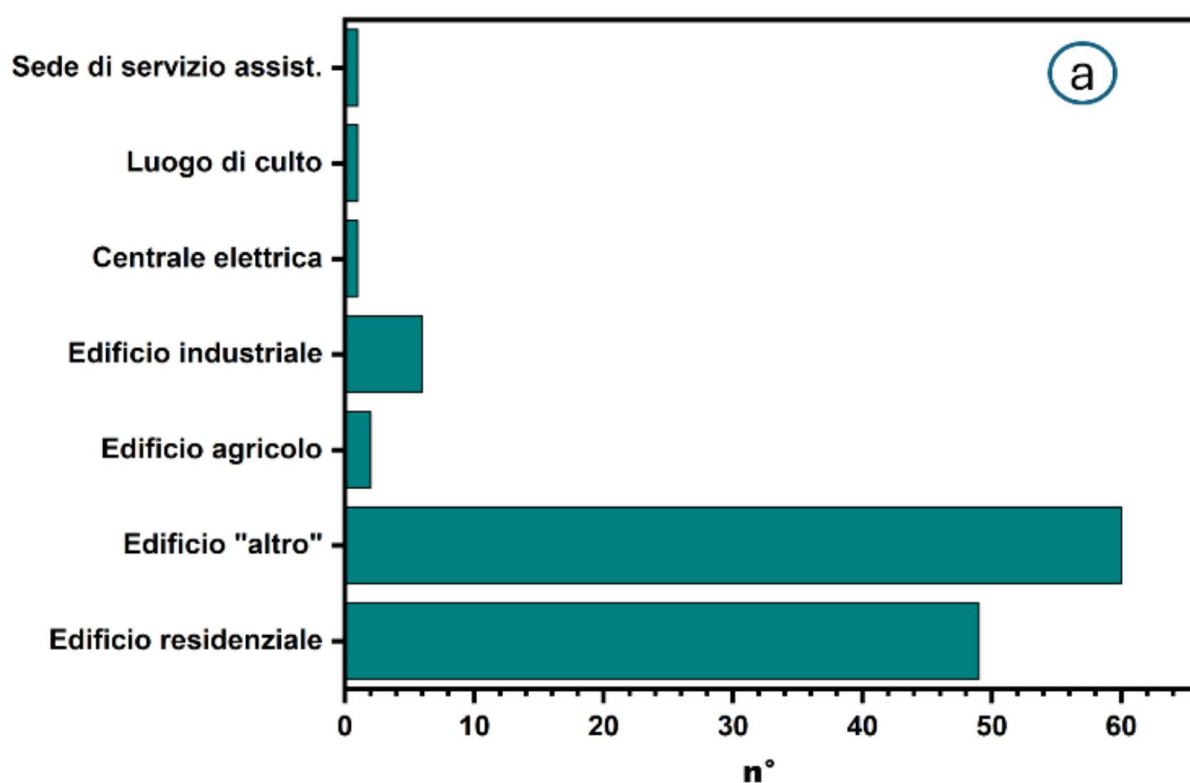
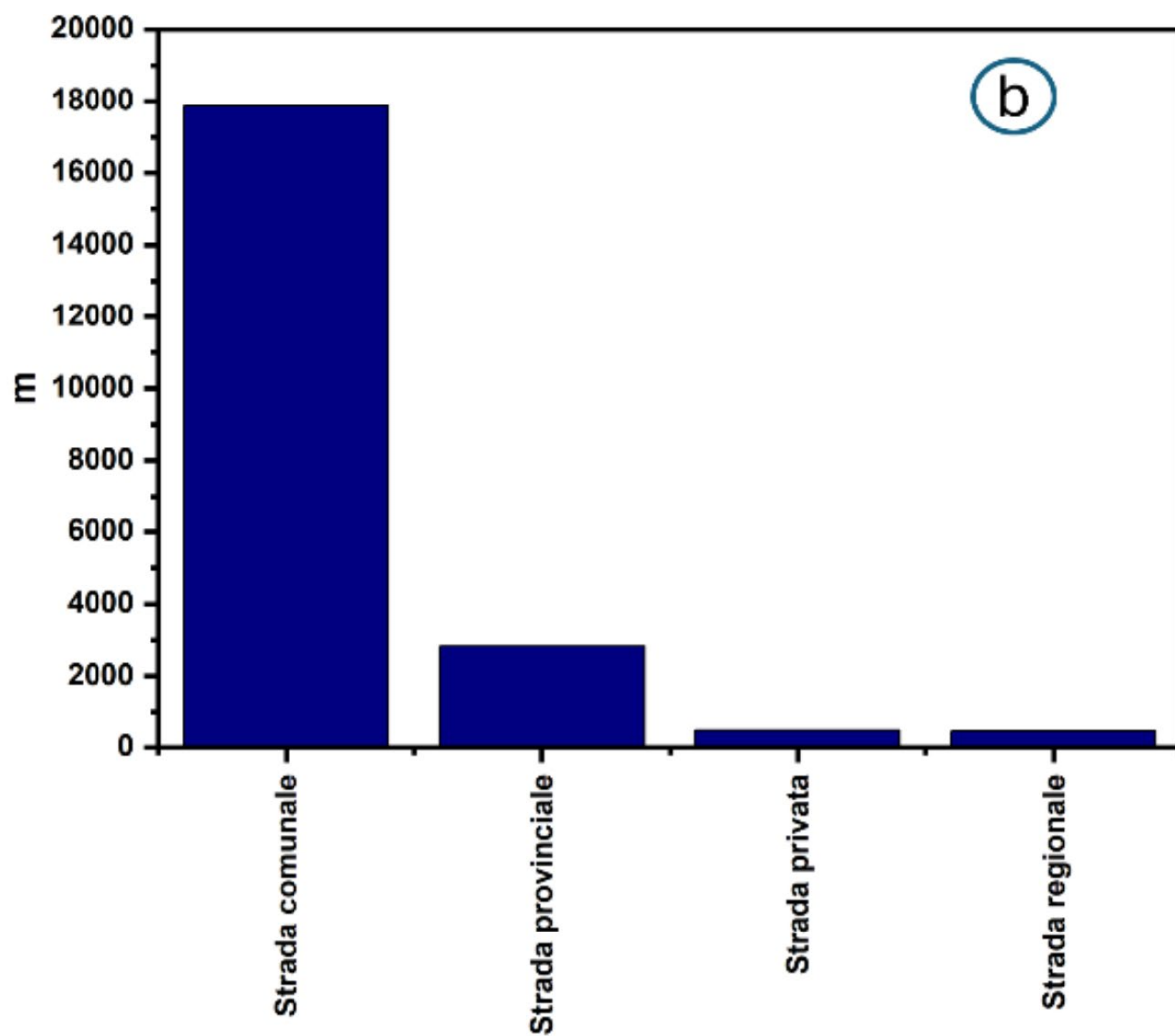




Fig. 8b

Metri di strada coinvolti dalle frane d'evento



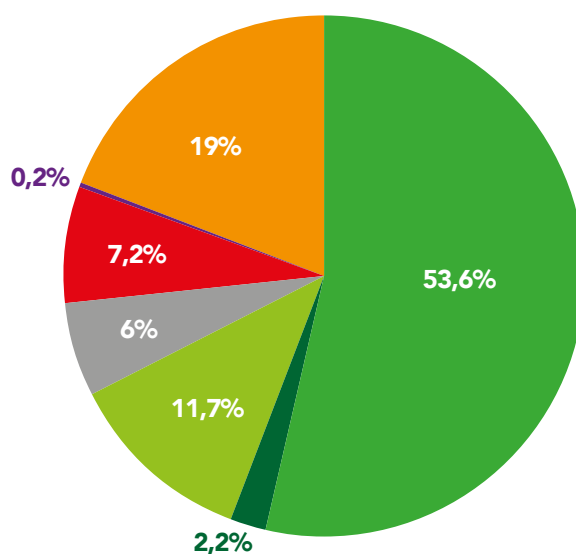


In Figura 9 le nuove frane inventariate sono state confrontate con le aree a pericolosità da frana del PAI (Piano Assetto Idrogeologico) dell'Autorità Distrettuale di Bacino Appennino Settentrionale. Da questo incrocio, si evince che solo il 26,2% interessano aree precedentemente interessate da fenomeni franosi attivi o quiescenti, classificate come a pericolosità elevata (P3a) o molto elevata (P4). La stragrande maggioranza delle nuove frane (73,6%) interessa invece aree stabilizzate (P2a) o con condizioni suscettibilità ai dissesti classificate come moderate (P1 o P2b) o addirittura non classificate.

Tali dati confermano come la maggior parte delle frane innescate dall'evento del 2023 siano di neoformazione, cioè formatesi per nuove rotture in versanti non precedentemente interessati da movimenti franosi.

Fig. 9

Distribuzione delle frane all'interno degli areali a pericolosità del PAI vigente



	No intersezione con PAI.	
	P1	Pericolosità moderata: aree stabili con suscettibilità da dissesti di natura geomorfica moderata.
	P2a	Pericolosità media: aree stabili interessate da dissesti di natura geomorfologica che risultano stabilizzate naturalmente o artificialmente.
	P2b	Pericolosità media: aree stabili interessate da suscettibilità di natura geomorfologica media.
	P3a	Pericolosità elevata: aree potenzialmente instabili interessate da dissesti di natura geomorfologica.
	P3b	Pericolosità elevata: aree potenzialmente instabili interessate da suscettibilità da dissesti di natura geomorfologica elevata.
	P3b	Pericolosità molto elevata: aree interessate da dissesti di natura geomorfologica attiva.



Mappatura della suscettibilità da frana

La suscettibilità da frana è definita come la probabilità di occorrenza spaziale di una frana (Brabb, 1984). Storicamente, il termine suscettibilità è stato confuso con pericolosità da frana (Reichenbach et al., 2018; Corominas et al., 2023), tuttavia quest'ultima coinvolge oltre alla probabilità spaziale, anche quella temporale e dimensionale. Pertanto, la suscettibilità da frana rappresenta una sola componente, quella spaziale, della pericolosità da frana (Guzzetti et al., 2005; Corominas et al., 2014; Caleca et al., 2025).

Negli ultimi anni la letteratura scientifica riguardante la modellazione e la mappatura della suscettibilità prevede l'utilizzo di moderne tecniche di apprendimento statistico e automatico (Reichenbach et al., 2018; Merghadi et al., 2020).

In dettaglio, questi metodi analizzano da un punto di vista statistico le relazioni tra una variabile dipendente e un insieme di variabili indipendenti. Quella dipendente rappresenta la presenza o meno di frane passate per ogni unità di mappatura. Le variabili indipendenti costituiscono tutti i fattori predisponenti (ad esempio, geomorfologici, geologici, uso del suolo, etc.) delle frane in esame. In sintesi, questi metodi utilizzano gli inventari dei fenomeni passati per prevedere da un punto di vista statistico le relazioni tra l'occorrenza delle frane passate e i loro fattori predisponenti. Sulla base di ciò, il modello che ha appreso tali relazioni è impiegato per prevedere quali versanti o unità di mappatura possono essere instabili o meno.

Negli ultimi decenni, la comunità scientifica ha concentrato le sue attività nello sviluppo di algoritmi di intelligenza artificiale che appartengono al ramo dell'apprendimento automatico e sono comunemente indicati come approcci di *machine* e *deep learning*. Tale direzione è principalmente legata all'elevata accuratezza delle previsioni di questi modelli.

La mappatura della suscettibilità da frana della Regione Toscana è stata realizzata adottando un modello di *machine learning* che associa elevate prestazioni previsionali a una chiara interpretabilità. Nello specifico, la mappatura è stata realizzata separatamente per tre tipologie di fenomeni: frane lente, frane rapide e frane di crollo. Questa differenziazione è stata ottenuta implementando tre diversi modelli e tre diverse selezioni degli insiemi dei fattori predisponenti ed innescanti.



UNITÀ DI MAPPATURA

Il territorio della Regione Toscana è stato suddiviso in unità di versante. Esse possono rappresentare versanti singoli o gruppi di questi con caratteristiche omogenee. Le unità di versante sono state ottenute impiegando lo strumento *r.slopeunits* (Alvioli et al., 2016) nell'ambiente *GRASS GIS*, che le genera utilizzando come unico dato di ingresso un modello digitale del terreno. Tramite questo dato, lo strumento delinea le unità di versante attraverso criteri idrologici e sulla base dell'esposizione del versante. In queste attività è stato impiegato come dato di ingresso un modello digitale del terreno con risoluzione spaziale a 10 m (Tarquini et al., 2023).

La Regione Toscana è stata quindi suddivisa in 37.756 unità di versante caratterizzate da una superficie media di circa 0,48 km².

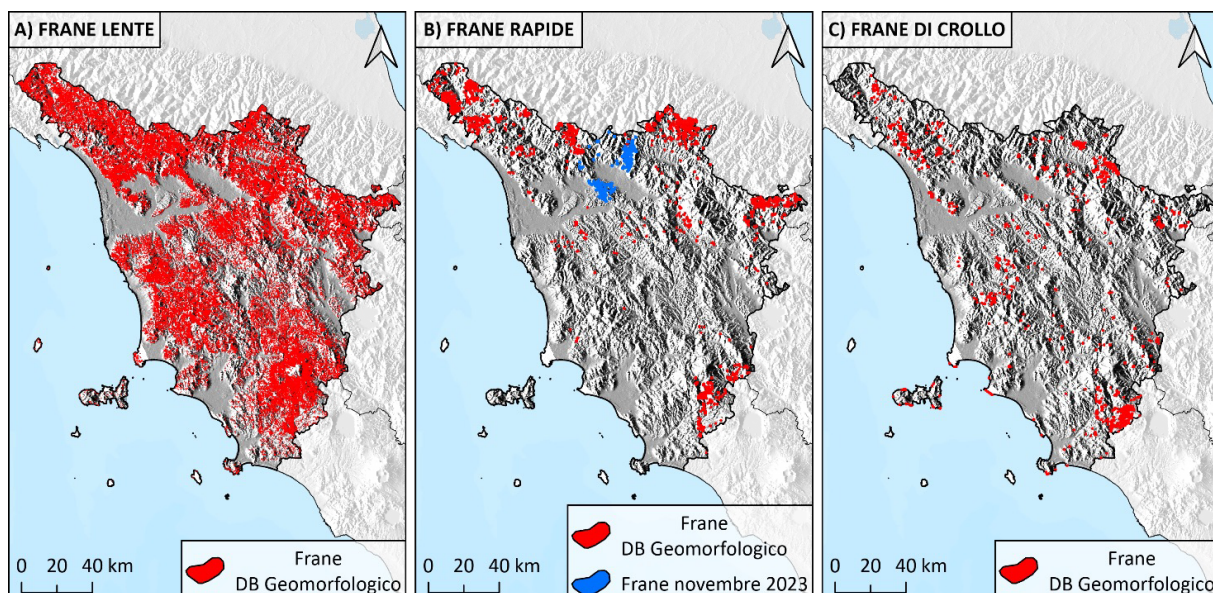
VARIABILI DIPENDENTI E INDIPENDENTI

Nel contesto della mappatura della suscettibilità da frana, la variabile dipendente è espressa per ogni unità di mappatura tramite una struttura binaria (presenza o assenza di frane passate). Tale informazione è stata acquisita, per tutte e tre le tipologie di frane, dal Database Geomorfologico (strato informativo Frane IFFI-FI) della Regione Toscana. Per quanto riguarda le frane lente, la distribuzione spaziale è stata ricavata dai poligoni di frana corrispondenti alle seguenti tipologie di movimento: indeterminato, scivolamento rotazionale e traslativo, colamento lento e complesso. La selezione di queste tipologie ha evidenziato 91.379 poligoni di frana (Figura 10A), i quali occupano 18.300 unità di versante, ovvero circa il 49% delle unità in cui è stato diviso il territorio regionale.

Fig. 10

Distribuzione spaziale delle tre tipologie di frane per la Regione Toscana.

- A) inventario delle frane lente;*
- B) inventario delle frane rapide;*
- C) inventario delle frane di crollo*





Nel caso delle frane rapide, l'informazione derivante dal Database Geomorfologico, che sottorappresenta largamente la frequenza di questo tipo di fenomeni, è stata arricchita con l'inventario delle frane di novembre 2023. Nello specifico dal Database regionale sono stati selezionati i poligoni di frana appartenenti alla categoria dei colamenti rapidi. Tale procedura ha portato alla selezione di 1.600 frane le quali, sommate all'inventario del novembre 2023, ha condotto a un totale di 1.737 poligoni di frana e 274 punti in frana (Figura 10B). Nello specifico, la distribuzione spaziale di questi dati ha evidenziato che 1.002 unità di versante, circa il 3% del totale, è stata interessata da questa tipologia. Tale dato conferma come le frane rapide siano scarsamente rappresentate nelle banche dati ufficiali della Regione, in quanto di piccole dimensioni e facilmente obliterate in tempi molto brevi dopo gli eventi. In assenza di una mappatura sistematica e immediata post-evento, tali frane sono destinate a essere notevolmente sottorappresentate negli inventari ufficiali.

Per le frane di crollo dal Database Geomorfologico sono stati selezionati quei poligoni di frana appartenenti alla categoria crollo/ribaltamento. Attraverso questo criterio sono stati selezionati 1.347 poligoni di frana (Figura 10C), i quali interessano 891 unità di versante, circa il 2,4% del totale. Anche in questo caso si applicano le considerazioni sopra espresse per le frane rapide, confermando una marcata sottorappresentazione della reale distribuzione dei crolli e dei ribaltamenti negli inventari ufficiali.

Al fine di realizzare una mappatura della suscettibilità differenziata, sono state selezionate variabili indipendenti, ovvero fattori predisponenti, diverse per ogni tipologia di frana (Tabella 1).

Per le frane lente, sono state selezionate 17 variabili indipendenti, così come per le frane rapide. Per quelle di crollo ne sono state scelte 8.

I parametri geomorfologici sono stati derivati dallo stesso modello digitale del terreno con cui sono state definite le unità di versante, quindi con risoluzione di 10 m.

I parametri che esprimono le caratteristiche pedologiche del territorio sono stati estratti dal Database Pedologico della Regione. La componente litologica è stata espressa mediante la Banca dati Litotecnica regionale. Infine, sono state inserite variabili riferite all'assetto idrogeologico e alla relazione tra suolo e precipitazione: il *Curve Number* (USDA-SCS, 1986) ed il *Normalized Difference Moisture Index* (NDMI). Il *Curve Number* è un parametro empirico adimensionale che stima il deflusso superficiale, dove valori alti indicano suoli impermeabili, mentre valori bassi suoli estremamente permeabili. Il NDMI descrive il livello di stress idrico nelle colture ed è un ottimo indicatore dell'umidità dei suoli.

Ciascuna variabile è stata determinata per ogni unità di versante. Nel caso delle variabili continue ciò è stato effettuato calcolando il valore medio e la deviazione standard. Tutte le variabili selezionate per ogni tipologia di frana sono riportate in Tabella 2.


Tabella 2: Lista delle variabili indipendenti impiegate per ogni tipologia di frana

Tipologia frana	Variabile	Attributo
Frane lente	Pendenza	Media e deviazione standard
	Curvatura generale, curvatura di profilo, curvatura planare	Media
	Eastness e northness	Media
	Topographic Wetness Index (TWI)	Media
	Area drenante a monte	Media
	Contenuto di sabbia	Media
	Contenuto di argilla	Media
	Contenuto di limo	Media
	Contenuto di sostanza organica	Media
	Conducibilità idraulica intero suolo	Media
	Classi litotecniche	Classe con la maggior distribuzione areale (classe dominante)
	Curve Number	Classe con la maggior distribuzione areale (classe dominante)
	Normalized Difference Moisture Index (NDMI)	Media
Frane rapide	Pendenza	Media e deviazione standard
	Curvatura generale, curvatura di profilo, curvatura planare	Media
	Eastness e northness	Media
	Topographic Wetness Index (TWI)	Media
	Area drenante a monte	Media
	Inclinazione media dell'area drenante a monte	Media
	Contenuto di sabbia	Media
	Contenuto di argilla	Media
	Contenuto di limo	Media
	Contenuto di sostanza organica	Media
	Conducibilità idraulica intero suolo	Media
	Classi di drenaggio interno	Classe con la maggior distribuzione areale (classe dominante)
	Classi litotecniche	Classe con la maggior distribuzione areale (classe dominante)
Frane di crollo	Pendenza	Media e deviazione standard
	Curvatura generale, curvatura di profilo, curvatura planare	Media
	Eastness e northness	Media
	Classi litotecniche	Percentuale di area occupata da ogni classe all'interno dell'unità di versante. Ogni percentuale rappresenta una variabile



MODELLO - EXPLAINABLE BOOSTING MACHINES

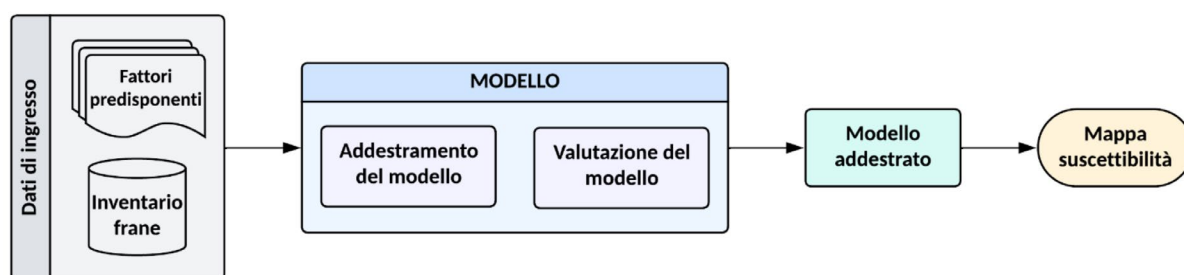
I modelli di apprendimento automatico utilizzati per la mappatura della suscettibilità appartengono agli *Explainable Boosting Machines* (EBMs) (Nori et al., 2019). Gli EBM sono una recente generazione dei modelli statistici denominati *Generalized Additive Models* (GAMs) (Hastie and Tibshirani, 1987) e rientrano nella categoria dei modelli di *machine learning* trasparenti (*glass-box*), poiché oltre che a elevate abilità predittive associano la possibilità di poter comprendere e analizzare in modo diretto il contributo di ogni singola variabile indipendente sul risultato finale.

Tali caratteristiche rendono gli EBM particolarmente adatti per la mappatura della suscettibilità da frana (Maxwell et al., 2021; Caleca et al., 2024). In Figura 11 è riportato il flusso di lavoro che è stato adottato. In particolare, ogni modello EBM è stato addestrato sui dati di ingresso per riconoscere le condizioni statistiche che hanno favorito l'innescò di una frana in passato. Successivamente, ogni modello è stato valutato tramite metriche statistiche per verificarne l'affidabilità e la capacità di previsione.

Nello specifico, non tutte le frane presenti negli inventari sono state utilizzate per addestrare il rispettivo modello: il 30% di esse è stato riservato alla fase di valutazione, secondo un approccio tipico dei modelli di *machine learning*, che prevede una suddivisione dei dati in due insiemi distinti, uno per l'addestramento e uno per la valutazione. Infine, il modello addestrato è stato impiegato per generare mappe di suscettibilità.

Fig. 11

Flusso di lavoro per la modellazione e mappatura della suscettibilità da frana





RISULTATI

Mappe di suscettibilità

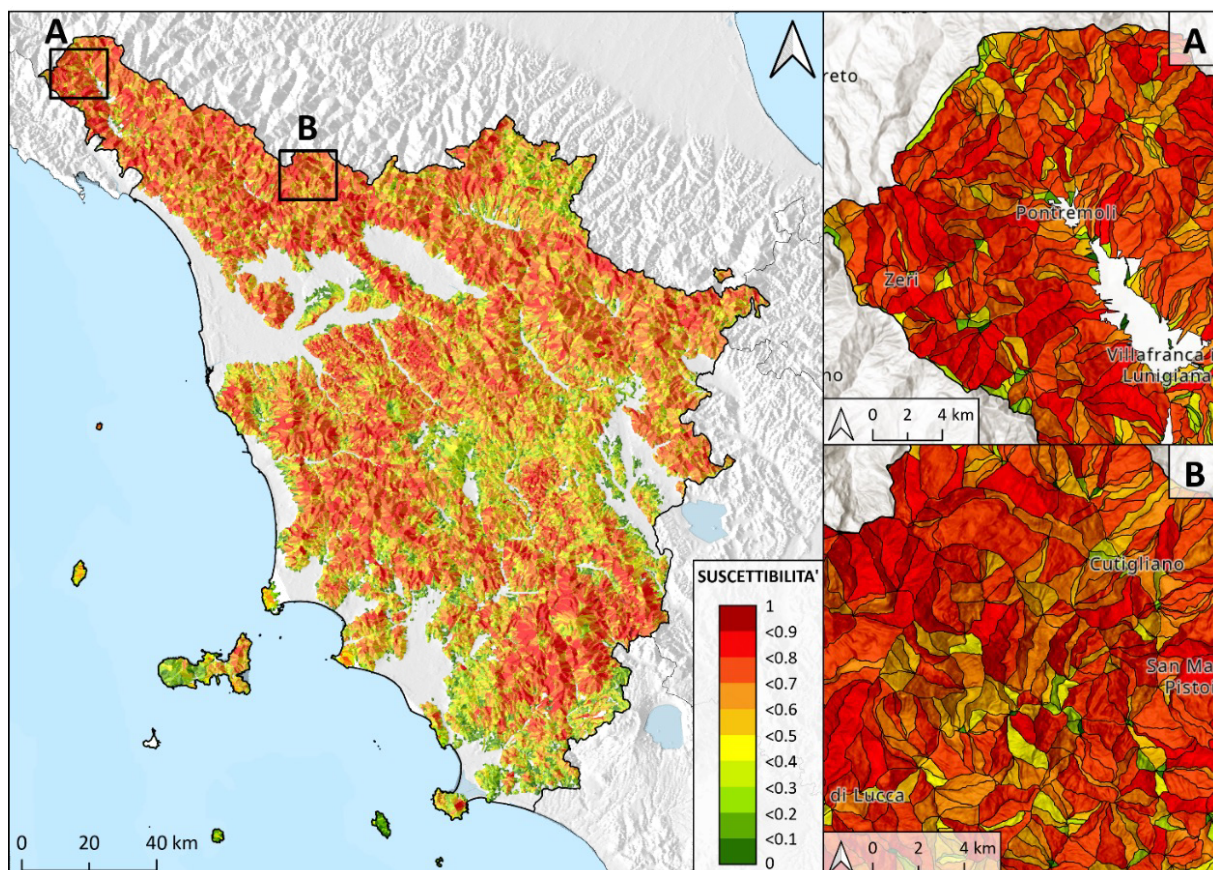
In Figura 12 è riportata la mappa di suscettibilità delle frane lente. L'intero settore Appenninico, in particolare nei rilievi settentrionali (Lunigiana, Garfagnana, Appennino pistoiese e pratese) mostra valori di suscettibilità molto elevati, come mostrato in dettaglio in Figura 12A e Figura 12B, relative a Lunigiana e Appennino pistoiese rispettivamente. Anche il Chianti ed i settori sud-orientali della Regione presentano elevati valori di suscettibilità.

In generale 19.873 unità di versante riportano una suscettibilità maggiore di 0,5, le quali ammontano a circa il 53% delle unità totali e a un'estensione pari a 14.300 km². Al contrario, solo l'8% delle unità di mappatura registra valori di suscettibilità inferiori a 0,1.

In Figura 13 è riportata la mappa di suscettibilità delle frane rapide. Le aree che mostrano una suscettibilità più elevata si concentrano nel settore settentrionale della Regione Toscana. Nel dettaglio, la fascia appenninica settentrionale e nord-orientale, che comprende aree come la Lunigiana, la Garfagnana e l'Alto Mugello, presenta estese zone con suscettibilità elevate. In particolare, i valori di suscettibilità più alti si concentrano in corrispondenza degli affioramenti di rocce arenacee. Tali rocce a causa della degradazione meteorica si disgregano in sabbie e detriti a elevata permeabilità, che hanno una risposta immediata a piogge brevi ed intense, favorendo l'insacco di frane superficiali rapide.

Fig. 12

Mappa della suscettibilità da frane lente della Regione Toscana





In Figura 13A è riportato un dettaglio dell'area della Val di Bisenzio comprendente i comuni di Prato, Montemurlo (PO), Montale (PT), e più a nord fino a Vernio (PO). Come descritto nelle sezioni precedenti, queste aree sono state soggette a numerose frane superficiali rapide innescate dall'evento pluviometrico di novembre 2023, a conferma della loro elevata suscettibilità.

In Figura 13B è riportato un dettaglio dell'area lungo un tratto collinare del Montalbano, anch'esso soggetta a numerosi dissesti a seguito dell'evento di novembre 2023. Le zone attorno a Carmignano (PO) e Quarrata (PT) mostrano valori di suscettibilità elevati (suscettibilità maggiore di 0,7).

In linea generale, le unità di mappatura a cui il modello ha assegnato una suscettibilità maggiore di 0,5 ammontano a 9.675, corrispondenti a circa il 26% del totale e a un'estensione areale di 7400 km².

La distribuzione spaziale della suscettibilità da frana di crollo è riportata in Figura 14. Le zone che mostrano valori di suscettibilità più alti sono l'Appennino nord-occidentale e le Alpi Apuane. Più in generale è evidente come le frane di crollo siano frequenti nelle zone di affioramento di rocce lapidee.

Anche i settori sud-orientali della provincia di Grosseto presentano un'alta suscettibilità per frane di crollo, in corrispondenza di litologie vulcaniche (rocce piroclastiche) fortemente fratturate e alterate, così come il settore occidentale dell'Isola d'Elba (Figura 14B) dove affiorano rocce magmatiche intrusive (granitoidi).

Fig. 13

Mappa della suscettibilità da frane rapide della Regione Toscana

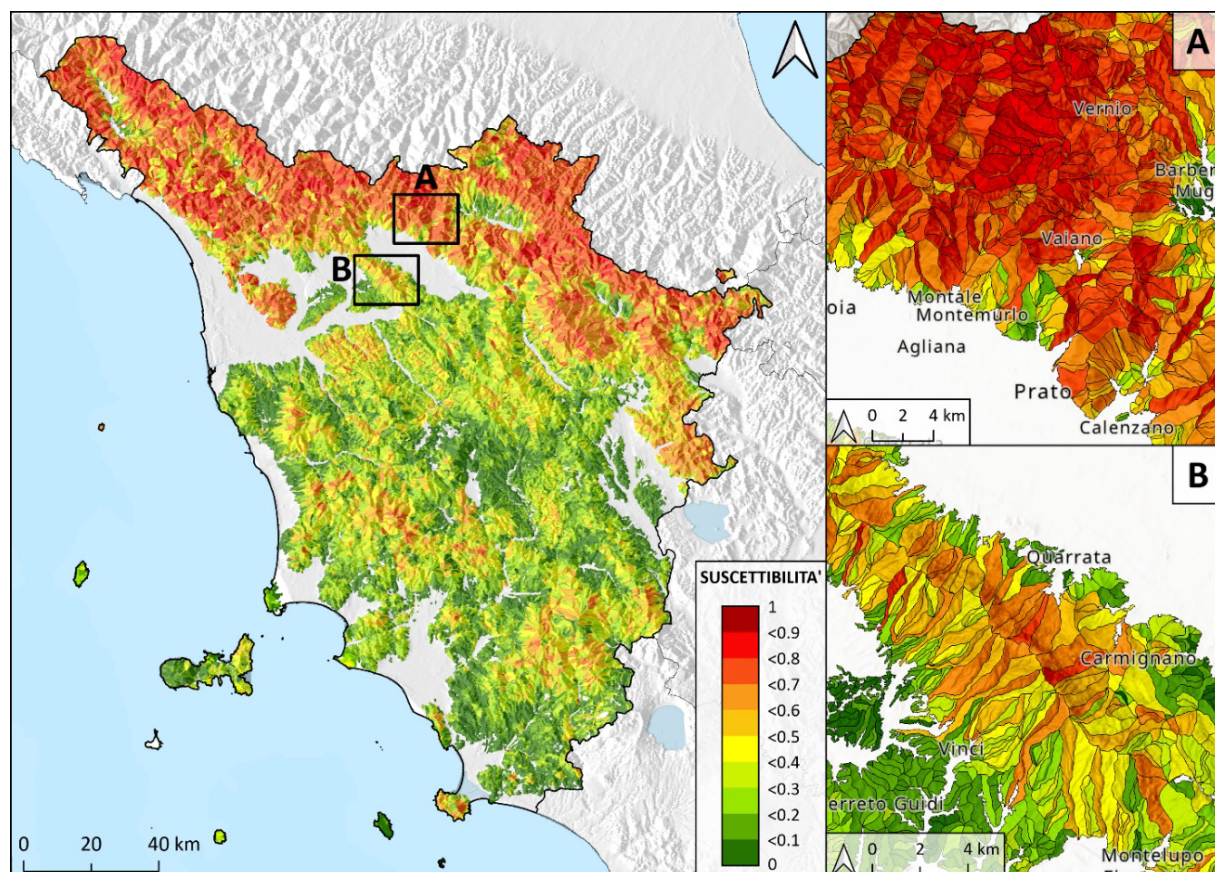
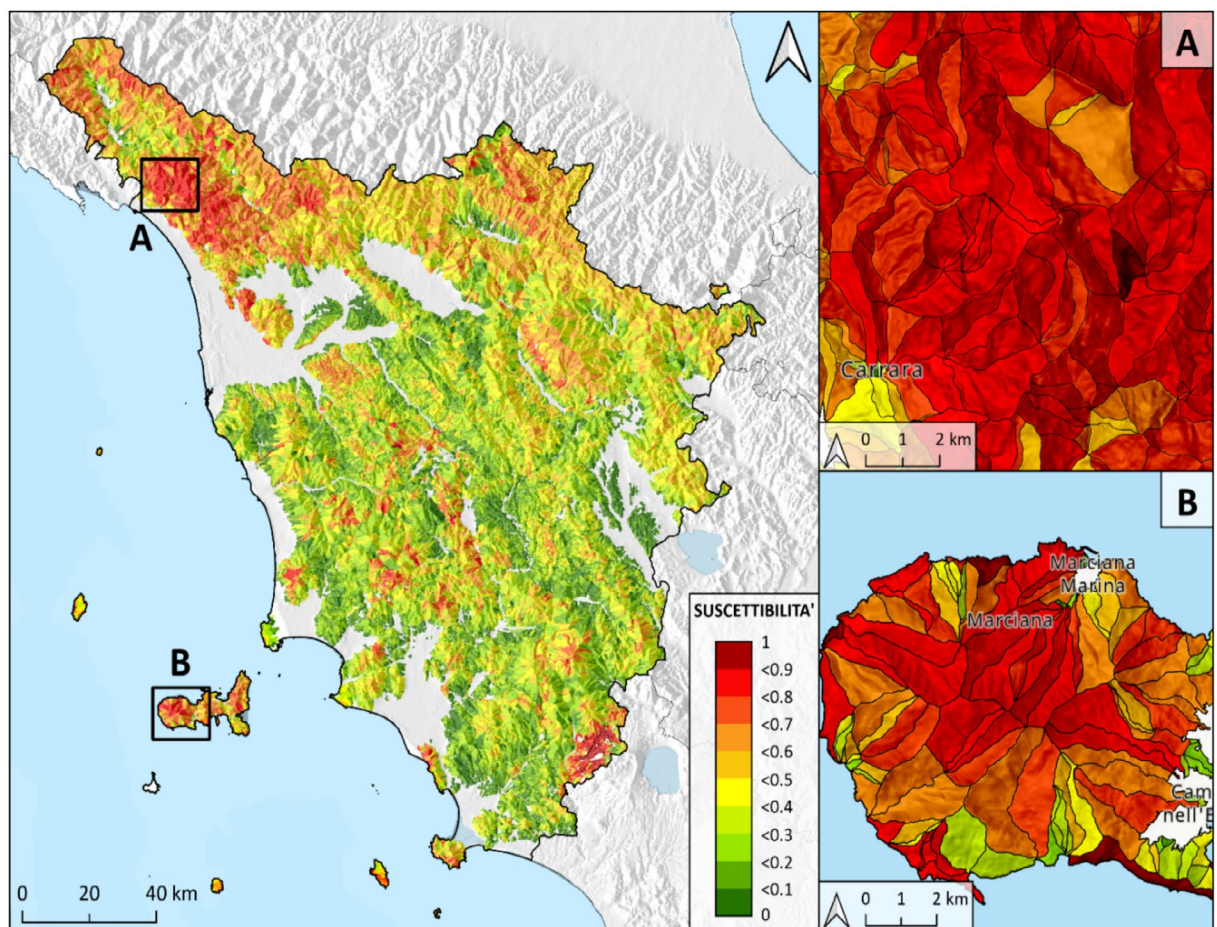




Fig. 14

Mappa della suscettibilità da crolli della Regione Toscana





STATISTICHE A LIVELLO COMUNALE

Le informazioni mostrate in Figura 12, Figura 13 e Figura 14 sono state aggregate a livello comunale nella Figura 15.

In particolare, la Figura 15A mostra l'aggregazione per le frane lente, che evidenzia una netta prevalenza di comuni con valori medio-alti (suscettibilità medie maggiori di 0,6) nei settori nord-ovest della Regione, in particolare, nelle province di Massa-Carrara, Lucca e parte di Pistoia. Anche alcuni comuni del centro-sud della regione, come l'area del Monte Amiata, presentano livelli di suscettibilità elevati. I comuni che presentano i valori maggiori sono: Montecatini-Terre (PT) con 0,78; Pieve a Nievole (PT) con 0,77; Seggiano (GR) con 0,74; Semproniano (GR) con 0,72 e Certaldo (FI) con 0,70.

La Figura 15B evidenzia l'aggregazione per le frane rapide, dalla quale risulta che i comuni con i valori medi più elevati risultano essere concentrati nella parte settentrionale della Regione, in particolare nelle province di Massa-Carrara, Lucca, e Pistoia, così come parte di Prato e Firenze. I comuni che presentano i valori più alti sono Cantagallo (PO) con 0,75; Dicomano (FI) e Fosciandora (LU) con 0,74; Marradi (FI) e Palazzuolo sul Senio (FI) con 0,73.

La Figura 15C riporta l'aggregazione per le frane di crollo, evidenziando come i comuni con i valori più elevati si trovano nel nord-ovest, in particolare nella zona delle Alpi Apuane e in alcuni comuni della Lunigiana, oltreché nell'Arcipelago Toscano. I comuni con suscettibilità più alta sono: Stazzema (LU) con 0,76; Fabbri di Vergemoli (LU) con 0,74; Vagli Sotto (LU) con 0,73; Careggine (LU) con 0,71 e Massa con 0,70.

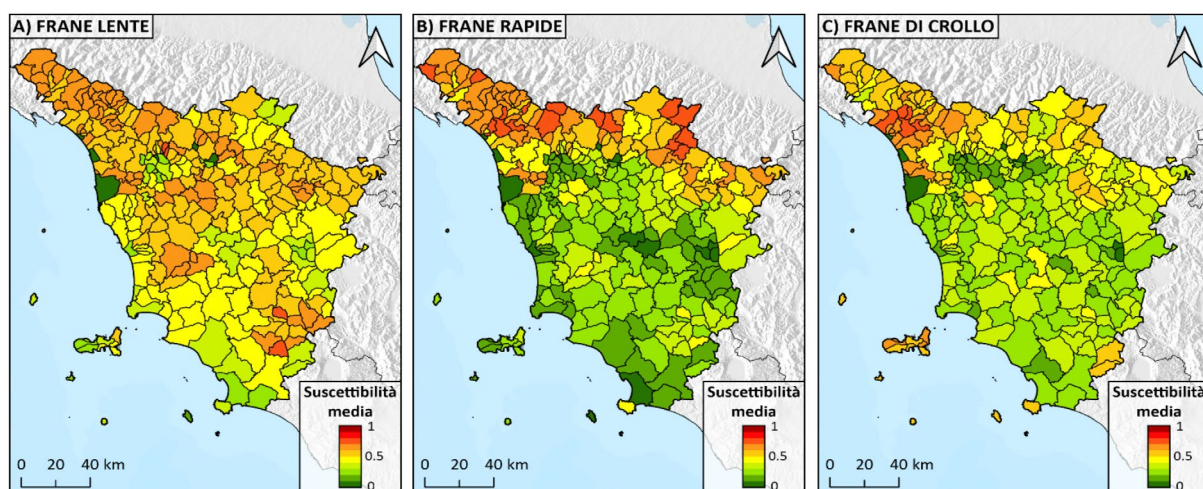
Fig. 15

Aggregazione delle mappe di suscettibilità da frana a livello comunale.

A) frane lente;

B) frane rapide;

C) frane di crollo





Conclusioni

Il lavoro finora svolto nel quadro del progetto Meno Rischio ha permesso di documentare in modo sistematico l'estensione, le caratteristiche e l'impatto delle frane innescate dall'evento pluviometrico del 2 novembre 2023, nonché di realizzare una prima mappatura della suscettibilità da frana su scala regionale per la Toscana, articolata per tipologia di fenomeno.

L'inventario delle frane ha permesso di identificare 411 eventi classificabili con frane superficiali rapide, delle quali l'83% di dimensioni estremamente ridotte (area < 500 m²). L'analisi ha evidenziato una significativa sottorappresentazione di questi fenomeni nei database ufficiali, colmata grazie all'impiego integrato di dati satellitari ad altissima risoluzione, rilievi di campo e fonti istituzionali. L'area più colpita è risultata la Val di Bisenzio, seguita dal Montalbano, con impatti rilevanti su edifici (120) e infrastrutture stradali (oltre 21 km coinvolti).

La modellazione della suscettibilità è stata realizzata attraverso l'impiego di modelli di *machine learning* trasparenti (*Explainable Boosting Machines*), distinti per ciascuna delle tre principali tipologie di frana: frane lente, frane rapide e frane di crollo. L'intera Regione Toscana è stata suddivisa in 37.756 unità di versante, utilizzate come base per l'analisi statistica. I modelli, calibrati su inventari storici e sull'evento del 2023, hanno restituito mappe di suscettibilità che coprono in modo coerente le aree storicamente esposte, ma che rivelano anche nuove zone a rischio potenziale.

Tra i risultati più rilevanti si segnala che oltre metà del territorio regionale presenta un'elevata suscettibilità alle frane lente, mentre le frane rapide si concentrano in aree con litologie facilmente degradabili (rocce arenacee) e risposta rapida alle precipitazioni intense. Le frane di crollo risultano invece associate ad affioramenti rocciosi fratturati, in particolare nelle Alpi Apuane, nella Lunigiana e nei settori vulcanici e granitici dell'Arcipelago Toscano.

Il lavoro svolto rappresenta un passaggio essenziale verso la costruzione di mappe di rischio complete, che richiederanno nella prossima fase del progetto l'integrazione delle informazioni di suscettibilità con quelle relative all'esposizione e alla vulnerabilità. Tali mappe potranno costituire una base operativa per la pianificazione territoriale e la gestione delle emergenze, in linea con gli obiettivi del progetto e con le esigenze della Protezione Civile regionale.



Bibliografia

- Alvioli, M., Marchesini, I., Reichenbach, P., Rossi, M., Ardizzone, F., Fiorucci, F., et al. (2016). Automatic delineation of geomorphological slope units with r. slopeunits v1. 0 and their optimization for landslide susceptibility modeling. *Geosci. Model Dev.* 9, 3975–3991.
- Brabb, E. E. (1984). Innovative approaches to landslide hazard and risk mapping., in *International Landslide Symposium Proceedings, Toronto, Canada*, 17–22.
- Caleca, F., Confuorto, P., Raspini, F., Segoni, S., Tofani, V., Casagli, N., et al. (2024). Shifting from traditional landslide occurrence modeling to scenario estimation with a “glass-box” machine learning. *Sci. Total Environ.* 950, 175277.
- Caleca, F., Lombardo, L., Steger, S., Tanyas, H., Raspini, F., Dahal, A., et al. (2025). Pan-European landslide risk assessment: From theory to practice. *Rev. Geophys.* 63, e2023RG000825.
- Corominas, J., Guzzetti, F., Lan, H., Macciotta, R., Marunteranu, C., McDougall, S., et al. (2023). Revisiting landslide risk terms: IAEG commission C-37 working group on landslide risk nomenclature. *Bull. Eng. Geol. Environ.* 82, 450.
- Corominas, J., van Westen, C., Frattini, P., Cascini, L., Malet, J.-P., Fotopoulou, S., et al. (2014). Recommendations for the quantitative analysis of landslide risk. *Bull. Eng. Geol. Environ.* 73, 209–263.
- Cruden, D. M., and Varnes, D. J. (1996). *Landslide types and processes* In: Turner, KA; Schuster, RL, eds. *Landslides-investigation and mitigation*. National Research Council Transportation Research Board Special Report 247. Washington, DC: National Academy Press.
- Gomes, P. I., Aththanayake, U., Deng, W., Li, A., Zhao, W., and Jayathilaka, T. (2020). Ecological fragmentation two years after a major landslide: Correlations between vegetation indices and geo-environmental factors. *Ecol. Eng.* 153, 105914.
- Guzzetti, F., Reichenbach, P., Cardinali, M., Galli, M., and Ardizzone, F. (2005). Probabilistic landslide hazard assessment at the basin scale. *Geomorphology* 72, 272–299. doi: <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2005.06.002>
- Hastie, T., and Tibshirani, R. (1987). Generalized additive models: some applications. *J. Am. Stat. Assoc.* 82, 371–386.
- Hungr, O., Leroueil, S., and Picarelli, L. (2014). The Varnes classification of landslide types, an update. *Landslides* 11, 167–194.



- Maxwell, A. E., Sharma, M., and Donaldson, K. A. (2021). Explainable boosting machines for slope failure spatial predictive modeling. *Remote Sens.* 13, 4991.
- Merghadi, A., Yunus, A. P., Dou, J., Whiteley, J., ThaiPham, B., Bui, D. T., et al. (2020). Machine learning methods for landslide susceptibility studies: A comparative overview of algorithm performance. *Earth-Sci. Rev.* 207, 103225.
- Mondini, A. C., Chang, K.-T., and Yin, H.-Y. (2011). Combining multiple change detection indices for mapping landslides triggered by typhoons. *Geomorphology* 134, 440–451.
- Nori, H., Jenkins, S., Koch, P., and Caruana, R. (2019). Interpretml: A unified framework for machine learning interpretability. *ArXiv Prepr. ArXiv190909223*.
- Reichenbach, P., Rossi, M., Malamud, B. D., Mihir, M., and Guzzetti, F. (2018). A review of statistically-based landslide susceptibility models. *Earth-Sci. Rev.* 180, 60–91.
- Tarquini, S., Isola, I., Favalli, M., Battistini, A., and Dotta, G. T. (2023). a Digital Elevation Model of Italy with a 10 Meters Cell Size (Version 1.1). *Ist. Naz. Geofis. E Vulcanol. INGV Roma Italy* 1, 1–2.
- Tavakkoli Piralilou, S., Shahabi, H., Jarihani, B., Ghorbanzadeh, O., Blaschke, T., Gholamnia, K., et al. (2019). Landslide detection using multi-scale image segmentation and different machine learning models in the higher himalayas. *Remote Sens.* 11, 2575.
- USDA-SCS (1986). *Urban hydrology for small watersheds*. United States Department of Agriculture, Soil Conservation Service, Engineering Division.