

F. FALASCHI (\*), P.R. FEDERICI (\*), A. PUCCINELLI (\*), M. BOTTAI (\*\*), N. CASAROSA (\*),  
G. D'AMATO AVANZI (\*), F. GIACOMELLI (\*\*\*), R. GIANNECCHINI (\*), A. POCHINI (\*), A. RIBOLINI (\*),  
N. SALVATI (\*\*), S. STANO (\*), C. TESTI (\*)

## METODOLOGIE DI VALUTAZIONE DELLA SUSCETTIBILITÀ DI FRANA IN ALCUNE AREE CAMPIONE DELLA TOSCANA SETTENTRIONALE

**Riassunto** - Lo scopo di questo lavoro è quello di valutare la suscettibilità di frana in alcune aree campione della media valle del fiume Serchio e dell'alta Versilia utilizzando approcci diversificati in relazione alle caratteristiche geologiche, geomorfologiche e climatiche dell'area di studio, alla tipologia dei movimenti franosi investigati ed alla disponibilità di dati di tipo geotecnico ed idrogeologico. Questo studio trae spunto da un più ampio progetto promosso dalla Regione Toscana e dall'APAT, Servizio Geologico Nazionale con lo scopo di definire la pericolosità di frana all'interno dell'area del foglio 250, Castelnuovo di Garfagnana (scala 1:50.000). La metodologia di zonazione dei versanti sulla base del grado di propensione al dissesto è stata sviluppata per passi successivi. Nella media valle del Serchio è stata applicata una metodologia di tipo statistico che ha previsto la selezione di un certo numero di fattori predisponenti legati all'instabilità dei versanti, l'analisi condizionale e multivariata e la suddivisione del territorio in aree con gradi di suscettibilità di frana diversificati. Nell'area di Cardoso (alta Versilia), ben nota a causa dell'evento meteorologico disastroso del 1996, è stato invece adottato un modello sperimentale di tipo meccanico-idrologico, fisicamente basato, finalizzato alla previsione spaziale delle aree instabili. I risultati ottenuti dall'elaborazione di tutte le informazioni attraverso le differenti metodologie ed il supporto di software GIS sono stati infine confrontati con la realtà geomorfologica e le caratteristiche legate all'instabilità dei versanti, mostrando un buon grado di correlazione, sebbene la ricerca sia tuttora in fase sperimentale e necessiti di approfondimenti utili alla comprensione dei vantaggi e delle limitazioni di tale approccio metodologico.

**Parole chiave** - Suscettibilità di frana, statistica multivariata, reti neurali, metodi deterministici, GIS, Garfagnana, alta Versilia.

**Abstract** - *Landslide susceptibility assessment in some test areas of the Northern Tuscany.* The proposed experimental study is aimed at evaluating the landslide susceptibility using a multidisciplinary approach: geological, geomorphological and geo-engineering survey, together with GIS-supported spatial analysis, statistical data analysis and physically based modeling. It is included in a wider research project, promoted by the Tuscany Region Administration and APAT-Italian Geological Survey. This project is aimed at defining the landslide hazard in the area of the Sheet 250 «Castelnuovo di Garfagnana» (1:50,000 scale). The experimental method applied for assessing the landslide susceptibility tested different statistical models, such as conditional analysis, discriminant analysis, logistic regression and artificial neural network. Moreover, a deterministic approach was performed in the apuan territory. This area, due to its geographical position and conformation, is one of the

rainiest in Italy, and is frequently hit by severe rainstorms, as in the June 1996. The outcome of this study is the construction of susceptibility/instability maps and a comparison of the results with the real geomorphological and stability characteristics.

**Key words** - Landslide susceptibility, multivariate statistical analysis, artificial neural network, physically based model, GIS, Garfagnana, alta Versilia.

### INTRODUZIONE

Il presente studio sperimentale è stato effettuato nell'ambito della Scuola di Dottorato in Scienze della Terra dell'Università di Pisa ed è finalizzato alla valutazione della suscettibilità di frana attraverso un approccio di tipo multidisciplinare che comprende studi di tipo geologico, geomorfologico, litologico-tecnico e geotecnico, idrogeologico, statistico e l'applicazione di tecniche GIS.

La valle del fiume Serchio e l'alta Versilia, cui le applicazioni di questo lavoro si riferiscono, presentano complesse problematiche connesse con l'instabilità dei versanti. Infatti, le particolari caratteristiche geologico-strutturali, geomorfologiche, sismiche e climatiche causano un'alta densità di dissesto cui sono soggetti numerosi centri abitati, infrastrutture, aree produttive e agricole, con gravi danni economici e sociali.

Il lavoro si è articolato in buona parte in campagna per quanto concerne il rilevamento geomorfologico e geomeccanico, ma anche in laboratorio, dove sono state effettuate prove di compressione uniassiale (*Point Load Test*) su blocchi di roccia irregolari, analisi granulometriche per setacciatura e sedimentazione su campioni di terra disturbati e la determinazione dei limiti di Atterberg. A questa fase preliminare del lavoro ne è seguita una di elaborazione in ambiente GIS delle carte tematiche relative alle caratteristiche geomeccaniche delle formazioni geologiche, all'acclività dei versanti, dell'uso del suolo, ecc., nonché, ove possibile, la parametrizzazione geotecnica ed idrogeologica dei materiali costituenti le coltri detritiche superficiali (coesione, angolo di attrito, permeabilità, trasmissività). La fase finale del lavoro ha visto l'elaborazione dei dati rilevati direttamente in campagna o determinati in laboratorio

(\*) Dipartimento di Scienze della Terra, via S. Maria 53, I-56126 Pisa (Italy). E-mail: falaschi@dst.unipi.it

(\*\*) Dipartimento di Statistica e Matematica Applicata all'Economia, Università di Pisa (Italy).

(\*\*\*) Gamma Informatica, Lucca (Italy).

e integrati con quelli già esistenti, mediante l'utilizzo di tecniche statistiche diversificate e di metodi deterministici, fisicamente basati.

Il risultato finale è, per i primi, una zonazione del territorio in gradi diversi di suscettibilità, per il secondo tipo di approccio, l'individuazione delle celle instabili sotto certe condizioni al contorno.

Il risultato dell'una e dell'altra applicazione è un documento cartografico di grande utilità in fase di studio preliminare che tuttavia non esime l'utilizzatore dalla conoscenza dei criteri e delle assunzioni adottate e dei limiti della metodologia statistica, o deterministica, utilizzata e che non può prescindere da una verifica di campagna dei risultati ottenuti.

#### INQUADRAMENTO GEOLOGICO E GEOMORFOLOGICO

Nel territorio studiato (Fig. 1) affiorano molte unità tettoniche dell'Appennino Settentrionale: le unità metamorfiche delle Alpi Apuane, la Falda Toscana e le Unità

Subliguri e Liguri (Unità Canetolo, Unità Ottone, Unità Gottero) (Puccinelli *et al.*, in stampa).

Le suddette unità tettoniche devono il loro attuale assetto strutturale al processo legato al riavvicinamento tra paleo-Africa e paleo-Europa iniziato al Cretaceo superiore e sviluppatosi in due fasi distinte: la prima, «fase ligure» e la successiva, denominata «fase toscana», descritta da Carmignani & Kligfield (1990): dal Cretaceo sup. al Miocene sup. si ha uno stile eminentemente compressivo, responsabile dell'impilamento e della messa in posto delle unità tettoniche, mentre dal Miocene sup. al Pliocene inf. la tettonica di tipo distensivo dà luogo alla formazione di depressioni tettoniche, nelle quali sedimentano potenti successioni fluvio-lacustri villafranchiane.

La Successione Toscana non metamorfica affiora in gran parte in Garfagnana a partire dalla Formazione del Calcere Selcifero di Limano fino al Macigno, al di sopra del quale giacciono in discordanza angolare e assetto sub-orizzontale i depositi fluvio-lacustri del bacino di Barga-Castelnuovo di Garfagnana. Si tratta prevalentemente

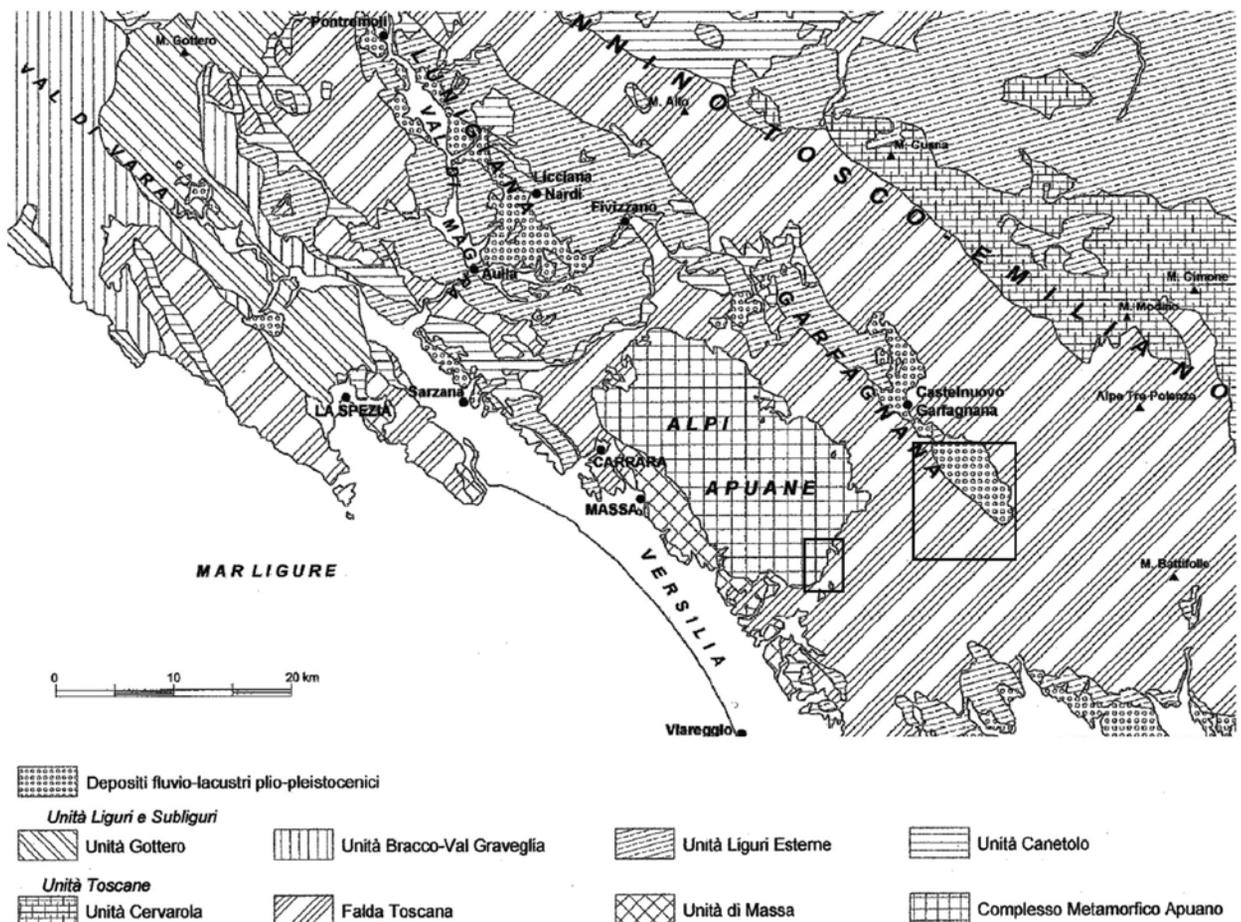


Fig. 1 - Schema tettonico della Toscana settentrionale (da Cerrina *et al.*, 2002): in evidenza le zone di studio.

mente di sabbie e sabbie argillose, ghiaie, conglomerati e di ghiaie e conglomerati a prevalenti elementi di Macigno; la zona è interessata da sistemi di faglie dirette con direzione NW-SE, responsabili della formazione della depressione in cui si è impostata la valle del Serchio (Puccinelli *et al.*, 2003a, b, in stampa).

Nell'area di Cardoso affiorano le formazioni del Complesso Metamorfo Aprano (Copertura mesozoica e terziaria con metamorfismo alpino in *facies* di scisti verdi) tra cui prevale lo Pseudomacigno. Si tratta generalmente di alternanze di metarenarie quarzoso-feldspatiche grigie, in banchi potenti fino a 2 m, e filladi ardesiache e siltitiche, di colore generalmente grigio o nero.

L'alta Versilia si distingue per alcune caratteristiche geomorfologiche peculiari: elevata energia del rilievo, versanti ben sviluppati in lunghezza con acclività mediamente superiore ai 35° ed estesi affioramenti di roccia nuda, soprattutto in prossimità delle vette.

Differenti sono invece le caratteristiche morfologiche della Garfagnana, caratterizzata da rilievi collinari e montani con versanti moderatamente acclivi e ampie superfici sub-pianeggianti, ben sviluppate lungo il fondovalle del fiume Serchio e nell'area di Barga, dove rappresentano lembi di antichi conoidi alluvionali. Queste ultime risultano reincise dai corsi d'acqua che scendono verso il fiume Serchio, dando origine a valli strette, con versanti scarsamente sviluppati in lunghezza ed acclivi, dove si concentrano gran parte dei fenomeni franosi.

In questa configurazione morfologica fondamentale del territorio, risulta spesso evidente sul paesaggio l'influenza delle caratteristiche litologiche delle formazioni affioranti. Forme aspre e versanti acclivi, localmente sub-verticali, si trovano in corrispondenza delle litologie calcaree o calcareo-metamorfiche. In aree tettonicamente ribassate, dove affiorano i complessi tettonici superiori, rappresentati in prevalenza da complessi argillitici basali e da successioni torbiditiche, si hanno le forme ad energia del rilievo più blanda. I sedimenti fluviolacustri villafranchiani, affioranti nelle zone più ribassate della depressione tettonica della Garfagnana, sono spesso sormontati da depositi alluvionali terrazzati che, distribuiti a varie quote, interrompono il profili dei versanti e testimoniano le modificazioni recenti del reticolo idrografico.

Le due zone studiate presentano caratteristiche molto differenti anche in relazione alla tipologia prevalente dei movimenti franosi. Infatti, se nell'area della media valle del Serchio i movimenti franosi sono costituiti in prevalenza da scorrimenti e frane complesse (Cruden & Varnes, 1996; Nardi *et al.*, 1987, 2000; D'Amato Avanzi *et al.*, 2000; D'Amato Avanzi *et al.*, 2002; Puccinelli *et al.*, 2003a, 2003b) che coinvolgono le coltri detritiche di spessore variabile (1-5 metri) con una densità areale di 30 frane/km<sup>2</sup>, l'area dell'alta Versilia è interessata da fenomeni franosi riconducibili a colate rapide di terra e detrito che coinvolgono coperture di esiguo spessore (< 2 m) e che, come in seguito all'evento catastrofico del giugno 1996, possono raggiungere densità areali di 80-100 frane/km<sup>2</sup>.

## VALUTAZIONE DELLA SUSCETTIBILITÀ DI FRANA

Il lavoro di costruzione di mappe di suscettibilità di frana è proceduto per passi successivi, adottando tecniche statistiche diversificate ed un approccio deterministico, fisicamente basato.

L'approccio statistico prevede l'applicazione delle tecniche dell'analisi condizionale, successivamente quelle della statistica multivariata (regressione logistica, analisi discriminante) ed infine l'applicazione delle reti neurali artificiali. Tutte queste tecniche rappresentano metodi indiretti di tipo quantitativo che, pur diversificandosi dal punto di vista concettuale, sono accomunate dal fatto che i risultati sono espressi in termini di probabilità futura di frana, caratteristica che le contraddistingue ulteriormente dai modelli deterministici.

L'analisi condizionale risulta un metodo concettualmente semplice e di facile applicazione attraverso cui l'importanza, o peso statistico, dei fattori dell'instabilità è stata valutata per ciascuno in modo indipendente dagli altri, attraverso il confronto con la distribuzione dei dissesti (Reichenbach *et al.*, 2002). Tale applicazione costituisce un primo passo verso l'analisi multivariata vera e propria (Clerici *et al.*, 2002). Le tecniche della regressione logistica e dell'analisi discriminante permettono una valutazione quantitativa, affidabile ed oggettiva dell'importanza, o peso statistico, dei fattori predisponenti al dissesto e delle loro reciproche strutture di relazione, giungendo alla definizione di un modello di cui è possibile quantificare l'attendibilità (Amanti *et al.*, 1992; Carrara, 1983; Carrara *et al.*, 1990, 1991, 1995a, 1995b; Guzzetti *et al.*, 1999; Clerici *et al.*, 2002; Ayalew & Yamagishi, 2004; Campus *et al.*, 2005). Per quanto riguarda l'applicazione delle reti neurali artificiali, a differenza delle metodologie finora descritte, non è possibile conoscere il criterio di valutazione delle relazioni tra le variabili introdotte nel modello (Guzzetti *et al.*, 1999).

*Conditio sine qua non* per l'applicazione dei modelli statistici è la realizzazione di una carta inventario dei fenomeni franosi, derivabile dal rilevamento geomorfologico sul terreno e dall'analisi di foto aeree, nonché la selezione di un numero opportuno di fattori predisponenti al dissesto, rappresentabili attraverso carte tematiche, o *layer*, tra loro sovrapponibili e successivamente oggetto dell'elaborazione spaziale in ambiente GIS. Risulta inoltre di fondamentale importanza la scelta di una unità di mappa (*mapping unit*, o dominio omogeneo) definita come quella porzione di territorio che contiene un set di parametri tale da poterla differenziare attraverso confini ben definiti dalle unità adiacenti (Hansen, 1984). Le unità di mappa devono essere ricavate per l'intera area secondo una metodologia il più possibile oggettiva. Ciò effettuato, ogni analisi successiva si riferirà e tratterà le unità di mappa come domini spaziali omogenei sia dal punto di vista del set di parametri che le caratterizza, sia dal punto di vista del grado di propensione al dissesto. Inoltre la scelta dell'unità di mappa è necessaria alla generazione di un database dei dati relativi alla descrizione di un certo fenomeno e per la costruzione di un modello predittivo della distribuzione spazio-temporale di quel dato fenomeno.

L'approccio deterministico, che a differenza dei metodi statistici, basati sui dati di *input*, è in grado di modellizzare il processo alla base dell'instabilità (approccio *process driven*), richiede una conoscenza approfondita delle caratteristiche geotecniche e idrogeologiche delle coperture detritiche interessate dei movimenti franosi. In questo studio è stato utilizzato un modello meccanico-idrologico ampiamente conosciuto e testato, sviluppato in ambiente GIS: si tratta del modello di Montgomery e Dietrich (Montgomery & Dietrich, 1994; Dietrich & Montgomery, 1998) che si compone di un modello di instabilità all'equilibrio limite e di un modello idrologico: tale modello è stato opportunamente modificato da Campus *et al.* (2005) per tener conto della coesione del materiale.

Inoltre, al fine di ricavare correttamente le variabili topografiche e idrologiche necessarie al funzionamento del modello sono state utilizzate specifiche tecniche GIS e un'applicazione sviluppata da Tarboton (2002) in ambiente ArcGIS, dedicata all'analisi dei modelli digitali del terreno (TauDEM: *Terrain analysis using Digital elevation Models*).

### Analisi condizionale

Nella prima fase di questo lavoro, è stata applicata l'analisi statistica condizionale alle unità di condizioni uniche (UCU). La scelta delle Unità di Condizioni Uniche implica la classificazione dei fattori predisponenti in un numero limitato di classi. Per ciascun fattore predisponente si ottiene così una carta tematica, o *layer*. La sovrapposizione dei diversi *layers*, ottenuta in ambiente GIS, applicando tecniche di analisi spaziale unitamente all'algebra di mappa, porta alla definizione dei domini omogenei (UCU), caratterizzati da combinazioni uniche delle classi in cui i fattori sono stati suddivisi. Il numero e la dimensione delle unità ricavabili dipende essenzialmente dal criterio utilizzato nella riduzione in classi dei diversi fattori.

Infine, calcolando l'indice di frana in ciascuna UCU (rapporto percentuale tra l'area in frana in ciascuna UCU e l'area della UCU) è stato possibile effettuare un primo tentativo di valutazione del grado di propensione al dissesto del territorio, secondo quanto espresso nell'assunto di Bayes. Infatti dal punto di vista formale, la probabilità condizionata è data da:

$$P(f | UCU) = \text{area in frana} / \text{area UCU},$$

dove  $P(f | UCU)$  rappresenta la probabilità (P) di frana (f) data una certa combinazione dei fattori predisponenti (UCU).

Infine, la distribuzione di frequenza dell'indice di frana in ciascuna UCU è stata analizzata attraverso un algoritmo di calcolo computerizzato, algoritmo di Jenks, al fine di rendere più oggettiva possibile l'individuazione dei valori soglia delle classi di suscettibilità di frana in cui suddividere il territorio.

### Analisi discriminante *stepwise*

L'analisi discriminante è una tecnica che si basa sull'individuazione di variabili di gruppo (*grouping variables*) cui associare ciascuna le unità di mappa del dominio

d'indagine. Significa attribuire ciascuna unità in cui il territorio è stato suddiviso ad uno dei gruppi scelti come base per la classificazione: nel nostro caso il gruppo delle unità stabili ed il gruppo delle unità instabili. L'appartenenza a tali gruppi è stabilita *a priori* sulla base di una soglia di *cut-off*, determinata dal valore di densità di dissesto medio sull'intera area di indagine (rapporto percentuale tra area in frana ed area totale). L'analisi discriminante definisce per ciascuna UCU la probabilità di appartenenza a ciascuno dei due gruppi (unità stabili ed unità instabili). Da ricordare che nell'analisi discriminante la probabilità di appartenenza di un'unità a un gruppo è la stessa per tutti i gruppi, dunque indipendente dalla numerosità dei gruppi stessi.

L'analisi *stepwise* adotta un procedimento alla fine del quale vengono introdotte nel modello esclusivamente quelle variabili quantitativamente più efficaci per una corretta classificazione dei casi nei due gruppi. Il termine *stepwise* sottolinea il fatto che il processo avviene passo-passo per immissione ed eliminazione di variabili, valutando per ciascun passo il contributo, in termini di capacità predittiva del modello, relativo all'immissione o eliminazione di una variabile.

Il metodo di selezione delle variabili si basa sulla valutazione della «*Lambda di Wilks*» calcolata per ciascuno *step*. Viene infatti introdotta nel modello quella variabile che rende minima la *lambda* complessiva. Inoltre, esiste una soglia di significatività statistica per ciascuna variabile (valore *F*), una misura dell'attendibilità del contributo relativo alla discriminazione tra i gruppi, che concorre a determinarne l'inserimento o la rimozione. Per ciascun gruppo viene calcolato un insieme di coefficienti (Klecka, 1980) definiti come coefficienti delle funzioni di classificazione di *Fisher* e necessari a calcolare l'appartenenza dei casi a ciascun gruppo. Infine è possibile effettuare una analisi di cross-validazione che mira a verificare la bontà del modello. Infatti l'attribuzione di ciascun caso ad uno dei gruppi avviene attraverso la stima dei coefficienti delle funzioni di classificazione ottenuta utilizzando tutti i casi tranne quello in oggetto. La funzione di riclassificazione viene pertanto calcolata tante volte quante sono le osservazioni.

### Regressione logistica

L'analisi di regressione logistica è un caso speciale dell'analisi di regressione lineare allorché la variabile dipendente non è quantitativa, bensì dicotomica, ovvero può assumere la modalità «1» quando possiede un certo attributo o la modalità «zero» nel caso contrario (Fabbris, 1997).

Il problema di una variabile risposta qualitativa può essere trasformato con l'utilizzo di variabili dicotomiche zero-1, vero/falso, presenza/assenza. In tutti questi casi il modello di riferimento è la regressione logistica, uno dei più importanti metodi predittivi nell'analisi esplorativa dei dati (Giudici, 2005).

Il modello di regressione logistica applicato in questo studio appartenente ai Modelli Lineari Generalizzati (McCullag & Nelder, 1983). Un GLM consiste di tre componenti (Piccolo, 1998): una componente casuale:  $Y_i$ , con  $i = 1, \dots, n$  variabili casuali indipendenti, ognuna con distribuzione appartenente alla famiglia esponen-

ziale; una funzione lineare chiamata, predittore lineare:  $\eta_i = \alpha + \beta_1 X_{i1} + \dots + \beta_k X_{ik}$  da cui dipendono i valori attesi  $\mu_i$  di  $Y_i$ ; una funzione legame  $g(\mu_i) = \eta_i$ , che trasforma il valore atteso della variabile risposta nel predittore lineare.

Il modello di regressione logistica è definito sulla base dei valori stimati in termini di probabilità che un evento si verifichi in un campione. Ciò che si ottiene è  $\pi_i$ , la probabilità che si verifichi un successo, ovvero la probabilità che la variabile risposta  $Y$  assuma una modalità piuttosto che un'altra data una certa combinazione delle variabili esplicative, ovvero  $\pi_i = \Pr(Y = 1 \mid X = x)$  oppure  $\pi_i = \Pr(Y = 0 \mid X = x)$ .

Più specificatamente, in un modello di regressione logistica, è possibile definire una funzione della probabilità stimata di un evento, funzione dei valori osservati delle  $n$  variabili esplicative introdotte nel modello, secondo quanto segue:

$$h \left( \frac{\pi_i}{1-\pi_i} \right) = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_k x_{ik}$$

Il membro sinistro definisce la funzione *logit* come logaritmo del rapporto tra la probabilità di successo ( $\pi_i$ ) e quella di insuccesso ( $1 - \pi_i$ ), definito *Odds* dell'evento:

$$\text{logit}(\pi_i) = h \left( \frac{\pi_i}{1-\pi_i} \right)$$

### Reti neurali artificiali

Le reti neurali rappresentano una tecnica statistica sviluppatasi agli inizi degli anni '80, ma che solo recentemente ha riscontrato notevole interesse da parte degli statistici (Bishop, 1995; Ripley, 1996, Bellacicco & Lauro, 1997; Cooper, 1999), ma non solo. Nelle Scienze della Terra, ad esempio, sono numerosi gli studi che presentano un approccio di questo tipo allo studio di fenomeni inerenti il dissesto idrogeologico, la pericolosità di frana, l'analisi dei dati geologici e geomorfologici (Lee *et al.*, 2000; Ermini *et al.*, 2004, Bartolomei *et al.*, 2006).

Il principale vantaggio delle reti neurali è quello di dimostrare una notevole capacità di adattamento ai dati osservati, in modo particolare in presenza di database voluminosi anche caratterizzati da informazioni lacunose o imprecise (Giudici, 2005).

Una rete neurale è composta da un insieme di elementi di calcolo elementari, *processing elements* (PEs), detti neuroni, collegati tra loro per mezzo di connessioni pesate ed organizzati in livelli differenziati, o *layers*. Ciascun PE costituisce un'unità autonoma in contatto con i neuroni presenti negli strati vicini da cui riceve una serie di informazioni (segnali in input) che ne determinano l'attivazione. Ciascun segnale è corredato da un'informazione relativa al peso di tale connessione che ne determina l'importanza. I pesi sono coefficienti adattivi, modificabili in base ai segnali che viaggiano sulla rete secondo un algoritmo di apprendimento.

Una rete neurale si compone in strati con funzionalità diverse: strato di input, di output e strati nascosti (*hidden layer*). Per quanto riguarda la direzione di flusso

delle informazioni e delle elaborazioni, nelle reti denominate *feedforward* l'informazione viaggia in una sola direzione passando da un livello a quello successivo senza mai effettuare cicli di ritorno. Al contrario, in quelle *feedback* l'informazione può compiere il percorso inverso. Inoltre, le reti possono essere definite interconnesse se ciascuna unità di uno strato è connessa con tutte le unità del solo strato successivo, mentre si parla di reti totalmente connesse se la connessione avviene tra ogni singola unità e tutte le unità di ciascuno strato. Infine è possibile distinguere ulteriormente le reti neurali in merito alla modalità con cui vengono stabiliti i pesi delle connessioni: reti a pesi fissati, reti supervisionate e non supervisionate. Se nel primo caso la rete viene depauperata della fase di apprendimento ed analisi esplorativa dei dati, nel caso di apprendimento supervisionato è possibile utilizzare le informazioni relative al valore assunto dalle variabili dipendenti in corrispondenza dei valori delle variabili esplicative. La rete la cui tipologia si adatta con migliori risultati all'analisi esplorativa dei dati (*data-mining*) è quella che presenta più di uno strato di pesi, detta *Multi-Layer Perceptron* (MLP).

Il percettore multistrato è una rete con tipologia di flusso di *tipo feedforward*, totalmente interconnessa, che può essere assimilabile a una generalizzazione del modello di regressione logistica. La gestione di una rete neurale di questo tipo impone un'attenta valutazione delle variabili esplicative e dipendenti, sia di tipo quantitativo che qualitativo.

### Approccio deterministico

Nel caso di frane che interessano la coltre superficiale di ridotto spessore, la valutazione delle condizioni di instabilità può essere effettuata facendo ricorso a metodi deterministici basati su modelli di tipo meccanico-idrologici.

Le cause scatenanti i fenomeni franosi superficiali possono essere di seguito sintetizzate (Enoki, 2001):

- l'infiltrazione verticale dell'acqua, conseguente ad eventi piovosi, genera una falda temporanea in corrispondenza dell'interfaccia tra la copertura detritica ed il livello meno permeabile sottostante con aumento delle pressioni dei pori che rende instabile il pendio;
- l'infiltrazione verticale dell'acqua causa un decremento della suzione e conseguente riduzione della coesione apparente.

Il modello di Montgomery e Dietrich (Montgomery & Dietrich, 1994; Dietrich & Montgomery, 1998), rappresenta un modello conosciuto, studiato e di facile applicazione che si adatta piuttosto bene al caso di studio di frane superficiali di limitato spessore caratterizzate da una superficie di movimento posta in prossimità del contatto tra la coltre mobilizzabile ed il livello sottostante. Inoltre, la mobilitazione delle coperture avviene in modo preferenziale in quelle aree dove si verifica la convergenza del deflusso sub-superficiale. Infatti, una delle assunzioni fondamentali sulle quali si basa l'applicazione del modello è la valutazione della capacità di ciascun elemento di calcolo, in cui viene discretizzata l'area in esame, di smaltire il contributo

di pioggia drenata e infiltrata in condizioni di stazionarietà del flusso.

In questo studio il modello d'instabilità dei versanti di Montgomery e Dietrich è stato modificato da Campus *et al.* (2005) per tener conto della coesione ed è stata utilizzata inoltre un'applicazione GIS (TauDEM) per il calcolo delle variabili topografiche ed idrologiche (Tarboton *et al.*, 2002).

Le assunzioni di base sono le seguenti:

- pendio infinito;
- superficie di rottura a geometria piana, parallela al pendio, situata in corrispondenza dell'interfaccia tra la copertura detritica superficiale e il livello sottostante (substrato alterato, deposito quaternario);
- criterio di resistenza del terreno espresso secondo *Mohr-Coulomb* in termini di tensioni efficaci:

$$\tau = C + (\sigma - u) \tan \varphi$$

dove  $\tau$  = resistenza al taglio,  $C$  = coesione,  $\sigma$  = componente normale della forza peso,  $\varphi$  = angolo di resistenza al taglio del materiale in corrispondenza del piano di rottura,  $u$  = pressione interstiziale;

- flusso stazionario parallelo al pendio;
- assenza di drenaggio profondo e flusso nel substrato.

Per una trattazione completa della struttura del modello si rimanda a Montgomery & Dietrich (1994), Dietrich & Montgomery (1998), Campus *et al.* (2005).

Il modello in oggetto rappresenta un primo approccio sperimentale alla valutazione dell'instabilità delle coltri detritiche superficiali nell'alta Versilia. Le ricerche sono tutt'ora in fase di sviluppo e necessitano di ulteriori sforzi per meglio comprendere i processi alla base dell'instabilità e la risposta dei modelli previsionali.

## RISULTATI SPERIMENTALI

I paragrafi che seguono riguardano l'applicazione delle tecniche statistiche dell'analisi condizionale e multivariata (analisi discriminante, analisi di regressione logistica e reti neurali artificiali) in alcune aree campione della Garfagnana e dei modelli fisicamente basati in una zona dell'alta Versilia.

Le elaborazioni statistiche sono state sviluppate per passi successivi come descritto precedentemente. In generale l'approccio statistico prevede l'applicazione delle tecniche dell'analisi condizionale, successivamente quelle della statistica multivariata: analisi discriminante, regressione logistica e infine l'applicazione delle reti neurali artificiali.

Per quanto riguarda i metodi puramente deterministici, di cui si vuole in questo lavoro presentare un primo approccio applicativo, si tratta di metodi *process driven*, basati sulle leggi fisiche che regolano il processo alla base dell'instabilità e che, a differenza di quelli statistici, non forniscono risultati in termini di probabilità di frana.

## Applicazione delle tecniche statistiche nell'area di Barga (LU)

Come descritto in precedenza, l'applicazione dell'analisi statistica di tipo condizionale necessita la selezione di un certo numero di fattori predisponenti il dissesto (Soeters & van Westen, 1996), di varia natura (geologica, morfologica, climatica, legati alle caratteristiche meccaniche del materiale, ecc.), che si presume siano in qualche modo legati alla generazione dei movimenti franosi.

Una volta effettuata tale selezione, i fattori predisponenti, opportunamente suddivisi in classi o categorie, sono stati organizzati ciascuno in un livello informativo a se stante o *layer*. Successivamente, per ciascuna carta tematica relativa ai fattori predisponenti, è stata effettuata un'operazione di sovrapposizione in ambiente GIS con la carta inventario dei fenomeni franosi in modo da calcolare l'indice di frana per ciascuna classe o categoria (rapporto percentuale tra l'area in frana in una classe e l'area della classe stessa). In questo modo è possibile giungere ad una valutazione preliminare di tipo semi-quantitativo dell'importanza relativa di ciascun fattore e categoria riguardo l'instabilità dei versanti. La Tabella 1 riporta la lista dei fattori prescelti, la loro suddivisione in classi o categorie e, per ciascuna di esse, il valore corrispondente di indice di frana (dati inediti, tratti dalla tesi di laurea del dott. S. Stano, Università di Pisa, a.a. 2001/2002), nonché la codifica utilizzata.

L'acclività dei versanti, unitamente alla composizione mineralogica e granulometrica, alle caratteristiche di permeabilità e storia tensionale dei depositi superficiali, influisce in modo diretto sui parametri di resistenza al taglio che controllano la stabilità dei pendii. L'area in esame presenta incisioni vallive ristrette e dai versanti acclivi con la presenza di depositi facilmente alterabili, in corrispondenza dei quali si concentra la gran parte dei fenomeni franosi. Infatti è possibile osservare come le formazioni a prevalente componente limoso-argillosa, caratterizzanti le aree vallive moderatamente acclivi ed acclivi, presentino indici di frana elevati. Indici di frana piuttosto alti si riscontrano anche nella formazione dei Conglomerati di Barga, che presenta qualità meccaniche scadenti. Le formazioni lapidee rappresentano aree estremamente esigue per poter essere valutate in modo affidabile e statisticamente corretto.

Generalmente l'esposizione dei versanti riflette le diverse condizioni termiche e di umidità della porzione più superficiale del suolo che possono contribuire nella predisposizione del pendio alla generazione di movimenti franosi.

La copertura del suolo può influire, ove assente o degradata ed abbandonata nello squilibrio della regimazione delle acque superficiali e conseguente predisposizione all'insorgere di fenomeni di instabilità. Difatti, solo in piccola parte i fenomeni franosi interessano le aree situate in corrispondenza di sistemi culturali.

Infine, la particolare conformazione geomorfologia dell'area investigata ha reso necessario prendere in considerazione l'effetto dello scalzamento al piede dei versanti ad opera dei corsi d'acqua, maggiormente evidente nella porzione più alta delle aste torrentizie. Circa la metà

Tab. 1 - Indice di frana relativo a ciascuna classe dei fattori predisponenti ed elenco delle variabili corrispondenti.

Fattore di input	Descrizione	Indice di frana (%)	Variabile
Caratteristiche litologico-tecniche	Depositi alluvionali terrazzati sub-pianeggianti	0	L1
	Argille, sabbie e conglomerati di Fornaci di Barga	8,5	L2
	Conglomerati di Barga	12,2	L3
	Limi argillosi con sabbia presenti sia nella formazione delle Argille, sabbie e conglomerati di Barga che nei Conglomerati di Barga	15,66	L4
	Conglomerati clasto-sostenuto cementato presente nella formazione dei Conglomerati di Barga.	6,3	L5
	Scaglia toscana	2,2	L6
	Macigno (roccia debole)	3,32	L7
	Ciottoli a prevalenti elementi di arenaria Macigno	4,9	L8
	Depositi alluvionali attuali	0	L1
	Acclività	Aree con acclività moderatamente bassa (0-25°)	3
Aree moderatamente acclivi (25-50°)		19	A2
Aree acclivi (> 50°)		48	A3
Uso del suolo	Sabbie e ciottoli di origine fluviale	0	U1
	Tessuto urbano discontinuo	0	U1
	Aree industriali e commerciali	0	U1
	Seminativi in aree non irrigue	0	U1
	Sistemi colturali complessi	0,6	U1
	Colture agrarie con spazi naturali	2,3	U2
	Boschi di latifoglie	9,5	U3
	Boschi misti	6,6	U3
	Vegetazione boschiva ed arbustiva in evoluzione	6,8	U3
Distanza dai corsi d'acqua	Aree prossime ai corsi d'acqua (0-70 m)	6.4	DR1
	Aree moderatamente distanti dai corsi d'acqua (70-140 m)	2	DR2
	Aree distanti dai corsi d'acqua (> 140 m)	0.5	DR3
Esposizione dei versanti	Sud-Sud Ovest	1.5	E1
	Nord-Nord Est	10	E3
	Nord-Nord Ovest e Sud-Sud Est	5,4	E2

L: variabili corrispondenti alle caratteristiche litologico-tecniche; A: variabili corrispondenti all'acclività; U: variabili corrispondenti all'uso del suolo; DR: variabili corrispondenti alla distanza dai corsi d'acqua; E: variabili corrispondenti all'esposizione dei versanti.

del territorio è compreso entro una distanza di 150 m dei corsi d'acqua, con una densità elevata di movimenti franosi più alta nei primi 70 m di distanza.

Come mostrato nella Tabella 1, la codifica dei fattori in opportune variabili è stata effettuata in modo da poter successivamente utilizzare tali informazioni in una trattazione statistica avanzata (analisi discriminante *stepwise*) che richiede l'utilizzo di variabili cosiddette *dummy* (0/1, presenza/assenza). L'operazione di attribuzione delle variabili codificate a ciascuna classe o categoria dei fattori predisponenti è stata effettuata essenzialmente tenendo conto dei valori di indice di frana corrispondenti. Infatti, per evitare il rischio di incorrere in valutazioni statistiche scarsamente signifi-

cative, la numerosità delle variabili per ciascun *layer* non dovrebbe essere né troppo alta, né di contro troppo bassa (Chung *et al.*, 1995). È necessario ricordare però che se in alcuni casi è possibile ridurre il numero delle variabili accorpando quelle classi che mostrano un'importanza relativa del tutto simile nei confronti dei dissesti (valori simili di indice di frana), in altri casi, l'assetto morfostrutturale dell'area d'indagine può influenzare il dato di partenza, riducendone la variabilità.

Nella Tabella 1, la colonna «variabile» indica, per ciascuna classe, la variabile corrispondente secondo i criteri esposti. Nel caso del fattore «uso del suolo», alcune classi con indice di frana simile o paragonabile sono state indicate con la medesima variabile.

L'approccio metodologico presentato in questo lavoro ha previsto l'applicazione dell'analisi discriminante di tipo *stepwise*, in modo da effettuare una selezione delle variabili in ingresso ed eliminare dall'analisi quelle che apportano scarsi contributi alla capacità di adattamento del modello. Nella Tabella 2 sono riportate per ogni *step* dell'analisi discriminante le variabili introdotte nel modello secondo i criteri di selezione riportati precedentemente.

Il contributo unico parziale di ciascuna delle variabili sul potere discriminante dell'analisi è riportato nella Tabella 3 all'interno della colonna che elenca i coefficienti standardizzati della funzione discriminante canonica.

La colonna che indica i corrispondenti valori della matrice di struttura sta a significare il valore della correlazione semplice tra le variabili e le funzioni discriminanti.

Una volta completate le analisi e derivate le funzioni discriminanti il procedimento calcola automaticamente le funzioni di classificazione utilizzate per stimare la probabilità di appartenenza dei casi a ciascuno dei gruppi. Vi sono tante funzioni di classificazione quanti sono i gruppi.

Ciascun caso verrà attribuito al gruppo per cui ottiene il punteggio di classificazione più elevato secondo la seguente equazione:

$$S_i = c_i + w_{i1}x_1 + w_{i2}x_2 + w_{i3}x_3 + \dots + w_{im}x_m$$

dove  $i$  = gruppo corrispondente; 1,2, ...,  $m$  = variabili,  $S_i$  = punteggio discriminante;  $x_j$  = presenza o assenza della variabile considerata;  $w_{ij}$  = peso.

Nella Tabella 4 sottostante sono riportati, per ogni variabile, i coefficienti delle funzioni di classificazione per i due gruppi.

Nel caso specifico i polinomi che rappresentano le due funzioni di classificazione, una per ciascun gruppo, possono essere di seguito esplicitati:

$$\text{Gruppo1}_{instabile}: 3.461 \cdot (A2) + 2.326 \cdot (A3) + 2.476 \cdot (E3) + 6.428 \cdot (DR1) + 4.728 \cdot (DR2) + 4.922 \cdot (U3) + 4.167 \cdot (L2) + 3.035 \cdot (L3) - 0.203 \cdot (L5) - 7.835$$

$$\text{Gruppo0}_{stabile}: 2.140 \cdot (A2) + 0.955 \cdot (A3) + 1.443 \cdot (E3) + 4.120 \cdot (DR1) + 3.889 \cdot (DR2) + 2.342 \cdot (U3) + 2.190 \cdot (L2) + 2.086 \cdot (L3) + 1.277 \cdot (L5) - 3.460$$

Tab. 2 - Lista degli *step* del processo di analisi discriminante.

Step		F	Significatività	Wilks' Lambda	Step		F	Significatività	Wilks' Lambda
1	U3	1,000		0,000	7	U3	0,918	0,767	0,000
2	U3	0,995	0,914	0,000		DR1	0,987	0,709	0,000
	DR1	0,995	0,844	0,000		L2	0,971	0,680	0,000
3	U3	0,983	0,873	0,000		A2	0,880	0,681	0,000
	DR1	0,991	0,799	0,000		L5	0,952	0,670	0,001
	L2	0,986	0,769	0,000		E3	0,990	0,667	0,003
4	U3	0,974	0,852	0,000		A3	0,850	0,664	0,006
	DR1	0,988	0,776	0,000	8	U3	0,908	0,761	0,000
	L2	0,985	0,746	0,000		DR1	0,982	0,701	0,000
	A2	0,988	0,726	0,001		L2	0,909	0,678	0,000
5	U3	0,951	0,842	0,000		A2	0,880	0,671	0,000
	DR1	0,987	0,751	0,000		L5	0,922	0,654	0,005
	L2	0,973	0,717	0,000		E3	0,990	0,657	0,003
	A2	0,987	0,705	0,002		A3	0,848	0,653	0,009
	L5	0,959	0,703	0,003		L3	0,904	0,649	0,027
6	U3	0,950	0,817	0,000	9	U3	0,903	0,754	0,000
	DR1	0,987	0,728	0,000		DR1	0,650	0,697	0,000
	L2	0,971	0,698	0,000		L2	0,908	0,669	0,000
	A2	0,984	0,687	0,001		A2	0,880	0,661	0,000
	L5	0,955	0,685	0,002		L5	0,920	0,646	0,004
	E3	0,990	0,684	0,002		E3	0,989	0,648	0,003
						A3	0,848	0,011	0,643
						L3	0,904	0,027	640
						DR2	0,658	0,035	639

Tab. 3 - Coefficienti standardizzati e coefficienti di struttura. Le variabili sono ordinate in relazione al valore assoluto della correlazione con la funzione discriminante.

Variabili	Coeff. std.ti della funzione discriminante canonica	Coefficienti di struttura
U3	0,701	0,562
DR1	0,631	0,400
L2	0,416	0,277
A3	0,253	0,258
U2*	*	-0,249
E3	0,276	0,212
L5	-0,272	-0,210
A2	0,380	0,188
DR2	0,238	-0,132
E2	*	-0,118
L8	*	-0,087
L3	0,213	0,082
L4	*	-0,023
L7	*	-0,008
L6	*	-0,004

\* Variabile rimossa dall'analisi.

Tab. 4 - Coefficienti delle funzioni di classificazione.

Variabili	Gruppo	
	0 = Stabile	1 = Instabile
A2	2,140	3,461
A3	0,955	2,326
E3	1,443	2,476
DR1	4,120	6,428
DR2	3,889	4,728
U3	2,342	4,922
L2	2,190	4,167
L3	2,086	3,035
L5	1,277	-0,203
(Costante)	-3,460	-7,835

La probabilità di appartenenza al gruppo viene definita probabilità a posteriori e fornisce la probabilità, in base alla conoscenza della combinazione delle variabili, che il caso in oggetto appartenga ad un gruppo in particolare. La suddivisione in classi, attraverso algoritmi di calcolo computerizzati, dei valori di probabilità predetti dal modello per ciascuna UCU ha permesso di individuare 5 classi di pericolosità relativa e di costruire la relativa mappa di suscettibilità (Fig. 2).

Infine è stata effettuata una analisi di *cross-validazione* che mira a verificare la bontà del modello. Infatti, l'attribuzione di ciascun caso a uno dei gruppi avvie-

ne attraverso la stima dei coefficienti delle funzioni di classificazione ottenuta utilizzando tutti i casi tranne quello in oggetto. La funzione di riclassificazione viene pertanto calcolata tante volte quante sono le osservazioni. I risultati ottenuti sono riportati nella Tabella 5 in termini di percentuale di casi correttamente classificati.

Dei 332 casi di partenza circa l'80% sono stati correttamente classificati. La *cross-validazione* ha prodotto risultati del tutto simili a quelli ottenuti introducendo tutti i casi contemporaneamente (circa il 78% dei casi correttamente classificati).

#### Applicazione delle tecniche statistiche nell'area della sezione n. 250140 (scala 1:10.000) del Foglio Castelnuovo di Garfagnana

I risultati numerici ottenuti attraverso il confronto, o *overlay*, tra le carte tematiche relative ai fattori predisponenti e la distribuzione spaziale dei dissesti, sono riportati nella Tabella 6.

La codifica dei fattori predisponenti con opportune variabili è stata effettuata tenendo conto delle caratteristiche geologiche e litologico-tecniche dell'area in esame e valutando i relativi valori di indice di frana. In alcuni casi infatti la stessa variabile comprende fattori con indice di frana molto simili: in questo modo è stato possibile effettuare una sintesi nel numero di variabili impiegate. In altri casi, come per le caratteristiche litologico-tecniche, sono state identificate con una unica variabile le classi relative alla Formazione della Maiolica e del Calcare Selcifero di Limano, che presentano la medesima classe litologico-technica, insieme alla Formazione del Calcare Selcifero della Val di

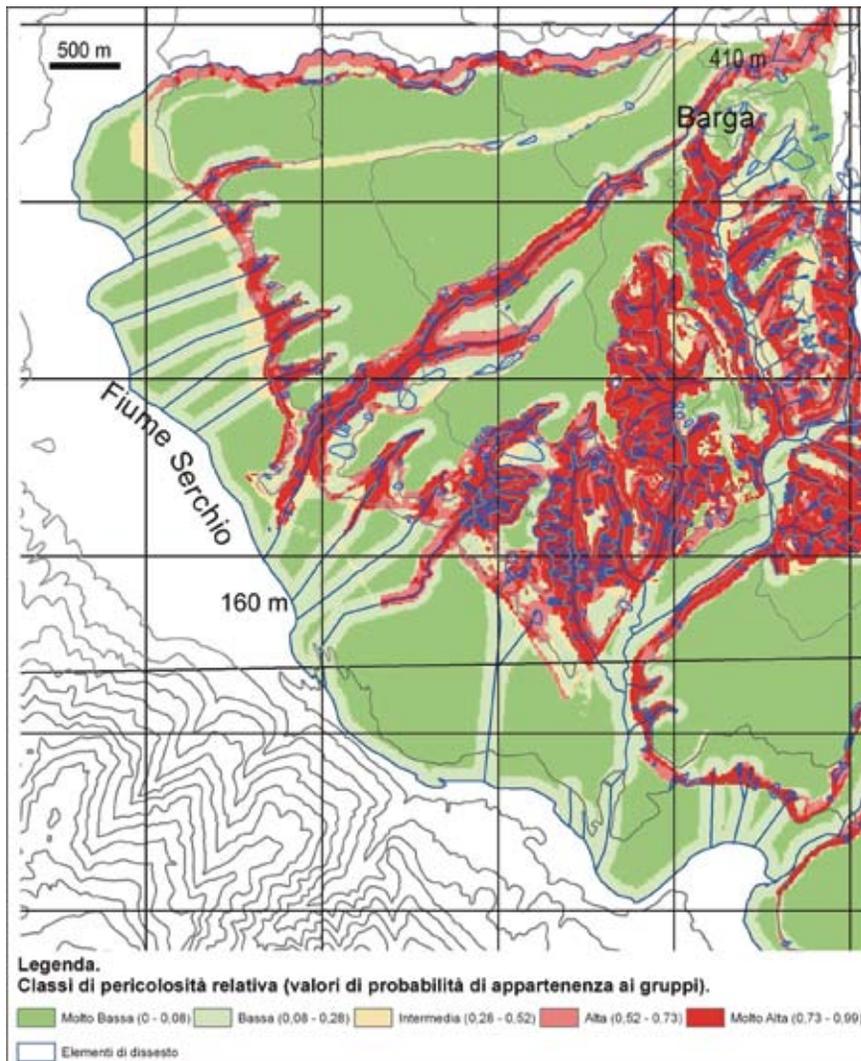


Fig. 2 - Carta di suscettibilità di frana ottenuta attraverso l'analisi discriminante *stepwise*.

Lima e dei Calcari e Marne a Posidonia, che mostrano valori di indice di frana simili e classi litologico-tecniche comparabili.

Nel caso dell'acclività, le aree caratterizzate da acclività alta, vista la loro esigua estensione areale, sono state considerate unitamente a quelle con acclività moderatamente alta, in modo aumentarne la significatività statistica.

Le condizioni di instabilità dell'area in oggetto risultano fortemente influenzate dagli aspetti geologici e geologico-tecniche. La formazione della Scaglia toscana e i sedimenti fluvio-lacustri plio-quadernari, in particolare modo la formazione dei Conglomerati di Barga e le Argille sabbie e conglomerati di Fornaci di Barga, evidenziano le correlazioni più forti con i dissesti, mentre le formazioni a prevalente componente calcarea e arenacea (Calcarea selcifera di Limano, Maiolica,

Calcarea selcifera della Val di Lima, Calcari e Marne e Posidonia, Macigno) mostrano indici di frana più bassi. Inoltre, la Scaglia toscana affiora in aree densamente tettonizzate, caratterizzate dalla presenza di faglie e sovrascorrimenti che contribuiscono a peggiorare la qualità della roccia, di per sé già scadente.

Per quanto riguarda l'acclività dei versanti, la correlazione più forte con i dissesti viene individuata nelle classi di acclività moderata e moderatamente bassa, frequentemente in corrispondenza di coltri detritiche ben sviluppate, a sottolineare la presenza di litologie intensamente fratturate e alterate.

Lo scalzamento al piede dei versanti da parte delle acque correnti appare maggiormente efficace nei primi 50 metri di distanza dall'asta fluviale ed in generale assume un aspetto rilevante entro i primi 100 metri, mentre la distanza dai lineamenti tettonici influenza le

Tab. 5 - Analisi discriminante *stepwise*: risultati della classificazione.

	UCU	Analisi condizionale	Appartenenza al Gruppo Stabile	Appartenenza al Gruppo Instabile
Casi originali	Gruppo 1 = Instabili	94	14	80
	Gruppo 0 = Stabili	238	184	54
Casi <i>cross-validati</i>	Gruppo 1 = Instabili	94	16	78
	Gruppo 0 = Stabili	238	179	59

Tab. 6 - Indice di frana relativo a ciascuna classe dei fattori predisponenti ed elenco delle variabili corrispondenti.

Fattore di input	Descrizione	Indice di frana (%)	Variabile
Caratteristiche litologico-tecniche	Depositi alluvionali recenti e attuali	0	L1
	Depositi alluvionali terrazzati sub-pianeggianti	0	L2
	Ciottoli a prevalenti elementi di arenaria macigno	8	L5
	Conglomerati di Barga	47	L10
	Argille, sabbie e conglomerati di Fornaci di Barga	9	L6
	Macigno	5,5	L3
	Macigno (alterato)	4,4	L3
	Scaglia toscana	21	L9
	Calcareniti di Montegrossi	16	L8
	Maiolica, Calcare Selcifero di Limano	7,8	L4
	Diaspri	9,4	L7
	Calcare Selcifero della Val di Lima	7,2	L4
	Calcari e Marne a Posidonia	7,6	L4
Acclività	0-10°	4	A1
	10-24°	17	A2
	24-35°	10	A3
	35-48°	6,5	A4
	48-84°	2,6	A4
Uso del suolo	Sabbie e ciottoli di origine fluviale	0	U1
	Bacini lacustri artificiali	0	U1
	Tessuto urbano discontinuo	0	U1
	Aree industriali e commerciali	3	U1
	Seminativi in aree non irrigue	2	U1
	Prati stabili	0	U1
	Sistemi colturali complessi	5	U2
	Colture agrarie con spazi naturali	11	U4
	Boschi di latifoglie	10,5	U3
	Aree in evoluzione	4,8	U2
Distanza dai corsi d'acqua	0-100 m	10,2	DCA1
	100-500 m	8,9	DCA2
Distanza dai lineamenti tettonici	0-100 m	13,6	DF1
	100-400 m	9,9	DF2
	> 400 m	4	DF3

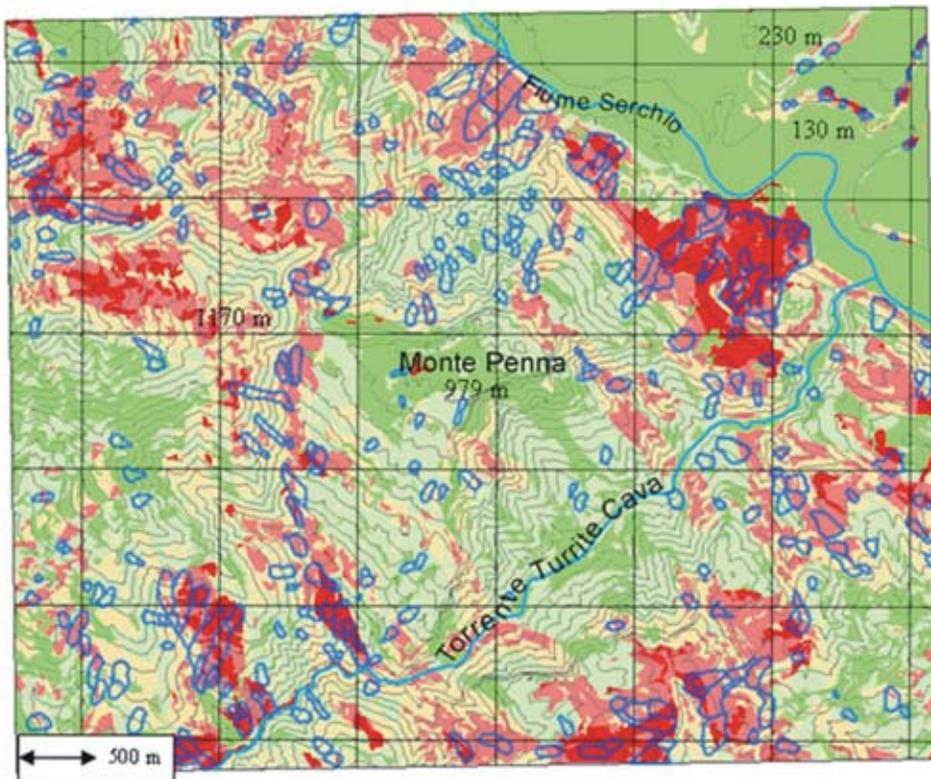
condizioni di fatturazione e più in generale la qualità meccanica delle masse rocciose, con una evidenza più marcata entro i 100 metri. L'area studiata risulta coperta in gran parte da bosco, solo in parte da colture agrarie miste a spazi naturali. In particolare, le condizioni di assoluto degrado dell'area boscata, l'assenza di regimazione delle acque superficiali, l'intervento dell'uomo a scapito degli equilibri naturali esistenti, sembrano essere le condizioni più favorevoli all'instaurarsi di condizioni di stabilità critica. La distribuzione dell'indice di frana nelle 364 unità di condizioni uniche individuate attraverso il processo di *overlay* topologico in ambiente GIS è stata analizzata applicando un algoritmo di calcolo computerizzato al fine di individuare 5 intervalli di valori o classi, corrispondenti a 5 diversi gradi di suscettibilità di frana.

Nella carta di pericolosità relativa riportata in Figura 3 le condizioni geologiche, litologico-tecniche, e morfologiche legate all'instabilità sono evidenziate piuttosto bene. Risaltano le zone di affioramento della Scaglia toscana interessate da pericolosità alta e molto alta,

insieme alle zone di affioramento dei sedimenti fluvio-lacustri villafranchiani. Le aree ad acclività molto bassa e quelle moderatamente acclivi ed acclivi, in corrispondenza di litologie resistenti di buona qualità meccanica, sono interessate mediamente da suscettibilità bassa o molto bassa.

È utile ricordare che l'analisi condizionale costituisce un approccio statistico in cui i parametri di *input* vengono valutati ognuno in modo a sé stante, consentendo solamente una valutazione semi-quantitativa, basata sull'indice di frana, dell'importanza relativa delle diverse associazioni di fattori predisponenti (UCU). Il principale svantaggio risulta essere proprio l'impossibilità di un'analisi delle correlazioni tra i diversi fattori. Da queste considerazioni nasce l'esigenza di applicare modelli multivariati in modo da ottenere una classificazione delle unità di mappa di tipo quantitativo, il più possibile affidabile ed oggettiva, definita sulla base delle reciproche relazioni esistenti all'interno dei dati stessi.

Il modello di regressione logistica è stato applicato alle unità di condizioni uniche, costituenti l'unità di mappa



#### Legenda.

Classi di pericolosità relativa (valori percentuali di indice di frana).



Fig. 3 - Carta di suscettibilità di frana ottenuta attraverso l'analisi condizionale.

del territorio indagato, previa codifica dei parametri di ingresso in variabili cosiddette *dummy*. È stato dunque possibile ottenere una matrice di dati binari (0/1, presenza/assenza), in cui per ciascuna UCU, o caso statistico, viene esplicitata la presenza/assenza dei diversi fattori predisponenti. Inoltre viene introdotta una variabile aggiuntiva, denominata variabile risposta, con la quale le UCU vengono suddivise in due grandi gruppi: il gruppo «1» (UCU instabili) ed il gruppo «zero» (UCU stabili). Tale suddivisione viene effettuata sulla base dei valori di indice di frana caratteristici di ciascuna UCU, stabilendo un valore soglia (*cut-off*) pari all'indice di frana medio calcolato sull'intera area. Le UCU il cui indice di frana risulta maggiore del valor medio appartengono al gruppo instabile, viceversa nel caso contrario.

Il modello multivariato effettua una riclassificazione dei casi statistici sulla base delle correlazioni tra le variabili, stabilite dal modello, con la possibilità di verificare l'attendibilità di tali valutazioni.

I risultati della classificazione sono riportati nella Tabella 7 in cui sono indicati la stima dei coefficienti di regressione, i valori di *standard error*, ed il test  $\chi^2$  per la validità del modello. Il rapporto tra il valore dei Coefficienti (Coeff.) ed il valore di *Standard Error* (S.E.) corrispondente, rappresenta la significatività di ciascuna covariata (variabile introdotte nel modello), assimilabile alla bontà o affidabilità delle correlazioni stimate tra ciascuna variabile e la variabile di studio

(y). Se tale rapporto risulta maggiore di 1,96 o minore di -1,96, allora la variabile risulta significativa al 95% dell'intervallo di confidenza (Casella & Berger, 1990; McCullagh & Nelder, 1989).

Tra le variabili introdotte nel modello di regressione, quelle che riflettono le caratteristiche litologico-tecniche, l'acclività, l'uso del suolo e la distanza dai lineamenti tettonici risultano le più importanti nella classificazione delle unità di mappa, mostrando buoni livelli di significatività. La variabile che considera la distanza dai corsi d'acqua risulta acquisire minore efficacia, essendo il fattore sensibilmente influenzato dagli aspetti geometrici dell'area di drenaggio e della direzione di flusso delle acque superficiali.

È possibile notare come la presenza della Scaglia toscana e delle Calcareniti di Montegrossi (variabili  $I_8$  e  $I_9$ , rispettivamente) favorisca la probabilità di occorrenza di frana, come del resto la presenza dei sedimenti fluvio-lacustri (variabili  $I_5$ ,  $I_6$ ,  $I_{10}$ ). Per quanto riguarda l'acclività dei versanti, le aree con acclività moderatamente bassa e moderata risultano influire maggiormente sull'occorrenza dei dissesti, sottolineando un evidente controllo morfologico da parte dei litotipi affioranti. La distanza dai lineamenti tettonici evidenzia una forte correlazione negativa per distanza superiori ai 100 m ( $df_2$  e  $df_3$ ), a significare che man mano che ci si allontana dalle aree densamente tettonizzate diminuisce con tassi via via crescenti anche la probabilità di frana. Infine,

Tab. 7 - Risultati dell'analisi di regressione logistica.

Variabile	Coeff.	Std. Err. (S.E.)	P >  z
12	1.09	1.10	0.323
13	0.64	0.92	0.482
14	1.29	0.85	0.128
15	3.23	0.99	0.001
16	3.96	1.05	0.000
17	1.29	0.90	0.150
18	4.02	0.85	0.000
19	3.30	0.84	0.000
110	7.38	0.58	0.000
a2	0.91	0.40	0.022
a3	0.52	0.42	0.211
a4	-4.76	0.47	0.315
dca2	0.32	0.29	0.272
df2	-1.27	0.37	0.001
df3	-1.46	0.42	0.001
u2	1.31	0.75	0.079
u3	3.16	0.60	0.000
u4	2.75	0.61	0.000
cons	-5.26	1.00	0.000

LR Test = 154.78; Test chi2 = 0.000

per quanto riguarda la copertura del suolo, la presenza del bosco e delle aree interessate da colture miste a spazi naturali, risultano i parametri in grado di influenzare maggiormente l'instabilità dei versanti.

Il modello di regressione logistica ha dimostrato una buona capacità di adattamento ai dati di ingresso con una percentuale di successo piuttosto alta, pari a circa l'81% come dimostrato dalla percentuale di casi correttamente classificati (Tab. 8).

L'elaborazione ed il calcolo dei valori di probabilità di frana predetti dal modello per ciascuna UCU ha permesso classificare il territorio in 5 classi di suscettibilità. La suddivisione in classi è stata effettuata, come per l'analisi condizionale, applicando l'algoritmo di Jenks (Fig. 4).

La carta di suscettibilità ottenuta attraverso la regressione logistica presenta alcuni sostanziali cambiamenti rispetto alla carta relativa all'analisi condizionale. Il processo con il quale vengono valutate le relazioni reciproche esistenti tra i diversi fattori predisponenti ha reso possibile una ridistribuzione delle aree a diverso grado di pericolosità che interessano l'area studiata. È possibile notare come vi sia stata una sostanziale riduzione delle aree a pericolosità bassa e molto bassa ed un relativo incremento delle aree a pericolosità alta e molto alta. Inoltre risulta diminuita dal 23% a circa il 20% l'area relativa alla classe di instabilità intermedia contribuendo così ad una migliore definizione delle aree stabili ed instabili.

Come detto nel corso del capitolo 2 questo studio prevede l'applicazione delle reti neurali artificiali, in particolare di una rete *Multilayer Perceptron* di tipo *feedforward* con funzione di controllo della *performance*. In questo studio è stato applicato un processo di apprendimento supervisionato basato su di un algoritmo genetico che, attraverso la valutazione di addestramenti successivi della rete, ha reso possibile la determinazione dei valori di output che producono il minimo errore.

Il modello neurale applicato, ha dimostrato una buona capacità di adattamento ai dati di ingresso con un netto miglioramento della riclassificazione dei dati di *input* rispetto alla regressione multivariata. La percentuale di successo infatti ha raggiunto un valore pari all'85% rispetto all'81% ottenuto nell'analisi di regressione logistica. Come è possibile osservare dai valori riportati nella Tabella 9 risulta evidente la capacità della rete di individuare quelle relazioni tra le variabili che meglio discriminano tra il Gruppo Stabile e quello Instabile, riducendo la percentuale di errori dovuti alla non corretta classificazione.

### Applicazione dei metodi deterministici nell'area di Cardoso (LU)

I dati che alimentano il processo di calcolo sono raggruppati in tre classi:

1. parametri fisico-meccanici;
2. variabili topografiche;
3. parametri idrogeologici.

Ciascuno di essi è stato opportunamente convertito in un livello informativo di tipo *raster*, dove le informazioni sono discretizzate punto per punto secondo una maglia regolare di celle quadrate (*pixel*). I parametri meccanici ed idrologici necessari al funzionamento del modello, utilizzati in questo studio, sono di seguito riassunti (Tab. 10).

Le variabili topografiche di inclinazione dei versanti, (acclività) immersione (direzione di massima pendenza) e curvatura, sono state ricavate a partire dal modello digitale del terreno utilizzando gli strumenti di Analisi Spaziale ed Analisi 3D in ambiente GIS.

L'utilizzo di uno specifico strumento di analisi dei modelli digitali del terreno (*TauDEM: Terrain analysis using Digital Elevation Models*) ha reso possibile il calcolo della direzione di flusso e dell'area drenata per ciascuna cella elementare (*grid cell*) in cui il territorio è stato suddiviso. La direzione di flusso è stata calcolata con il metodo *Infinite Directions (DInf)*: Tarboton, 1997), che permette di individuare, tra le faccette piane triangolari ricavate da un blocco quadrato costruito unendo i centri delle 8 celle vicine a quella in esame, quella che ha la pendenza maggiore.

L'area di studio rappresenta, in questo caso, un bacino idrografico di piccole dimensioni (circa 2 km<sup>2</sup>), situato in destra idrografica del Torrente Cardoso, tra l'abitato di Pruno e quello di Volegno.

Questa zona della Toscana Nord-Occidentale è stata interessata, nel giugno 1996, da una precipitazione di eccezionale intensità, dagli effetti catastrofici (14 vittime). I dati registrati ai pluviometri ubicati nella zona avvalorano il carattere eccezionale dell'evento piovoso: in circa 13 ore sono caduti 478 mm di pioggia a Pomezzana, nel versante versiliese – 1.430 mm è il valore di piovosità annua – con un picco di piovosità oraria di 158 mm, mentre a Forno Volasco, sul versante che volge alla Garfagnana, l'altezza di pioggia è stata di circa 420 mm di pioggia con picchi orari di 143 mm. Numerosi gli eventi franosi corrispondenti, secondo la terminologia di Cruden & Varnes (1996), a scorrimenti di terra e detrito con rapida evoluzione in colamenti spesso incanalati. Lo spessore del materiale coinvolto nei dissesti risulta piuttosto esiguo, mediamente compreso tra 0,5 m e 2 m, in corrispondenza di materiali a

Tab. 8 - Percentuale di successo del modello di regressione logistica.

UCU	Analisi condizionale	Regressione logistica	Casi non correttamente classificati
Gruppo 1 = Instabili	114	93	21
Gruppo 0 = Stabili	250	202	48
Totale	364	295	69
Percentuale di successo = 81%			

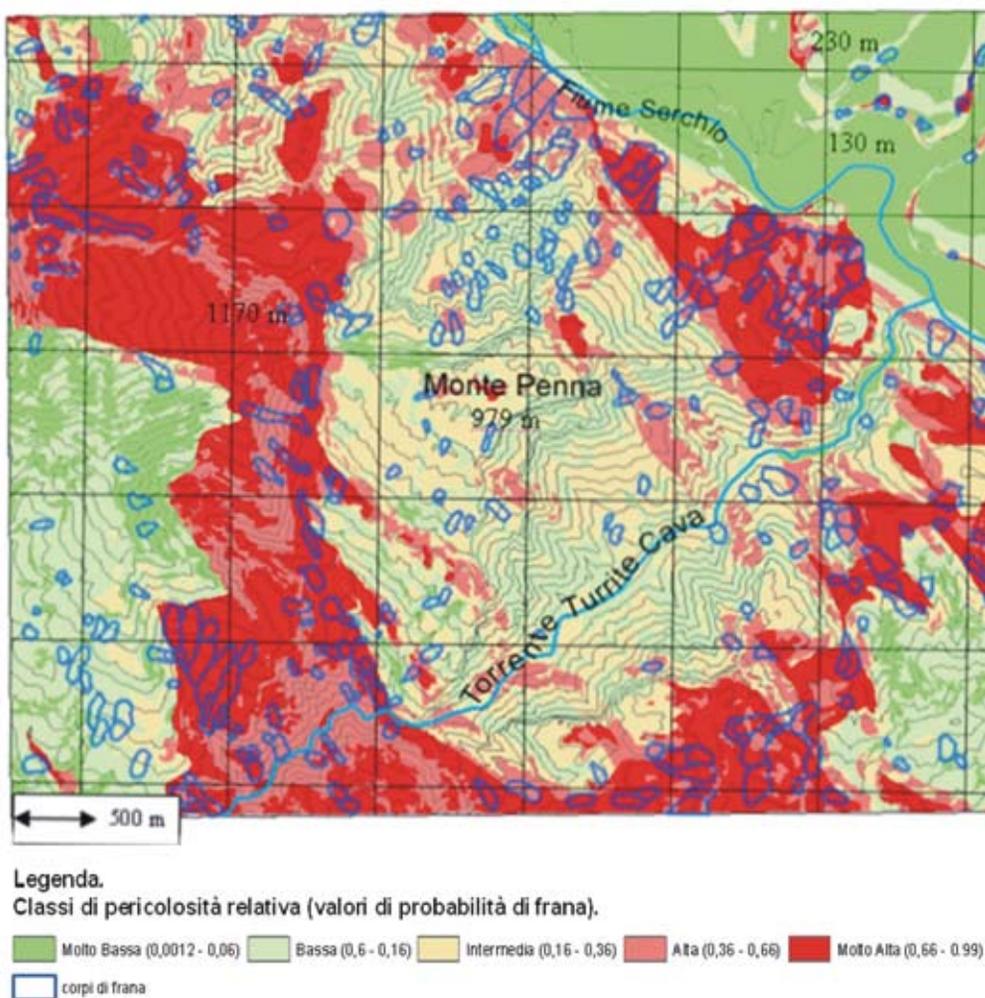


Fig. 4 - Carta di suscettibilità di frana ottenuta attraverso l'analisi di regressione logistica.

Tab. 9 - Tabella riassuntiva della performance dei modelli statistici applicati.

UCU	Analisi condizionale	Regressione logistica	Reti neurali artificiali
Gruppo 1 = Instabili	114	93	102
Gruppo 0 = Stabili	250	202	207
Totale	364	295	309
Successo (%)		81%	85%

prevalente comportamento granulare, ma con la presenza di una importante frazione coesiva (D'Amato Avanzi *et al.*, 2000, 2004; Martello *et al.*, 2000). Inoltre, le aree di versante maggiormente colpite dai fenomeni franosi risultano, secondo gli autori, quelle interessate dalla presenza delle coltri detritiche di scarsa permeabilità in corrispondenza della Formazione dello Pseudoma-

cigno, con prevalente copertura del suolo a castagneto, con acclività moderata (35-45°), in corrispondenza delle concavità morfologiche naturali.

Il modello meccanico idrologico è stato implementato attribuendo alle coperture detritiche i parametri fisici e geotecnici riassunti di seguito (Tab. 11). Tali parametri, come detto nel paragrafo precedente, sono stati ricavati

Tab. 10 - Lista dei parametri e variabili introdotti nel modello meccanico-idrologico.

Parametro/variabile	Derivazione	Formato
Permeabilità ( $K$ )	Dati esistenti: prove di permeabilità in pozzetto	Vettoriale
Spessore della coltre ( $z$ )	Dati esistenti: prove penetrometriche statico-dinamiche	Vettoriale
Coesione ( $c'$ )	Letteratura, interpretazione di prove penetrometriche statico-dinamiche esistenti, uso del suolo	Vettoriale
Incremento di coesione dovuto agli apparati radicali ( $\Delta c$ )	Caratteristiche di uso del suolo	Vettoriale
Angolo di resistenza al taglio ( $\varphi'$ )	Dati esistenti: prove penetrometriche statico-dinamiche	Vettoriale
Peso di volume del terreno ( $\gamma$ )	Letteratura, interpretazione di prove penetrometriche statico-dinamiche esistenti	Vettoriale
Inclinazione ( $\theta$ )	Elaborazione del modello digitale del terreno	Raster (grid)
Superficie drenata a monte di ciascuna cella ( $a$ )	Elaborazione del modello digitale del terreno	Raster (grid)
Larghezza della sezione di deflusso ( $b$ )	Elaborazione del modello digitale del terreno	Raster (grid)

Tab. 11 - Parametri caratteristici delle coperture detritiche.

Parametro	Intervalli di valore
Spessore della coltre	1,3-2 m
Permeabilità in aree boschive	$1,4-5 \times 10^{-5}$ fino a $5 \times 10^{-4}$ m/s
Coesione	20 KPa
Incremento della coesione dovuto alla copertura del suolo	6-12 KPa
Angolo di resistenza al taglio	28-32°
Peso di volume	19 KN

attraverso l'interpretazione di prove penetrometriche statico-dinamiche, analisi granulometriche, prove di permeabilità in pozzetto, effettuate nella zona d'interesse, nonché attraverso l'uso di dati presenti in letteratura (Turner & Schuster, 1996; Martello *et al.*, 2000; Campus *et al.*, 2005 e riferimenti in esso contenuti). Secondo alcuni autori (Campus *et al.*, 2005) i parametri che, seppur variando limitatamente, risultano influenzare maggiormente il modello sono quelli di coesione e quelli di permeabilità. Pertanto, sono state effettuate simulazioni mirate per l'area in studio in modo da quantificare l'impatto di configurazioni diverse dei parametri sulla capacità predittiva del modello.

Il territorio in esame è stato suddiviso in celle quadrate (*grid cell*) di lato pari a 5 metri. Per ciascuna cella è stato possibile definire i parametri da introdurre nel modello creando livelli informativi diversificati di tipo *raster*, sulla base delle reali caratteristiche fisico-meccaniche delle coperture e di quelle morfologiche e idrologiche del territorio. Per i parametri di densità, angolo di resistenza al taglio, pioggia netta infiltrata, larghezza della sezione di deflusso, sono stati adottati valori costanti sull'intera area. Il risultato di questo approccio preliminare è mostrato nella Figura 5.

È possibile osservare come il modello offra risultati piuttosto soddisfacenti. La corrispondenza tra le aree

instabili predette dal modello e quelle realmente interessate da fenomeni franosi risulta piuttosto buona. In particolare la porzione di territorio posta più in basso nella figura è rappresentata da coperture detritiche piuttosto stabili che risultano maggiormente sviluppate in spessore, in corrispondenza di un uso del suolo a prevalenti colture miste e vigneti che sembra aumentare sensibilmente la permeabilità della copertura stessa. Ciò nonostante, sono altrettanto evidenziate quelle condizioni che trovano scarso riscontro nella reale situazione di instabilità.

Questo è dovuto soprattutto alla mancanza di una definizione sufficientemente approfondita dei parametri maggiormente rilevanti (permeabilità e coesione) ai fini dell'applicazione del metodo, che necessitano di ulteriori approfondimenti.

## DISCUSSIONE E CONCLUSIONI

La realizzazione di carte della pericolosità geologica legata all'instabilità dei versanti risulta un processo complesso che coinvolge un vasto campo di conoscenze relative alle caratteristiche dei movimenti franosi, ai fattori geologici, geomorfologici, climatici, alle cause scatenanti, all'applicazione di modelli predittivi e tecniche di analisi dei dati e che deve far fronte spesso non solo a difficoltà operative, ma anche concettuali.

L'operazione di rilevamento e mappatura dei dissesti, finalizzato alla costruzione di una carta inventario dei fenomeni franosi, punto di partenza di ogni tentativo di valutazione della pericolosità di frana, risulta spesso difficoltosa, soggetta ad errori legati all'interpretazione soggettiva del rilevatore e ad un certo grado di incertezza insito nella mappatura stessa (Carrara *et al.*, 1992; van Westen, 1993).

Per quanto riguarda la selezione di un certo numero di fattori predisponenti, che si ritiene siano in correlazione con i fenomeni franosi, è indispensabile una conoscenza *a priori* delle cause dell'instabilità (Schuster & Krizec, 1978; Crozier, 1986). Inoltre, quando

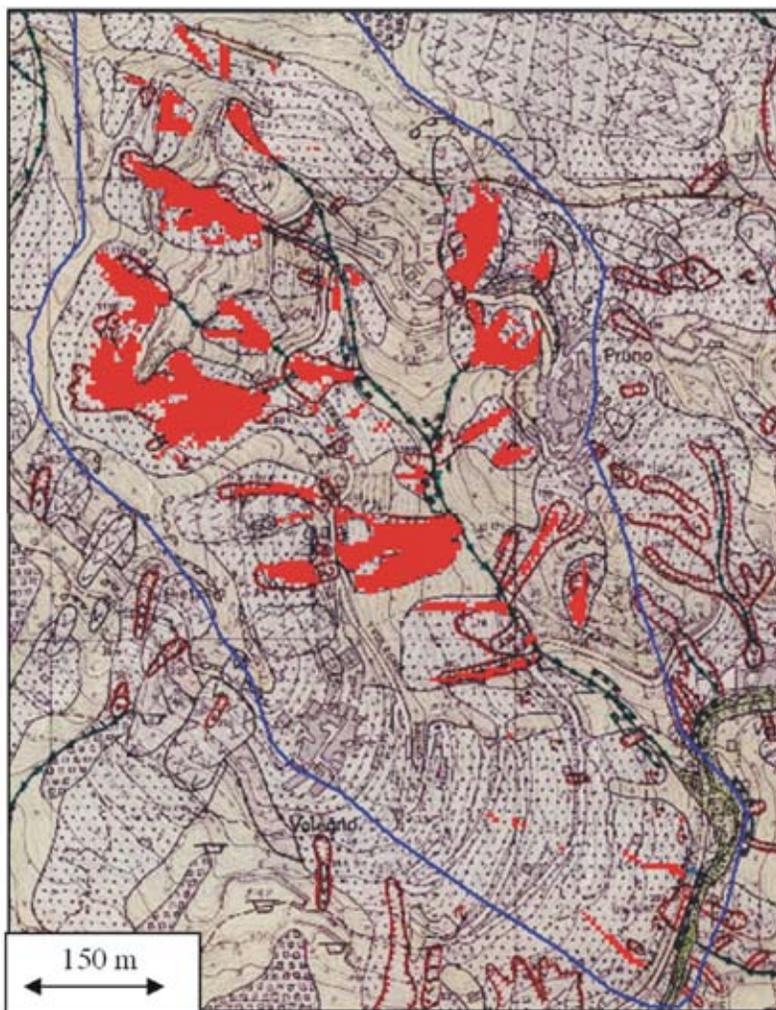


Fig. 5 - Risultato dell'applicazione del modello meccanico idrologico, che evidenzia le aree previste come instabili. Sullo sfondo uno stralcio della carta geomorfologica inedita del dominio d'indagine: le aree con il soprassegno puntinato rappresentano le coperture detritiche; le aree con i bordi rossi indicano i movimenti franosi.

L'operazione di raccolta dati viene effettuata manualmente da operatori diversi, le discrepanze tra le diverse interpretazioni aumentano notevolmente. Pertanto, la qualità di queste informazioni, come del resto quella delle carte inventario dei fenomeni franosi, rimane del tutto non definita.

I metodi di valutazione dell'instabilità dei versanti sono riconducibili a un numero ristretto di categorie: metodi diretti di tipo geomorfologico, metodi euristici, metodi statistici, metodi deterministici.

L'analisi geomorfologica risulta strettamente legata all'abilità del geologo di valutare le condizioni di instabilità del territorio e di saperne trarre logiche conseguenze. I principali vantaggi consistono nella capacità di adattamento della metodologia a condizioni di instabilità locali e peculiari, mentre il più grande svantaggio è dovuto principalmente all'elevato grado di soggettività intrinseco.

I metodi euristici traducono l'abilità del geologo di tradurre in regole specifiche le relazioni tra i fattori geologici e geomorfologici e l'occorrenza delle frane all'interno del territorio. I fattori predisponenti sono così valutati e pesati *a priori* sulla base della loro presunta importanza.

I metodi statistici risolvono il problema incontrato finora, relativo alla soggettività insita nella valutazione dell'importanza dei singoli fattori predisponenti. In accordo con Guzzetti *et al.* (1999), dal momento in cui la valutazione dell'importanza relativa dei fattori predisponenti viene effettuata su base statistica, in base al confronto con la distribuzione spaziale dei dissesti, allora la valutazione dell'instabilità dei versanti avviene in modo quanto più oggettivo possibile.

Dal confronto tra le diverse applicazioni eseguite in questo lavoro è possibile notare come il metodo dell'analisi condizionale tenda a sottostimare le condizioni

di instabilità dell'area studiata, dando maggior risalto alle aree ad instabilità intermedia e bassa. I risultati ottenuti attraverso l'analisi multivariata rendono invece maggiormente evidenti e continue dal punto di vista della distribuzione spaziale, le aree dove si concentrano i movimenti franosi e dove vi è maggiore probabilità che si verifichino i dissesti in futuro, incrementando il grado di dettaglio in aree complesse. Inoltre è da sottolineare il fatto che i risultati del modello di regressione multivariata sono il risultato di un processo statistico in cui i fattori predisponenti sono stati valutati sulla base delle loro reciproche strutture di relazione, pesati quantitativamente sulla base delle relazioni stabilite dal modello, con la possibilità di valutare, attraverso i test di significatività, la bontà di tali valutazioni.

In alternativa, possono essere presi in considerazione i modelli deterministici, che a differenza di quelli statistici – di tipo *data-driven* – sono basati sulla parametrizzazione dei processi che generano l'instabilità e vengono definiti modelli *process-driven*. Un tale approccio consente di valutare l'influenza dei fattori fisici legati all'instabilità dei pendii in maniera quantitativa e oggettiva.

La limitazione più evidente risulta la necessità di reperire una grande quantità di dati di tipo geologico-tecnico ed idrogeologico, necessari alla definizione dei parametri fondamentali dei terreni, operazione che, per la valutazione dell'instabilità su vaste aree, può avere costi elevati. Inoltre i risultati ottenibili attraverso l'applicazione di un tale approccio, costituiscono una verifica delle condizioni di stabilità dei versanti piuttosto che un vero e proprio processo inferenziale.

In conclusione, i risultati scaturiti dall'applicazione delle tecniche di analisi multivariata hanno mostrato una valutazione completa delle possibili relazioni tra i diversi fattori predisponenti, incrementando il livello di dettaglio in aree complesse. L'applicazione delle Reti Neurali ha reso possibile ottenere risultati ottimali, riducendo ulteriormente la percentuale di errore nella classificazione dei casi statistici.

Con i metodi deterministici è stato possibile approfondire il livello di conoscenza dei parametri geotecnici delle coperture detritiche e considerare le relazioni tra le condizioni di piovosità e la risposta, in termini di stabilità, dei terreni superficiali.

#### RINGRAZIAMENTI

Lavoro eseguito con fondi APAT e Regione Toscana (Foglio 250 Castelnuovo di Garfagnana - Pericolosità geologica connessa con l'instabilità dei versanti) e fondi PRIN 2005 (Caratterizzazione geologica e geotecnica e analisi di stabilità in aree sismiche dell'Appennino Settentrionale).

Si ringraziano i revisori anonimi i cui commenti e suggerimenti hanno contribuito in modo significativo a migliorare il manoscritto.

#### BIBLIOGRAFIA

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.

- Ayalew L., Yamagishi H., 2004. The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakuda-Yahiko Mountains, Central Japan. *Geomorphology* 64 (3-4): 17 pp.
- Bartolomei A., Brugioni M., Canuti P., Casagli N., Catani F., Ermini L., Kukavcic M., Menduni G., Tofani V., 2006. Analisi della suscettibilità da frana a scala di bacino (Bacino del fiume Arno, Toscana-Umbria, Italia). *Giornale di Geologia applicata* 3: 189-195.
- Bellacicco A., Lauro N.C., 1997. Reti Neurali e Statistica. Franco Angeli Editore, Milano.
- Bishop C., 1995. Neural network for pattern recognition. Clarendon Press, Oxford.
- Campus S., Forlati F., Nicolo G., 2005. Note illustrative della Carta della pericolosità per instabilità dei versanti alla scala 1:50.000. ARPA Piemonte, 234 pp.
- Carrara A., Cardinali M., Detti R., Guzzetti F., Pasqui V., Reichenbach P., 1990. Geographical Information Systems and multivariate models in landslide hazard evaluation. In: Cancelli A. (ed.), Alps 90. Proceedings of 6<sup>th</sup> International Conference and Field Workshop on Landslides: 17-28, Milano.
- Carrara A., Cardinali M., Detti R., Guzzetti F., Pasqui V., Reichenbach P., 1991. GIS techniques and statistical models in evaluating landslide hazard. *Earth Surface Processes and Landforms* 16: 427-445.
- Carrara A., Cardinali M., Guzzetti F., 1992. Uncertainty in assessing landslide hazard and risk. *ITC Journal* 2: 172-183.
- Carrara A., Cardinali M., Guzzetti F., Reichenbach P., 1995a. GIS technology in mapping landslide hazard. In: Carrara, A., Guzzetti, F. (eds.), *Geographical Information Systems in Assessing Natural Hazards*: 135-175, Kluwer Publisher, Dordrecht, the Netherlands.
- Carrara A., Cardinali M., Guzzetti F., Reichenbach P., 1995b. GIS-based techniques for mapping landslide hazard. <http://deis158.deis.unibo.it>.
- Casella G., Berger R.L., 1990. *Statistical Inference*. Duxbury Press.
- Cerrina Feroni A., et al., 2002. Carta geologico-strutturale dell'Appennino Emiliano-Romagnolo. Selca, Firenze.
- Chung Ch.F., Fabbri A.G., 1995. Multivariate regression analysis for landslide hazard zonation. In: Carrara A., Guzzetti F. (eds.), *Geographical Information Systems in Assessing Natural Hazards*: 107-142, Kluwer Publisher, Dordrecht, the Netherlands.
- Clerici A., Perego S., Tellini C., Vescovi P., 2002. Il sistema Informativo Territoriale delle frane della Val Parma: modalità costruttive, caratteristiche ed esempi di utilizzo. *Geologia Tecnica e Ambientale* 2: 21-40.
- Cooper J.C.B., 1999. Artificial neural networks versus multivariate statistics: an application for economics. *Journal of Applied statistics* 26 (8): 909-921.
- Crozier M.J., 1986. *Landslides: Causes, Consequences and Environment*. Croom Helm Pub., London.
- Cruden D.M., Varnes D.J., 1996. Landslides types and processes. In: Turner A.K., Schuster R.L. (eds.), *Landslides. Investigation and mitigation*. Transportation Research Board, Special Report 247: 36-75, National Academy Press, Washington D.C.
- D'amato Avanzi G., Puccinelli A., Verani M., 2000. Progress in methods in the studies on slope instability in North-Western Tuscany. *Atti Società Toscana Scienze Naturali, Memorie Serie A* 107, 115-123.
- D'amato Avanzi G., Perilli N., Puccinelli A., 2002. Carta Geologica D'Italia 1:50.000 foglio 250 Castelnuovo Garfagnana. Note Illustrative.
- D'amato Avanzi G., Giannecchini R., Puccinelli A., 2004. The influence of the geological and geomorphological settings on shallow landslides. An example in a temperate climate environment: the June 19, 1996 event in northwestern Tuscany (Italy). *Engineering Geology* 73: 215-228.
- Dietrich E.W., Montgomery D.R., 1998. SHALSTAB: a digital terrain model for mapping shallow landslide potential. Technical Report by NCASI, <http://socrates.berkeley.edu/~geomorph/shalstab/>.
- Enoki M., 2001. Mechanism of rain-induced failure of slope surface. Proc. Of The 14<sup>th</sup> SouthEast Asian Geotechnical Conference, Hong Kong, 10-14 Dec. 2001. A.A. Balkema Publisher 3: 323-318.

- Ermini L., Catani F., Casagli N., 2005. Artificial neural network applied to landslide susceptibility assessment. *Geomorphology* 66: 327-343.
- Fabbris L., 1997. Statistica multivariata. Analisi esplorativa dei dati. McGraw-Hill, Milano, 437 pp.
- Giudici P., 2005. Data Mining: metodi informatici, statistici e applicazioni. McGraw-Hill, Milano.
- 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.
- Klecka W.R., 1980. Discriminant analysis. Sage Publication, Beverly Hills, London, 71 pp.
- Lee S., Ryu J., Min K., Choi W., Won J., 2000. Development and application of landslide susceptibility analysis techniques using Geographic Information System (GIS). Proceeding of IGARSS 2000, Twentieth Anniversary of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Honolulu, Hawaii, 24-28 July 2000.
- Martello S., Catani F., Casagli N., 2000. The role of geomorphological settings and triggering factors in debris flow initiation during the 18<sup>th</sup> June 1996 meteorological event in Versilia and Garfagnana (Tuscany, Italy). In: Bromhead E., Dixon N., Ibsen M.L. (eds.), Proc. 8<sup>th</sup> Int. Symp. On Landslides. Cardiff (UK), 26-30 June, 2000, 2: 1017-1024.
- McCullagh P., Nelder J.A., 1989. Monographs on Statistics and Applied Probability 37. Chapman & Hall, London, 511 pp.
- Meijerink A.M.J., 1988. Data acquisition and data capture through terrain mapping unit. *ITC Journal* 1: 23-44.
- Montgomery D.R., Dietrich W.E., 1994. A physically based model for the topographic control on shallow landsliding. *Water Resources Research* 30 (4): 1153-1172.
- Nardi R., Puccinelli A., D'amato Avanzi G., Trivellini M., 1987. Valutazione del rischio da frana in Garfagnana e nella Media Valle del Serchio (Lucca). Carta geologica e carta della franosità degli elementi «Sillico», «Castelnuovo Garfagnana», «Cascio», «Castelvecchio Pascoli », «Galliciano », «Barga», «Fornaci di Barga» e «Ghivizzano» (scala 1:10.000). *Bollettino Società Geologica Italiana* 106: 819-832.
- Nardi R., Puccinelli A., D'amato Avanzi F., Buti F., Careddio M., 2000. Carta della franosità del bacino del Fiume Serchio. S.E.L.C.A., Firenze.
- Piccolo D., 1998. Statistica. Il Mulino, Bologna.
- Puccinelli A., Baldacci F., D'amato Avanzi G., Nardi R., Plesi G., 2003a. Carta Geologica d'Italia a scala 1:50 000. Foglio 250 Castelnuovo di Garfagnana. In stampa.
- Puccinelli A., D'amato Avanzi G., Perilli N., 2003b. Carta Geologica d'Italia a scala 1:50 000. Note illustrative del Foglio 250 Castelnuovo di Garfagnana. In stampa.
- Reichenbach P., Guzzetti F., Carrara A. (eds.), 2002. Geographical Information Systems in Assessing Natural Hazards. Abstracts. Volume, CNR-IRPI, Perugia, 140 pp.
- Ripley B.D., 1996. Pattern recognition and neural network. Cambridge University Press, Cambridge.
- Schuster R.L., Krizek R.J., 1978. Landslides Analysis and Control. Washington Transportation Research Board, Special Report 176. National Academy of Sciences, WA, 234 pp.
- Tarboton D.G., 1997. A new method for the determination of flow directions and contributing areas in grid digital elevation models. *Water Resources Research* 33 (2): 309-319.
- Tarboton D.G., 2002. TauDEM (Terrain Analysis usins elevation models). <http://www.engineering.usu.edu>
- Turner A.K., Schuster R.L., 1996. Landslides. Investigation and mitigation. Transp. Research Board, National Research Council, Nat. Academy Press, Washington D.C., 673 pp.
- van Westen C.J., 1993. Application of Geographical Information System to landslide hazard zonation. ITC Publication no. 15, ITC, Enschede, The Netherlands, 245 pp.

(ms. pres. il 10 settembre 2007; ult. bozze il 22 dicembre 2007)

