

“Gestione delle emergenze senza confini” IV Avviso

Interreg V-A Italia - Svizzera 2014 – 2020

Asse 5 Obiettivo Specifico 5.1.

ID 3849447

WP	IV Avviso
Attività	A1 Affiancamento agli Enti Locali tramite attività di supporto alla pianificazione di protezione civile e mappatura della suscettività alle alluvioni del territorio di Regione
Prodotto	Mappe di suscettività alle alluvioni del territorio di Regione Lombardia
Versione	1.00
Data	30 settembre 2023

MAPPATURA DELLA SUSCETTIVITÀ ALLE ALLUVIONI DEL TERRITORIO DI REGIONE LOMBARDIA

Elaborato a cura di: Politecnico di Milano e Fondazione Politecnico di Milano

Sommario

Introduzione	4
Dati e Metodo.....	5
Segmentazione del territorio in Unità Territoriali Omogenee (UTO)	5
Calcolo dei fattori predisponenti	9
Elevation.....	10
Slope.....	10
Curvature	12
Aspect.....	12
Distance from river	13
Stream Power Index (SPI).....	14
Sediment Transport Index (STI)	15
Topographic Wetness Index (TWI).....	16
Land cover	16
Lithology.....	17
Hydrologic Soil Group (HSG)	17
Curve Number (CN).....	19
Relative elevation.....	20
Geomorphic Flood Index (GFI)	21
Geomorphons	22
Classificazione binaria del territorio: evidenza/assenza al suolo di eventi alluvionali	25
Inventario delle alluvioni (pixel = 1).....	26
Aree non allagabili (pixel = 0).....	27
Aree potenzialmente inondabili (pixel = -1)	28
Analisi della classificazione binaria nelle quattro UTO	29
Analisi dei dati.....	31
Elevation.....	31
Slope.....	31
Distance from river	32
Stream Power Index e Sediment Transport Index	33
Land cover	33
Lithology.....	37
Hydrologic Soil Group	41

Relative elevation.....	43
Geomorphic Flood Index.....	43
Geomorphons	44
Fattori predisponenti che non hanno mostrato significative variazioni dalle aree alluvionate alle aree non alluvionabili in nessuna UTO	45
Analisi di correlazione tra i dati	47
Analisi di correlazione tra variabili continue.....	47
Analisi di correlazione tra variabili categoriche	49
Machine learning per la mappatura di suscettività: ensemble of bagged decision trees.....	51
Mappatura di suscettività alluvionale della Lombardia	54
Mappatura di suscettività in “collina” e “montagna”	54
Mappatura di suscettività in “collina tabulare”	61
Mappatura di suscettività in “bassa pianura”	66
Mappatura finale di suscettività di Regione Lombardia	70
Conclusioni e sviluppi futuri	78
Bibliografia	79

Introduzione

Il presente rapporto contiene i risultati relativi all'attività "Affiancamento agli Enti Locali tramite attività di supporto alla pianificazione di protezione civile e mappatura della suscettività alle alluvioni del territorio di Regione Lombardia" del progetto "GESTI.S.CO.- IV Avviso" (ID 3849447), progetto di capitalizzazione dei risultati conseguiti nel corso del progetto originario GESTISCO "Gestione e coordinamento delle emergenze e delle catastrofi senza confini" (ID 475062) – CUP D72F18000040004, nato nell'ambito del Programma di Cooperazione Interreg V-A - Italia Svizzera 2014-2020. Asse 5, Obiettivo Specifico 5.1.

Nel corso del primo progetto, il Politecnico di Milano (Dipartimento di Ingegneria Civile e Ambientale -DICA) in collaborazione con Fondazione Politecnico di Milano e il Dipartimento ambiente costruzioni e design della Scuola Universitaria Professionale della Svizzera italiana (SUPSI), ha mappato la suscettività alle alluvioni dell'area di studio transfrontaliera del progetto GESTI.S.CO. (WP3 Rafforzamento del quadro comune di informazioni – Attività 3.3 Analisi territoriale dei rischi e scenari di evento). La mappa di propensione all'alluvionamento, organizzata su 4 classi di suscettibilità (1 trascurabile, 2 bassa, 3 media, 4 alta), assegnava ad ogni elemento minimo del territorio (pari alla dimensione del pixel 5x5 del modello digitale del terreno in uso) un corrispettivo livello di suscettività da alluvione sulla base della combinazione di una n-pla di fattori predisponenti, che, confrontati in forma binaria con la presenza di alluvioni storiche, forniscono la base per le elaborazioni statistiche del modello bayesiano Weight of Evidence. I risultati sono consultabili online sul portale Web <https://mappegestisco.dica.polimi.it/> realizzato all'interno del progetto.

Visti gli esiti positivi dello studio, si è deciso, in accordo con l'Unità Operativa Protezione Civile di Regione Lombardia, di capitalizzare all'interno di GESTI.S.CO.-IV Avviso quanto prodotto attraverso un ulteriore sviluppo della metodologia di mappatura e l'estensione della stessa all'intero territorio lombardo. Nello specifico, attraverso tecniche di *machine learning*, si sono create quattro mappature, una per ogni Unità Territoriale Omogenea (UTO) in cui è stato suddiviso il territorio lombardo, ovvero "bassa pianura", "collina", "collina tabulare" e "montagna". Per ogni UTO, si sono considerati un set di fattori predisponenti l'alluvionamento, tra cui la quota, la pendenza, l'esposizione, *Sediment Transport Index* (STI) il *Curve Number* (CN), e i *geomorfoloni*. Successivamente sono state individuate le aree storicamente alluvionate e le aree non alluvionabili per mascheramento inverso delle massime aree potenzialmente inondabili.

Una volta estratti i valori dei fattori predisponenti in corrispondenza di tali aree, è stato addestrato un modello *data-driven* in modo da riconoscere quali fossero i fattori più informativi rispetto alla classificazione binaria implementata. Terminata la fase di *training*, l'algoritmo è quindi in grado di predire per un generico pixel la sua classe di suscettività all'alluvionamento. La metodologia di *Machine-Learning* adoperata in questo caso studio è nota in letteratura come *ensemble bagged of decision trees*.

I risultati di questo caso studio hanno mostrato come la metodologia adottata, unita ad una scelta efficiente dei fattori predisponenti e ad un'accurata classificazione binaria, consenta di produrre una mappatura di suscettività alluvionale rappresentativa delle caratteristiche idrogeomorfologiche di un territorio, ma soprattutto in cui l'errore di misclassificazione viene minimizzato. La mappatura di suscettività alluvionale dell'intera Regione, unitamente alle mappature di pericolosità idraulica, consente di ampliare il quadro conoscitivo in relazione al rischio da alluvione, fornendo informazioni

sull'intrinseca propensione all'alluvionamento anche delle aree non coperte dalle mappature di pericolosità. I due strumenti possono essere pertanto utilizzati in sinergia per ottenere una valutazione più completa del rischio alluvionale e una redazione e gestione più efficienti dei piani di emergenza locale.

Nelle pagine seguenti, il report illustra nel dettaglio i dati di input, la metodologia adottata e i risultati conseguiti al termine di ogni fase; la parti descrittive sono tratte dall'elaborato di Laurea Magistrale in Ingegneria per l'Ambiente e il Territorio della Dott.ssa Elena Prando, che ha collaborato attivamente al presente studio durante il periodo di tesi.

Dati e Metodo

Segmentazione del territorio in Unità Territoriali Omogenee (UTO)

Nella letteratura italiana, sin dalle prime applicazioni (Bartolomei et al., 2006), nei progetti a scala di bacino idrografico o superiore si è preferito suddividere l'intera area di studio in Unità Territoriali Omogenee (UTO). L'idea alla base della suddivisione del territorio in UTO nasce dal tentare di descrivere la variabilità del comportamento delle alluvioni in territori molto estesi e variabili geomorfologicamente: infatti in UTO diverse le alluvioni avranno un'origine ed un manifestarsi differente.

Per la Regione Lombardia è stata ripresa la metodologia di segmentazione del territorio già utilizzata con successo nell'ambito della mappatura di suscettività alluvionale del Sud Italia (Balestra, 2022), in cui le UTO sono state derivate a partire dalla Carta dei Tipi e delle Unità Fisiografiche dei Paesaggi Italiani (Amadei M. et al., 2000)¹. Tale Carta, facente parte del progetto Carta della Natura e fornita in scala 1:250000, suddivide il territorio italiano in aree omogenee dal punto di vista fisiografico, denominate Unità Fisiografiche di Paesaggio. Queste sono state ricavate tenendo conto dei caratteri morfologici, litologici e di copertura del suolo del territorio (definiti caratteri fisionomico-strutturali). Lo studio della composizione e dell'arrangiamento spaziale di queste caratteristiche permette di individuare pattern del mosaico del territorio distinguibili da quelli circostanti. Questa scelta è stata effettuata a conclusione di una fase di sperimentazione, nel corso della quale sono stati analizzati tutti gli aspetti (fisici, biotici, antropici) che concorrono all'individuazione e alla distinzione dei paesaggi alla scala nazionale. Da questa analisi si è osservato che le caratteristiche discriminanti che meglio guidano la suddivisione del territorio in unità omogenee alla scala regionale erano per l'appunto le caratteristiche fisiografiche.

Le 37 Unità Fisiografiche di Paesaggio, a ognuna delle quali corrisponde una sigla (HOTLINK), sono raggruppabili in 7 Tipi di Paesaggio, visibili in Tabella 1. Tale raggruppamento è stato effettuato sempre nell'ambito del progetto Carta della Natura, tenendo conto della struttura generale del paesaggio, dell'elevazione, dell'energia di rilievo, dei litotipi prevalenti, del reticolo idrografico, delle componenti fisiografiche e della copertura del suolo prevalente².

Le UTO testate in sede progettuale della mappatura di suscettività per il Sud Italia sono state derivate da un ulteriore raggruppamento dei Tipi di Paesaggio e sono anch'esse riportate in Tabella 1.

HOTLINK	Unità Fisiografiche di Paesaggio	Tipi di Paesaggio	UTO
AI	Altopiano intramontano	Paesaggi montuosi tabulari o blandamente ondulati	Montagna
CA	Colline argillose	Paesaggi collinari	Collina
CC	Colline carbonatiche	Paesaggi collinari	Collina
CD	Colline moreniche	Paesaggi collinari	Collina
CE	Paesaggio collinare eterogeneo	Paesaggi collinari	Collina
CG	Colline granitiche	Paesaggi collinari	Collina
CI	Conca intermontana	Paesaggi depressi in aree montuose	Montagna
CM	Colline metamorfiche e cristalline	Paesaggi collinari	Collina
CS	Paesaggio a colli isolati	Paesaggi collinari	Collina
CT	Colline terrigene	Paesaggi collinari	Collina
EV	Edificio montuoso vulcanico	Paesaggi montuosi	Montagna
IS	Piccole isole	Paesaggi caratterizzati da singolarità	Piccole isole
L	Lago	-	-
LU	Lagune	Paesaggi di bassa pianura	Bassa pianura
MA	Paesaggio montuoso con tavolati	Paesaggi montuosi tabulari o blandamente ondulati	Montagna
MC	Montagne carbonatiche	Paesaggi montuosi	Montagna
MD	Montagne dolomitiche	Paesaggi montuosi	Montagna
MG	Paesaggio glaciale di alta quota	Paesaggi montuosi	Montagna
MM	Montagne metamorfiche e cristalline	Paesaggi montuosi	Montagna
MP	Montagne porfiriche	Paesaggi montuosi	Montagna
MR	Paesaggio dolomitico rupestre	Paesaggi montuosi	Montagna
MT	Montagne terrigene	Paesaggi montuosi	Montagna
MV	Montagne vulcaniche	Paesaggi montuosi	Montagna
MX	Montagne granitiche	Paesaggi montuosi	Montagna
PA	Pianura aperta	Paesaggi di bassa pianura	Bassa pianura
PC	Pianura costiera	Paesaggi di bassa pianura	Bassa pianura
PF	Pianura di fondovalle	Paesaggi di bassa pianura	Bassa pianura
PG	Pianura golenale	Paesaggi di bassa pianura	Bassa pianura
RC	Rilievo costiero isolato	Paesaggi caratterizzati da singolarità	Collina
RI	Rilievo roccioso isolato	Paesaggi caratterizzati da singolarità	Montagna
RP	Rilievi terrigeni con penne e spine rocciose	Paesaggi collinari	Collina
TC	Tavolato carbonatico	Paesaggi collinari tabulari o blandamente ondulati	Collina tabulare
TL	Tavolato lavico	Paesaggi collinari tabulari o blandamente ondulati	Collina tabulare
TR	Paesaggio collinare eterogeneo con tavolati	Paesaggi collinari tabulari o blandamente ondulati	Collina tabulare
TT	Paesaggio collinare terrigeno con tavolati	Paesaggi collinari tabulari o blandamente ondulati	Collina tabulare
TV	Paesaggio collinare vulcanico con tavolati	Paesaggi collinari tabulari o blandamente ondulati	Collina tabulare
VM	Valle montana	Paesaggi depressi in aree montuose	Montagna

Tabella 1: aggregazione delle Unità Fisiografiche di Paesaggio in UTO

Nella Regione Lombardia sono state individuate le seguenti Unità Fisiografiche di Paesaggio: colline carbonatiche (CC), colline moreniche (CD), paesaggio collinare eterogeneo (CE), colline terrigene (CT), piccole isole (IS), lago (L), montagne carbonatiche (MC), montagne dolomitiche (MD), paesaggio glaciale di alta quota (MG), montagne metamorfiche e cristalline (MM), paesaggio dolomitico rupestre (MR), montagne terrigene (MT), pianura aperta (PA), pianura di fondovalle (PF), pianura golenale (PG), rilievo roccioso isolato (RI), paesaggio collinare terrigeno con tavolati (TT) e valle montana (VM). Le aree corrispondenti sono state raggruppate quindi nelle UTO “bassa pianura”, “collina”, “collina tabulare”, “lago”, “montagna” e “piccole isole”.

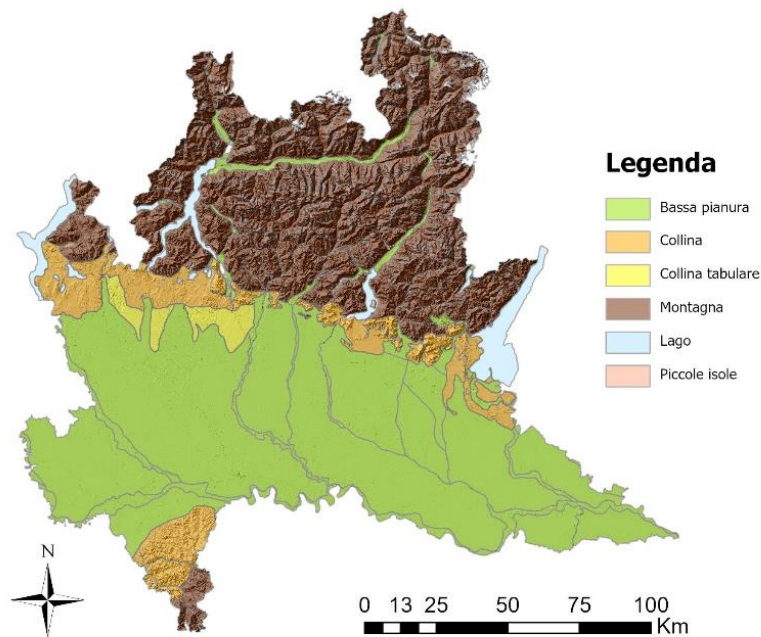
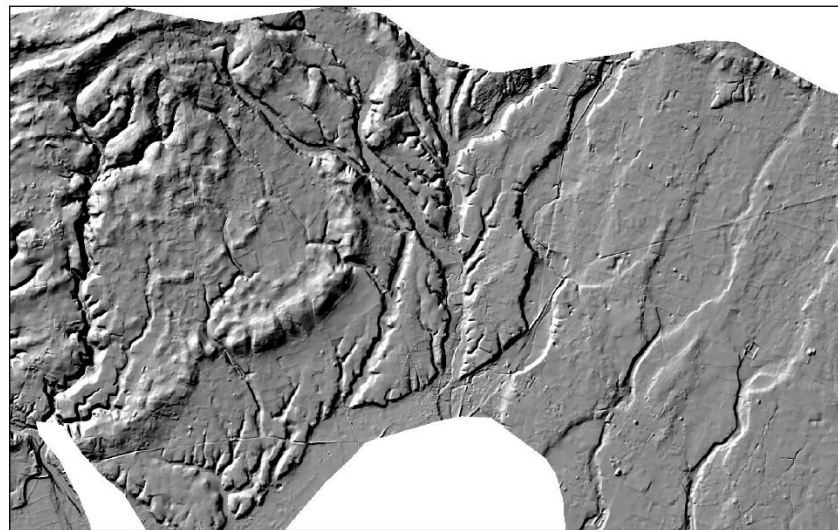


Figura 1. UTO presenti in Regione Lombardia

La segmentazione in UTO di Figura 1 ben rispecchia la geografia fisica della Regione. La “bassa pianura” ricopre il territorio occupato dalla Pianura Padana, la “collina” coincide con la fascia pedemontana, la “montagna” corrisponde alle zone alpina e prealpina, mentre in “piccole isole” ricade unicamente l’isola lacustre Monte Isola al centro del Lago d’Iseo. Richiede invece una trattazione a parte la “collina tabulare”. Un tavolato è una collina o una montagna con sommità piatta, costituita da un banco roccioso rigido, di solito più resistente delle rocce su cui poggia. Perché si formi un tavolato è necessario che una successione geologica venga sollevata senza eccessive deformazioni e che la erosione fluviale la incida e la sezioni (Palmentola G., 2004). Se si visualizza infatti una porzione della “collina tabulare” tramite il comando *Hillshade*⁴ di ArcGIS Pro (Figura 2) risulta evidente il distacco tra le strutture tabulari pianeggianti prive di deformazioni e le zone erose dall’attività torrentizia.



0 0,5 1 2 3 4 Km

Figura 2: inquadramento delle strutture tabulari presenti nel territorio lombardo

Bisogna infine evidenziare che da ciascuna UTO sono state rimosse le zone in cui l'acqua è presente permanentemente, quali acquitrini, laghi e ghiacciai. In tal modo si ottiene una mappatura delle sole aree che sono effettivamente più o meno suscettibili ad essere alluvionate (Phongsapan et al., 2019). Queste porzioni di territorio sono state individuate a partire dalla Carta Litologica in scala 1:100000 fornita da ISPRA.

Calcolo dei fattori predisponenti

Le caratteristiche del territorio che possono essere prese in considerazione come fattori predisponenti l'alluvionamento sono molteplici. Per questo caso studio si è scelto di analizzare le *features* che più frequentemente sono state utilizzate in letteratura ((Tehrany et al., 2014), (Rahmati et al., 2016), (Chapi et al., 2017), (Shafizadeh-Moghadam et al., 2018), (Hong et al., 2018), (Zhao et al., 2018), (Bui et al., 2019), (Chen et al., 2019), (Shafapour Tehrany et al., 2019), (Vojtek & Vojteková, 2019), (Khosravi et al., 2019), (Choubin et al., 2019), (Janizadeh et al., 2019), (Costache et al., 2019), (Ali et al., 2020), (Chen et al., 2020), (Malik et al., 2020), (Costache & Bui, 2020), (Islam et al., 2021), (Seydi et al., 2022)) allo scopo di mappare la suscettività alluvionale di un territorio:

- *elevation*;
- *slope*;
- *curvature*;
- *aspect*;
- *distance from river*;
- *Stream Power Index (SPI)*;
- *Sediment Transport Index (STI)*;
- *Topographic Wetness Index (TWI)*;
- *land cover*;
- *lithology*;
- *Hydrologic Soil Group (HSG)*, necessario per il calcolo del *Curve Number (CN)*.

Facendo riferimento alle applicazioni della mappatura di suscettività in Italia ((DIOZZI, 2018), (Brizzi, 2019), (Balestra, 2022)), si è inoltre scelto di considerare anche le seguenti *features*:

- *relative elevation*;
- *Geomorphic Flood Index (GFI)*;
- *geomorphons*.

Due fattori predisponenti che ricorrono spesso in letteratura, ma che in questo caso non sono stati presi in considerazione, sono invece il *Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)* e la precipitazione.

L'NDVI è un indice di misura della salute della vegetazione. In particolare, i boschi giocano un ruolo rilevante nel ciclo dell'acqua, ovvero nei processi di intercettazione della pioggia, evapotraspirazione, ruscellamento e infiltrazione dell'acqua nel sottosuolo. Tanto maggiore è l'estensione dei boschi in un bacino idrografico e tanto più le loro condizioni strutturali sono efficienti, tanto più intervengono nel controllo dei processi idrologici di versante (Iovino et al., 2009). Esiste pertanto una relazione inversa tra la densità di vegetazione e la suscettività alluvionale (Chapi et al., 2017). L'NDVI viene tuttavia calcolato a partire da immagini satellitari e di conseguenza il suo valore cambia a seconda del momento in cui tali immagini sono state acquisite. Volendo ricavare una mappatura che dipenda da caratteristiche del territorio che rimangono costanti nel tempo, a prescindere dalla stagionalità o dalle condizioni climatiche, si è preferito non considerare l'NDVI. Analogamente per la precipitazione: a partire da osservazioni pluviometriche puntuali, quali quelle contenute negli Annali Idrologici¹, si dovrebbe ricorrere alla computazione di un valore medio o cumulato (in mm) su un fissato orizzonte temporale. Anche in questo caso si andrebbe ad utilizzare un fattore il cui valore dipenderebbe fortemente dal campionamento dei dati pluviometrici di partenza.

Elevation

La quota viene considerata come uno dei fattori più significativi nei fenomeni di alluvionamento. Aree a basse altitudini hanno un maggiore potenziale di essere inondate rispetto a zone ad altitudini superiori, poiché l'acqua si sposta da maggiori a minori altezze mossa dalla forza di gravità (Chapi et al., 2017). Esiste pertanto una relazione inversa tra quota e suscettività alluvionale (Vojtek & Vojteková, 2019).

Il Geoportale della Lombardia fornisce il modello digitale del terreno (*Digital Terrain Model, DTM*)² per l'intera Regione, riportato in Figura 3. Consiste in una griglia con celle (pixel) aventi una risoluzione pari a 5 m x 5 m, a ognuna delle quali è associato il valore medio di quota (in m) della porzione di territorio che rappresenta.

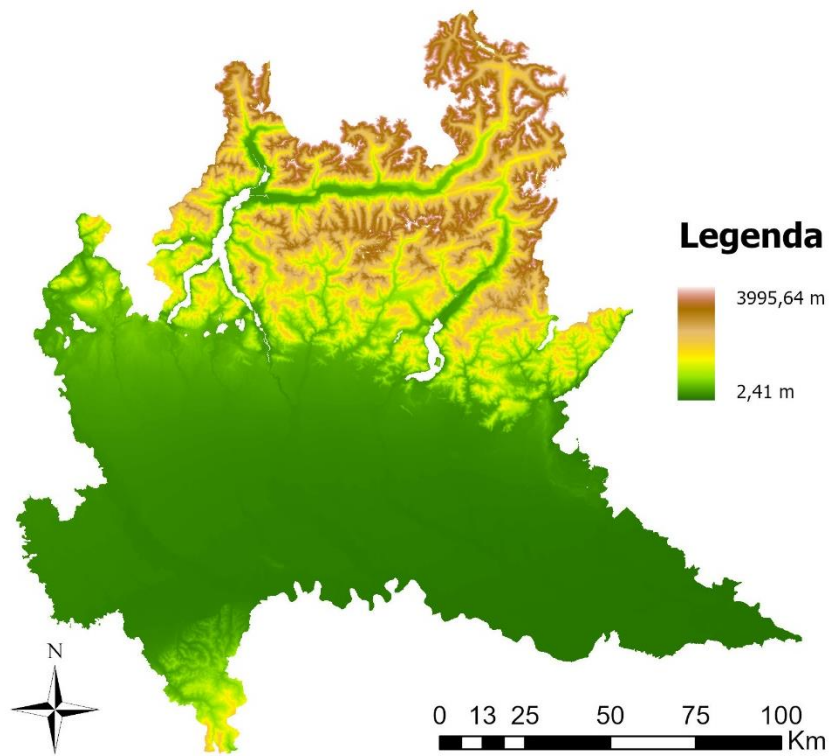


Figura 3: modello digitale del terreno della Regione Lombardia

Il DTM è inoltre coinvolto nel calcolo dei seguenti fattori predisponenti: *slope*, *curvature*, *aspect*, *distance from river*, SPI, STI, TWI, *relative elevation* e GFI.

Slope

La pendenza incide sui processi di ruscellamento e infiltrazione dell'acqua nel terreno: a parità di caratteristiche geolitologiche del suolo, in corrispondenza di pendii scoscesi il ruscellamento superficiale avviene troppo velocemente per consentire all'acqua di infiltrarsi nel suolo, viceversa dove i pendii sono più dolci l'acqua superficiale si muove più lentamente e l'infiltrazione aumenta (Huat et al., 2006). Pertanto, le aree maggiormente suscettive all'alluvionamento sono localizzate

in zone pianeggianti, dove la dinamica di movimento dell'acqua avviene più lentamente, innescando spesso fenomeni di stagnazione (Janizadeh et al., 2019). Analogamente all'elevazione, esiste una relazione inversa tra pendenza e suscettività alluvionale.

A partire dal DTM, si è ricavata la pendenza tramite il comando *Slope*³ di ArcGIS Pro. Essa rappresenta la percentuale di variazione dell'elevazione in direzione verticale e orizzontale per ogni cella del DTM. Viene quindi calcolata come derivata prima del DTM e può essere espressa sia in radianti (Equazione (2)) che in gradi (Equazione (3)).

$$\text{Slope_radians} = \tan^{-1}(\sqrt{(dz/dx)^2 + (dz/dy)^2}) = \sigma \quad (2)$$

$$\text{Slope_degrees} = \tan^{-1}(\sqrt{(dz/dx)^2 + (dz/dy)^2}) * (180/\pi) = \beta \quad (3)$$

In Equazione (2) ed Equazione (3) i termini dz/dx e dz/dy rappresentano appunto la variazione di quota, rispettivamente nelle direzioni orizzontale e verticale, di una cella rispetto alle celle adiacenti. La pendenza in radianti non è stata calcolata per il contenuto informativo in termini di suscettività, che di per sé è già presente nella pendenza in gradi, ma poiché alla base della computazione dei fattori SPI, STI e TWI.

In Figura 4 è stata riportata come esempio esplicativo la pendenza espressa in gradi.

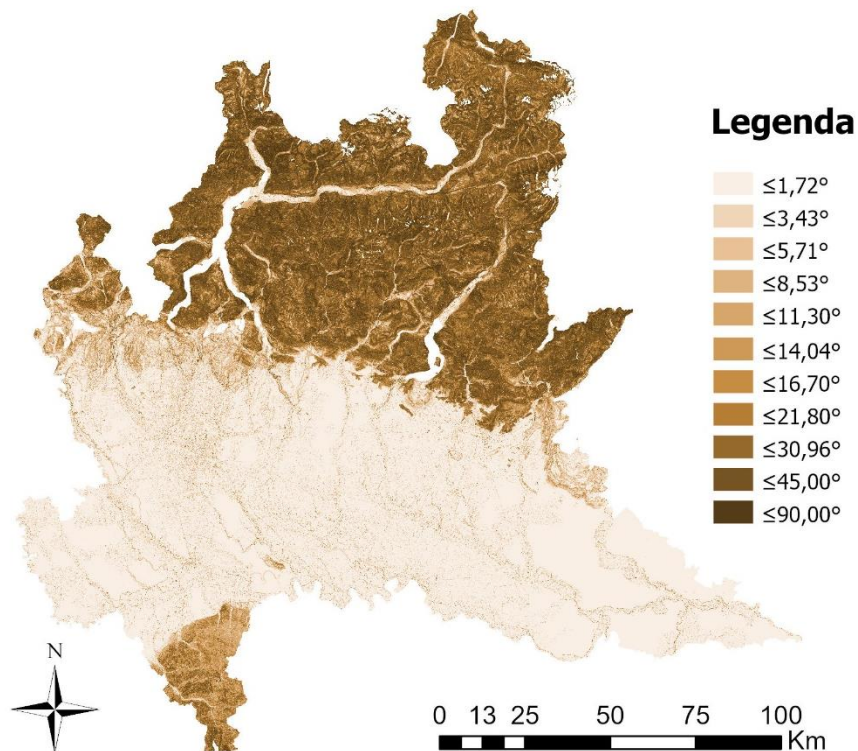


Figura 4: pendenza della superficie della Regione Lombardia

Curvature

La curvatura può essere calcolata in ambiente ArcGIS Pro, come combinazione della curvatura profilo e della curvatura superficie alare⁴.

La curvatura profilo (nota in letteratura come *profile curvature*) è parallela alla pendenza e indica la direzione della pendenza massima. Essa viene studiata in quanto in grado di influenzare l'accelerazione e la decelerazione del flusso sulla superficie. Un valore negativo di curvatura indica che la superficie è convessa verso l'alto e il flusso decelererà. Un valore positivo indica che la superficie è concava verso l'alto e il flusso accelererà. Un valore pari a zero indica invece che la superficie è lineare.

La curvatura superficie alare (nota in letteratura come *plan curvature*) è perpendicolare alla direzione della pendenza massima. Essa è relazionata alla convergenza e alla divergenza dei flussi su una superficie. Un valore positivo indica che la superficie è lateralmente convessa, per cui l'acqua tenderà a defluire convergendo verso il centro. Un valore negativo indica che la superficie è lateralmente concava, per cui l'acqua tenderà a defluire divergendo verso i lati. Un valore pari a zero indica invece che la superficie è lineare.

Considerando quindi entrambe le tipologie di curvatura si può comprendere in maniera più accurata le dinamiche del flusso su una superficie.

Il comando *curvature*⁵ di ArcGIS Pro calcola la curvatura come derivata seconda del DTM (Equazione 4).

$$\text{Standard_curvature} = -100 * ([d^2z/dx^2] + [d^2z/dy^2]) \quad (4)$$

Aspect

L'esposizione identifica la direzione cardinale di una superficie e può essere considerata come un indicatore proxy dell'umidità del suolo: infatti superfici poco esposte alla radiazione solare presenteranno un maggiore grado di saturazione rispetto a superfici la cui direzione è tale da essere maggiormente illuminate. Un suolo saturo determina un maggior ruscellamento superficiale rispetto ad un suolo asciutto, per cui una maggiore predisposizione all'alluvionamento (Costache & Bui, 2020).

L'esposizione può essere calcolata tramite il comando *aspect*⁶ di ArcGIS Pro, a partire dal DTM. Il valore di ciascuna cella nel *raster* di *output* (Figura 5) rappresenta per l'appunto la direzione della bussola cui la superficie è rivolta e viene fornita in gradi: da 0° (se la superficie è diretta verso Nord) a 360° (nuovamente coincidente con il Nord), mentre alle aree piane viene attribuito un valore pari a -1.

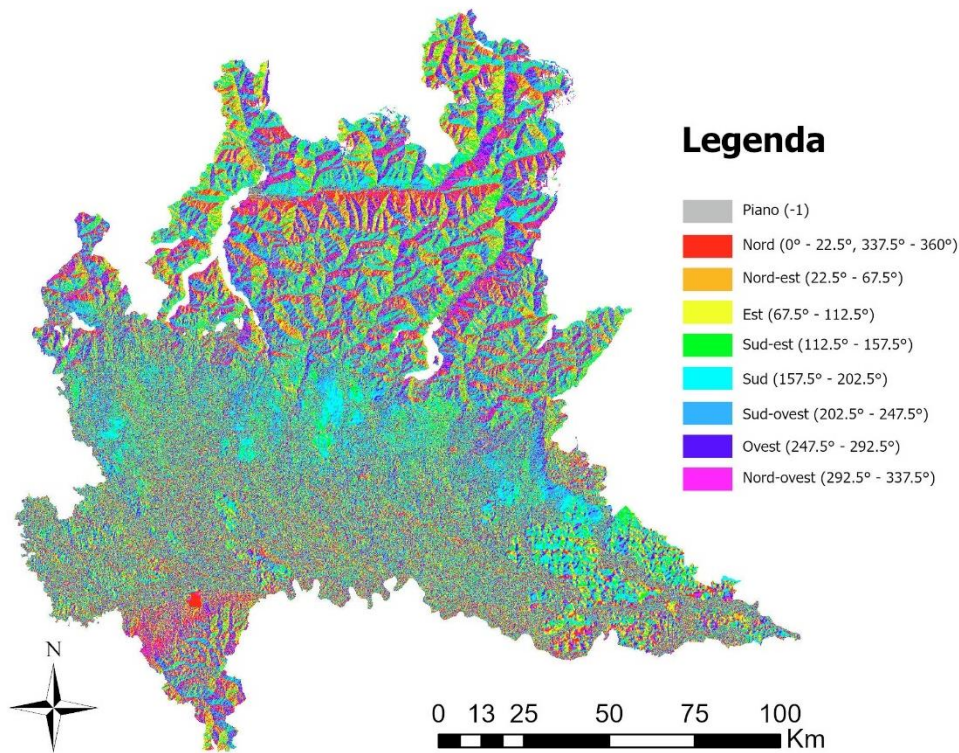


Figura 5: esposizione dei versanti della Regione Lombardia

Distance from river

La distanza dal reticolo idrografico viene considerata in quanto indicatore di alluvione diretta, ovvero fuoriuscita dell'acqua dall'alveo naturale con conseguente copertura del suolo usualmente asciutto (Astrologo, 2022). Maggiore è la distanza, minore sarà la vulnerabilità a fenomeni alluvionali (Islam et al., 2021).

L'identificazione del reticolo idrografico risulta essere tuttavia una procedura particolarmente spinosa. Difatti, lo sviluppo delle città ha ovunque interferito con i corsi d'acqua, che da sempre hanno costituito una risorsa essenziale (p.e. per l'approvvigionamento di acque potabili) e allo stesso tempo uno strumento per convogliare i reflui e, in certi casi, un pericolo durante gli eventi alluvionali. I corsi d'acqua naturali sono stati rettificati, deviati e arginati, sono stati coperti per far posto a edifici e strade, oltre che per ragioni estetiche e/o igienico-sanitarie. Di tutti questi interventi i cittadini hanno perso la memoria, insieme alla consapevolezza dei potenziali rischi. Anche gli enti preposti alla gestione e alla manutenzione della rete idrografica dispongono talvolta di informazioni limitate sul percorso, sulle caratteristiche, sulla portata dei corsi d'acqua tombati (Zamperlin, 2021). Per il territorio lombardo è stato realizzato un Reticolo Idrografico Regionale Unificato (RIRU⁷, scaricabile dal Geoportale della Regione⁸) a partire dai reticoli idrografici presenti nelle banche dati territoriali, quali il Reticolo Idrografico Principale (RIP) e il Reticolo Idrografico Minore (RIM). Quest'ultimo non è costituito dalle sole aste fluviali naturali, ma anche da altre tipologie di corsi d'acqua minori come canali, cavetti, collettori, scaricatori che, essendo regolati, non vengono considerati come elementi vulnerabili al rischio idrologico. Inoltre, la tipologia di corso d'acqua non è disponibile per tutti i tratti del RIM, rendendo difficile l'estrazione del solo reticolo idrografico

secondario naturale, soprattutto nel territorio di “bassa pianura” caratterizzato da un reticolo in prevalenza artificiale. Per questo motivo per il calcolo della distanza dal reticolo idrografico in “bassa pianura” si è deciso di utilizzare il solo reticolo idrografico principale, mentre per la “collina”, “collina tabulare” e “montagna” si è preso in considerazione anche il reticolo idrografico minore. Una volta delineato il reticolo idrografico per ogni UTO, si è proceduto nel seguente modo:

- 1) tramite il comando *Feature to Raster* di ArcGIS Pro si è ricavato il reticolo in formato *raster*, con celle dal valore unitario;
- 2) si sono estratti i valori del DTM in corrispondenza del reticolo;
- 3) a partire dal reticolo quotato, il comando *distance accumulation*⁹ di ArcGIS Pro ha consentito di valutare per ogni cella del DTM quale fosse il punto del reticolo più vicino in termini di distanza orizzontale (distanza euclidea) e verticale (differenza di quota), per poi calcolare la distanza cumulativa rispetto ad esso.

Stream Power Index (SPI)

L’indice di potenza della corrente è una misura della capacità erosiva del flusso d’acqua. Difatti l’acqua in movimento è una delle principali cause scatenanti la formazione di scarpate, nonché l’incisione di letti fluviali. È quindi un indice rappresentativo anche dell’energia potenziale coinvolta nel trasporto solido (Conforti et al., 2011). Aree con un valore di SPI elevato sono pertanto indicative della presenza di un corso d’acqua o di un ruscellamento superficiale con una potenza erosiva importante (Malik et al., 2020).

Tale fattore è stato calcolato per mezzo della formulazione introdotta da (Moore et al., 1991), riportata in Equazione (5):

$$SPI = A_s * \tan \sigma \quad (5)$$

Dove σ è la pendenza espressa in radianti. A_s è l’area drenata specifica, ovvero la cumulata dell’area drenata a monte di un punto di un bacino idrografico, per unità di lunghezza della curva di livello e viene espressa in metri. La si calcola, assumendo che sia proporzionale al deflusso, come delineato di seguito:

- 1) con lo strumento *flow direction*¹⁰ di ArcGIS Pro si calcola, a partire dal DTM (*elevation surface* di Figura 6), la direzione seguita dal flusso dell’acqua in superficie (*flow direction* di Figura 6). Per ogni cella del DTM viene valutato il rapporto tra la differenza di quota tra quella cella e ognuna delle celle adiacenti (ΔZ) e la distanza tra le 2 celle (X). In totale quindi vi sono otto direzioni valide relative alle otto celle adiacenti verso cui il flusso potrebbe viaggiare. La cella adiacente che determina il rapporto più alto è quella che identifica la direzione di discesa più ripida e quindi la cella verso cui si muoverà l’acqua. Questo approccio è comunemente noto come modello di flusso a otto direzioni (D8). Una volta trovata la direzione di discesa più ripida la cella viene codificata con il valore che rappresenta quella direzione (*direction coding* di Figura 6);
- 2) a partire dal *raster* della direzione del flusso, il comando *flow accumulation*¹¹ di ArcGIS Pro fornisce un *raster* di *output* (*flow accumulation* di Figura 7) in cui ad ogni cella viene associato un valore pari al numero di celle che vi affluiscono;
- 3) si esprime la *flow accumulation* in m^2 , per poi normalizzarla alla dimensione del pixel, in modo da derivare l’area drenata specifica in metri.

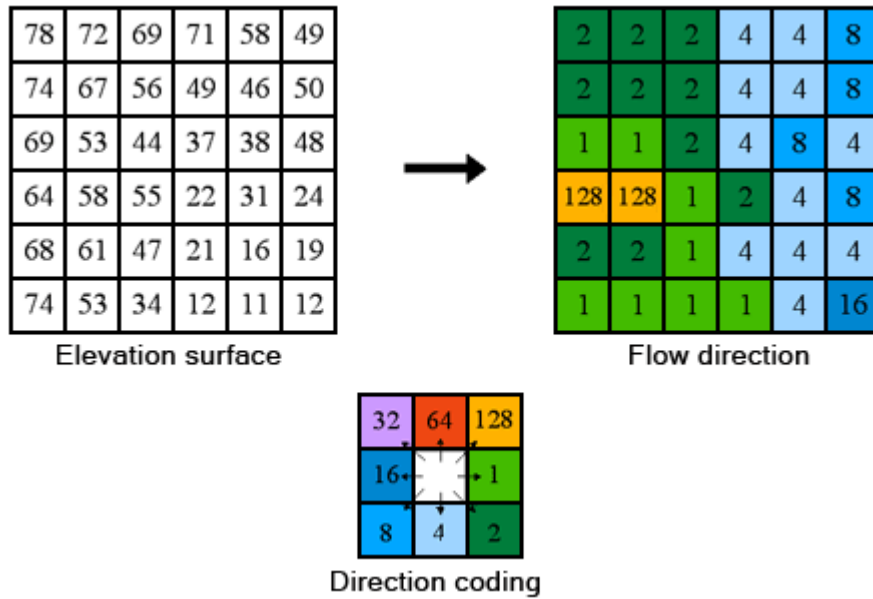


Figura 6: individuazione della direzione del deflusso superficiale tramite modello di flusso a otto direzioni

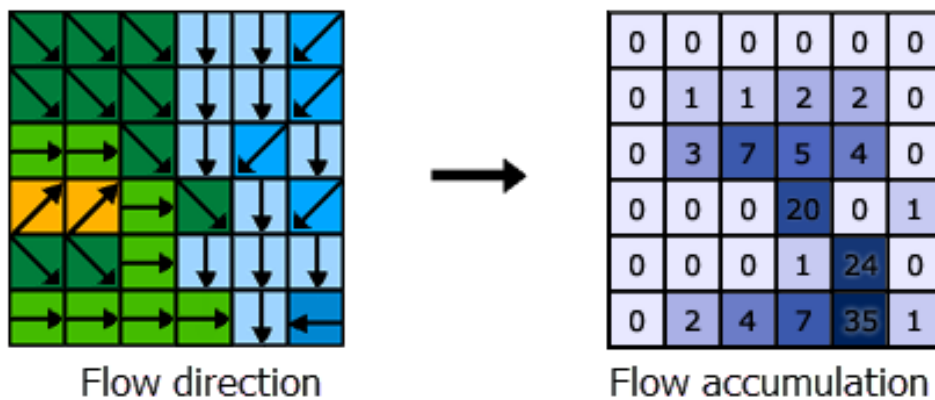


Figura 7: individuazione del numero di celle drenate da ciascun pixel a partire dalla direzione del deflusso superficiale

Sediment Transport Index (STI)

Il trasporto solido lungo un fiume si può dividere in tre fasi. Durante la prima fase di trasporto i sedimenti più fini si muovono lungo i margini. Durante la seconda fase di trasporto si muovono anche sedimenti di dimensioni maggiori quali ciottoli e ghiaia, ma il letto fluviale rimane stabile.

Quest'ultimo viene mobilitato solo in occasione degli eventi di piena (terza fase di trasporto), che prendono il nome di piene detritiche (Zimmermann, 2013): il trasporto e deposito di sedimenti riduce la capacità del fiume di contenere l'acqua, che di conseguenza esonda. A seconda della morfologia fluviale, le piene detritiche si verificano con una maggiore o minore frequenza: per esempio, nei fiumi a canali intrecciati la terza fase di trasporto avviene con una frequenza maggiore, tanto da andare a modificare il letto fluviale più e più volte negli anni (Antoniazza et al., 2019). Allo scopo di descrivere la capacità di trasporto solido di un fiume è stato introdotto l'indice di trasporto dei sedimenti (Moore & Burch, 1986). In Equazione (6) ne viene riportata la formulazione:

$$STI = \left(\frac{A_s}{22.13} \right)^{0.6} * \left(\frac{\sin \sigma}{0.0896} \right)^{1.3} \quad (6)$$

Dove A_s e σ sono le medesime quantità introdotte in precedenza per l'SPI.

Topographic Wetness Index (TWI)

L'indice topografico di umidità viene ampiamente usato in letteratura per descrivere gli effetti della topografia sulla localizzazione e sull'estensione delle aree sature originate dal deflusso superficiale. Il TWI si è inoltre dimostrato essere correlato con i fenomeni di erosione al suolo. I valori più alti di TWI si sono infatti riscontrati nei fondivalle o in corrispondenza di pendii dolci dove l'acqua tende a stagnare maggiormente (Conforti et al., 2011).

L'indice è stato calcolato come proposto da (Beven & Kirkby, 1979) (Equazione (7)), dove A_s e σ sono sempre l'area drenata specifica e la pendenza espressa in radianti.

$$TWI = \ln \left(\frac{A_s}{\tan \sigma} \right) \quad (7)$$

Land cover

Come si è già anticipato nel Capitolo 5.5, la crescita urbanistica ha determinato un eccessivo grado di impermeabilizzazione del territorio. Quest'ultima va a ridurre la frazione di piogge assorbite dal suolo, andando inesorabilmente ad aumentare quella diretta ai corsi d'acqua. I fiumi devono concentrare in brevi piene catastrofiche, seguite da siccità disastrose, le loro portate idriche. Il grafico in Figura 8 riporta l'andamento di un'onda di piena in rapporto ai differenti gradi di impermeabilizzazione. Si può notare come in un bacino in condizioni naturali, il cui terreno è in grado di assorbire l'acqua piovana, le ondate di piena sono meno frequenti e di portata limitata. In un bacino artificializzato gli eventi di piena sono più frequenti e disastrosi, poiché l'80% dell'acqua piovana non viene più trattenuta dal suolo e dalla vegetazione e si riversa direttamente nel fiume. Nel terzo caso si è invece ipotizzato di avere un bacino completamente impermeabilizzato, con il 100% dell'acqua piovana che si riversa nel fiume. La portata di piena raggiunge i $790 \text{ m}^3/\text{s}$, con conseguenze potenzialmente catastrofiche.

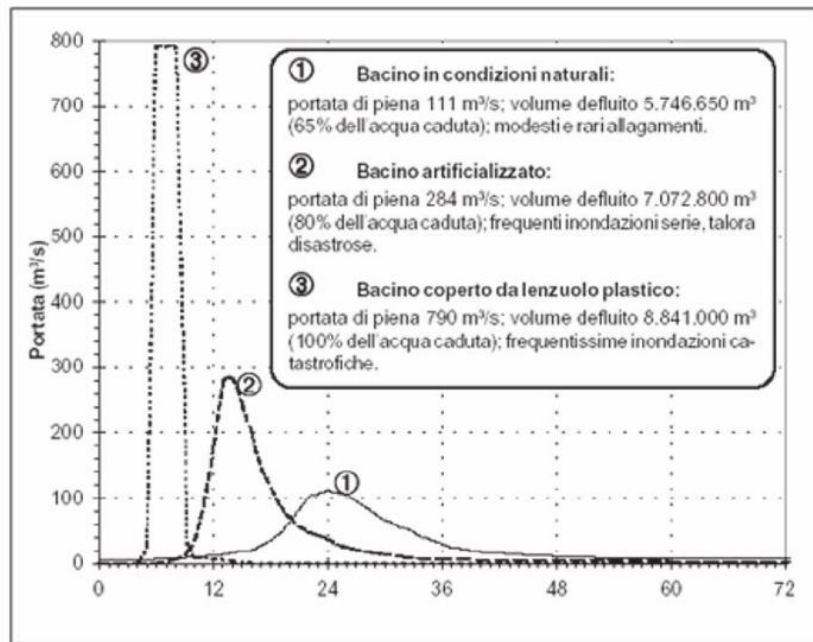


Figura 8: onda di piena per differenti condizioni di permeabilità del suolo

Anche la vegetazione svolge un ruolo importante nel controllo delle piene. Essa agisce da “zona filtro”, intercetta le acque di dilavamento dei versanti e ne rallenta la velocità. Coperture vegetali quali pioppeti e saliceti hanno la capacità di sopportare forti erosioni conseguenti al transito delle piene, conferendo maggior stabilità al terreno (Ercolini, 2007). I processi idrologici, quali il ruscellamento superficiale, la permeabilità e l’evapotraspirazione sono pertanto fortemente influenzati dalla tipologia di copertura del suolo (Seydi et al., 2022).

La copertura del suolo per l’intero territorio della Regione Lombardia è stata derivata dallo strato informativo del 2018 creato nell’ambito del programma CORINE (*COoRdination of Information on the Environment*)¹², all’interno del quale si possono individuare fino a 44 tipi di copertura del suolo (3° livello di dettaglio) in scala 1:100000.

La copertura del suolo viene inoltre utilizzata, insieme al gruppo idrologico del suolo (HSG), per determinare il *Curve Number*.

Lithology

Diverse investigazioni sui sistemi fluviali hanno documentato che la geologia del *bedrock* (una qualsiasi roccia consolidata che non ha subito processi meteorici di alterazione e degrado o deformazioni tettoniche pervasive) può condizionare i processi idrologici del bacino, nonché la tipologia, dimensione e quantità del trasporto solido (Miller, 1990). Per esempio, aree il cui suolo è costituito da materiali particolarmente permeabili sono in genere caratterizzate da una minor densità di drenaggio, quindi da una risposta più lenta ai fenomeni precipitativi intensi e di conseguenza da una maggiore suscettività all’alluvionamento (Chapi et al., 2017).

La Carta Litologica d’Italia classifica in 52 classi litologiche i litotipi descritti nella Carta Geologica d’Italia. La Carta Litologica della Regione Lombardia è stata fornita da ISPRA in scala 1:100000.

Hydrologic Soil Group (HSG)

Come è già stato introdotto nei precedenti capitoli, i fenomeni gravitativi, di ritenzione, di assorbimento da parte delle piante, ecc. condizionano il movimento dell'acqua che arriva al suolo con le precipitazioni e dipendono fortemente dalla composizione del suolo. Il movimento dell'acqua nel suolo viene descritto mediante la legge di Darcy (Equazione (8)):

$$\frac{Q}{At} = -K_{sat} * \frac{dH}{dz} \quad (8)$$

Dove $\frac{Q}{At}$ è la portata attraverso una sezione A, perpendicolare alla direzione del flusso, nel tempo t. K_{sat} è la conducibilità idrica satura e dipende principalmente dalle dimensioni e dalla distribuzione dei pori, per cui è una misura della permeabilità del suolo. $\frac{dH}{dz}$ è il gradiente idraulico, la forza che è all'origine del movimento dell'acqua nel suolo.

La permeabilità risulta pertanto essere una delle caratteristiche idrologiche più importanti del suolo. Il Gruppo Idrologico dei Suoli è un sistema che è stato sviluppato appositamente per raggruppare suoli con caratteristiche simili di permeabilità (ARPAV-Servizio Regionale Suoli, 2011). Questa classificazione prevede quattro gruppi idrologici, A, B, C e D (Tabella 2)¹³.

Tipo idrologico di suolo	Descrizione
A	Scarsa potenzialità di deflusso. Comprende sabbie profonde con scarsissimo limo e argilla; anche ghiaie profonde, molto permeabili.
B	Potenzialità di deflusso moderatamente bassa. Comprende la maggior parte dei suoli sabbiosi meno profondi che nel gruppo A, ma il gruppo nel suo insieme mantiene alte capacità di infiltrazione anche a saturazione.
C	Potenzialità di deflusso moderatamente alta. Comprende suoli sottili e suoli contenenti considerevoli quantità di argilla e colloidali, anche se meno che nel gruppo D. Il gruppo ha scarsa capacità di infiltrazione a saturazione.
D	Potenzialità di deflusso molto alta. Comprende la maggior parte delle argille con alta capacità di rigonfiamento, ma anche suoli sottili con orizzonti pressoché impermeabili in vicinanza delle superfici.

Tabella 2: caratteristiche dei gruppi idrologici del suolo

In base ai valori della K_{sat} , forniti dalla Carta Litologica, si sono aggregati i vari tematismi in modo da assegnare alle componenti litologiche i diversi gruppi idrologici del suolo (Figura 9).

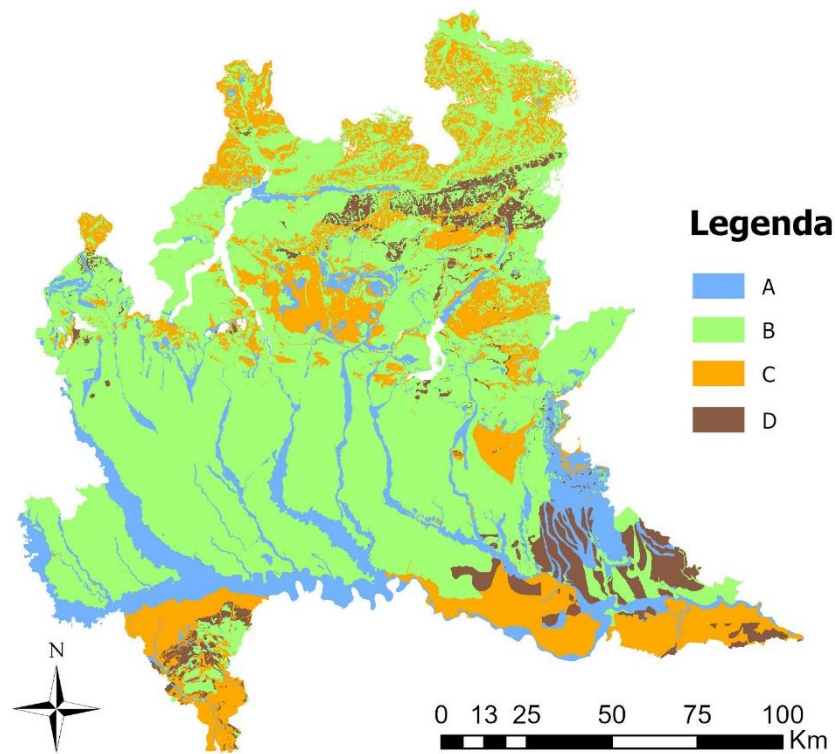


Figura 9: gruppi idrologici del suolo della Regione Lombardia
Curve Number (CN)

Il *Curve Number* è un indicatore sperimentale utilizzato per misurare il deflusso superficiale. Valori elevati del CN corrispondono a un maggior ruscellamento e quindi a una maggiore suscettività all'alluvionamento (Ali et al., 2020). Il metodo del *Curve Number* è stato introdotto nel 1950 dallo *United States Department of Agriculture (USDA) Soil Conservation Service (SCS)*. Da allora sono state acquisite molte conoscenze sui processi legati alle piogge e ai deflussi, per cui sono emerse nuove applicazioni e sviluppi di tale metodologia (Hawkins et al., 2008). Per la Regione Lombardia si è scelto di ricavare il CN con il medesimo approccio utilizzato da (Castelli F., 2014) per la Regione Toscana: nello specifico esso viene ricavato intersecando le informazioni di copertura del suolo (CODICE_CLC18 di Tabella 3) e gruppo idrologico del suolo (A, B, C, D di Tabella 3). In Tabella 3 sono stati riportati i valori del CN, evidenziati in rosa, per le sole coperture di suolo effettivamente riscontrate nel territorio lombardo.

CODICE_CLC18	DESCRIZIONE_CLC18	A	B	C	D
111	Tessuto urbano continuo	89	92	94	95
112	Tessuto urbano discontinuo	77	85	90	92
121	Aree industriali o commerciali	81	88	91	93
122	Reti stradali e ferroviarie	98	98	98	98
124	Aeroporti	98	98	98	98
131	Aree estrattive	76	85	89	91
132	Discariche	81	88	91	93
133	Cantieri	77	86	91	94
141	Aree verdi urbane	49	69	79	84
142	Aree sportive e ricreative	68	79	86	89
211	Seminativi in aree non irrigue	61	73	81	84
213	Risaie	62	71	78	81
221	Vigneti	76	85	90	93
222	Frutteti e frutti minori	43	65	76	82
223	Oliveti	43	65	76	82
231	Prati stabili	49	69	79	84
241	Colture annuali associate a colture permanenti	61	73	81	84
242	Sistemi colturali e particellari complessi	61	73	81	84
243	Aree prevalentemente occupate da colture agrarie	61	73	81	84
311	Boschi di latifoglie	36	60	73	79
312	Boschi di conifere	36	60	73	79
313	Boschi misti	36	60	73	79
321	Aree a pascolo naturale	49	69	79	84
322	Brughiere e cespuglieti	49	69	79	84
323	Aree a vegetazione sclerofilla	35	56	70	77
324	Aree a vegetazione boschiva ed arbustiva in evoluzione	35	56	70	77
331	Spiagge, dune e sabbie	46	65	77	82
332	Rocce nude, falesie, rupi e affioramenti	96	96	96	96
333	Aree con vegetazione rada	63	77	85	88
334	Aree percorse da incendi	63	77	85	88
335	Ghiacciai e nevi perenni	98	98	98	98
411	Paludi interne	98	98	98	98
412	Torbiere	98	98	98	98
511	Corsi d' acqua, canali e idrovie	98	98	98	98
512	Bacini d' acqua	98	98	98	98

Tabella 3: tabella identificativa del CN, in funzione della tipologia di copertura del suolo e del gruppo idrologico del suolo

Relative elevation

Il concetto di quota relativa non è molto utilizzato in letteratura, soprattutto nell'ambito della suscettività da alluvione. Il suo utilizzo rappresenta quindi una novità che, nei pochi casi di applicazione, ha riscosso particolare successo. Nel lavoro di (Balestra, 2022), per esempio, in tre UTO su quattro la quota relativa è stata utilizzata come fattore di *input* per ricavare la mappatura di suscettività finale.

In pratica, è una grandezza che rappresenta la differenza di quota dal fiume più vicino in termini di distanza euclidea. Anche in questo caso, analogamente alla *feature* distanza dal reticolo idrografico, per la “bassa pianura” si è deciso di prendere in considerazione il solo reticolo idrografico principale, mentre per la “collina”, “collina tabulare” e “montagna” anche il reticolo idrografico minore. Per il suo calcolo si è utilizzato il comando *distance allocation*⁹ di ArcGIS Pro, il quale lavora similmente al comando *distance accumulation*. Difatti vengono forniti gli stessi dati di *input*, in base ai quali ad ogni cella del DTM viene assegnata la quota del punto del reticolo idrografico più vicino in termini di distanza orizzontale e verticale. Si ottiene così una sorta di mappa dei minimi locali di quota. Infine, per ricavare la quota relativa, si sottraggono i valori di tale mappa al DTM originale.

Geomorphic Flood Index (GFI)

L’indice geomorfologico GFI è stato introdotto di recente nella letteratura (Samela et al., 2017). Anch’esso, come la quota relativa, rappresenta quindi un approccio innovativo nell’analisi di suscettività.

In Figura 10 sono stati rappresentati i parametri in funzione dei quali viene calcolato il GFI:

- il tirante idrico (h_r) nel corso d’acqua più vicino al punto di riferimento che si sta considerando;
- la differenza di quota (H) tra il punto di riferimento e l’elemento del corso d’acqua idrologicamente connesso a tale punto.

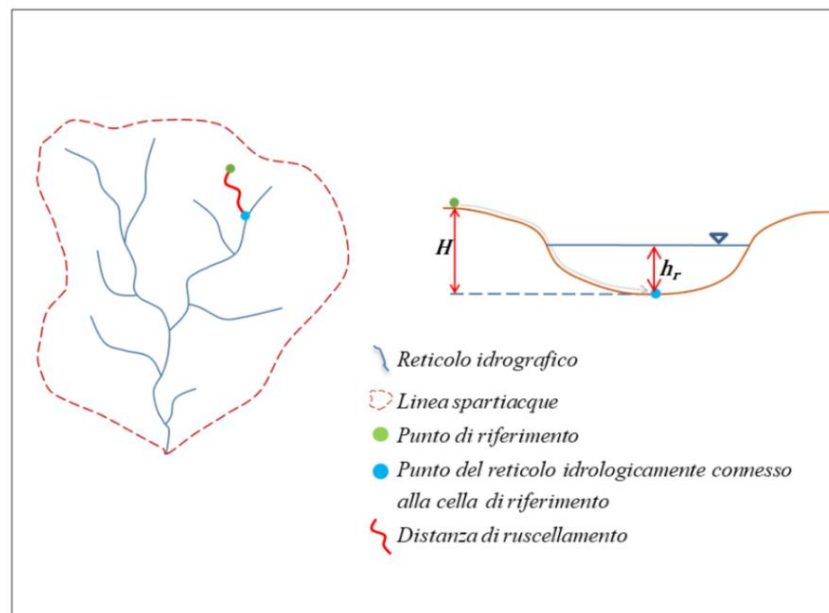


Figura 10: rappresentazione grafica dei parametri necessari per il calcolo dell’indice geomorfologico GFI

Il tirante idrico h_r (in m) viene stimato in funzione dell’area contribuyente a monte A_r (in km^2) mediante una relazione idraulica di scala (Equazione (9)):

$$h_r \approx a A_r^n \quad (9)$$

Dove a è un fattore di scala e n un esponente adimensionale. La relazione idraulica di scala segue tipicamente una legge di potenza e richiede una serie di valori di h_r e A_r calcolati in un certo numero di stazioni di misura. Qualora non sia possibile la loro calibrazione, si possono comunque utilizzare i valori suggeriti in letteratura: n può essere considerato pari a 0,354, mentre a unitario.

Il GFI viene quindi determinato come il logaritmo del rapporto tra h_r e A_r (Equazione (10)):

$$\text{GFI} = \ln\left(\frac{h_r}{A_r}\right) \quad (10)$$

Valori elevati del GFI corrispondono a una maggiore propensione all'alluvionamento (Menduni G. et al., 2020).

Questo fattore è stato calcolato tramite il codice Matlab¹⁴ di (Samela C., 2023).

Geomorphons

L'assetto geomorfologico di un territorio ha un'importanza significativa nello studio della suscettività alluvionale (Das, 2019), come si evidenzierà meglio al capitolo successivo.

I molteplici pattern che si possono distinguere in un paesaggio possono essere rappresentati tramite i geomorfon, microstrutture che riproducono le forme della superficie terrestre tramite elementi base della percezione visiva. I geomorfon più comuni, riportati in Figura 11 sono: pianura (*flat*), picco (*peak*), parte convessa del versante (*ridge*), costone (*shoulder*), sperone (*spur*), versante (*slope*), depressione locale (*pit*), valle (*valley*), scarpata (*footlope*), parte concava del versante (*hollow*).

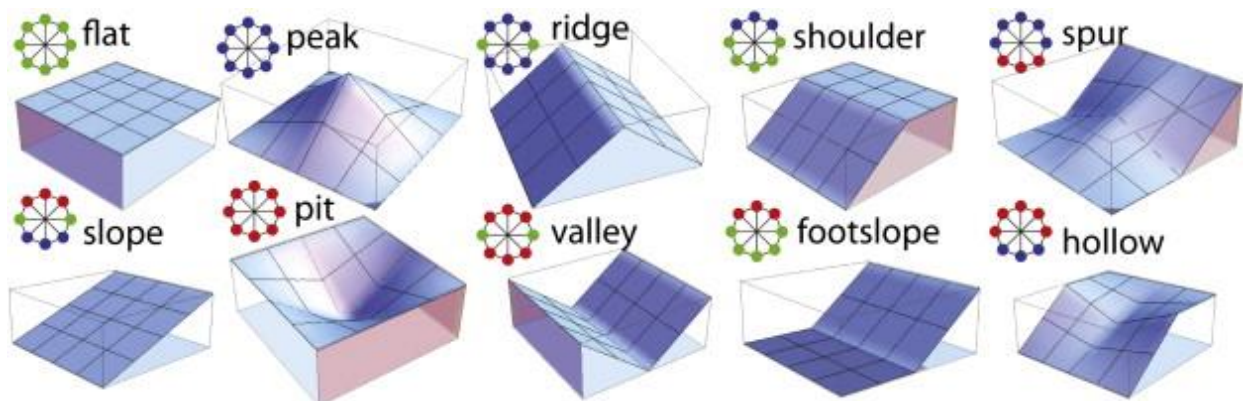


Figura 11: rappresentazione 3D dei geomorfon più comuni

In Figura 12 viene invece mostrata la procedura che consente l'individuazione di un geomorfone. Il riquadro A riporta una porzione di modello digitale della superficie (*Digital Elevation Model, DEM*), nell'intorno della cella centrale per cui si vuole determinare la tipologia di geomorfone. Da una prima ispezione visiva è evidente che la cella centrale appartenga a una valle. Nel riquadro B sono presenti solo gli otto vicini immediati della cella centrale, a cui vengono assegnati colori diversi a seconda che il rispettivo valore di quota sia maggiore, minore o uguale al valore di quota della cella di riferimento. Il pattern del riquadro B può essere rappresentato, tramite un modello ternario, in tre modi differenti (riquadro C). In primo luogo, come un ottagono con ogni vertice colorato secondo la medesima convenzione utilizzata nel riquadro B. In secondo luogo, con una stringa di simboli (+ = più alto, - = più basso, 0 = uguale), in cui il primo simbolo corrisponde al "vicino est" e i simboli successivi ai seguenti vicini in ordine antiorario. Una stringa può essere infine convertita in un numero decimale (in questo esempio 2159). La cella centrale viene quindi classificata come geomorfone #2159 (riquadro D) (Jasiewicz & Stepinski, 2013).

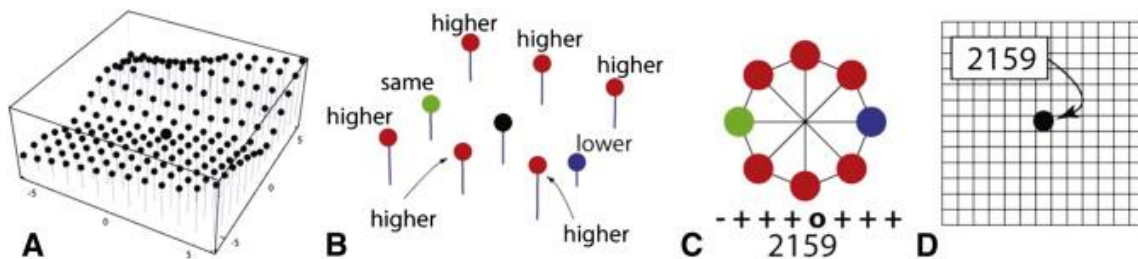


Figura 12: modalità di rappresentazione di un geomorfone

La procedura appena descritta è implementata nell'estensione `r.geomorphon`¹⁵ di GRASS GIS. Con questo comando si è ricavata la mappatura dei geomorfoni della Lombardia, riportata in Figura 13.

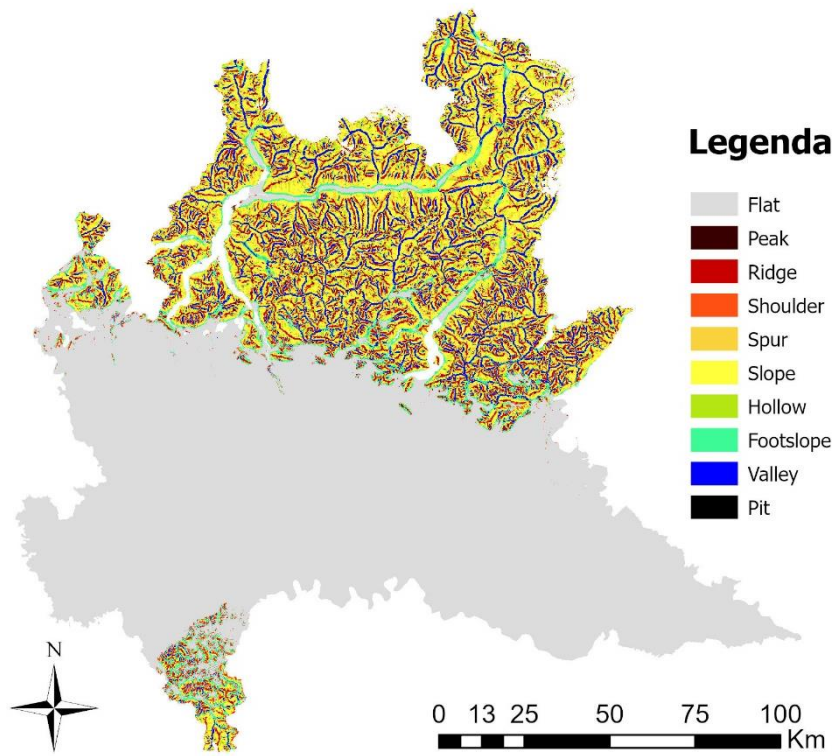


Figura 13: geomorfologia della Regione Lombardia

Classificazione binaria del territorio: evidenza/assenza al suolo di eventi alluvionali

Dai numerosi casi studio presenti in letteratura, risulta chiaro che per generare una mappa di suscettività alluvionale è indispensabile separare le aree che sono state inondate in passato dalle aree che non sono mai state alluvionate e che non lo saranno in futuro (p.e. pendii di montagna particolarmente scoscesi). Tali aree avranno caratteristiche differenti, quindi valori delle *features* differenti. L'obiettivo è quello di far emergere tali differenze, sia tramite un'analisi preliminare dei dati, sia tramite l'addestramento del modello che si è scelto per generare la mappatura di suscettività. Viene quindi creata una mappa in formato *raster* (Figura 14), in cui si assegna valore pari a 1 ai pixel che ricadono nelle aree inondate in passato, 0 ai pixel appartenenti ai territori non allagabili. Sulla base di questa classificazione binaria il modello acquisisce le informazioni necessarie per classificare poi i rimanenti pixel, ai quali viene inizialmente assegnato un valore pari a -1, nelle diverse classi di suscettività. L'individuazione dei pixel "0" e "1" risulta essere pertanto un passaggio particolarmente critico, poiché una classificazione binaria errata determinerebbe inevitabilmente una misclassificazione dei pixel "-1". Di seguito si riporta la procedura seguita per la creazione della mappa di Figura 14.

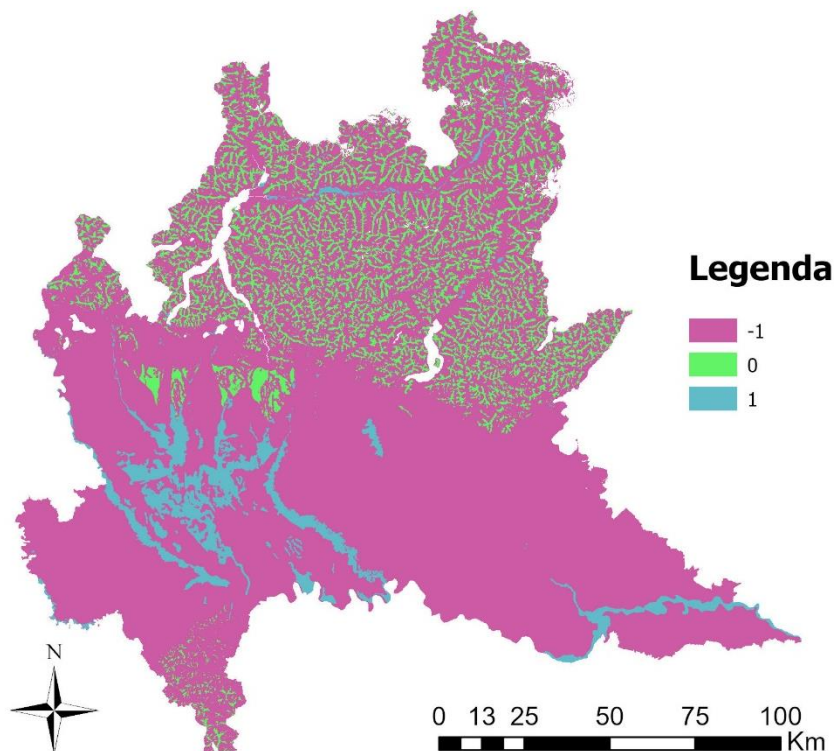


Figura 14: mappa delle aree storicamente alluvionate (1), non alluvionabili (0) e potenzialmente alluvionabili (-1)

Inventario delle alluvioni (pixel = 1)

La mappa contenente tutte le alluvioni avvenute in Lombardia è stata ricostruita unendo in primo luogo i dati areali e puntuali, forniti in formato *shapefile* dal Geoportale della Regione:

- aree in cui si sono verificati eventi alluvionali, presenti nel *layer* “aree allagabili e alluvionabili” della Carta del dissesto idrogeologico e della pericolosità¹ in scala 1:10000 (la cui data dell’ultima revisione risale al 01/01/1987);
- esondazioni storiche tra Ticino e Adda² (la cui data dell’ultima revisione risale al 11/02/2021).

Dai metadati di tali mappature emerge tuttavia che esse raccolgono in maniera parziale e non esaustiva le aree storicamente allagate. Sono quindi state aggiornate tenendo in considerazione i dati raccolti da Fondazione Politecnico di Milano relativi alle seguenti esondazioni:

- Angera (eventi 1868, 1981, 1993, 2000);
- Asola (1966);
- Po, Sud-Est Lombardia (2000);
- Como (2002);
- Treviolo (2016);
- Po, Sud-Ovest Lombardia (2016);
- Oglio (2018);
- Vaprio (2018);
- Boario (2019);
- Ponte Tresa (2020);
- Laveno (2020);
- Langosco (2020);
- Cernobbio (2021);
- Blevio (2021);
- Como (2021);
- Niardo (2022).

Si evidenzia che per il territorio corrispondente alla UTO “piccole isole”, non sono state individuate aree storicamente alluvionate, per cui non si è proceduto con la relativa mappatura di suscettività. Affinché questa sia affidabile, infatti, è necessario disporre delle informazioni relative alle *features* sia delle aree alluvionate, che delle aree non alluvionabili. Si rischierebbe altrimenti di classificare l’intera isola come non alluvionabile, semplicemente per la non evidenza al suolo di eventi passati. La distribuzione percentuale delle alluvioni nelle altre UTO è invece riportata in Tabella 4.

	Ripartizione delle alluvioni storiche [%]
Bassa Pianura	96,03
Collina	0,94
Collina tabulare	0,83
Montagna	2,19

Tabella 4: ripartizione percentuale delle alluvioni storiche della Lombardia nelle diverse UTO

Aree non allagabili (pixel = 0)

Per individuare le aree non allagabili si è seguito un approccio inverso: si sono individuate le massime aree potenzialmente inondabili, dopodiché per esclusione sono state ricavate le zone ai cui pixel è stato assegnato valore pari a 0.

Le massime aree potenzialmente inondabili sono state derivate dall'unione dei seguenti dati areali:

- aree allagabili e alluvionabili, dalla Carta del dissesto idrogeologico e della pericolosità¹;
- mosaicatura nazionale ISPRA (2020) delle aree a pericolosità idraulica redatte dalle Autorità di Bacino Distrettuali sui tre scenari definiti dal D.lgs. 49/2010 (recepimento della Direttiva Alluvioni 2007/60/CE)³;
- aree a potenziale rischio significativo (*Areas of Potential Significant Flood Risk*, APSFR), pericolosità Aree Costiere Lacuali (ACL), pericolosità Reticolo idrografico Principale (RP), pericolosità Reticolo idrografico Secondario di Pianura (RSP), pericolosità Reticolo idrografico Secondario Collinare e Montano (RSCM), presenti nella Direttiva Alluvioni 2007/60/CE – Revisione 2022⁴;
- tavole di delimitazione delle fasce fluviali (A, B, C), presenti nel Piano Stralcio per l'Assetto Idrogeologico del Bacino del Po (PAI) nella versione vigente⁵;
- mappe di pericolosità del Piano di Gestione del Rischio di Alluvioni (PGRA) nella versione vigente⁶;
- corpi idrici lacustri, zone umide di importanza internazionale (Ramsar), presenti nel Piano di Tutela e Uso delle Acque (PTUA) 2016⁷;
- aree a Rischio alluvione Molto Elevato (RME), dissesti poligonali, presenti negli studi geologici comunali⁸ che fanno riferimento al PAI vigente;
- piane alluvionali, depositi superficiali di origine alluvionale, presenti nella Carta litologica⁹ fornita dal Geoportale della Lombardia in scala 1:10000;
- aree umide, presenti nella Carta idrologica con indicazioni della permeabilità¹⁰ fornita dal Geoportale della Lombardia in scala 1:10000;
- piane di esondazione, aree palustri, presenti nel dataset Geomorfologia¹¹, fornito dal Geoportale della Lombardia;
- aree palustri, elementi di esondazione, morfologia di origine alluvionale (pianure alluvionali attuali e recenti, terrazzi fluviali, fondovalli montani e intermorenici), individuati dalla Carta Geomorfologica Applicata¹²;
- tutte le zone in cui l'acqua è presente permanentemente (p.e. reticolo idrografico, acque interne di transizione, stagni e paludi, acquitrini, laghi, ghiacciai), identificate dal RIRU, dalla Carta Tecnica Regionale¹³ in scala 1:10000, dal Database Geo-Topografico (DBGT)¹⁴, dal dataset relativo ai ghiacciai della Lombardia¹⁵ e dalle carte litologiche in scala 1:10000 della Regione e in scala 1:100000 fornita da ISPRA.

Inoltre, per quanto riguarda i territori corrispondenti a “bassa pianura”, “collina” e “montagna”, si è scelto di sfruttare l'informazione fornita dai geomorfoni per ampliare ulteriormente l'estensione delle massime aree potenzialmente inondabili. Difatti, nonostante la classificazione del territorio in geomorfoni sia stata introdotta solo nell'ultimo decennio, essa si è dimostrata particolarmente efficace nella modellizzazione dei processi idrologici, rendendola utilizzabile per prevedere la vulnerabilità del suolo al ruscellamento (Silva et al., 2016). Come si può infatti osservare in Tabella 5, il 96% circa di alluvioni verificatesi in Lombardia ricade ragionevolmente nei territori che sono stati classificati come pianura.

	Ripartizione delle alluvioni storiche [%]
Flat	96,1703
Peak	0,0003
Ridge	0,0035
Shoulder	0,0019
Spur	0,0130
Slope	0,0724
Hollow	0,0627
Footslope	1,8580
Valley	1,7401
Pit	0,0778

Tabella 5: ripartizione percentuale delle alluvioni storiche della Lombardia nelle diverse classi di geomorfoni

Dalla Tabella 5 si evince anche che le classi di geomorfoni in cui ricade la minor percentuale di eventi alluvionali sono *peak*, *ridge*, *shoulder* e *spur*: infatti, analizzando la loro struttura tridimensionale in Figura 11, sono tutti caratterizzati da un andamento superficiale che favorisce il deflusso superficiale e sfavorisce il ristagno dell'acqua. Pertanto, nelle massime aree inondabili sono state fatte ricadere anche quelle porzioni di territorio corrispondenti ai geomorfoni *flat*, *slope*, *hollow*, *footslope*, *valley*, *pit*. Tra i geomorfoni "inondabili" si è fatta ricadere anche la classe *shoulder*, essendo spesso zone di transizione tra i geomorfoni "inondabili" e "non inondabili".

Per la "collina tabulare", viste le peculiarità della formazione di tali aree di cui al Capitolo 4, si è reso necessario un maggior approfondimento. L'evoluzione delle aree tabulari, trattandosi di pianura alluvionale in genere con modeste elevazioni di pochi m.s.l.m., è controllata principalmente da processi dovuti all'azione delle acque correnti, alle quali è legato l'unico elemento di pericolosità geologica degno di nota (Berti et al., 2018). A riprova di tale affermazione si possono osservare le mappature di pericolosità idraulica per una porzione di territorio della "collina tabulare" (Figura 15). Le aree con scarsa probabilità di accadimento di un evento alluvionale (in azzurro) e le aree ad elevata probabilità (in blu) si estendono per una distanza massima dal reticolo idrografico di circa 200 m. Si è quindi deciso di estendere le massime aree potenzialmente inondabili in modo tale che comprendessero anche le aree ad una distanza massima cautelativa di 250 m dal reticolo idrografico.

Aree potenzialmente inondabili (pixel = -1)

Una volta individuati i pixel a cui assegnare i valori 0 e 1, si è assegnato valore pari a -1 a tutti i pixel rimanenti. A ognuno di questi verrà quindi assegnata una maggiore o minore suscettività alluvionale, sulla base delle informazioni acquisite in corrispondenza dei pixel "0" e "1".

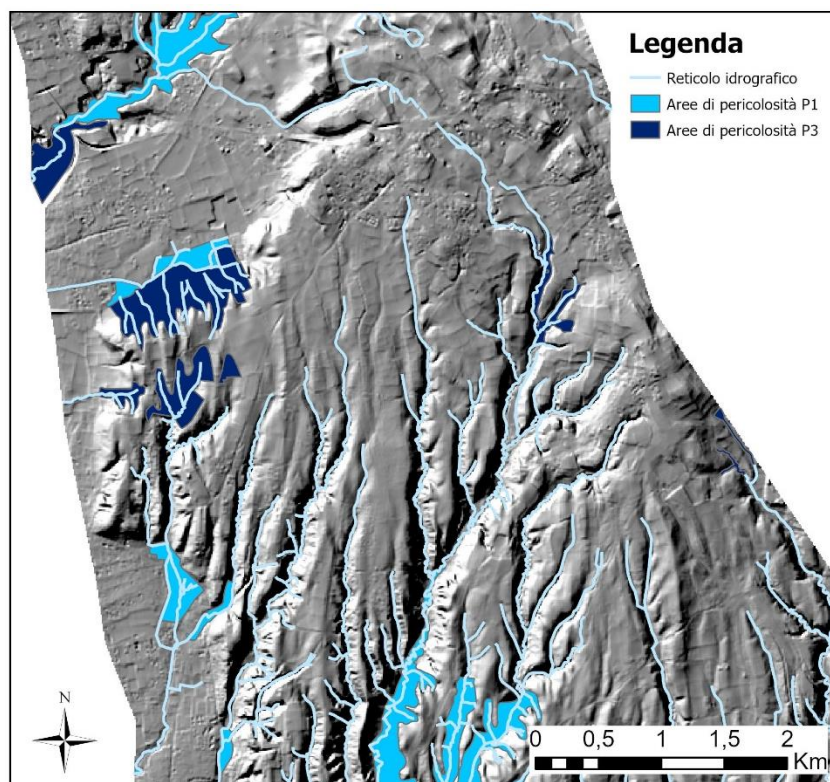


Figura 15: rappresentazione delle aree di pericolosità alluvionale P1 e P3 e del reticolo idrografico della “collina tabulare”

Analisi della classificazione binaria nelle quattro UTO

In Tabella 6 sono stati riportati, per ogni UTO, il numero di pixel storicamente alluvionati (con valore pari a 1) e il numero di pixel non alluvionabili (con valore pari a 0).

0_1_BASSA_PIANURA			0_1_COLLINA		
	NUM_PIXEL	FREQ (%)		NUM_PIXEL	FREQ (%)
0	74781	0,61	0	1575797	93,25
1	12253591	99,39	1	113992	6,75
0_1_TOT	12328372	100	0_1_TOT	1689789	100
0_1_COLLINA_TABULARE			0_1_MONTAGNA		
	NUM_PIXEL	FREQ (%)		NUM_PIXEL	FREQ (%)
0	1758344	94,25	0	25885691	98,95
1	107191	5,75	1	273698	1,05
0_1_TOT	1865535	100	0_1_TOT	26159389	100

Tabella 6: ripartizione percentuale dei pixel “0” e “1” nelle diverse UTO

Coerentemente, la “bassa pianura” risulta essere più soggetta a eventi alluvionali rispetto alle altre UTO. La Pianura Padana difatti è una pianura di origine alluvionale: prodottasi per movimenti

orogenetici di sprofondamento e successivamente colmata da deiezioni glaciali ed alluvionali. Il Po e gli altri fiumi alpini ed appenninici, che la percorrono, hanno poi esercitato la loro azione scavatrice cambiando spesso di percorso. La geomorfologia della Pianura Padana è stata quindi oggetto (e lo è ancora) di numerose mutazioni, in dipendenza di varie cause nelle quali rientrano le correnti e i movimenti di assetto delle alluvioni (Peola, 1937).

Analisi dei dati

A partire dalla mappatura appena descritta, si sono estratti i valori dei fattori predisponenti in corrispondenza dei pixel aventi valore pari a 0 e 1, in modo da impostare una prima valutazione qualitativa sulle differenze tra aree alluvionate in passato e aree non alluvionabili.

Elevation

Tutte le UTO mostrano una quota media (in m) minore nelle zone allagate in passato (Tabella 7).

	Quota media nei pixel "0"	Quota media nei pixel "1"	Differenza quote medie
Bassa pianura	433,33	94,57	338,76
Collina	525,92	226,59	299,33
Collina tabulare	246,73	187,74	58,99
Montagna	1563,81	945,01	618,80

Tabella 7: valore medio di quota (in m) nei pixel "0" e "1" delle diverse UTO

Tali risultati sono coerenti con quanto anticipato al Capitolo 5.1, ovvero che zone ad altitudini minori sono più predisposte ad essere alluvionate rispetto a zone ad altitudini maggiori. In "montagna" in particolare, in cui il dislivello totale è all'incirca di 3930 m, la differenza tra la quota media in corrispondenza dei pixel "0" e la quota media in corrispondenza dei pixel "1" risulta accentuata. Ciò potrebbe suggerire questa *feature* come uno dei fattori particolarmente informativi per la determinazione della suscettività alluvionale in "montagna".

Slope

Dai valori riportati in Tabella 8 si può notare che nelle UTO "bassa pianura", "collina" e "montagna" la pendenza media (in gradi) delle aree in cui si sono verificati eventi alluvionali è inferiore rispetto alla pendenza media delle aree non allagabili, in coerenza con quanto detto nel Capitolo 5.2.

	Pendenza media nei pixel "0"	Pendenza media nei pixel "1"	Differenza pendenze medie
Bassa pianura	27,20	1,80	25,40
Collina	23,08	3,58	19,50
Collina tabulare	2,30	3,03	0,73
Montagna	32,61	11,89	20,72

Tabella 8: valore medio di pendenza (in gradi) nei pixel "0" e "1" delle diverse UTO

La "collina tabulare" mostra invece una pendenza media relativamente bassa sia nei pixel "0" che nei pixel "1". Andando però ad analizzare la distribuzione della pendenza nell'intero territorio classificato come "collina tabulare" (Figura 16), si capisce che tale comportamento è legato alla struttura prevalentemente pianeggiante tipica di queste formazioni.

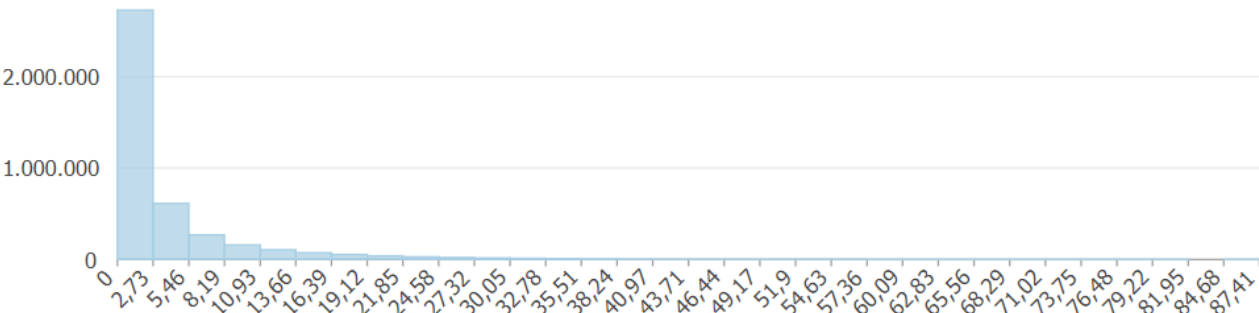


Figura 16: distribuzione della pendenza (in gradi) nei pixel corrispondenti alla “collina tabulare”

Distance from river

Rifacendosi al Capitolo 5.5, esiste una relazione inversa tra distanza dal reticolo idrografico e suscettività alluvionale. Ci si aspetta pertanto che la distanza media dal reticolo idrografico risulti relativamente bassa dove si sono verificate alluvioni in passato. Tale affermazione è verificata in “collina”, “collina tabulare” (ovviamente poiché in questa UTO i pixel “0” e “1” sono stati individuati, in parte, proprio sulla base di tale *feature*) e “montagna”, come si può vedere in Tabella 9.

	Distanza media dal reticolo nei pixel "0"	Distanza media dal reticolo nei pixel "1"	Differenza distanze medie
Bassa pianura	647,88	1133,22	485,34
Collina	209,48	72,06	137,42
Collina tabulare	662,26	117,67	544,59
Montagna	182,38	42,91	139,47

Tabella 9: valore medio di distanza dal reticolo idrografico (in m) nei pixel “0” e “1” delle diverse UTO

In “bassa pianura” tuttavia la distanza media dal RIP nei pixel “1” è maggiore della distanza media nei pixel “0”. Si è resa pertanto necessaria un’ulteriore analisi della distribuzione delle frequenze di tali valori: infatti quando si lavora con statistiche quali la media c’è il rischio che eventuali *outliers* (valori anomali che si collocano al di fuori del modello generico di distribuzione della variabile in questione) ne provochino una sotto/sovrastima (Kwak & Kim, 2017). In Figura 17 è stata quindi riportata la distribuzione dei valori delle distanze dal reticolo idrografico nelle aree storicamente allagate. Coerentemente le classi con maggiore frequenza corrispondono a distanze inferiori a 1133 m. Avendo considerato il solo reticolo idrografico principale, valori superiori di distanza potrebbero essere dovuti ad alluvioni passate in cui sono state coinvolte porzioni del reticolo idrografico secondario, rispetto ai quali la distanza risulterebbe sicuramente inferiore.

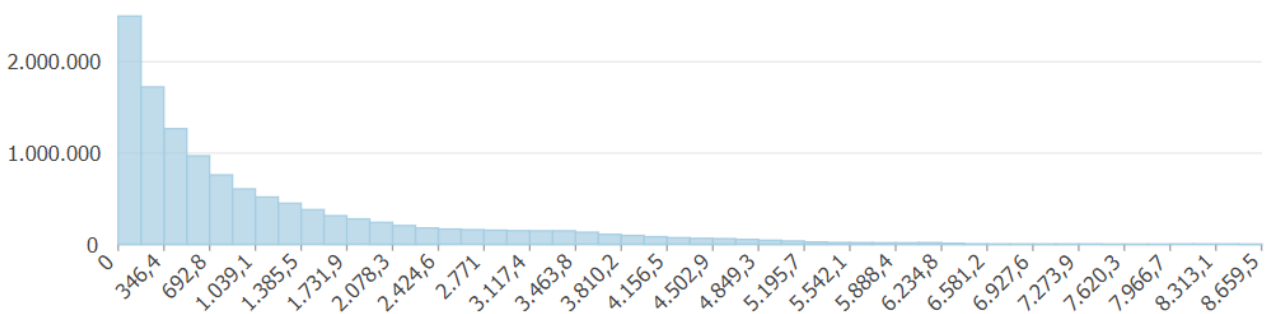


Figura 17: distribuzione della distanza dal RIP nei pixel "1" di "bassa pianura"

Stream Power Index e Sediment Transport Index

Come già introdotto ai Capitoli 5.6 e 5.7 a valori elevati degli indici SPI e STI corrisponde in genere una maggiore predisposizione del territorio ad essere alluvionato. Ciò viene confermato dai rispettivi valori medi, calcolati in corrispondenza dei pixel "0" e "1" per ogni UTO (Tabella 10 e Tabella 11).

	SPI medio nei pixel "0"	SPI medio nei pixel "1"	Differenza SPI medi
Bassa pianura	103,74	20689,37	20585,63
Collina	50,89	18643,93	18593,04
Collina tabulare	96,6	10525,10	10428,50
Montagna	106,9	81196,68	81089,78

Tabella 10: valore medio di SPI nei pixel "0" e "1" delle diverse UTO

	STI medio nei pixel "0"	STI medio nei pixel "1"	Differenza STI medi
Bassa pianura	16,01	16,91	0,90
Collina	12,23	48,26	36,03
Collina tabulare	1,5	22,07	20,57
Montagna	21,6	193,8	172,20

Tabella 11: valore medio di STI nei pixel "0" e "1" delle diverse UTO

L'indice di trasporto dei sedimenti, in particolare, sembra risultare particolarmente significativo in "montagna", meno in "collina" e "collina tabulare", praticamente invariato in "bassa pianura".

Land cover

In Figura 18 sono state riportate, per ogni UTO, le coperture di suolo individuate in corrispondenza dei pixel "0", "1" e dell'intera area.

In "bassa pianura" il 63% del territorio ricade in "seminativi in aree non irrigue" (CLC18 = 211), l'11% in "tessuto urbano discontinuo" (CLC18 = 112), il 10% in "risaie" (CLC18 = 213). Le aree storicamente alluvionate presentano una ripartizione percentuale simile: 44% in "seminativi in aree non irrigue", 11% in "tessuto urbano discontinuo" e 13% in "risaie". Le aree non allagabili ricadono per il 67% in "boschi di latifoglie" (CLC18 = 311) che, come già detto al Capitolo 5.9, svolgono un ruolo importante nella regolazione dei processi idrologici in quanto vegetazione.

Il 25% della "collina" è costituito da "boschi di latifoglie", il 19% da "aree prevalentemente occupate da colture agrarie" (CLC18 = 243), il 17% da "tessuto urbano discontinuo", il 15% da "seminativi in aree non irrigue". Nelle zone alluvionate la classe con maggiore frequenza risulta essere invece il "tessuto urbano discontinuo" (24%), seguito dalle "aree prevalentemente occupate da colture agrarie" (22%) e dai "boschi in latifoglie" (13%). Seppur una porzione di vegetazione ricade nelle zone alluvionate, infatti in caso di eventi particolarmente impattanti l'effetto "filtro" delle foreste viene a mancare (Laurance, 2007), il 73% delle zone non allagabili sono nuovamente "boschi di latifoglie" e l'11% "aree prevalentemente occupate da colture agrarie".

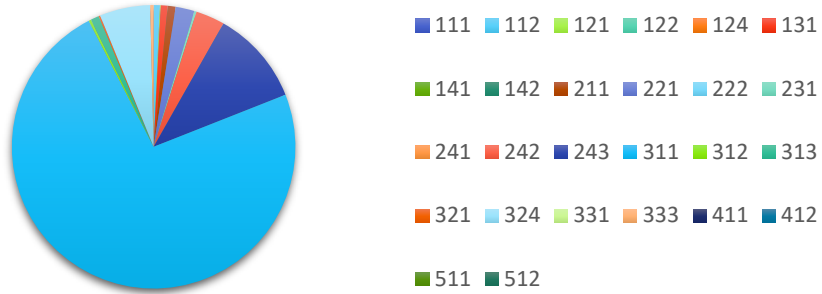
Nella "collina tabulare" i "seminativi in aree non irrigue" ricoprono il 35% dell'area, il "tessuto urbano discontinuo" il 23%, le "aree prevalentemente occupate da colture agrarie" il 17%. Queste ultime risultano essere le più colpite da eventi alluvionali (33%), seguite dal "tessuto urbano discontinuo" (21%) e dai "seminativi in aree non irrigue" (11%). Nelle aree non alluvionabili ricadono le medesime categorie: "seminativi in aree non irrigue" (45%), "tessuto urbano discontinuo" (30%)

e “aree prevalentemente occupate da colture agrarie” (10%). Pertanto, per la “collina tabulare” la tipologia di suolo sembra non rivestire un ruolo importante nel determinare una maggiore o minore predisposizione all’alluvionamento.

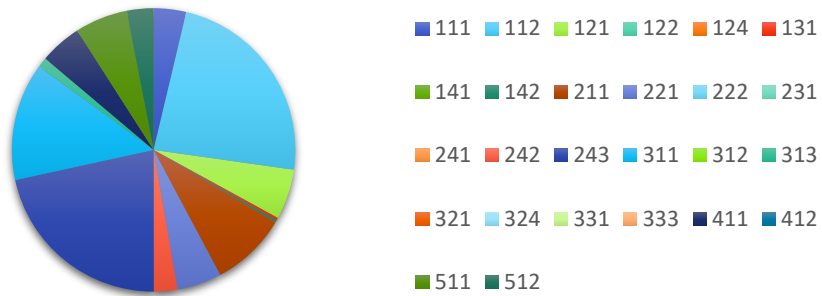
In “montagna” le tre coperture di suolo più frequenti sono: “boschi di latifoglie”, che coprono il 31% della superficie totale, “boschi di conifere” (CLC18 = 312), che coprono il 17%, e “aree con vegetazione rada” (CLC18 = 333), che coprono l’11%. I pixel “1” corrispondono invece alle seguenti categorie di copertura: “tessuto urbano discontinuo” (17%), “seminativi in aree non irrigue” e “boschi di latifoglie” (entrambi 14%), “boschi di conifere” (12%), “aree con vegetazione rada” (10%). Ancora una volta i “boschi di latifoglie” sono presenti nel 30% dei pixel “0”, mentre i boschi di conifere nel 16% dei pixel. Subito dopo vengono le “aree con vegetazione rada”, le “rocce nude, falesie, rupi e affioramenti” (entrambe 12%) e le “aree a pascolo naturale” (CLC18 = 321) che ricoprono il 10% dei pixel “0”.



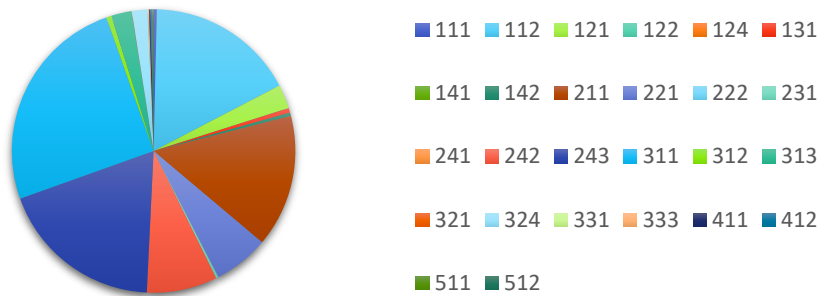
COPERTURA DEL SUOLO NEI PIXEL "0" IN COLLINA



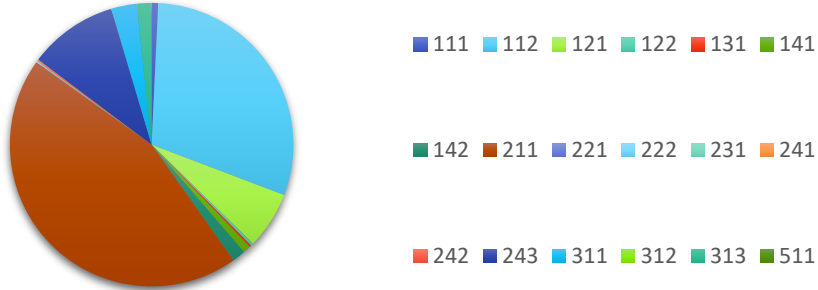
COPERTURA DEL SUOLO NEI PIXEL "1" IN COLLINA



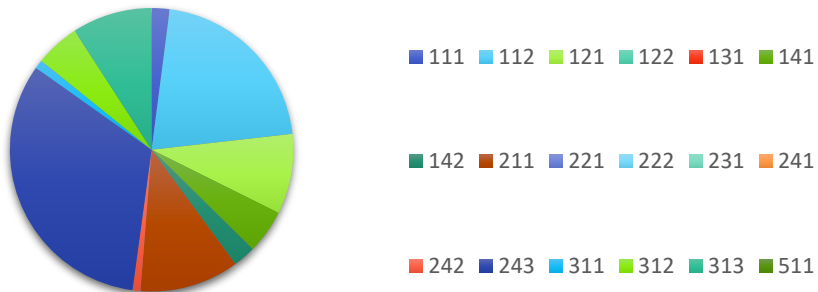
COPERTURA DEL SUOLO IN COLLINA



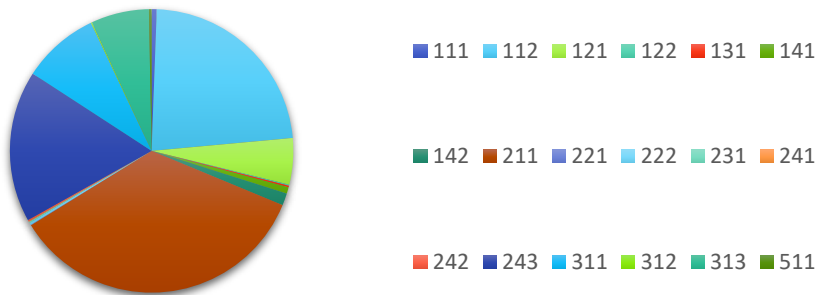
COPERTURA DEL SUOLO NEI PIXEL "0" IN COLLINA TABULARE



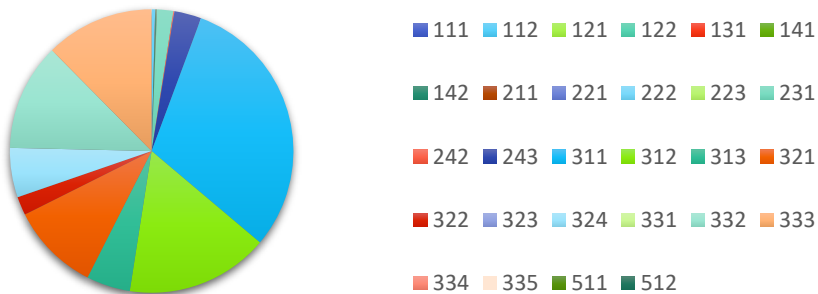
COPERTURA DEL SUOLO NEI PIXEL "1" IN COLLINA TABULARE



COPERTURA DEL SUOLO IN COLLINA TABULARE



COPERTURA DEL SUOLO NEI PIXEL "0" IN MONTAGNA



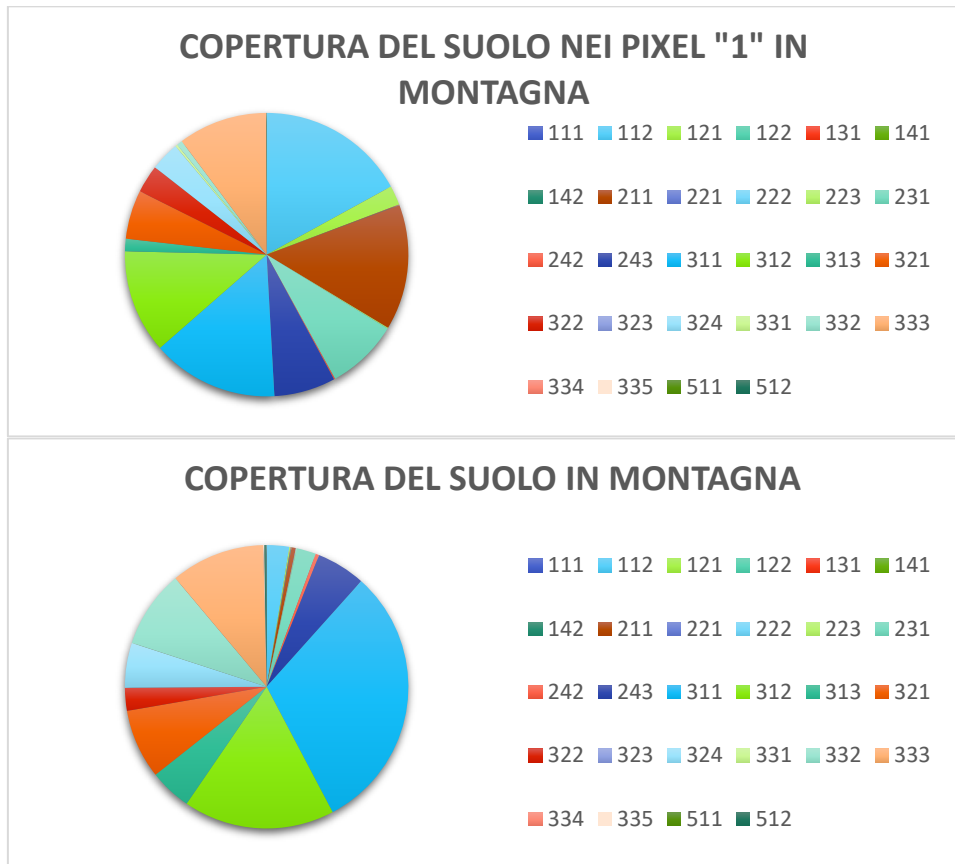


Figura 18: ripartizione delle classi di copertura del suolo nei pixel “0”, “1” e nell’intero territorio di ciascuna UTO

Lithology

In Figura 19 sono state rappresentate le classi litologiche presenti in corrispondenza dei pixel “0”, “1” e dell’intera UTO.

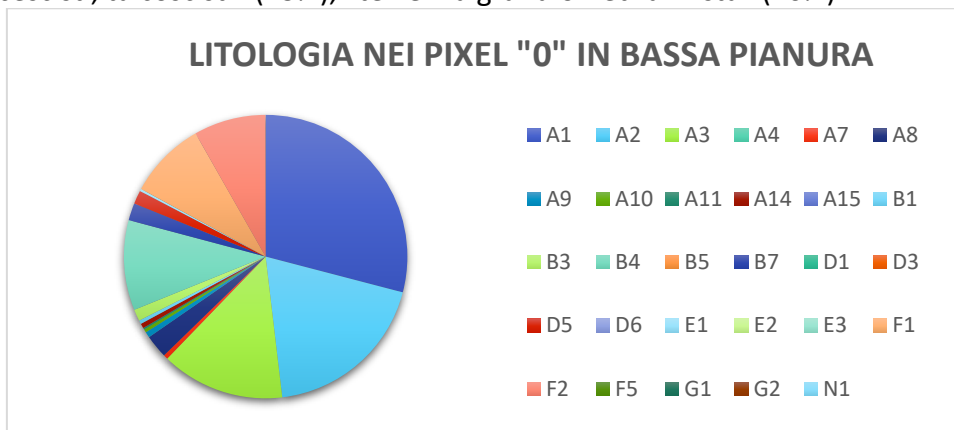
La “bassa pianura” è costituita al 79% da “terreni a granulometria mista” (sigla B4), al 12% da “terreni a granulometria grossolana/media-grossolana” (sigla B3), al 7% da “terreni a granulometria fine” (sigla B1). Di queste tre classi litologiche, le prime due si riscontrano anche nelle aree storicamente allagate, rispettivamente al 75% e al 24%. Difatti, maggiore è la dimensione delle particelle che compongono un terreno e maggiore sarà la sua permeabilità intrinseca (Shepherd, 1989), per cui minore sarà la potenzialità di deflusso (come descritto al Capitolo 5.11). Nelle aree non allagabili si riscontrano in prevalenza litotipi caratterizzati da una minore permeabilità: “calcilutiti, calcareniti, calciruditi, calcari dolomitici, calcari selciferi” (sigla A1) al 29%, “dolomie, dolomie calcaree” (sigla A2) al 19%, “calcari marnosi, marne calcaree, alternanze calcari-marne, calcari-argille, dolomie-marne, dolomie-argille” (sigla A3) al 14%, “terreni a granulometria mista” al 10%.

In “collina” la classe litologica più presente è quella dei “terreni a granulometria mista” (46%), seguita da “terreni a granulometria grossolana/media-grossolana” (11%) e minoranze di “calcilutiti, calcareniti, calciruditi, calcari dolomitici, calcari selciferi”, “calcari marnosi, marne calcaree, alternanze calcari-marne, calcari-argille, dolomie-marne, dolomie-argille”, “marne, argilliti, siltiti” (sigla A7), “arenarie, arenarie e conglomerati, arenarie e sabbie” (sigla A9), “complesso pelitico-

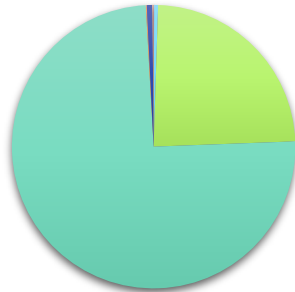
arenaceo, pelitico-arenaceo-conglomeratico, calcareo-marnoso-arenaceo” (sigla A10), “complesso calcareo dolomitico-arenaceo, calcareo dolomitico-marnoso-arenaceo” (sigla A11). I “terreni a granulometria mista” e i “terreni a granulometria grossolana/media-grossolana” sono nuovamente i più frequenti nelle zone alluvionate, con una percentuale rispettivamente del 45% e del 43%. Nelle zone classificate come non allagabili si individuano: “calcilutiti, calcareniti, calciruditi, calcari dolomitici, calcari selciferi” (25%), “calcari marnosi, marne calcaree, alternanze calcari-marne, calcari-argille, dolomie-marne, dolomie-argille” (21%), “arenarie, arenarie e conglomerati, arenarie e sabbie” (21%), “complesso pelitico-arenaceo, pelitico-arenaceo-conglomeratico, calcareo-marnoso-arenaceo” (11%).

I grafici della “collina tabulare” mostrano chiaramente un’invarianza delle classi litologiche da aree allagate a non allagabili. I suoi terreni sono caratterizzati da una maggiore percentuale di “terreni a granulometria mista” e una minore percentuale di “terreni a granulometria grossolana/media-grossolana”. Ciò va ulteriormente a rafforzare il concetto introdotto in precedenza per cui i fenomeni alluvionali in tali aree sono prevalentemente guidati dalle dinamiche fluviali.

Sull’intero territorio della “montagna” si individuano i seguenti litotipi: “terreni a granulometria mista” (17%), “calcilutiti, calcareniti, calciruditi, calcari dolomitici, calcari selciferi” (13%), “filladi, anfiboliti, argilloscisti, misascisti, parascisti, quarziti, scistose, calcescisti, talcoscisti” (sigla F1) e “gneiss” (sigla F2) (entrambe le classi al 12%), “dolomie calcaree” (11%). Anche in questa UTO i pixel con valore 1 corrispondono a materiali con una maggiore permeabilità intrinseca: “terreni a granulometria grossolana/media-grossolana” (30%), “terreni granulometricamente indefiniti (conoidi, frane)” (sigla B7) (26%), “terreni a granulometria mista” (18%). In particolare, frane e fenomeni alluvionali con un elevato trasporto solido sono eventi strettamente correlati: infatti i movimenti franosi vengono spesso innescati dal trasporto di materiale solido lungo le aste torrentizie (De Riso et al., 2004). I pixel con valore pari a 0 presentano invece la seguente ripartizione percentuale: “calcilutiti, calcareniti, calciruditi, calcari dolomitici, calcari selciferi” (17%), “gneiss” (15%), “dolomie calcaree” (14%), “filladi, anfiboliti, argilloscisti, misascisti, parascisti, quarziti, scistose, calcescisti, talcoscisti” (13%), “terreni a granulometria mista” (10%).

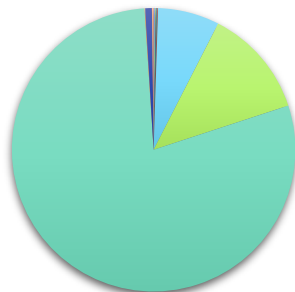


LITOLOGIA NEI PIXEL "1" IN BASSA PIANURA



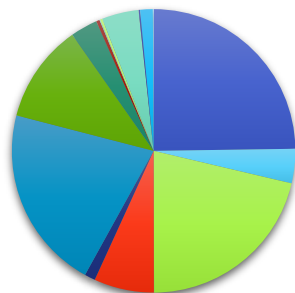
- A1 ■ A2 ■ A3 ■ A4 ■ A7 ■ A8
- A9 ■ A10 ■ A11 ■ A14 ■ A15 ■ B1
- B3 ■ B4 ■ B5 ■ B7 ■ D1 ■ D3
- D5 ■ D6 ■ E1 ■ E2 ■ E3 ■ F1
- F2 ■ F5 ■ G1 ■ G2 ■ N1

LITOLOGIA IN BASSA PIANURA



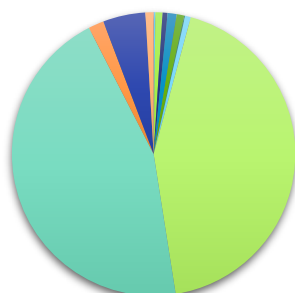
- A1 ■ A2 ■ A3 ■ A4 ■ A7 ■ A8
- A9 ■ A10 ■ A11 ■ A14 ■ A15 ■ B1
- B3 ■ B4 ■ B5 ■ B7 ■ D1 ■ D3
- D5 ■ D6 ■ E1 ■ E2 ■ E3 ■ F1
- F2 ■ F5 ■ G1 ■ G2 ■ N1

LITOLOGIA NEI PIXEL "0" IN COLLINA



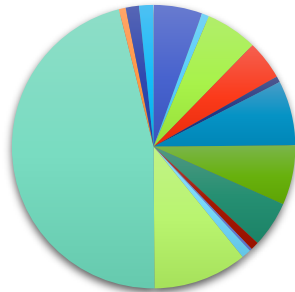
- A1 ■ A2 ■ A3 ■ A4 ■ A5 ■ A7
- A8 ■ A9 ■ A10 ■ A11 ■ A12 ■ A14
- A15 ■ B1 ■ B3 ■ B4 ■ B5 ■ B6
- B7 ■ C1 ■ E1 ■ F1

LITOLOGIA NEI PIXEL "1" IN COLLINA



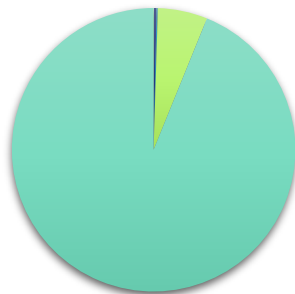
- A1 ■ A2 ■ A3 ■ A4 ■ A5 ■ A7
- A8 ■ A9 ■ A10 ■ A11 ■ A12 ■ A14
- A15 ■ B1 ■ B3 ■ B4 ■ B5 ■ B6
- B7 ■ C1 ■ E1 ■ F1

LITOLOGIA IN COLLINA



- A1 ■ A2 ■ A3 ■ A4 ■ A5 ■ A7
- A8 ■ A9 ■ A10 ■ A11 ■ A12 ■ A14
- A15 ■ B1 ■ B3 ■ B4 ■ B5 ■ B6
- B7 ■ C1 ■ E1 ■ F1

LITOLOGIA NEI PIXEL "0" IN COLLINA TABULARE



- A3 ■ A8 ■ A9 ■ A10 ■ B3 ■ B4 ■ B7

LITOLOGIA NEI PIXEL "1" IN COLLINA TABULARE



- A3 ■ A8 ■ A9 ■ A10 ■ B3 ■ B4 ■ B7

LITOLOGIA IN COLLINA TABULARE



- A3 ■ A8 ■ A9 ■ A10 ■ B3 ■ B4 ■ B7

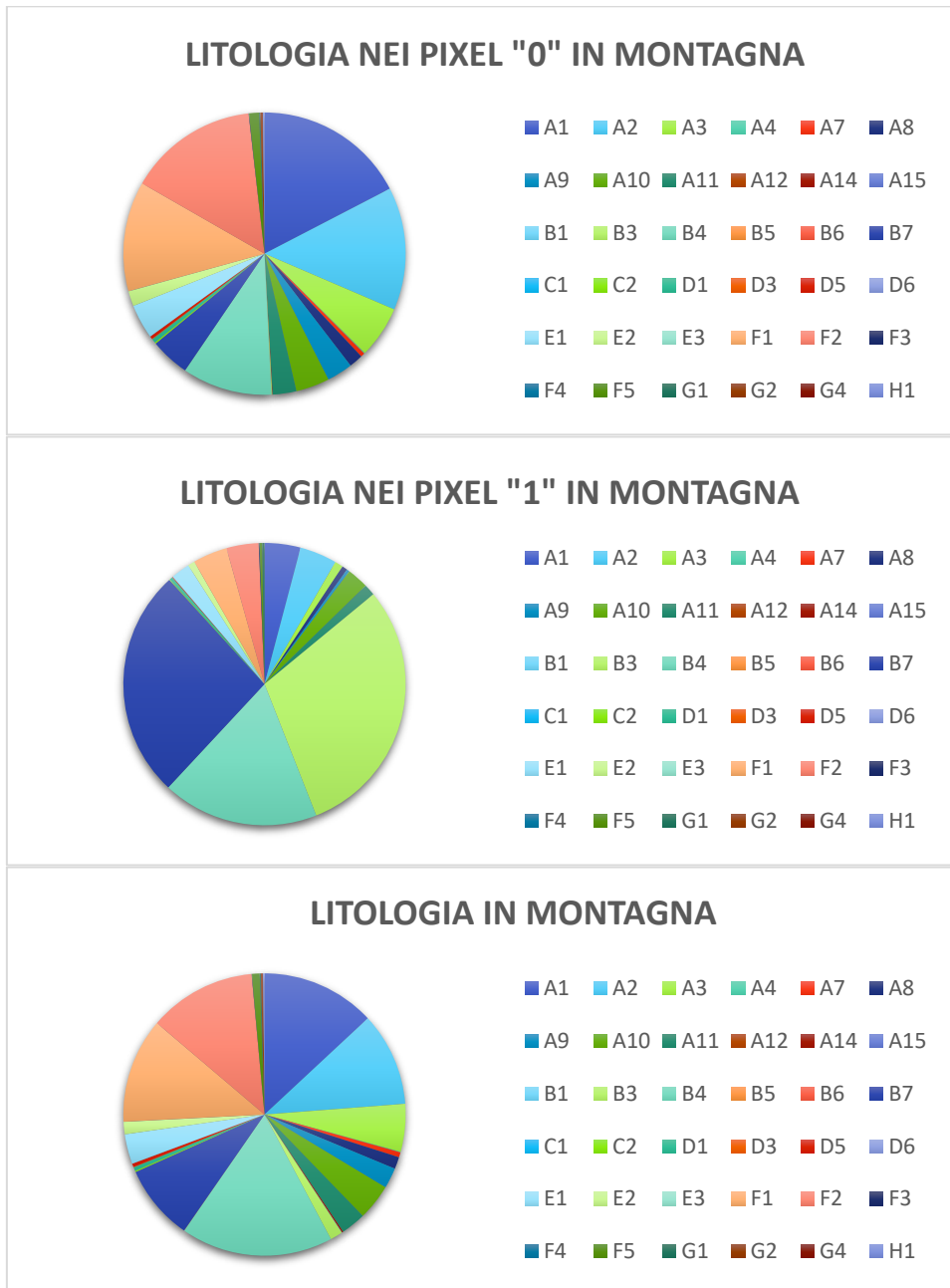
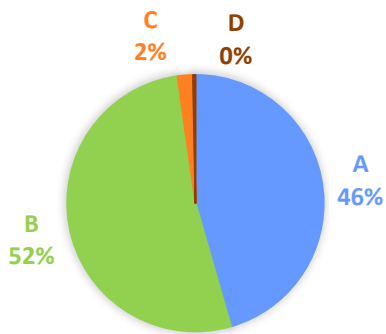


Figura 19: ripartizione delle classi litologiche nei pixel "0", "1" e nell'intero territorio di ciascuna UTO

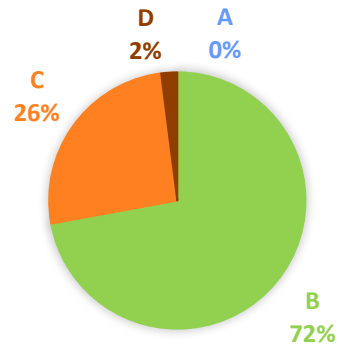
Hydrologic Soil Group

Analizzando i gruppi idrologici del suolo di "bassa pianura", "collina" e "montagna" (Figura 20) si osserva una percentuale maggiore di alta/media permeabilità nei territori storicamente alluvionati, mentre nelle aree non alluvionabili i terreni sono caratterizzati da una media/scarsa permeabilità.

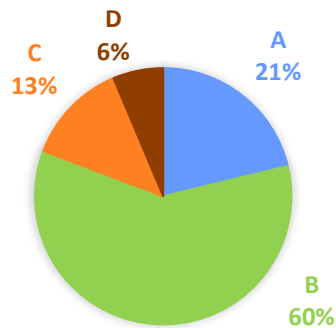
HSG NEI PIXEL "1" IN BASSA PIANURA



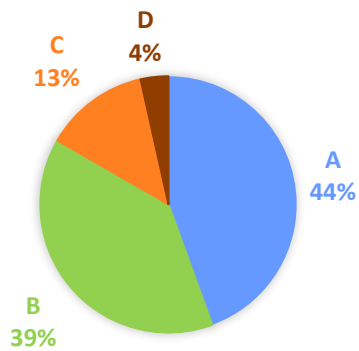
HSG NEI PIXEL "0" IN BASSA PIANURA



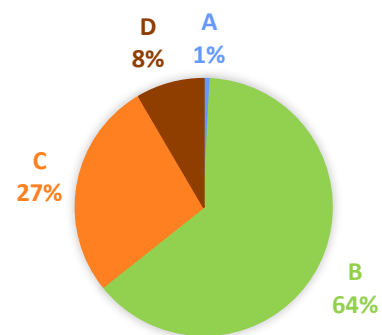
HSG IN BASSA PIANURA



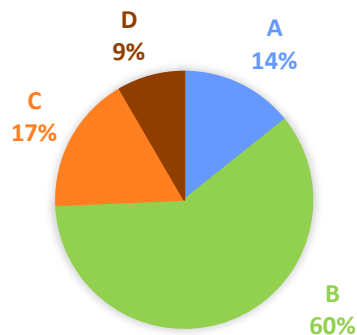
HSG NEI PIXEL "1" IN COLLINA



HSG NEI PIXEL "0" IN COLLINA



HSG IN COLLINA



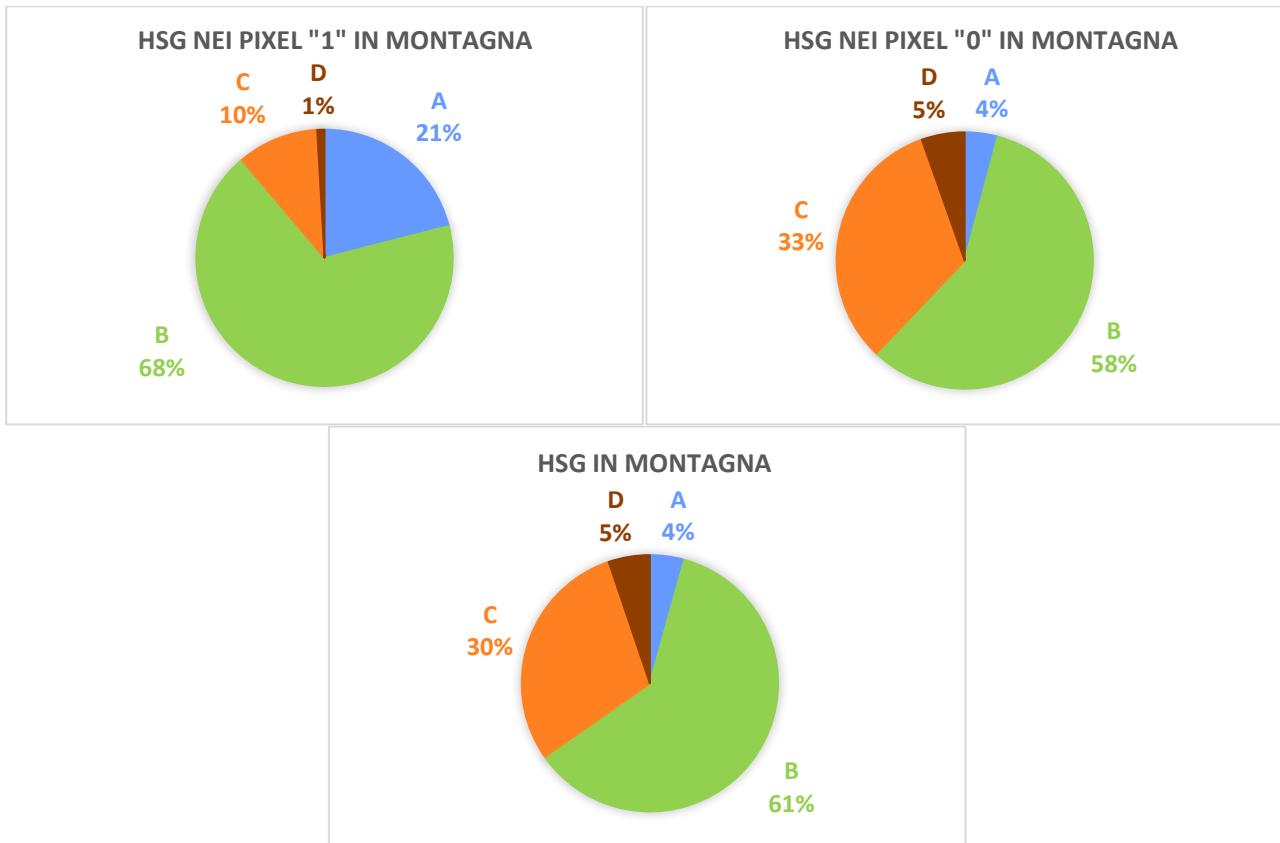


Figura 20: ripartizione percentuale dei gruppi idrologici del suolo nei pixel "0", "1" e nell'intero territorio di "bassa pianura", "collina" e "montagna"

Relative elevation

A quote relative maggiori ci si aspetta una maggiore propensione all'alluvionamento rispetto a punti localizzati ad una minore distanza euclidea e ad una minore differenza di quota rispetto al reticolo idrografico (Degiorgis et al., 2012). Tale assunzione viene confermata dai valori di quota relativa media (in m) nei territori storicamente alluvionati delle UTO, inferiori rispetto ai valori di quota relativa media nelle porzioni di UTO non allagabili (Tabella 12). In particolare, la "bassa pianura" risulta essere l'UTO in cui questa *feature* cambia maggiormente di valore nel passare dalle zone allagate ai pixel "0".

	Quota relativa media nei pixel "0"	Quota relativa media nei pixel "1"	Differenza quote relative medie
Bassa pianura	132,77	3,43	129,34
Collina	44,59	0,76	43,83
Collina tabulare	8,83	1,55	7,28
Montagna	53,52	1,7	51,82

Tabella 12: valore medio di quota relativa (in m) nei pixel "0" e "1" delle diverse UTO
Geomorphic Flood Index

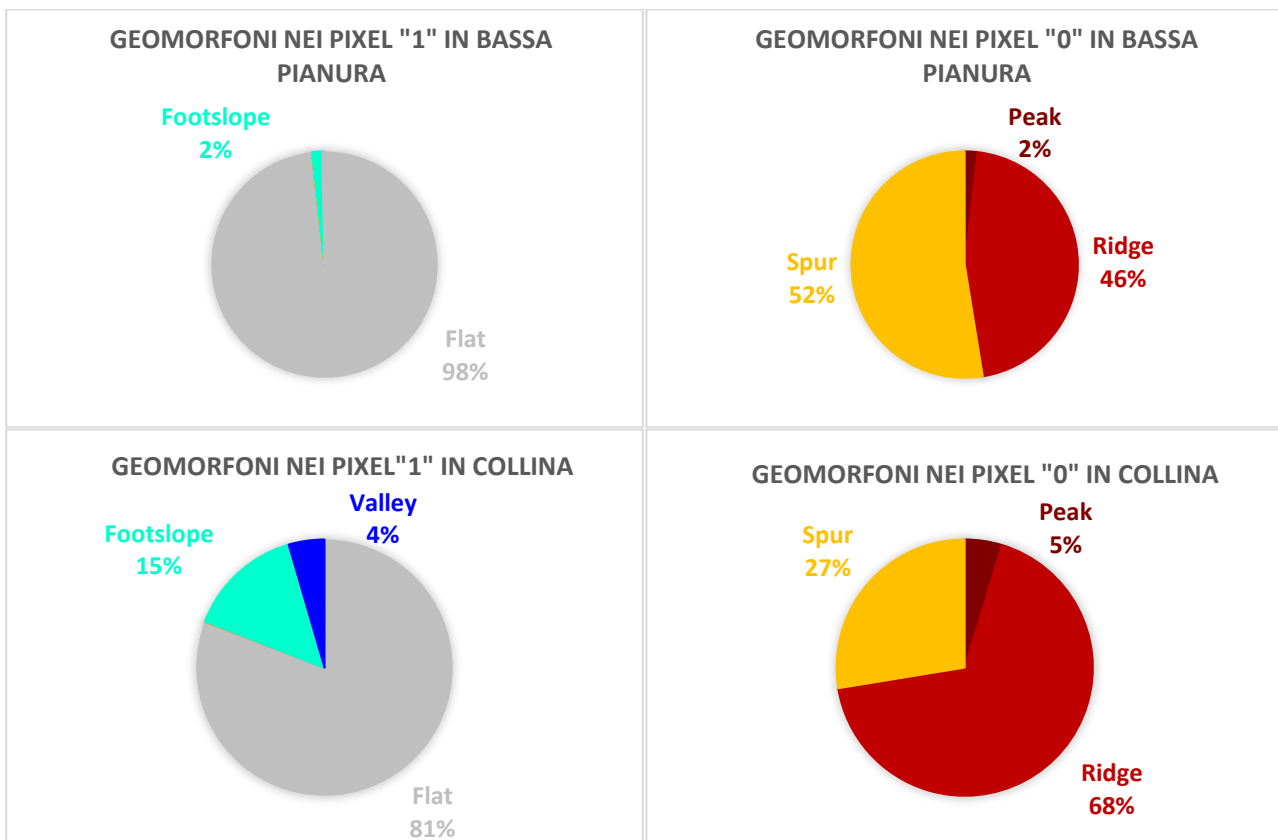
Come anticipato al Capitolo 5.14, valori elevati del GFI corrispondono a una maggiore predisposizione del territorio all'alluvionamento. Come si può notare in Tabella 13, infatti, il GFI medio in corrispondenza dei pixel "1" è maggiore rispetto al GFI medio in corrispondenza dei pixel "0". Si potrebbe inizialmente pensare che la differenza tra i valori medi nelle aree allagate e i valori medi nelle aree non allagabili non sia molto rilevante, ma bisogna ricordare che questo indice è il risultato di un logaritmo (Equazione (10)), per cui anche minime variazioni di valore acquistano importanza.

	GFI medio nei pixel "0"	GFI medio nei pixel "1"	Differenza GFI medi
Bassa pianura	-4,36	2,48	6,84
Collina	-5,34	2,81	8,15
Collina tabulare	-0,78	1,00	1,78
Montagna	-5,77	1,41	7,18

Tabella 13: valore medio di GFI nei pixel "0" e "1" delle diverse UTO

Geomorphons

I geomorfoni *flat*, *shoulder*, *slope*, *hollow*, *footslope*, *valley* e *pit*, essendo stati utilizzati per l'identificazione delle massime aree potenzialmente inondabili, ricadono nelle aree allagate in passato, mentre nelle aree non allagabili ricadono i rimanenti geomorfoni *peak*, *ridge* e *spur* (Figura 21).



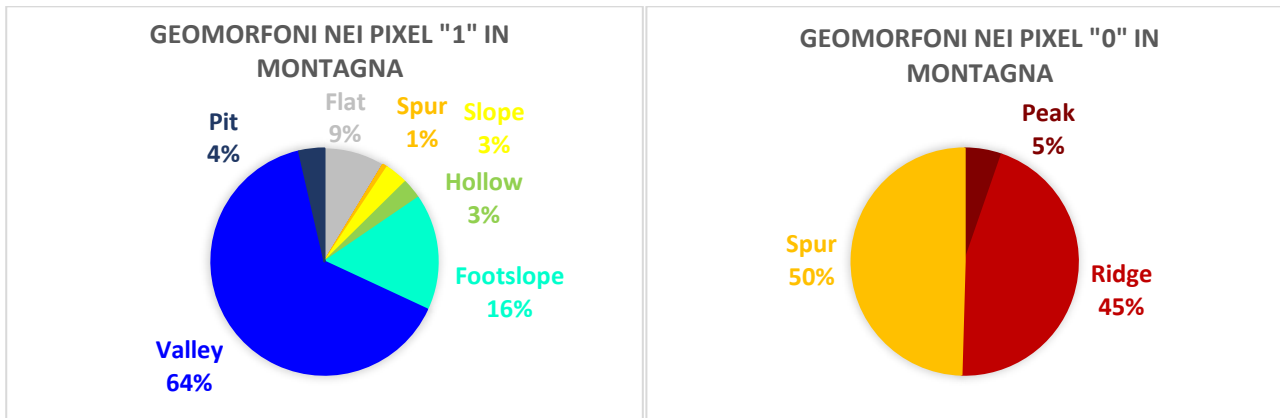


Figura 21: ripartizione percentuale dei geomorfoloni nei pixel "0", "1" e nell'intero territorio di "bassa pianura", "collina" e "montagna"

In "collina tabulare" invece la classificazione in geomorfoloni non risulta particolarmente informativa, poiché sia i pixel "0" che i pixel "1" corrispondono in prevalenza al geomorfone *flat*. Tale risultato è coerente con la struttura principalmente pianeggiante di questa UTO.

Fattori predisponenti che non hanno mostrato significative variazioni dalle aree alluvionate alle aree non alluvionabili in nessuna UTO

Da una prima analisi qualitativa non tutti i fattori hanno fatto emergere delle differenze sostanziali in termini di valori a seconda dell'area considerata.

I valori di curvatura si distribuiscono attorno allo zero in tutte le UTO, sia in corrispondenza dei pixel "0" che dei pixel "1".

L'esposizione nelle zone alluvionate non presenta importanti differenze rispetto all'esposizione nelle zone non allagabili. Come esempio è stata riportata in Figura 22 la distribuzione percentuale delle classi di esposizione nelle aree allagate e non allagabili della "collina". Ad eccezione delle superfici piane, le altre direzioni cardinali sembrano distribuirsi omogeneamente in tali aree.

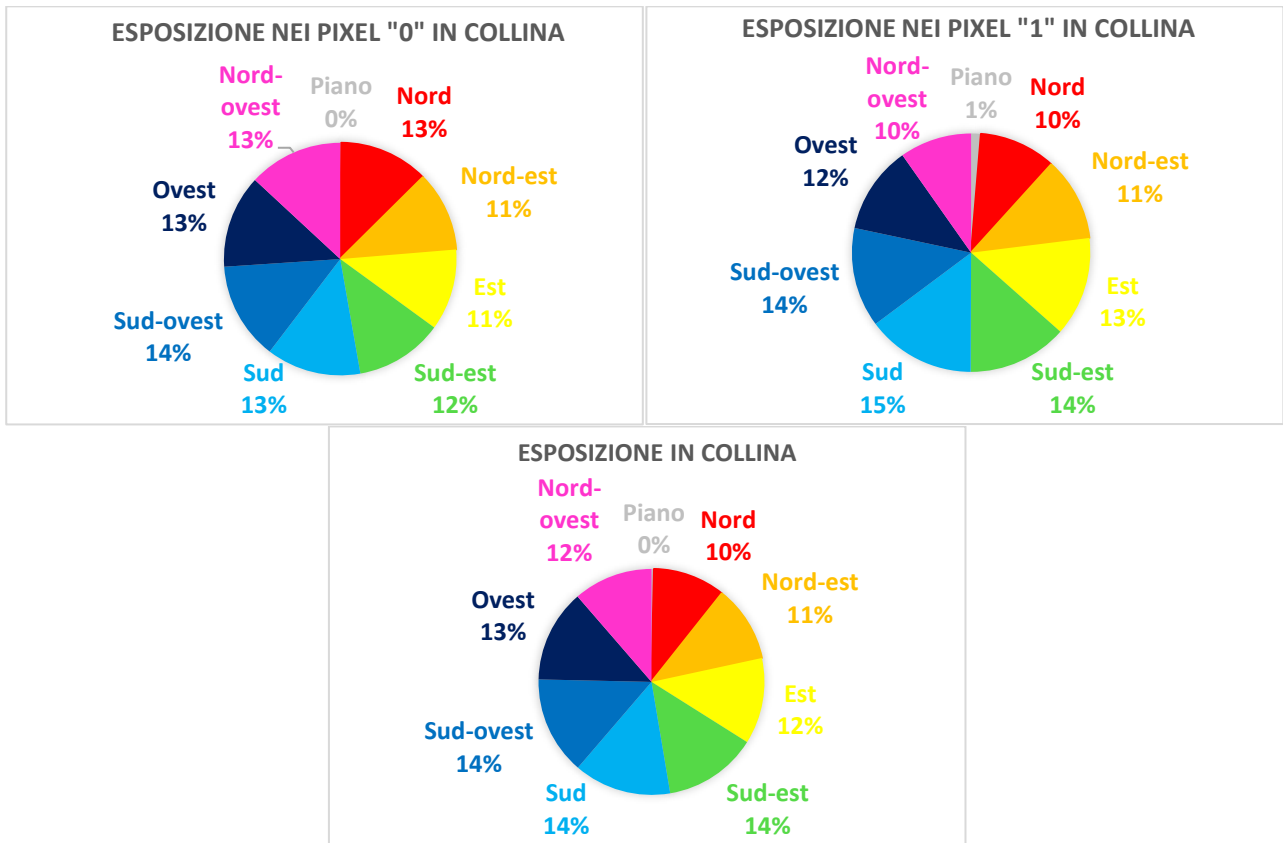


Figura 22: ripartizione percentuale delle classi di esposizione nei pixel "0", "1" e nell'intero territorio della "collina"

Anche l'indice topografico di umidità, i cui valori medi nelle aree allagate e non allagabili sono riportati in Tabella 14, non risulta essere particolarmente informativo in relazione alla suscettività alluvionale. Anche le relative distribuzioni di frequenza presentano un andamento simile in corrispondenza dei pixel "0" e "1".

	TWI medio nei pixel "0"	TWI medio nei pixel "1"	Differenza TWI medi
Bassa pianura	4,28	7,76	3,48
Collina	4,48	7,34	2,86
Collina tabulare	7,15	6,90	0,25
Montagna	4,37	6,66	2,29

Tabella 14: valore medio di TWI nei pixel "0" e "1" delle diverse UTO

Per quanto riguarda il CN, una trattazione puramente qualitativa risulta più complessa: i medesimi Curve Number compaiono, anche se in percentuali leggermente diverse, sia nelle zone alluvionate che non alluvionabili. In "bassa pianura", "collina" e "montagna" si riscontra tuttavia, in corrispondenza dei pixel "0", una maggior percentuale di CN pari a 60.

Analisi di correlazione tra i dati

L'analisi di correlazione valuta il grado di associazione tra due variabili quantitative (misurabili). Come già anticipato al Capitolo 2.1, essa può tornare utile nella scelta delle variabili di *input* di un modello che, se correlate, forniscono informazioni ridondanti o possono ridurre l'accuratezza di predizione.

Tra i fattori predisponenti calcolati si distinguono sia variabili continue (quota, pendenza, curvatura, distanza dal reticolo idrografico, SPI, STI, TWI, CN, quota relativa e GFI) che categoriche (esposizione, copertura del suolo, litologia, gruppo idrologico del suolo, geomorfoni). In letteratura esistono diversi approcci per studiare la correlazione tra soli dati continui (p.e. coefficienti di Pearson, Spearman, Kendall) o soli dati categorici (p.e. coefficiente di Phi, Cramer's V) (Akoglu, 2018). Il coefficiente di correlazione punto-biseriale è stato introdotto invece per verificare la correlazione tra una variabile continua e una variabile categorica a due livelli (dicotomica) (Tate, 1954). Metodologie più complesse vengono utilizzate quando si lavora con dati di tipo categorico a più livelli. Per esempio, si può ridurre una variabile continua ad una variabile categorica ordinale (o viceversa) in modo da trattare la medesima tipologia di dati, con il rischio di perdere del contenuto informativo. Alternativamente si può modellizzare una regressione lineare per vagliare la sussistenza di una relazione lineare tra una variabile predittiva e una variabile dipendente. Quest'ultimo approccio richiede tuttavia la verifica di una serie di ipotesi: residui normalmente distribuiti con media pari a zero e varianza costante, indipendenza dei residui dall'introduzione di nuove osservazioni (Crawford, 2006). Se poi si vogliono valutare interazioni più complesse della relazione lineare bisogna ricorrere a modelli più articolati.

Vista la difficoltà di trattare congiuntamente le *features* categoriche e continue, si è deciso di svolgere una prima analisi di correlazione mantenendo le due categorie di variabili separate.

Analisi di correlazione tra variabili continue

Per valutare la correlazione tra i fattori predisponenti di tipo continuo si è adoperato il coefficiente di Pearson. Esso misura la forza e la direzione della relazione lineare sussistente tra due variabili. Può assumere valore tra -1 e 1 (Figura 23): -1 quando le variabili sono perfettamente correlate linearmente in maniera negativa, 1 quando sono perfettamente correlate linearmente in maniera positiva, 0 quando non sono correlate linearmente. I valori intermedi sono rappresentativi di una relazione lineare (positiva o negativa) più o meno forte (Gogtay & Thatte, 2017).

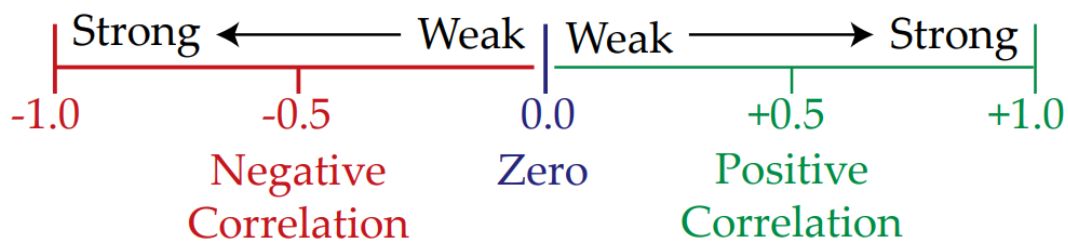


Figura 23: range di valori che può assumere il coefficiente di correlazione lineare di Pearson

Per calcolare il coefficiente di Pearson si ricorre alla seguente formulazione (Equazione (11)):

$$\rho_{XY} = \frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (11)$$

Dove σ_{XY} è la covarianza tra le due variabili X e Y, σ_X e σ_Y le rispettive deviazioni standard (Cohen et al., 2009). Tramite Matlab¹ si è quindi ricavato il valore del coefficiente di Pearson per tutte le coppie dei fattori predisponenti di tipo continuo, come mostrato in Tabella 15.

BASSA PIANURA										
	Quota	Pendenza	Curvatura	Distanza dal RI	SPI	STI	TWI	CN	Quota relativa	GFI
Quota	1	0,327	0,002	-0,159	0,000	0,007	-0,299	0,041	0,204	-0,249
Pendenza	0,327	1	-0,0132	0,095	0,027	0,061	0,121	0,265	0,292	-0,013
Curvatura	0,002	-0,013	1	0,002	-0,027	-0,055	-0,121	0,000	0,032	-0,079
Distanza dal RI	-0,159	0,095	0,002	1	-0,003	-0,002	0,390	0,433	0,211	0,056
SPI	0,000	0,027	-0,027	-0,003	1	0,911	0,018	0,009	-0,005	0,027
STI	0,007	0,061	-0,055	-0,002	0,911	1	0,027	0,016	0,001	0,039
TWI	-0,299	0,121	-0,121	0,390	0,018	0,027	1	0,924	0,133	0,409
CN	0,041	0,265	0,000	0,433	0,009	0,016	0,924	1	0,194	0,293
Quota relativa	0,204	0,292	0,032	0,211	-0,005	0,001	0,133	0,194	1	-0,075
GFI	-0,249	-0,013	-0,079	0,056	0,027	0,039	0,409	0,293	-0,075	1
COLLINA										
	Quota	Pendenza	Curvatura	Distanza dal RI	SPI	STI	TWI	CN	Quota relativa	GFI
Quota	1	0,486	0,025	-0,222	-0,008	0,020	-0,372	-0,182	0,265	-0,350
Pendenza	0,486	1	-0,003	0,213	0,009	0,117	0,486	0,634	0,508	-0,602
Curvatura	0,025	-0,003	1	0,008	-0,021	-0,115	-0,232	-0,001	0,074	-0,113
Distanza dal RI	-0,222	0,213	0,008	1	-0,008	0,015	0,534	0,504	0,279	-0,207
SPI	-0,008	0,009	-0,021	-0,008	1	0,753	0,029	0,015	-0,001	0,037
STI	0,020	0,117	-0,115	0,015	0,753	1	0,114	0,086	0,034	0,037
TWI	-0,372	0,486	-0,232	0,534	0,029	0,114	1	0,934	0,342	-0,305
CN	-0,182	0,634	-0,001	0,504	0,015	0,086	0,934	1	0,427	-0,480
Quota relativa	0,265	0,508	0,074	0,279	-0,001	0,034	0,342	0,427	1	-0,473
GFI	-0,350	-0,602	-0,113	-0,207	0,037	0,037	-0,305	-0,480	-0,473	1
COLLINA TABULARE										
	Quota	Pendenza	Curvatura	Distanza dal RI	SPI	STI	TWI	CN	Quota relativa	GFI
Quota	1	0,182	0,016	-0,150	-0,025	-0,020	-0,254	-0,172	0,108	-0,250
Pendenza	0,182	1	-0,013	0,082	0,046	0,099	0,251	0,386	0,249	-0,164
Curvatura	0,016	-0,013	1	0,003	-0,059	-0,112	-0,227	0,004	0,070	-0,149
Distanza dal RI	-0,150	0,082	0,003	1	-0,007	-0,008	0,566	0,579	0,255	-0,052
SPI	-0,025	0,046	-0,059	-0,007	1	0,924	0,045	0,020	-0,007	0,088
STI	-0,020	0,099	-0,112	-0,008	0,924	1	0,066	0,036	-0,006	0,120
TWI	-0,254	0,251	-0,227	0,566	0,045	0,066	1	0,934	0,295	-0,048
CN	-0,172	0,386	0,004	0,579	0,020	0,036	0,934	1	0,355	-0,174
Quota relativa	0,108	0,249	0,070	0,255	-0,007	-0,006	0,295	0,355	1	-0,265
GFI	-0,250	-0,164	-0,149	-0,052	0,088	0,120	-0,048	-0,174	-0,265	1
MONTAGNA										
	Quota	Pendenza	Curvatura	Distanza dal RI	SPI	STI	TWI	CN	Quota relativa	GFI
Quota	1	0,177	0,017	0,201	-0,015	-0,014	-0,068	0,517	0,157	-0,204
Pendenza	0,177	1	0,002	0,494	0,009	0,129	0,700	0,865	0,376	-0,805
Curvatura	0,017	0,002	1	0,030	-0,038	-0,141	-0,274	0,004	0,064	-0,168
Distanza dal RI	0,201	0,494	0,030	1	-0,004	0,040	0,527	0,585	0,616	-0,585
SPI	-0,015	0,009	-0,038	-0,004	1	0,837	0,046	0,017	-0,004	0,043
STI	-0,014	0,129	-0,141	0,040	0,837	1	0,209	0,132	0,023	0,032
TWI	-0,068	0,700	-0,274	0,527	0,046	0,209	1	0,896	0,300	-0,627
CN	0,517	0,865	0,004	0,585	0,017	0,132	0,896	1	0,377	-0,791
Quota relativa	0,157	0,376	0,064	0,616	-0,004	0,023	0,300	0,377	1	-0,412
GFI	-0,204	-0,805	-0,168	-0,585	0,043	0,032	-0,627	-0,791	-0,412	1

Tabella 15: coefficiente di correlazione lineare di Pearson, valutato per le coppie di variabili continue nelle diverse UTO

Per ogni UTO sono stati evidenziati i valori che presentano una correlazione lineare negativa minore di -0,7 o una correlazione lineare positiva maggiore di 0,7, in quanto rappresentativi di una

correlazione lineare forte. I range di valori [-0,7; -0,4] e [0,4; 0,7] indicano invece una correlazione lineare moderata, mentre i range [-0,4; -0,1] e [0,1; 0,4] una correlazione lineare debole (Akoglu, 2018). In tutte le UTO si rileva una forte correlazione lineare tra gli indici SPI e STI. Questi due fattori d'altronde sono funzioni delle medesime variabili, pendenza ed area drenata specifica, e descrivono quantità strettamente connesse da un punto di vista fisico, la potenza della corrente e il trasporto dei sedimenti. Anche il TWI e il CN sono linearmente correlati tra loro in tutte le UTO: da un lato il TWI viene utilizzato per valutare la localizzazione e l'estensione delle aree sature originate dal deflusso superficiale, dall'altro il CN è un indicatore sperimentale che misura esso stesso il deflusso superficiale, pertanto dipendono fortemente entrambi dalla medesima quantità.

Bisogna infine ricordare che il coefficiente di Pearson non è in grado di individuare relazioni non lineari (p.e. quadratica), per cui due variabili che non risultano essere correlate linearmente potrebbero comunque essere legate tramite una qualsiasi altra relazione non lineare.

Analisi di correlazione tra variabili categoriche

L'associazione tra i fattori predisponenti di tipo categorico è stata valutata tramite il coefficiente V di Cramer². Esso è una variazione del test del chi quadrato di Pearson. Può assumere valore tra 0 e 1, dove 0 significa che non sussiste alcuna associazione tra le due variabili, mentre 1 indica una forte associazione. Il livello di associazione dei valori intermedi è stato riportato in Tabella 16³.

Correlation Coefficient	Correlation Interpretation
0.0 – 0.05	Very Weak
0.06 – 0.1	Weak
0.11 – 0.15	Normal
0.16 - 0.25	Strong
0.26 – 1.00	Very Strong

Tabella 16: livello di associazione del coefficiente V di Cramer

Tramite R Studio⁴ si sono quindi calcolati i valori del coefficiente V di Cramer per tutte le coppie dei fattori predisponenti di tipo categorico (Tabella 17).

BASSA PIANURA					
	Esposizione	Litologia	HSG	CLC	Geomorfoni
Esposizione	1	0,026	0,075	0,072	0,014
Litologia	0,026	1	0,657	0,093	0,275
HSG	0,075	0,657	1	0,229	0,027
CLC	0,072	0,093	0,229	1	0,126
Geomorfoni	0,014	0,275	0,027	0,126	1

COLLINA					
	Esposizione	Litologia	HSG	CLC	Geomorfoni
Esposizione	1	0,072	0,063	0,119	0,025
Litologia	0,072	1	0,828	0,218	0,245
HSG	0,063	0,828	1	0,246	0,160
CLC	0,119	0,218	0,246	1	0,190
Geomorfoni	0,025	0,245	0,160	0,190	1

COLLINA TABULARE					
	Esposizione	Litologia	HSG	CLC	Geomorfoni
Esposizione	1	0,041	0,048	0,066	0,023
Litologia	0,041	1	0,803	0,156	0,158
HSG	0,048	0,803	1	0,254	0,146
CLC	0,066	0,156	0,254	1	0,236
Geomorfoni	0,023	0,158	0,146	0,236	1

MONTAGNA					
	Esposizione	Litologia	HSG	CLC	Geomorfoni
Esposizione	1	0,044	0,035	0,198	0,029
Litologia	0,044	1	0,646	0,131	0,127
HSG	0,035	0,646	1	0,1510227	0,077
CLC	0,198	0,131	0,151	1	0,178
Geomorfoni	0,029	0,127	0,077	0,178	1

Tabella 17: coefficiente V di Cramer, valutato per le coppie di variabili categoriche nelle diverse UTO

In questo caso sono stati evidenziati i valori superiori a 0,16, in quanto rappresentativi delle associazioni più forti. In tutte le UTO si riscontra una forte associazione tra la litologia e i gruppi idrologici del suolo. Questi ultimi infatti sono stati derivati proprio a partire dalla carta litologica, andando ad aggregare componenti litologiche aventi il medesimo valore di K_{sat} .

Machine learning per la mappatura di suscettività: ensemble of bagged decision trees

Avendo confrontato i vantaggi e svantaggi di ciascuna delle metodologie elencate al Capitolo 2, e avendo verificato le risorse a disposizione, si è scelto di adoperare un metodo di apprendimento automatico. Il modello digitale del terreno, avente risoluzione 5 m x 5 m, ha consentito di ricavare buona parte dei fattori predisponenti alla medesima risoluzione. Anche le *features* derivate da dati in formato *shapefile* sono state convertite in un'immagine *raster* con celle di 5 m x 5 m. Solamente la distribuzione dei geomorfoni è stata calcolata ad una risoluzione maggiore (107 m x 107 m), trattandosi di strutture paesaggistiche che si possono riconoscere solo ad una scala spaziale maggiore. Infine, valutate le capacità computazionali dei sistemi di calcolo, si è deciso di cambiare la risoluzione spaziale da 5 m x 5 m a 10 m x 10 m: in questo modo si riducono i tempi di calcolo richiesti dai metodi di *Machine-Learning*, mantenendo comunque un buon livello di dettaglio dell'informazione contenuta nelle immagini *raster*.

Tra le diverse tecniche disponibili di ML, si sono approfondite le conoscenze in merito agli alberi decisionali (*Decision Trees*, DT). Un albero decisionale è un classificatore che lavora andando a partizionare ricorsivamente lo spazio delle istanze (che in questo caso sono i pixel corrispondenti alla superficie della Lombardia, ognuno dei quali è caratterizzato dalla combinazione dei valori dei 15 fattori predisponenti). Come già anticipato al Capitolo 2.3, esso è costituito da una sequenza di nodi, collegati tra loro da archi. A ogni nodo corrisponde una variabile (il fattore predisponente), mentre gli archi che partono da esso definiscono la funzione di questa variabile in base alla quale lo spazio delle istanze viene man mano partizionato. In Figura 24¹ è stata riportata una struttura semplificata di esempio, che consente la classificazione di un dataset di partenza costituito da animali differenti. Il nodo in cima con nessun arco in entrata rappresenta le radici dell'albero, i nodi intermedi con archi sia in entrata che in uscita prendono il nome di nodi interni, mentre i nodi con un solo arco in entrata rappresentano le foglie dell'albero (le classi di suscettività alluvionale).

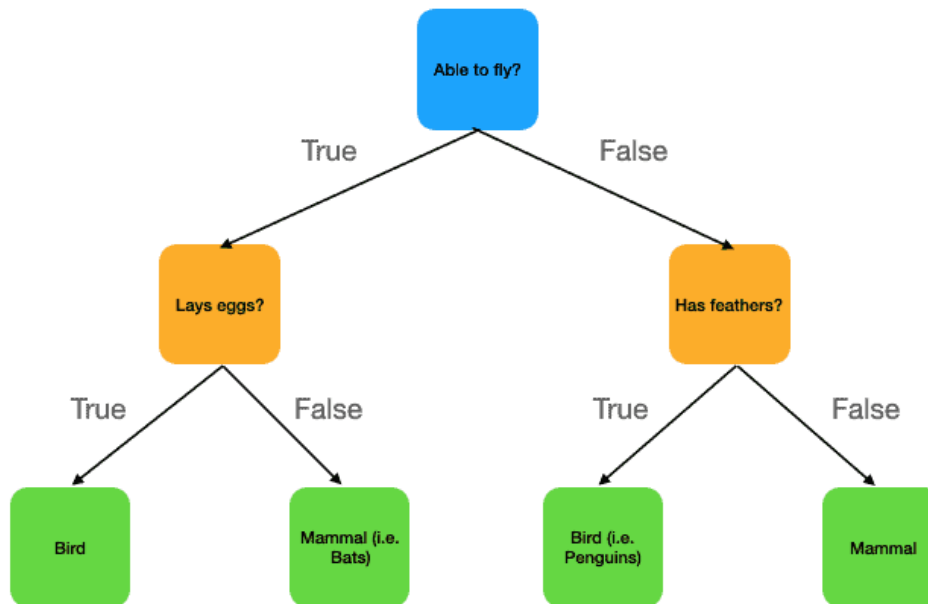


Figura 24: struttura esemplificativa di un albero decisionale

Il numero totale di nodi, di foglie e la profondità dell'albero decisionale ne determinano la complessità. La struttura di un albero viene stabilita, in una prima fase di *training* del modello, da un algoritmo che generalmente segue un approccio *top-down*: fornito il dataset di addestramento di partenza (un campione dei pixel "0" e "1" con i rispettivi valori delle *features*), ad ogni iterazione si valutano tutte le funzioni possibili per ogni variabile (ovvero tutte le possibili condizioni da imporre su ciascun fattore predisponente), finché non si arriva ad un partizionamento soddisfacente (che rispecchia la reale classificazione binaria del territorio). Una volta addestrato e testato il modello, lo si utilizza poi in una seconda fase di predizione per classificare i dati rimanenti (pixel "-1"). (Rokach & Maimon, 2005).

Una delle limitazioni di un albero decisionale risiede nel fatto che al cambiare del *training dataset* cambia anche la struttura del modello e quindi l'*output*. Per tale motivo si preferisce lavorare, anziché con un singolo classificatore, con un insieme di classificatori (*ensemble of decision trees*). Ognuno di questi viene addestrato con dati differenti, in modo da trattare un maggiore contenuto informativo, dopodiché il risultato finale viene calcolato andando a mediare le predizioni fornite da tutti i classificatori. Esistono due metodologie principali per estrarre il *training dataset* di ciascun albero decisionale (Figura 25²):

- *bagging classifiers*, in cui dal campione di addestramento originale si estrae un sottocampione di numerosità pari a N in maniera randomica per ogni DT (i medesimi dati possono quindi essere estratti più di una volta);
- *boosting classifiers*, in cui gli alberi non vengono più addestrati in parallelo, ma in sequenza e il campione di numerosità N di ogni DT viene estratto sulla base della performance ottenuta dall'addestramento dell'ultimo albero.

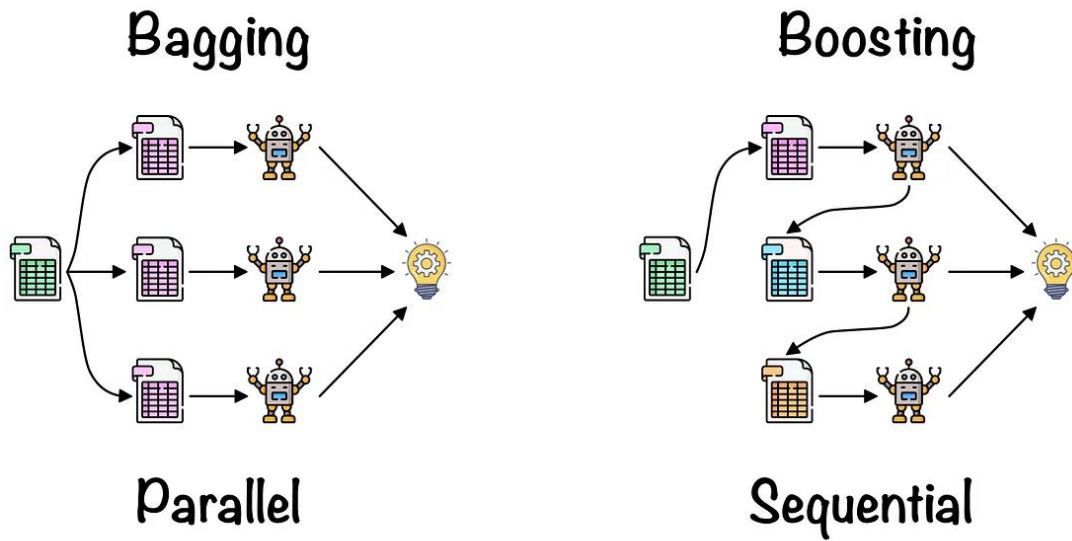


Figura 25: metodologie di estrazione del campione di addestramento per un insieme di alberi decisionali

In diverse applicazioni la seconda metodologia non si è dimostrata sempre efficace. Può infatti succedere che si adatti troppo ai dati di allenamento (errori compresi), non essendo più in grado successivamente di classificare nuovi dati. Questo problema è comunemente noto come *overfitting* e per evitarlo si è preferito ricorrere alla metodologia *bagging* (Maclin & Opitz, 1997).

Un vantaggio dei *Decision Trees* è che possono essere utilizzati anche per individuare le variabili più informative rispetto alla classificazione di *output*. Difatti, l'importanza dei nodi (e quindi delle relative variabili) decresce dal nodo "radice", cui corrisponde la variabile più rilevante, alle foglie. Va inoltre sottolineato che solo gli attributi che contribuiscono alla classificazione finale compaiono nei nodi, mentre quelli che hanno una minore capacità discriminante vengono esclusi (Sugumaran et al., 2007).

Un secondo vantaggio deriva dalla possibilità di trattare sia variabili di *input* continue che categoriche (Song & Ying, 2015).

Il superamento della difficoltà di identificare, tra i 15 fattori predisponenti di natura sia continua che categorica, quelli maggiormente informativi per la classificazione di suscettività è stato decisivo nella scelta dell'*ensemble bagged decision trees* come metodologia per realizzare la mappatura.

Mappatura di suscettività alluvionale della Lombardia

Come è emerso dall'analisi dei dati, ogni UTO è caratterizzata da proprietà idrogeomorfologiche differenti, per cui anche l'evoluzione dei fenomeni alluvionali cambierà a seconda del contesto territoriale. È pertanto indispensabile disporre di un modello di predizione specifico per ogni UTO, quindi in totale di quattro modelli diversi.

La procedura alla base della produzione della mappatura tuttavia è la medesima:

- 1) fase di *training* e *testing*: a partire dai valori dei fattori predisponenti in corrispondenza di un campione di pixel storicamente alluvionati (1) e non allagabili (0), si addestra l'insieme di alberi decisionali. Si stabiliscono quindi i fattori predisponenti più informativi e i parametri del modello (p.e. numero di alberi decisionali) che producono la classificazione binaria più simile possibile a quella fornita in *input*;
- 2) fase di predizione: si forniscono in ingresso al modello i pixel "-1" (e i relativi valori delle sole *features* più informative) per ognuno dei quali viene valutata la maggiore/minore vicinanza ai pixel 0/1. Nello specifico, ad ogni pixel "-1", il modello assegna un valore di probabilità che varia da 0 a 1, rappresentativa della probabilità che quel pixel sia suscettivo all'alluvionamento tanto quanto un'area storicamente allagata.

I passaggi sopra elencati sono implementabili in Matlab^{1,2} e riportati nel dettaglio per ogni UTO nei seguenti capitoli. Verranno trattate prima le UTO "collina" e "montagna", poiché le mappature della "collina tabulare" e della "bassa pianura" hanno richiesto degli accorgimenti specifici.

Mappatura di suscettività in "collina" e "montagna"

Per la prima fase di addestramento si è fornito in ingresso al modello un campione che contenesse lo stesso numero di pixel "0" e "1". Dalla Tabella 6 emerge infatti una prevalenza di pixel non alluvionabili, per cui si sono estratti tutti i pixel "1" ed egual numero di pixel "0", in modo tale da fornire il maggior contenuto informativo possibile relativamente alle aree allagate. Seguono due passaggi: l'identificazione dei fattori predisponenti più rilevanti per la classificazione, la selezione dei parametri del modello.

Per valutare l'importanza relativa delle *features* vengono dati in *input* all'algoritmo i valori dei fattori in corrispondenza di ciascun pixel "0" e "1", ad eccezione dei geomorfoni. Se infatti si considerassero anche questi ultimi, che sono già stati utilizzati per la generazione della classificazione binaria 0/1, essi verrebbero rilevati come il fattore più importante. Di conseguenza la classificazione finale rispecchierebbe quasi esclusivamente l'andamento dei geomorfoni: le strutture *peak*, *ridge* e *spur* sarebbero classificate come zone non allagabili, le rimanenti come zone altamente suscettive. Il contenuto informativo delle altre *features* verrebbe quindi trascurato. Per ovviare tale problema si è quindi deciso di escludere i geomorfoni dai dati di *input*.

La relativa importanza dei fattori predisponenti nelle UTO "collina" e "montagna" sono state riportate rispettivamente in Figura 26 e Figura 27.

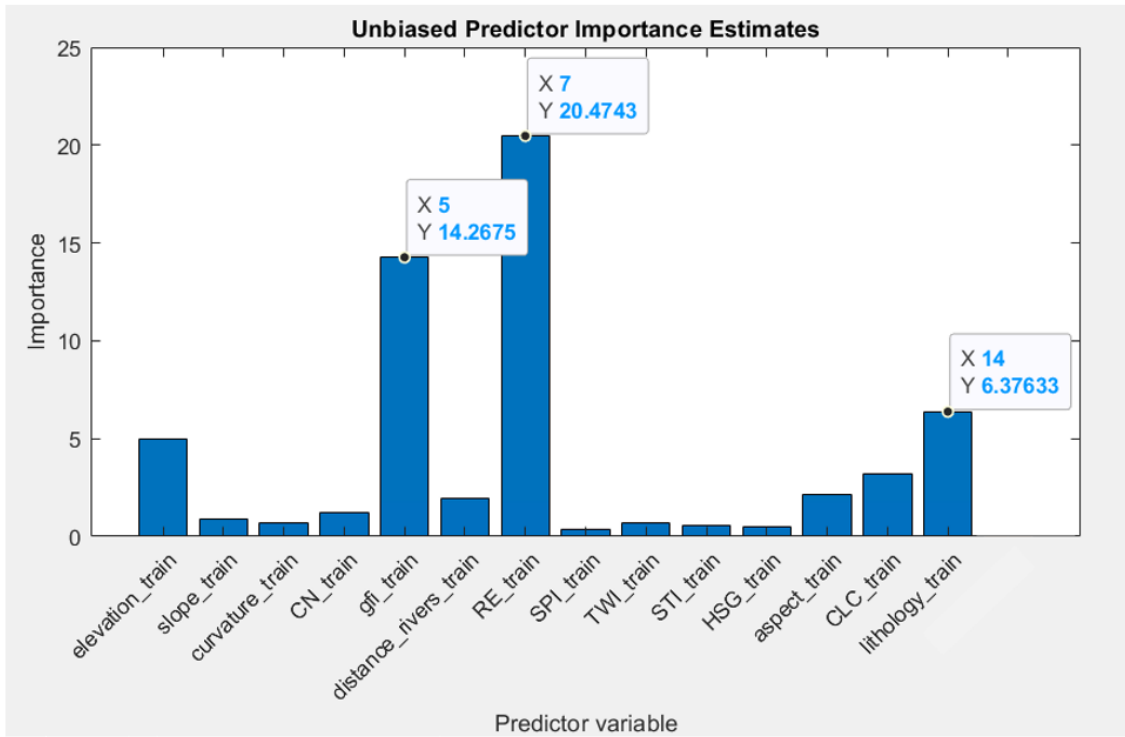


Figura 26: importanza dei fattori predisponenti rispetto alla classificazione binaria in “collina”

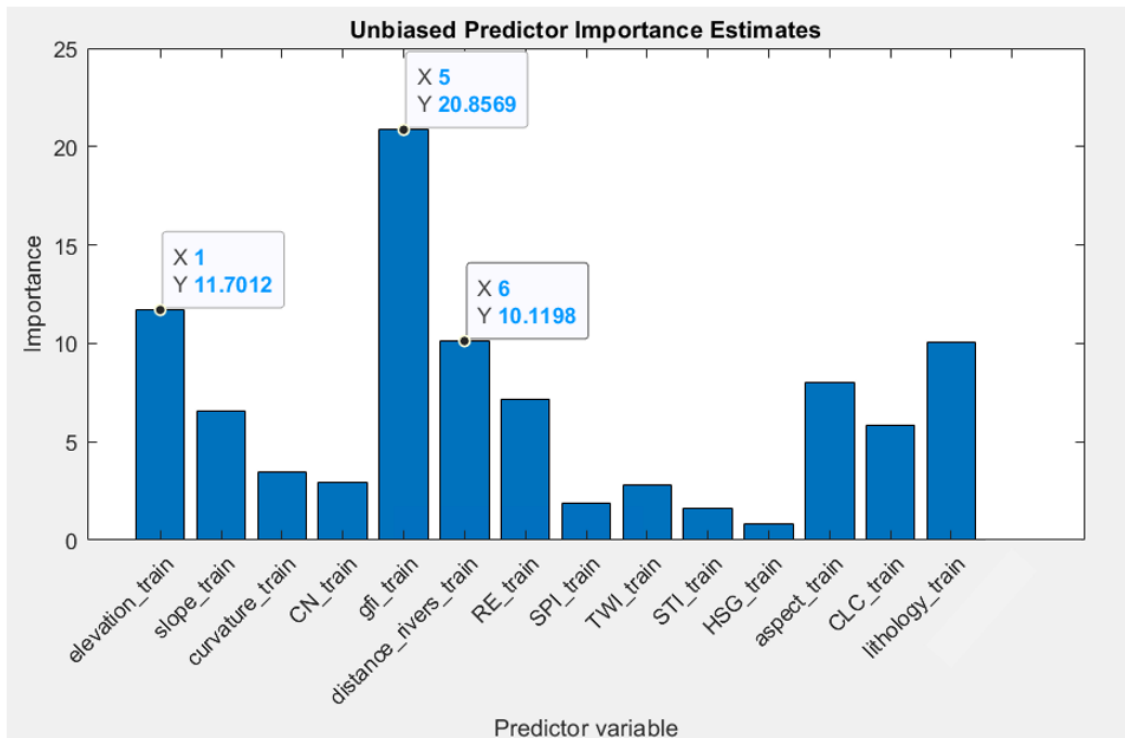


Figura 27: importanza dei fattori predisponenti rispetto alla classificazione binaria in “montagna”

Per ridurre i tempi computazionali richiesti dal modello nelle successive fasi di addestramento e predizione, si sono selezionati per ogni UTO i tre fattori predisponenti più informativi:

- la quota relativa, il GFI e la litologia, per la “collina”;
- il GFI, la quota e la distanza dal reticolo idrografico per la “montagna”.

Prima di procedere con la parametrizzazione del modello, si è verificato tramite il coefficiente lineare di Pearson (Capitolo 8.1) che i fattori scelti per ogni UTO non fossero correlati tra loro.

A questo punto le *features* più rilevanti, estratte in corrispondenza dei pixel “0” e “1”, vengono nuovamente fornite in ingresso al modello per una seconda fase di *training* in cui si vanno a vagliare diverse strutture dell’insieme di alberi per individuare quella che fornisce il minimo errore di predizione. In particolare, si è deciso di supervisionare la scelta di due parametri: il numero di alberi (*number of grown trees*) e il numero minimo di osservazioni (pixel da classificare) che si vuole far ricadere in ciascuna foglia (*minimum leaf size*). Sia per “collina” che per “montagna” si sono quindi testati un numero massimo di alberi pari a 50 ed un numero minimo di osservazioni pari a [5 10 20 50 100]. Per ogni combinazione possibile viene fornito lo scarto quadratico medio (*Mean Squared Error*) compiuto dal modello nella classificazione. In Figura 28 e in Figura 29 sono stati rappresentati degli ingrandimenti delle curve di errore, rispettivamente per “collina” e “montagna”. Su questi risultati si è fissato il numero di alberi a 20, mentre il *minimum leaf size* a 5, per entrambe le UTO.

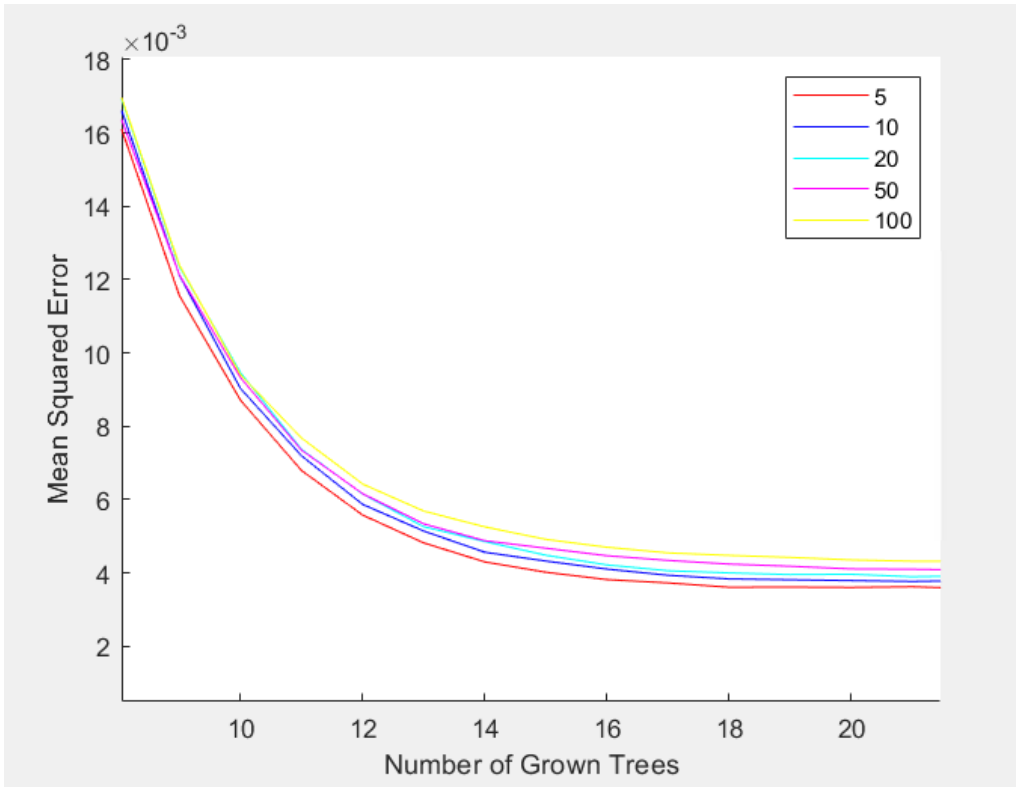


Figura 28: zoom dell'errore di misclassificazione compiuto dal modello della "collina" in base al numero minimo di osservazioni per foglia e al numero di alberi

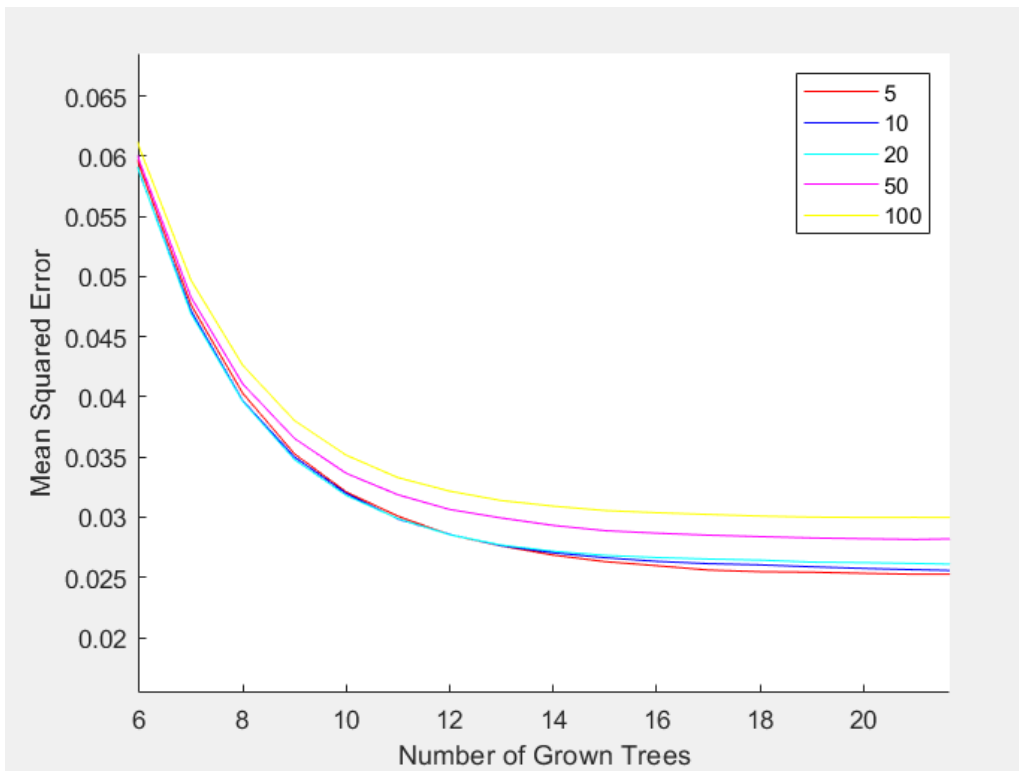


Figura 29: zoom dell'errore di misclassificazione compiuto dal modello della "montagna" in base al numero minimo di osservazioni per foglia e al numero di alberi

L'obiettivo della fase di addestramento è quello di far imparare all'algoritmo di *Machine-Learning* come cambiano i valori dei tre fattori predisponenti passando dalle aree storicamente allagate alle aree non allagabili. In questo modo sarà in grado di riconoscere la maggiore/minore somiglianza di un nuovo pixel potenzialmente inondabile (-1) alla classe 0 o 1, semplicemente fornendogli in *input* le stesse tre *features*. Per predire la suscettività alluvionale per l'intero territorio della "collina" si sono quindi dati in ingresso al modello i valori della quota relativa, del GFI e della litologia in corrispondenza dei pixel "-1". Per la "montagna" invece i valori del GFI, della quota e della distanza dal reticolo idrografico. Il modello fornisce quindi in *output* un valore di probabilità per ogni pixel "-1" che varia da 0 a 1. Esso rappresenta la probabilità che quel pixel appartenga alla classe "aree storicamente allagate". Una probabilità vicina a 1 è pertanto indicativa di una suscettività alluvionale elevata, viceversa una probabilità vicina allo 0 è indicativa di una bassa suscettività alluvionale. Per esempio, in Figura 30 è stata rappresentata la distribuzione di frequenza dei valori di probabilità ottenuti in "montagna". La frequenza più alta si riscontra in corrispondenza di valori di probabilità inferiori a 0,3. Questo risultato rispecchia le statistiche di Tabella 6.

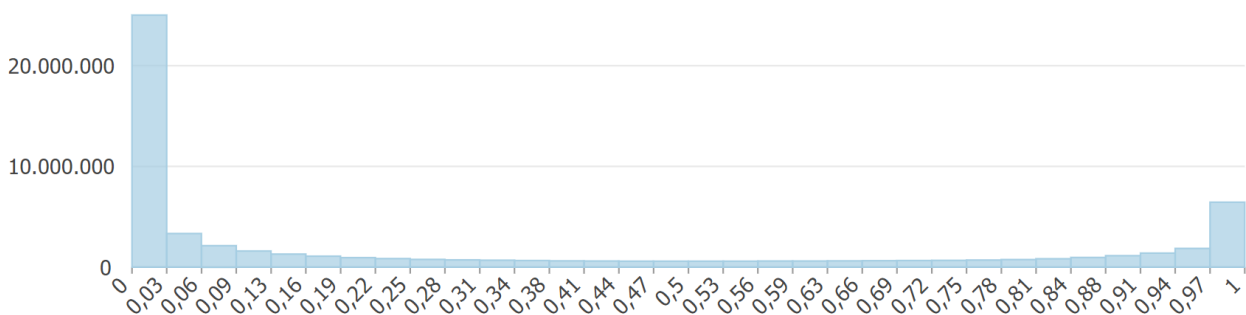


Figura 30: distribuzione di frequenza dei valori di probabilità di appartenenza alla classe "1" nei pixel "-1" in "montagna"

Tuttavia, la maggior parte delle mappature di suscettività presenti in letteratura vanno a classificare il territorio in 4/5 classi di suscettività. ArcGIS Pro mette a disposizione diversi metodi di classificazione dei dati³:

- *manual interval*, che viene utilizzato quando le interruzioni di classe sono note e le si vuole inserire manualmente;
- *defined interval*, che consiste in una classificazione a intervalli uguali dei quali si sceglie la dimensione, dopodichè in base a questa il *software* genera il numero idoneo di classi;
- *equal interval*, che consiste nuovamente in una classificazione a intervalli uguali, ma in questo caso viene fissato direttamente il numero di classi che si vuole ottenere;
- *quantile*, che va ad assegnare lo stesso numero di dati ad ogni classe, pertanto è consigliato solo nel caso in cui i dati dovessero presentare una distribuzione di valori relativamente uniforme (valori molto simili potrebbero infatti ricadere anche in classi diverse);

- *natural breaks*, in cui le classi vengono definite in base ai raggruppamenti naturali relativi ai dati, in modo tale da minimizzare la varianza all'interno di ciascuna classe e massimizzare la varianza tra classi diverse;
- *geometrical interval*, che è una via di mezzo tra il metodo *quantile* e *natural breaks*, poiché crea gli intervalli minimizzando la somma dei quadrati del numero di dati presenti in ciascuna classe in modo tale che in ognuna di queste ricada approssimativamente lo stesso numero di dati;
- *standard deviation*, che viene in genere applicato a dataset normalmente distribuiti, poiché fornisce una classificazione in base alla distanza dei dati dal valore medio.

Tra le metodologie proposte la classificazione *natural breaks* è risultata essere quella in grado di fornire il risultato più realistico, poiché in grado di individuare per l'appunto i gruppi di dati con valori simili di probabilità, e quindi con caratteristiche simili di suscettività. Prendendo sempre a riferimento la "montagna", si andrà ora a delineare la procedura seguita per ricavare le classi di suscettività. Tramite il metodo a interruzioni naturali si sono inizialmente classificati i valori di probabilità in 10 classi (Figura 31), in modo da studiare al meglio la graduale variazione della probabilità nel contesto territoriale in esame. Tenendo poi a riferimento lo *shapefile* delle alluvioni storiche e le mappature di pericolosità idraulica, si sono aggregate le 10 classi in 4 classi in modo da rispecchiare al meglio la reale predisposizione del territorio ad essere alluvionato. Nello specifico, le prime tre classi sono state aggregate nella classe di suscettività bassa, le classi corrispondenti al range di probabilità [0,244 - 0,604] sono state aggregate nella classe di suscettività medio-bassa, le classi corrispondenti al range di probabilità [0,605 - 0,937] sono state aggregate nella classe di suscettività medio-alta, infine all'ultima classe è stata associata la classe di suscettività alta. In Figura 32 sono state riportate nuovamente le 10 classi iniziali, ma a ognuna di queste è stato assegnato il colore della classe di suscettività in cui ricadono dopo l'aggregazione: verde scuro se bassa, verde chiaro se medio-bassa, giallo se medio-alta, rosso se alta. Analogamente per la "collina", le cui 10 classi sono state riportate in Figura 33 e la relativa modalità di aggregazione in Figura 34.

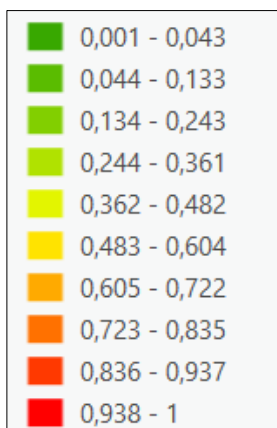


Figura 31: 10 classi di suscettività in "montagna"

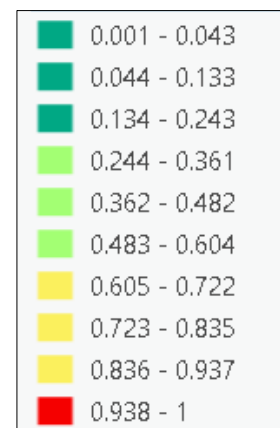


Figura 32: aggregazione delle 10 classi di suscettività in "montagna"

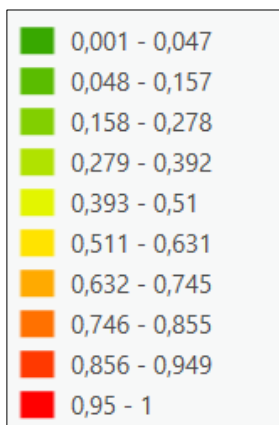


Figura 33: 10 classi di suscettività in "collina"

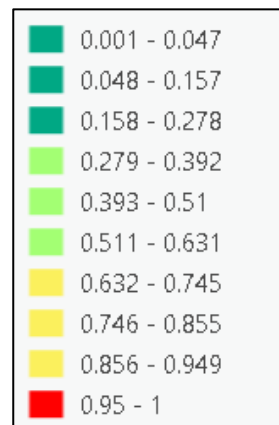


Figura 34: aggregazione delle 10 classi di suscettività in "collina"

Una volta riclassificati tutti i pixel nelle quattro classi di suscettività si ottiene la mappatura finale. In Figura 35 e in Figura 36 sono state raffigurate rispettivamente una porzione della mappatura di suscettività della "collina" e una porzione della mappatura di suscettività della "montagna".

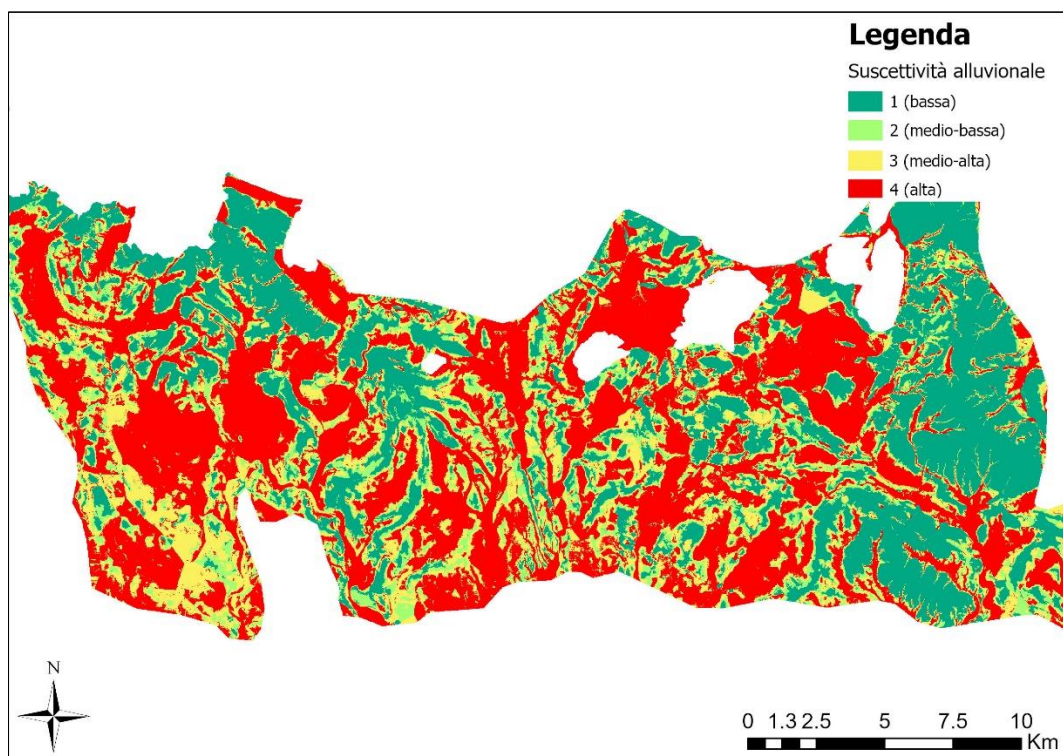


Figura 35: suscettività alluvionale in una porzione di territorio della "collina"

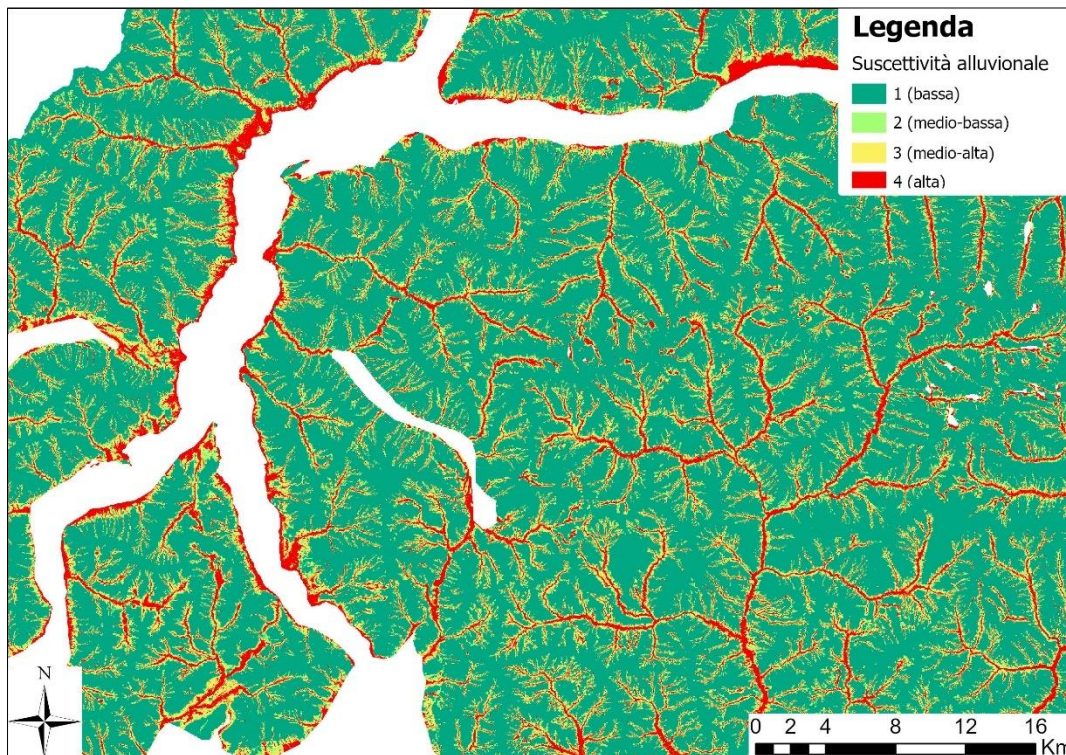


Figura 36: suscettività alluvionale in una porzione di territorio della “montagna”

Mappatura di suscettività in “collina tabulare”

Per produrre la mappatura di suscettività in alluvionale in “collina tabulare” si è seguita la medesima procedura descritta al Capitolo 10.1.

Il *training dataset* è stato generato analogamente alle UTO “collina” e “montagna”, estraendo tutti i pixel “1” ed egual numero di pixel “0”, poiché dalla Tabella 6 emerge che anche in “collina tabulare” si ha una prevalenza di pixel non alluvionabili.

Si è quindi valutata l’importanza relativa dei fattori predisponenti. In questo caso il fattore che è stato escluso dalla prima fase di *training* è la distanza dal reticolo idrografico: infatti essa è stata utilizzata per la generazione della classificazione binaria 0/1, analogamente ai geomorfon per “bassa pianura”, “collina” e “montagna”, per cui andrebbe a nascondere la reale importanza delle altre *features*. I fattori che l’algoritmo ha inizialmente individuato come maggiormente rilevanti sono stati la quota, la quota relativa e il gruppo idrologico del suolo (Figura 37).

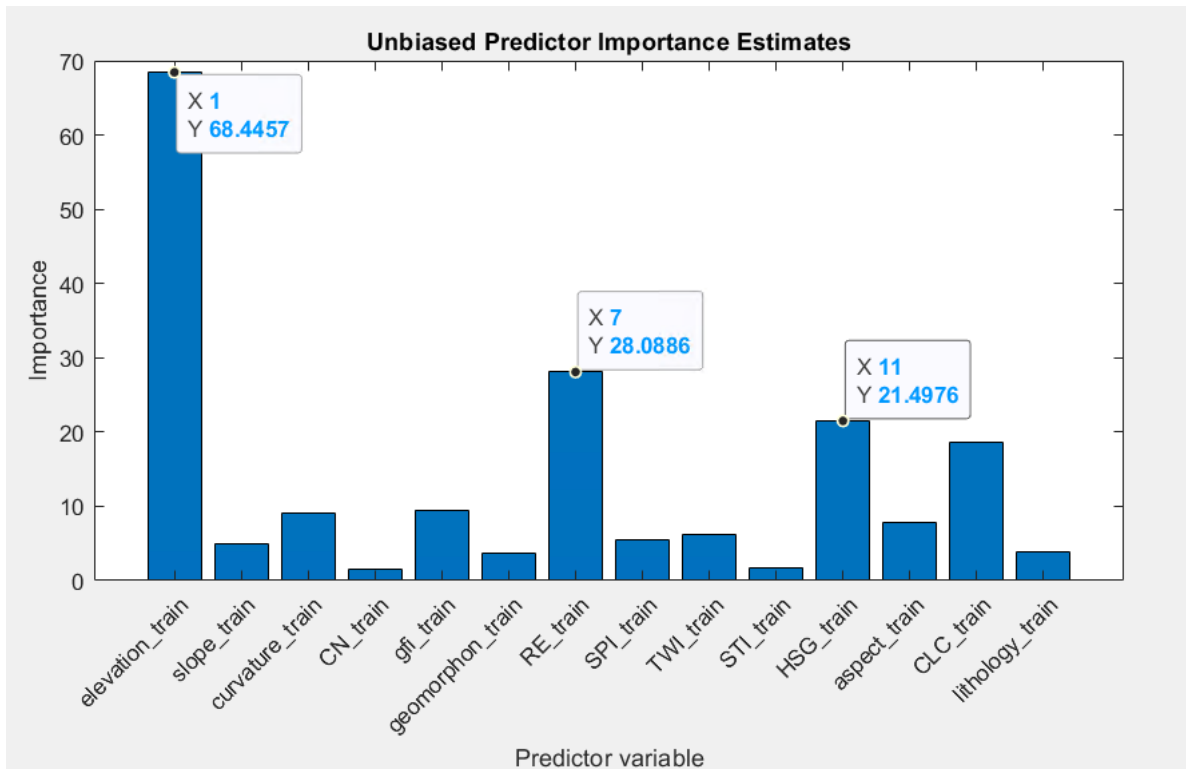


Figura 37: importanza dei fattori predisponenti rispetto alla classificazione binaria in “collina tabulare”

Tuttavia, una volta calibrati i parametri del modello e terminata la fase di predizione, la mappatura risultante (Figura 38) presentava una grande prevalenza di pixel poco suscettivi anche in prossimità del reticolo idrografico. Tale risultato è imputabile al ridotto numero di eventi alluvionali verificatisi in queste aree (come riportato in Tabella 4, solo lo 0,83% delle alluvioni storiche hanno avuto luogo in “collina tabulare”) e alla poca variazione dei fattori quota e HSG dai pixel “0” ai pixel “1”. Per esempio, il 92,5% del territorio è caratterizzato da una permeabilità media, il 7,13% da una permeabilità alta e solo lo 0,37% da una permeabilità scarsa. Il 15,83% delle aree storicamente alluvionate ricade nel gruppo idrologico del suolo A, mentre l’84,17% nel gruppo idrologico del suolo B, ma nel gruppo B ricade anche il 98,25% delle aree non alluvionabili. Pertanto, il modello riconosce da un lato la maggiore predisposizione all’alluvionamento di un suolo più permeabile, dall’altro impara che i pixel “0” si trovano tendenzialmente dove si ha una permeabilità media del suolo. Similmente per la quota che, come riportato in Tabella 7, risulta essere leggermente più bassa nei pixel “1”: infatti le uniche zone che vengono comunque classificate nella classe di suscettività alta, nonostante presentino una permeabilità media, sono quelle localizzate a quote inferiori.

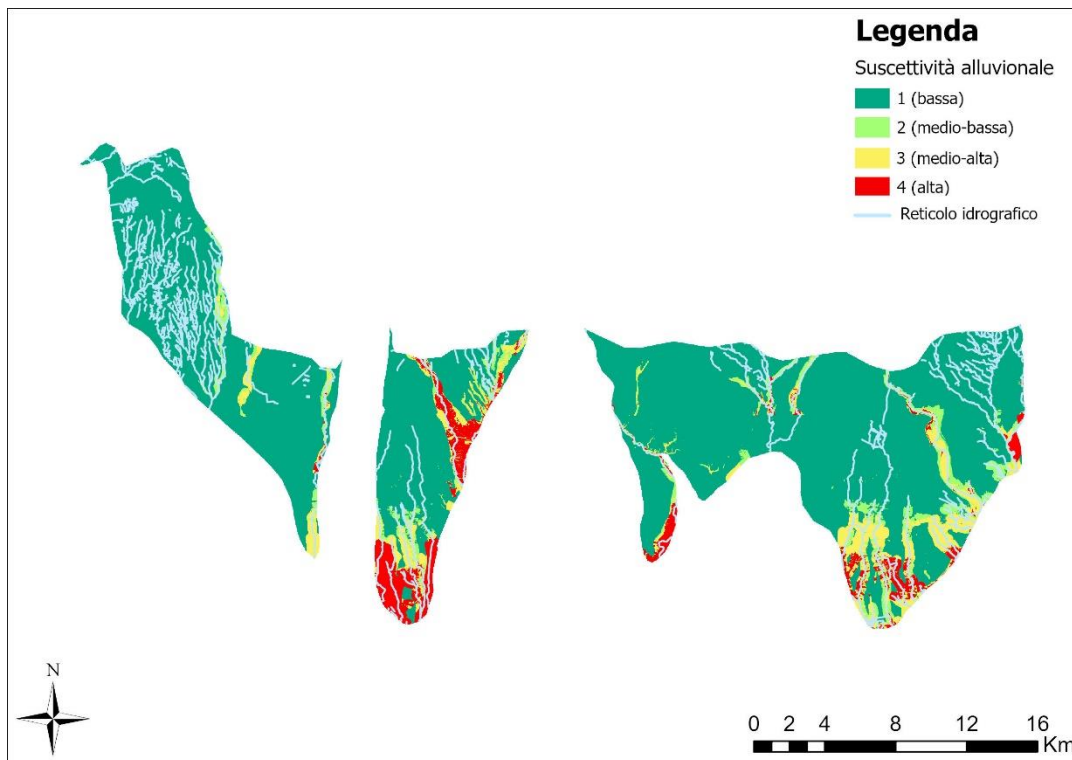


Figura 38: suscettività alluvionale in “collina tabulare”, derivata dalle informazioni fornite da quota, quota relativa e HSG

Al fine di ottenere una mappatura più realistica si è proceduto testando diverse combinazioni di fattori predisponenti da fornire in ingresso agli alberi decisionali. In base all’analisi di correlazione (Capitolo 8) si sono ovviamente escluse le combinazioni di fattori correlati tra loro. Per ogni combinazione è stata quindi ripetuta la scelta dei parametri del modello e la fase di predizione. Segue ora una descrizione dei risultati ottenuti utilizzando come fattori di *input* la quota relativa e il GFI, che hanno prodotto la classificazione più soddisfacente. In base alla curva di errore di Figura 39, il numero di alberi è stato fissato pari a 35, mentre il *minimum leaf size* pari a 50.

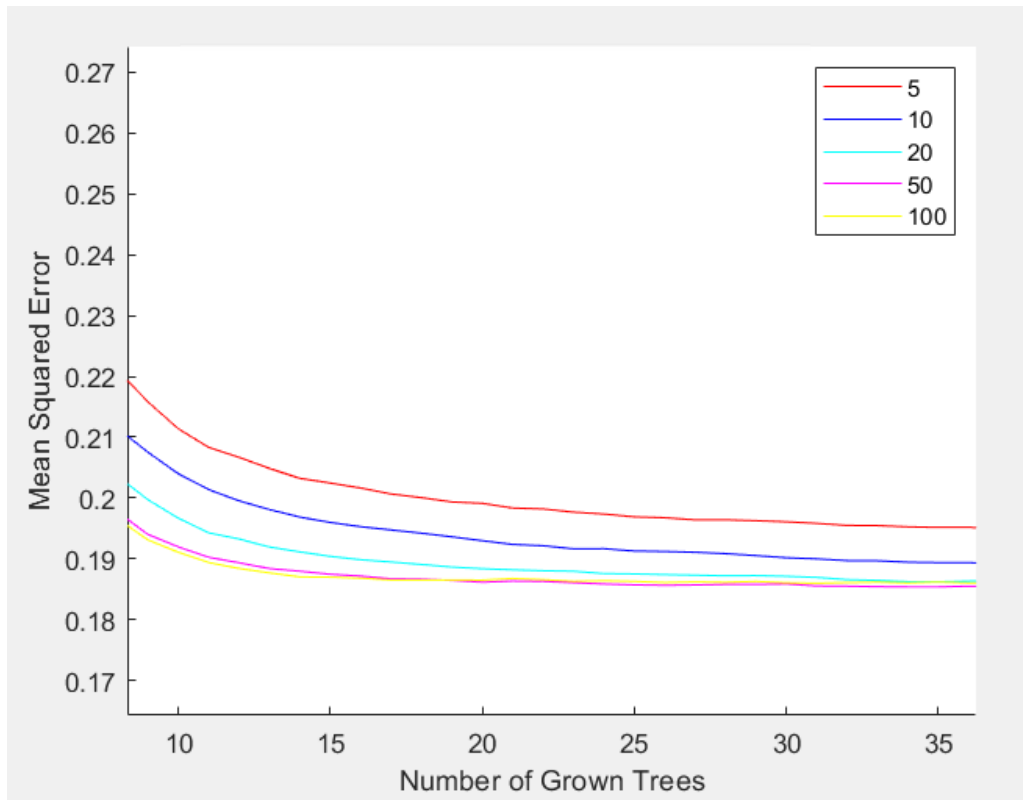


Figura 39: zoom dell'errore di misclassificazione compiuto dal modello della "collina tabulare" in base al numero minimo di osservazioni per foglia e al numero di alberi

Analogamente alla "collina" e alla "montagna" si sono poi riclassificati con il metodo *natural breaks* i valori di probabilità ottenuti in corrispondenza dei pixel "-1" in dieci classi (Figura 40), successivamente aggregate in quattro classi di suscettività (Figura 41).

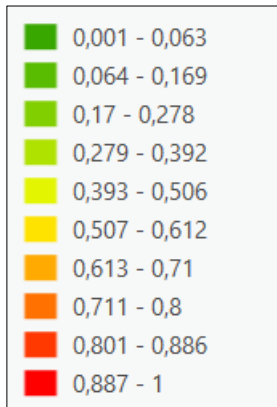


Figura 40: 10 classi di suscettività in “collina tabulare”

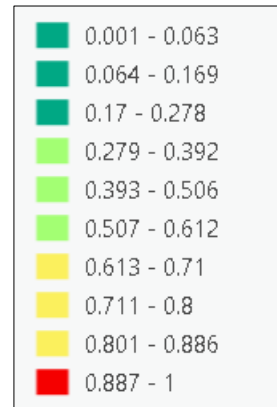


Figura 41: aggregazione delle 10 classi di suscettività in “collina tabulare”

La mappatura finale di suscettività alluvionale per la “collina tabulare” è raffigurata in Figura 42. Si può notare un incremento delle aree ad alta e a medio-alta suscettività nel territorio in prossimità del reticolo idrografico che, come descritto al Capitolo 6.2, è per natura maggiormente soggetto a fenomeni di inondazione.

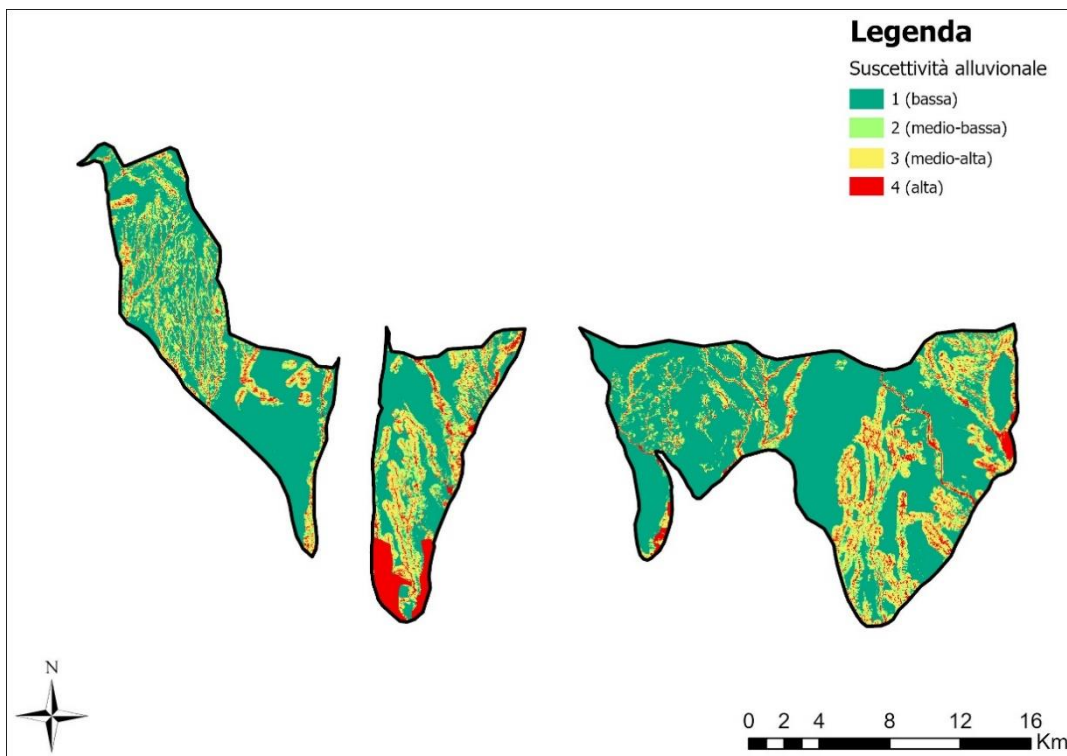


Figura 42: suscettività alluvionale in “collina tabulare”

Mappatura di suscettività in “bassa pianura”

Come primo passaggio si sono estratti i pixel “0” e “1” da fornire al modello nella fase di *training*. Differentemente dalle altre UTO, si sono utilizzati tutti i pixel “0” ed egual numero dei pixel “1”, in modo da sfruttare il maggior contenuto informativo possibile relativamente alle aree non allagabili, presenti solo allo 0,61% nella classificazione binaria (Tabella 6).

Per le medesime motivazioni riportate al Capitolo 10.1, i geomorfoni sono stati esclusi dai dati di *input*.

In “bassa pianura” si sono riscontrati problemi simili alla “collina tabulare”. I fattori che l’algoritmo ha inizialmente individuato come maggiormente rilevanti sono stati la litologia, la quota e il GFI (Figura 43).

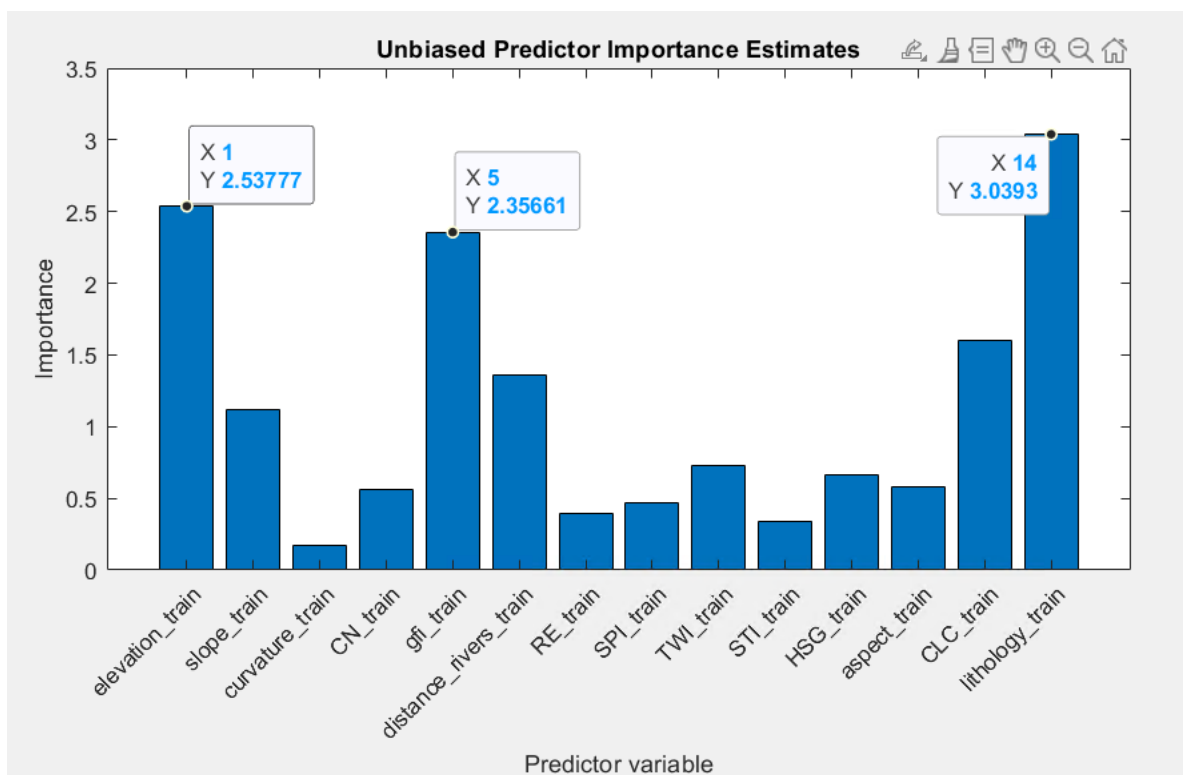


Figura 43: importanza dei fattori predisponenti rispetto alla classificazione binaria in “bassa pianura”

In questo caso però, al contrario della “collina tabulare”, i pixel “-1” tendevano a essere classificati nella classe di suscettività alta (Figura 44). Per esempio, utilizzando la quota come *input*, le aree della Pianura Padana vengono associate prevalentemente alla classe 4, a prescindere dal valore degli altri fattori predisponenti. Questo succede perché le alluvioni storiche si sono verificate mediamente a quote inferiori rispetto alle altitudini corrispondenti alle aree non allagabili (come si può vedere in Tabella 7). Di conseguenza, il modello considera questa *feature* come rilevante per la classificazione binaria e impara che tutte le zone di bassa quota hanno una probabilità elevata di essere alluvionate. Inoltre, nonostante il GFI sia risultato essere particolarmente informativo in tutte le altre UTO, utilizzarlo in “bassa pianura” sarebbe sconveniente. Il suo calcolo richiede infatti

l'individuazione del reticolo idrografico imponendo una soglia sulla *flow accumulation* (tool di ArcGIS Pro introdotto al Capitolo 5.6), che nei territori fortemente antropizzati, in cui il DTM risente dei cambi di quota dovuti alla presenza di elementi artificiali (p.e. strade, canali, edifici), non è in grado di descrivere la reale rete idrografica.

Un altro problema che si è riscontrato è stata la sensibilità dell'algoritmo rispetto al "rumore" presente nei valori di alcuni fattori predisponenti, nello specifico pendenza e curvatura. Anche queste *features* risentono infatti delle variazioni di quota in corrispondenza degli elementi artificiali, che si riflettono anche nella mappatura di suscettività finale. In Figura 45 è stata riportata come esempio una porzione della mappatura ricavata fornendo in ingresso al modello il gruppo idrologico del suolo e la pendenza in corrispondenza dei pixel "-1": si distinguono chiaramente le rette corrispondenti alle strade e i contorni regolari dei terreni coltivati.

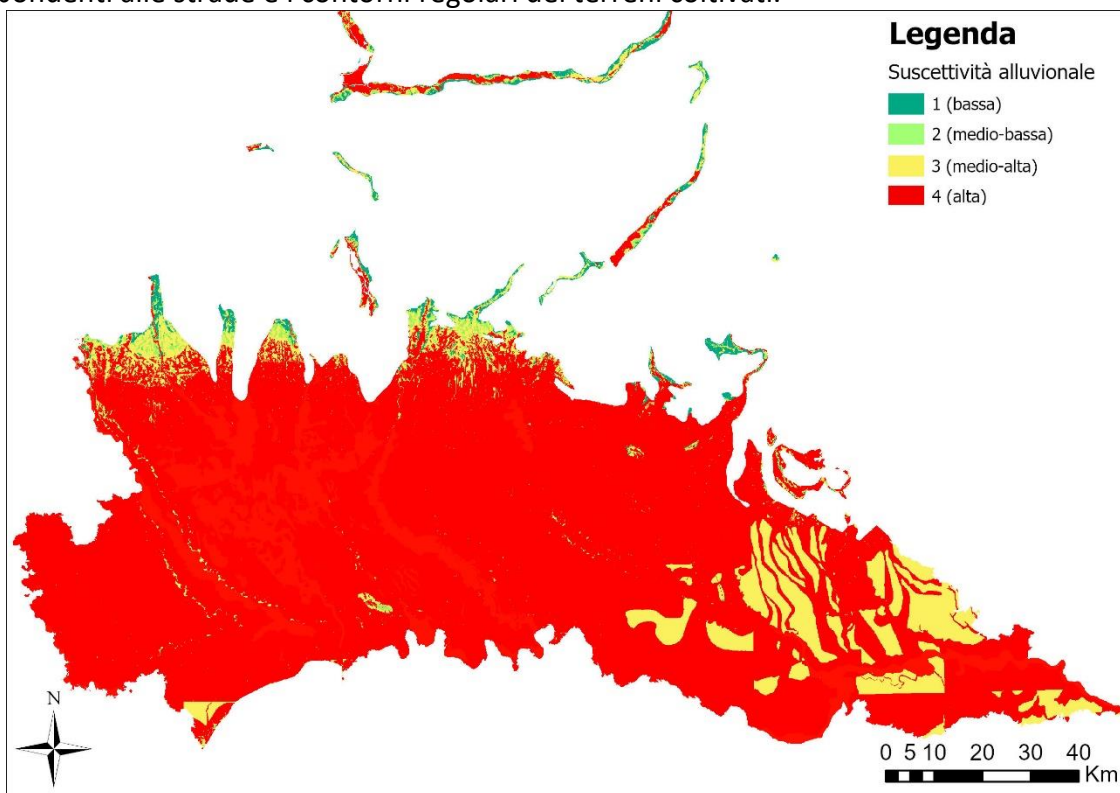


Figura 44: suscettività alluvionale in "bassa pianura", derivata dalle informazioni fornite da litologia, quota e GFI

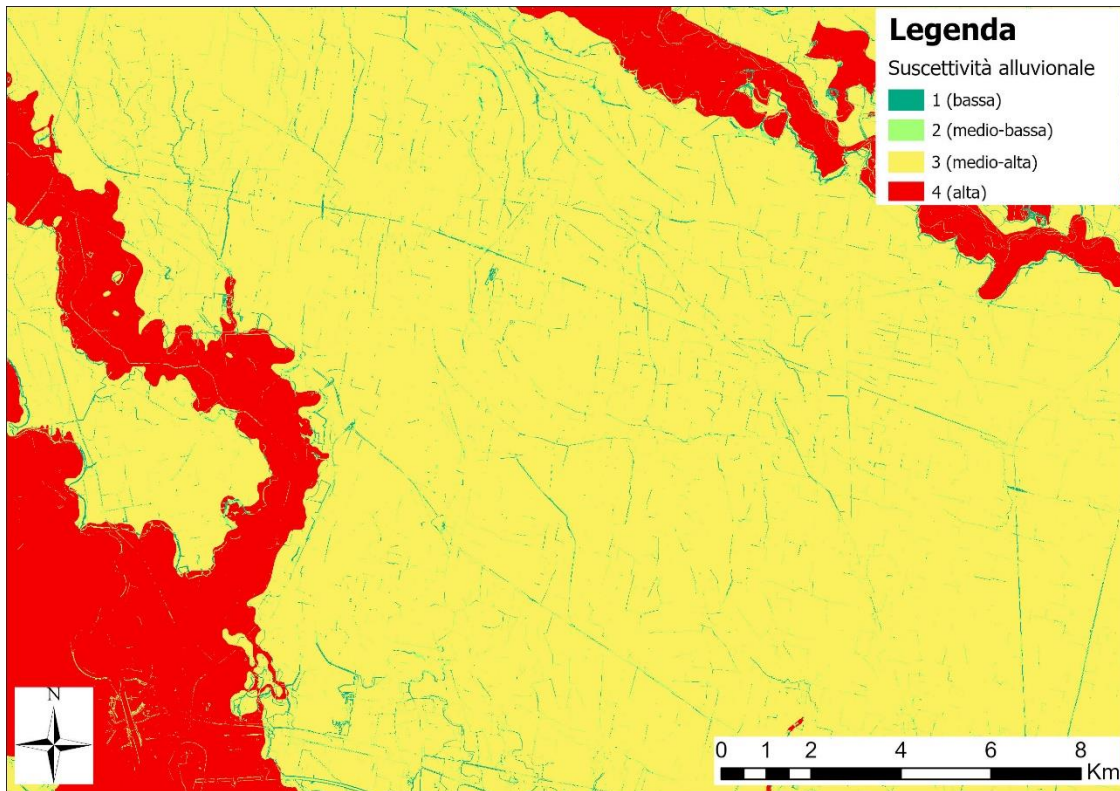


Figura 45: suscettività alluvionale in una porzione di territorio della “bassa pianura”, derivata dalle informazioni fornite da HSG e pendenza

In un contesto in cui l’effetto della geomorfologia viene meno e diventa più rilevante l’effetto delle strutture antropiche, una scelta supervisionata della combinazione di fattori predisponenti da fornire in ingresso agli alberi decisionali è fondamentale. La mappatura di suscettività più realistica è stata prodotta utilizzando la seguente combinazione: gruppo idrologico del suolo e quota relativa. I parametri del modello sono stati scelti in modo tale che la curva di errore, della quale si riporta un ingrandimento in Figura 46, fosse minimizzata. Il numero di alberi è stato fissato a 30, il *minimum leaf size* a 20.

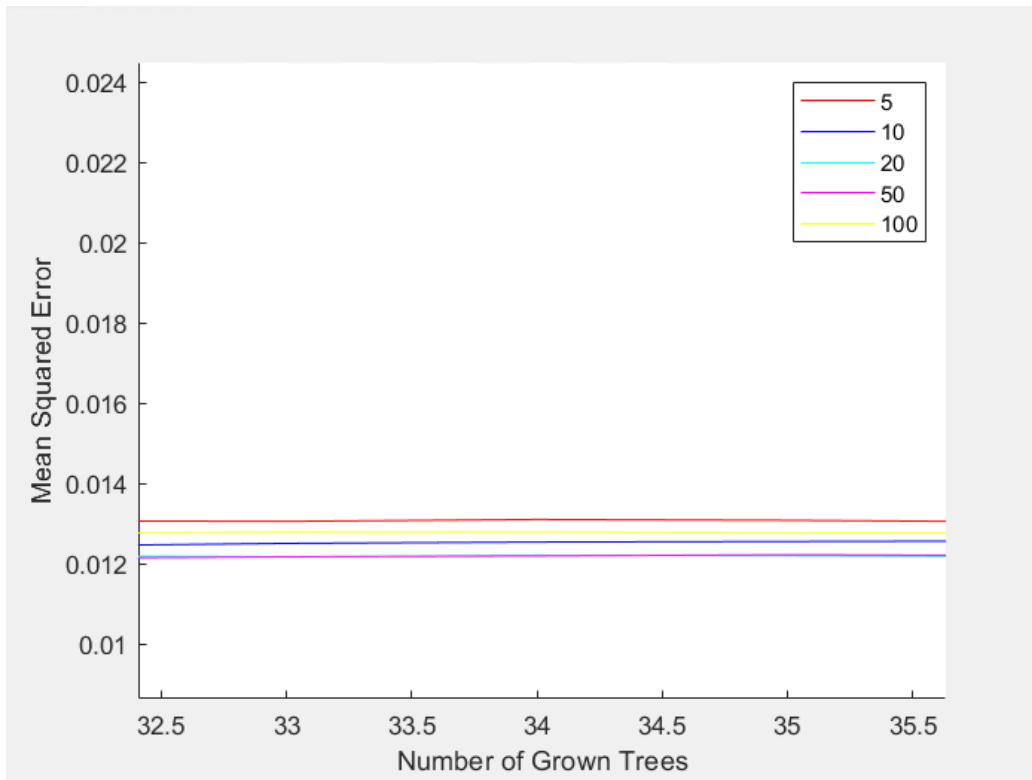


Figura 46: zoom dell'errore di misclassificazione compiuto dal modello della "bassa pianura" in base al numero minimo di osservazioni per foglia e al numero di alberi

Una volta terminata la fase di addestramento, i valori del gruppo idrologico del suolo e della quota relativa in corrispondenza dei pixel "-1" sono stati dati in ingresso al modello per predire la relativa probabilità di alluvionamento. In base a questa si sono inizialmente classificati i pixel in dieci classi (Figura 47), aggregate successivamente in quattro (Figura 48), analogamente alle altre UTO.

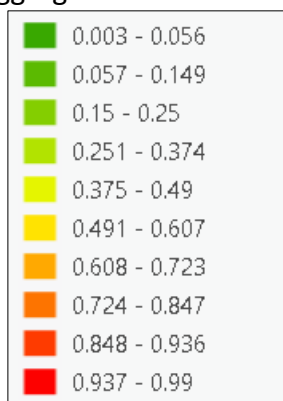


Figura 47: 10 classi di suscettività in "bassa pianura"

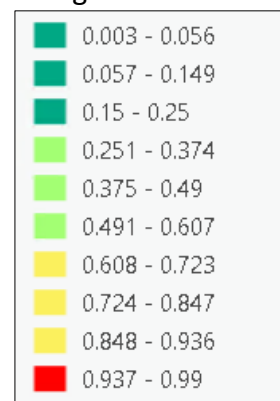


Figura 48: aggregazione delle 10 classi di suscettività in "bassa pianura"

Riclassificati tutti i pixel in base alle classi di Figura 48, si è ottenuta la mappatura finale di suscettività per la “bassa pianura” (Figura 49).

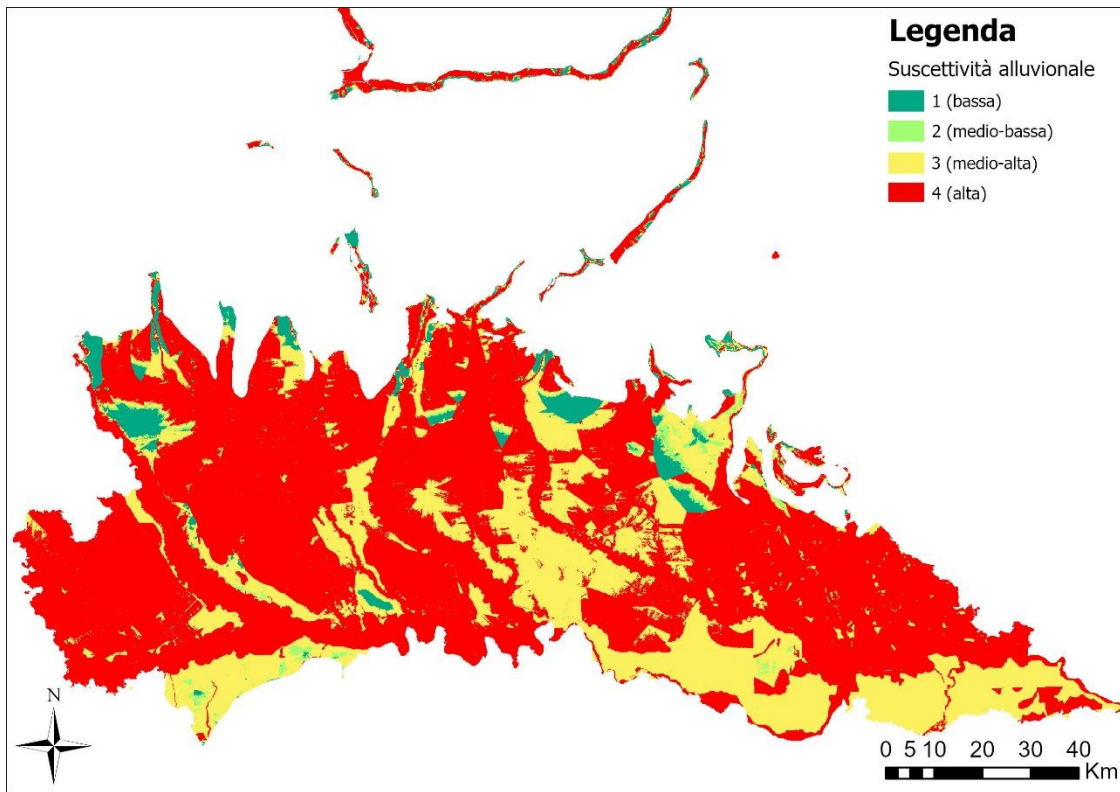


Figura 49: suscettività alluvionale in “bassa pianura”

Mappatura finale di suscettività di Regione Lombardia

Per ottenere la mappatura di suscettività dell’intera Regione Lombardia si sono unite le mappe di “bassa pianura”, “collina”, “collina tabulare” e “montagna”.

Bisogna tuttavia evidenziare che, quando si lavora con le metodologie *data-driven*, si incorre sempre in problemi di misclassificazione più o meno estesi. La fase di addestramento del modello serve per l’appunto a minimizzare la percentuale di errore nella classificazione finale, ma non potrà mai azzerarla (Al-Abadi, 2018). Al fine di ridurre i pixel isolati aventi un valore di suscettività differente rispetto ai limitrofi, si è utilizzato il comando *Boundary Clean*⁴ di ArcGIS Pro, che va a smussare i contorni tra le zone classificate diversamente. Ogni pixel viene quindi riclassificato, se necessario, in base al valore dei pixel circostanti, in accordo con la Prima Legge geografica di Tobler (1970): *“Everything is related to everything else, but near things are more related than distant things.”* Se per esempio un gruppo di pixel presenta una suscettività alta e all’interno viene identificato un pixel classificato diversamente (p.e. classe 3), l’algoritmo lo andrà ad assegnare alla classe 4. In questo modo si ottiene come risultato finale una mappatura di suscettività, riportata in Figura 50, che evolve dal concetto più artificioso di “classificazione di pixel” al concetto più naturale di “classificazione di aree”.

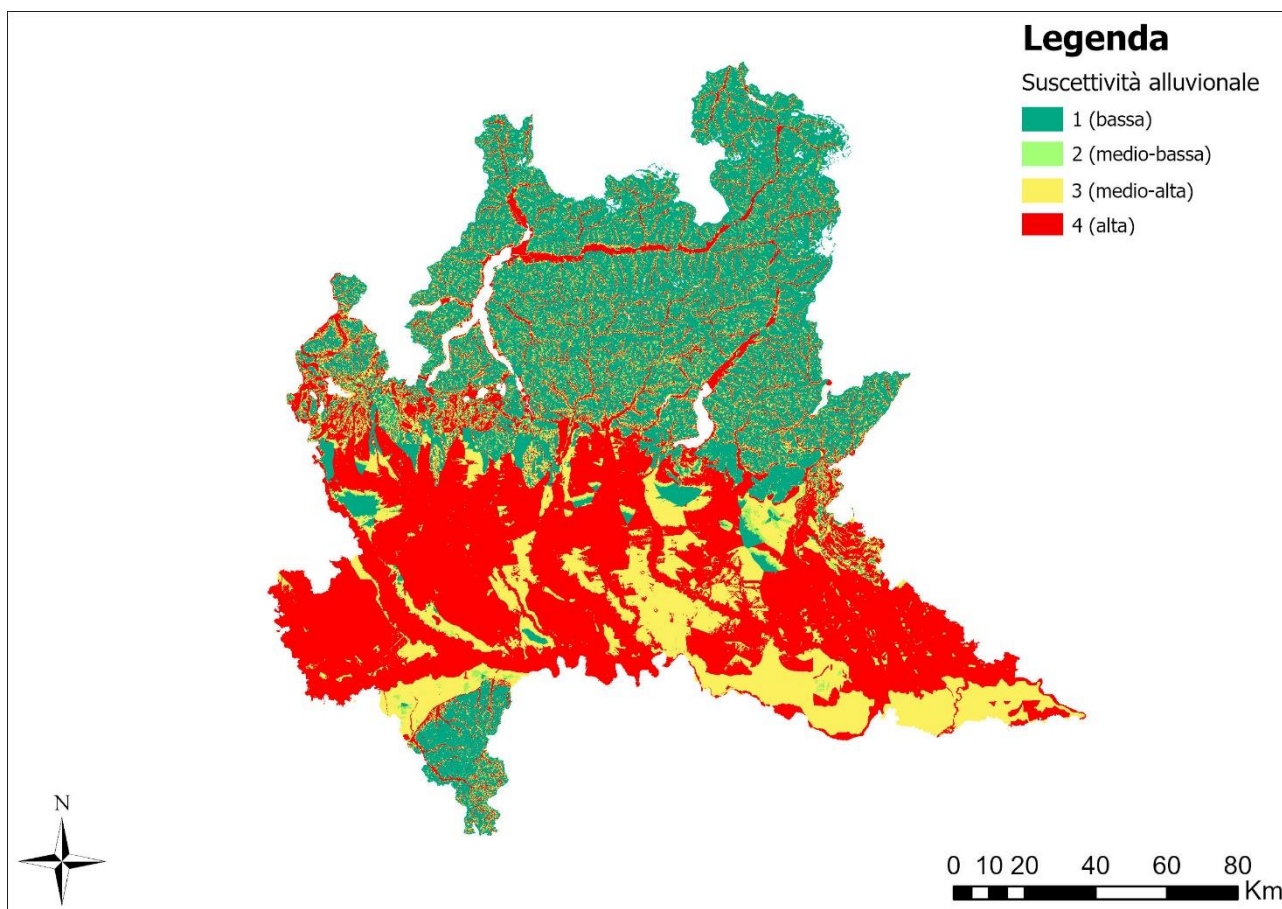


Figura 50: suscettività alluvionale in Lombardia

Il 33,39% del territorio lombardo ricade nella classe di suscettività bassa, il 4,61% nella classe medio-bassa, il 18,97% nella classe medio-alta e il 43,03% nella classe alta.

La ripartizione percentuale delle quattro classi di suscettività è stata valutata anche in corrispondenza di ciascuna UTO (Tabella 18). La “bassa pianura” risulta essere il territorio maggiormente predisposto ad essere alluvionato, con il 26,35% dei pixel in classe 3 e il 68,74% dei pixel in classe 4. Difatti in questa UTO si sono verificate ben il 96,03% delle alluvioni storiche (Tabella 4). La “montagna”, al contrario, è caratterizzata in prevalenza da una bassa suscettività alluvionale. La minoranza di pixel che presenta una maggiore suscettività è localizzata, come si può riscontrare in Figura 36, in corrispondenza dei rami dei corsi d’acqua o delle valli in cui questi defluiscono. La “collina”, che funge da elemento di connessione tra “bassa pianura” e “montagna”, mostra per l’appunto una suscettività intermedia tra queste due UTO: infatti il 41,14% dei pixel ricade nella classe di suscettività bassa, mentre il 35,56% nella classe di suscettività alta. Infine, in “collina tabulare” si evidenzia una minor predisposizione ai fenomeni alluvionali.

	Suscettività bassa	Suscettività medio-bassa	Suscettività medio-alta	Suscettività alta
	%	%	%	%
Bassa pianura	3,76	1,15	26,35	68,74
Collina	41,14	9,08	14,22	35,56
Collina tabulare	59,93	10,08	19,39	10,60
Montagna	70,14	7,89	10,20	11,77

Tabella 18: ripartizione percentuale della suscettività alluvionale nelle diverse UTO

La mappatura di suscettività della Lombardia è stata infine confrontata con le mappe di pericolosità idraulica. Ciascuna delle aree di pericolosità P1, P2 e P3 è stata sovrapposta alla mappatura di suscettività (p.e. in Figura 51 si è sovrapposta la mappatura delle aree di pericolosità P3), in modo da valutare la ripartizione percentuale delle classi di suscettività al loro interno (riportata in Tabella 19).

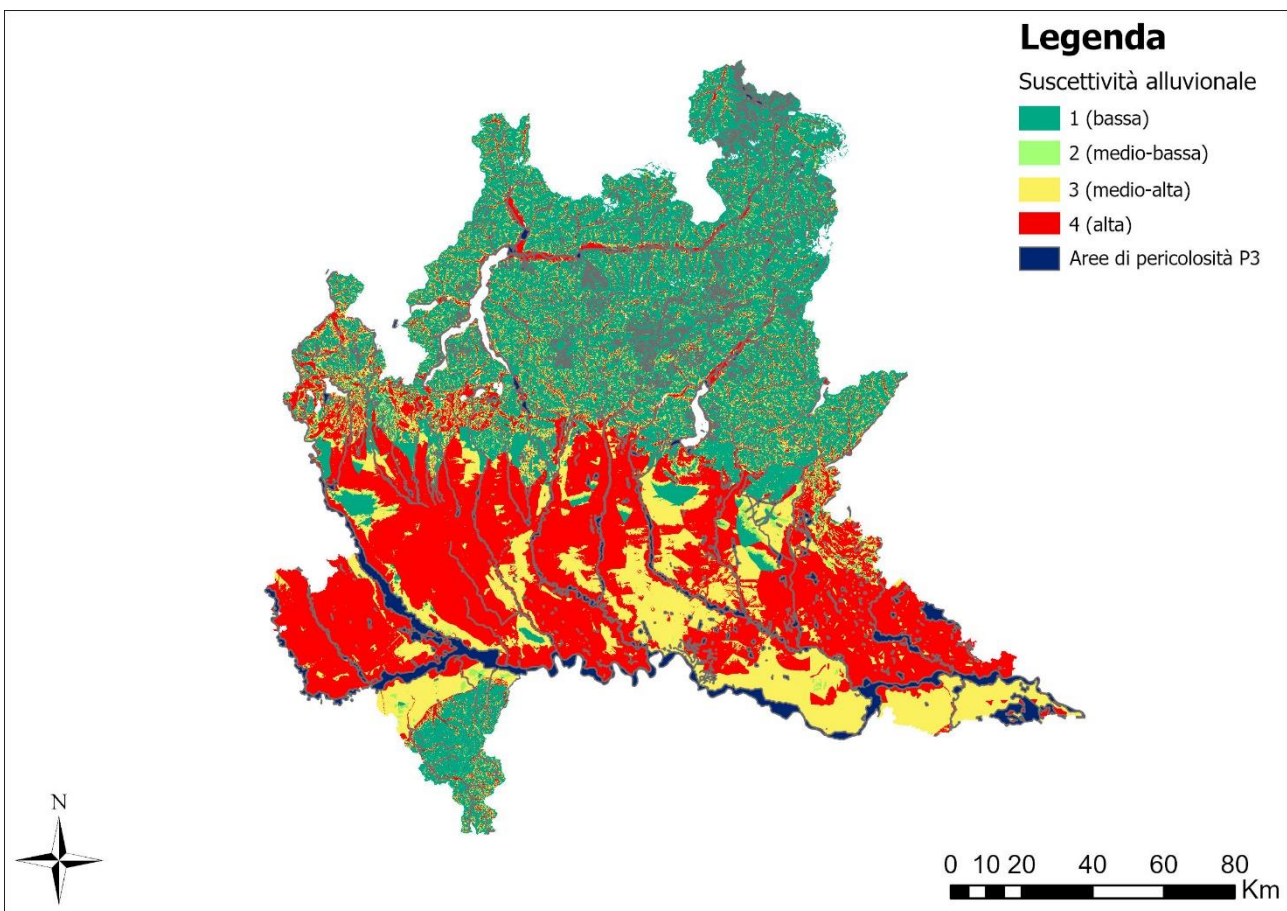


Figura 51: confronto tra le aree di pericolosità P3 e la mappatura di suscettività alluvionale della Lombardia

	Area totale	Susceptibilità bassa		Susceptibilità medio-bassa		Susceptibilità medio-alta		Susceptibilità alta	
	km ²	km ²	%	km ²	%	km ²	%	km ²	%
P1	4250,20	111,96	2,63	45,31	1,07	1150,98	27,08	2941,95	69,22
P2	1853,39	67,5333	3,64	23,76	1,28	292,71	15,79	1469,39	79,28
P3	1309,08	56,4705	4,31	16,80	1,28	153,66	11,74	1082,16	82,67

Tabella 19: ripartizione percentuale delle aree di pericolosità P1, P2, P3 nelle diverse classi di suscettività alluvionale

Ad una prima ispezione visiva della Tabella 19 si deduce che le aree di pericolosità ricadono in minima parte nelle zone a bassa/medio-bassa suscettività, maggiormente nelle zone a suscettività medio-alta, ma in prevalenza nelle zone a suscettività alta. L'unione delle classi di suscettività 3 e 4 include quindi oltre il 90% della superficie di ognuna delle mappature di pericolosità. Il non combaciamento delle classi di pericolosità con le classi di suscettività è una prima riprova delle differenti informazioni fornite dalle due tipologie di mappature: da un lato le aree P1, P2, P3 che rappresentano l'estensione delle esondazioni originate da diversi scenari di probabilità delle piene fluviali, dall'altro le aree a suscettività bassa, medio-bassa, medio-alta e alta che sono indicative della predisposizione di un territorio avente determinate caratteristiche idrogeomorfologiche ad allagarsi. La mappatura di suscettività, poiché non si concentra sulla modellizzazione dell'evento scatenante l'inondazione, è quindi in grado di analizzare sia le aree in prossimità del reticolo idrografico (andando appunto a inglobare le aree di pericolosità) che quelle maggiormente distanti. Le aree di pericolosità forniscono informazioni più dettagliate da un punto di vista idrologico e idraulico in corrispondenza del reticolo idrografico principale e talvolta minore, ma non possono prevedere inondazioni di natura differente da quella fluviale (p.e. urbane come descritto al Capitolo 1). Difatti delle alluvioni verificatesi storicamente in Lombardia, solo una parte ricade nelle aree P1, P2, P3, come si può vedere in Tabella 20.

	Ripartizione delle alluvioni storiche [%]	
	km ²	%
P1	656,85	15,45
P2	501,36	27,05
P3	382,28	29,20

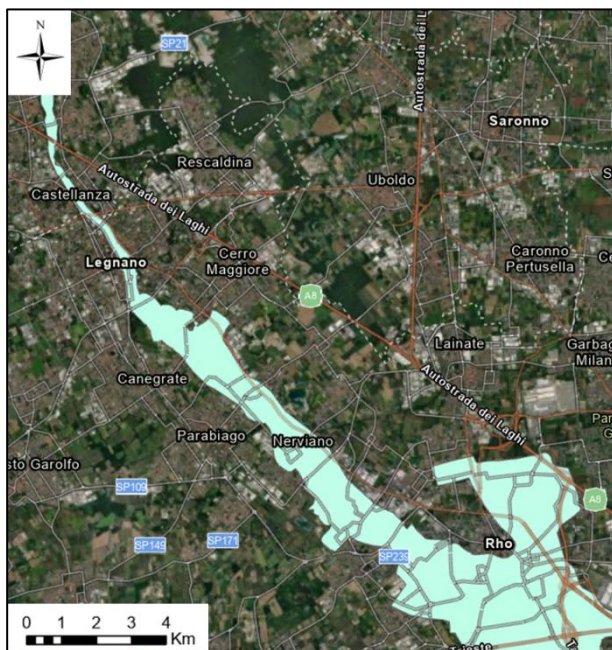
Tabella 20: ripartizione delle alluvioni storiche della Lombardia nelle diverse aree di pericolosità P1, P2, P3

La mappatura di suscettività viene invece derivata proprio dalle informazioni del territorio acquisite in corrispondenza di tutte le zone alluvionate.

Di seguito vengono mostrati alcuni esempi di eventi alluvionali verificatisi in Lombardia per evidenziare meglio le differenze tra questi due prodotti. Per ogni evento sono state riportate le aree allagate e le mappature di pericolosità e suscettività delle zone interessate. Nello specifico si sono considerate le seguenti alluvioni:

- esondazione del fiume Olona del 1995 (Figura 52);
- alluvione a Monza del 2002 (Figura 53);
- alluvione a Niardo del 2022 (Figura 54).

Nei primi due casi studio si osservano simili risultati. Le mappature di pericolosità coprono solo una parte delle aree storicamente alluvionate e forniscono informazioni unicamente per quelle porzioni di territorio in prossimità del reticolo idrografico. Dall'altro lato le mappature di suscettività coprono l'intero territorio in esame, comprese le aree allagate che rientrano nella classe di suscettività alta. Nel caso studio di Niardo, invece, sia le mappature di pericolosità che di suscettività contengono per intero l'area inondata nel 2022, che rientra rispettivamente nelle aree a pericolosità P1 e nella classe di suscettività alta. La differente classificazione a seconda della mappatura che si considera è un'ulteriore prova della diversità di tali strumenti: le mappature di pericolosità sono in grado di fornire un'informazione sulla probabilità di accadimento di un evento alluvionale di data intensità, mentre le mappature di suscettività associano a una classe di suscettività alta qualsiasi area che è stata storicamente allagata anche solo una volta. Nell'ultimo esempio si evidenziano inoltre delle zone a nord di Niardo che nella mappatura di suscettività rientrano nella classe di suscettività bassa, quando in realtà nelle mappature di pericolosità rientrano nelle aree a pericolosità P1/P2. Ciò dimostra che l'utilizzo combinato di questi due prodotti non può che fornire un quadro conoscitivo più completo in relazione al rischio alluvionale.



Legenda

Suscettività alluvionale

- 1 (bassa)
- 2 (medio-bassa)
- 3 (medio-alta)
- 4 (alta)
- Aree di pericolosità P1
- Aree di pericolosità P2
- Aree di pericolosità P3
- Aree storicamente alluvionate

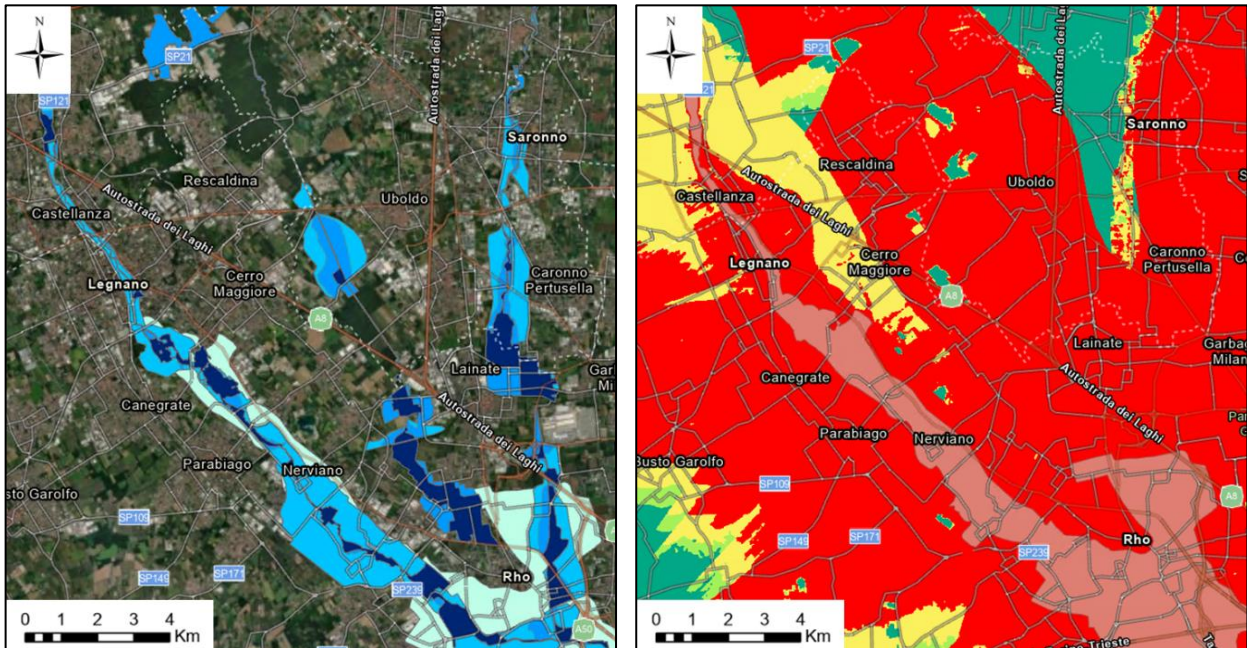


Figura 52: confronto tra mappature di pericolosità e suscettività, avendo a riferimento l'esonazione del fiume Olona del 1995



Legenda

Suscettività alluvionale

-  1 (bassa)
-  2 (medio-bassa)
-  3 (medio-alta)
-  4 (alta)
-  Aree di pericolosità P1
-  Aree di pericolosità P2
-  Aree di pericolosità P3
-  Aree storicamente alluvionate

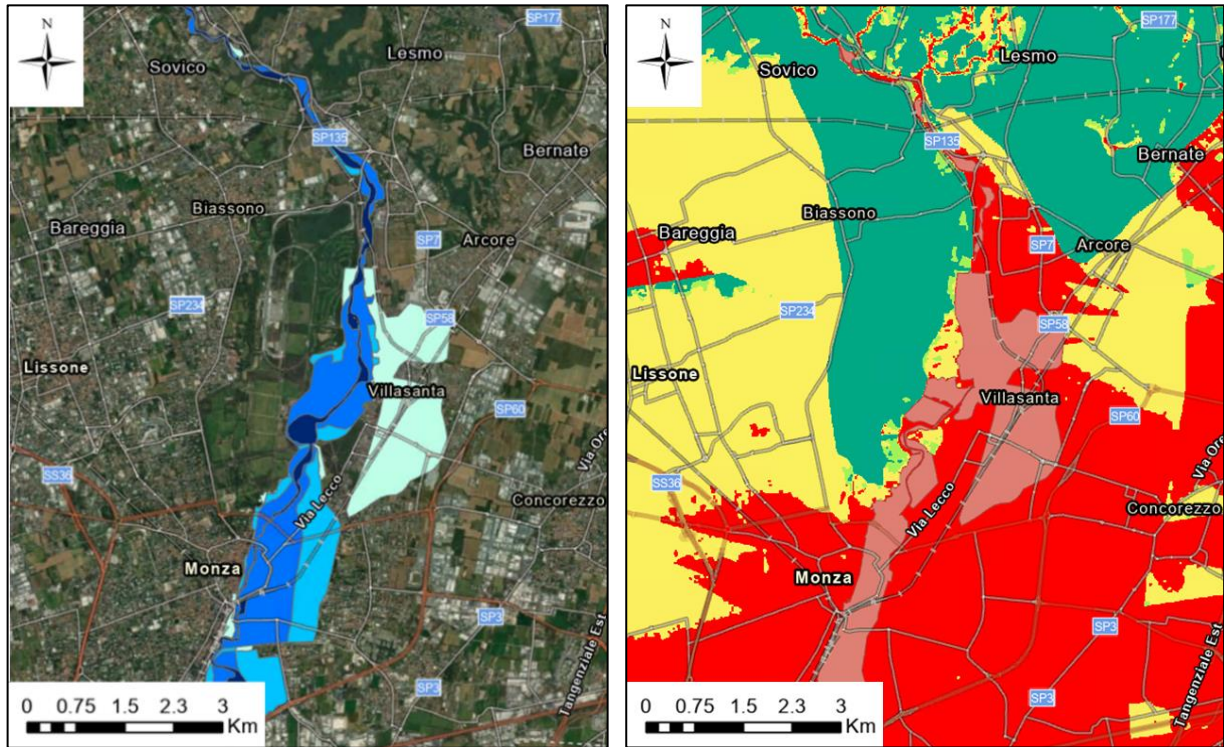
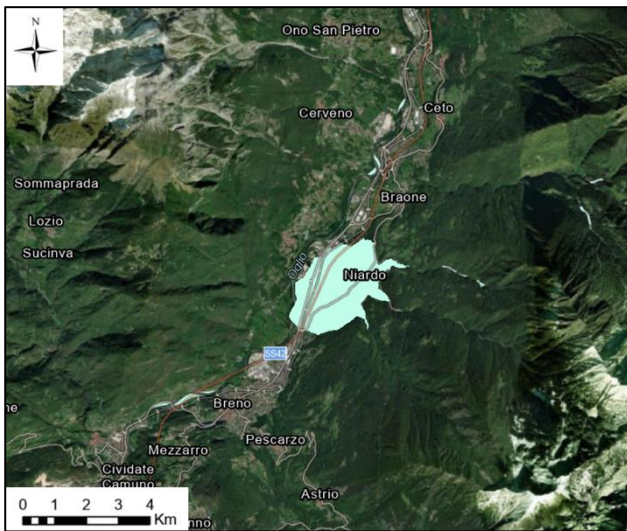


Figura 53: confronto tra mappature di pericolosità e suscettività, avendo a riferimento l'evento alluvionale a Monza del 2002



Legenda

Suscettività alluvionale

- 1 (bassa)
- 2 (medio-bassa)
- 3 (medio-alta)
- 4 (alta)
- Aree di pericolosità P1
- Aree di pericolosità P2
- Aree di pericolosità P3
- Aree storicamente alluvionate

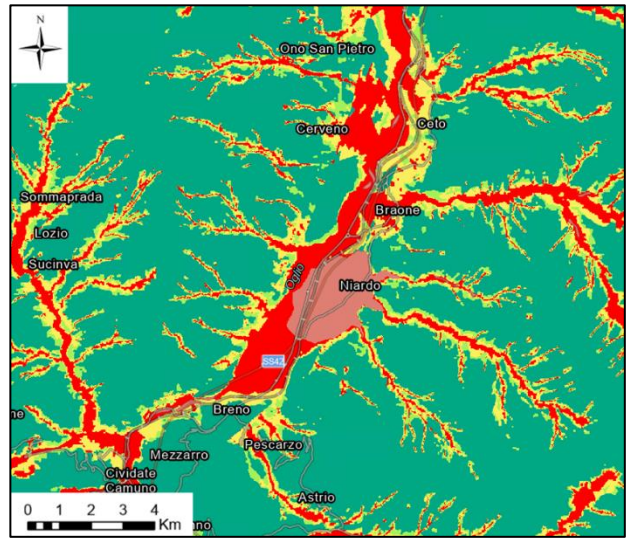
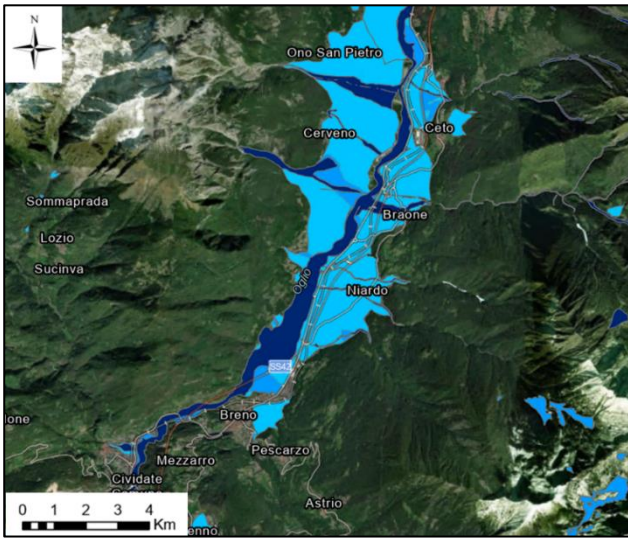


Figura 54: confronto tra mappature di pericolosità e suscettività, avendo a riferimento l'evento alluvionale a Niardo del 2022

Conclusioni e sviluppi futuri

La mappatura finale dell'intera Regione Lombardia mostra una maggiore suscettività alluvionale in corrispondenza della "bassa pianura", in cui difatti ricade il 96,03% delle alluvioni storiche, una minore suscettività in "collina tabulare" e "montagna" e una suscettività intermedia in "collina". Tale distribuzione della suscettività ben rispecchia le caratteristiche idrogeomorfologiche delle UTO, evidenziandone la differente predisposizione ai fenomeni d'inondazione. La metodologia di *Machine-Learning ensemble of bagged decision trees*, unita ad una scelta efficiente dei fattori predisponenti e ad un'accurata classificazione binaria, consente pertanto di produrre una mappatura realistica di suscettività alluvionale che minimizza i problemi di misclassificazione. Inoltre, nonostante i dati di *input* avessero una risoluzione relativamente alta (10 m x 10 m), i tempi di calcolo sia per la fase di addestramento che di predizione sono stati irrilevanti. Questo ha consentito una ulteriore fase di sperimentazione in cui venivano di proposito forniti in ingresso al modello dei fattori predisponenti non rilevanti rispetto alla classificazione binaria e verificare l'incremento della percentuale di errore di misclassificazione.

Andando poi ad effettuare un confronto con le mappature di pericolosità idraulica P1, P2 e P3, sono emersi i vantaggi delle due tipologie di mappature:

- la mappatura di pericolosità, grazie all'utilizzo di modelli idrologici e idraulici fisicamente basati, fornisce informazioni più dettagliate relativamente ad un certo evento alluvionale di origine fluviale di data intensità, quali estensione, livelli, velocità e portate;
- la mappatura di suscettività, grazie all'utilizzo di modelli *data-driven*, fornisce la predisposizione all'alluvionamento di una qualsiasi porzione di territorio, in base alle informazioni acquisite in corrispondenza di tutte le aree storicamente alluvionate e delle aree non alluvionabili. Nel momento in cui poi dovessero cambiare alcune caratteristiche del territorio (p.e. copertura del suolo) o dovessero verificarsi nuovi eventi alluvionali, sarà sufficiente cambiare i dati di *input* del modello per consentire un aggiornamento in tempo reale della mappatura.

L'uso combinato di tali prodotti può quindi apportare, un quadro conoscitivo più ampio in relazione ai fenomeni alluvionali, il che consentirebbe una valutazione più completa del rischio alluvionale e una redazione e gestione più efficienti dei piani di emergenza locale.

Bibliografia

- Akoglu, H. (2018). User's guide to correlation coefficients. *Turkish Journal of Emergency Medicine*, 18(3), 91–93.
- Al-Abadi, A. M. (2018). Mapping flood susceptibility in an arid region of southern Iraq using ensemble machine learning classifiers: a comparative study. *Arabian Journal of Geosciences*, 11, 1–19.
- Albano, R., Samela, C., Crăciun, I., Manfreda, S., Adamowski, J., Sole, A., Sivertun, Å., & Ozunu, A. (2020). Large scale flood risk mapping in data scarce environments: An application for Romania. *Water*, 12(6), 1834.
- Ali, S. A., Parvin, F., Pham, Q. B., Vojtek, M., Vojteková, J., Costache, R., Linh, N. T. T., Nguyen, H. Q., Ahmad, A., & Ghorbani, M. A. (2020). GIS-based comparative assessment of flood susceptibility mapping using hybrid multi-criteria decision-making approach, naïve Bayes tree, bivariate statistics and logistic regression: a case of Topľa basin, Slovakia. *Ecological Indicators*, 117, 106620.
- Amadei M., Bagnaia R., Di Bucci D., Laureti L., Luger F.R., Nisio S., & Salvucci R. (2000). *Carta della Natura alla scala 1:250.000: Carta delle Unità Fisiografiche dei Paesaggi Italiani (Aggiornamento 2003)*. ISPRA.
- Antoniazza, G., Bakker, M., & Lane, S. N. (2019). Revisiting the morphological method in two-dimensions to quantify bed-material transport in braided rivers. *Earth Surface Processes and Landforms*, 44(11), 2251–2267.
- ARPAV-Servizio Regionale Suoli. (2011). *Valutazione della permeabilità e del gruppo idrologico dei suoli del Veneto*.
- Astrologo, F. (2022). *Il danno da dissesto idrogeologico in Italia: analisi dei fattori predisponenti*.
- Avand, M., Moradi, H. R., & Ramazanzadeh Lasbooyee, M. (2021). Spatial prediction of future flood risk: an approach to the effects of climate change. *Geosciences*, 11(1), 25.
- Balestra, F. (2022). *Analisi di suscettibilità da alluvione tramite l'uso di Deep Neural Networks. Un caso studio su cinque regioni italiane*.
- Bartolomei, A., Brugioni, M., Canuti, P., Casagli, N., Catani, F., Ermini, L., Kukavacic, 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.
- Berti, D., Bonomo, R., Marino, M., Muraro, C., Perini, P., Rossi, M. G., & Silvestri, S. (2018). 2.11 *CARTOGRAFIA GEOLOGICA DELLE AREE URBANE*.
- Beven, K. J., & Kirkby, M. J. (1979). A physically based, variable contributing area model of basin hydrology/Un modèle à base physique de zone d'appel variable de l'hydrologie du bassin versant. *Hydrological Sciences Journal*, 24(1), 43–69.
- Brath, A., & Domeneghetti, A. (2013). Metodi di redazione delle mappe di pericolosità e di rischio di alluvioni Flood Hazard and Flood Risk Evaluation. A Review. *L'ACQUA*, 85.
- Brizzi, S. (2019). *Analisi di suscettività da alluvione in bacini endoreici: un caso di studio sulla pianificazione di protezione civile in Puglia*.
- Bui, D. T., Ngo, P.-T. T., Pham, T. D., Jaafari, A., Minh, N. Q., Hoa, P. V., & Samui, P. (2019). A novel hybrid approach based on a swarm intelligence optimized extreme learning machine for flash flood susceptibility mapping. *Catena*, 179, 184–196.
- Castelli F. (2014). *Modellazione idrologica caso pilota. Implementazione modello distribuito per la Toscana MOBIDIC. Addendum: parametrizzazione HMS*.

- Chapi, K., Singh, V. P., Shirzadi, A., Shahabi, H., Bui, D. T., Pham, B. T., & Khosravi, K. (2017). A novel hybrid artificial intelligence approach for flood susceptibility assessment. *Environmental Modelling & Software*, *95*, 229–245.
- Chen, W., Hong, H., Li, S., Shahabi, H., Wang, Y., Wang, X., & Ahmad, B. Bin. (2019). Flood susceptibility modelling using novel hybrid approach of reduced-error pruning trees with bagging and random subspace ensembles. *Journal of Hydrology*, *575*, 864–873.
- Chen, W., Li, Y., Xue, W., Shahabi, H., Li, S., Hong, H., Wang, X., Bian, H., Zhang, S., & Pradhan, B. (2020). Modeling flood susceptibility using data-driven approaches of naïve bayes tree, alternating decision tree, and random forest methods. *Science of The Total Environment*, *701*, 134979.
- Choubin, B., Moradi, E., Golshan, M., Adamowski, J., Sajedi-Hosseini, F., & Mosavi, A. (2019). An ensemble prediction of flood susceptibility using multivariate discriminant analysis, classification and regression trees, and support vector machines. *Science of the Total Environment*, *651*, 2087–2096.
- Cohen, I., Huang, Y., Chen, J., Benesty, J., Benesty, J., Chen, J., Huang, Y., & Cohen, I. (2009). Pearson correlation coefficient. *Noise Reduction in Speech Processing*, 1–4.
- Conforti, M., Aucelli, P. P. C., Robustelli, G., & Scarciglia, F. (2011). Geomorphology and GIS analysis for mapping gully erosion susceptibility in the Turbolo stream catchment (Northern Calabria, Italy). *Natural Hazards*, *56*, 881–898.
- Costache, R., & Bui, D. T. (2020). Identification of areas prone to flash-flood phenomena using multiple-criteria decision-making, bivariate statistics, machine learning and their ensembles. *Science of The Total Environment*, *712*, 136492.
- Costache, R., Pham, Q. B., Sharifi, E., Linh, N. T. T., Abba, S. I., Vojtek, M., Vojteková, J., Nhi, P. T. T., & Khoi, D. N. (2019). Flash-flood susceptibility assessment using multi-criteria decision making and machine learning supported by remote sensing and GIS techniques. *Remote Sensing*, *12*(1), 106.
- Crawford, S. L. (2006). Correlation and regression. *Circulation*, *114*(19), 2083–2088.
- Das, S. (2019). Geospatial mapping of flood susceptibility and hydro-geomorphic response to the floods in Ulhas basin, India. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, *14*, 60–74.
- De Riso, R., Budetta, P., Calcaterra, D., Santo, A., Del Prete, S., De Luca, C., Di Crescenzo, G., Guarino, P. M., Mele, R., & Palma, B. (2004). Fenomeni di instabilità dei Monti Lattari e dell'area flegrea (Campania): scenari di suscettibilità da frana in aree-campione. *Quaderni Di Geologia Applicata*, *11*(1), 5–30.
- Degiorgis, M., Gnecco, G., Gorni, S., Roth, G., Sanguineti, M., & Taramasso, A. C. (2012). Classifiers for the detection of flood-prone areas using remote sensed elevation data. *Journal of Hydrology*, *470*, 302–315.
- Del Vecchio, M., Bignami, D., De Michele, C., Diozzi, I., & Menduni, G. (2019). THE CONCEPT OF SUSCEPTIBILITY AS RAPID TOOL FOR LAND'S HYDRAULIC PROTECTION AND GOVERNANCE: The case study of Apulia region (Italy). *Geophysical Research Abstracts*, *21*.
- DI CRESCENZO, G., Liuzza, V., Santangelo, N., Santo, A., & Scorpio, V. (2013). Definizione della suscettibilità a fenomeni alluvionali torrentizi in aree urbanizzate: alcuni esempi nell'Appennino Campano. *MEMORIE DESCRITTIVE DELLA CARTA GEOLOGICA D'ITALIA*, *93*, 203–218.
- DIOZZI, I. (2018). *Proposta metodologica per l'analisi di suscettibilità da alluvione in aree non coperte da pianificazione di bacino: il caso del territorio pugliese*.
- Ercolini, M. (2007). Sistemi fluviali e difesa idraulica del territorio. *L'opportunità Dell'innovazione*, *2*, 105.
- Giustini, F., Ciotoli, G., Finoia, M. G., & Nisio, S. (2015). *Analisi geospaziale applicata alla valutazione della suscettibilità agli sprofondamenti nella piana del Fucino (Italia centrale)*.

- Gogtay, N. J., & Thatte, U. M. (2017). Principles of correlation analysis. *Journal of the Association of Physicians of India*, 65(3), 78–81.
- Guzzetti, F., & Polemio, M. (2012). Il rischio idrogeologico in Italia e il ruolo della ricerca scientifica. *Geologia Dell’Ambiente*.
- Hawkins, R. H., Ward, T. J., Woodward, D. E., & Van Mullem, J. A. (2008). *Curve number hydrology: State of the practice*.
- Hong, H., Tsangaratos, P., Ilija, I., Liu, J., Zhu, A.-X., & Chen, W. (2018). Application of fuzzy weight of evidence and data mining techniques in construction of flood susceptibility map of Poyang County, China. *Science of the Total Environment*, 625, 575–588.
- Huat, B. B. K., Ali, F. H. J., & Low, T. H. (2006). Water infiltration characteristics of unsaturated soil slope and its effect on suction and stability. *Geotechnical & Geological Engineering*, 24, 1293–1306.
- Iovino, F., Borghetti, M., & Veltri, A. (2009). Foreste e ciclo dell’acqua. *Forest@-Journal of Silviculture and Forest Ecology*, 6(4), 256.
- Islam, A. R. M. T., Talukdar, S., Mahato, S., Kundu, S., Eibek, K. U., Pham, Q. B., Kuriqi, A., & Linh, N. T. T. (2021). Flood susceptibility modelling using advanced ensemble machine learning models. *Geoscience Frontiers*, 12(3), 101075.
- Janizadeh, S., Avand, M., Jaafari, A., Phong, T. Van, Bayat, M., Ahmadisharaf, E., Prakash, I., Pham, B. T., & Lee, S. (2019). Prediction success of machine learning methods for flash flood susceptibility mapping in the Tafresh watershed, Iran. *Sustainability*, 11(19), 5426.
- Jasiewicz, J., & Stepinski, T. F. (2013). Geomorphons—a pattern recognition approach to classification and mapping of landforms. *Geomorphology*, 182, 147–156.
- Khosravi, K., Shahabi, H., Pham, B. T., Adamowski, J., Shirzadi, A., Pradhan, B., Dou, J., Ly, H.-B., Gróf, G., & Ho, H. L. (2019). A comparative assessment of flood susceptibility modeling using multi-criteria decision-making analysis and machine learning methods. *Journal of Hydrology*, 573, 311–323.
- Kia, M. B., Pirasteh, S., Pradhan, B., Mahmud, A. R., Sulaiman, W. N. A., & Moradi, A. (2012). An artificial neural network model for flood simulation using GIS: Johor River Basin, Malaysia. *Environmental Earth Sciences*, 67, 251–264.
- Kwak, S. K., & Kim, J. H. (2017). Statistical data preparation: management of missing values and outliers. *Korean Journal of Anesthesiology*, 70(4), 407–411.
- Laurance, W. F. (2007). Forests and floods. *Nature*, 449(7161), 409–410.
- LIUZZA, V., MAZZEO, F. C., & SCORPIO, V. (2012). *Valutazione della suscettibilità all’Innesco di fenomeni franosi in ambiente GIS nel comune di S. Felice a Cancellò (Campania–Italia)*.
- Maclin, R., & Opitz, D. (1997). An empirical evaluation of bagging and boosting. *AAAI/IAAI*, 1997, 546–551.
- Malik, S., Pal, S. C., Chowdhuri, I., Chakraborty, R., Roy, P., & Das, B. (2020). Prediction of highly flood prone areas by GIS based heuristic and statistical model in a monsoon dominated region of Bengal Basin. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 19, 100343.
- Menduni G., Giuzio L., Bignami D., Pedone M.A., Boschini I., Pirone D., Dal Sasso S., Spina D., Del Vecchio M., & Zambrini F. (2020). *Linee guida per la mappatura della pericolosità dei fenomeni idrogeologici e idraulici non analizzati dal PAI e/o dal PGRA e per la relativa integrazione dei piani di protezione civile (A21_LG1, Volume 1)*.
- Meyer, V., Kuhlicke, C., Luther, J., Fuchs, S., Priest, S., Dorner, W., Serrhini, K., Pardoe, J., McCarthy, S., & Seidel, J. (2012). Recommendations for the user-specific enhancement of flood maps. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 12(5), 1701–1716.

- Miller, J. R. (1990). Morphometric assessment of lithologic controls on drainage basin evolution in the Crawford Upland, South-Central Indiana Jerry R. Miller, Dale F. Ritter, and R. Craig Kochel. *Am. J. Sci*, 290, 569–599.
- Monacelli, G., & Spiniello, O. (2018). Esperienze italiane sul Dissesto Idrogeologico tra Normativa ed Attuazione. *GEOmedia*, 22(4).
- Moore, I. D., & Burch, G. J. (1986). Physical basis of the length-slope factor in the universal soil loss equation. *Soil Science Society of America Journal*, 50(5), 1294–1298.
- Moore, I. D., Grayson, R. B., & Ladson, A. R. (1991). Digital terrain modelling: a review of hydrological, geomorphological, and biological applications. *Hydrological Processes*, 5(1), 3–30.
- Palmentola G. (2004). *Atlante dei Tipi Geografici - Morfologia strutturale - Tavola 52 (Strutture tabulari)* (Istituto Geografico Militare, Ed.).
- Peola, P. (1937). Intuizioni di Alessandro Tonso sulla geologia della bassa valle Padana. *Archeion*, 19, 152–160.
- Phongsapan, K., Chishtie, F., Poortinga, A., Bhandari, B., Meechaiya, C., Kunlamai, T., Aung, K. S., Saah, D., Anderson, E., & Markert, K. (2019). Operational flood risk index mapping for disaster risk reduction using Earth Observations and cloud computing technologies: A case study on Myanmar. *Frontiers in Environmental Science*, 7, 191.
- Rahmati, O., Pourghasemi, H. R., & Zeinivand, H. (2016). Flood susceptibility mapping using frequency ratio and weights-of-evidence models in the Golastan Province, Iran. *Geocarto International*, 31(1), 42–70.
- Ranganathan, P., Pramesh, C. S., & Aggarwal, R. (2017). Common pitfalls in statistical analysis: logistic regression. *Perspectives in Clinical Research*, 8(3), 148.
- Rokach, L., & Maimon, O. (2005). Decision trees. *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*, 165–192.
- Samela C. (2023). *Geomorphic Flood Index* (<https://it.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/60815-geomorphic-flood-index>), MATLAB Central File Exchange. .
- Samela, C., Troy, T. J., & Manfreda, S. (2017). Geomorphic classifiers for flood-prone areas delineation for data-scarce environments. *Advances in Water Resources*, 102, 13–28.
- Seydi, S. T., Kanani-Sadat, Y., Hasanlou, M., Sahraei, R., Chanussot, J., & Amani, M. (2022). Comparison of machine learning algorithms for flood susceptibility mapping. *Remote Sensing*, 15(1), 192.
- Shafapour Tehrany, M., Kumar, L., Neamah Jebur, M., & Shabani, F. (2019). Evaluating the application of the statistical index method in flood susceptibility mapping and its comparison with frequency ratio and logistic regression methods. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 10(1), 79–101.
- Shafizadeh-Moghadam, H., Valavi, R., Shahabi, H., Chapi, K., & Shirzadi, A. (2018). Novel forecasting approaches using combination of machine learning and statistical models for flood susceptibility mapping. *Journal of Environmental Management*, 217, 1–11.
- Shepherd, R. G. (1989). Correlations of permeability and grain size. *Groundwater*, 27(5), 633–638.
- Silva, M. A. da, Silva, M. L. N., Owens, P. R., Curi, N., Oliveira, A. H., & Candido, B. M. (2016). Predicting runoff risks by digital soil mapping. *Revista Brasileira de Ciência Do Solo*, 40.
- Song, Y.-Y., & Ying, L. U. (2015). Decision tree methods: applications for classification and prediction. *Shanghai Archives of Psychiatry*, 27(2), 130.
- Sugumaran, V., Muralidharan, V., & Ramachandran, K. I. (2007). Feature selection using decision tree and classification through proximal support vector machine for fault diagnostics of roller bearing. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21(2), 930–942.

- Tate, R. F. (1954). Correlation between a discrete and a continuous variable. Point-biserial correlation. *The Annals of Mathematical Statistics*, 25(3), 603–607.
- Tehrany, M. S., Pradhan, B., & Jebur, M. N. (2013). Spatial prediction of flood susceptible areas using rule based decision tree (DT) and a novel ensemble bivariate and multivariate statistical models in GIS. *Journal of Hydrology*, 504, 69–79.
- Tehrany, M. S., Pradhan, B., & Jebur, M. N. (2014). Flood susceptibility mapping using a novel ensemble weights-of-evidence and support vector machine models in GIS. *Journal of Hydrology*, 512, 332–343.
- Tobler, W. R. (1970). A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. *Economic Geography*, 46(sup1), 234–240.
- Trigila, A., Iadanza, C., Bussettini, M., & Lastoria, B. (2018). *Dissesto idrogeologico in Italia: pericolosità e indicatori di rischio. Edizione 2018, ISPRA, Rapporti 287/2018.*
- Trigila, A., Iadanza, C., Bussettini, M., Lastoria, B., & Barbano, A. (2021). *Dissesto idrogeologico in Italia: pericolosità e indicatori di rischio. Edizione 2021, ISPRA, Rapporti 356/2021.*
- Vojtek, M., & Vojteková, J. (2019). Flood susceptibility mapping on a national scale in Slovakia using the analytical hierarchy process. *Water*, 11(2), 364.
- Wang, X., Kinsland, G., Poudel, D., & Fenech, A. (2019). Urban flood prediction under heavy precipitation. *Journal of Hydrology*, 577, 123984. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.123984>
- Wilby, R. L., & Keenan, R. (2012). Adapting to flood risk under climate change. *Progress in Physical Geography*, 36(3), 348–378.
- Zamperlin, P. (2021). *Acque nascoste. Il reticolo idrografico minore della Piana fiorentina.*
- Zhao, G., Pang, B., Xu, Z., Yue, J., & Tu, T. (2018). Mapping flood susceptibility in mountainous areas on a national scale in China. *Science of the Total Environment*, 615, 1133–1142.
- Zimmermann, A. E. (2013). 9.20 Step–Pool Channel Features. In J. F. Shroder (Ed.), *Treatise on Geomorphology* (pp. 346–363). Academic Press. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-374739-6.00245-1>