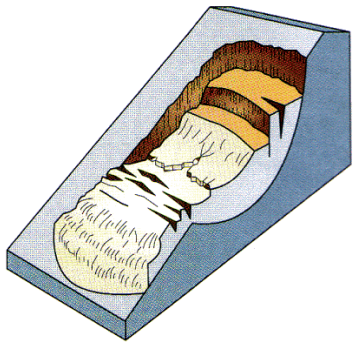


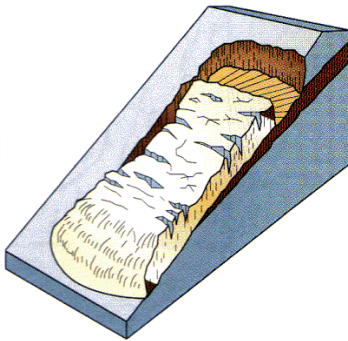
gM 57



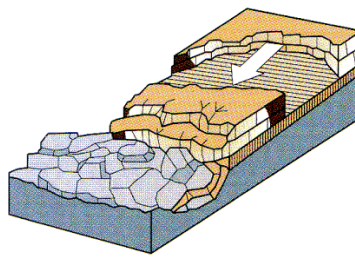
Rivista Ufficiale dell'Ordine dei Geologi delle Marche



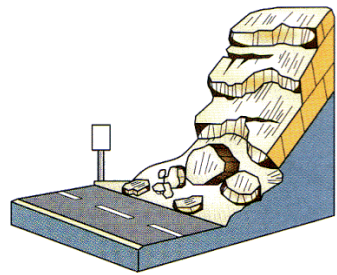
Rotational landslide



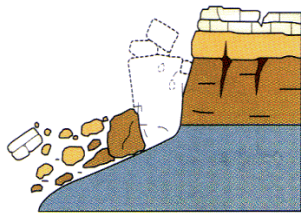
Translational landslide



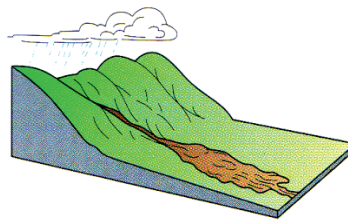
Block slide



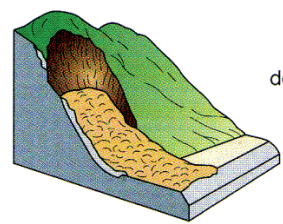
Rockfall



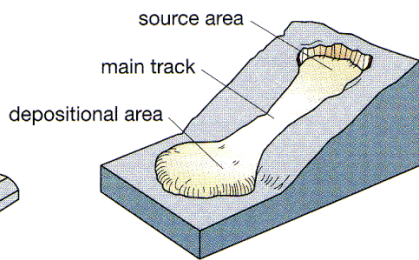
Topple



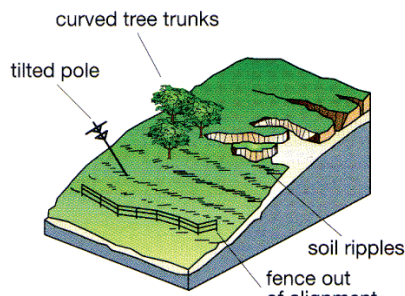
Debris flow



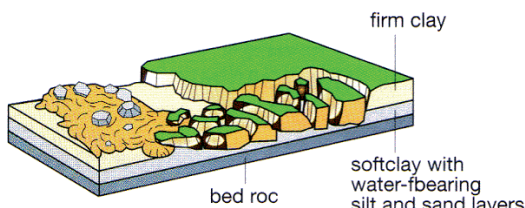
Debris avalanche



Earthflow



Creep



Lateral spread



GEOLOGI MARCHE

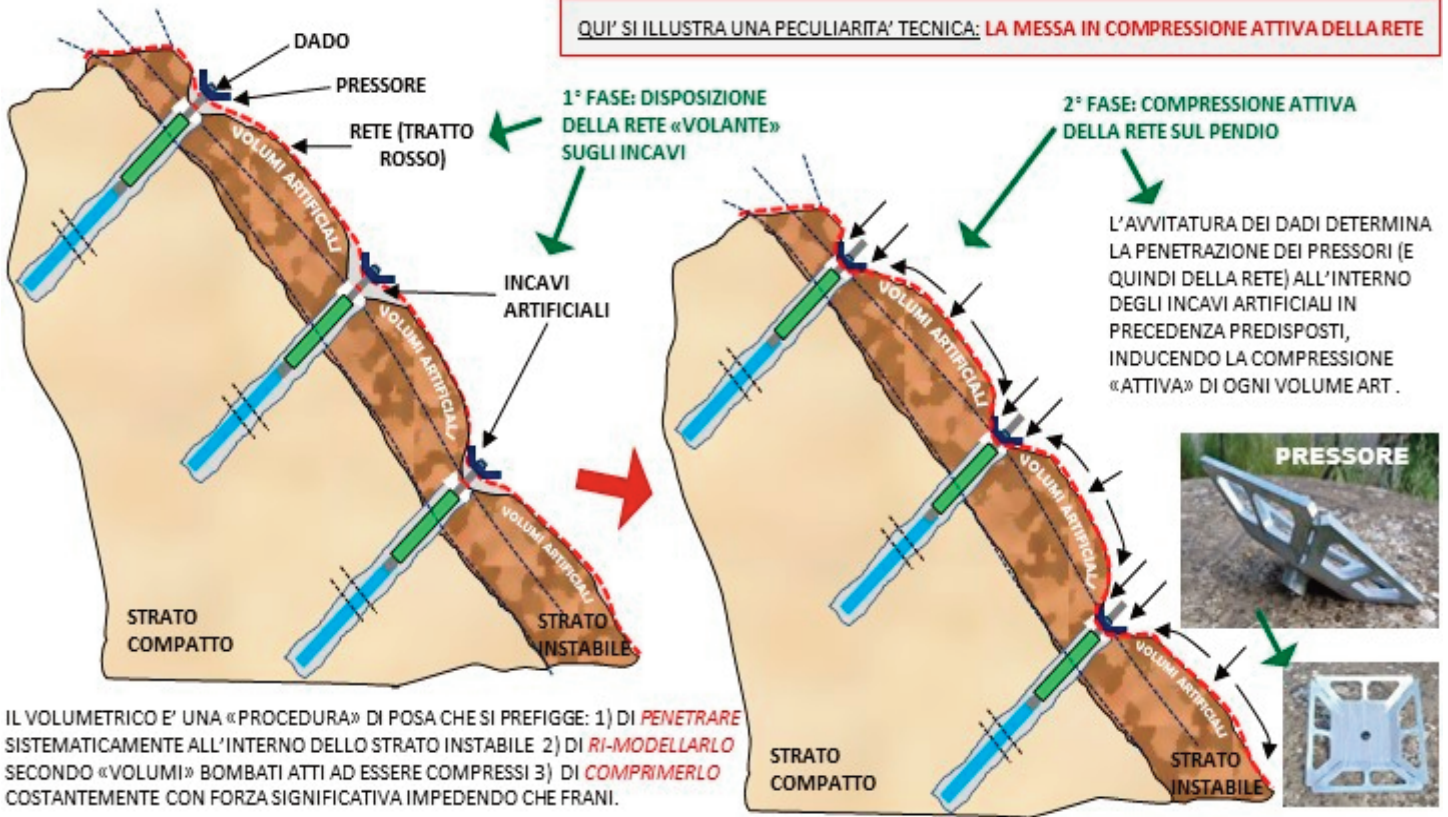
Risorse per il territorio e la sostenibilità ambientale

IMPIANTI «VOLUMETRICI»

PER IMPEDIRE LE FRANE

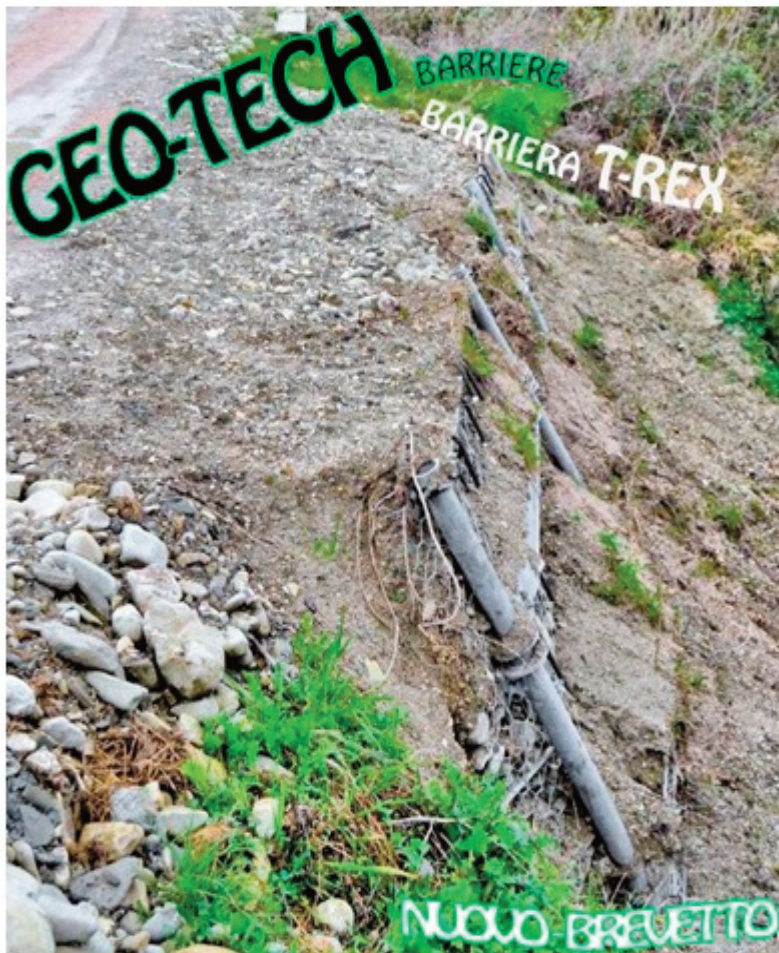
N.4 BREVETTI: UN VERO SISTEMA «ATTIVO» DI COMPRESIONE

QUI SI ILLUSTRANO UNA PECULIARITA' TECNICA: LA MESSA IN COMPRESIONE ATTIVA DELLA RETE



IL VOLUMETRICO E' UNA «PROCEDURA» DI POSA CHE SI PREFIGGE: 1) DI PENETRARE SISTEMATICAMENTE ALL'INTERNO DELLO STRATO INSTABILE 2) DI RI-MODELLARLO SECONDO «VOLUMI» BOMBATI ATTI AD ESSERE COMPRESI 3) DI COMPRIMERLO COSTANTEMENTE CON FORZA SIGNIFICATIVA IMPEDENDO CHE FRANI.

Per ricevere materiale esaustivo di studio e di progettazione: Centro Ricerche GEO-TECNOLOGIE DELLE FRANE di LEGA ROCCIA TORI srl. via Europa Unita n.17 Frontino (PU) E-Mail: legarocciatori@libero.it Tel. 0722/71299 Tel. 333/3338433 Tel. 328/0660259



OFFICINE:

GEO-TECH BARRIERE – Macerata Feltria – (PU).

Per info tecniche e prezzi: Tel. 333 - 3338433

- RIFACIMENTI STRADALI
- CONTENIMENTO FRANE
- TERRE ARMATE RINFORZATE
- PROTEZIONI SPONDALI
- TERRAZZAMENTI
- RILEVATI
- DIGHE
- CONSOLIDAMENTI



- MASSICCIA
- ECONOMICA
- ZINCATURA A SPES.
- TIRANTI A 5-9 MT.
- MICROPALI A 3-5 MT.
- RINVERDENTE
- ALTEZZA 2-6.MT.
- OGNI LUNGHEZZA



SOMMARIO

DALLA REDAZIONE

Geologia, numeri, modelli, dati
(Una riflessione sull'attuale situazione)

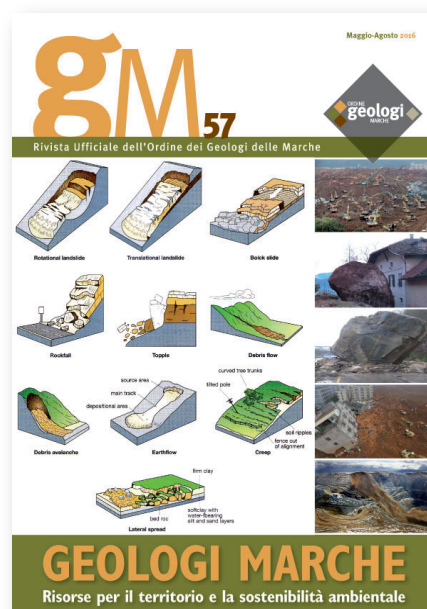
Fabio Lattanzi 3

UNIVERSITA' - RICERCA

Problematiche di valutazione della suscettibilità da frana
L'esempio del bacino del torrente Turbolo
(Calabria settentrionale)

Valeria Rago, Massimo Conforti, Paola Caloiero, Giulio Iovine,
Oreste Terranova, Francesco Muto, Stefania Pascale 4

Riguardo gli articoli del Dott. Geol. Enzo Franchini pubblicati nei numeri 55 e 56 della rivista, per eventuali chiarimenti ed approfondimenti potete scrivere al seguente indirizzo e-mail: franchini.e@tiscali.it



Periodico quadrimestrale edito
dall'Ordine dei Geologi delle Marche
registrato al Tribunale di Ancona
al n. 11/08 del 09/05/2008

Composizione Consiglio:

Andrea Pignocchi	Presidente
Sara Prati	Vice Presidenta
Cinzia Marucci	Segretario
Daniele Mercuri	Tesoriere
Cesare Bisiccia	Consigliere
Michele Gliaschera	Consigliere
Fabio Lattanzi	Consigliere
Marco Materazzi	Consigliere
Paola Pia Pino D'Astore	Consigliere
Filippo Piscaglia	Consigliere
Fabio Vita	Consigliere

Direttore Responsabile:

Andrea Pignocchi

Direttore di Redazione:

Fabio Lattanzi

Comitato di Redazione:

Andrea Pignocchi, Sara Prati, Cinzia Marucci,
Daniele Mercuri, Cesare Bisiccia,
Michele Gliaschera, Fabio Lattanzi,
Marco Materazzi, Paola Pia Pino D'Astore,
Filippo Piscaglia, Fabio Vita

Comitato scientifico:

Piero Farabollini
Gilberto Pambianchi
Mario Tramontana

Pubblicità:

Ordine dei Geologi delle Marche
60121 Ancona - Corso Garibaldi, 28
Tel. 071 2070930

Impaginazione:

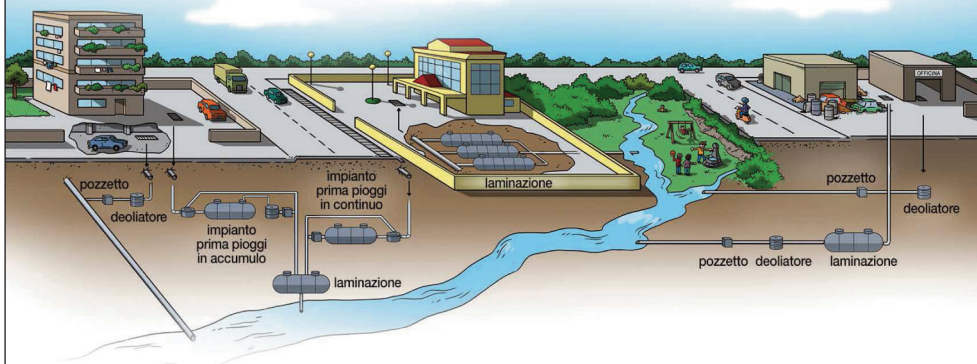
Tecnoprint New srl Ancona

N° 57 Anno XX - 2016

dispositivi per l'invarianza idraulica

Starplast
stampaggio rotazionale materie plastiche

La produzione di manufatti in PE nella tecnica dello stampaggio rotazionale, il rispetto delle norme nazionali ed internazionali in tema ambientale, la ricerca geometria di costruzione e la qualità dei componenti utilizzati, garantiscono una risposta efficace ed economica attraverso i propri sistemi di depurazione, trattamento e recupero dell'acqua.



Starplast
stampaggio rotazionale materie plastiche

TRATTAMENTO
BIOLOGICO

TRATTAMENTO
METEORICO



RECUPERO
ACQUE

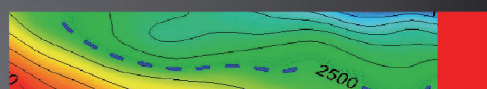
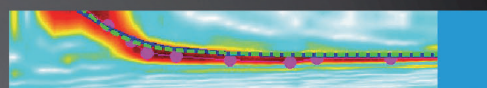
SOLLEVAMENTI

Mercatale di Sassocorvaro (PU)
info@starplastsrl.it
starplastsrl.it | 0722 725108



Studiosisma srl

SOCIETÀ DI SERVIZI PER GEOLOGIA, INGEGNERIA E AMBIENTE



INDAGINI SISMICHE

- MISURE HVSR
- MASW - REMI - ESAC
- RIFRAZIONE E TOMOGRAFIE SISMICHE
- DOWN HOLE - CROSS HOLE

INDAGINI ELETTRICHE

- TOMOGRAFIE ELETTRICHE DI SUPERFICIE 2D - 3D

INDAGINI GEOTECNICHE

- PROVE PENETROMETRICHE STATICHE E DINAMICHE

INDAGINI GEORADAR

INDAGINI STRUTTURALI

- MONITORAGGI IN CONTROLLO REMOTO
- ANALISI FREQUENZIALI E MODALI
- MISURE VIBROMETRICHE

MODELLAZIONI 2D

ALLE DIFFERENZE FINITE

- STUDI AVANZATI DI RISPOSTA SISMICA LOCALE
- VERIFICHE DI STRUTTURE INTERAGENTI CON IL TERRENO
- SIMULAZIONI NUMERICHE DI FENOMENI NATURALI

Sede legale: Vicenza - tel/Fax 0444.962532 - mail: info@studiosisma.com - web: www.studiosisma.com
Referente Marche: Geol. Tomassoli Claudia - Pesaro - tel. 347.4631005 - mail: claudia_tomassoli@hotmail.com

GEOLOGIA, NUMERI, MODELLI, DATI (Una riflessione sull'attuale situazione)

Prendendo spunto dall'ottimo lavoro esposto nell'articolo della rivista, pongo all'attenzione di voi colleghi alcune riflessioni sia sulla nostra professione che sui suoi contenuti scientifici.

Nell'articolo si parla di frane e di modelli, che non sono altro che una rappresentazione matematica della realtà tanto più esatta quanto più i dati di ingresso sono numerosi e precisi.

In questi ultimi anni con un utilizzo sempre più massiccio del binomio *gis* e *geostatistica* si sono fatti passi notevoli nell'interpretare la natura, metodi sempre più raffinati ci permettono di fare previsioni sul comportamento di questo o quel fenomeno.

Sicuramente la parte del leone nella modellistica lo fa la matematica, materia ostica per noi geologi lavorare con numeri, formule, dimostrazioni ed astrazioni non è nella nostra cultura professionale.

Lord Kelvin diceva: "Possiamo conoscere qualcosa dell'oggetto di cui stiamo parlando solo se possiamo eseguirvi misurazioni, per descriverlo mediante numeri; altrimenti la nostra conoscenza è scarsa e insoddisfacente".

Quindi se la nostra professione è una professione tecnica prima o poi toccherà sporcarsi le mani con le scienze esatte matematica, fisica, statistica, informatica ecc.

Forse questo momento è arrivato, portato dalla crisi, una modalità strana di costrizione all'aggiornamento tecnico. Ora vediamo con cosa realmente dobbiamo confrontarci probabilmente per avere un futuro, considerando che la relazione geologica "classica" avrà sempre meno richiesta di mercato e valutando anche le direzioni sempre più conservative che stanno prendendo le normative regionali, nazionali e comunitarie sull'uso/consumo di suolo. Sta sempre più prendendo forma e consistenza la cosiddetta "governance" del territorio che comprende il contrastare le variazioni climatiche, la prevenzione e monitoraggio del dissesto idrogeologico, la tutela dei suoli e delle acque ecc... ecc... ad ognuna di queste "problematiche" va associato un modello matematico che va

confutato e/o modificato e per fare ciò servono dati sito-dipendenti nuovi e precisi.

Quindi saranno di fondamentale importanza la creazione di database relazionali realizzati con programmi open-source, questi contenitori ad indirizzi geografici certi dovranno essere riempiti di dati, che inoltre dovranno avere la caratteristica di poter comunicare tra di loro attraverso campi in comune ovvero dei ponti numerici che permettono l'utilizzo simultaneo di dati provenienti da più tabelle diverse.

Questi dati dovranno pervenire da misurazioni effettuate con strumenti, ci saranno tanti tipi di dati e quindi tanti tipi di misurazioni effettuate con molti strumenti diversi. Ormai è da tempo che i ricercatori dicono che seppur i modelli (formule) sono validi quello che manca sono i dati aggiornati ad ogni singola realtà misurabile.

Non c'è figura professionale più adatta del geologo per poter svolgere tale tipo di lavoro, chi meglio di un geologo può capire che tipo di piezometro utilizzare a seconda della stratigrafia dei terreni attraversati, o se quel dato di permeabilità associata a quel terreno è plausibile o no.

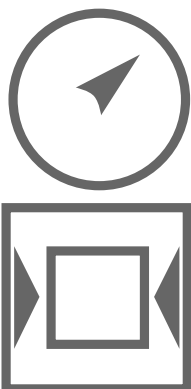
Una volta acquisiti i dati in campagna questi dovranno essere trasferiti nel database e da questo nel modello magari creato con un programma ad hoc, quindi entra nello scenario futuro anche una buona base di informatica spinta sino alla programmazione.

Inoltre questi modelli devono essere contestualizzati in un territorio rappresentabile dal punto vista cartografico (sempre nostre competenze associate da tempo) ed infine dovranno far parte di un disegno di sviluppo sociale e urbanistico di controllo e prevenzione dove la figura del geologo dovrà esser sempre presente.

Insomma si stanno aprendo scenari fino a qualche anno fa insospettabili e soprattutto stimolanti dal punto di vista professionale, ovviamente bisognerà rimboccarsi le maniche, rimettersi in gioco e studiare...

Geol. Fabio Lattanzi

fabiolattanzigeologo@gmail.com



LABORATORIO GEOMECCANICO

di Ugo Sergio Orazi

dal 1979

Laboratorio Autorizzato dal Ministero delle Infrastrutture e dei Trasporti ad effettuare e certificare prove di cui all'art. 59 del DPR 380/2001

Terre / Rocce / Aggregati / Prove di carico su palo

Iscritto all'Albo dei laboratori pubblici e privati altamente qualificati del Ministero dell'Istruzione dell'Università e della Ricerca (MIUR)



Via Cairo, snc - 61024 Mombaroccio (PU) - Tel. 0721 470043 - Fax 0721 920260
www.laborazi.it - e-mail info@laborazi.it

PROBLEMATICHE DI VALUTAZIONE DELLA SUSCETTIBILITÀ DA FRANA L'esempio del bacino del torrente Turbolo (Calabria settentrionale)

Valeria Rago¹, Massimo Conforti², Paola Caloiero¹, Giulio Iovine¹,
Oreste Terranova¹, Francesco Muto³, Stefania Pascale¹

1) CNR-IRPI di Cosenza

2) CNR-ISAFOM di Rende (CS)

3) Università della Calabria - Dipartimenti di Biologia, Ecologia e Scienze della Terra - Rende (CS)

Parole chiave: *frana, suscettibilità, euristico, geo-statistico, modellistica*

RIASSUNTO

Si descrive un esempio di applicazione di quattro metodi d'analisi, di cui uno (SMC) ascrivibile all'approccio euristico e tre (HI, LR, e ANN) a quello geo-statistico, per la redazione di mappe di suscettibilità da frana in un bacino sperimentale della Calabria settentrionale (torrente Turbolo). Lo studio si articola in diverse fasi, comprendenti l'acquisizione, l'organizzazione e la successiva elaborazione dei dati in ambiente GIS. Sono state inizialmente redatte una carta inventario delle frane e le mappe dei fattori predisponenti, costituenti i livelli informativi di *input* delle procedure di analisi. I diversi metodi di analisi sono stati quindi applicati all'area di studio: dopo un'adeguata fase di inizializzazione/calibrazione dei modelli, e successiva validazione, sono state realizzate le mappe di suscettibilità per ciascuno dei metodi considerati. Si descrivono brevemente i risultati e si confrontano le potenzialità e i limiti dei diversi metodi impiegati. Emerge la rilevanza di un'approfondita conoscenza specialistica delle problematiche territoriali per un adeguato impiego delle tecniche di modellazione ai fini sia di una corretta pianificazione sia di un'efficace azione di protezione civile.

1. Introduzione

Nell'intero territorio nazionale - e segnatamente in Italia meridionale - le frane rappresentano la principale causa di rischio, dopo i terremoti, per la popolazione e per i suoi beni (Canuti & Casagli, 1996). Le statistiche prodotte negli ultimi decenni mostrano la compresenza di infrastrutture, insediamenti antropici e frane su una significativa parte del territorio (Guzzetti, 2000; Salvati et al., 2010). L'occorrenza di fenomeni franosi condiziona notevolmente le possibilità di sviluppo socio-economico: per una migliore convivenza con essi, un elemento fondamentale è costituito dalla corretta comprensione dei luoghi potenzialmente soggetti a movimenti di versante. Su tale base, è possibile effettuare una corretta pianificazione urbanistica, realizzare eventuali opere di sistemazione

ed implementare sistemi di monitoraggio e mitigazione, per gestire nel modo più appropriato il rischio geo-idrologico.

Notevoli sforzi sono stati dedicati negli ultimi decenni allo studio delle caratteristiche territoriali delle aree maggiormente suscettibili, ovvero più predisposte alla franosità. Grazie all'impiego di varie tecniche di indagine, è possibile analizzare i fattori geo-ambientali (detti *predisponenti*) ritenuti favorevoli all'origine e allo sviluppo dell'instabilità. Simili valutazioni vengono generalmente effettuate in una serie di fasi: i) mappatura delle frane esistenti in una data area di studio (carta inventario); ii) predisposizione dei livelli informativi relativi ai fattori predisponenti; iii) stima dell'influenza (peso) di ciascun fattore rispetto all'instabilità di versante nell'area considerata (calibrazione); iv) verifica dell'affidabilità delle previsioni del modello rispetto a un campione di dati di controllo (validazione); v) zonazione dell'area di studio in termini di *suscettibilità* (ovvero, di *probabilità spaziale di occorrenza*), assoluta o relativa.

Si noti che, nella valutazione della predisposizione del territorio ad essere coinvolto in fenomeni di instabilità franosa, è sempre opportuno distinguere la previsione delle zone in cui le frane possono originarsi (*suscettibilità da innesco*, relativa alle c.d. "zone di alimentazione" o *source areas*, come nel caso del presente studio – cfr. e.g. Iovine et al., 2014) da quella riguardante i settori che possono essere coinvolti dalla propagazione degli stessi fenomeni (*suscettibilità da invasione*), per la quale è necessario ricorrere ad adeguate stime di *run-out* (cfr. e.g. Iverson et al., 1998; Iovine, 2008; Iovine & Mangraviti, 2009; von Ruetten et al., 2015; Schraml et al., 2015).

Esistono diversi approcci di analisi per le valutazioni di suscettibilità (Aleotti & Chowdhury, 1999; Guzzetti et al., 1999; Corominas et al., 2014). Tra i principali, quello *deterministico* (Simoni et al., 2008; Armaş et al., 2014; Formetta et al., 2014) richiede l'esecuzione di verifiche di stabilità dei pendii e necessita, pertanto, di una conoscenza molto accurata (e onerosa) su aspetti riguardanti il tipo dei materiali coinvolti, la forma del pendio, le condizioni idrogeologiche, le caratteristiche geo-meccaniche e geo-strutturali, ecc. Una simile impostazione di studio può essere talvolta giustificata – e.g. in caso di contesti localizzati di particolare rilevanza socio-economica, minacciati da fenomeni di instabilità – ma non risulta ragionevole né sostenibile per vasti territori (es. a scala di bacino o regionale). In questi ultimi casi, si tende essenzialmente ad utilizzare approcci di tipo *empirico* e/o *geo-statistico* (Castellanos Abella & van Westen, 2007; Guzzetti et al., 2005; Gullà et al., 2008) che risultano meno onerosi ma comunque efficaci per una prima distinzione delle zone maggiormente propense all'instabilità di versante.

Nel presente lavoro, si descrive un esempio di applicazione di 4 diversi metodi d'analisi, ascrivibili all'approccio *euristico* (*Spatial Multi-Criteria* - SMC) e a quello *geo-statistico* (*Hazard Index* – HI; *Logistic Regression* – LR; *Artificial Neural Networks* - ANN), per la redazione di mappe di

suscettibilità da frana in un bacino sperimentale della Calabria settentrionale (torrente Turbolo). Lo studio è stato articolato in diverse fasi, riguardanti l'acquisizione, organizzazione e successiva elaborazione dei dati. In particolare, sono state inizialmente redatte una carta inventario delle frane e le mappe dei fattori predisponenti, selezionati in base a conoscenze di letteratura tra quelli considerati più influenti per la franosità nell'area di indagine. Tali mappe costituiscono i livelli informativi di *input* delle procedure di analisi. L'archiviazione e l'elaborazione dei dati è stata condotta in ambiente GIS, sulla base di livelli informativi geo-riferiti di tipo *raster* (con *pixel* di 10 m di lato). I vari metodi di analisi sono stati quindi applicati all'area di studio, in genere attraverso una vera e propria fase di calibrazione dei modelli. Una volta validati i risultati, sono state realizzate le mappe di suscettibilità per ciascuno dei metodi considerati.

Dopo una sintetica presentazione dell'area di studio, e dei diversi approcci e metodi d'analisi considerati, si descrivono brevemente i risultati ottenuti, espressi in termini di mappe di suscettibilità relativa, e si confrontano potenzialità e limiti dei diversi metodi impiegati.

2. Inquadramento geografico, geologico e geomorfologico

Il bacino del torrente Turbolo (Fig. 1) è ubicato nel settore centro-settentrionale della Calabria. Il torrente è un affluente di sinistra del fiume Crati: si origina in Catena Costiera e drena verso est, con un bacino idrografico esteso circa 30 km² e quote variabili tra 75 e 1015 m s.l.m.

Dal punto di vista geologico (Fig. 2), esso ricade a ridosso di un'importante direttrice tettonica regionale, con direzione circa N-S, che delimita i depositi neogenici di riempimento del *graben* del Crati (Colella et al., 1987), a est, rispetto alle rocce cristallino-metamorfiche paleozoico-cretaciche che costituiscono l'*horst* della Catena Costiera (Tortorici et al., 1995), a ovest.

In particolare, nella porzione più occidentale del bacino affiorano gneiss biotitico-granitiferi, sovrascorsi su rocce filladiche grigio-scure, associate a metareniti e scisti anfibolitici. A ridosso del citato allineamento tettonico, si rinvengono argille gessose messiniane (Lanzafame & Zuffa, 1976) e diffusi detriti di versante. Nella porzione mediana del bacino affiorano, prevalentemente, argille siltose grigio-azzurre del Pliocene superiore e, subordinatamente, sabbie e arenarie del Pleistocene inferiore. Più ad est, affiorano depositi trasgressivi risalenti al Calabriano, rappresentati da sabbie con intercalazioni di conglomerati ricchi in matrice sabbiosa. Il fondovalle è costituito da depositi alluvionali, attuali e recenti, e depositi colluviali.

Nell'area, si riconoscono strutture in prevalenza distensive, rappresentate da faglie sub-verticali con direzione N-S, legate al sollevamento differenziato dell'*horst* della Catena Costiera, tuttora in atto. Strutture compressive sono invece rappresentate da antichi *thrust*, con direzione prevalente N-S ed in subordinate E-W, legati alla strutturazione della Catena. In subordinate, si rinvengono strutture di natura

trascorrente, rappresentate da piani sub-verticali con direzioni medie ca. E-W, ascrivibili al sistema regionale recente, descritto in Tansi et al. (2007).

La geomorfologia dell'area di studio è controllata dall'interazione tra l'assetto geo-strutturale, i caratteri litotecnici, e i processi gravitativi e d'erosione idrica (Conforti, 2009; Conforti et al., 2011; 2014). Nel settore più occidentale, i versanti si presentano ripidi e dissecati da valli strette ed incassate, per l'effetto combinato dell'incisione e del sollevamento della Catena Costiera. Altre forme imputabili al sollevamento tettonico sono le discontinuità plano-altimetriche dei crinali e le faccette triangolari, osservabili in prossimità delle faglie (Tortorici et al., 1995). Nel settore mediano del bacino, caratterizzato da affioramenti di materiali più erodibili e propensi all'instabilità, la morfologia è caratterizzata da pianori e settori a bassa pendenza. I profili dei versanti si presentano articolati, con forme indicative di processi denudazionali di vario tipo. Nel settore orientale, il paesaggio è caratterizzato da terrazzi fluviali, dissecati da valli a "V", smembrati dall'attività tettonica quaternaria (Carobene et al., 1989). Conoidi alluvionali recenti e terrazzi fluviali olocenici sono, inoltre, presenti lungo le principali valli fluviali.

Nel complesso, il bacino di studio presenta quindi caratteristiche litologiche e morfologiche diversificate: prevalgono forme montuose e rocce di natura metamorfica, variamente fratturate e alterate nella porzione più occidentale; in quella mediana e orientale, dominano invece forme collinari, lembi di superfici sub-pianeggianti (conoidi antiche) e fondivalle, con affioramenti di depositi clastici di varia granulometria e scarsa resistenza all'erosione. Il reticolo idrografico mostra un *pattern* sub-dendritico nel settore montano, e a traliccio nel settore collinare. Il grado di gerarchizzazione, secondo Strahler (1952), risulta del V ordine, con densità di drenaggio pari a 5.16 km^{-1} : tale valore è indicativo di una rete idrografica piuttosto fitta e di un'area fortemente dissecata.

I centri abitati e le infrastrutture risultano periodicamente danneggiati, più o meno gravemente, da attivazioni franose (v. par. 3.1). Le caratteristiche geologiche e geomorfologiche – in particolare, l'alternanza di rocce a diversa competenza, i processi di scalzamento al piede dei versanti, l'alta energia di rilievo, ecc. - controllano la distribuzione spaziale, le dimensioni e il tipo delle frane. Anche l'assetto tettonico influenza la franosità, avendo determinato un'intensa fratturazione e deformazione delle rocce e versanti piuttosto acclivi. Il principale fattore di innesco dei fenomeni franosi è rappresentato dalle piogge (intense o prolungate), e subordinatamente dalle attività antropiche (ad es. scavi, tagli stradali, ecc.). Molte aree in frana sono intensamente rimodellate da processi di erosione idrica o da attività antropiche (es. per realizzazione di edifici e strade, o per pratiche agricole).

Il clima è sub-umido, con precipitazioni medie annue di 1200 mm distribuite su 105 giorni, e una temperatura media di 16°C . I picchi di pioggia si verificano, prevalentemente, nel periodo Ottobre-

Marzo, quando si registra in genere l'attivazione di vasti movimenti di massa e di processi di erosione idrica (Iovine et al., 2010; Conforti et al., 2011; Capparelli et al., 2012).

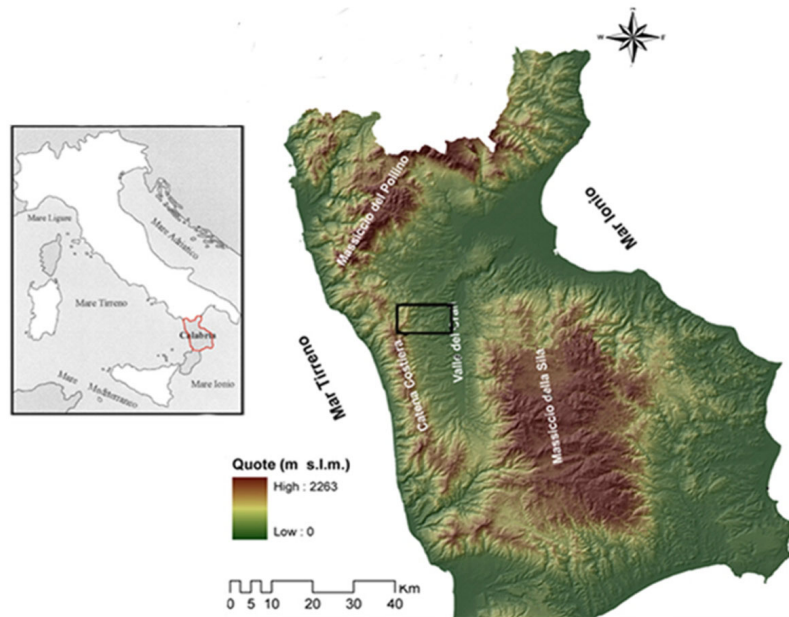


Figura 1. Ubicazione dell'area di studio e caratteri altimetrici della Calabria settentrionale.

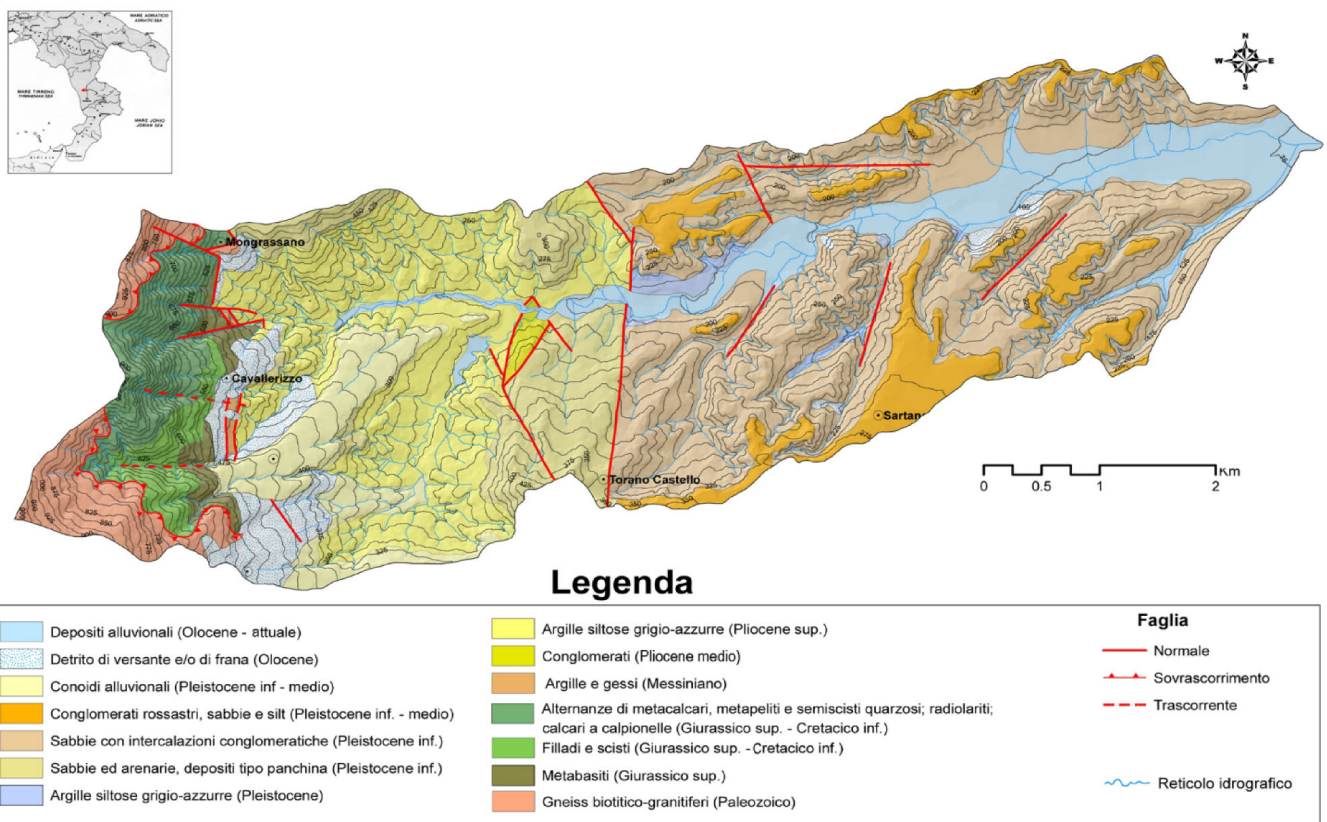


Figura 2. Carta geologica del bacino del torrente Turbolo (da CASMEZ, 1971).

3. Livelli informativi di input

3.1 - Carta inventario delle frane

Tale livello informativo (Fig. 3) è stato ottenuto mediante l'interpretazione di foto aeree risalenti al 1991 (in scala 1:33000) e al 2008 (in scala 1:8000), con verifiche geomorfologiche di campagna. I fenomeni franosi risultano diffusi in tutta l'area di studio e giocano un ruolo importante nell'evoluzione del paesaggio: essi si riscontrano, principalmente, nella parte alta e media del bacino, dove prevalgono affioramenti di rocce metamorfiche alterate e depositi argillosi, rispettivamente. Le frane cartografate sono di tipo sia superficiale che profondo: in alcuni casi, quelle superficiali rappresentano ri-mobilizzazioni parziali (secondarie) di corpi di frana più vasti.

Nel complesso, sono state cartografate 211 frane di vario tipo: l'area in frana ammonta a 5,1 km² e corrisponde al 17,4% dell'area di bacino. La frequenza delle frane risulta pertanto pari a circa 7 frane/km². Sulla base del tipo di movimento (cfr. Varnes, 1978), nel corso della fase di foto-interpretazione, le frane sono state distinte in scivolamenti (65% dei casi), colamenti (6%) e complesse da scivolamento-colamento (29%). Tuttavia, in base alle evidenze cinematiche effettivamente riscontrate in campagna, buona parte dei corpi inizialmente ascritti a colamento può essere considerato di tipo "flow-like". Pertanto, l'analisi di suscettibilità è stata condotta su un unico campione di fenomeni, unificando alle frane da scivolamento s.s. le porzioni di alimentazione delle frane complesse e delle *flow-like landslides*.

Per tutti i fenomeni individuati, sono state distinte le "zone di alimentazione" (ZA) rispetto a quelle di accumulo. Per le analisi di suscettibilità da frana effettuate con l'approccio geo-statistico, sono state infatti considerate tali ZA, in quanto rappresentative delle zone di origine dei fenomeni (Suzen & Doyuran, 2004). Esse sono state campionate in modo casuale per ottenere due popolazioni numericamente equivalenti di *pixel* in frana – dette *training set* e *testing set* – da utilizzare nelle successive fasi di calibrazione e validazione, rispettivamente (Chung & Fabbri, 2003).



GEOS s.n.c. geofisica

tomografia elettrica - geoelettrica - tomografia sismica - m.a.s.w. - misura h.v.s.r. - down hole - georadar - elettromagnetismo - analisi vibrazionali

Indagini geofisiche per la geologia, ingegneria ed ambiente

Geologia del sottosuolo • Frane • Idrogeologia
Cave • Discariche • Siti inquinati
Sottoservizi stradali • Archeologia

Ingegneria sismica • Controlli sulle murature • Vibration monitoring

60035 JESI (AN) • Largo Grammercato, 3 • tel.&fax. 0731.200260 • email: geosgeofisica@fastwebnet.it • www.geosgeofisica.it

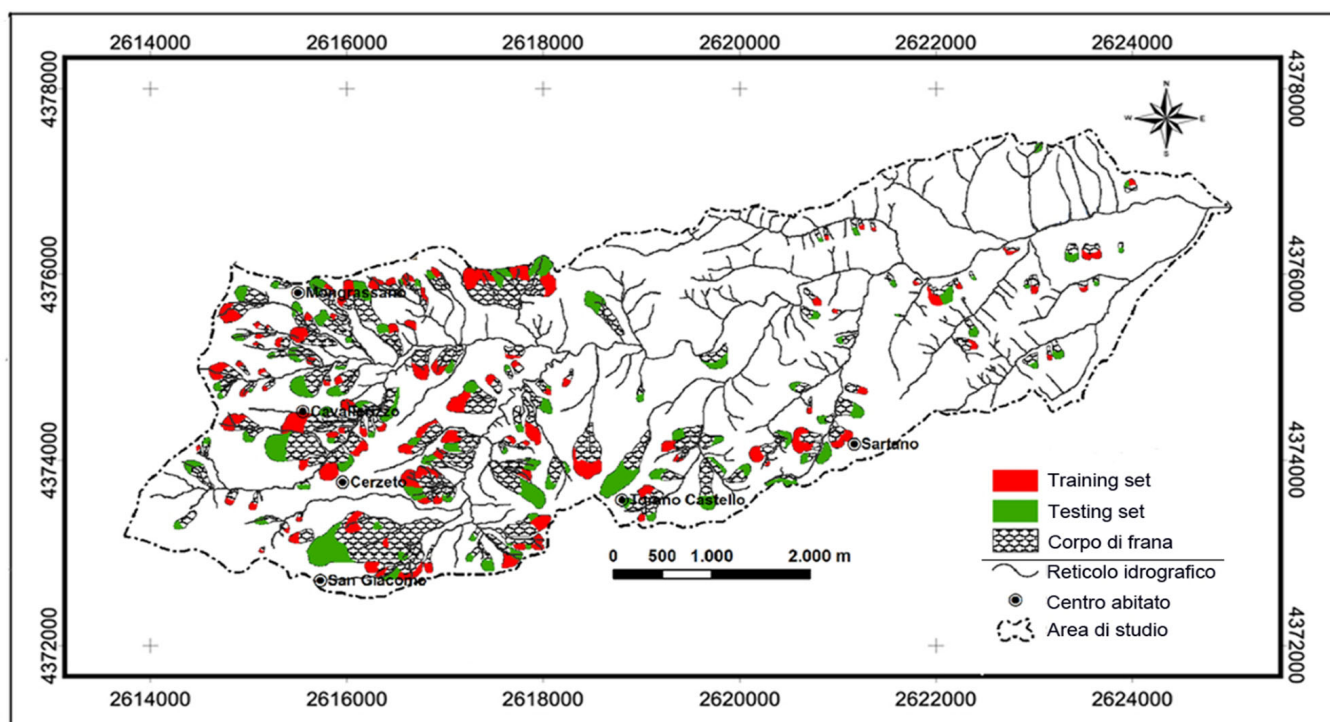


Figura 3. Carta inventario semplificata delle frane, con distinzione delle popolazioni di fenomeni utilizzate per la calibrazione e la validazione. In particolare, le zone di alimentazione del set di calibrazione sono evidenziate in rosso, mentre quelle del set di validazione sono in verde; le zone di accumulo dei fenomeni franosi sono retinate.

3.2 - Fattori predisponenti

Negli studi che riguardano l'analisi di suscettibilità da frana, la scelta dei fattori predisponenti è generalmente dettata dalla scala d'indagine, dalle caratteristiche dell'area di studio e dal tipo di frane considerate (e.g. Glade et al., 2005). Considerando gli orientamenti emersi di recente a livello internazionale (e.g. van Westen, 1997; Rautela & Lakhera, 2000; Cevik & Topal, 2003; Suzen & Doyuran, 2004; Saha et al., 2002; Guzzetti et al., 2005; Lee et al., 2004; Yalcin, 2008; Regmi et al., 2010; Pradhan & Lee, 2010; Xu et al., 2012) e sulla base di recenti studi sulla franosità in Calabria (Gullà et al., 2008; Greco & Sorriso Valvo, 2013; Conforti et al., 2014; Iovine et al., 2014), nel presente studio sono stati selezionati i seguenti fattori predisponenti: *litologia, uso del suolo, distanza da faglia, distanza da reticolo idrografico, altitudine, pendenza, esposizione, curvatura planare, stream power index (SPI), e topographic wetness index (TWI)*. Per ciascun fattore, è stato predisposto un singolo livello informativo, con successiva classificazione dei valori e conversione in formato *grid* (con celle quadrate di 10 m di lato). In particolare, i parametri morfometrici sono stati ricavati dal modello digitale del terreno (DTM), realizzato a partire dalla carta topografica in scala 1:10000. In **Tab. 1**, sono elencate le classi in cui sono stati categorizzati i fattori considerati: per ciascuna classe, si riportano le estensioni areali di territorio e di aree in frana (in termini di numero assoluto di *pixel* e di percentuali rispetto al totale dell'area di bacino) nonché i valori assunti dai parametri dei modelli nel corso delle elaborazioni.

Litotipo

Il tipo di materiale costituisce uno dei principali fattori predisponenti (fattore intrinseco, secondo Varnes, 1978) della franosità, dal momento che i fenomeni di instabilità geomorfologica sono controllati dalle caratteristiche geomeccaniche dei materiali che costituiscono il versante.

Integrando i dati della carta geologica della Calabria (in scala 1:25000 – CASMEZ, 1971), con quelli scaturiti dalla fase di foto-interpretazione e dai rilievi in campo, è stata realizzata una carta litologica dell'area di studio. Le litologie affioranti sono state raggruppate in 8 classi litotecniche, in funzione del loro comportamento geomeccanico (Conforti et al., 2014).

Distanza da faglia

Le relazioni tra frane e strutture tettoniche sono ampiamente studiate (cfr. e.g. Greco & Sorriso-Valvo, 2005; Parise et al., 1997; Saha et al., 2002; Cevik & Topal, 2003; Gupta, 2005; Yilmaz, 2009; Conforti et al., 2012): la distanza dalle faglie è annoverata fra i fattori che predispongono alla instabilità di versante sia per l'energia di rilievo prodotta dal sollevamento differenziato, sia per l'intenso stato di fratturazione e alterazione delle rocce che si riscontra in genere lungo le fasce cataclastiche.

I lineamenti tettonici dell'area di studio sono stati desunti dalla carta geologica della Calabria (in scala 1:25000 – CASMEZ, 1971): per ogni faglia, sono stati creati 6 *buffer* (zone di rispetto, di diversa ampiezza) all'interno dei quali è stata valutata l'incidenza areale della franosità.

Uso del suolo

L'uso del suolo è un fattore considerato in genere significativo rispetto alla stabilità dei versanti (cfr. e.g. Lee & Sambath, 2006; van Westen et al., 2003; Wang & Sassa, 2005; Yalcin, 2008): la presenza di copertura vegetale favorisce, infatti, la stabilità dei versanti nel caso in cui la potenziale superficie di rottura non risulta più profonda degli apparati radicali; viceversa, essa può causare perfino instabilità (Anbalagan, 1992; Pachauri & Pant, 1992). Un terreno denudato o con scarsa copertura vegetale risulta, inoltre, più esposto ai processi di degradazione e all'erosione.

Nel bacino di studio, sette principali classi di uso del suolo sono state riconosciute mediante fotointerpretazione e verifiche di campo. In particolare, oltre il 55% dell'area presenta un utilizzo del suolo prettamente agricolo e/o destinato alla pastorizia.

Distanza dal reticolo idrografico

Le linee di deflusso idrico superficiale possono avere un'importante controllo sulla stabilità dei versanti sia per l'accentuazione delle pendenze prodotta dalle incisioni sia per l'incremento del grado

di saturazione dei terreni (Ellen, 1988; Saha et al., 2002; Cevik & Topal, 2003; Yalcin, 2007). Il deflusso superficiale può, infatti, compromettere la stabilità dei versanti per scalzamento al piede o determinare l'innescò di frane per apporti idrici nel sottosuolo, con conseguente variazione delle pressioni neutre e riduzione delle resistenze.

Per valutare il grado di influenza del reticolo idrografico nell'innescò di frane, per ciascuna asta torrentizia sono stati creati 7 *buffer* di diversa ampiezza, all'interno dei quali è stata valutata l'incidenza areale della franosità.

Altitudine

L'altitudine è un parametro usato frequentemente nell'analisi della suscettibilità da frana in quanto i movimenti gravitativi si verificano, solitamente, in determinati intervalli di quote (cfr. e.g. Pachauri & Pant, 1992; Dai et al., 2001; Cevik & Topal, 2003; Caniani et al., 2008).

Nell'area di studio, le quote variano da 75 a 1015 m e, ai fini delle analisi, sono state suddivise in 9 classi.

Inclinazione

L'acclività (espressa come inclinazione o pendenza) rappresenta un importante fattore di influenza della stabilità dei versanti ed è frequentemente utilizzata per valutarne la propensione al dissesto (cfr. e.g. Lucini, 1969; Carrara et al., 1977; Anbalagan 1992; Pachauri et al., 1998; Lee & Min, 2001; Saha et al., 2002; Cevik & Topal 2003; Lee et al., 2004; Yalcin, 2008; Magliulo et al., 2008). L'inclinazione del pendio condiziona, da un lato, il rapporto tra resistenze e sforzi nel sottosuolo (Skempton & Delory, 1957; Bishop & Morgenstern, 1960; Chandler & Peiris, 1989; Hoek & Bray, 1981) e, dall'altro, il deflusso superficiale, con ripercussioni sui processi di erosione e infiltrazione (Ellen, 1988; Dramis & Gentili, 1977). In generale, si osserva un graduale incremento di franosità con l'aumentare della pendenza ma, raggiunto un picco corrispondenza di una determinata fascia di acclività (diversa per ciascun tipo di fenomeno), le frequenze osservate tendono a diminuire (cfr. e.g. Carrara et al., 1977; Iovine & Merenda, 1993).

Nel presente studio, l'acclività dei versanti è stata estrapolata dal DTM e suddivisa in 7 classi.

Esposizione

L'esposizione dei versanti è spesso considerata negli studi sulla predisposizione alla franosità (cfr. e.g. Crozier, 1986; Carrara et al., 1991; Guzzetti et al., 1999, 2005; Yalcin, 2008), poiché influenza il microclima attraverso angolo e durata di incidenza dei raggi solari. Tale fattore può determinare

condizioni chimiche e/o meccaniche particolari, favorendo l'alterazione delle rocce e la formazione di coperture e suoli, predisponendo così all'instabilità dei versanti.

I valori di esposizione dei versanti, ottenuti dal DTM, sono stati categorizzati in 5 classi (includendo le superfici sub-pianeggianti in una classe a sé).

Curvatura planare

La curvatura planare gioca un ruolo importante nella stabilità dei versanti perché controlla la divergenza o la convergenza del flusso idrico (cfr. e.g. Wilson & Gallant, 2000; Fernandes et al., 2004; Vijith & Madhu, 2008). Tale fattore - calcolato come derivata seconda della curva generata dall'intersezione della superficie topografica con il piano verticale tangente alle curve di livello - esprime la curvatura convessa o concava dei versanti con valori, rispettivamente, positivi o negativi. Quando i valori si approssimano allo zero, la curvatura del versante è considerata piana.

Nell'area di studio, sono state distinte 3 classi di curvatura planare. Si riscontra una leggera prevalenza di forme convesse.

Stream Power Index (SPI)

Il fattore SPI esprime il potere erosivo dei flussi idrici lungo i versanti e le incisioni. Esso viene calcolato per ogni cella del dominio di calcolo (*grid*) in base alla seguente espressione (Moore et al., 1991):

$$SPI = A_s \cdot \tan(\sigma)$$

dove l'area specifica contribuyente, A_s , è pari all'estensione della porzione di versante drenata, e σ rappresenta l'inclinazione media della cella, espressa in gradi.

In generale i valori di SPI sono fortemente correlati con le linee di impluvio, dove risultano più elevati.

Nel presente lavoro, i valori del fattore SPI sono stati classificati in 4 classi.

Topographic Wetness Index (TWI)

Il fattore TWI rappresenta la capacità di infiltrazione delle acque di ruscellamento in base alle caratteristiche topografiche del territorio (Moore et al., 1991). Esso è definito dalla seguente espressione:

$$TWI = \ln [A_s / \tan(\sigma)]$$

in cui i simboli sono gli stessi di quelli definiti per il calcolo di SPI.

Tabella 1. Per ciascuno dei fattori predisponenti considerati, e per le relative classi, sono elencati: il numero (n) e la percentuale (%) di *pixel* sia sul totale del bacino sia limitatamente alle zone in frana; gli indici di franosità (IF); i pesi (W_i) attribuiti con il metodo SMC e calcolati con HI; i coefficienti di regressione (LR).

Fattori	Classi dei fattori	Pixel per classe (tot.)		Pixel per classe (zone in frana)		IF	SMC	HI	LR
		n	%	n	%	%	W_i	W_i	coefficiente
Litotipo	Depositi alluvionali	27044	9.28	0	0.00	0.0	0.0	-3.0	0.02010
	Depositi di versante	9812	3.37	2315	10.25	23.6	1.0	0.32	
	Conglomerati	38824	13.32	2498	11.06	6.4	0.2	0.01	
	Sabbie	124233	42.62	6431	28.48	5.2	0.8	-0.16	
	Argille	57035	19.57	7856	34.79	13.8	1.0	0.26	
	Gneiss	12405	4.26	868	3.84	7.0	0.2	-0.01	
	Alternanza di metacalcari e metapeliti	14538	4.99	1275	5.65	8.8	0.8	0.16	
Filladi e metabasiti	7610	2.61	1341	5.94	17.6	0.6	0.05		
Distanza da faglia (m)	[0 - 50]	22640	7.77	1871	8.28	8.3	1	-0.02	0.03976
]50 - 100]	22021	7.55	1915	8.48	8.7	1	0.04	
]100 - 150]	20983	7.20	1963	8.69	9.4	0.8	0.12	
]150 - 200]	20387	6.99	2008	8.89	9.8	0.8	0.05	
]200 - 250]	18905	6.49	1465	6.49	7.7	0.8	-0.17	
	> 250	186565	64.00	13362	59.17	7.2	0.4	-0.01	
Uso del suolo	Suolo esposto	7281	2.50	730	3.23	10.0	0.2	0.01	0.28074
	Seminativo	71372	24.48	2853	12.63	4.0	0.4	0.22	
	Uliveto	66030	22.65	4935	21.85	7.5	0.6	-0.08	
	Prato e pascolo	23178	7.95	3776	16.72	16.3	1	-0.31	
	Copertura erbacea arbustiva	37146	12.74	3044	13.48	8.2	0.4	0.03	
	Bosco	79664	27.33	6581	29.14	8.3	0.8	0.23	
	Insediamiento urbano	6830	2.34	665	2.94	9.7	0.2	0.38	
Distanza da reticolo idrografico (m)	[0 - 25]	62689	21.51	2801	12.40	4.5	1	-0.17	0.09424
]25 - 50]	56130	19.26	3408	15.09	6.1	1	-0.04	
]50 - 75]	45859	15.73	3415	15.12	7.4	0.8	0.04	
]75 - 100]	34384	11.80	2810	12.44	8.2	0.6	0.08	
]100 - 125]	25993	8.92	2608	11.55	10.0	0.6	0.10	
]125 - 150]	19350	6.64	2041	9.04	10.5	0.4	0.11	
	> 150	47096	16.16	5501	24.36	11.7	0.2	0.01	
Altitudine (m)	[75 - 200]	100706	34.55	1283	5.68	1.3	0.3	-0.84	0.00225
]200 - 300]	101110	34.69	7992	35.39	7.9	0.8	0.04	
]300 - 400]	35199	12.08	5776	25.58	16.4	1	0.32	
]400 - 500]	18732	6.43	3991	17.67	21.3	1	0.42	
]500 - 600]	10228	3.51	1609	7.12	15.7	0.5	0.09	
]600 - 700]	7620	2.61	417	1.85	5.5	0.5	-0.11	
]700 - 800]	7618	2.61	539	2.39	7.1	0.5	-0.12	
]800 - 900]	8190	2.81	977	4.33	11.9	0.5	0.36	
	> 900	2098	0.72	0	0.00	0.0	0	-1.90	
Inclinazione (°)	[0 - 5]	50968	17.48	201	0.89	0.4	0	-1.28	0.23007
]5 - 10]	45034	15.45	2039	9.03	4.5	0.2	-0.26	
]10 - 15]	54035	18.54	4511	19.97	8.3	0.5	0.05	
]15 - 20]	49711	17.05	4999	22.14	10.1	1	0.13	
]20 - 25]	37290	12.79	4173	18.48	11.2	0.8	0.16	
]25 - 30]	25533	8.76	3103	13.74	12.2	0.8	0.15	
	> 30	28930	9.92	3558	15.75	12.3	0.5	0.19	
Esposizione (°)	[315 - 45] (N)	82032	28.14	6343	28.09	7.7	0.8	0.02	-0.19087
]45 - 135] (E)	102797	35.26	9303	41.19	9.0	1	0.07	
]135 - 225] (S)	65916	22.61	3839	17.00	5.8	0.2	-0.06	
]225 - 315] (W)	34252	11.75	3095	13.70	9.0	0.8	-0.08	
	-1 (flat)	6504	2.23	4	0.02	0.1	0	-2.39	
Curvatura planare	Concava	104885	35.98	10642	47.12	10.1	1	0.12	-0.27426
	Convessa	115998	39.79	9200	40.74	7.9	0.8	0.02	
	Sub-pianeggiante	70618	24.23	2742	12.14	3.9	0	-0.33	
SPI	[0 - 0.6]	190123	65.22	18035	79.86	9.5	0	-0.10	-0.00280
]0.6 - 1.2]	62072	21.29	3614	16.00	5.8	0.6	3.32	
]1.2 - 1.8]	28135	9.65	519	2.30	1.8	0.8	2.69	
]1.8 - 2.4]	11171	3.83	416	1.84	3.7	1	2.50	
TWI	[0 - 2]	90336	30.99	9091	40.25	10.1	0	0.12	-0.04880
]2 - 4]	136198	46.72	10782	47.74	7.9	1	0.00	
]4 - 6]	48154	16.52	2353	10.42	4.9	1	-0.19	
]6 - 8]	12354	4.24	331	1.47	2.7	0.8	-0.54	
]8 - 10]	2858	0.98	25	0.11	0.9	0.6	-0.83	
]10 - 12]	1013	0.35	1	0.00	0.1	0.4	-1.58	
> 12	588	0.20	1	0.00	0.2	0	-1.35		

4. Approcci e metodi applicati per l'analisi di suscettibilità da frana

Nel seguito, si descrivono brevemente i metodi di analisi della suscettibilità da frana, riferibili agli approcci *euristico* (SMC) e *geo-statistico* (HI, LR, ANN), applicati nel presente lavoro al bacino del Turbolo. Tali metodi prevedono, generalmente, una fase di preparazione dei dati (organizzati in livelli informativi geo-riferiti di tipo *raster*, con maglia regolare a celle quadrate), una intermedia di apprendimento (calibrazione) del modello, e una finale di *test* (validazione). Solo in caso di *test* positivo, il modello “addestrato” può essere applicato, con un buon grado di affidabilità, per la redazione di mappe di suscettibilità nell'area di studio (e in aree ad essa contermini, a condizione che siano caratterizzate da condizioni geologico-ambientali sufficientemente simili).

In particolare, nei metodi *geo-statistici* le fasi di calibrazione e di validazione necessitano di adeguati campioni di dati, opportunamente selezionati a partire dalla carta inventario dei fenomeni franosi (Chung & Fabbri, 2003). Nell'applicazione dei metodi HI e LR, il campione di calibrazione (*training set*) è stato ottenuto attraverso una selezione casuale di *pixel* riferiti alle zone di alimentazione delle frane pregresse; il campione di validazione (*testing set*) è invece rappresentato dalle rimanenti ZA. Per l'applicazione del metodo ANN, viceversa, è stata considerata una zona più eterogenea di addestramento (*training area*), ottenuta per selezione casuale di *pixel* rappresentativi, al 50%, sia delle ZA sia di aree non in frana. Relativamente al metodo SMC, la fase di apprendimento non necessita di un *training set*; per la fase di validazione, è stato utilizzato lo stesso *testing set* impiegato per HI e LR.

Il risultato dell'applicazione dei diversi metodi è costituito da altrettante mappe di suscettibilità assoluta (con valori di probabilità spaziale compresi tra 0 e 1). Tali valori sono stati successivamente rielaborati, allo scopo di rappresentare la suscettibilità in 5 classi relative (i.e. “molto bassa”, “bassa”, “moderata”, “alta”, “molto alta”): le classi sono state ottenute applicando l'algoritmo dei *natural breaks* (Jenks, 1989) che permette di massimizzare la varianza fra le classi, minimizzando quella interna alle classi - in tal modo, i limiti tra le classi corrispondono a discontinuità nella distribuzione di frequenza.

4.1 - Approccio euristico

L'approccio euristico consiste in un'analisi spaziale multi-criteriale dei fattori predisponenti, basata sul processo di gerarchia analitica (AHP) sviluppato da Saaty (1980), applicata in vari esempi per la valutazione della suscettibilità da frana (Komac, 2006; Yoshimatsu & Abe, 2006; Castellanos Abella & van Westen, 2007; Feryandi, 2011; Gaprindashvili, 2011; Puorghasemi et al., 2012). Nell'approccio AHP, un problema complesso viene scomposto in parti elementari: queste vengono analizzate e quindi integrate in modo logico al fine di ottenere una soluzione significativa

(Malczewski, 1999) - nel caso specifico, un'accurata mappa di suscettibilità da frana (cfr. e.g. Rago et al., 2015 a,b).

SPATIAL MULTI-CRITERIA METHOD

Il metodo applicato nel presente lavoro è detto “spaziale multi-criterio” (SMC), implementato attraverso il modulo SMCE (*Spatial Multi-Criteria Evaluation*) del software GIS Ilwis 3.4 (ITC, 2001). Esso è schematizzabile attraverso un diagramma ad albero (Fig. 4), in cui i fattori predisponenti - opportunamente categorizzati in classi - sono raggruppati in criteri (nell'esempio, topografico, geologico, antropico). L'*output* del modello è dato dalla mappa di suscettibilità, ottenuta dalla combinazione dei “pesi” assegnati alle mappe dei fattori predisponenti (Castellanos Abella & van Westen, 2007).

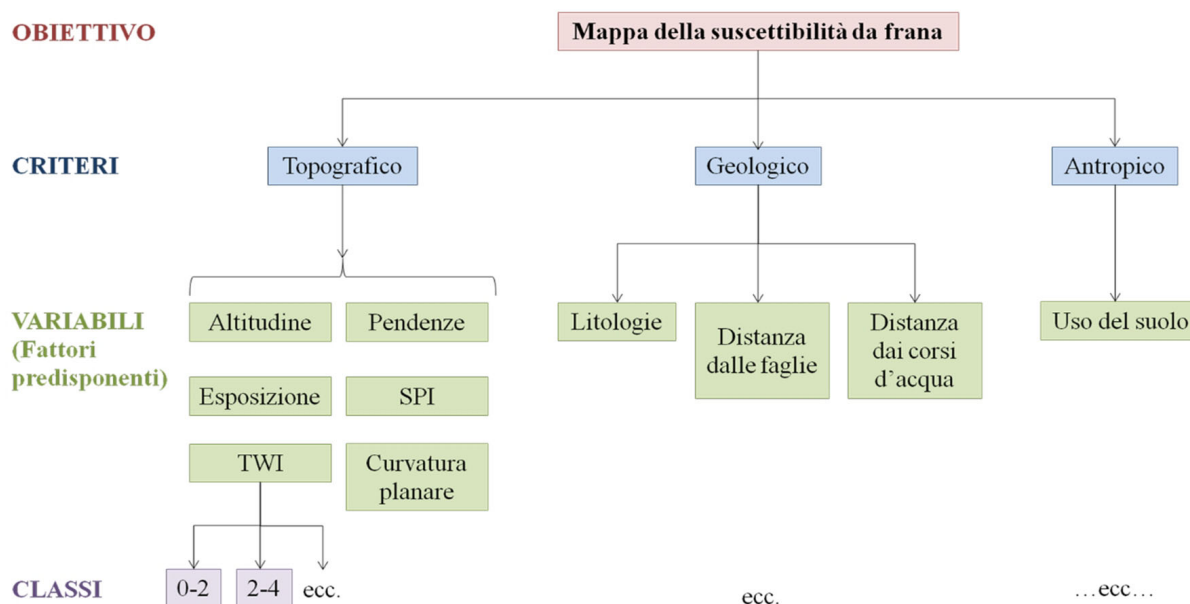


Figura 4. Diagramma ad albero che mostra le componenti del processo di analisi euristica. I fattori predisponenti indicati sono quelli considerati nel presente studio (si noti che le classi dei vari fattori non sono esplicitate per ragioni di semplificazione grafica).

A ciascuna classe dei fattori vengono associati dei pesi, con valori compresi tra 0 e 1, in base all'influenza sulla propensione al dissesto (dove 1= molto influente, 0= non influente). Tali pesi sono attribuiti in maniera *soggettiva*, sulla base di “valutazioni esperte” di tipo geologico-geomorfologico (Pachauri & Pant, 1992; Berti et al., 2000; Lineback Gritzner et al., 2001; Dai et al., 2002; Catani et al., 2005; Akgun et al., 2008; Wang et al., 2009; Perri et al., 2013; Capitani et al., 2014). I valori assegnati alle classi devono essere “scalati” (standardizzati) per assicurare che la somma dei pesi per ciascun fattore sia pari a 1.

Il passo successivo consiste nell'attribuzione di pesi ai criteri (più il peso è elevato, maggiore è l'influenza del criterio); a tal fine, il *software* consente di scegliere tra 3 diversi metodi: “*direct*”, “*pair-wise*” e “*rank ordering*” (ITC, 2001).

A questo punto, il modello può considerarsi “addestrato”, attraverso la combinazione dei suddetti pesi attribuiti ai vari livelli informativi (fattori e criteri). Il modulo SMCE permette, quindi, di applicare il modello all'area di studio, generando la mappa di suscettibilità.

Nel presente studio, i 10 fattori predisponenti (cfr. **Tab. 1**) sono stati classificati e raggruppati in 3 criteri (cfr. **Fig. 4**). Per l'attribuzione dei pesi ai criteri topografico e geologico, è stato adottato il metodo “*pair-wise*” mentre per il confronto tra i criteri è stato utilizzato il metodo “*rank ordering*”. I valori assegnati ai pesi (W_i) di ciascuna classe di fattore predisponente sono elencati in **Tab. 1**.

4.2 – Approccio geo-statistico

Nei metodi modellistici riferibili all'approccio geo-statistico, la stima di suscettibilità da frana si basa sull'ipotesi - ispirata alla *teoria dell'attualismo*, proposta nel XVII secolo da J. Hutton ed estesa da C. Lyell nel XVIII secolo - che, in una data area di studio sufficientemente omogenea, i futuri fenomeni possano essere predetti analizzando le caratteristiche territoriali e le condizioni che li hanno già originati in passato. Tra i diversi metodi ascrivibili all'approccio geo-statistico, nel presente lavoro vengono considerati l'indice di pericolosità, la regressione logistica, e le reti neurali artificiali.

HAZARD INDEX METHOD

Il metodo di statistica bivariata dell'*indice di pericolosità*, anche detto *hazard index* (van Westen, 1993; 1997), si basa sul teorema di *Bayes* (Morgan, 1968), secondo cui la probabilità di occorrenza di un evento franoso può essere calcolata in base alle “densità” degli eventi pregressi cartografati in una data area di studio (Carrara et al., 1995). Tale densità viene calcolata come rapporto tra il totale dell'area in frana per una data classe di un fattore, e l'area totale della classe stessa. Al fine di assegnare i pesi a ciascuna classe, occorre sovrapporre la carta inventario alle mappe dei fattori predisponenti considerati (Amanti et al., 1992).

van Westen (1993) ha proposto che il “peso” di ogni classe di fattori sia definito dal logaritmo naturale del rapporto tra la densità delle frane nella stessa classe e quella delle frane nell'intera area di studio:

$$W_i = \ln \frac{DensClass}{DensMap} = \ln \frac{\frac{Area Si}{Area Ni}}{\frac{\sum Area Si}{\sum Area Ni}}$$

dove W_i è il peso della classe i -ma di un dato fattore predisponente, $DensClass$ è la densità di frana nella classe i -ma, $DensMap$ è la densità di frana nell'intera area di studio, $Area (Si)$ è l'area in frana

nella classe i -ma, $Area(N_i)$ è l'area totale della classe i -ma, $\sum Area(S_i)$ è l'area totale in frana nell'area di studio, $\sum Area(N_i)$ è l'area totale dell'area di studio. Il logaritmo naturale è usato per ottenere pesi negativi in caso di basse densità di frana, e positivi in caso di alte densità.

Il metodo dell'*hazard index* è schematizzato in Fig. 5. Nel presente lavoro, il peso delle classi dei 10 fattori predisponenti considerati è stato calcolato tramite sovrapposizione, in ambiente GIS, del *training set* alle mappe dei fattori predisponenti, pervenendo in tal modo all'addestramento del modello. Le mappe dei fattori sono state quindi riclassificate, attribuendo a ciascun *pixel* il peso della rispettiva classe: sommando le mappe ottenute, è stata realizzata la carta di suscettibilità.

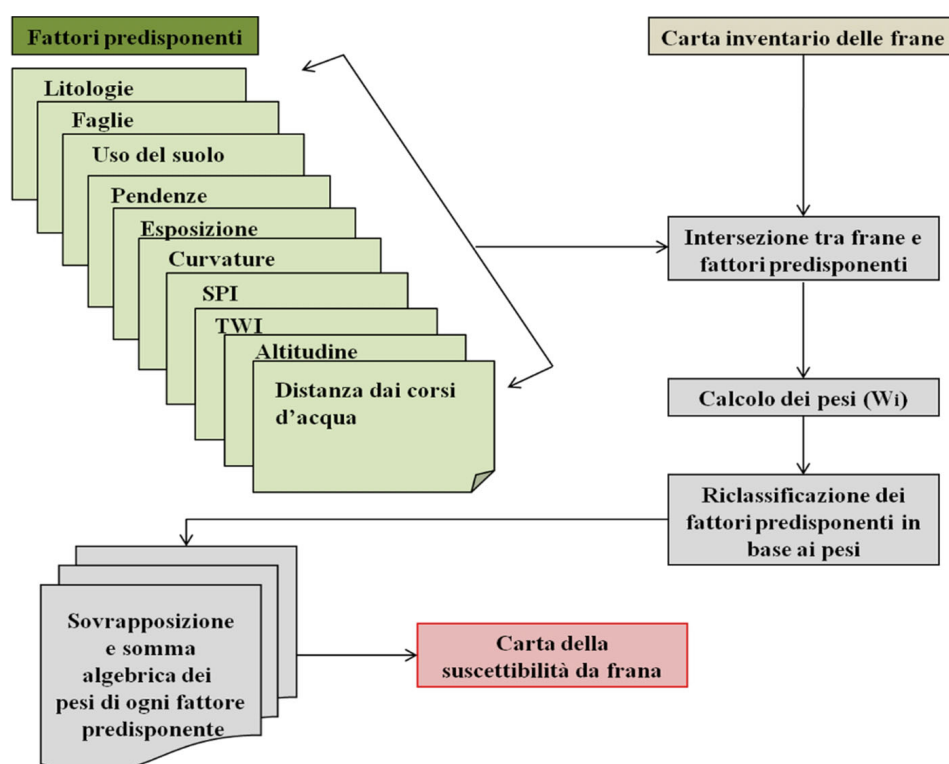


Figura 5. Schema del metodo *Hazard Index* per la valutazione della suscettibilità da frana.

LOGISTIC REGRESSION METHOD

Tra gli approcci di analisi multivariata, il metodo della regressione logistica (LR - Guzzetti et al., 1999; Dai & Lee, 2002; Chen & Wang, 2007) è quello che più si addice al caso in cui la variabile dipendente sia dicotomica (ovvero, può assumere solo i valori 0 e 1). Il metodo permette di correlare la suddetta variabile “dipendente” con altre variabili “indipendenti”. Rispetto al metodo della regressione multipla o a quello dell'analisi discriminante, la regressione logistica permette di utilizzare sia solo variabili di tipo “continuo” (es. pendenza, distanza dalle strade, parametri geotecnici, ecc.), sia solo “categorico” (uso del suolo, litologia), sia entrambi i tipi (Michie et al.,

1994; Menard, 1995; Lee, 2005). I valori ottenuti possono essere interpretati in termini di probabilità (es. suscettibilità) e risultano espressi nell'intervallo [0-1] (Kleinbaum, 1991).

Nel caso delle analisi di suscettibilità da frana, la variabile dipendente è rappresentata dall'assenza o presenza di frane mentre le variabili indipendenti sono costituite dai fattori predisponenti. Tramite regressione logistica, la probabilità (P) di accadimento di una frana può essere stimata attraverso le formule (Atkinson & Massari, 1998; Dai et al., 2001; Lee & Min, 2001):

$$P = \frac{1}{(1 + \exp^{-z})} \quad (\text{eq. 1})$$

$$z = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + b_3 x_3 + \dots + b_n x_n \quad (\text{eq. 2})$$

in cui z rappresenta una combinazione delle variabili, b_0 è l'intercetta del modello, n è il numero delle variabili indipendenti, b_i ($i=1, 2, \dots, n$) identifica i coefficienti del modello mentre x_i ($i=1, 2, \dots, n$) le variabili indipendenti.

Attraverso una procedura iterativa, applicata al campione di calibrazione (*training set*), l'algoritmo di massima verosimiglianza della regressione logistica assegna i valori all'intercetta ed ai coefficienti delle variabili indipendenti; successivamente, la variabile dipendente z viene trasformata in probabilità per mezzo dell'equazione (1). Grazie a tale fase di addestramento del modello LR, è possibile valutare l'importanza relativa delle variabili sulla probabilità di accadimento delle frane, in base alle relazioni tra i fattori considerati (multi-collinearità), e di individuare le meno influenti. Il contributo di ciascuna variabile (ovvero, fattore predisponente) può essere, infatti, valutato esaminando il segno dei coefficienti delle variabili: se è positivo, indica che la variabile incrementa la probabilità di avere frane; favorisce invece la stabilità se è negativo; un coefficiente pari a zero indica che la variabile non ha un'influenza apprezzabile sulla probabilità che si verifichino frane.

Esistono differenti metodi per la selezione dei fattori da considerare in un'analisi mediante LR. Nel caso del metodo *backward* (eliminazione "all'indietro"), le variabili vengono introdotte inizialmente nel modello e poi rimosse, una alla volta, in base alla significatività dei rispettivi coefficienti. Tale procedura di eliminazione viene ripetuta ricorsivamente finché il *set* di fattori superstiti, tutti caratterizzati da coefficienti statisticamente significativi, permette la determinazione della probabilità P (cfr. es. Iovine et al., 2014). Con il metodo *forward* (inserimento "in avanti"), viceversa, si parte da un modello semplificato – caratterizzato solo dall'intercetta – e si aggiungono progressivamente le variabili, una ad una, in funzione della loro significatività (Costanzo et al., 2014).

Nel presente lavoro, il metodo LR è stato applicato considerando direttamente il *set* di 10 fattori predisponenti elencati in **Tab. 1**, selezionati tra quelli principalmente utilizzati in letteratura sulla base

di studi precedenti in aree vicine. Il modello è stato addestrato, impiegando lo stesso *training set* adoperato nel caso del metodo HI, ottenendo come *output* la carta di suscettibilità.

ARTIFICIAL NEURAL NETWORK METHOD

Le reti neurali artificiali (ANN, *Artificial Neural Network*), sviluppatasi agli inizi degli anni '80, solo di recente hanno riscontrato un certo interesse da parte degli statistici (Bishop, 1996). Il principale vantaggio di tale metodo di modellazione consiste nella notevole capacità di adattamento ai dati osservati, specialmente in presenza di *database* voluminosi, caratterizzati magari da informazioni lacunose o imprecise (Aleotti & Chowdhury, 1999, Ermini et al., 2005; Lee et al., 2004; Giudici, 2005). Un altro vantaggio delle ANN, rispetto ad altre tecniche di classificazione e regressione, è che esse non necessitano di particolari assunzioni sui dati di *input* (Perus & Krajinc, 1996): questi devono essere numerici ma possono presentare mutua correlazione, avere una distribuzione non normale o presentare incertezze elevate. Si tratta di una caratteristica di grande utilità nelle problematiche di tipo geologico, in cui spesso i dati disponibili sono affetti da soggettività, incertezze ed errori sistematici. Come riscontrato anche in altri ambiti di analisi di dati ambientali, nelle analisi di suscettibilità da frana buona parte dei dati sono spesso mutuamente correlati in maniera complessa, e solo di rado possono essere approssimati ad una distribuzione normale. Le relazioni interne tra le variabili in gioco (fattori predisponenti) non sono sempre sufficientemente chiare da potere essere individuate ed espresse efficacemente in maniera analitica. I singoli fattori causali influenzano lo sviluppo della franosità non solo singolarmente ma anche combinandosi in maniera complessa con gli altri: pertanto non è opportuno considerare le diverse variabili separatamente, e risulta complicato comprendere quali siano quelle che maggiormente influenzano il processo.

Le ANN sono sistemi “non lineari” la cui struttura si basa sui principi osservati nei sistemi nervosi biologici (Aleotti et al., 1996). Generalmente, una cellula del tessuto nervoso (*neurone*) è costituita di 3 parti principali (Fig. 6):

- *soma* - corpo cellulare che contiene il *nucleo*;
- *assone* - linea d'uscita del neurone che si dirama in migliaia di rami;
- *dendrite* - linea d'entrata del neurone che riceve segnali in ingresso da altri assoni tramite le *sinapsi*.

Le sinapsi sono strutture altamente specializzate che consentono la comunicazione dei neuroni tra loro o con altre cellule. Attraverso la trasmissione sinaptica, l'impulso nervoso può viaggiare da un neurone all'altro o da un neurone a una fibra (es. muscolare).

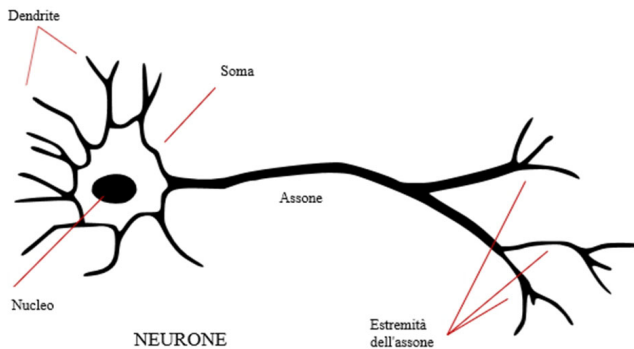


Figura 6. Schema di funzionamento di una rete neurale.

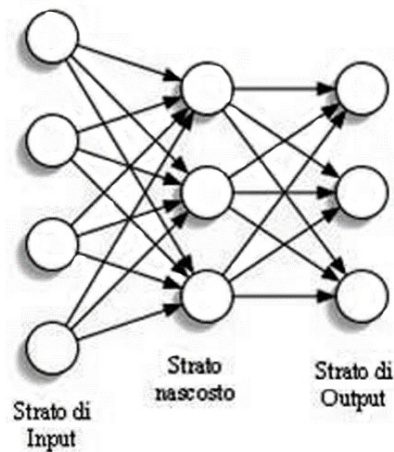


Figura 7. Schema della rete neurale multistrato.

Analogamente al cervello animale, una ANN è composta da un certo numero di neuroni, collegati tra loro da collegamenti “pesati” (sinapsi), organizzati in livelli differenziati o *layers*, che ricevono in ingresso gli stimoli e li elaborano. Gli strati di una ANN assumono funzionalità diverse (Fig. 7): esiste, infatti uno strato di *input* che, attraverso opportuni nodi (neuroni), consente di introdurre nel modello le informazioni inerenti i “fattori di controllo” sul processo che si desidera simulare; c’è poi uno strato di *output* che rappresenta i risultati della simulazione; infine, uno strato nascosto o *hidden layer* contiene le relazioni tra i fattori di controllo. Il numero dei nodi dello strato nascosto (N_h) viene espresso dalla nota relazione: $N_h = 2 * N_i + 1$ (Hecht-Nielsen, 1987), dove N_i rappresenta il numero dei nodi dello strato di *input* (ovvero, dei fattori di controllo).

Nelle reti di tipo *feedforward*, la direzione di flusso di informazioni ed elaborazioni viaggia “a senso unico” da un livello verso il successivo senza tornare indietro; nelle reti di tipo *feedback* l’informazione può compiere il percorso inverso. Le reti si dicono “interconnesse” se ciascuna unità di uno strato è connessa con tutte le unità del solo strato successivo; si parla invece di reti “totalmente connesse” quando la connessione avviene tra ogni singola unità e tutte le unità di ciascuno strato.

Le reti neurali possono essere ulteriormente distinte in base alla modalità di apprendimento, ovvero al modo in cui vengono stabiliti i pesi delle connessioni: con rinforzo (*reinforcement learning*), “supervisionato” (*supervised learning*) e “non supervisionato” (*unsupervised learning*). Nel primo caso, manca la fase di apprendimento ed analisi esplorativa dei dati; nel secondo è possibile utilizzare le informazioni ottenute nel corso della fase di apprendimento, considerando i valori assunti dalle variabili dipendenti in funzione della variabile indipendente in corrispondenza di una determinata *training area* (costituita da un *layer* di tipo *Booleano*); nel terzo caso, si utilizzano algoritmi di addestramento che modificano i pesi della rete, facendo esclusivamente riferimento alle sole variabili di ingresso. Si noti che, nel caso di reti supervisionate, i pesi delle connessioni vengono modificati in

modo da fornire un *output* ottimale in risposta alle informazioni di *input*: tale procedura è eseguita in modo iterativo finché non si raggiunge la convergenza fra valori calcolati e attesi, cioè fino a quando l'errore ai minimi quadrati (RMSE) raggiunge il valore desiderato (un RMSE prossimo a zero indica una buona relazione tra valore desiderato e predetto).

Le reti che meglio si adattano all'analisi esplorativa dei dati (*data-mining*) sono quelle dotate di più strati di pesi, dette *MultiLayer Perceptron* (MLP) – come quelle utilizzate nel presente studio. Le MLP sono reti “totalmente connesse” in cui la direzione di flusso è di tipo *feedforward*: esse utilizzano una tecnica di apprendimento supervisionato, detta di *backpropagation*, e sono assimilabili a una generalizzazione dei modelli di regressione logistica.

Nelle MLP, la combinazione *in/out* (ovvero, la funzione di trasferimento della rete) non viene imposta ma è ottenuta attraverso un processo iterativo di “apprendimento” (*learning*), basato su dati empirici: a tal fine, si utilizza un'opportuna *training area* per la definizione dei pesi associati ai collegamenti sinaptici tra neuroni, secondo l'algoritmo di *backpropagation* (EBP - Fig. 8). Durante la fase di apprendimento, i pesi assegnati ai fattori vengono iterativamente modificati fino ad ottenere risultati ottimali. In tal modo viene definita la funzione di trasferimento della rete neurale che sarà poi utilizzata nella fase successiva di validazione sulla *testing area*.

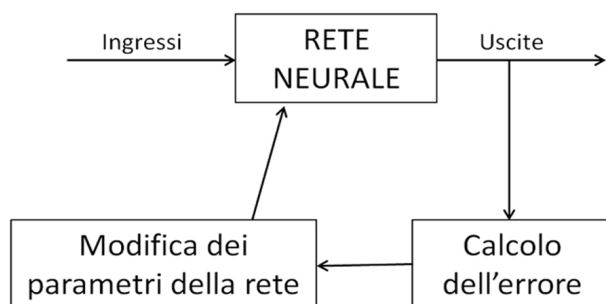


Figura 8. Schema della fase di *training*.

La più importante caratteristica delle ANN è la loro spiccata capacità di generalizzazione: se la rete si limitasse a fornire risposte corrette ai soli casi contenuti negli esempi di addestramento, si tratterebbe di mera “memoria di tipo associativo” o “apprendimento a memoria”, di scarsa utilità a scopi previsionali. Lo scopo dell'apprendimento è piuttosto quello di consentire la previsione anche dei casi appartenenti alla *testing area* (non inclusi nella *training area*). Il problema principale delle reti neurali consiste, invece, nell'approccio a “scatola chiusa”: risulta, infatti, piuttosto oscuro il loro intimo funzionamento, specie durante le fasi di apprendimento.

Numerosi sono gli esempi di applicazione delle ANN per la valutazione della suscettibilità da frana (e.g. Lee et al., 2004; Ercanoglu, 2005; Ermini et al., 2005; Kanungo et al., 2006; Caniani et al., 2008; Yilmaz, 2009; Choi et al., 2012, Sdao et al., 2013, Pascale et al., 2013, Conforti et al., 2014).

Nel presente studio, è stata implementata una ANN per mezzo del modulo MLP del software IDRISI TAIGA (Eastman, 2009). I valori dei *pixel di training* per categoria sono 1000; il numero di strati nascosti è 21; il *learning rate* (costante positiva che controlla gli aggiustamenti dei pesi associati alle connessioni) è 0.01; il *momentum factor* (previene il problema della divergenza durante la ricerca del valore minimo dell'errore ed è usato per accelerare la convergenza) è 0.5; l'errore ottenuto ai minimi quadrati (RMSE) è 0.1; il numero di iterazioni è 30000. L'applicazione è stata effettuata considerando il set di 10 fattori predisponenti elencati in Tab. 1; il modello è stato addestrato utilizzando la *training area* sopra descritta, ottenendo come *output* la carta di suscettibilità.

5. Risultati e loro verifica

Si descrivono di seguito, sinteticamente, i risultati ottenuti attraverso l'applicazione al bacino del T. Turbolo dei 4 diversi metodi, sopra menzionati, di analisi della suscettibilità da frana. L'istogramma in Fig. 9 illustra la distribuzione delle aree del bacino ottenute per le diverse classi di suscettibilità relativa. Nelle mappe che seguono (Figg. 10-13), la suscettibilità è rappresentata in termini relativi (espressa in 5 classi, da "molto bassa" a "molto alta"). In Tab. 2, si riportano le principali statistiche relative alla distribuzione percentuale di *pixel* nelle diverse classi di suscettibilità: per ciascuna classe, sono elencati i rapporti (in %) ottenuti con i metodi di analisi, considerando il totale delle aree di alimentazione (A), le aree di alimentazione dei soli *training set* (B) e *testing set* (C), e il totale delle aree in frana (D). Per quanto riguarda i valori, distinti per classe o per fattore di controllo, degli indici di franosità (IF), dei pesi (W_i) per i metodi SMC e HI, e dei coefficienti di regressione per il metodo LR, si rimanda alla Tab. 1.

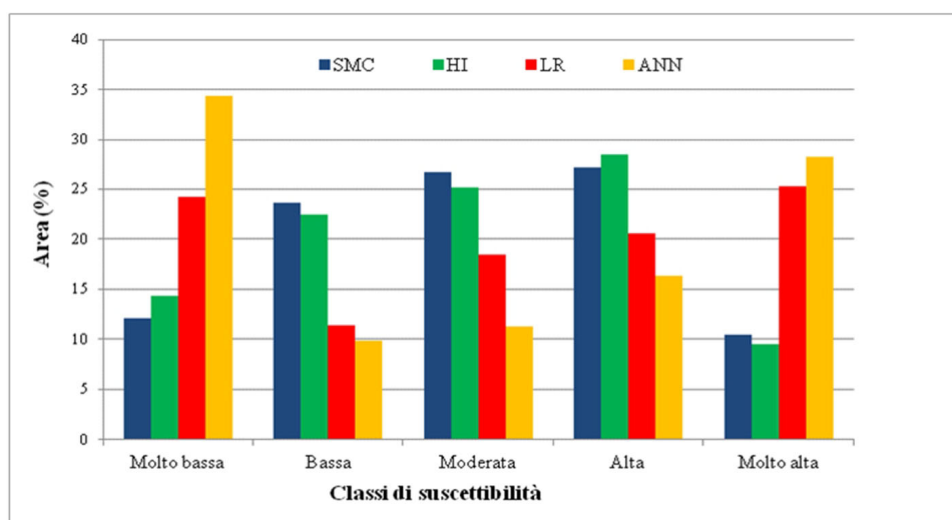


Figura 9. Distribuzione delle aree nelle classi di suscettibilità ottenute con i diversi metodi di analisi.

Tabella 2. Distribuzione dei *pixel* (in %) delle frane pregresse nelle diverse classi di suscettibilità per i quattro metodi applicati. Legenda: A) aree di alimentazione totali (*training* + *setting*); B) aree di alimentazione del *training set*, C) aree di alimentazione del *testing set*, D) aree totali in frana (zone di alimentazione + zone di accumulo).

	Molto bassa				Bassa				Moderata				Alta				Molto alta			
	A	B	C	D	A	B	C	D	A	B	C	D	A	B	C	D	A	B	C	D
SMC	3.6	3.1	4.0	3.6	12.7	12.5	12.8	11.8	31.7	31.0	32.4	29.4	35.5	35.1	35.9	35.9	16.5	18.3	14.9	19.3
HI	0.1	0.1	0.2	0.7	8.9	8.9	8.9	9.8	21.4	20.5	22.2	24.3	52.0	53.1	50.9	50.7	17.6	17.4	17.8	14.5
LR	2.7	2.3	3.1	6.4	5.3	5.7	5.0	7.8	14.1	15.2	13.0	17.8	26.8	24.7	28.8	26.5	51.1	52.1	50.1	41.5
ANN	2.2	2.1	2.2	5.2	3.4	2.9	4.0	9.8	8.2	7.7	8.7	34.6	13.7	10.2	17.0	6.5	72.5	77.1	68.1	43.9

SPATIAL MULTI-CRITERIA METHOD

La mappa di suscettibilità da frana ottenuta con il metodo SMC è riportata in Fig. 10. I risultati, relativamente alla litologia, indicano valori maggiori dell'indice di franosità in corrispondenza degli affioramenti di depositi di versante, argille, rocce filladiche e scisti. Per quanto riguarda l'uso del suolo, le aree destinate a prato e pascolo, e quelle prive di vegetazione risultano essere maggiormente predisposte al dissesto. Per i parametri morfometrici, i maggiori indici di franosità sono associati alle classi di acclività 25-30° e >30°, ai versanti con forma concava, e a bassi valori di TWI e SPI.

L'esame della carta di suscettibilità relativa e l'istogramma di frequenza (Fig. 9) evidenzia che gran parte dei *pixel* dell'area di studio ricade nelle 3 classi "intermedie" di suscettibilità (da "bassa" ad "alta"), con minor frequenza nelle 2 classi "estreme" ("molto bassa", e "molto alta"). Nel complesso, ca. il 37% di essi risulta classificato a suscettibilità "alta" o "molto alta", mentre il 35% ricade nelle classi "bassa" o "molto bassa".

Il confronto tra la carta inventario delle frane e la carta di suscettibilità permette di evidenziare (Tab. 2) che ca. il 52 % delle aree di alimentazione (A) ricade in zone classificate a suscettibilità "alta" o "molto alta". I valori ottenuti considerando separatamente i sotto-campioni delle aree di *training* (53.4%, B) e *testing* (50.8%, C) non differiscono sostanzialmente da quelli del campione totale (A); quelli relativi agli interi poligoni in frana (55.2%, D) sono leggermente più elevati. D'altro canto, le percentuali relative alle classi "molto bassa" e "bassa" si aggirano intorno al 16.2% (casi A, B, C), con valori del 15.4% per il caso D.

PROVE PENETROMETRICHE

STATICHE 20 T
DINAMICHE Dm30 e DPSH
LETTURE INCLINOMETRICHE

strumentazione di prim'ordine
elaborazioni con i programmi più aggiornati

- professionalità
- competenza
- rapidità
- prezzo



www.provepenetrometriche.it

14 anni di attività nel campo delle penetrometrie e 4000 prove effettuate
(diffidate di chi improvvisa)

informazioni: Raffaele Achilli 389.57.18.641 - 0733.28.34.69

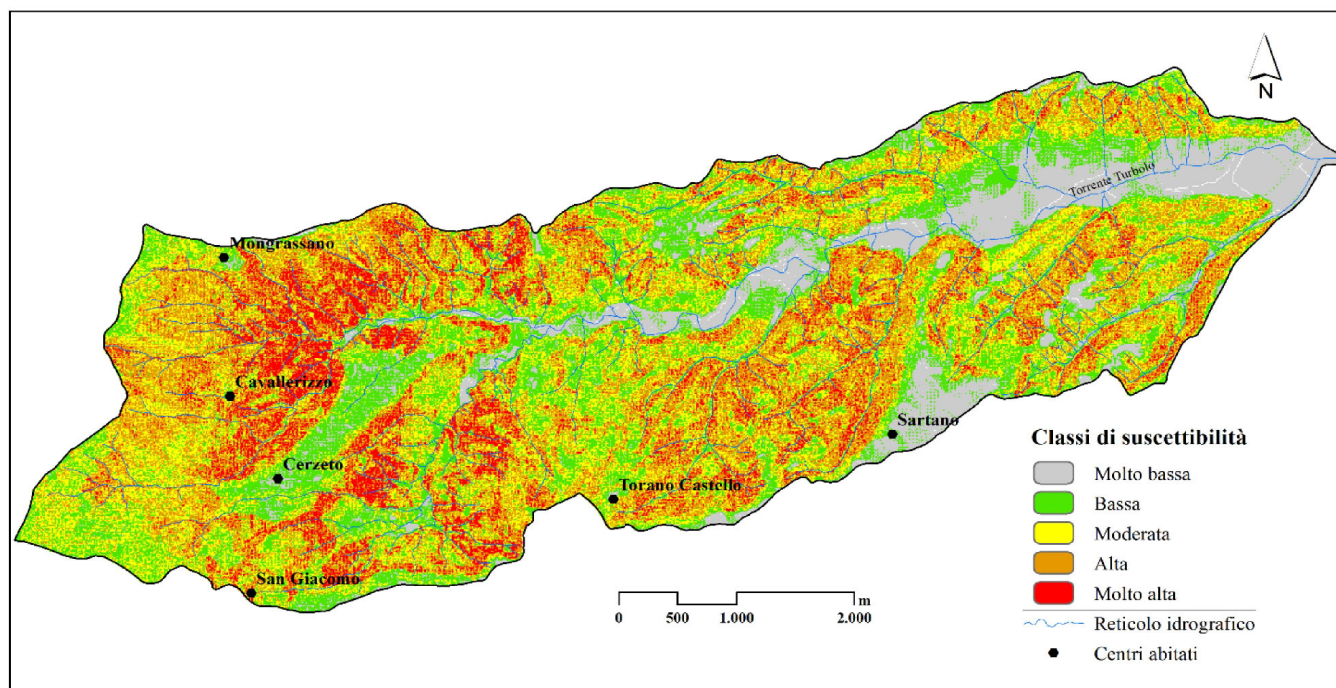


Figura 10. Carta di suscettibilità da frana ottenuta dall'applicazione del metodo SMC.

HAZARD INDEX METHOD

La mappa di suscettibilità da frana ottenuta con il metodo HI è riportata in Fig. 11. I pesi attribuiti a ciascuna classe dei fattori predisponenti sono riportati in Tab. 1: il peso dei valori varia da un minimo di -24.1 a un massimo di 7.3, con media di 2.4 e deviazione standard di 5.7.

L'esame della carta di suscettibilità relativa e l'istogramma di frequenza (Fig. 9) evidenzia che quasi il 40% della superficie totale del bacino ricade nelle classi "alta" e "molto alta". Come già osservato per il metodo SMC, gran parte dei *pixel* ricade nelle 3 classi "intermedie" di suscettibilità, con minor frequenza nelle 2 classi estreme.

La sovrapposizione della carta inventario delle frane con la carta di suscettibilità permette di evidenziare (Tab. 2) che ca. il 69.6% delle ZA è classificata ad "alta" o "molto alta" suscettibilità. I valori ottenuti considerando separatamente sotto-campioni delle aree di *training* (70.5%, B) e *testing* (68.7%, C) non differiscono sostanzialmente da quelli del campione totale (A); quelli relativi agli interi poligoni in frana sono leggermente più bassi (65.2%, D). D'altro canto, le percentuali relative alle classi "molto bassa" e "bassa" si aggirano intorno al 9% (casi A, B, C), con valori del 10.5% per il caso D.

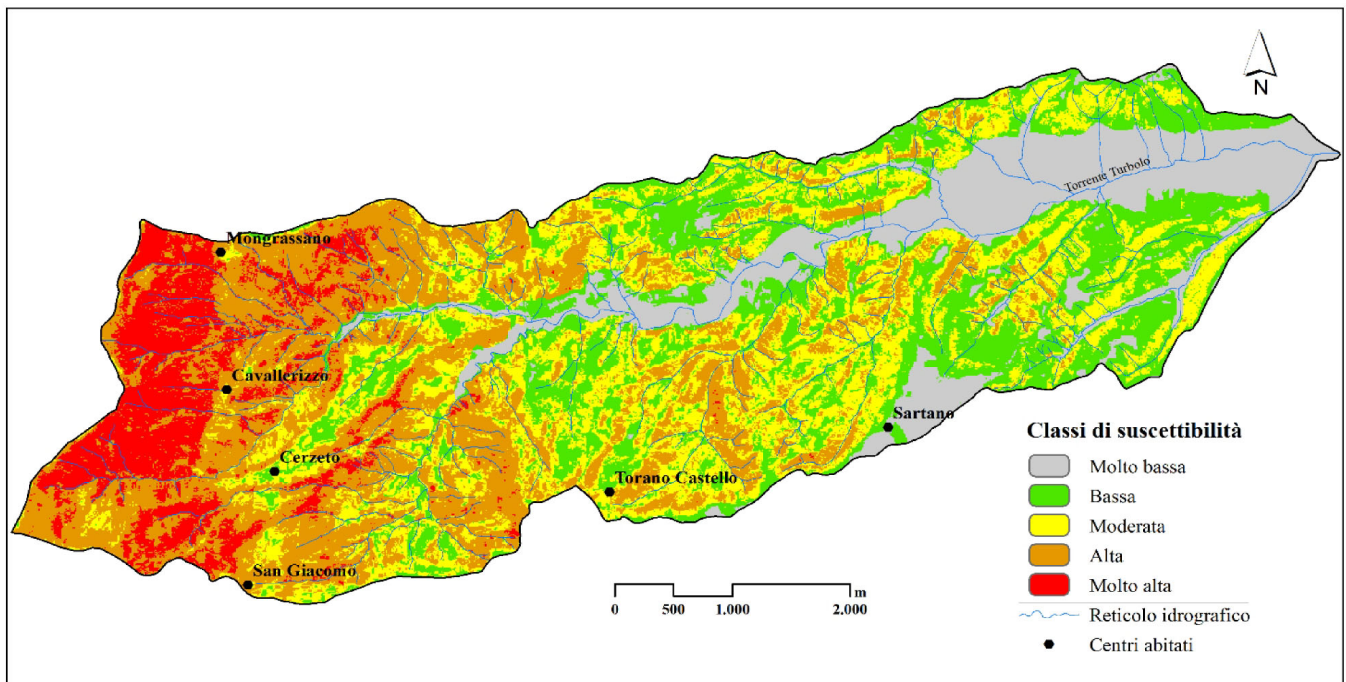


Figura 11. Carta di suscettibilità da frana ottenuta dall'applicazione del metodo HI.

LOGISTIC REGRESSION METHOD

La mappa di suscettibilità da frana ottenuta con il metodo LR è riportata in Fig. 12. Per ciascun fattore predisponente considerato, i coefficienti di regressione sono riportati in Tab. 3: i coefficienti relativi a esposizione, curvatura planare dei versanti, SPI e TWI sono risultati negativi. Nel caso di studio, le equazioni (1) e (2) determinano la seguente espressione per la variabile z:

$$z = -5.5487 + 0.020104 \times \text{litotipo} + 0.039762 \times \text{distanza da faglia} + 0.280744 \times \text{uso del suolo} + 0.094241 \times \text{distanza da reticolo idrografico} + 0.002250 \times \text{altitudine} + 0.230071 \times \text{inclinazione} - 0.190875 \times \text{esposizione} - 0.274255 \times \text{curvatura planare} - 0.048796 \times \text{TWI} - 0.002805 \times \text{SPI}$$

In Tabella 3, sono elencate le statistiche globali del modello LR. L'analisi di regressione mostra valori di suscettibilità rispetto alle zone di alimentazione delle frane variabili tra 0 e 0.98, con media di 0.526 e deviazione standard di 0.408.

Tabella 3 - Statistiche riassuntive del modello di regressione logistica.

Numero totale di osservazioni	549823
-2logL0	10608.4
-2log (likelihood)	8548.0
Pseudo R_square	0.1942
Goodness of fit	25460.8
ChiSquare (9)	2060.5

L'esame della carta di suscettibilità relativa e l'istogramma di frequenza (Fig. 9) evidenzia che oltre il 45% dell'area di bacino presenta un'elevata propensione alla franosità, ricadendo in zone con

suscettibilità da “alta” a “molto alta”. A differenza di quanto già osservato per i metodi SMC e HI, gran parte dei *pixel* ricade nelle 2 classi “estreme” di suscettibilità (“molto bassa”, e “molto alta”), con minor frequenza nelle 3 classi intermedie.

Il confronto tra l’inventario delle frane e la carta di suscettibilità evidenzia che (Tab. 2) ca. il 77.9% delle ZA ricade nelle classi di suscettibilità “alta” e “molto alta”. I valori ottenuti considerando i separatamente sotto-campioni delle aree di *training* (76.8%, B) e *testing* (78.9%, C) non differiscono sostanzialmente da quelli del campione totale (A); quelli relativi agli interi poligoni in frana (68.0%, D) sono meno elevati. D’altro canto, le percentuali relative alle classi di suscettibilità “molto bassa” e “bassa” si aggirano intorno all’8.0% (casi A, B, C), con valori del 14.2% per il caso D.

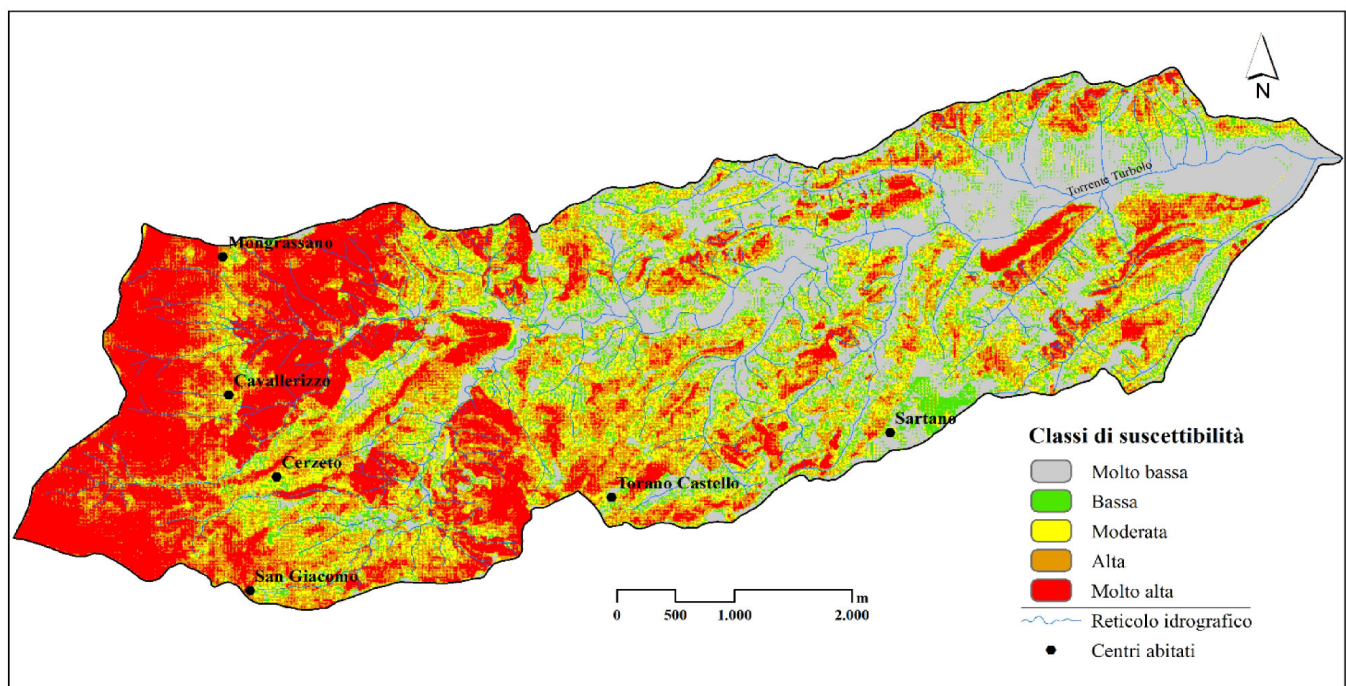


Figura 12. Carta di suscettibilità da frana ottenuta dall’applicazione del metodo LR.

ARTIFICIAL NEURAL NETWORK METHOD

La mappa di suscettibilità da frana ottenuta con il metodo ANN è riportata in Fig. 13. Come accennato, in tale metodo, i pesi assegnati ai fattori di controllo non sono visibili all’operatore, essendo prodotti dal modello all’interno del cosiddetto strato nascosto.

Il miglior risultato ottenuto con il metodo ANN è stato raggiunto dopo 30000 iterazioni, con RMSE pari a 0.281 e accuratezza dell’89%, a testimonianza di una buona correlazione tra zone di alimentazione delle frane e fattori predisponenti considerati. I valori di suscettibilità variano da 0 a 0.963, con media di 0.526 e deviazione standard di 0.408.

L’esame della carta di suscettibilità relativa e l’istogramma di frequenza (Fig. 9) evidenzia che il 45% dell’area ricade nelle classi di suscettibilità “alta” e “molto alta”. Analogamente al caso della LR (e a

differenza di quanto osservato per i metodi SMC e HI), gran parte dei *pixel* ricade nelle 2 classi “estreme” di suscettibilità, con minor frequenza nelle 3 classi intermedie.

Il confronto tra l’inventario delle frane e la carta di suscettibilità evidenzia che (Tab. 2) ca. l’86.2% delle ZA ricade nelle classi di suscettibilità “alta” e “molto alta”. I valori ottenuti considerando i separatamente sotto-campioni delle aree di *training* (87.3%, B) e *testing* (85.1%, C) differiscono lievemente da quelli del campione totale (A); quelli relativi agli interi poligoni in frana (50.4%, D) sono nettamente inferiori. D’altro canto, le percentuali relative alle classi di suscettibilità “molto bassa” e “bassa” si aggirano intorno all’5.6% (casi A, B, C), con valori del 15% per il caso D.

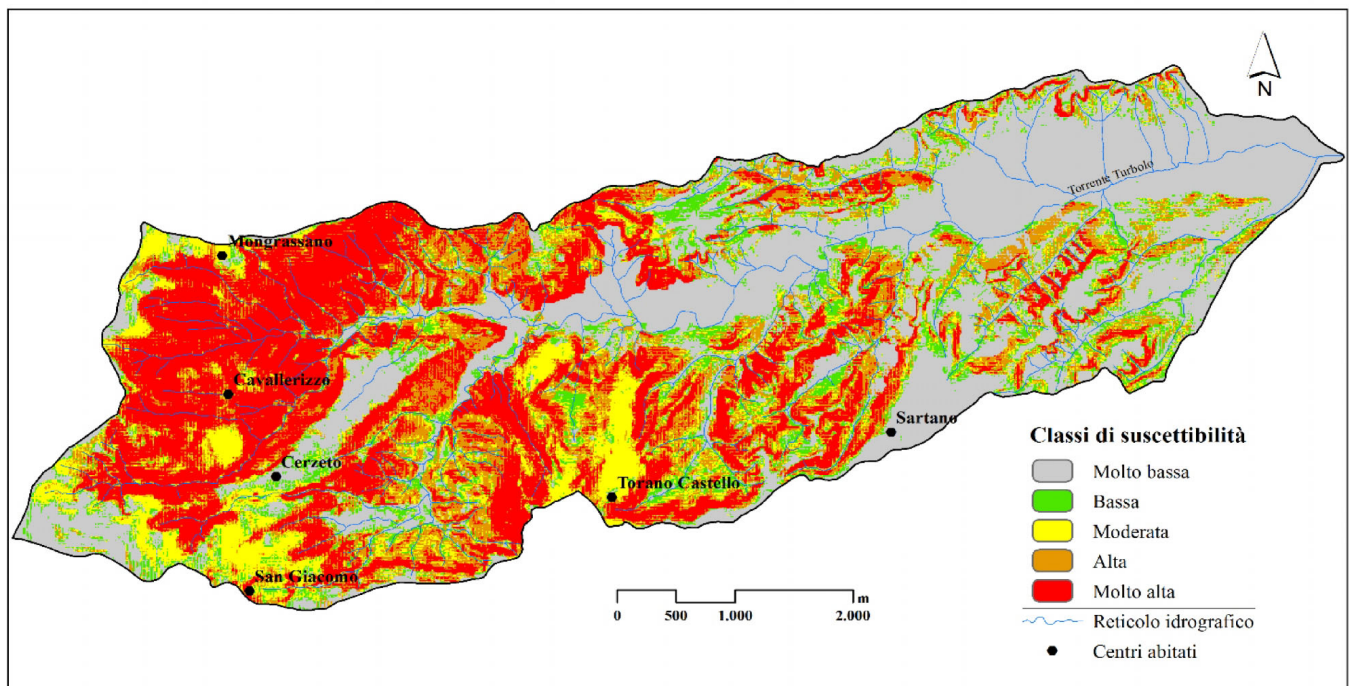


Figura 13. Carta di suscettibilità da frana ottenuta dall’applicazione del metodo ANN.

5.1 – Verifica delle fasi di calibrazione e validazione

In generale, le prestazioni dei modelli dovrebbero essere sempre verificate quantitativamente, per mezzo di curve ROC e/o altri indicatori statistici, considerando separatamente i campioni utilizzati in fase di calibrazione e validazione (cfr. e.g. Chung & Fabbri, 2003; Tien Bui et al., 2012; Bennet et al., 2013). In particolare, l’uso del *training set* permette di apprezzare l’esito (*degree of fit*) della fase di addestramento, mentre il *testing set* consente di appurare la capacità dei diversi modelli di prevedere eventi ignoti (*predictive capability*). Come accennato, nel presente lavoro il *testing set* è composto dal 50% delle ZA delle frane riportate nella carta inventario; per il solo metodo ANN, la fase di validazione ha impiegato una *testing area* costituita, al 50%, dai *pixel* del *testing set* e, per la restante parte, da *pixel* rappresentativi di zone non in frana.

Le curve ROC (*Receiver Operating Characteristic* - cfr. e.g. Beguería, 2006; Fawcett, 2006) sono costruite come diagrammi binari in cui vengono posti in relazione i valori di *Sensibilità* (TPR) e quelli di *1-Specificità* (FPR). In particolare, la *Sensibilità* è definita dal rapporto fra il numero di *pixel* correttamente stimati come instabili (veri positivi, TP) e quello totale di *pixel* instabili ($P = TP + FN =$ veri positivi + falsi negativi): $TPR = TP/P = TP/(TP + FN)$. Il parametro *1-Specificità* è invece definito come rapporto fra il numero di *pixel* correttamente stimati stabili (veri negativi, TN) e il numero totale di unità territoriali stabili ($N = TN + FP =$ veri negativi + falsi positivi): $FPR = FP/N = FP/(TN + FP)$. L'area sotto la curva (AUC - *Area Under Curve*) può assumere valori compresi fra 0 e 1: essa rappresenta un buon indicatore della capacità predittiva di un dato modello (Swets, 1988): valori prossimi a 0.5 caratterizzano modelli scarsamente utili a scopi previsionali; valori compresi tra 0,7 e 0,9 (o tra 0.3 e 0.1) indicano invece una buona utilizzabilità; infine, valori maggiori di 0,9 (o inferiori a 0.1) caratterizzano modelli estremamente utili.

I risultati delle verifiche di *performance* dei 4 metodi di analisi sono riportati di seguito. In particolare, le curve ROC riguardano: il sotto-campione delle ZA utilizzate per la fase di calibrazione (Fig. 14), il sotto-campione delle ZA di validazione (Fig. 15), il campione totale delle ZA (Fig. 16), e gli interi poligoni di frana (i.e. zone di alimentazione e zone di accumulo - Fig. 17). Nel complesso, tutte le ROC si sviluppano al di sopra della “linea di guadagno” (ovvero, la bisettrice del quadrante, cui è associato un valore di $AUC=0.5$) ma con prestazioni piuttosto differenziate: le curve relative al metodo ANN si ritrovano, in genere, nella porzione superiore del diagramma, più o meno distaccate dalle restanti; quelle relative ai metodi LR e HI sono spesso ravvicinate tra loro; la curva relativa al metodo SMC si presenta in genere distaccata, e più vicina alla linea di guadagno. Più in dettaglio:

- le curve di calibrazione (Fig. 14), che permettono di apprezzare il *degree of fit* dei modelli, testimoniano che le ANN ($AUC=0.79$) riescono a riprodurre meglio degli altri metodi il *data set* di ZA utilizzato per l'addestramento; seguono LR ($AUC=0.76$) e HI ($AUC=0.75$) con *performance* leggermente minori; il metodo SMC si discosta dagli altri, ottenendo il peggior risultato ($AUC=0.66$).
- le curve di validazione (Fig. 15), che consentono di stimare la *predictive capability* dei modelli, dimostrano che le ANN, quando testate con il *data set* non utilizzato per l'addestramento, migliorano sensibilmente le previsioni ($AUC=0.89$); il metodo LR peggiora lievemente la *performance* ($AUC=0.75$) mentre HI conferma lo stesso risultato rispetto al caso di calibrazione; anche in questo caso, il metodo SMC ottiene il peggior risultato, con indice minore rispetto alla calibrazione ($AUC=0.63$).
- le curve relative all'intero *data set* delle ZA (Fig. 16) mostrano un *trend* analogo di prestazioni tra i diversi metodi di analisi: anche in questo caso, le ANN presentano la migliore *performance*

(AUC=0.80), sebbene inferiore al caso di validazione; LR e HI si confermano in posizione intermedia, con indicatori paragonabili al caso di calibrazione (AUC=0.76 e 0.75, risp.); il peggior risultato è conseguito dal metodo SMC (AUC=0.65), unico ad aumentare la *performance*.

- le curve relative agli interi poligoni di frana (Fig. 17) testimoniano un leggero peggioramento di prestazioni per i modelli ANN, LR e HI (AUC=0.75, 0.71, 0.74, risp.), e un aumento in netta controtendenza per il metodo SMC, che ottiene la sua migliore prestazione rispetto ai casi precedenti (AUC=0.67).

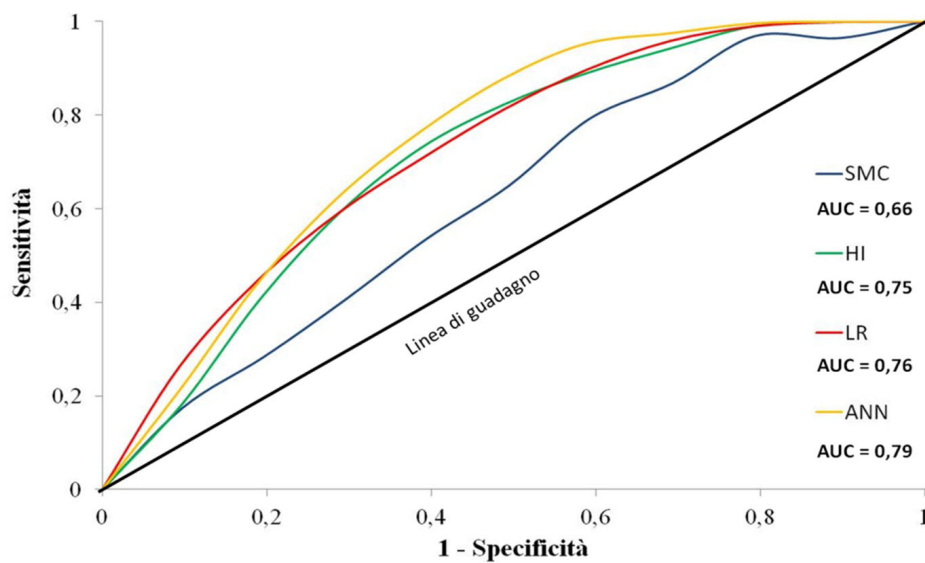


Figura 14. Curve ROC del sotto-campione di ZA utilizzato per la calibrazione, per i 4 modelli (SMC, HI, LR, ANN) considerati nel presente studio.

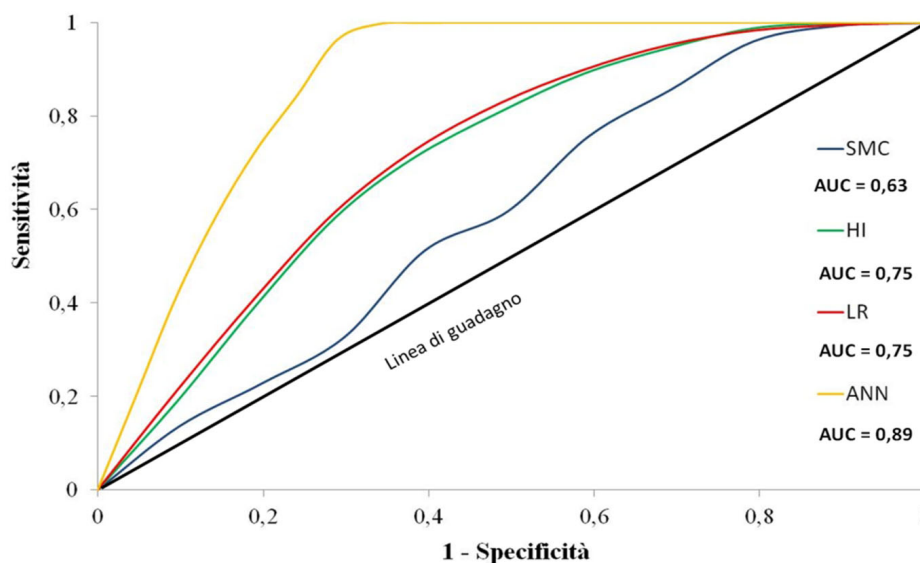


Figura 15. Curve ROC del sotto-campione di ZA utilizzato per la validazione, per i 4 modelli (SMC, HI, LR, ANN) considerati nel presente studio.

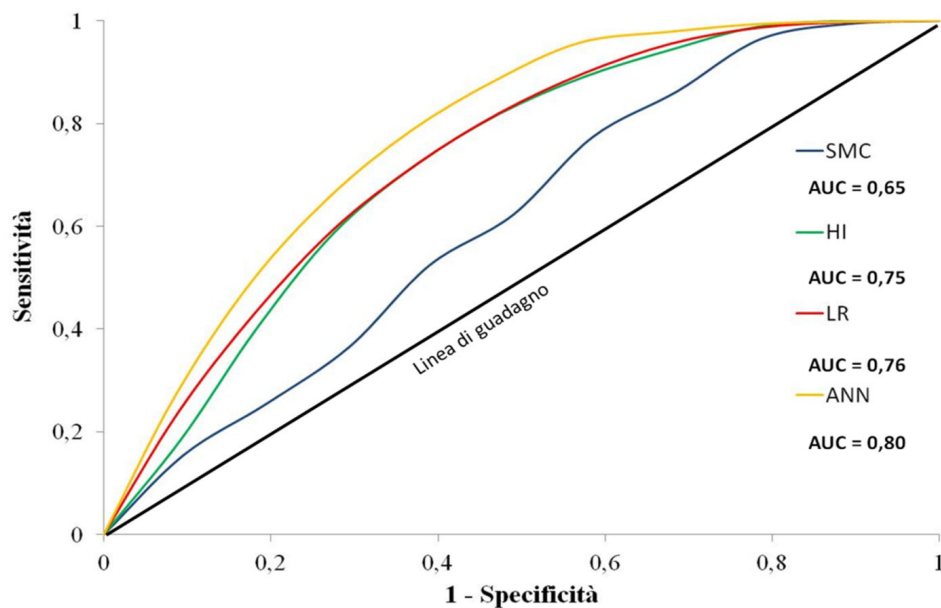


Figura 16. Curve ROC del campione totale di ZA, per i 4 modelli (SMC, HI, LR, ANN) considerati nel presente studio.

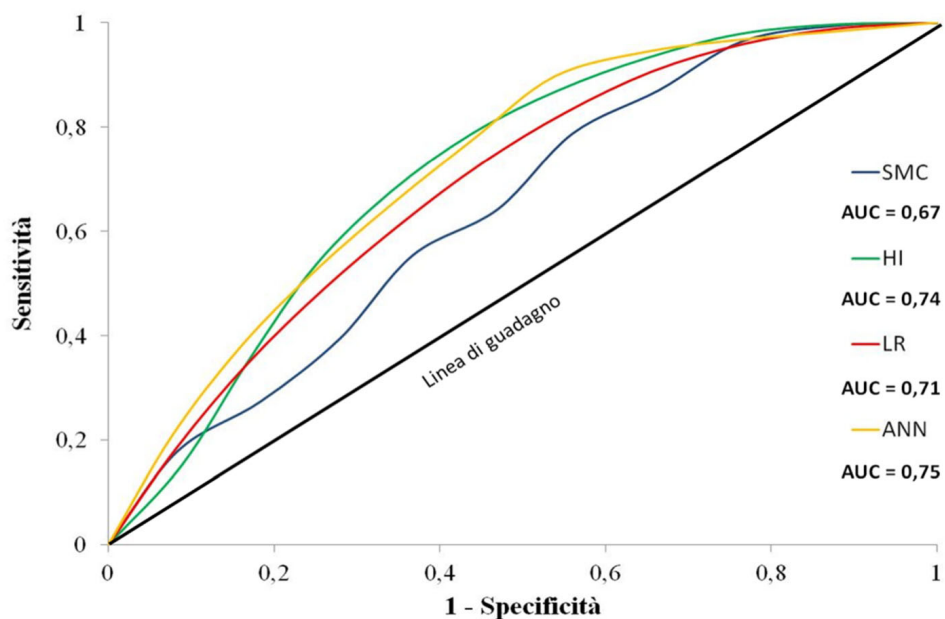


Figura 17. Curve ROC dei poligoni di frana, per i 4 modelli (SMC, HI, LR, ANN) considerati nel presente studio.

6. Conclusioni

Attraverso l'applicazione di 4 tra i metodi più utilizzati in letteratura per la valutazione della suscettibilità da frana, è stata valutata la "pericolosità spaziale da innesco" (*source susceptibility*) nel bacino del torrente Turbolo (Calabria settentrionale). In particolare, sono stati impiegati due tipi di approcci: quello *euristico*, attraverso il metodo SMC, e quello *geo-statistico*, attraverso i metodi HI, LR, e ANN. Le analisi sono state effettuate sulla base di informazioni relative alla distribuzione delle

frane pregresse (carta inventario), e ai principali fattori predisponenti, selezionati - tra quelli più frequentemente utilizzati in questo tipo di analisi - in base a precedenti esperienze effettuate in aree di studio limitrofe.

I fattori predisponenti considerati sono: *litologia, uso del suolo, distanza da faglia, distanza da reticolo idrografico, altitudine, pendenza, esposizione, curvatura planare, stream power index (SPI), e topographic wetness index (TWI)*. La popolazione di frane inventariate è costituita da 211 fenomeni, estesi sul 17,4% dell'area di bacino. Da un punto di vista tipologico, le frane cartografate sono in gran parte assimilabili a fenomeni da scivolamento (soprattutto nelle loro porzioni sommitali, corrispondenti alle zone di alimentazione). Pertanto, nelle analisi è stato considerato un unico campione indifferenziato di frane. Le zone di alimentazione (ZA) delle frane sono state campionate in modo casuale, per ottenere due popolazioni equivalenti di *pixel* (*training set* e *testing set*), da utilizzare per l'addestramento e la verifica delle prestazioni dei modelli. Il modello SMC non è stato addestrato in base alla popolazione di frane pregresse ma solo in base ai fattori predisponenti; quelli HI e LR sono stati calibrati sulla base del *training set*; la fase di apprendimento del modello ANN è stata effettuata considerando un insieme più vasto ed eterogeneo di *pixel*, detto *training area*, costituito in uguali proporzioni da aree in frana (il *training set*) e aree non in frana, scelte casualmente. Le prestazioni di tutti i modelli sono state quindi valutate, in termini quantitativi, attraverso le curve ROC, considerando i) il sotto-campione delle ZA utilizzate per la fase di calibrazione, ii) quello di validazione, iii) il campione totale delle ZA, e iv) gli interi poligoni di frana (i.e. insieme delle zone di alimentazione e delle zone di accumulo). Le mappe ottenute con i suddetti 4 metodi sono state, infine, rielaborate in maniera da rappresentare la suscettibilità in 5 classi relative (da “molto bassa” a “molto alta”).

L'analisi della distribuzione percentuale di *pixel* nelle diverse classi di suscettibilità evidenzia differenze sensibili di classificazione tra i 4 metodi utilizzati, con una discreta prevalenza di *pixel* nelle classi “estreme” per ANN e LR (i.e. gran parte dei *pixel* risultano classificati a suscettibilità “molto alta” e “molto bassa”, con frazioni decrescenti nelle classi mediane); per HI e SMC si osserva invece una tendenza opposta (gran parte dei *pixel* si distribuisce tra le classi intermedie, da “bassa” ad “alta”). I metodi che forniscono le maggiori estensioni a suscettibilità “molto alta” sono ANN (28% circa) e LR (26% circa). Il metodo ANN fornisce, peraltro, anche la maggiore area (34% circa) a suscettibilità “molto bassa”, seguito da LR (con circa il 24% di area). Le percentuali più basse (ca. 10%) a suscettibilità “molto alta” si ottengono con i modelli HI e SMC, che forniscono anche le minori estensioni a suscettibilità “molto bassa” (ca. 14 e 12%, risp.). In altre parole, il metodo ANN e, in subordine, LR tendono a fornire zonazioni in cui le aree a suscettibilità “molto bassa” o “molto alta” prevalgono rispetto a quelle a suscettibilità “bassa”, “moderata” o “alta”. Viceversa, il modello

HI tende a classificare gran parte del territorio con una propensione intermedia alla franosità (tra “bassa” e “alta”).

Le mappe evidenziano, inoltre, valori più elevati di suscettibilità nella parte occidentale e, in subordine, in quella mediana del bacino, in corrispondenza di affioramenti di rocce metamorfiche (spesso intensamente fratturate e alterate), e di sedimenti sabbioso-argillosi, rispettivamente. Come accennato, il settore occidentale è caratterizzato dalla transizione tra sedimenti di riempimento del *graben* del Crati e la dorsale metamorfica della Catena Costiera, marcata da strutture tettoniche recenti/attive ad andamento ca. meridiano: in tale zona, si riscontrano pendenze mediamente più elevate e maggiore energia di rilievo. Nel settore centro-orientale, a minore energia di rilievo, valori elevati di propensione al dissesto franoso si riscontrano essenzialmente in corrispondenza di zone fortemente dissecate dai corsi d'acqua in approfondimento.

Le mappe di suscettibilità ottenute con i metodi SMC e HI, e quelle derivate dai metodi LR e ANN, mostrano rispettivamente distribuzioni areali piuttosto simili delle varie classi di suscettibilità. I metodi SMC e HI sembrano mostrare una tendenza a sottostimare le condizioni di instabilità dell'area, mentre quelli LR e ANN riescono a identificare più correttamente sia le aree più stabili sia quelle dove si concentrano i fenomeni franosi.

Considerando il totale delle aree di alimentazione (A), le aree di alimentazione dei soli *training set* (B) e *testing set* (C), e il totale delle aree in frana (D), emergono ulteriori peculiarità riguardo alle principali statistiche sulla distribuzione percentuale di *pixel* nelle diverse classi di suscettibilità:

- per il metodo SMC – risultano classificate a suscettibilità “alta” o “molto alta” oltre la metà delle aree di alimentazione (A) e dei sotto-campioni di *training* (B) e di *testing* (C); i valori relativi agli interi poligoni in frana (D) sono leggermente più elevati; le percentuali relative alle classi di suscettibilità “molto bassa” e “bassa” si aggirano tra il 15 e il 16 %.
- per il metodo HI - sono classificate ad “alta” o “molto alta” suscettibilità oltre due terzi delle aree di alimentazione (A); i valori ottenuti considerando separatamente i sotto-campioni di *training* (B) e di *testing* (C) non differiscono di molto rispetto al campione totale (A), mentre quelli relativi agli interi poligoni in frana (D) sono leggermente più bassi; le percentuali relative alle classi di suscettibilità “molto bassa” e “bassa” si aggirano tra il 9 e il 10%.
- per il metodo LR - risultano classificate a suscettibilità “alta” o “molto alta” oltre i tre quarti delle aree di alimentazione (A); i valori ottenuti considerando separatamente i sotto-campioni di *training* (B) e di *testing* (C) non differiscono di molto rispetto al campione totale (A), mentre quelli relativi agli interi poligoni in frana (D) sono leggermente più bassi; le percentuali relative alle classi di suscettibilità “molto bassa” e “bassa” variano tra l'8% e il 14%.
- per il metodo ANN – la percentuale di aree di alimentazione (A) classificate ad “alta” o “molto

alta” suscettibilità cresce considerevolmente, rispetto ai valori già elevati ottenuti con il metodo LR; i valori ottenuti considerando separatamente i sotto-campioni di *training* (B) e di *testing* (C) non differiscono di molto rispetto al campione totale (A), mentre quelli relativi agli interi poligoni in frana (D) sono nettamente inferiori; le percentuali relative alle classi di suscettibilità “molto bassa” e “bassa” variano tra il 5 e il 15%.

Riguardo alla verifica delle prestazioni dei modelli, le curve ROC evidenziano nel complesso, risultati piuttosto positivi, sebbene diversificati. Tutte le ROC si sviluppano, infatti, al di sopra della “linea di guadagno”: le curve relative al metodo ANN si ritrovano, in genere, nella porzione superiore del diagramma, più o meno distaccate dalle restanti; quelle relative ai metodi LR e HI sono spesso ravvicinate tra loro; la curva relativa al metodo SMC si presenta in genere distaccata, e più vicina alla linea di guadagno. Più in dettaglio:

- le curve di calibrazione indicano che le ANN riproducono meglio degli altri metodi il *data set* di ZA utilizzato per l’addestramento (miglior *degree of fit*); i metodi LR e HI forniscono prestazioni leggermente più scarse, mentre SMC ottiene il peggior risultato.
- le curve di validazione evidenziano che le ANN migliorano sensibilmente le previsioni se confrontate con il *data set* di ZA selezionato per la fase di *test* (migliore *predictive capability*); la prestazione del metodo LR peggiora lievemente mentre HI conferma lo stesso risultato rispetto al caso di calibrazione; anche in questo caso, il metodo SMC ottiene il peggior risultato, con indice inferiore a quello ottenuto in calibrazione.
- le curve relative all’intero *data set* delle ZA mostrano un trend analogo di prestazioni tra i diversi metodi di analisi; le ANN presentano la migliore *performance*, sebbene inferiore al caso di validazione; LR e HI si confermano in posizione intermedia, con risultati paragonabili al caso di calibrazione; la prestazione peggiore è conseguita dal metodo SMC, unico a conseguire un miglioramento di risultato.
- le curve relative agli interi poligoni di frana testimoniano un leggero peggioramento di prestazioni per tutti i modelli (ANN, LR e HI) tranne che per il metodo SMC, che mostra un lieve miglioramento di risultato.

In estrema sintesi, nel presente studio – in funzione delle modalità di applicazione dei diversi metodi di analisi, delle caratteristiche dell’area campione, e della qualità e completezza di informazioni disponibili – le *reti neurali artificiali* (ANN) sono risultate più affidabili per la previsione della *suscettibilità da innesco* da frana. Prestazioni comunque soddisfacenti sono state conseguite anche dagli altri metodi geo-statistici considerati - ovvero la *regressione logistica* (LR) e l’*indice di*

pericolosità (HI) - mentre i peggiori risultati caratterizzano l'applicazione del metodo euristico *spaziale multi-criterio* (SMC). Quest'ultimo – come qualunque approccio *expert-based* – ha una forte connotazione soggettiva e necessita di un'approfondita conoscenza sia della problematica in esame sia delle caratteristiche territoriali dell'area di studio. Nel confronto con gli altri metodi qui considerati, il metodo euristico ha fornito costantemente i peggiori risultati, con una tendenza al recupero nell'ultimo esempio - quando si pretendeva di prevedere anche le zone di accumulo, avendo addestrato i modelli a identificare le zone di alimentazione. Un simile comportamento può essere spiegato in termini di *auto-inganno*: l'operatore, durante la fase di inizializzazione del modello SMC, potrebbe inserire, involontariamente, tra criteri e pesi anche aspetti che finiscono per “disturbare” la previsione delle zone di alimentazione ma che consentono poi di indovinare meglio le aree complessive in frana.

Il confronto tra i risultati ottenuti sottolinea, ancora una volta, la fondamentale importanza di un'approfondita conoscenza specialistica dei caratteri del territorio per la corretta comprensione delle sue dinamiche evolutive, e quindi per la valutazione delle potenziali condizioni di rischio, a fini di pianificazione e di protezione civile. Solo una simile conoscenza specialistica può consentire di utilizzare – *cum grano salis* – anche le più sofisticate tecniche di analisi oggi disponibili, al fine di cartografare correttamente la pericolosità spaziale da frana - fase essenziale e propedeutica alle valutazioni di *hazard* e di rischio. Tentativi di pianificazione territoriale o, ancor peggio, di “protezione idrogeologica”, che fossero sbilanciati sull'approccio euristico sono destinati a fallire per le evidenti inesattezze delle previsioni che il tempo metterà, inesorabilmente, a nudo, determinando peraltro sentimenti di sfiducia verso gli specialisti e le Autorità. Occorre piuttosto integrare l'esperienza (soggettiva) con la padronanza degli strumenti di analisi geo-ambientale, specie in settori con ricadute così delicate quali l'urbanistica (v. es. valore dei terreni) e la protezione civile (v. incolumità delle persone e salvaguardia dei beni).

Come accennato, una mappa affidabile di suscettibilità da frana rappresenta il passo necessario e propedeutico per poter giungere, attraverso ulteriori analisi specialistiche, a cartografare correttamente la pericolosità e il rischio. Simili documenti consentono un'oculata pianificazione territoriale, e possono essere integrati utilmente in sistemi di protezione civile.

Bibliografia

Akgun A., Dag S. & Bulut F. (2008) - Landslide susceptibility mapping for a landslide-prone area (Findikli, NE of Turkey) by likelihood-frequency ratio and weighted linear combination models. *Environ. Geol.*, 54, 6, 1127-1143.

- Aleotti P. & Chowdhury R. (1999) - Landslide hazard assessment: summary review and new perspectives. *B. Eng. Geol. Environ.*, 58, 21–44.
- Aleotti P., Balzelli P. & De Marchi D. (1996) - Le reti neurali nella valutazione della suscettibilità da frana. *Geologia tecnica e ambientale*, 4, 37–47.
- Amanti M., Carrara A., Castaldo G., Colosimo P., Gisotti G., Govi M., Marchionna G., Nardi R., Panizza M., Pecci M. & Vianello G. (1992) - Linee guida per la realizzazione di una cartografia della pericolosità geologica connessa ai fenomeni di instabilità dei versanti alla scala 1:50.000. Versione Preliminare. Presidenza del Consiglio dei Ministri. Servizio Geologico, 53 pp.
- Anbalagan R. (1992) - Landslide hazard evaluation and zonation mapping in mountainous terrain. *Eng. Geol.*, 32, 269–277.
- Armaş I., Vartolomei F., Stroia F. & Braşoveanu L. (2014) - Landslide susceptibility deterministic approach using geographic information systems: application to Breaza town, Romania. *Nat. Hazards*, 70, 2, 995-1017.
- Atkinson P.M. & Massari R. (1998) - Generalised linear modelling of susceptibility to landsliding in the Central Apennines. *Comput. Geosci.*, 24, 373–385.
- Beguería S. (2006) - Validation and evaluation of predictive models in hazard assessment and risk management. *Nat. Hazards*, 37, 315–329.
- Bennett N.D., Croke B.F., Guariso G., Guillaume J.H., Hamilton S.H., Jakeman A.J., Marsili-Libelli S., Newham L.T., Norton J.P. & Perrin C. (2013) - Characterising performance of environmental models. *Environmental Modelling & Software*, 40, 1-20.
- Berti M., Genevois R., LaHusen R., Simoni A. & Tecca P.R. (2000) - Debris flow monitoring in the Acquabona watershed on the Dolomites (Italian Alps). *Phys. Chem. Earth PT B*, 25, 9, 707-715.
- Bishop A.W. & Morgenstern N.R. (1960) - Stability coefficients for earth slopes. *Géotechnique* 10, 129- 150
- Bishop C.M. (1996) - *Neural Networks for Pattern Recognition*. 1st ed. Press Oxford University, USA.
- Caniani D., Pascale S., Sdao F. & Sole A. (2008) - Neural networks and landslide susceptibility: a case study of the urban area of Potenza. *Nat. Hazards*, 45, 55–72.
- Canuti P. & Casagli N. (1996) – Considerazioni sulla valutazione del rischio di frana. Atti Convegno “fenomeni franosi e centri abitati”, Bologna, 27 maggio 1994. CNR – GNDICI, Linea 2, pubbl. 846, 61 pp.
- Capitani M., Ribollini A. & Bini M. (2014) - The slope aspect: A predisposing factor for landsliding? *C. R. Geoscience* <http://dx.doi.org/10.1016/j.crte.2013.11.002>.

- Capparelli G., Iaquinta P., Iovine G.G.R., Terranova O.G. & Versace P. (2012) - Modelling the rainfall-induced mobilization of a large slope movement in northern Calabria. *Nat. Hazards*, 61, 247–256.
- Carobene L., Mengani M.E. & Oliverio M. (1989) - Superfici terrazzate pleistoceniche nella media valle del fiume Crati (Calabria). *Il Quaternario*, 2, 15–39.
- Carrara A., Cardinali M., Detti R., Guzzetti F., Pasqui V. & Reichenbach P. (1991) - GIS techniques and statistical models in evaluating landslide hazard. *Earth Surf. Processes*, 16, 427–445.
- Carrara A., Cardinali M., Guzzetti F. & Reichenbach P. (1995) - GIS-based techniques for mapping landslide hazard. In: Carrara A., Guzzetti F. (eds) *Geographical information systems in assessing natural hazards*. Kluwer, Dordrecht, 135-175.
- Carrara A., Pugliese Carratelli E. & Merenda L. (1977) – Computer-based data bank and statistical analysis of slope instability phenomena. *Geomorphology*, 21, 2, 187-222.
- CASMEZ (1971) - Carta Geologica della Calabria. Volume II, Foglio 229. Legge speciale per la Calabria 26, 11, 1955, n. 1177.
- Castellanos Abella E.A. & van Westen C.J. (2007) - Generation of a landslide risk index map for Cuba using spatial multi-criteria evaluation. *Landslides*, 4, 311–325.
- Catani F., Casagli N., Ermini L., Righini G. & Menduni G. (2005) - Landslide hazard and risk mapping at catchment scale in the Arno River basin. *Landslides*, 2, 329-342.
- Cevik E. & Topal T. (2003) - GIS-based landslide susceptibility mapping for a problematic segment of the natural gas pipeline, Hendek (Turkey). *Environ. Geol.*, 44, 949–962.
- Chandler R.J. & Peiris T.A. (1989) - Further extension to the Bishop & Morgenstern stability charts. *Ground Engineering*, 33-38.
- Chen Z. & Wang J. (2007) - Landslide hazard mapping using logistic regression model in Mackenzie valley, Canada. *Nat. Hazards*, 42, 75–89.
- Choi J., Oh H.J., Lee H.J., Lee C. & Lee S. (2012) - Combining landslide susceptibility maps obtained from frequency ratio, logistic regression, and artificial neural network models using ASTER images and GIS. *Eng. Geol.*, 124, 12–23.
- Chung C.J.F. & Fabbri A.G. (2003) - Validation of spatial prediction models for landslide hazard mapping. *Nat. Hazards*, 30, 451–472.
- Colella A., De Boer P. L. & Nio S. D. (1987) - Sedimentology of a marine intermontane Pleistocene Gilbert-type fan-delta complex in the Crati Basin, Calabria, southern Italy. *Sedimentology*, 34, 721-736.

- Conforti M. (2009) - Studio geomorfopedologico dei processi erosivi nel bacino del T. Turbolo (Calabria settentrionale) con il contributo della spettrometria della riflettanza. Unpublished PhD Thesis, Università della Calabria, pp. 310.
- Conforti M., Aucelli P.P.C., Robustelli G. & Scarciglia F. (2011) Geomorphology and GIS analysis for mapping gully erosion susceptibility in the Turbolo Stream catchment (Northern Calabria, Italy). *Nat. Hazards*, 56, 881–898.
- Conforti M., Pascale S., Robustelli G. & Sdao F. (2014) - Evaluation of prediction capability of the artificial neural networks for mapping landslide susceptibility in the Turbolo River catchment (northern Calabria, Italy). *Catena*, 113, 236–250.
- Conforti M., Robustelli G., Muto F. & Critelli S. (2012) - Application and validation of bivariate GIS-based landslide susceptibility assessment for the Vitravo river catchment (Calabria, south Italy). *Nat. Hazards*, 61, 127–141.
- Corominas J., van Westen C., Frattini P., Cascini L., Malet J.-P., Fotopoulou S., Catani F., Van Den Eeckhaut M., Mavrouli O., Agliardi F., Pitilakis K., Winter M.G., Pastor M., Ferlisi S., Tofani V., Hervás J. & Smith J.T. (2004) - Recommendations for the quantitative analysis of landslide risk. *Bull. Eng. Geol. Environ.*, 73, 209-263.
- Costanzo D., Chacón J., Conoscenti C., Irigaray C. & Rotigliano E. (2014) - Forward logistic regression for earth-flow landslide susceptibility assessment in the Platani river basin (southern Sicily, Italy) *Landslides*, 11, 4, pp 639-653.
- Crozier M. (1986) – *Landslides: cause, consequences & environment*. Croom Helm, London, 252 pp.
- Dai F.C. & Lee C.F. (2002) - Landslide characteristics and slope instability modeling using GIS, Lantau Island, Hong Kong. *Geomorphology*, 42, 213–228.
- Dai F.C., Lee C.F. & Ngai Y.Y. (2002) - Landslide risk assessment and management: an overview. *Eng. Geol.*, 64, 65-87.
- Dai F.C., Lee C.F., Li J. & Xu Z.W. (2001) - Assessment of landslide susceptibility on the natura terrain of Lantau Island, Hong Kong. *Environ. Geol.*, 40, 381–391.
- Dramis F. & Gentili B. (1977) - Contributo allo studio delle acclività dei versanti nell'Appennino Umbro-Marchigiano. *Studi Geologici Camerti*, 3, 153–164.
- Eastman J.R. (2009) - *Idrisi Taiga, guide to GIS and image processing, user's guide (Ver. 15)*. Press Clark University, USA, 328 pp.
- Ellen S.F. (1988) – Description and mechanics of soil slip/debris flows in the storm. In: Ellen S.D. & Wieczorek G.F. (Eds.), *Landslides, Floods, and Marine Effects of the Storm of January 3-5, 1982, in the San Francisco Bay Region, California*. U.S. Geological Survey, Professional Paper n.1434, 63-112.

- Ercanoglu M. (2005) - Landslide susceptibility assessment of SE Bartın (West Black Sea region, Turkey) by artificial neural networks. *Nat. Hazard Earth Sys.*, 5, 979–992.
- Ermini L., Catani F. & Casagli N. (2005) - Artificial neural networks applied to landslide susceptibility assessment. *Geomorphology*, 66, 327–343.
- Fawcett T. (2006) - An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27, 861–874.
- Fernandes N.F., Guimaraes R.F., Gomesa R.A.T., Vieira B.C., Montgomery D.R., Greenberg H. (2004) - Topographic controls of landslides in Rio de Janeiro: field evidence and modeling. *Catena*, 55, 163–181.
- Feryandi F.T.H. (2011) - Landslide susceptibility assessment in karanganyar regency – Indonesia. Comparison of Knowledge-Based and Data-Driven Models. Dissertation of Master of Science in Geospatial Technologies. Erasmus Mundus Master program in Geospatial Technologies.
- Formetta G., Rago V., Capparelli G., Rigon R., Muto F. & Versace P. (2014) - Integrated physically based system for modeling landslide susceptibility. *Procedia Earth and Planetary Science*, 9, 74–82.
- Gaprindashvili G. (2011) - Landslide hazard assessment in Georgia. Report on the 1st project of AES Geohazards Stream. Faculty of Geo-Information Science and Earth Observation (ITC) of the University of Twente, 7500 AA Enschede, the Netherlands.
- Giudici P. (2005) - Data Mining: metodi informatici, statistici e applicazioni. McGraw-Hill, Milano.
- Glade T., Anderson M. & Crozier M.J. (Eds.) (2005) - Landslide hazard and risk. Wiley, New York, 824 pp.
- Greco R. & Sorriso-Valvo M. (2005) - Relationships between joint apparent separation, Schmidt hammer rebound value, and distance to faults, in rocky outcrops, Calabria, Southern Italy. *Eng. Geol.*, 78, 309-320.
- Greco R. & Sorriso-Valvo M. (2013) - Influence of management of variables, sampling zones and land units on LR analysis for landslide spatial prevision. *Nat. Hazards Earth Sys.*, 13, 2209–2221.
- Gullà G., Antronico L., Iaquina P. & Terranova O. (2008) - Susceptibility and triggering scenarios at a regional scale for shallow landslides. *Geomorphology*, 99, 39–58.
- Gupta V. (2005) - The relationship between tectonic stresses, joint patterns and landslides in the higher Indian Himalaya. *J. Nepal Geol. Soc.*, 31, 51-58.
- Guzzetti F. (2000) - Landslide fatalities and the evaluation of landslide risk in Italy. *Eng. Geol.*, 58, 2, 89-107.
- Guzzetti F., Carrara A., Cardinali M. & Reichenbach P. (1999) - Landslide hazard evaluation: a review of current techniques and their application in a multi-scale study, Central Italy. *Geomorphology* 31, 181–216.

- Guzzetti F., Reichenbach P., Cardinali M., Galli M. & Ardizzone F. (2005) - Probabilistic landslides hazard assessment at the basin scale. *Geomorphology*, 72, 272–299.
- Hecht-Nielsen R. (1987) - Kolmogorov's mapping neural network existence theorem. *IEEE International Conference on Neural Networks*, San Diego, SOS Printing, 1987, Vol. 2, pp. 11–14.
- Hoek E. & Bray J.W. (1981) - *Rock Slope Engineering*, Revised 3rd edition, The Institution of Mining and Metallurgy, London, pp 341 - 351.
- Iovine G. & Mangraviti P. (2009) - The CA-model FLOW-S* for flow-type landslides: an introductory account. In Anderssen R.S., Braddock R.D. & Newham L.T.H. (Eds.), *Proceedings of the 18th World IMACS Congress and MODSIM09 International Congress on Modelling and Simulation*, 13-17 July 2009, pp. 2679-2685.
- Iovine G. & Merenda L. (1993) - Alcune considerazioni sulla franosità nel bacino del torrente Straface (Alto Jonio, Calabria). *Geologia Applicata e Idrogeologia*, 28, 513-521.
- Iovine G. (2008) - Mud-flow and lava-flow susceptibility and hazard mapping through numerical modelling, GIS techniques, historical and geoenvironmental analyses. In: M. Sánchez-Marrè, J. Béjar, J. Comas, A.E. Rizzoli, G. Guariso (Eds.), *Proceedings of the iEMSs Fourth Biennial Meeting: International Congress on Environmental Modelling and Software (iEMSs 2008)*, 7-10 July 2008, Vol.3, pp.1447-1460.
- Iovine G., Greco R., Gariano S.L., Pellegrino A.D. & Terranova O.G. (2014) - Shallow-landslide susceptibility in the Costa Viola mountain ridge (southern Calabria, Italy) with considerations on the role of causal factors. *Nat. Hazards*, 73, 1, pp.111-136. In: G. Iovine & D. Cohen (Eds.), *Advanced methods in landslide modelling*.
- Iovine G.G.R., Lollino P., Gariano S.L. & Terranova O.G. (2010) - Coupling limit equilibrium analyses and real-time monitoring to refine a landslide surveillance system in Calabria (southern Italy). *Nat. Hazard Earth Sys.*, 10, 2341–2354.
- ITC (2001) - *ILWIS 3.0 academic-user's guide*. ITC, Enschede, p 520.
- Iverson R.M., Schilling S.P., Vallance J.W. (1998) - Objective delineation of lahar-inundation hazard zones. *Geol. Soc. Am. Bull.*, 110, 8, 972–984.
- Jenks G.F. (1989) - Geographic logic in line generalization. *Cartographica*, 26, 27–42.
- Kanungo D.P., Arora M.K., Sarkar S. & Gupta R.P. (2006) - A comparative study of conventional, ANN black box, fuzzy and combined neural and fuzzy weighting procedures for landslide susceptibility zonation in Darjeeling Himalayas. *Eng. Geol.*, 85, 347–366.
- Kleinbaum D.G. (1991) - *Logistic Regression: a Self-learning Text*. Springer, Berlin Heidelberg New York.

- Komac M. (2006) - A landslide susceptibility model using the analytical hierarchy process method and multivariate statistics in perialpine Slovenia. *Geomorphology* 74, 1–4, 17–28.
- Lanzafame G. & Zuffa G. (1976) - Geologia e petrografia del foglio Bisignano (Bacino del Crati, Calabria). *Geologica Romana* 15, 223.270, con Carta geologica 1:50.000.
- Lee S. & Min K. (2001) - Statistical analysis of landslide susceptibility at Yongin, Korea. *Environ. Geol.*, 40, 1095–1113.
- Lee S. & Sambath T. (2006) - Landslide susceptibility mapping in the Damrei Romel area, Cambodia using frequency ratio and logistic regression models. *Env. Geol.*, 50, 847–855.
- Lee S. (2005) - Application of logistic regression model and its validation for landslide susceptibility mapping using GIS and remote sensing data. *Int. J. Remote Sens.*, 26, 7, 477-1491.
- Lee S., Ryu J.H., Won J.S., Park H.J. (2004) - Determination and application of the weights for landslide susceptibility mapping using an artificial neural network. *Eng. Geol.*, 71, 289–302.
- Lineback Gritzner M., Marcus W.A., Aspinall R. & Custer S.G. (2001) - Assessing landslide potential using GIS, soil wetness modeling and topographic attributes, Payette River, Idaho, *Geomorphology*, 37, 149–165.
- Lucini P. (1969) – Un metodo grafico per la valutazione della franosità. *Mem. e Note Ist. Geol. Appl., Univ. di Napoli*, 2, 1-14.
- Lyell C. (1830-1833) - *Principles of Geology*, 3 volumes.
- Magliulo P., Di Lisio A., Russo F. & Zelano A. (2008) - Geomorphology and landslide susceptibility assessment using GIS and bivariate statistics: a case study in southern Italy. *Nat. Hazards*, 47, 411–435.
- Malczewski J. (1996) - A GIS-based approach to multiple criteria group decision-making. *Int. J. Geogr. Inf. Syst.*, 10, 8, 955–971.
- Menard S. (1995) - *Applied logistic regression analysis*. Sage University Paper Series on Quantitative Applications in Social Sciences, vol. 106. Thousand Oaks, California. 98 pp.
- Michie D., Spiegelhalter D.J. & Taylor C.C. (1994) - *Machine Learning, Neural and Statistical Classification*. Ellis Horwood, New York.
- Moore I.D., Grayson R.B. & Ladson A.R. (1991) - Digital terrain modelling: a review of hydrological, geomorphological, and biological applications. *Hydrol. Process.*, 5, 3–30.
- Morgan B.W. (1968) - *An introduction to Bayesian statistical decision process*. Prentice_Hall New York.
- Pachauri A.K. & Pant M. (1992) - Landslide hazard mapping based on geological attributes *Eng. Geol.*, 32, 81–100.

- Pachauri A.K., Gupta P.V. & Chander R. (1998) - Landslide zoning in a part of the Garhwal Himalayas. *Env. Geol.*, 36, 325–334.
- Parise M., Sorriso-Valvo M. & Tansi C. (1997) - Mass movements related to tectonic in the Aspromonte massif (Southern Italy). *Eng. Geol.*, 47, 89–106.
- Pascale S., Parisi S., Mancini A., Schiattarella M., Conforti M., Sole A., Murgante B. & Sdao F. (2013) - Landslide Susceptibility Mapping Using Artificial Neural Network in the Urban Area of Senise and San Costantino Albanese (Basilicata, Southern Italy). In: Murgante et al., *Computational Science and Its Applications – ICCSA 2013. Lecture Notes In Computer Science*, vol. 7974, p. 473-488, Berlin_Heidelberg: Germany: Springer-Verlag GmbH, ISBN: 9783642396489, ISSN: 0302-9743, doi: 10.1007/978-3-642-39649-6_34
- Perri F., Borrelli L., Muto F., Gullà G., Critelli S., Conforti M., Filomena L. & Rago V. (2013) - Weathering processes as predisposing factors of the landscape evolution along plutono-metamorphic profiles of the Sila Massif, Calabria, southern Italy. *Geophysical Research Abstracts Vol. 15, EGU2013-11584, EGU General Assembly 2013*.
- Perus I. & Krajnc A. (1996) - AiNet: a neural network application for 32bit Windows environment. User's manual, version 1.22.
- Pradhan B. & Lee S. (2010) - Landslide susceptibility assessment and factor effect analysis: back-propagation artificial neural networks and their comparison with frequency ratio and bivariate logistic regression modelling. *Environ. Modell. Softw.* 25, 6, 747–759.
- Puorghasemi H.R., Pradhan B., Gokceoglu C. & Deylami Moezzi K. (2012) - Landslide Susceptibility Mapping Using a Spatial Multi Criteria Evaluation Model at Haraz Watershed, Iran. In: B. Pradhan and M. Buchroithner (eds.), *Terrigenous Mass Movements*, DOI: 10.1007/978-3-642-25495-6_2, Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2012.
- Rago V., Muto F., Armaş I. & Conforti M. (2015b) - Landslide susceptibility mapping using a spatial multi-criteria methodology in Amendolara town (Southern Italy). “La geologia dell’Italia meridionale: un convegno in memoria di Antonino Ietto”. Cosenza, 11 Dicembre 2015. Accettato per la pubblicazione sui *Rend. On. Soc. Geol. It.*.
- Rago V., Muto F., Armaş I., Conforti M. & Gheorghe D. (2015a) - A comparison of GIS-based landslide susceptibility methods in Amendolara town (southern Italy). *Proceedings of the International Conference: Geo-Risks in the Mediterranean and their Mitigation*, 20-21 Luglio 2015, Malta, p. 325.
- Rautela P. & Lakhera R.C. (2000) - Landslide risk analysis between Giri and Ton Rivers in Himalaya (India). *Int. J. Applied Earth Observation Geoinformation*, 2, 153–160.

- Regmi N.R., Giardino J.R. & Vitek J.D. (2010) - Modeling susceptibility to landslides using the weight of evidence approach: Western Colorado, USA. *Geomorphology*, 115, 172–187.
- Saaty T. (1980) - *The analytical hierarchy Process*. McGraw-Hill, New York.
- Saha A.K., Gupta R.P. & Arora M.K. (2002) - GIS-based landslide hazard zonation in the Bhagirathi (Ganga) valley, Himalayas. *Int. J. Remote Sens.*, 23, 57–369.
- Salvati P., Bianchi C., Rossi M. & Guzzetti F. (2010) - Societal landslide and flood risk in Italy. *Nat. Hazard Earth Sys.*, 10, 465–483.
- Schraml K., Thomschitz B., McArdell B.W., Graf C. & Kaitna R. (2015) - Modeling debris-flow runout patterns on two alpine fans with different dynamic simulation models. *Nat. Hazard Earth Sys.*, 15, 1483–1492.
- Sdao F., Lioi D.S., Pascale S., Caniani D. & Mancini I.M. (2013) - Landslide susceptibility assessment by using a neuro-fuzzy model: a case study in the Rupestrian heritage rich area of Matera. *Nat. Hazard Earth Sys.*, 13, 395-407, ISSN: 1561-8633, doi: 10.5194/nhess-13-1-2013.
- Simoni S., Zanotti F., Bertoldi G. & Rigon R. (2008) - Modelling the probability of occurrence of shallow landslides and channelized debris flows using GEOtop-FS. *Hydrol Process* 22, 532–545.
- Skempton A.W. & DeLory F.A. (1957) - Stability of natural slopes in London Clay. In: *Proc. of the IVth Int. Conf. ISSMFE (Int. Soc. for Soil Mech. and Found. Eng.)*, vol. 2, Butterworks, London, pp. 378–381.
- Strahler A.N. (1952) - Hypsometric (area–altitude) analysis of erosional topography. *Geol. Soc. Am. Bull.*, 63, 1117–1142.
- Suzen L.M. & Doyuran V. (2004) - A comparison of the GIS based landslide susceptibility assessment methods: multivariate versus bivariate. *Env. Geol.*, 45, 665–679.
- Swets J.A. (1988) - Measuring the accuracy of diagnostic systems. *Science*, 204, 1285–1293.
- Tansi C., Muto F., Critelli S. & Iovine G. (2007) - Neogene-Quaternary strike-slip tectonics in the central Calabrian Arc (Southern Italy). *J. Geodyn.*, 43, 3, 393-414.
- Tien Bui D., Pradhan B., Lofman O. & Revhaug I. (2012) - Landslide Susceptibility Assessment in Vietnam Using Support Vector Machines, Decision Tree, and Naive Bayes Models. *Mathematical Problems in Engineering*. Article ID: 974638, 26 pp. <http://dx.doi.org/10.1155/2012/974638>
- Tortorici L., Monaco C., Tansi C. & Cocina, O. (1995) - Recent and active tectonics in the Calabrian Arc (south Italy). *Tectonophysics*, 243, 37–55.
- van Westen C.J. (1993) - Application of geographic information systems to landslide hazard zonation. ITC publ. no. 15, *Int. Ins. for Aerospace and Earth Res. Surv.*, Enschede, The Netherlands. 245.
- van Westen C.J. (1997) - Statistical landslide hazard analysis. ILWIS 2.1 for Windows application

- van Westen C.J., Rengers N. & Soeters R. (2003) - Use of geomorphological information in indirect landslide susceptibility assessment. *Nat. Hazards*, 30, 3, 399–419.
- Varnes D.J. (1978) - Slope movement types and processes. In: *Special Report 176: Landslides: Analysis and Control* (Eds: Schuster, R. L. & Krizek, R. J.). Transportation and Road Research Board, National Academy of Science, Washington D. C., 11-33.
- Vijith H. & Madhu G. (2008) - Estimating potential landslide sites of an upland sub-watershed in Western Ghat's of Kerala (India) through frequency ratio and GIS. *Env. Geol.*, 55, 1397–1405.
- von Ruetze J., Lehmann P. & Or D. (2015) Linking rainfall-induced landslides with predictions of debris flow runout distances. *Landslides*, DOI 10.1007/s10346-015-0621-2.
- Wang H.B. & Sassa K. (2005) - Comparative evaluation of landslide susceptibility in Minamata area, Japan. *Env. Geol.*, 47, 956–966.
- Wang W., Xie C. & Du X. (2009) - Landslides susceptibility mapping based on geographical information system, GuiZhou, south-west China. *Env. Geol.*, 58, 1, 33-43.
- Wilson J.P. & Gallant J.C. (2000) - *Terrain analysis principles and applications*. Wiley, Toronto Canada 479.
- Xu C., Xu X., Dai F., Xiao J., Tan X. & Yuan R. (2012) - Landslide hazard mapping using GIS and weight of evidence model in Qingshui River watershed of 2008 Wenchuan earthquake struck region. *J. Earth Sci.*, 23, 97–120.
- Yalcin A. (2007) - The effect of clays on landslides: A case study. *Applied Clay Science*, 38, 77-85.
- Yalcin A. (2008) - GIS-based landslide susceptibility mapping using analytical hierarchy process and bivariate statistics in Ardesen (Turkey): comparisons of results and confirmations. *Catena*, 72, 1–12.
- Yilmaz I. (2009) - A case study from Koyulhisar (Sivas-Turkey) for landslide susceptibility mapping by artificial neural networks. *B. Eng. Geol. Environ.*, 68, 297–306.
- Yoshimatsu H. & Abe S. (2006) - A review of landslide hazards in Japan and assessment of their susceptibility using an analytical hierarchic process (AHP) method. *Landslides*, 3, 149–158.

**CREPE?
FRANE?
IL TUO
PROBLEMA
FINISCE
QUI**

Geostudio ligi
Fondazioni Speciali s.r.l.

40 ANNI DI ESPERIENZA IN...

<p>CONSOLIDAMENTI: INIEZIONI: SONDAGGI GEOGNOSTICI: FORI DRENANTI CONSULENZE ED INDAGINI</p>	<p>MICROPALI, BERLINESE, TIRANTI CEMENTO, RESINE ESPANDENTI CAROTAGGIO CONTINUO</p>
--------------------------------------------------------------------------------------------------------------	---------------------------------------------------------------------------------------------

Urbino (PU) Tel. +39 0722 329050
mobile +39 347 6175710/340 4927905 www.geostudioligi.com

Tecnosondaggi

Tecnosondaggi di Claudio Brugiapaglia

Via Abbazia, 39 60027 Osimo (AN)

Tel e fax 071 781840 - 3356686573

P. Iva 01511970426 - C.F. BRGCLD68D03A271M

tecnosondaggi@katamail.com - www.tecnosondaggi.it



- SONDAGGI A CAROTAGGIO CONTINUO
- SONDAGGI A CAROTAGGIO CONTINUO IN SPAZI RIDOTTI
- SONDAGGI PER MONITORAGGI AMBIENTALI
- PROVE PENETROMETRICHE STATICHE CPT
- PROVE PENETROMETRICHE DINAMICHE DPSH
- PERFORAZIONI MURATURE CON CAROTATRICE HILTY



- INSTALLAZIONE DI TUBI INCLINOMETRICI
- INSTALLAZIONE DI TUBI PIEZOMETRICI DI VARIO DIAMETRO
- INSTALLAZIONE DI FESSURIMETRI A PARETE
- INDAGINI SISMICHE MASW E HVSR



di **DONNINI A. & MANTONI F.**

Via Piano di Frassineta, 109 - 60041 Sassoferrato (AN)

Tel/Fax: 0732/96839 - Cell.: 338/9056200 & 328/2652947

P.Iva: 02495830420 - C.F.: 02495830420

**INDAGINI & GEOFISICHE
&
PROVE IN SITO**

PROVE IN SITO:

Prove penetrometriche dinamiche D.P.S.H

Prove penetrometriche dinamiche D.P.M

Prove penetrometriche statiche C.P.T-200KN

Prove di carico su piastra

INDAGINI GEOFISICHE:

prospezioni sismiche a rifrazione in onde P-SH

prospezioni geoelettriche

prove sismiche M.A.S.W.

prove sismiche Re.Mi.

prove H.V.S.R.

Per Informazioni e/o Preventivi: servizisismici@hotmail.it

