

QUALITÀ PREDITTIVE DEI MODELLI FISICAMENTE BASATI E DEI MODELLI DI MACHINE LEARNING PER LA VALUTAZIONE DELLA SUSCETTIBILITÀ ALLE FRANE

Salvatore Misiano
Università di Parma
salvatore.misiano@unipr.it

Michele Placido Antonio Gatto
Università di Parma
micheleplacidoantonio.gatto@unipr.it

Lorella Montrasio
Università di Brescia
lorella.montrasio@unibs.it

Sommario

Prevederne l'insacco di frane superficiali indotte da pioggia risulta di particolare interesse sia a scopi di prevenzione che di protezione civile. Nella previsione ci si può avvalere di approcci statistici, modellazioni fisicamente basate oppure tecniche di "machine learning", recentemente diffuse in svariati ambiti.

La presente nota ha come obiettivo il confronto fra le capacità e qualità predittive di due differenti modelli: da un lato il modello fisicamente basato SLIP, dall'altro un modello derivato con tecniche di machine learning.

Entrambi i modelli sono implementati in X-SLIP, una piattaforma totalmente integrata in MATLAB, e sono applicati ad un'area di sei comuni dell'Appennino Reggiano, in Emilia-Romagna.

I risultati mostrano che le qualità predittive del modello SLIP e quelle di differenti algoritmi di machine learning sono del tutto comparabili e non vi è una ragione particolare per prediligere l'uno all'altro ma, piuttosto, questi possono cooperare e integrarsi l'un l'altro.

1. Introduzione

Le frane superficiali indotte da pioggia (o "soil slip") sono fenomeni che coinvolgono la coltre detritica superficiale, che si instabilizza a seguito di copiose o intense precipitazioni. Sono oggetto di diversi studi. Alcuni di questi sono finalizzati alla formulazione di modelli di instabilità, basati su leggi fisiche (Borga, 1998; Montrasio, 2000; Formetta, 2016; Salvatici et al., 2018), altri si basano su approcci statistici (Frattini et al, 2009; Lee et al, 2018); più recentemente, si sta diffondendo l'utilizzo di machine learning nella definizione di modelli di previsione (Kadavi et al, 2018; Merghadi et al, 2020).

Gli approcci statistici si fondano sull'elaborazione di dati di pioggia e sull'individuazione di soglie pluviometriche, superate le quali il pendio si considera instabile; questi metodi sono totalmente indipendenti da geometria o caratteristiche meccaniche e idrauliche del terreno, aspetti alla base dei modelli fisicamente basati, sia semplificati che complessi. Negli ultimi anni, si sta diffondendo l'utilizzo del machine learning o deep learning per la creazione di modelli di previsione derivanti dall'apprendimento di informazioni, comportamenti e pattern ricorrenti all'interno di un "database di addestramento" (insieme di dati di input di cui si conosce l'output che il modello deve restituire). Appreso il comportamento e derivato il relativo modello matematico, questo può essere esteso al di fuori del campione di addestramento per effettuare analisi di previsione. Anche queste tecniche trascurano le leggi fisiche del fenomeno, ma considerano i parametri del terreno fra i dati di input. Esistono diversi

algoritmi per l'apprendimento del “modello di comportamento” (si rimanda alla sezione 2.2). È necessario comprenderne i limiti e avere un database di buona qualità per il corretto utilizzo. La validità dei modelli fisicamente basati è sicuramente più generale. Questo articolo mostrerà un confronto fra le qualità predittive dei principali algoritmi di ML con quelle di un modello fisicamente basato semplificato, SLIP (Shallow Landslides Instability Prediction) (Montrasio, 2000).

2. Metodi di previsione e qualità predittive

2.1 Modello SLIP

Il modello SLIP combina il metodo dell'equilibrio limite a criteri semplificati di resistenza al taglio di terreni parzialmente saturi basati su omogeneizzazione delle proprietà meccaniche e ipotesi semplificate sul processo di imbibizione e di drenaggio del pendio. Uno schema esemplificativo è riportato in Fig. 1. Viene calcolato il fattore di sicurezza (FS), come rapporto fra le forze stabilizzanti e quelle destabilizzanti. L'espressione di FS è funzione dei fattori geometrici (inclinazione del pendio δ ; profondità dell'analisi H), dei parametri di stato del terreno (peso specifico G_s ; porosità n ; grado di saturazione S_r), dei parametri di resistenza meccanica del terreno (angolo di resistenza al taglio ϕ' ; coesione efficace c'), della resistenza al taglio dovuta alla parziale saturazione (espressa tramite i parametri di modello A , λ), di un parametro legato alla modellazione semplificata (α), della capacità di drenaggio del pendio (k_t), del peso dell'unità di volume dell'acqua (γ_w), dell'altezza di pioggia (h):

$$FS = \frac{\cot \delta \cdot \tan \phi' \cdot [\Gamma + m \cdot (n_w - 1)]}{\Gamma + m \cdot n_w} + \frac{C' \cdot \Omega}{\Gamma + m \cdot n_w} \quad (1)$$

$$\Gamma = G_s \cdot (1 - n) + n \cdot S_r \quad (2)$$

$$n_w = n \cdot (1 - S_r) \quad (3)$$

$$\Omega = \frac{2}{\sin(2\delta) \cdot H \cdot \gamma_w} \quad (4)$$

$$C' = [c' + A \cdot S_r \cdot (1 - S_r)^\lambda \cdot (1 - m)^\alpha] \cdot L \quad (5)$$

$$m = \frac{\xi}{n \cdot H \cdot (1 - S_r)} \cdot \sum_{i=1}^{t_0} h_i \cdot e^{-k_t \cdot (t_i - t_0)} \quad (6)$$

L'instabilità corrisponde a $FS \leq 1$. La semplicità del modello lo rende adatto all'impiego a scala territoriale; esso è stato, infatti, applicato a diversi casi studio e validato nel corso degli anni (Montrasio et al, 2011; Montrasio et al, 2012; Montrasio et al, 2014; Schilirò et al, 2016; Montrasio et al, 2016; Montrasio & Schilirò, 2018). Per una descrizione più dettagliata della modellazione si rimanda a Montrasio (2000).

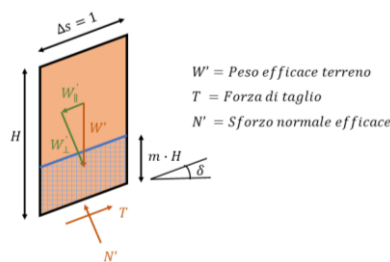


Fig. 1. Schema SLIP

2.2 Machine Learning e Deep Learning

Le tecniche di Machine Learning (ML) permettono di creare modelli di previsione a partire da un campione di addestramento, costituito da dati di input e di output; questi ultimi rappresentano il risultato che il modello deve restituire (nel caso delle frane sono i punti suscettibili censiti). Si definiscono, inoltre, gli “iper-parametri”, che modificano il comportamento del modello durante la fase di costruzione, influenzando a volte sensibilmente il risultato. Nella maggior parte dei casi, gli algoritmi di ML creano diversi alberi decisionali (anche detti *weak learner*, di seguito *wl*) che vengono combinati fra loro (ensemble methods). A seconda di come avviene la combinazione, si distinguono le categorie

“bagging” o “boosting”. Nel primo caso gli alberi decisionali vengono combinati in parallelo mentre nel secondo in serie. In Fig. 2 si mostra uno schema esemplificativo.

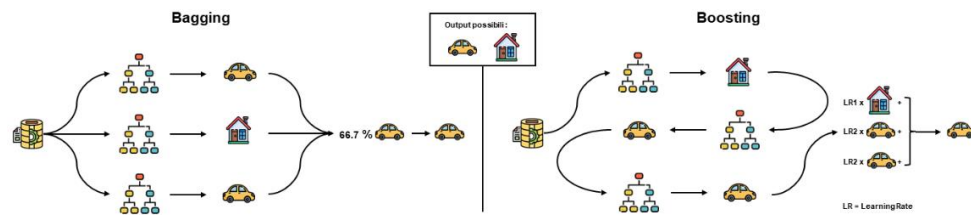


Fig. 2. Schema Bagging e Boosting

In generale, entrambe le tipologie sono soggette al problema dell’over-fitting, ovvero la tendenza del modello a predire molto bene i dati del campione di addestramento ma male quelli al di fuori.

Gli algoritmi di ML utilizzati nel presente studio sono disponibili in MATLAB grazie alla funzione *fitcensemble* e corrispondono a: Random Forest (RF), Adaptive Boosting (AB), Adaptive Logistic Regression (LB), Totally Corrective Boosting (TB) e Gentle Adaptive Boosting (GB). Tutti questi sono applicazioni o varianti degli algoritmi più diffusi: RF (Breiman, 2001) e AB (Freund & Schapire, 1999); Un’evoluzione del ML è il Deep Learning (DL), in cui è introdotto l’auto-apprendimento: tali algoritmi sono capaci di apprendere dai propri errori e rimodulare sia il modello che i parametri, al fine di ottenere un risultato migliore. I modelli derivati dal DL riescono ad approssimare comportamenti molto complessi e permettono di specificare un minor numero di iper-parametri rispetto al ML. Tuttavia, in questo caso occorre utilizzare un database di addestramento più esteso.

Una tecnica molto diffusa nel DL e utilizzata nel presente studio è quella della Artificial Neural Network (ANN), basata su una struttura simile a quella dei neuroni nel cervello umano in cui si crea una rete di connessioni fra nodi che processano un segnale. Si può immaginare il sistema fatto a strati: input layer, i vari hidden layers e, infine, l’output layer, dove è presente la classe nella quale si può ricadere. I risultati di previsione, una volta ottenuti, vengono confrontati con il database di addestramento; dal confronto si crea una funzione di errore (loss function). Per minimizzarla impiega la discesa dei gradienti.

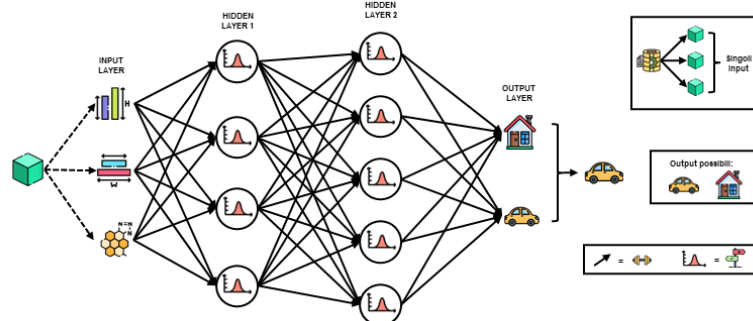


Fig. 3. Schema ANN

In questo studio, come anche in altri (Kadavi et al, 2018; Merghadi et al, 2020), verranno presi come input per i modelli i seguenti fattori di suscettibilità: δ , β (aspect angle), c'_{tot} , φ' , n , k_t (capacità di drenaggio), m_{cum} (da Eq. 6), β^* (coefficiente di infiltrazione).

2.3 Curve ROC

Per analizzare la qualità predittiva sia del modello SLIP che dei modelli basati sull’intelligenza artificiale si costruiscono le curve ROC (Receiver Operating Characteristic), che permettono di calcolare “sensibilità” e “specificità” di un modello. Per approfondire questi concetti è necessario introdurre: True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP) e False Negative (FN).

Per una data soglia di probabilità, il TP corrisponde al numero di elementi con una probabilità (da previsione) maggiore e che al contempo sono eventi positivi certi (da censimento); il TN è il numero di elementi con probabilità minore della soglia e che sono eventi negativi certi; il FP è il numero di elementi che hanno probabilità maggiore della soglia ma sono eventi negativi certi; il FN è il numero di elementi che hanno probabilità minore della soglia ma sono eventi positivi certi.

Si può definire dunque la sensibilità (TPR) e anche la specificità (TNR):

$$TPR = \frac{TP}{TP+FN} \quad (7)$$

$$TNR = \frac{TN}{TN+FP} \quad (8)$$

Tipicamente i grafici rappresentanti le curve ROC hanno in ordinata la sensibilità TPR e in ascissa la specificità TNR o il suo complementare, il False Positive Rate ($FPR = 1 - TNR$). L'area sottesa dalla curva (AUC) indica la qualità di previsione e può variare da 0 a 1. Vengono definiti di buona qualità i modelli con $0.8 \leq AUC < 0.9$, mentre eccellenti se $0.9 \leq AUC \leq 1$. In Fig. 4 si mostra un esempio.

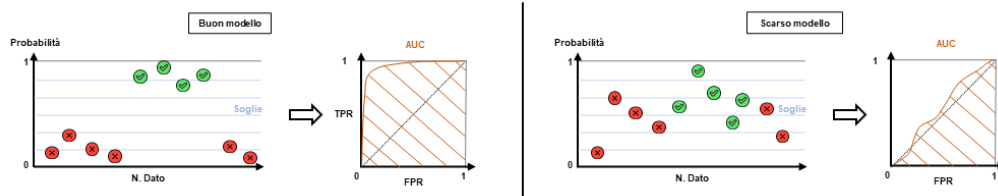


Fig. 4. Schema curve ROC

3. Analisi e risultati

3.1 Area studio

Sono stati analizzati 6 comuni dell'Appennino Reggiano, in Emilia-Romagna (Baiso, Carpineti, Casina, Castellarano, Vezzano sul Crostolo e Viano), dove si svilupparono diversi soil slip fra l'11-04-2005 e il 12-04-2005, a causa di intense precipitazioni. È a disposizione un database di eventi censiti (Montrasio, 2016). Le caratteristiche morfologiche della zona studio sono state ricavate dall'elaborazione del DEM, tramite un apposito algoritmo alle differenze finite, che ricava le pendenze e gli aspect angle. I parametri del terreno sono invece stati attribuiti attraverso delle mappe della litologia. I punti dell'area studio sono stati intersecati alla carta litologica tramite un algoritmo di Ray Cast. Su questa base sono state generate successivamente delle unità di suolo omogenee, le cui proprietà meccaniche e idrauliche sono state attribuite tramite un file Excel di associazione, visibile in Tab. 1. Per quanto riguarda le piogge, si è eseguita una interpolazione su tutta l'area studio (discretizzazione dettata dal DEM) delle piogge orarie dei 30 giorni precedenti all'evento. Si è utilizzato come metodo di interpolazione il Natural Neighbor. In Fig. 5 si riportano i risultati della fase di processing preliminare di X-SLIP.

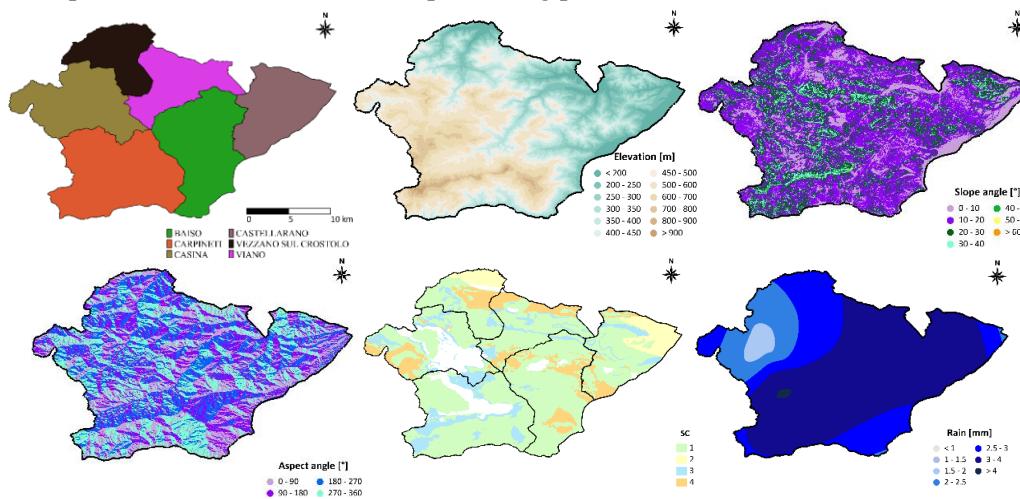


Fig. 5. Mappe dei: a) Comuni b) Elevazione c) Pendenze d) Inclinazione faccia pendio e) Unità di suolo d) Piogge interpolate del 11-04-2005 18:00

SC	c'(kPa)	phi (°)	kt (h ⁻¹)	A (kPa)	n
1	5	25	0.018	80	0.46
2	10	30	0.003583333	100	0.5
3	0	35	0.036	40	0.4
4	5	30	0.025166667	40	0.45
5	20	20	0.010791667	100	0.55

Tab. 1. Associazione parametri alle classi di suolo

3.2 Mappe di suscettibilità e confronto curve ROC

Per ricavare le mappe di suscettibilità sono stati utilizzati da un lato l'approccio fisicamente basato SLIP (Eq. 6 per FS) e dall'altro gli algoritmi discussi in Sezione 2.2, come riportato in Fig. 6. Al fine di addestrare i modelli di ML e DL si sono scelti come punti incondizionatamente stabili un sotto campione avente punti di pendenza inferiore ai 10° e al contempo coesione di 20 kPa (la massima).

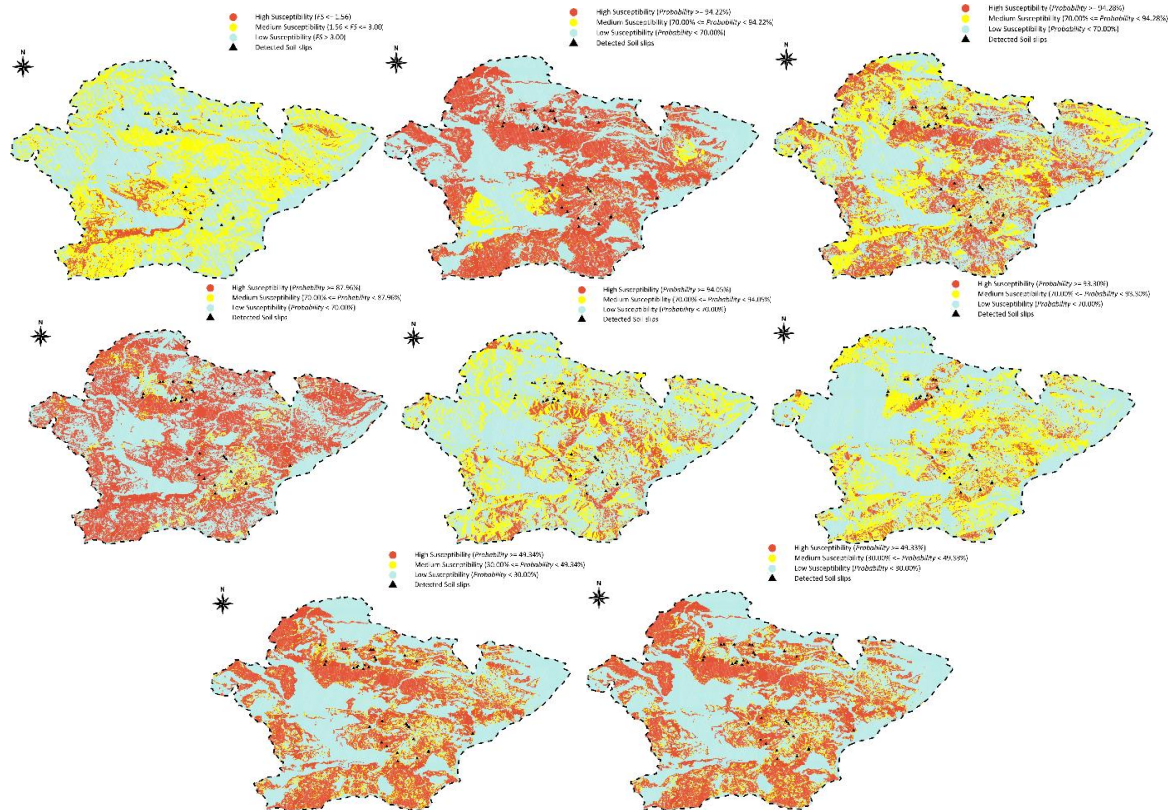


Fig. 6. Mappe di suscettibilità: a) SLIP b) RF c) AB d) LB e) TB f) GB g) ANN h) AutoANN

Tutte le mappe di suscettibilità di Fig. 6 sono state ottenute andando a scegliere come FS (o Probabilità di innesco frana per il ML) il valore che, preso come soglia, restituisce il miglior rapporto fra TPR e FPR. È stato eseguito un confronto delle curve ROC di tutti i modelli utilizzati e i risultati sono riportati in Fig. 7. L'elaborazione delle curve è stata eseguita su un sottoinsieme di tutti i punti disponibili. In particolare, si sono presi i punti ricadenti in un quadrato di 80x80 m nell'intorno dei punti censiti e si sono aggiunti a questi tutti i punti incondizionatamente stabili, definiti precedentemente.

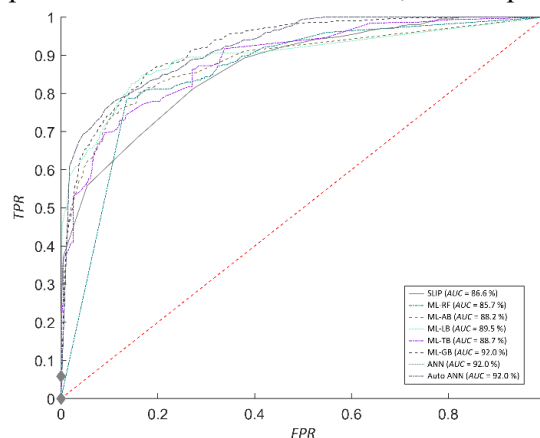


Fig. 7. Confronto curve ROC

Come si può notare, le qualità predittive di tutti i modelli risultano comparabili. I migliori algoritmi risultano essere il GB e la ANN. Quest'ultima, sia in modalità automatica che con settaggi preimpostati,

ha restituito gli stessi risultati (poco sensibile agli iper-parametri). Facendo, tuttavia, una analisi grafica sulla mappa di suscettibilità e tenendo in considerazione i risultati delle AUC, sembrerebbe che la miglior scelta possa ricadere, in questo caso, sull'algoritmo GB e su SLIP, in quanto tendono ad essere meno pessimistici pur mantenendo una buona qualità predittiva. Essere troppo cautelativi potrebbe indurre le persone a pensare che le allerte siano spesso falsi positivi. Questo atteggiamento porterebbe di conseguenza a sottovalutare il pericolo, mettendo a repentaglio la propria vita in caso di evento reale.

4. Conclusioni

Dal confronto è emerso che le qualità predittive di SLIP e dei modelli di ML siano del tutto comparabili, sebbene vi siano differenze in termini di mappe di suscettibilità. In mancanza di dimestichezza con gli algoritmi di ML, nonostante la semplicità, sarebbe più opportuno utilizzare un modello fisicamente basato, il quale tutt'oggi rappresenta una valida alternativa. Oggetto di futuri sviluppi sarà lo studio di un'interazione fra le due tipologie di approcci, beneficiando delle potenzialità di entrambi. Oltre a ciò, si intende considerare l'effetto della vegetazione, per ambo le tecniche. Questo rappresenta infatti un aspetto fondamentale nella valutazione della suscettibilità e potrebbe far mutare notevolmente i risultati.

Bibliografia

- Borga M., Dalla Fontana G., Da Ros D. et al. (1998) Shallow landslide hazard assessment using a physically based model and digital elevation data. *Environmental Geology* 35, 81–88
- Breiman L. (2001). Random Forests. *Machine Learning* 45, 5–32
- Formetta G., Capparelli G., Versace P. (2016) Evaluating performance of simplified physically based models for shallow landslide susceptibility, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 20, 4585–4603
- Frattini P., Crosta G. and Sosio R. (2009). Approaches for defining thresholds and return periods for rainfall-triggered shallow landslides. *Hydrol. Process.*, 23: 1444-1460.
- Freund Y., Schapire R.E. (1999). A Short Introduction to Boosting. *Journal of Japanese Society for Artificial Intelligence*, 14(5):771-780
- Gatto M.P.A., Miodini C., Montrasio L. (2020) Implementazione del modello SLIP in piattaforma GIS e applicazione al territorio della Valsassina. *Convegno Nazionale di Geotecnica*
- Kadavi P.R., Lee C.W., Lee S. (2018). Application of Ensemble-Based Machine Learning Models to Landslide Susceptibility Mapping. *Remote Sensing*, 10(8): 1252
- Lee C. T., Huang C. C., Lee J. F., Pan K. L., Lin M. L., Dong J. J. (2008). Statistical approach to storm event-induced landslides susceptibility. *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 8, 941–960
- Merghadi A., Ali P. Y., Dou J., Jim Whiteley, ThaiPham B., Tien Bui D., Avtar R., Abderrahmane B. (2020). Machine learning methods for landslide susceptibility studies: A comparative overview of algorithm performance. *Earth-Science Reviews*, Volume 207, 103225
- Montrasio L. (2000). Stability Analysis of Soil-slip. *WIT Transactions on Ecology and the Env.*, Volume 45, 11
- Montrasio L., Valentino R., Losi G.L. (2011) Towards a real-time susceptibility assessment of rainfall-induced shallow landslides on a regional scale. *Nat Hazards Earth Syst Sci. EGU*, 11: 1927-1947.
- Montrasio L., Valentino R., Losi G.L. (2012) Shallow landslides triggered by rainfalls: modeling of some case histories in the Reggiano Apennine (Emilia Romagna Region, Northern Italy). *Nat Hazards*, 60: 1231–1254
- Montrasio L., Valentino R., Terrone A. (2014). Application of the SLIP Model. *Procedia Earth and Planetary Science*, Volume 9, 206-213
- Montrasio L., Valentino R. (2016) Modelling Rainfall-induced Shallow Landslides at Different Scales Using SLIP - Part II. *Procedia Engineering*, Volume 158, 482-486.
- Montrasio L., Schilirò L., Terrone A. (2016). Physical and numerical modelling of shallow landslides. *Landslides*, Volume 13, 873-883
- Montrasio L., Schilirò L. (2018). Inferences on modeling rainfall-induced shallow landslides from experimental observations on stratified soils. *Italian J Eng Geol Environ*, 2: 77-85
- Salvatici T., Tofani V., Rossi G., D'Ambrosio M., Stefanelli C. T. et al. (2018) Application of a physically based model to forecast shallow landslides at a regional scale. *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 18, 1919–1935
- Schilirò L., Montrasio L., Mugnozza G.S. (2016) Prediction of shallow landslide occurrence: Validation of a physically-based approach through a real scale study. *Sci Total Environ*, 569-570: 134-144