

Politecnico di Torino

Corso di Laurea Magistrale in

Ingegneria per l'Ambiente e il Territorio

TESI DI LAUREA MAGISTRALE

Analisi spaziale dell'andamento delle precipitazioni estreme in Italia su base morfologica e geomorfologica tramite metodologie GIS-based

Relatori:

Prof. Pierluigi Claps

Prof.ssa Ilaria Butera

Ing. Paola Mazzoglio

Candidata:

Gloria Tranchida

MARZO 2021

INDICE

Abst	ract		15
Intro	duzione		16
1 R	lapprese	ntazioni su base nazionale di grandezze	
clima	atologich	ıe	18
1.1	U.S. R	ainfall Frequency Atlas	18
1.2	Atlant	e Idrologico della Svizzera (HADES)	20
1.3	Verso	un atlante italiano	21
2 I	talian - F	Rainfall Extreme Database (I ² -RED)	24
2.1	Banch	e dati idrologiche italiane e descrizione database I-RED	24
2.2	Proces	sso di correzione e aggiornamento del database I-RED	27
3 A	alisi st	atistica della distribuzione spaziale degli estrem	i di
preci	pitazion	e	35
3.1	Scale s	spaziali	35
3.2	Introd	uzione all'analisi di regressione lineare multipla	40
3.3	Appro	ccio metodologico	43
3	.3.1 Va	lidazione degli indici ottenuti tramite scatter plot	44
3	.3.2 Re	gressioni lineari multiple	45
3	.3.3 Te	st statistici	46
	3.3.3.1	Test sulla multicollinearità	46
	3.3.3.2	Test di significatività	48
	3.3.3.3	Diagrammi diagnostici	48
3	.3.4 Pro	ocedura di Pruning per la riduzione delle combinazioni di v	ariabili
ir	ndipendent	i da analizzare	49

4	Ele	menti geografici e morfologici di interesse per la
di	strib	uzione spaziale delle piogge estreme51
	4.1	Tool per la visualizzazione di mappe
	4.2	Classificazioni geomorfologiche del paesaggio italiano a confronto 64
	4.3	Descrizione delle variabili geomorfologiche ricavate tramite
	metode	plogie GIS-based
	4.3.1	Coordinate geografiche74
	4.3.2	2 Quota
	4.3.3	3 Pendenza
	4.3.4	4 Minima distanza dal mare
	4.3.5	5 Barriera orografica e ostruzione
	4.3.6	6 Picco con maggior pendenza e relativa distanza dal pluviometro83
	4.3.7	7 Openness
	4.3.8	8 Variabile climatologica: la pioggia media annua
5	Apj	plicazione dei metodi di regressione multipla agli estremi
id	rolog	ici89
	5.1 variab	Analisi delle relazioni tra la media degli estremi di precipitazione e le ili geomorfologiche99
	5.2	Analisi delle relazioni tra la mediana degli estremi di precipitazione e
	le vari	abili geomorfologiche101
6	Rel	azioni tra i risultati delle regressioni multiple e le
cl	assifi	cazioni geomorfologiche110
С	onclu	sione
Bibliografia122		
Si	togra	fia125

ALLEGATI

Allegato 1 – Grafici di confronto fra I-RED e I²-RED

Allegato 2 – Scatter plot tra le variabili morfologiche e le medie degli estremi di precipitazione a 1 h e a 24 h

Allegato 3 – Rappresentazione su mappa dei residui delle regressioni tra la media delle piogge estreme a 1 h e a 24 h e le variabili morfologiche per l'area Appenninica

Allegato 4 – Regressioni lineari multiple per l'area Italia

Regressioni con la media delle precipitazioni estreme alle durate di 1 h, 3 h, 6 h, 12 h e 24 h

Regressioni con la mediana delle precipitazioni estreme alle durate di 1 h, 3 h, 6 h, 12 h e 24 h

Allegato 5 – Regressioni lineari multiple per l'area Alpina

Regressioni con la media delle precipitazioni estreme alle durate di 1 h, 3 h, 6 h, 12 h e 24 h

Regressioni tra la mediana delle precipitazioni estreme alle durate di 1 h, 3 h, 6 h, 12 h e 24 h

Allegato 6 – Regressioni lineari multiple per l'area Appenninica

Regressioni con la media delle precipitazioni estreme alle durate di 1 h, 3 h, 6 h, 12 h e 24 h

Regressioni tra la mediana delle precipitazioni estreme alle durate di 1 h, 3 h, 6 h, 12 h e 24 h

Allegato 7 – Regressioni lineari multiple per l'area Costiera

Regressioni tra la media delle precipitazioni estreme alle durate di 1 h, 3 h, 6 h, 12 h e 24 h

Regressioni tra la mediana delle precipitazioni estreme alle durate di 1 h, 3 h, 6 h, 12 h e 24 h

Allegato 8 – Regressioni lineari multiple per l'area Campania

Regressioni tra la media delle precipitazioni estreme alle durate di 1 h, 3 h, 6 h, 12 h e 24 h

Regressioni tra la mediana delle precipitazioni estreme alle durate di 1 h, 3 h, 6 h, 12 h e 24 h

Allegato 9 – Diagrammi diagnostici ottenuti dopo trasformazione logaritmica delle variabili dipendente e indipendenti

Allegato 10 – Codici

Codice Python per il calcolo delle variabili Angolo_{Picco} e Distanza_{Picco} Codice Python per il calcolo delle variabili Angolo_{Maxslop}e e Distanza_{Maxslop}e Codice Matlab per l'esecuzione delle regressioni lineari multiple

Indice delle figure

Figura 1. Suddivisione del Servizio Idrografico e Mareografico Nazionale come D.P.R. 85/1991 (fonte: ISPRA)	da 22
Figura 2. Copertura del database I-RED nel territorio nazionale	25
Figura 3. Confronto fra numero di dati CUBIST e I-RED per anno (Libertino et a 2018).	al., 26
Figura 4. European Digital Elevation Model (EU-DEM) nel territorio italiano	29
Figura 5. Stazioni pluviometriche del database I ² -RED classificate secondo lunghezza della serie di dati.	la 32
Figura 6. Area di studio ITALIA	35
Figura 7. Area di studio ALPI	36
Figura 8. Suddivisione Orografica Internazionale Unificata del Sistema Alpi (SOIUSA). Fonte: Arpa Piemonte	ino 37
Figura 9. Aree fisiografiche definite da Guzzetti e Reichenbach (1994)	37
Figura 10. Area di studio APPENNINI	38
Figura 11. Area di studio COSTA	39
Figura 12. Area di studio CAMPANIA.	40
Figura 13. Stazioni pluviometriche di I ² -RED con almeno 10 anni di dati	44
Figura 14. Suddivisione di Guzzetti e Reichenbach (1994) del territorio italiano province e sezioni) in 59
Figura 15. Carta della Natura, ISPRA (2003).	61
Figura 16. Classificazione geomorfologica di Meybeck et al. (2001)	66
Figura 17. Classificazione geomorfologica di Iwahashi e Pike (2007)	67
Figura 18. Carta della Natura, ISPRA (2003).	68
Figura 19. Classificazione geomorfologica di Alvioli et al. (2020)	69
Figura 20. Shuttle Radar Topography Mission SRTM nel territorio italiano	74
Figura 21. Copertura del database I ² -RED nel territorio italiano	76
Figura 22. Stazioni pluviometriche del database I ² -RED classificate secondo quota.	la 77
Figura 23. Classificazione del territorio italiano secondo la pendenza	79

Figura 24. Stazioni pluviometriche del database I ² -RED classificate secondo la minima distanza dal mare
Figura 25. Parametri Angolo picco e Distanza picco, rappresentati per il Pluviometro 21311 "Malcesine"
Figura 26. Profilo altimetrico tracciato a partire dalla posizione del Pluviometro 17010 "Aldeno (San Zeno)" in direzione Sud Ovest
Figura 27. Parametri Angolo Maxslope e distanza Maxslope rappresentati per il Pluviometro 17010 "Aldeno (San Zeno)"
Figura 28. Mappa della Openness calcolata per una distanza radiale di 5 km 86
Figura 29. Valori di Openness per ogni stazione pluviometrica del database I ² -RED.
Figura 30. Mappa delle Piogge medie annue (Crespi et al., 2018)
Figura 31. Matrice di correlazione di Pearson, area Italia91
Figura 32. Matrice di correlazione di Pearson, area Alpi92
Figura 33. Matrice di correlazione di Pearson, area Appennini93
Figura 34. Matrice di correlazione di Pearson, area Costa94
Figura 35. Matrice di correlazione di Pearson, area Campania95
Figura 36. Confronto tra gli indici R _{adj} ² massimi ottenuti dalle regressioni multiple per ogni area di studio
Figura 37. Andamento dei massimi di R_{adj}^2 al variare della zona di studio, per regressioni a 2 e 3 variabili
Figura 38. Numero di presenze delle variabili indipendenti nelle dieci migliori regressioni sul totale delle durate di pioggia
Figura 39. Migliori combinazioni di variabili al variare della durata
Figura 40. Mappe dei residui, area di studio Italia, variabili Longitudine, Minima distanza dal mare, Media annua
Figura 41. Mappe dei residui, area di studio Alpi, variabili Longitudine, Minima distanza dal mare, Media annua
Figura 42. Mappe dei residui, area di studio Appennini, variabili Longitudine, Minima distanza dal mare, Media annua112
Figura 43. Mappe dei residui, area di studio Costa, variabili Longitudine, Quota, Media annua
Figura 44. Mappe dei residui, area di studio Campania, variabili Longitudine, Distanza Maxslope, Media annua

Figura 45. Mappa dei residui su classificazione geomorfologica di Guzzetti e Reichenbach (1994)
Figura 46. Kriging ordinario dei residui su classificazione geomorfologica di Guzzetti e Reichenbach (1994)
Figura 47. Mappa dei residui su classificazione geomorfologica di Meybeck et al. (2001)
Figura 48. Mappa dei residui su classificazione geomorfologica di Iwahashi e Pike (2007)
Figura 49. Mappa dei residui su classificazione geomorfologica di Alvioli et al. (2020)

Indice delle tabelle

Tabella 1. Denominazione delle regioni del database I-RED e relativo codice ID. 27
Tabella 2. Codici ID delle Regioni e denominazione degli enti locali consultati per il reperimento di informazioni
Tabella 3. Confronto fra classificazioni geomorfologiche del paesaggio71
Tabella 4. Combinazioni di variabili più correlate linearmente
Tabella 5. Combinazioni di variabili eliminate tramite la procedura di pruning 99

Abstract

Le precipitazioni estreme e intense, da annoverarsi fra le principali cause scatenanti di fenomeni catastrofici quali frane superficiali e piene improvvise, possono determinare importanti effetti al suolo e l'aggravarsi del rischio idrogeologico. Negli ultimi decenni la frequenza e l'intensità degli eventi meteorologici estremi sono aumentate a livello globale. Il territorio italiano non è immune da questo cambiamento, come testimoniano i frequenti eventi di cronaca e i conseguenti effetti sulla popolazione. L'evoluzione delle precipitazioni, tuttavia, varia notevolmente nello spazio. Inoltre, l'Italia è caratterizzata da un territorio complesso, vista la sua natura peninsulare e la sua eterogeneità sia dal punto di vista morfologico e geomorfologico sia da quello climatico. Da qui la necessità di focalizzarsi su questa complessità e ricercare delle connessioni tra fattori morfologici e geomorfologici, ricavati con metodi GIS-based, e il verificarsi e distribuirsi nello spazio delle precipitazioni intense ed estreme. Si impiegherà la regressione lineare multipla per identificare in modo oggettivo e analitico le correlazioni tra i dati reali, relativi alle altezze massime di pioggia su diversi intervalli temporali e ricavati dalle stazioni pluviometriche del territorio italiano, e le variabili indipendenti che verranno estratte da caratteristiche proprie della stessa area in esame. Il metodo è stato applicato all'intero territorio italiano, per poi effettuare delle analisi di dettaglio su aree spaziali di estensione minore, come l'arco Alpino, l'area Appenninica, la fascia costiera e la Regione Campania.

Introduzione

Gli eventi di precipitazione estremi, caratterizzati da volumi di pioggia di ingente quantità caduti in intervalli di durata di poche ore in aree di estensione limitata, sono spesso causa di disastri di tipo idrogeologico come frane e alluvioni. L'Italia è un paese a rischio idrogeologico elevato a causa delle sue caratteristiche geologiche e morfologiche, oltre che per l'elevato uso di suolo e l'antropizzazione del territorio, incrementatasi fortemente dalla metà del secolo scorso. Le sue caratteristiche morfologiche lo rendono un territorio esposto particolarmente ad eventi alluvionali noti come *flash floods*, che spesso sono provocati da fenomeni meteorologici di breve durata ma di forte intensità. Inoltre, nel paese le precipitazioni intense hanno caratteristiche che variano estremamente nello spazio per la sua orografia di particolare complessità e per la sua natura peninsulare, con linee di costa anch'esse eterogenee.

Negli ultimi decenni si è assistito a livello globale ad un aumento della frequenza di eventi precipitativi intensi. Dai dati ISPRA del Rapporto "Dissesto idrogeologico in Italia: pericolosità e indicatori di rischio" del 2018 si legge che oltre 6 milioni di abitanti sono a rischio alluvioni, con un incremento del 4,4% rispetto a quanto si registrava nel 2015. Le cifre riguardanti il numero di vittime causate dagli eventi di tipo idrogeologico sono le più alte in Europa e ciò dimostra come in Italia lo studio di questo tipo di eventi sia fondamentale, in ambito idrologico e climatologico, ma allo stesso tempo abbia un forte impatto anche dal punto di vista sociale.

In concomitanza con il presentarsi sempre più frequentemente di fenomeni di pioggia estremi, la comunità scientifica si è occupata dello studio della variabilità spaziale delle precipitazioni e della ricerca di relazioni tra questa e le caratteristiche del territorio, sebbene il dibattito sia ancora aperto. Il presente lavoro di tesi si muove in direzione di approfondimento del tema della dipendenza della distribuzione spaziale delle piogge intense da caratteri geomorfologici e della sua espansione per similarità nelle aree circostanti a quelle munite di punti di misura o in aree simili per caratteristiche morfologiche. A tale scopo si esamineranno queste relazioni tramite procedure di regressione lineare multipla tra dati reali relativi alle

massime altezze di precipitazione su durate sub-giornaliere e indici descrittivi della morfologia dell'area di studio, ricavati tramite software GIS. Si esamineranno, inoltre, le principali classificazioni geomorfologiche del paesaggio italiano e le similitudini tra queste e i risultati delle regressioni.

La struttura del presente lavoro è organizzata nel modo seguente:

- Nel Capitolo 1 vengono presentati degli esempi di rappresentazioni di grandezze climatologiche su scala nazionale, in Europa e nel mondo, e si descrivono le modalità di fruizione di dati e informazioni idrologici in tali piattaforme. Infine, si analizza l'evoluzione del monitoraggio idrometeografico in Italia.
- Nel Capitolo 2 viene descritta la base dati utilizzata nelle successive analisi, ovvero il database italiano I-RED dei massimi annui per durate subgiornaliere, e il processo di correzione e aggiornamento dei dati che ha portato alla creazione di una versione migliorata, chiamata I²-RED.
- Nel Capitolo 3 vengono presentate le aree di studio e si introduce dal punto di vista teorico la metodologia di analisi effettuata.
- Nel Capitolo 4 vengono osservati gli elementi morfologici e geografici di interesse per l'analisi effettuata sulla distribuzione spaziale delle precipitazioni estreme, nonché le classificazioni del paesaggio italiano costruite su base geomorfologica.
- Nel Capitolo 5 vengono applicati i metodi di analisi descritti e ne vengono presentati e confrontati i risultati.
- Nel Capitolo 6 viene analizzata la distribuzione spaziale dei residui delle regressioni multiple effettuate e vengono messe in risalto le relazioni esistenti tra questi e le classificazioni geomorfologiche del paesaggio italiano.

Infine, in appendice sono riportati tabelle e numerosi grafici relativi ai risultati ottenuti tramite le regressioni multiple, di cui verranno commentati i più significativi, e i principali codici utilizzati nell'elaborazione.

1 Rappresentazioni su base nazionale di grandezze climatologiche

Analisi e previsioni affidabili degli eventi idrologici estremi non sono possibili senza la disponibilità di elementi conoscitivi per l'area di interesse riguardanti i dati climatici e meteorologici. Per una adeguata comprensione dei sistemi idrologici è, quindi, fondamentale un monitoraggio sistematico delle grandezze climatiche e idrologiche, senza il quale non vi sono basi per la modellazione predittiva e la previsione del rischio, nonché per fronteggiare problemi come il dissesto idrogeologico e gli effetti del cambiamento climatico.

In Italia una serie di enti regionali è preposta al monitoraggio idrometeorologico, ma non è ancora presente una piattaforma di raccolta e distribuzione di dati idrologici per mezzo di database online, che richiederebbe la collaborazione attiva dei molti enti che oggi sono coinvolti nell'acquisizione dei dati, nella loro elaborazione e nella loro convalida. Si rende sempre più impellente il bisogno, a livello nazionale, di un archivio di dati idrologici e meteoclimatici omogeneo e di qualità, da mantenere costantemente aggiornato e liberamente accessibile, non solo agli specialisti.

In questo capitolo verranno presentati degli archivi online sviluppati negli Stati Uniti e in Svizzera, che, tramite delle interfacce web, rendono disponibili al pubblico dati idrologici di qualità in modo continuativo.

1.1 U.S. Rainfall Frequency Atlas

Gli Stati Uniti sono un paese di grandi dimensioni, le cui caratteristiche geografiche e morfologiche variano estremamente al suo interno, così come le condizioni climatiche. Localmente queste vengono influenzate dalla latitudine e da fattori geografici come la topografia, l'altitudine e la vicinanza a fonti di umidità come oceani, laghi e fiumi. Negli USA sono i National Centers for Environmental Information (NCEI) della National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) l'ente preposto a monitorare, raccogliere, validare e fornire pubblico accesso all'insieme delle informazioni sui dati meteorologici storici e climatici, nonché costieri, geofisici e oceanografici. I NCEI comprendono tre centri (National Climatic Data Center, National Geophysical Data Center e National Oceanographic Data Center) e quello che è possibile consultare nella loro piattaforma web è uno degli archivi di dati ambientali più significativi al mondo.

NCEI consente l'accesso ad una serie di dataset sviluppati grazie a dati collezionati negli Stati Uniti ma anche nel resto del globo, costruiti tramite informazioni raccolte da strumenti situati a terra, da satellite e radar, alcuni dei quali hanno un periodo di registrazione superiore a un secolo.

Per quanto riguarda le misure pluviometriche, per esempio, il dataset Climate Normals include i valori medi di variabili climatologiche, tra cui temperatura e precipitazioni, registrate dal 1981 al 2010 da circa 10000 stazioni. Tra i principali dataset della NOAA vi sono anche il LCD (Local Climatological Data), che contiene registrazioni orarie, giornaliere e mensili di precipitazione per quasi 1600 stazioni pluviometriche negli Stati Uniti contigui dal 1948 al 2009, e lo U.S. Climate Extremes, che fornisce informazioni riguardo la posizione e l'intensità dei valori più alti e più bassi dei parametri climatici rilevati presso le principali stazioni di misura del Paese.

Dalle misure di precipitazione di quasi 12000 stazioni di enti federali, statali e locali, sono state ottenute le serie di dati dei massimi annui (AMS), tramite cui è stato costruito il Rainfall Frequency Atlas, la fonte governativa ufficiale delle stime di frequenza delle precipitazioni per durate da 5 minuti a 60 giorni. Inoltre, vi sono state incluse informazioni sulle distribuzioni temporali delle precipitazioni intense ed esaminati i potenziali effetti del cambiamento climatico dai trend delle serie storiche dei massimi annui. L'atlante è disponibile online per essere visualizzato e scaricato: scelto su una mappa lo Stato di interesse e il tipo di dati, questi vengono rappresentati sotto forma di tabelle e di grafici. Allo stesso modo, tutti i dataset sono disponibili sulla piattaforma web, visualizzabili e scaricabili tramite il motore di ricerca Climate Data Online o attraverso sistemi WebGIS interrogabili, che forniscono informazioni sia sulle stazioni considerate, sia sui dati meteorologici e climatici.

1.2 Atlante Idrologico della Svizzera (HADES)

In Europa, la Svizzera ricopre un ruolo rilevante nell'ambito dell'attività di raccolta, elaborazione e divulgazione di dati e informazioni idrologici. Da più di 30 anni, infatti, raccoglie una serie di tavole cartografiche riguardanti le informazioni idrologiche del Paese nell'Atlante Idrologico HADES, frutto della collaborazione tra il Politecnico federale di Zurigo, l'Ufficio federale dell'ambiente e l'Istituto di geografia dell'Università di Berna.

L'Atlante Idrologico della Svizzera HADES (*Hydrologischer Atlas der Schweiz*) nasce nel 1988 come raccolta di 63 tavole cartografiche in forma cartacea che contenevano informazioni riguardo temi idrologici. Inizialmente riservato solamente agli specialisti, dal 2000 i dati sono stati resi disponibili a tutti tramite portale web.

Uno dei principali scopi dell'Atlante consiste nel mettere le conoscenze che si sono acquisite nell'ambito idrologico a disposizione non solo degli specialisti ma anche del grande pubblico. L'Atlante è disponibile, infatti, in quattro lingue ed affianca la divulgazione dei dati idrologici con la distribuzione di materiale didattico e guide escursionistiche.

Nel 2016, inoltre, è avvenuta l'attivazione di una piattaforma interattiva tramite la quale i contenuti tematici delle carte possono essere visualizzati in modo tridimensionale e nel 2018 l'offerta dell'Atlante si è ampliata ulteriormente con una piattaforma bidimensionale non solo di visualizzazione, ma anche di analisi dei dati.

Con la piattaforma di analisi si possono confrontare e mettere in relazione dati raster e vettoriali ed ottenere informazioni in forma grafica e tabellare. La consultazione dei dati è resa agevole tramite la suddivisione in temi (Fondamenti, Acqua nell'atmosfera, Acqua in superficie, Acqua nella litosfera, Sintesi, Acqua e l'uomo), per ognuno dei quali è possibile scegliere la visualizzazione su mappa di numerosi tipi di dati a diverse scale. In particolare, le misure possono essere visualizzate come raster complessivo dell'intera Svizzera, ma anche a scala di bacino imbrifero di dimensioni scelte dall'utente o di bacino fluviale. Per ogni mappa è presente un documento esplicativo dei dati e metodi utilizzati per la sua costruzione. Inoltre, è possibile inserire contemporaneamente più strati di dati, confrontarli tramite uno strumento apposito, scegliere il tipo di visualizzazione e ottenere grafici riassuntivi e di confronto interrogando la mappa.

1.3 Verso un atlante italiano

In Italia manca ancora oggi una raccolta organica di informazioni circa i dati pluviometrici, sebbene vanti un ruolo di primo piano nello sviluppo delle osservazioni meteorologiche. Basti pensare che le sei stazioni meteorologiche più antiche presenti nel suo territorio (presso Bologna, Milano, Roma, Padova, Palermo e Torino) risalgono al diciottesimo secolo e altre quindici stazioni sono state messe in funzione nella prima metà del diciannovesimo secolo.

Dagli inizi del ventesimo secolo agli inizi del ventunesimo i dati di precipitazione sono stati collezionati dal Servizio Idrografico Nazionale (SIN), prima, e dal Servizio Idrografico e Mareografico Nazionale (SIMN), poi, la cui struttura si è evoluta nel corso del '900 ed è giunta alla sua forma definitiva con il D.P.R. 85/1991 (Figura 1).



Figura 1. Suddivisione del Servizio Idrografico e Mareografico Nazionale come da D.P.R. 85/1991 (fonte: ISPRA)

Fino alla sua dismissione, tra le principali attività del SIMN vi era la raccolta, validazione, catalogazione e pubblicazione degli Annali Idrologici (fino al 1927 detti Bollettini Idrografici), che contenevano i dati relativi alle osservazioni pluviometriche e idrometriche. Pubblicati dal SIMN dal 1918 al 2000 e poi dagli enti regionali, gli Annali Idrologici erano relativi ai Compartimenti in cui il territorio italiano era suddiviso in base a criteri idrografici e indipendentemente dai confini amministrativi. Il Servizio Idrografico e Mareografico era, infatti, costituito da dieci Uffici Compartimentali, ad ognuno dei quali era assegnata un'area di competenza, e dalla Direzione Centrale con sede a Roma, in cui venivano raccolti tutti i dati rilevati dai Compartimenti. Questo garantiva la copertura sull'intero territorio nazionale e l'uniformità e l'aggiornamento dei dati per tutti i Compartimenti.

Con il D.Lgs. n. 112 del 31 marzo 1998 gli Uffici Compartimentali furono trasferiti alle Regioni Italiane e alle Province Autonome di Trento e Bolzano, trasferimento sancito definitivamente con il DPCM del 24 luglio 2002. Di conseguenza, oggi le

Regioni e gli Uffici di competenza sul territorio hanno il compito di gestire il monitoraggio, la raccolta, l'archiviazione dei dati pluviometrici e la compilazione degli Annali Idrologici.

Lo smembramento del SIMN e il passaggio della gestione del monitoraggio dei dati pluviometrici a sistemi regionali ha causato, negli ultimi anni, una frammentazione delle informazioni e delle serie storiche di dati. Un primo tentativo di convogliare tutti i dati e le informazioni in un unico database è stato effettuato nel 2006 nell'ambito del progetto CUBIST (*Characterisation of Ungauged Basins by Integrated uSe of hydrological Techniques*), istituito dal Ministero dell'Istruzione e della Ricerca (MIUR) e supportato dal Politecnico di Torino, dal Politecnico di Bari, dalle Università degli Studi di Bologna e della Basilicata e dall'ente di ricerca CNR-ISAFoM (CUBIST, 2009). Lo scopo del progetto era quello di creare un sistema informativo idrologico su scala nazionale, con un database comprensivo di circa 6000 stazioni pluviometriche, 700 stazioni termometriche e 400 bacini idrografici (Claps, 2008), tramite informazioni di pubblico dominio, prima non disponibili su supporto informatico.

Per quanto riguarda le informazioni sui massimi di pioggia, il progetto CUBIST ha raccolto i dati delle piogge massime annue disponibili per un arco temporale che comprende complessivamente più di cento anni. In particolare, il database include i dati riguardanti il periodo dal 1900 al 1916, che sono stati reperiti da archivi locali, e le registrazioni dei massimi annui di durata sub-giornaliera digitalizzati a partire dagli Annali Idrologici per il periodo dal 1916 al 2001. La data di fine registrazione varia a seconda della regione considerata, ognuna caratterizzata da una diversa data di dismissione del SIMN.

Un passo avanti verso la costruzione di una base dati completa dei massimi annui di precipitazione per brevi durate in Italia è stato compiuto grazie al lavoro di Libertino et al. (2018), che hanno compilato il database I-RED, che verrà approfondito nel capitolo seguente.

2 Italian - Rainfall Extreme Database (I²-RED)

Al fine di svolgere un'analisi efficiente della variabilità spaziale delle precipitazioni estreme, è necessario fare uso di una base dati completa, accurata ed affidabile, con una copertura omogenea del territorio studiato sia dal punto di vista planimetrico, sia da quello altimetrico. Il database che si è utilizzato in questo lavoro di tesi è il database I-RED, di cui si è effettuato un processo di verifica, correzione e aggiornamento che verrà descritto nei paragrafi seguenti.

2.1 Banche dati idrologiche italiane e descrizione database I-RED

Le competenze riguardo la raccolta, la catalogazione, l'elaborazione, la validazione e la messa a disposizione di dati idrologici in Italia è ancora frammentaria, poiché affidata ad una serie di enti regionali e locali, motivo per cui non è disponibile un database ufficiale che archivi tali dati in maniera organica. Al contrario, si riscontrano disomogeneità considerevoli nelle modalità di costruzione delle banche dati idrologiche, oltre che nelle tipologie di dati rese accessibili dai vari enti.

Per rimediare all'assenza di un set di dati di precipitazione sub-giornalieri per il territorio italiano, Libertino et al. (2018) hanno sviluppato il database I-RED, attraverso un accurato lavoro di raccolta e con la collaborazione delle autorità locali preposte al monitoraggio idrologico.

Italian - Rainfall Extreme Database (I-RED) contiene i massimi annui di precipitazione registrati ad intervalli di 1, 3, 6, 12 e 24 ore da più di 4500 stazioni in tutta Italia nel periodo compreso tra il 1916 e il 2014. Per il suo assemblaggio si è usufruito di fonti diverse ed è stato necessario un accurato lavoro di ricerca, raccolta e catalogazione. Le fonti utilizzate per la costruzione del database comprendono i dati raccolti nell'ambito del progetto CUBIST, per quanto riguarda le informazioni acquisite fino alla dismissione del SIMN, mentre per gli anni più recenti si sono contattate le autorità regionali per richiedere i dati di interesse.

Per la costruzione di I-RED i dataset di ogni regione sono stati trattati in modo differente, poiché le autorità regionali hanno fornito diverse tipologie di dati, con diverse coperture temporali e differenti sistemi di riferimento spaziali. In alcuni casi è stato possibile inserire l'intero dataset relativo a una Regione in I-RED, in altri si è proceduto ad un trattamento dei dati finalizzato ad evitare ridondanze tra Regioni confinanti, serie spezzate o sovrapposizioni.

La copertura delle stazioni pluviometriche comprende tutto il territorio nazionale, sebbene la distribuzione spaziale delle stazioni non sia uniforme (Figura 2); la densità delle stazioni, infatti, varia notevolmente, con valori considerevolmente più alti presso l'arco Alpino, in Liguria e nel nord della Toscana, in alcune zone della Campania e nel nord-est Italia.



Figura 2. Copertura del database I-RED nel territorio nazionale.

Anche il numero di stazioni, e quindi di dati disponibili ogni anno, non rimane costante. In generale cresce con il tempo, grazie all'aumento di pluviometri presenti sul territorio. La Figura 3 mostra la disponibilità di dati per anno: si notano nette

diminuzioni durante il periodo della Seconda Guerra Mondiale e dopo il 1980, a seguito della dismissione del SIMN e del passaggio di incarico alle autorità locali. Un nuovo aumento si verifica tra la fine del ventesimo e l'inizio del ventunesimo secolo, periodo che coincide con la fine delle operazioni di passaggio di incarico agli enti regionali. Infine, si riscontra una diminuzione repentina di dati dopo il 2010 a causa di mancanze, da parte degli enti locali e delle Regioni, nella fornitura dei dati più recenti.



Figura 3. Confronto fra numero di dati CUBIST e I-RED per anno (Libertino et al., 2018).

All'interno di I-RED, ogni regione è identificata con un numero progressivo da 1 a 21, come indicato in Tabella 1. Il database I-RED è stato fornito come file Matlab e contiene tre variabili. La prima è la variabile "ANAG", che comprende l'anagrafica dei pluviometri e, in particolare, un codice ID che identifica la stazione pluviometrica in modo univoco, il nome della stazione, che di solito si riferisce al comune in cui il pluviometro si trova o ad un punto di riferimento nelle sue vicinanze, la quota altimetrica e le coordinate geografiche. Le prime due cifre che compongono il codice ID assegnato ad ogni stazione per la sua identificazione coincidono con il numero di riferimento della Regione, di cui sopra. La seconda

variabile, "coord", contiene, invece, soltanto il codice identificativo della stazione e le sue coordinate, già presenti nella variabile ANAG. Infine, la variabile "DBo" include i dati di pioggia ed è formata da sette colonne: nella prima è riportato il codice del pluviometro, nella seconda l'anno di attività e nelle successive cinque colonne le altezze massime annue di pioggia per intervalli di durata di 1, 3, 6, 12 e 24 ore.

ID	REGIONE	ID	REGIONE
1	Abruzzo	12	Piemonte
2	Basilicata	13	Puglia
3	Calabria	14	Sardegna
4	Campania	15	Sicilia
5	Emilia-Romagna	16	Toscana
6	Friuli Venezia Giulia	17	Provincia autonoma di Trento
7	Lazio	18	Provincia autonoma di Bolzano
8	Liguria	19	Umbria
9	Lombardia	20	Valle d'Aosta
10	Marche	21	Veneto
11	Molise		

Tabella 1. Denominazione delle regioni del database I-RED e relativo codice ID.

2.2 Processo di correzione e aggiornamento del database I-RED

Al fine di effettuare un'analisi efficace è necessario che la base dati sia affidabile. Per questo motivo si è scelto di procedere con una verifica e revisione del database I-RED dal punto di vista della posizione geografica delle stazioni pluviometriche e di conseguenza delle loro quote altimetriche, in modo da avere a disposizione una

base dati aggiornata e di maggiore qualità. Il risultato del processo di modifica consiste nel database I²-RED (Mazzoglio et al., 2020).

Dall'analisi dei dati delle stazioni pluviometriche a disposizione, infatti, si sono notate delle anomalie nelle posizioni e nelle quote altimetriche di alcune di esse. È stato, quindi, effettuato un processo di controllo, correzione e aggiornamento di tali dati. Gran parte della procedura è stata effettuata manualmente tramite ispezione visiva dei dati.

La correzione delle coordinate si è ritenuta fondamentale in uno studio che vuole valutare la distribuzione e variazione spaziale degli estremi di precipitazione, specialmente in un'area eterogenea come l'Italia, per la quale piccole variazioni nella posizione geografica possono manifestarsi come grandi variazioni nella quota altimetrica. Di seguito verrà descritto l'approccio metodologico seguito.

Il primo step nasce con lo scopo di controllare se vi fossero anomalie nelle quote delle stazioni pluviometriche. Per fare ciò, si è utilizzato EU-DEM, un modello digitale di elevazione (DEM – *Digital Elevation Model*) che copre tutto il territorio dell'Europa, ad una risoluzione spaziale di 25 m (Figura 4).



Figura 4. European Digital Elevation Model (EU-DEM) nel territorio italiano.

Note le coordinate geografiche delle stazioni, desunte da I-RED, queste sono state utilizzate per estrarre le corrispondenti quote altimetriche da EUDEM. Quindi, procedendo regione per regione, si è utilizzato uno script Matlab per confrontare i valori di elevazione riportati da I-RED con le corrispondenti quote del DEM. Si sono valutate le differenze di quota per ogni pluviometro, impostando un valore di soglia pari a 150 m. L'incongruenza nel valore della quota è stata utilizzata come filtro per identificare le stazioni pluviometriche per le quali anche le coordinate geografiche, oltre alla quota, avessero alte probabilità di essere affette da errore. Tenendo conto di questa soglia si sono distinti due casi: del primo fanno parte i pluviometri le cui differenze di quota sono risultate minori di 150 m, al secondo appartengono le stazioni con differenze maggiori. Per il primo gruppo di pluviometri, quota e posizione sono state considerate corrette, quindi si sono mantenuti in I²-RED tutti i dati presenti nella prima versione del database, integrandoli con i dati più recenti nel caso in cui questi non fossero stati inclusi dalle agenzie regionali. Per il secondo gruppo, invece, sono state necessarie la verifica e la correzione dei dati. È doveroso precisare che il filtro utilizzato permette

di rilevare differenze di quota importanti e di conseguenza dedurne errori nell'ubicazione del pluviometro ma, nei casi in cui non vi siano incongruenze notevoli nelle elevazioni (caso comune nelle zone di pianura), il filtro non consente di rilevare dislocazioni orizzontali.

In Allegato 1 si riportano dei grafici di confronto tra le quote indicate dal database I-RED e quelle del DEM con in rosso i punti che rappresentano stazioni pluviometriche per cui la differenza di quota tra database I-RED e DEM sia maggiore di 150 m, in blu quelli che rappresentano stazioni per cui tale differenza sia minore di 150 m. Per ogni regione sono stati realizzati due grafici: quello a sinistra rappresenta la situazione precedente alla revisione del database I-RED, mentre il grafico a destra si riferisce alla versione del database aggiornata, I²-RED.

Selezionate le stazioni di cui effettuare la correzione dei dati (cioè quelle rappresentate in rosso nei grafici in allegato), si sono ricercate ulteriori informazioni come descritto di seguito. È emerso che per alcune di esse vi era un errore nella quota mentre l'ubicazione era corretta, per altre l'errore consisteva in una posizione errata con quota corretta, per altre ancora si verificava un errore sia nella quota sia nelle coordinate geografiche. Si è utilizzato il software Google Earth Pro (e in particolare lo strumento Street View) per visualizzare l'ubicazione dei pluviometri. Si è controllato se le posizioni fossero plausibili, se fossero facilmente raggiungibili e a distanza opportuna da alberi e/o edifici, che possono alterare localmente la misura. In molti casi è stata rilevata una situazione diversa: le stazioni si trovavano in pendii boschivi o in luoghi difficili da raggiungere; in altri, si trattava di stazioni dalla denominazione correlata a un eventuale punto di riferimento, ma di cui non coincidesse il posizionamento.

La natura di tali errori nelle coordinate geografiche risiede nella loro risoluzione. Dopo la dismissione del SIMN, le agenzie regionali molto spesso non hanno utilizzato lo stesso sistema di riferimento usato in precedenza, così in alcuni casi anche all'interno della stessa regione i dati storici e i più recenti sono stati espressi con sistemi di riferimento diversi. Mentre i pluviometri installati di recente hanno una precisione metrica o sub-metrica, nelle stazioni più antiche le coordinate venivano riportate in forma kilometrica o, come negli Annali Idrologici, sotto forma di gradi e primi. In quest'ultimo caso non venivano indicati i secondi, e ciò ha causato degli errori nel posizionamento che possono arrivare a circa 2 km.

Per le stazioni meno recenti sono stati consultati gli Annali Idrologici (disponibili in formato pdf presso il sito web di ISPRA) al fine di controllare le quote registrate ed effettuarne un confronto con i dati a disposizione. In molti casi si è notato che le quote indicate negli Annali coincidevano o erano molto simili a quelle riportate nel database I-RED e non a quelle ricavate dal DEM. Questo ha suggerito ancora una volta che l'errore non risiedesse nella quota altimetrica, ma nelle coordinate geografiche.

Per i pluviometri più recenti e ancora in funzione, per ogni Regione si sono consultati i siti ufficiali degli enti locali (o tali enti sono stati contattati direttamente in alcuni casi), oltre a pubblicazioni scientifiche, per cercare informazioni riguardo le coordinate geografiche delle stazioni (Tabella 2).

Nei casi riguardanti le stazioni meno recenti, non è stato possibile ottenere ulteriori e più precise informazioni riguardo l'ubicazione delle stazioni, quindi la posizione dei pluviometri indicata in I-RED è stata mantenuta e si è considerata come corretta la quota di EUDEM corrispondente.

Nel caso in cui si riuscissero a reperire informazioni circa le coordinate delle stazioni pluviometriche, è stata controllata e confrontata la nuova posizione con quella riportata dal database I-RED di nuovo tramite il tool Street View di Google Earth Pro. Nei casi migliori le nuove coordinate si sono rivelate accettabili, con quote molto simili a quelle degli Annali Idrologici e del database I-RED ed in posizioni plausibili. In questi casi, sono state inserite in I²-RED la posizione e la quota corrette. Nei casi in cui dati più e meno recenti fossero stati registrati da stazioni con denominazione uguale o simile ma ubicate in posizioni diverse, si è unita la serie storica spezzata in un'unica stazione pluviometrica. Alcune Regioni, infatti, nel corso degli anni hanno riposizionato le stazioni, a volte modificandone

il nome, altre volte mantenendo quello originario, in alcuni casi non tenendone traccia.

Alla fine del processo di correzione, quindi, il database I²-RED ha ampliato la sua copertura fino al 2019. Le nuove coordinate geografiche e i valori di altitudine possono considerarsi corretti e il sistema di riferimento in cui sono espressi i valori di longitudine e latitudine è uniforme (WGS 84 UTM zona 32 N). In Figura 5 è riportata la mappa della versione finale del database I²-RED con l'indicazione, per ogni stazione pluviometrica, del numero di anni di funzionamento.



Figura 5. Stazioni pluviometriche del database I²-RED classificate secondo la lunghezza della serie di dati.

ID	Regione	Ente preposto alla raccolta dei dati	
1	Abruzzo	Ufficio Idrografico e Mareografico Regione Abruzzo	
2	Basilicata	Dipartimento Protezione Civile Regione Basilicata	
3	Calabria	Centro Funzionale Multirischi – ARPACAL	
4	Campania	Centro Funzionale Regione Campania	
5	Emilia Romagna	ARPA Emilia-Romagna	
6	Friuli Venezia Giulia	Ufficio Idrografico Regione Autonoma Friuli- Venezia Giulia Protezione Civile Regione Autonoma Friuli Venezia Giulia	
7	Lazio	Centro Funzionale Regione Lazio Open Data Lazio	
8	Liguria	ARPAL	
9	Lombardia	ARPA Lombardia Regione Lombardia	
10	Marche	Dipartimento di Protezione Civile Regione Marche Sistema Informativo Regionale Meteo-Idro- Pluviometrico	

Tabella 2. Codici ID delle Regioni e denominazione degli enti locali consultati per il reperimento di informazioni.

ID	Regione	Ente preposto alla raccolta dei dati
11	Molise	Centro Funzionale Regione Molise
		Regione Molise
12	Piemonte	ARPA Piemonte
13	Puglia	Dipartimento di Protezione Civile Regione Puglia
14	Sardegna	ARPAS
		Regione Sardegna
15	Sicilia	Osservatorio delle Acque Regione Siciliana
16	Toscana	Servizio Idrografico Regionale Toscana
17	Prov. Trento	Centro Funzionale Provincia Autonoma di
		Trento – Meteotrentino
18	Prov. Bolzano	Ufficio Idrografico Provincia Autonoma di
		Bolzano–Alto Adige
19	Umbria	Regione Umbria
20	Valle d'Aosta	Centro Funzionale Regione Autonoma Valle
		d'Aosta
21	Veneto	ARPAV

3 Analisi statistica della distribuzione spaziale degli estremi di precipitazione

3.1 Scale spaziali

Ognuno dei passaggi della procedura metodologica che verrà descritta nei paragrafi successivi è stato effettuato a diverse scale spaziali. Oltre alla scala nazionale ci si è focalizzati anche su domini di dimensioni minori, più dettagliati e maggiormente omogenei internamente, per valutare le differenze e analogie che si possono riscontrare per aree spaziali dalle caratteristiche diverse.

Come già accennato, la prima scala spaziale è la scala Italia. Questa comprende tutto il territorio italiano con un'area complessiva di più di 302000 km² e tutti i 5265 pluviometri del database I-RED.



Figura 6. Area di studio ITALIA.

La seconda area di studio consiste nella regione Alpina compresa nei confini italiani. I pluviometri considerati sono 1172 (Figura 7).



Figura 7. Area di studio ALPI.

Per la definizione di quest'area di studio, è stata effettuata una ricerca sulle classificazioni che delineassero una suddivisione tra la catena delle Alpi e quella degli Appennini. È stata considerata la SOIUSA (Suddivisione Orografica Internazionale Unificata del Sistema Alpino), un sistema di classificazione geografica e toponomastica delle Alpi sulla base di criteri geologici, geomorfologici, idrogeologici e fitogeografici (Marazzi, 2002), elaborata da Massimo Accorsi e pubblicata online dalla Regione Piemonte tramite Arpa Piemonte (Figura 8). La SOIUSA segna il confine delle Alpi presso il Colle di Cadibona. Da un confronto con le aree fisiografiche elaborate da Guzzetti e Reichenbach (1994), si nota che tale confine coincide nelle due classificazioni (Figura 9).


Figura 8. Suddivisione Orografica Internazionale Unificata del Sistema Alpino (SOIUSA). Fonte: Arpa Piemonte



Figura 9. Aree fisiografiche definite da Guzzetti e Reichenbach (1994).

Definita l'area alpina, si è scelto di studiare separatamente anche l'Italia Appenninica, che comprende tutto il resto del territorio italiano con 4092 pluviometri.



Figura 10. Area di studio APPENNINI.

Per la sua natura peninsulare l'Italia si sviluppa nel Mar Mediterraneo con due coste con orientamenti contrapposti, dalle forme più varie e di lunghezza complessiva pari a quasi 8000 km. Si è voluta valutare, quindi, l'influenza di questa particolare caratteristica sulle precipitazioni estreme considerando come dominio spaziale successivo la fascia costiera all'interno di un raggio di 20 km dal mare, con 1642 pluviometri (Figura 11).



Figura 11. Area di studio COSTA.

Infine, si è scelto di analizzare una sottozona di dimensioni minori e maggiormente omogenea come la Regione Campania, un'area di circa 13600 km² posta nel sud della penisola (Figura 12). La Campania è caratterizzata da un'orografia particolarmente complessa, composta sia da zone pianeggianti, sia collinari e montuose, nonché di aree costiere bagnate dal Mar Tirreno per una lunghezza complessiva di circa 500 km. La Campania è stata, inoltre, teatro di numerosi eventi catastrofici, come l'alluvione di Salerno dell'ottobre 1954 e l'evento di Sarno del 5 maggio 1998, per i quali la causa scatenante è stata proprio una ingente quantità di pioggia caduta in intervalli di poche ore (500 mm di pioggia in meno di 24 ore, nel primo caso, 173 mm di pioggia in 48 ore, nel secondo). L'area è stata definita dai confini amministrativi della Regione e comprende 344 pluviometri.



Figura 12. Area di studio CAMPANIA.

3.2 Introduzione all'analisi di regressione lineare multipla

La tecnica statistica scelta in questo lavoro di tesi per investigare le relazioni tra più indici descrittori della morfologia del territorio e la variabilità spaziale degli estremi pluviometrici è la regressione lineare multipla. Questa procedura indaga e modella le relazioni che intercorrono tra la variabile di risposta Y e due o più regressori X_k , secondo un modello detto "piano di regressione" del tipo:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_i \tag{1}$$

Dove:

- *Y* rappresenta la variabile dipendente;
- *i* è l'indice che corrisponde all'i-esima combinazioni di variabili;

- X_k rappresenta la k-esima variabile indipendente;
- β_0 è l'intercetta;
- β_k sono i coefficienti di regressione stimati del modello relativi alle variabili indipendenti X_k .

La procedura di regressione lineare multipla implica che tutte le variabili X_k vengano considerate e che i coefficienti β_k vengano stimati contemporaneamente. Si comparano tutte le combinazioni dei k predittori e la loro importanza si valuta in un momento successivo. La scelta di questa procedura di calcolo a discapito di altre tipologie di regressione comunemente utilizzate, come la regressione *Stepwise*, *Stepwise Forward Selection* o *Stepwise Backward Elimination*, è dovuta alla sua semplicità, interpretabilità e facilità di comprensione (Montgomery et al, 2012). Infatti, tramite la regressione lineare multipla e la scrittura della relazione tra variabili dipendenti e indipendenti in un'equazione lineare di semplice interpretazione, si ha un'immediata evidenza di tutti gli esiti che ne risultano, ottenendo un numero di modelli pari alla quantità delle possibili combinazioni esistenti tra le variabili indipendenti e potendo così valutare sia quelli con buone prestazioni, sia quelli con prestazioni scadenti.

Affinché lo stimatore dei minimi quadrati sia valido e le previsioni non siano inefficienti o fuorvianti (Montgomery et al., 2012), il modello di regressione deve rispettare le seguenti ipotesi:

- Linearità: vi è un legame lineare tra la variabile dipendente Y e le variabili indipendenti X_i;
- Indipedenza: gli errori sono indipendenti tra loro per ogni valore di X_i ;
- Omoschedasticità: la varianza della distribuzione degli errori è costante per ogni valore delle variabili X_i;
- Normalità: gli errori della regressione sono normalmente distribuiti.

Per ogni regressione, oltre a riportare le variabili considerate, intercetta e coefficienti di regressione, sono stati calcolati l'indice di bontà di adattamento o di determinazione R^2 , l'indice R^2 aggiustato e gli indici di significatività statistica *p*-value relativi alla regressione stessa.

L'indice di determinazione R^2 misura il fitting della regressione e fornisce una stima della proporzione di varianza della variabile risposta spiegata dalla regressione. Si calcola come:

$$R^2 = \frac{SQR}{SQT} \tag{2}$$

Dove SQR è la somma dei quadrati dei residui e SQT è la somma dei quadrati totale. R^2 assume valori compresi tra 0 e 1: tanto più il suo valore è elevato, maggiore sarà la bontà del fitting e di conseguenza sarà migliore la capacità del modello di regressione di approssimare i dati reali.

Oltre all'indice R^2 è stato calcolato anche l'indice R^2 aggiustato:

$$R_{adj}^2 = R^2 - \frac{k}{n-k-1}(1-R^2)$$
(3)

È preferibile usare il parametro R^2 aggiustato nel caso in cui il modello di regressione comprenda molte variabili indipendenti, caso in cui aumenta il rischio di over-fitting. R_{adj}^2 , infatti, prende in considerazione anche il numero k di variabili indipendenti adottate nel modello e la numerosità n del campione, a differenza di R^2 (Montgomery et al, 2012).

Infine, sono stati calcolati gli indici di significatività statistica *p*-value per individuare gli indici di determinazione statisticamente significativi. Questo si può affermare se il p-value relativo è molto basso. In questo caso è stata adottata una soglia pari a $\alpha = 0.05$, cioè p - value < 5%, valore adottato in letteratura.

3.3 Approccio metodologico

Per mettere in atto la procedura di regressione lineare multipla, è stata necessaria una prima fase di estrapolazione e calcolo delle variabili dipendenti da utilizzare nell'analisi statistica e la preparazione delle stesse per le successive elaborazioni analitiche. Le variabili considerate sono descrittive di caratteristiche geografiche e morfologiche dell'area in cui è posto il singolo pluviometro. In particolare, riguardano le coordinate geografiche del pluviometro, la quota, la pendenza, la distanza dal mare nel suo punto di ubicazione, la presenza di barriere orografiche e la loro distanza dal pluviometro. A questo tipo di variabili si aggiunge il caso particolare della pioggia media annua, una variabile climatologica. Dopo avere ricavato le 11 variabili come verrà descritto nel Capitolo 4.3, queste sono state associate ad ognuna delle stazioni pluviometriche presenti nel file vettoriale del database I²-RED tramite il software open source QGIS.

Da questo momento in avanti, sono state considerate per le analisi solamente le stazioni pluviometriche aventi almeno 10 anni di dati (Figura 13).

Terminata questa fase propedeutica di estrazione delle variabili, gli 11 vettori sono stati inseriti nella matrice PREDITTIVE. Di seguito, si è svolta una fase di verifica in cui sono state escluse dallo studio le stazioni aventi delle celle nulle o vuote, in particolare quelle per cui non fosse disponibile il dato riguardante la pioggia media annua, calcolato da Crespi et al. (2018) su un dominio spaziale diverso da quello utilizzato nel presente lavoro di tesi. Sono state mantenute tutte le stazioni per cui vi fosse la disponibilità di tutti i dati, ottenendo così una matrice formata da 3721 righe e 11 colonne per l'area di studio Italia.

Capitolo 3



Figura 13. Stazioni pluviometriche di I²-RED con almeno 10 anni di dati.

3.3.1 Validazione degli indici ottenuti tramite scatter plot

Per esaminare le relazioni tra le coppie di variabili indipendenti, è stata costruita per ogni area di studio una matrice degli scatter plot, che ne consentisse una valutazione visiva, e calcolati i rispettivi coefficienti di correlazione r di Pearson che permettono di effettuare una valutazione di tipo quantitativo dell'andamento e dell'intensità di una eventuale relazione lineare tra variabili. L'indice r è dato da:

$$r(a,b) = \frac{\sum_{i=1}^{n} (X_{a,i} - \bar{X}_a) (X_{b,i} - \bar{X}_b)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (X_{a,i} - \bar{X}_a)^2 \sum_{j=1}^{n} (X_{b,i} - \bar{X}_b)^2}}$$
(4)

Dove:

- n è la lunghezza del campione;
- $X_a \in X_b$ sono le colonne della matrice X delle variabili indipendenti;

Il valore dell'indice di correlazione varia tra -1 e +1, dove i due valori estremi indicano perfette relazioni lineari tra le due variabili considerate, rispettivamente negativa e positiva, mentre il valore 0 indica l'assenza di correlazione.

In prima istanza, i coefficienti di correlazione di Pearson sono stati calcolati sull'intero campione composto da tutti i pluviometri del territorio italiano con almeno 10 anni di dati, in un secondo momento l'analisi è stata effettuata alle scale spaziali descritte nel Capitolo 3.1.

Si sono, inoltre, visualizzate tramite scatter plot le relazioni tra le 11 variabili e le medie delle precipitazioni estreme per intervalli di 1 h e di 24 h (Allegato 2).

3.3.2 Regressioni lineari multiple.

Tramite la procedura di regressione multipla, si è deciso di valutare le prestazioni con classi formate da 2 e da 3 variabili indipendenti. Per ognuna delle macroaree analizzate, le regressioni sono state eseguite in modo distinto per tutte le durate di piogge estreme disponibili (1 h, 3 h, 6 h, 12 h, 24 h) considerando, come accennato, il valore medio dei massimi annui, prima, e il valore mediano degli stessi, poi, come variabile dipendente.

Per determinare tutte le possibili combinazioni di variabili indipendenti necessarie alla procedura di stima, è stato calcolato il vettore dei coefficienti binomiali "n su k", tramite il quale si sono estrapolate tutte le combinazioni semplici delle n variabili in classi da k elementi:

$${}_{n}C_{k} = \binom{n}{k} = \frac{n!}{(n-k)! \ k!} \qquad n,k \in \mathbb{N}, 0 \le k \le n$$
(5)

Per ogni scala spaziale e per ogni durata il numero di modelli risultanti è, quindi, pari alla quantità di combinazioni semplici tra variabili indipendenti individuate tramite i coefficienti binomiali; cioè essi corrispondono a 55 equazioni nel caso di 11 variabili indipendenti in classi da 2 variabili, a 165 equazioni nel caso di classi da 3 variabili.

3.3.3 Test statistici

I modelli di regressione esprimono un legame tra la variabile dipendente e l'insieme delle variabili indipendenti che è di tipo statistico, per cui è necessario che ne sia verificata l'affidabilità tramite test statistici. Tra questi, vi sono il test della t di Student, utilizzato per individuare i modelli per i quali i coefficienti di regressione siano significativi per spiegare la variabilità della variabile dipendente, e il test sulla multicollinearità tra le variabili esplicative, necessario a verificare che queste non siano reciprocamente correlate linearmente tra loro.

3.3.3.1 Test sulla multicollinearità

Come descritto nel Capitolo 3.3.1, una volta calcolati ed estratti tutti i valori degli indici necessari a descrivere le caratteristiche morfologiche del dominio in esame, per ogni scala spaziale si è realizzata la matrice di correlazione di Pearson per poter verificare le mutue correlazioni tra le variabili indipendenti e analizzare i coefficienti r di Pearson risultanti.

Idealmente le variabili indipendenti dovrebbero essere altamente correlate alla variabile dipendente, mentre le correlazioni tra le variabili indipendenti stesse dovrebbero essere nulle. Quando, invece, due o più variabili indipendenti risultano altamente correlate tra loro e i valori assoluti dei coefficienti di correlazione sono vicini all'unità si parla di multicollinearità.

A causa della multicollinearità, la matrice dei descrittori X'X diviene approssimabile ad una matrice singolare, cioè una matrice quadrata con determinante pari a zero non invertibile, per cui lo stimatore dei minimi quadrati $B = (X'X)^{-1}X'Y$ non dà risultati attendibili. La multicollinearità riduce la capacità di previsione delle variabili indipendenti in modo proporzionale alla forza della relazione con le altre variabili e questo è un problema che può avere effetti negativi sulla stima dei coefficienti di regressione, per i quali si verifica un aumento della variabilità. In caso di multicollinearità, cala anche la capacità di spiegazione del modello, poiché anche la stima del contributo individuale di una variabile indipendente sulla variabile dipendente diviene meno precisa con gli errori standard dei coefficienti di regressione che diventano più ampi. Inoltre, piccoli cambiamenti ai dati di input possono causare grandi variazioni nel modello finale e di conseguenza si può modificare il segno delle stime dei parametri (Montgomery et al., 2012).

Uno strumento di diagnostica della multicollinearità consiste nel calcolo del fattore di inflazione della varianza (*VIF - variance inflation factor*), un indice che valuta per ogni variabile quanto il coefficiente di regressione stimato cresce quando i predittori sono correlati.

I *VIF* per un determinato modello misurano quanto ogni variabile esplicativa risulti a sua volta spiegata dalle altre variabili. I VIF sono stati calcolati tramite la formula seguente:

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2} \tag{6}$$

Dove, per ogni modello regressivo, R_j^2 sono i coefficienti di determinazione ottenuti dalle regressioni tra il j-esimo descrittore e i rimanenti (p - 1).

Il *VIF* assume valore pari a 1 se non c'è multicollinearità tra i regressori, mentre secondo l'esperienza pratica un valore maggiore di 5 indica un'alta correlazione che potrebbe essere problematica (Montgomery et al., 2012).

3.3.3.2 Test di significatività

Per ogni modello regressivo si è effettuato il test della t di Student per verificare la significatività dei singoli coefficienti delle regressioni (Montgomery et al., 2012). Considerato il modello di regressione, si testa il caso in cui uno dei coefficienti di regressione β_k sia pari a una costante β^* . Posto che gli errori siano indipendenti e con distribuzione normale $\varepsilon \sim N(0, \sigma_{\varepsilon}^2)$, si considerano l'ipotesi nulla e l'ipotesi alternativa:

$$H_0: \beta_k = \beta^*$$
$$H_1: \beta_k \neq \beta^*$$

La verifica dell'ipotesi nulla si effettua tramite il test della t di Student e il calcolo della statistica t, che nell'ipotesi H_0 si distribuisce secondo una distribuzione di Student con n - 1 gradi di libertà (dove n è la numerosità del campione):

$$t = \frac{\hat{\beta}_k}{\sigma_{\beta_k}} \tag{7}$$

con σ_{β_k} errore standard del k-esimo coefficiente di regressione stimato. Scelta una soglia di significatività $\alpha = 0.05$, il test viene effettuato su ognuno dei parametri della regressione, il predittore considerato si dice statisticamente significativo se p - value < 5% e si può respingere l'ipotesi nulla.

3.3.3.3 Diagrammi diagnostici

Un altro strumento utilizzato per valutare la bontà dei modelli di regressione multipla a posteriori è l'analisi dei residui delle regressioni. Si è effettuata l'analisi grafica dei residui per valutare quali, tra i modelli ipotizzati, fossero corretti e per assicurarsi che fossero verificate tutte le assunzioni del modello regressivo. Si sono tracciati i diagrammi descritti di seguito per tutti i modelli regressivi che soddisfacessero i test statistici di cui sopra. I diagrammi realizzati sono i diagrammi diagnostici aventi lo scopo di verificare che i residui ε dei modelli di regressione abbiano varianza costante e che siano distribuiti normalmente (Montgomery et al., 2012).

Il primo diagramma tracciato è il Normal Probability plot che consiste nella rappresentazione dei residui in carta probabilistica normale per la valutazione della normalità dei residui della regressione. In tale diagramma, in cui la funzione di probabilità di Gauss è rappresentabile con una retta, si confrontano i residui della regressione con i valori che avrebbero assunto in caso di distribuzione normale. Nella pratica, quindi, ordinati i residui in senso crescente e rappresentati nei confronti della probabilità cumulata empirica, si verifica che essi giacciano approssimativamente su una linea retta. Se si evidenziano valori anomali o se l'andamento dei dati si allontana da quello di una linea retta, allora vi sono scostamenti rispetto alla distribuzione normale.

Il secondo diagramma ha, invece, lo scopo di verificare graficamente l'omoschedasticità dei residui, cioè che la loro varianza sia costante e che i residui siano distribuiti casualmente. Nel grafico sono riportati in ascissa i valori stimati della variabile e in ordinata i residui, e si verifica che questi siano disposti in maniera omogenea al variare dell'ascissa e non mostrino un trend riconoscibile rispetto alla variabile stimata.

3.3.4 Procedura di Pruning per la riduzione delle combinazioni di variabili indipendenti da analizzare

In caso di multicollinearità, la soluzione più semplice presentata in letteratura consiste nell'eliminare la variabile che risulta correlata alle altre. In alternativa, si suggerisce di aumentare la dimensione del campione o trasformare le variabili che causano il problema.

Eliminare a priori le variabili maggiormente correlate non è sembrata la decisione più opportuna, perché mentre la multicollinearità può fare sì che la stima dei parametri del modello non risulti precisa, omettere una variabile rilevante può distorcere i reali valori dei parametri. Nel caso in esame, inoltre, il numero di variabili è già molto basso e un descrittore che preso singolarmente non risultasse legato alla variabile dipendente in modo rilevante, potrebbe risultarvi altamente correlato se combinato con altri descrittori.

Si è scelto, quindi, di escludere i modelli meno utili, cioè esclusivamente quelli in cui si verificava la ripetizione di descrittori altamente correlati tra loro, per i quali il coefficiente di correlazione fosse superiore ad una certa soglia, contribuendo ad aumentare il numero di combinazioni tra variabili. Si è applicata la procedura di *pruning*, definita da Ganora et al. (2014). In base a questa procedura, si assegnano ai descrittori degli indici sulla base della loro robustezza e facilità di determinazione e, calcolata la matrice di correlazione, si analizza ogni coppia di descrittori eliminando le coppie via via più correlate fino a che il coefficiente di correlazione massimo tra variabili scenda sotto una certa soglia. Tale procedura non è legata in alcun modo alla variabile dipendente da analizzare, ma dipende solo dalle variabili indipendenti considerate e dalle loro combinazioni. Nel presente lavoro, visto il numero esiguo di descrittori, ad ogni variabile si è assegnato un indice pari a 1 e si è impostata una soglia per i coefficienti di correlazione pari a 0.6.

La tecnica è stata applicata a tutte le scale spaziali, così si è ridotto il numero di combinazioni di variabili da analizzare senza eliminare descrittori che, nelle loro combinazioni con gli altri, possono rivelarsi di grande importanza.

4 Elementi geografici e morfologici di interesse per la distribuzione spaziale delle piogge estreme

Il tema delle relazioni tra la distribuzione spaziale delle precipitazioni e il rapporto di questa con le caratteristiche del territorio è stato affrontato dalla comunità scientifica da più di mezzo secolo, ma ancora oggi non si è giunti ad una constatazione univoca riguardo le caratteristiche del territorio che meglio spiegano la genesi degli eventi estremi. In questo paragrafo verranno ripercorsi gli studi presenti in letteratura che hanno affrontato il tema, se ne osserveranno gli approcci metodologici utilizzati, gli indici geomorfologici presi in considerazione, i risultati raggiunti e le criticità riscontrate, e se ne analizzeranno eventuali analogie e differenze. Inoltre, nella seconda parte del paragrafo, verranno osservate le principali classificazioni del paesaggio che, a partire da Sestini (1963) in poi, sono state oggetto di interesse a livello mondiale, e per ognuna ne verranno descritte le caratteristiche e i criteri presi in esame.

Fin dalla metà del secolo 1900 gli studiosi hanno iniziato ad indagare il tema della dipendenza delle precipitazioni da caratteristiche del territorio. I primi studi si fondavano sulla credenza generale per cui l'andamento delle precipitazioni dipendesse dall'elevazione e che questa avesse un impatto tale da essere preponderante rispetto alle altre caratteristiche geografiche e topografiche dell'area oggetto di studio (Spreen, 1947; Bleasdale e Chan, 1972). Gli stessi autori, però, riconoscevano che l'impatto di variabili morfologiche diverse dalla sola quota non fosse trascurabile. Spreen (1947), infatti, ha dimostrato che si possono stimare le distribuzioni spaziali delle piogge medie annue nelle regioni montane tramite equazioni statistiche e ha utilizzato come predittori le variabili topografiche quota, pendenza, esposizione e orientazione.

Anche Basist et al. (1994) si sono concentrati sulla distribuzione spaziale delle precipitazioni medie annue e hanno indagato la relazione tra questa e la topografia attraverso analisi lineari bivariate e multivariate, utilizzando sei variabili topografiche come predittori delle precipitazioni, in dieci regioni montane in diverse parti del mondo alla mesoscala. Al contrario di Bleasdale e Chan (1972), che consideravano la quota e la pendenza dei buoni indicatori della variabilità della precipitazione, per Basist et al. questi sono i predittori dalle prestazioni in generale più scadenti nel loro studio. Infatti, una relazione lineare tra le precipitazioni e l'elevazione può essere appropriata soltanto in regioni con massicci montuosi particolarmente elevati e profili topografici regolari. Per Konrad II (1996) ciò che ricopre un ruolo critico nella relazione tra precipitazioni e topografia è la distanza dalle fonti di umidità e la loro direzione, mentre la quota spiega solo una piccola parte della varianza dei totali di precipitazione annua.

Dalla seconda metà degli anni '90 molti studi sono stati improntati in modo da indagare sulla variabilità delle precipitazioni estreme, piuttosto che sulle precipitazioni medie annue. Prudhomme e Reed (1998) hanno definito un modello descrittivo della distribuzione dei picchi di precipitazione nelle regioni montane Scozzesi in una serie di elaborati che risulta ancora oggi di riferimento in letteratura per quanto riguarda l'analisi delle piogge intense e la loro mappatura. Fino a quel momento, le relazioni tra piovosità estrema e topografia non erano ben note in aree del tipo esaminato, sia per la scarsità di informazioni disponibili in zone dalla topografia complessa, sia perché la maggior parte degli studi si era focalizzata sull'analisi delle precipitazioni medie annue, trascurando l'indagine delle precipitazioni intense per brevi intervalli di durata.

In particolare, gli autori hanno studiato i massimi annui di precipitazione per durate giornaliere di circa mille pluviometri in Scozia, la regione più montuosa del Regno Unito, considerando i pluviometri con serie di dati di lunghezza pari ad almeno dieci anni. Hanno attuato una tecnica di georegressione e utilizzato il *kriging* per la fase di mappatura. Per fare ciò, hanno definito un set di 14 variabili a partire dalla topografia e dalla geografia, con l'ausilio di un DTM di risoluzione 1 km. Alcune di queste variabili sono state calcolate per le otto direzioni cardinali (cioè i valori numerici sono stati determinati lungo le rette relative alle 8 direzioni). Le variabili topografiche utilizzate sono state in parte definite appositamente all'interno di questo studio, in parte riprese da studi precedenti come quelli di Basist et al. (1994)

e di Konrad II (1996). Tra le variabili di nuova formulazione vi sono quelle che tengono conto della presenza di ostacoli orografici e della loro entità e distanza dal punto di osservazione. La prima è la variabile "OBST" (*Obstruction*), cioè l'angolo sotteso dall'ostacolo orografico ad elevazione maggiore, a cui si affianca la variabile "BARRIER", che indica la distanza tra il pluviometro e l'ostacolo orografico più alto che causa l'ostruzione. L'indice che è stato utilizzato per la rappresentazione delle precipitazioni intense, invece, è il parametro RMED, cioè il valore mediano dei massimi annui di precipitazione per durate giornaliere.

Dal punto di vista metodologico, Prudhomme e Reed hanno effettuato sia delle regressioni univariate tra il parametro *RMED* e le variabili desunte dalla topografia, sia delle regressioni multivariate di tipo *Stepwise*, sostituendo questa volta *RMED* con *IRMED* = 1000/*RMED* per evitare problemi di eteroschedasticità dei residui. Gli autori hanno dimostrato che la quota presa singolarmente, così come tutte le altre variabili, non è in grado di spiegare in modo adeguato la distribuzione spaziale di RMED, bensì questa dipende da relazioni complesse tra i rilievi montuosi e dalla posizione del punto di misura in relazione alle fonti di umidità. Alcune variabili, come l'elevazione e la pendenza, hanno prodotto risultati insoddisfacenti per l'area trattata, cioè un'area dalla morfologia complessa, mentre altre sono state considerate non sufficientemente precise se non dopo essere state oggetto di modifiche (ne è un esempio la distanza media dal mare calcolata in settori da 90°). Infine, le variabili completamente nuove che gli autori hanno formulato hanno dato esiti notevolmente più rappresentativi di RMED rispetto agli indici desunti da letteratura.

Gli stessi Prudhomme e Reed nel 1999 hanno ulteriormente sviluppato i loro studi cercando la tecnica più adatta a rappresentare su una mappa le precipitazioni estreme nella forma dell'indice RMED in Scozia, in zone montuose e che presentavano una densità di dati poco omogenea. I due autori hanno utilizzato in questo studio lo stesso campione di 1003 pluviometri nella stessa area di studio del precedente e confrontato due metodi geostatistici di mappatura: *ordinary kriging* e *modified residual kriging*. Hanno dimostrato che il secondo metodo è più adatto nella rappresentazione in una mappa della mediana dei massimi annui delle piogge

giornaliere nelle regioni montuose della Scozia e che incorporare le informazioni topografiche nel metodo *kriging* produce una mappa di RMED che rispecchia la topografia in modo più efficiente rispetto ad un metodo di interpolazione spaziale semplice. Ciò è risultato evidente sia da test statistici delle performance dei due metodi, sia da confronti diretti tra le stime dei modelli e i dati osservati.

Anche Kieffer Weisse e Bois (2001) un anno dopo hanno studiato le relazioni tra le precipitazioni con tempo di ritorno pari a 10 e 100 anni e dei parametri morfologici, adottando come area di studio le Alpi Francesi. I dati di pioggia sono stati raccolti per 90 pluviometri ad intervalli di durata di 1 h, 3 h, 6 h, 12 h e 24 h e per 463 pluviometri ad intervalli giornalieri. Il set di parametri topografici scelti dagli autori è stato diviso in due gruppi: le variabili locali e quelle regionali. Le prime sono quelle definite per mezzo della topografia nell'area circostante il punto di misura, cioè i parametri che descrivono la quota, l'esposizione, l'azimut, la pendenza e la curvatura della superficie. Le variabili regionali, invece, sono quelle che per essere formulate necessitano della conoscenza dell'intero dominio di studio, cioè le coordinate geografiche, la distanza dal Mar Mediterraneo e dal Fiume Rodano, la caratterizzazione della forma generale delle Alpi e l'effetto barriera causato dall'orografia. Per la ricerca delle possibili correlazioni esistenti, gli autori hanno messo in atto un'analisi di regressione multivariata di tipo Stepwise. In generale, lo studio dimostra che le precipitazioni estreme sono legate in misura maggiore a variabili regionali, piuttosto che a quelle locali. Inoltre, il modello messo a punto è maggiormente significativo per intervalli di durata brevi (fino a 3 h) che per quelli più lunghi, per i quali il coefficiente di determinazione R^2 decresce rapidamente. Per intervalli brevi, i parametri per cui si sono ottenuti i migliori risultati sono quelli che descrivono la morfologia delle Alpi e l'influenza del mare, insieme alla possibilità dei flussi d'aria di raggiungere il punto di osservazione.

In Italia, invece, Allamano et al. (2009) in uno studio a carattere regionale hanno analizzato i dati provenienti da 567 pluviometri ubicati nella zona alpina, derivanti dal sistema informativo idrologico su scala nazionale costruito nell'ambito del progetto CUBIST, di cui si è fatto cenno in precedenza. Lo scopo della ricerca era quello di definire una procedura che tenesse conto degli effetti dell'elevazione nella variazione spaziale delle precipitazioni intense di breve durata tramite l'effetto combinato del *kriging* e di tecniche di regressione.

In particolare, si è studiata la dipendenza dei coefficienti a e n della Curva di Probabilità Pluviometrica (CPP), stimati a partire dai dati misurati dalle stazioni, dalle variabili elevazione, longitudine e latitudine. Per la stima dei coefficienti della CPP sono stati considerati i pluviometri con serie di dati di lunghezza almeno pari a 10 anni e con quota maggiore o uguale a 200 m s.l.m. Le conclusioni sono risultate diverse dalle aspettative: è emerso che il coefficiente a diminuisce al crescere dell'elevazione, al contrario il coefficiente *n* aumenta, le altezze di pioggia per le durate più brevi (1 h e 3 h) diminuiscono in modo significativo all'aumentare della quota, mentre la pendenza negativa della retta di regressione tra le altezze di pioggia e la quota tende a diminuire per eventi di durata maggiore (12 h e 24 h). Dall'analisi dei coefficienti di significatività delle regressioni, inoltre, risulta che il coefficiente a dipende solo dall'elevazione, la pendenza della retta di regressione rimane relativamente costante in tutta l'area di studio e di conseguenza non si avvertono differenze tra la parte occidentale e quella orientale della catena montuosa. Il coefficiente n, invece, dipende anche dalla longitudine e si nota che la pendenza della retta di regressione diminuisce tra la parte Ovest e la parte Est delle Alpi. Dai risultati conseguiti, gli autori hanno potuto scrivere la Curva di Probabilità Pluviometrica in funzione della quota e della longitudine.

Anche Caracciolo et al. (2012) hanno ricercato le relazioni tra le caratteristiche morfologiche del territorio e i coefficienti a e n della Curva di Probabilità Pluviometrica, analogamente ad Allamano et al. (2009). Anche in questo lavoro l'argomento è stato trattato a scala regionale e nello specifico si è condotto lo studio sulle serie di precipitazione intensa di breve durata registrate da 276 stazioni pluviometriche con almeno 8 anni di dati situate sul territorio siciliano.

Gli autori hanno effettuato l'analisi prima considerando la Regione Sicilia come un'unica regione omogenea, poi suddividendone il territorio in tre sottozone omogenee e poi effettuando un'ulteriore suddivisione in cinque sottozone. Si è scelto un set di 12 variabili indipendenti morfologiche e fisiografiche, derivate da un DEM di tipo GRID con risoluzione spaziale pari a 1 km tramite procedure GISbased. Queste variabili sono: la quota, le coordinate longitudine e latitudine, la pendenza, l'esposizione, la curvatura, l'effetto barriera, il *concavity index*, la distanza dal mare e la relativa direzione azimutale, oltre a due variabili legate alla pendenza, che ne indicano la variazione lungo la direzione più inclinata e la convergenza topografica.

Sono state effettuate delle analisi bivariate (tra i coefficienti *a* e *n* e la quota del pluviometro) e multivariate con tecnica *stepwise* (considerando anche le altre variabili morfologiche descritte). Si è utilizzato il metodo GWR (*Geographically Weighted Regression*) per indagare le variazioni dei legami tra le variabili a livello spaziale. Sia considerando la Sicilia nella sua interezza, sia suddividendola in tre e cinque sottozone, i risultati si sono rivelati disomogenei, non permettendo di individuare un modello soddisfacente, sebbene vi siano dei miglioramenti dovuti all'aumento della discretizzazione dell'area di studio. Questa disomogeneità si è avvertita sia in termini di R^2 , sia in riferimento alle grandezze che sono risultate essere le migliori variabili predittive per *a* e *n*.

Gli autori hanno dimostrato che il parametro a non può essere descritto tramite la sola quota, al contrario con il parametro n essa ha una buona correlazione. Inoltre, se si discretizza il dominio di studio in sottozone omogenee, altri parametri come le coordinate geografiche, il *concavity index* e la distanza dal mare sembrano influire significativamente sulla variabilità delle precipitazioni estreme, sebbene si abbia in media una migliore stima del parametro n rispetto ad a.

Infine, Furcolo et al. (2015) hanno analizzato la variabilità spaziale dei massimi annui delle precipitazioni giornaliere nella Regione Campania, con 245 pluviometri. In particolare, hanno introdotto una procedura statistica iterativa per l'identificazione di 19 valori anomali in una statistica di basso ordine, cioè la media. Presso i 19 pluviometri anomali, il valore medio si è rivelato molto più alto rispetto al resto dei pluviometri nell'area di studio. Piuttosto che formulare delle variabili descrittrici della topografia e morfologia del dominio studiato, come nei lavori precedenti, hanno identificato, delimitato e ordinato gerarchicamente i maggiori gruppi orografici della regione usando un approccio geomorfologico automatico tramite l'uso di un DEM di risoluzione 20 m. Hanno, poi, confrontato le posizioni dei valori anomali con quelle delle barriere orografiche identificate a priori, ipotizzando che una possibile spiegazione delle anomalie potesse essere proprio l'effetto dell'amplificazione delle precipitazioni causata dall'orografia. I risultati hanno dimostrato una correlazione chiara tra gli oggetti orografici di terzo e quarto ordine e un aumento localizzato delle precipitazioni estreme, identificando così le aree in cui l'orografia ha causato un'effettiva crescita nei massimi di pioggia.

Parallelamente alla ricerca bibliografica sul tema delle relazioni tra variabilità spaziale degli estremi e caratteristiche morfologiche del territorio, si è analizzata la letteratura relativa allo studio del paesaggio e alle sue classificazioni in "tipi" o "classi" definiti tramite diversi approcci, che possono includere considerazioni sugli aspetti geologici, litologici, idrologici, vegetativi o morfologici. In generale, le classificazioni che definiscono dei "tipi" di paesaggio ricercano l'obiettivo ideale di contemporanea omogeneità interna delle classi definite e eterogeneità tra una classe e quelle adiacenti.

Il primo importante tentativo di suddivisione e descrizione del paesaggio italiano si deve ad Aldo Sestini (1963), geografo italiano tra i più significativi del '900. Egli si dedicò allo studio del paesaggio e alle sue trasformazioni e scrisse il volume "Il Paesaggio" per il Touring Club Italiano, che, sebbene scritto nel 1963, rimane ad oggi un'opera classica e un esempio valido di interpretazione dei paesaggi italiani.

Nel testo, l'autore mira a classificare quello che chiama "paesaggio geografico sensibile", considera cioè ogni elemento oggettivo nelle sue caratteristiche e nelle sue funzioni e interazioni rispetto agli altri elementi che costituiscono la superficie terrestre. Per ogni paesaggio, l'autore descrive la morfologia, la costituzione litologica e geomorfologica, oltre alle caratteristiche della vegetazione, passando

poi alle colture presenti e alle caratteristiche degli ambienti umani, riuscendo a fondere gli elementi naturali con quelli antropici.

Il territorio italiano è stato suddiviso in 95 tipi di paesaggio (di cui alcuni ulteriormente suddivisi in sottotipi), raggruppati in 9 forme, sulla base di caratteristiche litologico-stratigrafiche e geomorfologiche comuni. Inoltre, per ogni tipo di paesaggio è riportata una descrizione della vegetazione e delle colture presenti e le caratteristiche dell'ambiente umano. I principali criteri presi in considerazione per effettuare la classificazione sono non solo, come già accennato, la morfologia, la litologia e la stratigrafia, ma anche i processi e agenti morfogenetici che hanno portato all'origine e all'evoluzione delle forme del territorio. Questi riguardano sia i processi connessi all'attività tettonica (sismica e vulcanica), sia quelli legati all'erosione, al trasporto, alla sedimentazione e alla degradazione che tendono a modificare le forme del rilievo. Oltre ad effettuare la classificazione, l'autore analizza le diversità che distinguono un determinato paesaggio da quelli adiacenti, quali sono le cause sia umane sia naturali di tali diversità, il ruolo che gli aspetti del paesaggio naturale hanno esercitato sulla distribuzione della popolazione e sulle destinazioni d'uso dei suoli.

Trenta anni dopo, anche Guzzetti e Reichenbach (1994) si sono approcciati allo studio del paesaggio italiano con lo scopo di fornirne una suddivisione in unità topografiche tramite tecniche semi-quantitative. Gli autori, infatti, effettuano la suddivisione tramite l'ausilio di un DEM di risoluzione 230 m e derivano la classificazione da una *cluster-analysis unsupervised* a tre categorie, effettuata su quattro parametri derivanti dall'altitudine e con il confronto visivo di mappe morfometriche e geologiche. Le quattro variabili utilizzate per la cluster analysis (altitudine, curvatura del pendio, frequenza di inversione della pendenza e rapporto *elevation-relief*) sono state scelte all'interno di un set più ampio perché risultate le "migliori" perché meno correlate tra loro e maggiormente rappresentative del territorio analizzato.

Il risultato della cluster analysis è una mappa in cui vengono identificati tre cluster: *lowland*, *upland* e *highland*. Tale mappa è stata confrontata visivamente con mappe

geologiche e strutturali, per individuare ulteriori analogie e differenze. Tramite questo confronto i confini delle tre classi sono stati modificati localmente affinché corrispondessero a limiti tettonici o strutturali. Il risultato ottenuto da tale studio è una suddivisione del territorio italiano che corrisponde ai maggiori domini geologici, litologici e strutturali d'Italia e pertanto si parla di regioni fisiografiche piuttosto che zone altimetriche. L'obiettivo ideale nella suddivisione delle unità topografiche è quello di massimizzarne l'omogeneità interna e l'eterogeneità tra unità diverse. In particolare, in tale studio sono state individuate 8 province, di area variabile tra 6334 km² e 81241 km², e 30 sezioni, tra gli 865 km² e i 39588 km². Le province sono divisioni di primo ordine con caratteristiche geomorfologiche uniche o distinte da quelle delle aree circostanti e i loro confini corrispondono ai maggiori limiti geologici o morfologici oppure alle linee di costa. Le sezioni, invece, sono ottenute tramite ulteriori suddivisioni interne alle province e i loro confini sono stati distinti con maggiore difficoltà, anche a causa della bassa risoluzione del DEM utilizzato che non permette la distinzione di meso- e micro-forme.



Figura 14. Suddivisione di Guzzetti e Reichenbach (1994) del territorio italiano in province e sezioni.

Meybeck et al. (2001) propongono una classificazione della superficie topografica a scala globale tramite la quale questa viene suddivisa in 15 classi descrittive di tipi morfologici denominate con i termini classici della geomorfologia.

La suddivisione è effettuata sulla base di due indicatori dell'asperità delle forme del rilievo e dell'elevazione. Il primo indicatore è detto *Relief Roughness*, misurato in m/km o in ‰, il secondo è l'elevazione media all'interno di finestre 30'*30'. Gli autori hanno utilizzato il DEM GTOPO30 con risoluzione di 30 arc-sec (circa 1 km) e hanno individuato separatamente dei range di *Relief Roughness* e di elevazione media. Effettuato questo primo passaggio, la classificazione definitiva deriva dalla combinazione delle 7 classi di *Relief Roughness* individuate e delle 9 classi di elevazione media. Il risultato consiste in 15 *Relief Classes* che si riferiscono a 6 termini geografici classici (*plains, lowlands, platforms, hills, plateaus, mountains*), ulteriormente identificate dalla quota sul livello del mare.

Una classificazione del paesaggio italiano assimilabile per le sue caratteristiche a quella ideata da Sestini nel 1963 è la Carta della Natura di ISPRA. Secondo quanto previsto dalla Legge quadro sulle aree naturali protette (L. 394/91), la "Carta della Natura" (2003) nasce come strumento conoscitivo del territorio nazionale a diverse scale di analisi, composto da una parte di cartografia e una di valutazione di valori di qualità ambientale e vulnerabilità territoriale. L'intero progetto è strutturato in un Sistema Informativo Territoriale, consultabile tramite il Geoportale ISPRA, progettato e realizzato appositamente, ma per le finalità di questo lavoro di tesi si è presa in considerazione la "Carta delle unità Fisiografiche dei Paesaggi Italiani" alla scala 1:250000 (scala scelta perché ritenuta adatta ad una sintesi corografica delle informazioni sul territorio), in cui vi è la cartografia delle unità territoriali classificate secondo le tipologie che rappresentano i diversi paesaggi italiani.

Visto l'obiettivo conseguito nella costruzione della Carta della Natura, gli autori hanno scelto la definizione di paesaggio come insieme organico della combinazione e interazione di molteplici elementi. Il paesaggio è quindi definito come una porzione della superficie terrestre caratterizzata da una struttura omogenea e riconoscibile tramite i suoi elementi fisici, biotici e antropici.



Figura 15. Carta della Natura, ISPRA (2003).

I diversi paesaggi sono stati definiti essenzialmente dai loro caratteri fisionomicostrutturali, cioè quelli morfologici, litologici e di copertura del suolo, considerando le loro configurazioni spaziali e le loro interazioni reciproche. Il principale strumento utilizzato per la produzione della cartografia è il telerilevamento, e in particolare l'aerofotointerpretazione in visione stereoscopica di fotografie aeree zenitali (Volo Italia 1989) e le immagini satellitari Landsat TM. Al telerilevamento sono stati affiancati rilievi sul campo e confronti accurati con dati bibliografici, tra cui la cartografia tematica esistente, consistente soprattutto di carte morfologiche, litologiche, vegetazionali e di uso del suolo. Dalla sovrapposizione delle carte tematiche con la carta dei paesaggi si è notato che in ogni paesaggio ricadeva un pattern comune di elementi geomorfologici, di litotipi, di uso del suolo e vegetazionali. In conclusione, si è dedotto che, alla scala 1:250000, ciò che meglio descrive l'assetto del paesaggio è la fisiografia, intesa come morfologia generale

del territorio nei suoi rapporti tra morfostrutture adiacenti, a sua volta strettamente legata all'assetto strutturale, litologico e stratigrafico del substrato.

Un'Unità di paesaggio è stata definita come un ambito territoriale considerato omogeneo a livello paesaggistico alla scala 1:250000, che presenta un caratteristico assetto fisiografico e di copertura del suolo e una connotazione geografica precisa e univoca. La Carta presenta un'ulteriore classificazione delle Unità di paesaggio secondo la proprietà tipologica, cioè la struttura omogenea, indipendentemente dalla connotazione geografica e dal contesto in cui è collocata, per identificare i Tipi di paesaggio. Nello specifico, la suddivisione effettuata per l'intero territorio nazionale comprende 2158 Unità Fisiografiche di Paesaggio, raggruppate in uno dei 37 Tipi di paesaggio identificati per l'Italia, a loro volta appartenenti ad una delle 7 categorie paesaggistiche.

Iwahashi e Pike (2007) hanno realizzato una classificazione del terreno a livello globale tramite una procedura iterativa che opera cella per cella sulla base di tre variabili morfometriche. Hanno utilizzato il DEM SRTM30, ricampionato ad una risoluzione pari a 1 km e suddiviso l'area in 16 tipi di terreno. Il problema è stato affrontato considerando la topografia come se fosse una superficie continua che non ha nessun legame con processi geomorfologici ed applicandovi, così, delle tecniche di elaborazione digitale di immagini come la segmentazione, la binarizzazione in scala di grigi, l'applicazione di filtri laplaciano e mediano. Le variabili utilizzate sono il gradiente di pendenza, la convessità locale e la texture della superficie, ottenute tramite software GIS e l'applicazione delle tecniche di elaborazione digitale delle immagini di cui sopra. La procedura è di tipo unsupervised, effettua una prima classificazione delle mappe delle tre variabili convertite in scala di grigi usando come soglia la media di ogni variabile, successivamente le combina tra loro. L'algoritmo associa ogni cella del DEM ad un tipo di terreno, piuttosto che a regioni. Poiché le classi non vengono definite a priori, il risultato consiste in una classificazione che non presenta un'equivalenza diretta con le caratteristiche topografiche ma comunque le celle risultano formare dei clusters che corrispondono alle forme del terreno.

Per ovviare al problema della scelta della scala caratteristica della classificazione del territorio, e quindi del suo livello di dettaglio, Alvioli et al. (2020) hanno sviluppato un metodo per la delineazione automatica di unità geomorfologiche delimitate da linee di drenaggio e spartiacque, dette unità di versante (*Slope Units, SUs*), che sostituissero le celle della griglia come unità di mappatura in analisi geomorfologiche e ambientali. Il vantaggio delle *SUs* è il loro forte legame con la topografia. Il software definisce automaticamente le *SUs* per un determinato DEM e funziona secondo una procedura di ottimizzazione, adattando le dimensioni delle *slope units* all'area di analisi, qualunque siano la sua grandezza e la sua eterogeneità. Gli unici dati richiesti sono le informazioni derivate dal DEM e l'area minima delle *SUs*.

La funzione di ottimizzazione F(a, c), misura della segmentazione del terreno, è ottenuta dalla varianza locale del terreno V(a, c) e dall'indice di autocorrelazione I(a, c), dove a è l'area planimetrica minima della *slope unit* e c è la varianza circolare che ne indica l'omogeneità. Partendo da una suddivisione dell'Italia in 439 bacini idrologici principali, le *slope units* vengono definite ottimizzando la funzione in modo che siano massimizzate l'omogeneità interna e l'eterogeneità esterna, così come in Guzzetti e Reichenbach (1994), controllate nel software dalla variabilità dell'aspetto del terreno in ogni *SU*. La suddivisione del territorio in *SUs* ha dimostrato di essere ben correlata con l'elevazione ed inoltre la dimensione delle *SUs* tende ad essere inversamente correlata alla densità di drenaggio, espressa come SU/km^2 .

Infine, gli autori hanno realizzato una procedura di *clustering*, paragonandone il risultato alla classificazione topografica dell'Italia ottenuta da Guzzetti e Reichenbach (1994). Per ognuno dei 439 bacini idrologici sono state calcolate la distribuzione della varianza circolare c di ogni *slope unit* e la distribuzione dimensionale delle *slope units* nel bacino. Sulla base delle variabili a e c (per entrambe le distribuzioni si sono calcolati 9 percentili) e delle informazioni litologiche si è definita una matrice 439*18, unico input di una procedura di *clustering K-means unsupervised*. Il risultato consiste in sette classi che si

somigliano o differiscono per le caratteristiche topografiche (elevazione e pendenza) e litologiche.

4.1 Tool per la visualizzazione di mappe

Di seguito, si è condotta una fase di ricerca di tool open source per la rappresentazione di mappe in vista tridimensionale che fossero semplici da usare e permettessero una visualizzazione agevole di più layer sovrapposti.

Il primo software è Google Earth Pro, un programma di cartografia digitale che comprende una moltitudine di funzioni: permette di visualizzare un'ampia collezione di immagini satellitari ad alta risoluzione e rilievi in 3D, ma anche di importarvi immagini e dati GIS su diversi livelli di visualizzazione, oltre che accedere a informazioni di varia natura.

Il secondo programma preso in considerazione è Cesium, nella versione online Cesium Stories lanciata a gennaio 2020. Questo software permette di aggiungere i propri dati alle mappe di base in 3D già presenti, editarli in modo automatico in base alle informazioni contenute nei metadati e di creare delle presentazioni dinamiche che è possibile condividere con altri utenti sul web.

Infine, due funzioni utilizzabili all'interno del software QGIS, cioè il plugin Qgis2threejs per QGIS 2 e la sezione 3D Map View per QGIS 3. Entrambi i tool permettono di visualizzare il DEM insieme a dei dati raster o vettoriali in 3D, il primo tramite un browser web, il secondo tramite una seconda finestra all'interno del software stesso.

4.2 Classificazioni geomorfologiche del paesaggio italiano a confronto

In questo paragrafo verrà effettuato un confronto fra le classificazioni del paesaggio italiano più recenti per individuarne le eventuali analogie e differenze e determinare quella che meglio rappresenta la topografia del territorio, nell'ottica di utilizzarne le classi per la definizione di zone omogenee da usare come base per l'esecuzione di procedure di analisi regressive.

La Tabella 3 riporta in modo schematico le principali caratteristiche delle classificazioni descritte in precedenza e ne riassume le differenze nell'approccio di studio, nei dati di input e nella loro risoluzione.

Si sono confrontate le classificazioni più recenti, cioè quelle di Meybeck et al. (2001), Iwahashi e Pike (2007) e Alvioli et al. (2020), per valutarne la rispondenza con il territorio italiano. Il confronto effettuato è di tipo visivo ed è stato eseguito a partire dal DEM utilizzato nelle analisi (SRTM di risoluzione 30 m), visualizzando zona per zona il territorio studiato e paragonando le classificazioni geomorfologiche con immagini satellitari tramite il software Google Earth Pro, con il DEM stesso e con le regioni definite nella Carta della Natura per mezzo del software QGIS. In Figura 16, Figura 17 e Figura 19 si sono rappresentate su mappa le tre classificazioni geomorfologiche.

La classificazione di Meybeck et al. (2001) (Figura 16) definisce le sue classi a partire dalle due variabili *Relief Roughness* ed elevazione media. Sebbene l'approccio sia puramente quantitativo e le zone risultanti siano discretizzate in celle, i risultati si mostrano perlopiù aggregati quasi a formare dei cluster corrispondenti a tipi di paesaggio e sono subito evidenti i cambi di morfologia del territorio. D'altra parte, la classificazione sembra dipendere in modo eccessivo dall'elevazione media, non risultando particolarmente adatta per l'identificazione di aree omogenee in cui effettuare procedure di regressione multipla.



Figura 16. Classificazione geomorfologica di Meybeck et al. (2001).

La classificazione di Iwahashi e Pike (2007) (Figura 17), invece, deriva da una procedura *unsupervised* che combina tre classificazioni date dalle tre variabili gradiente di pendenza, texture superficiale e convessità locale. In questo caso le classi risultanti non vengono definite a priori e così, se da una parte vengono rispecchiate in modo corretto le variazioni nella morfologia così come nella classificazione di Meybeck et al., dall'altra i gruppi risultanti si possono associare ai termini classici della geomorfologia solo approssimativamente.



Figura 17. Classificazione geomorfologica di Iwahashi e Pike (2007).

Vi è, infatti, una discretizzazione delle aree che talvolta appare eccessiva, creando una texture granulare, in particolare nelle zone di pianura (si vedano a titolo di esempio la zona occidentale della Pianura Padana tra il Piemonte e la Lombardia e i tavolati della Puglia), mentre nelle aree montuose la discretizzazione è scarsa. Questo è evidente nel paragone con la Carta della Natura (Figura 18), ma anche con la classificazione di Meybeck et al., in cui sono chiaramente visibili sia vette che valli montane, sia le zone di pianura. Si vedano per esempio in entrambe le classificazioni la diversità di rappresentazione della Valle d'Aosta, per quanto riguarda le zone montuose, e la pianura costiera nel Nord della Toscana, nel caso delle zone pianeggianti.



Figura 18. Carta della Natura, ISPRA (2003).

Infine, la classificazione di Alvioli et al. (2020) (Figura 19), anch'essa di tipo *unsupervised*, è costruita tramite una *cluster-analysis* che aggrega insiemi di *Slope Units* sulla base di caratteristiche topografiche (elevazione e pendenza) e litologiche. A loro volta, le *Slope Units* derivano dalla discretizzazione di semibacini in cui tutto il territorio italiano è stato suddiviso. Questo fa sì che i confini dei cluster risultanti siano rispondenti ai principali spartiacque del territorio italiano. Una classificazione costruita in questo modo risulta ben rappresentativa del territorio in alcune sue parti, meno in altre. Infatti, sebbene da un lato vi sia una buona rappresentazione dei più grandi bacini, dall'altro non vengono individuate forme di altro tipo come gli altopiani e tavolati (per esempio nella zona del Carso) o le conche montane (come in Abruzzo e in Lazio) ed inoltre non è immediato identificare differenze visibili tra i 7 cluster individuati.



Figura 19. Classificazione geomorfologica di Alvioli et al. (2020).

In conclusione, sembra che l'indice *Relief Roughness* usato nella classificazione di Meybeck et al. (2001) insieme all'elevazione media sia un buon indicatore dei cambi di morfologia e di forme del paesaggio come gli altopiani e le conche montane perché l'asprezza e la rugosità del terreno derivano dalla combinazione e dall'equilibrio di erosione superficiale, trasporto e deposizione di sedimenti, movimenti tettonici e precedenti erosioni glaciali. Allo stesso tempo, però, questa classificazione non sembra adatta a identificare le aree su cui effettuare eventuali regressioni perché dipendente in modo eccessivo dall'elevazione, grandezza che da sola non è in grado di spiegare adeguatamente la distribuzione spaziale delle precipitazioni estreme. La sola densità di drenaggio presa in considerazione da Alvioli et al. (2020), invece, potrebbe non essere in grado di catturare interamente la complessità topografica e geomorfologica e la variabilità geologica del paesaggio

italiano, ma nonostante ciò la suddivisione del paesaggio sulla base di spartiacque e linee di compluvio può essere utile allo studio della variabilità spaziale delle piogge intense. La classificazione di Iwahashi e Pike (2007), infine, prende in considerazione tre variabili fortemente influenzate dalla risoluzione del DEM (in particolar modo la texture superficiale), per cui risultati ancora migliori si potrebbero ottenere utilizzando un DEM di risoluzione maggiore. Tabella 3. Confronto fra classificazioni geomorfologiche del paesaggio.

Autori	Dati di input	Variabili	Area di calcolo	Tecnica di Risultati classificazione
Guzzetti e Reichenbach (1994)	DEM di risoluzione 230 m	Altitudine, curvaturadelpendio,frequenzadiinversionedellapendenza,rapportoelevation-relief	Finestra circolare di 7 km ²	Cluster-analysis3 cluster (lowland,unsuperviseda treupland, highland), 8categorieinsiemealprovince30 sezioniconfrontovisivodimappemorfometricheegeologiche
Meybeck et al. (2001)	DEM GTOPO30 di risoluzione 1 km	<i>Relief Roughness</i> , elevazione media	Finestra 30'x30'	Combinazioni di 15 <i>Relief Classes</i> classi di <i>Relief</i> <i>Roughness</i> con classi di elevazione media

Autori	Dati di input	Variabili	Area di calcolo	Tecnica di classificazione	Risultati
Iwahashi e Pike (2007)	DEM SRTM di risoluzione 1 km	Gradiente di pendenza, texture superficiale, convessità locale	Finestra3x3(gradientedipendenza),finestracircolarediraggio1010cellesuperficialeeconvessità locale)	Metodo <i>unsupervised</i> di combinazione delle tre variabili suddivise da soglie date dalla media	16 gruppi
Alvioli et al. (2020)	EUDEM di risoluzione 25m*25m	Area planimetrica minima della Slope Unit, varianza circolare	Slope unit	Clustering K-means unsupervised	7 cluster
4.3 Descrizione delle variabili geomorfologiche ricavate tramite metodologie GIS-based

Di seguito verranno descritte le variabili topografiche utilizzate nel presente lavoro di tesi per l'analisi della variabilità spaziale delle precipitazioni intense. Le variabili utilizzate sono state scelte dopo analisi della letteratura pregressa, descritta nel Capitolo 4. Tra il grande numero di indici disponibili, la scelta è ricaduta su quelli le cui performance fossero risultate le migliori negli studi osservati e che potessero descrivere in modo più completo possibile le caratteristiche morfologiche del territorio studiato.

Si è giunti alla definizione di 11 variabili, ricavate tramite metodologie GIS-based, che permettono l'immediata visualizzazione nello spazio dei risultati e il loro confronto con l'orografia. In particolare, parte degli indici è stata estratta con l'ausilio di software GIS quali QGIS e ArcMap, tramite funzioni intrinseche ai software stessi, altri hanno richiesto la scrittura di script specifici nel linguaggio di programmazione Python.

Oggigiorno i dati disponibili sono in quantità ingenti, per questo è importante valutare la scelta del modello digitale di terreno da utilizzare sulla base della risoluzione spaziale più congeniale, cioè tale da permettere l'estrazione delle variabili topografiche in maniera corretta, e della velocità computazionale. Il DEM scelto per ricavare le variabili che verranno descritte è detto SRTM (Figura 20), è composto da una combinazione di dati provenienti dalla Shuttle Radar Topography Mission del febbraio 2000 e da data set del GTOPO30 del U.S. Geological Survey e ha una risoluzione di 1 secondo d'arco di grado (circa 30 m all'equatore).

Nei paragrafi seguenti verranno descritte in maggiore dettaglio le variabili utilizzate e i passaggi necessari alla loro formulazione.



Figura 20. Shuttle Radar Topography Mission SRTM nel territorio italiano.

4.3.1 Coordinate geografiche

Le prime fondamentali grandezze considerate come variabili indipendenti sono le coordinate geografiche delle stazioni pluviometriche. Queste sono state desunte dal database I-RED descritto in precedenza, e in particolare dalla sua versione riveduta e corretta I²-RED.

Le coordinate spaziali della stazione pluviometrica sono grandezze indispensabili da considerare in un'analisi finalizzata alla ricerca delle correlazioni tra le precipitazioni e le caratteriste del territorio in cui si verificano. Diversi studi hanno dimostrato che esistono delle relazioni tra Latitudine e Longitudine e la distribuzione spaziale delle piogge intense. In particolar modo queste sono rilevanti quando le aree di studio considerate sono estese, come nel caso in esame in cui ne viene analizzato il comportamento in tutto il territorio italiano. Allamano et al. (2009) hanno analizzato la variabilità delle piogge intense lungo l'arco alpino rispetto ad alcune variabili geografiche tra cui la longitudine e la latitudine, evidenziando un diverso comportamento tra la parte orientale dell'arco Alpino e quella occidentale. Caracciolo et al. (2012) hanno indagato circa l'influenza della morfologia sulle precipitazioni di breve durata nel territorio siciliano, dimostrando che per spiegare la variabilità delle piogge intense sono necessarie diverse variabili, tra cui la latitudine e la longitudine.

Come accennato sopra, le coordinate geografiche nel caso in esame sono state ricavate dalla versione aggiornata del database I-RED. Esso riporta, per ogni stazione pluviometrica, un codice ID che identifica la stazione in modo univoco, il nome della stazione, che è relativo ad un punto di riferimento nelle vicinanze della stessa, e le sue coordinate spaziali, Longitudine e Latitudine, oltre ai valori degli estremi di pioggia annuali per brevi durate. Longitudine e Latitudine sono espresse secondo il sistema di riferimento WGS84 UTM 32 Nord (EPSG 32632).

Tramite il software QGIS, le stazioni pluviometriche del database I-RED sono state rappresentate nella mappa di seguito (Figura 21). Come si evince dalla mappa, il database copre l'interro territorio italiano, con una maggiore densità delle stazioni nell'arco Alpino, in Liguria, in Toscana e in Campania.



Figura 21. Copertura del database I²-RED nel territorio italiano.

4.3.2 Quota

Come descritto nel Capitolo 4, la quota è stata considerata nel secolo 1900 un fattore dal forte impatto sulle precipitazioni, sulla loro distribuzione e sulla loro intensità. Per alcuni autori, la dipendenza dalla quota delle piogge si è dimostrata di maggiore importanza rispetto ad altre variabili (Spreen, 1947; Bleasdale e Chan, 1972), per altri (Basist et al., 1994; Konrad II, 1996), invece, si è rivelata come uno dei fattori che meno ne influenzano le caratteristiche.

Anche in studi più recenti (Allamano et al., 2009; Caracciolo et al. 2012) è stato dimostrato che l'elevazione può dare una spiegazione, seppur parziale, del verificarsi di fenomeni precipitativi estremi, per questo motivo si è scelto di includerla tra le variabili indipendenti anche in questo lavoro di tesi. Anche la quota delle stazioni pluviometriche, così come le coordinate spaziali, è stata ricavata dalla nuova versione del database I-RED, sottoposta a verifica e correzione come descritto nel Capitolo 2.2.

Da un confronto tra il DEM scelto e le quote di ogni pluviometro desunte da I-RED, si può notare come esse rispecchino l'andamento orografico della superficie topografica italiana e siano distribuite uniformemente dal punto di vista altimetrico, oltre che planimetrico. Ricoprono, infatti, la variabilità altimetrica dell'Italia, con quote minime di 0 m s.l.m. in prossimità delle linee di costa e in pianura e quote massime superiori ai 3000 m s.l.m. presso i picchi più elevati (in particolare nelle Alpi presso i pluviometri 12493 "Passo del Moro" e 12494 "Monviso").



Figura 22. Stazioni pluviometriche del database I²-RED classificate secondo la quota.

4.3.3 Pendenza

La pendenza è stata ottenuta tramite un tool apposito del software ArcMap attraverso il quale si è ricavata la pendenza media di ogni cella del DEM nelle 8 direzioni cardinali. Il tool effettua un'analisi iterativa tramite una finestra mobile applicata di volta in volta su una cella del raster del DEM, fino a coprirne per intero la sua estensione, calcolando il tasso di variazione di quota tra la cella in esame e quella adiacente. Esso considera per ogni cella un suo intorno di dimensioni 3x3 e calcola la pendenza media espressa in percentuale.

In particolare, la pendenza tra la cella centrale e quella contigua viene calcolata come la tangente dell'angolo ϑ data dal rapporto tra la differenza di quota fra le due celle e la distanza tra i loro centroidi.

$$Pendenza(\%) = \tan\vartheta * 100 = \frac{\Delta h}{distanza} * 100$$
(8)

Per ricavare il valore di pendenza per ogni cella del DTM, quindi, il tool considera una finestra mobile di dimensioni 3x3, all'interno della quale vengono calcolate le pendenze nelle 8 direzioni cardinali valutando le differenze di quota fra la cella centrale e le 8 celle circostanti. Il valore di pendenza che viene assegnato alla cella oggetto di studio è quello ottenuto dalla media aritmetica delle pendenze ottenute per le 8 direzioni cardinali, indicando così l'acclività media del terreno su cui è ubicato il pluviometro.

Di seguito si riporta la mappa delle pendenze ottenuta tramite questa procedura (Figura 23), che mostra pendenze minime del valore di 0% in pianura e pendenze più importanti con picchi del 40% presso i rilievi maggiori.



Figura 23. Classificazione del territorio italiano secondo la pendenza.

4.3.4 Minima distanza dal mare

La minima distanza dal mare è considerata una grandezza fondamentale da considerare negli studi che riguardano aree poste nelle vicinanze di distese d'acqua importanti che fungono da fonti di masse d'aria umida (Konrad II, 1996; Prudhomme e Reed, 1998; Kieffer Weisse e Bois, 2000; Caracciolo, 2012).

Anche in questo lavoro di tesi si è ritenuto che valutare l'impatto di tale variabile fosse indispensabile: l'Italia, infatti, vista la sua natura peninsulare e la presenza nel suo territorio di Sicilia e Sardegna, le due più grandi isole del Mar Mediterraneo, è fortemente influenzata da quest'ultimo. La distanza dal mare ha un forte peso sulle condizioni atmosferiche e sulla genesi delle precipitazioni, in particolar modo nelle aree costiere, che per ovvi motivi sono quelle più influenzate dalle correnti marittime.

Ad ogni stazione pluviometrica è stato assegnato il corrispondente valore di distanza dal mare tramite il software ArcMap, ottenendo la mappa rappresentata in Figura 24. Si nota che le minime distanze dal mare assumono valori di pochi metri per le località marittime, mentre sono di oltre 200 km sulle Alpi, in particolare in Piemonte e Lombardia, nelle province del Verbano-Cusio-Ossola e di Sondrio.



Figura 24. Stazioni pluviometriche del database I²-RED classificate secondo la minima distanza dal mare.

4.3.5 Barriera orografica e ostruzione

Come evidenziato nel Capitolo 4, molti studi hanno rilevato il forte impatto sulla formazione di fenomeni precipitativi intensi dato dalla presenza di barriere orografiche (Prudhomme e Reed, 1998; Caracciolo et al., 2012; Furcolo et al., 2015).

Per la rappresentazione della barriera orografica si è scelto di adottare degli indici simili a quelli definiti da Prudhomme e Reed. In particolare, sono stati calcolati l'angolo al picco e la corrispondente distanza, grandezze che erano state chiamate rispettivamente *Obstruction* (OBST) e *Barrier* (BARR) da Prudhomme e Reed. Per ognuna delle 8 direzioni cardinali, rappresentano l'angolo in gradi descritto dalla direttrice che congiunge la stazione pluviometrica con il picco orografico più elevato in quella direzione e la rispettiva distanza lineare in metri (Figura 25).



Figura 25. Parametri Angolo picco e Distanza picco, rappresentati per il Pluviometro 21311 "Malcesine".

Le due grandezze sono state calcolate tramite uno script scritto in linguaggio Python, sviluppato nell'ambito del lavoro di tesi di Degioanni (2018) e riportato in Allegato 10. Lo script effettua una procedura di calcolo che viene iterata per tutti i pluviometri del territorio italiano e che per ognuno definisce otto angoli al picco e le relative distanze nelle direzioni cardinali e all'interno di una distanza predefinita. In questo lavoro la distanza massima è stata posta pari a 15 km dalla stazione pluviometrica.

Inizialmente, lo script individua per ogni pluviometro le 8 direzioni cardinali. Per ogni direzione *d* considera una segmento di lunghezza pari a 15 km e all'interno di esso calcola le differenze di quota tra la cella in cui è posto il pluviometro e tutte le

celle che appartengono alla direzione d in esame. Tra tutte le differenze di quota, considera soltanto quella per cui il dislivello ΔH risulta maggiore:

$$\Delta H_d = h_{Picco_d} - h_{Pluviometro} \tag{9}$$

Dove $h_{Pluviometro}$ è la quota del DEM in corrispondenza della stazione pluviometrica, mentre h_{Picco_d} è, per la direzione cardinale d, la quota sul livello del mare del picco più alto della barriera orografica.

Determinata la differenza di quota ΔH_d e la posizione del picco più elevato, tramite lo script se ne calcola la distanza lineare $Distanza_{Picco_d}$ dalla stazione pluviometrica lungo la direzione cardinale d. Dal rapporto tra la differenza di quota e la relativa distanza, si calcola l'angolo descritto dalla direttrice $Angolo_{Picco_d}$.

$$tg \,\vartheta = \frac{\Delta H_d}{Distanza_{Picco_d}} \tag{10}$$

$$Angolo_{Picco_d} = arctg \,\vartheta \tag{11}$$

Nel caso in cui lo script nella procedura iterativa rilevi che, all'interno dei 15 km considerati, tutte le celle hanno elevazione minore di quella della stazione pluviometrica, il valore di $Angolo_{Piccod}$ viene posto pari a 0° e quello di $Distanza_{Piccod}$ pari a 0 m. Infine, lo script converte il valore dell'angolo $Angolo_{Piccod}$ in gradi sessadecimali.

Lo script ripete la procedura per tutti i pluviometri del database I-RED, individuando per ognuno otto angoli al picco e otto distanze relative. Per procedere nelle analisi con un valore unico per ogni stazione, per ognuna di esse si è considerato soltanto il valore di $Angolo_{Picco}$ massimo tra quelli calcolati per le otto direzioni e la relativa distanza $Distanza_{Picco}$.

4.3.6 Picco con maggior pendenza e relativa distanza dal pluviometro

Da una prima analisi dei profili topografici descritti nelle otto direzioni cardinali, si sono notate delle direttrici a pendenza più elevata che possono avere un'influenza sul fenomeno più importante rispetto a quella dovuta ai picchi con elevazione massima. Si veda in proposito il profilo rappresentato in Figura 26, tracciato a partire dal Pluviometro 17010 in direzione Sud Ovest. Dalla figura si nota la presenza di una vetta più bassa della principale che, però, per la sua maggiore vicinanza al punto di misura, potrebbe influenzare in maniera maggiore i fenomeni di innesco delle precipitazioni causati dalla risalita delle correnti di aria umida.



Figura 26. Profilo altimetrico tracciato a partire dalla posizione del Pluviometro 17010 "Aldeno (San Zeno)" in direzione Sud Ovest.

Per questo motivo si è scelto di individuare altri due parametri per evidenziare la presenza di pareti con alta pendenza a ridosso delle stazioni pluviometriche. Questi due parametri sono l'*Angolo_{MAXSLOPE}* e la relativa *Distanza_{MAXSLOPE}*, che prendono le mosse dai parametri ideati da Prudhomme e Reed (1998) ma che ricercano la direttrice con maggiore pendenza, piuttosto che quella con maggiore elevazione. In Figura 27 è rappresentata graficamente la differenza fra i parametri.

Anche in questo caso il calcolo è stato effettuato tramite uno script scritto nel linguaggio di programmazione Python, reperito tramite il lavoro di tesi effettuato da Degioanni (2018) e riportato in Allegato 10. Con una procedura iterativa, si

analizzano ancora una volta i segmenti di lunghezza 15 km tracciati da ogni pluviometro nelle otto direzioni cardinali. Per ogni direzione, si prendono in considerazione i valori di elevazione della cella di ubicazione del pluviometro e di tutte le celle nei segmenti tracciati, individuando quella che descrive la maggiore tangente $tg \vartheta$ e di conseguenza la direttrice con maggiore pendenza.

Per assicurarsi di focalizzare l'analisi sui picchi che potessero effettivamente causare la genesi di eventi precipitativi, si è imposto un limite inferiore pari a 150 m nella differenza di quota a partire dal quale ricercare la direttrice con maggior pendenza. In questo modo, differenze di elevazione tra il pluviometro e una qualunque cella in quella direzione cardinale inferiori a tale valore non vengono prese in considerazione, evitando, così, di individuare "false vette" che producono elevati angoli di pendenza ma che non sono rilevanti dal punto di vista climatologico.

Individuando la maggiore tangente $tg \vartheta$, se ne ricava l'angolo corrispondente nella direzione cardinale *d*, $Angolo_{Maxslope_d}$, e lo si converte in gradi sessadecimali. Noto l'angolo, si ricava la distanza corrispondente $Distanza_{Maxslope_d}$ in metri tra la stazione pluviometrica e il picco identificato. Anche per questi due parametri, per ogni pluviometro si è considerato un unico valore dato dall'angolo massimo che si crea nelle otto direzioni cardinali, $Angolo_{Maxslope}$, e la corrispondente distanza, $Distanza_{Maxslope}$.



Figura 27. Parametri Angolo Maxslope e distanza Maxslope rappresentati per il Pluviometro 17010 "Aldeno (San Zeno)".

4.3.7 Openness

L'ultimo indice descrittivo della topografia del territorio è la grandezza Openness definita per la prima volta da Yokoyama et al. (2002). Hanno definito una tecnica di elaborazione digitale di immagini che genera delle mappe rappresentative della *Openness*, una grandezza angolare che misura la relazione tra i rilievi superficiali e la distanza orizzontale e che indica la preminenza o l'avvallamento del terreno rispetto alle zone circostanti. Nel caso semplice di un angolo minore di 90°, è l'equivalente dell'angolo interno di un cono con il vertice nel punto in cui si vuole calcolare la Openness entro una distanza radiale specificata a priori. Questa grandezza, rappresentata in una mappa in scala di grigi, semplifica l'interpretazione della morfologia di una superficie topografica ed enfatizza le sue convessità e

concavità. È calcolata come valore medio nelle otto direzioni cardinali dell'angolo zenitale di un punto del DEM lungo una direzione cardinale e limitato dalla distanza radiale predefinita. In altre parole, è la media dei massimi angoli verticali definiti nelle direzioni cardinali tra il punto del DEM considerato e i punti della superficie terrestre fino ad una distanza pari al raggio scelto per il calcolo, quindi dipende sia dalla configurazione della superficie che circonda il punto di interesse sia dalla distanza radiale utilizzata. Per questo motivo, in questo lavoro la Openness è stata calcolata considerando due diverse distanze radiali (2 km e 5 km), di cui si sono analizzati poi i risultati per scegliere quello che meglio rappresentasse la superficie topografica dell'Italia.

Dopo aver ricampionato il DEM a 500 m, è stata calcolata tramite l'apposito comando "*Topographic Openness*" del software QGIS. Di seguito si riporta la mappa della Openness per il territorio italiano calcolata con un raggio pari a 5 km (Figura 28), effettivamente utilizzata nelle analisi successive perché maggiormente fedele alla superficie topografica descritta dal DEM.



Figura 28. Mappa della Openness calcolata per una distanza radiale di 5 km.

Per ogni pluviometro, si è estratto il valore corrispondente di *Openness* in steradianti, ottenendo la mappa rappresentata in Figura 29.

In fase di valutazione delle relazioni tra le variabili indipendenti si è notato che i risultati ottenuti tramite la valutazione delle Openness calcolate per raggi di 2 km e di 5 km fossero molto simili e i coefficienti *r* di Pearson delle loro correlazioni con le altre variabili differissero solo di pochi centesimi di punto. Per questo motivo, da questo momento in poi, l'analisi è continuata prendendo in considerazione solamente la Openness calcolata tramite una distanza radiale di 5 km, cioè quella maggiormente rappresentativa della morfologia del territorio.



Figura 29. Valori di Openness per ogni stazione pluviometrica del database I²-RED.

4.3.8 Variabile climatologica: la pioggia media annua

Infine, si è scelto di valutare un indice non morfologico ma climatologico, cioè la pioggia media annua. Tale grandezza è stata scelta per valutare le eventuali dipendenze e correlazioni tra le precipitazioni estreme per brevi durate e le piogge

totali su base annua. A tale fine, è stata utilizzata la mappa delle piogge medie annue realizzata da Crespi et al. (2018). Gli autori hanno utilizzato un database composto da più di 6000 stazioni pluviometriche che ricopriva l'intero territorio italiano per il periodo 1961-1990 e hanno utilizzato due metodi di interpolazione, ottenendo una mappa delle piogge medie annue che rivela una distribuzione delle precipitazioni fortemente eterogenea all'interno del dominio considerato. La motivazione della scelta di utilizzare le medie annue è che esse risultano più stabili rispetto alle medie giornaliere e il loro andamento è piuttosto costante negli anni.

La mappa è stata rappresentata in Figura 30. Ne emergono valori di precipitazione maggiori nelle zone montuose. Nello specifico, i pluviometri che hanno misurato valori superiori ai 2000 mm si trovano principalmente nell'Italia nord-orientale, nelle Alpi Carniche e Giulie, nel Verbano-Cusio-Ossola, in Liguria, soprattutto nella sua parte Orientale, e tra l'Emilia Romagna e la Toscana nord-occidentale, con alcuni picchi anche in Campania, in Calabria e in Valle d'Aosta. Al contrario, i valori più bassi si rilevano in Sicilia, tra il Golfo di Gela e la Piana di Catania, in Sardegna, nel cagliaritano, e in Puglia, nella zona del Tavoliere delle Puglie, con valori intorno ai 400 mm.



Figura 30. Mappa delle Piogge medie annue (Crespi et al., 2018).

5 Applicazione dei metodi di regressione multipla agli estremi idrologici

Come descritto nei capitoli precedenti, il primo step dell'analisi statistica effettuata consiste nell'elaborazione e nello studio di scatter plot per la visualizzazione delle correlazioni tra le variabili indipendenti. Nelle figure seguenti si riportano le matrici di correlazione di Pearson realizzate per ogni area di studio (Figura 31, Figura 32, Figura 33, Figura 34, Figura 35).

Nelle matrici sono riportati i coefficienti di Pearson, indici di correlazione delle 11 variabili, posti in una matrice quadrata di dimensioni 11×11 , avente sulle righe e sulle colonne le variabili oggetto di studio. La matrice è simmetrica e contiene gli elementi r(a,b), indici di correlazione tra la variabile a e la variabile b della matrice, per cui gli elementi sulla diagonale valgono 1.

Nel presente lavoro il numero di variabili indipendenti considerato è pari agli 11 descrittori delle caratteristiche geografiche e morfologiche del terreno di cui si è scritto nel Capitolo 4.3. Il numero di variabili indipendenti utilizzate non è alto, per cui la maggior parte dei descrittori appare poco correlata con gli altri. Si sono notate, però, alcune eccezioni, in quanto alcune coppie di variabili risultano correlate tra loro in modo eccessivo, per cui si è scelto di approfondire il tema e di svolgere la procedura di pruning descritta nel Capitolo 3.3.4.

In Tabella 4 sono indicate, per ogni area di studio considerata, le 10 combinazioni di variabili con maggiori valori del coefficiente *r*. Dall'osservazione dei coefficienti *r* si è notato un ripetuto presentarsi di valori vicini all'unità per le coppie di variabili che comprendono le grandezze Angolo_{Picco}, Angolo_{Maxslope} e Openness contemporaneamente. Queste variabili risultano particolarmente correlate tra loro. Angolo_{Picco} e Angolo_{Maxslope}, infatti, assumono lo stesso valore nel caso in cui il picco più elevato coincida con quello che crea con la stazione di misura l'angolo a maggior pendenza. Openness e Angolo_{Maxslope}, invece , sono entrambi misure della relazione con i rilievi che circondano il punto di misura.

La procedura di pruning è stata effettuata tramite script Matlab che è stato possibile reperire tramite il Politecnico di Torino. Il codice ha lo scopo di individuare le coppie di variabili più problematiche perché maggiormente correlate. Inserita in input la matrice di correlazione per una determinata area di studio e assegnati gli indici di robustezza e facilità di determinazione ad ogni descrittore, il codice elimina i coefficienti di correlazione superiori alla soglia di 0.6, individuando così le coppie di variabili da non considerare contemporaneamente nell'analisi regressiva successiva.

Di seguito, si sono realizzati anche i grafici di dispersione tra le 11 variabili e le medie delle piogge estreme a 1 h e a 24 h per tutte le zone e sottozone (Allegato 2). Tramite questi grafici possono essere osservate le relazioni tra i dati idrologici e le singole variabili geografiche e morfologiche. Si nota che per ognuna delle aree di studio, la grandezza che presa singolarmente sembra avere una correlazione di intensità maggiore con la media delle precipitazioni estreme è la variabile climatologica descrittiva della pioggia media annua. Per ogni zona e sottozona, infatti, dalla correlazione tra la grandezza idrologica e la media annua si ottiene un coefficiente r superiore rispetto a quelli ottenuti dalle correlazioni con tutte le altre variabili e questa differenza si accentua nel passaggio da intervalli di durata di 1 h a quelli di 24 h.

In questa fase si è notata una forte variabilità per la zona appenninica nei valori assunti dai residui negli scatter plot realizzati per la media delle piogge estreme a 1 h e a 24 h con le 11 variabili indipendenti. Per ogni stazione pluviometrica si sono rappresentate, nelle mappe in Allegato 3, le differenze tra i valori osservati e quelli stimati dalla regressione. Per le regressioni con bassi valore del coefficiente r, non si notano su mappa differenze immediatamente visibili nei valori dei residui al variare della variabile esplicativa. Inoltre, dalle mappe risultanti si nota che i residui con valori estremamente positivi e negativi si concentrano in aree ristrette, il che suggerisce la necessità di effettuare ulteriori analisi su aree da identificare tramite le caratteristiche del territorio.



Figura 31. Matrice di correlazione di Pearson, area Italia.



MATRICE DI CORRELAZIONE DI PEARSON: 11 VARIABILI. AREA ALPI

Figura 32. Matrice di correlazione di Pearson, area Alpi.



Figura 33. Matrice di correlazione di Pearson, area Appennini.



Figura 34. Matrice di correlazione di Pearson, area Costa.



Figura 35. Matrice di correlazione di Pearson, area Campania.

Zona	Variabili	<i>r</i> di Pearson
Italia	alia Angolo Maxslope – Openness	
	Angolo Maxslope – Angolo picco	0.77
	Openness – Angolo picco	-0.73
	Latitudine – Longitudine	-0.66
	Latitudine – Minima distanza dal mare	0.59
	Angolo picco – Quota	0.55
	Minima distanza dal mare – Openness	-0.52
	Angolo Maxslope – Quota	0.51
	Minima distanza dal mare – Quota	0.5
	Minima distanza dal mare – Longitudine	-0.49
Alpi	Angolo Maxslope – Openness	-0.81
	Longitudine – Latitudine	0.73
	Angolo picco – Angolo Maxslope	0.61
	Angolo picco – Openness	-0.59
	Angolo Maxslope – Distanza Maxslope	0.56
	Latitudine – Minima distanza dal mare	0.49
	Angolo picco – Distanza picco	-0.46
	Distanza Maxslope – Openness	0.45
	Media annua – Longitudine	0.38
	Openness – Minima distanza dal mare	-0.36

Tabella 4. Combinazioni di variabili più correlate linearmente.

Zona	Variabili	r di Pearson
Appennini	Angolo Maxslope – Openness	-0.87
	Angolo Maxslope – Angolo picco	0.69
	Longitudine – Latitudine	-0.67
	Openness – Angolo picco	-0.62
	Angolo picco – Pendenza	0.53
	Angolo Maxslope – Media Annua	0.53
	Openness – Media Annua	-0.52
	Angolo picco – Media annua	0.46
	Angolo picco – Quota	0.45
	Quota – Pendenza	0.44
Costa	Angolo Maxslope – Openness	-0.87
	Angolo Maxslope – Angolo picco	0.73
	Longitudine – Latitudine	-0.62
	Angolo picco – Openness	-0.66
	Angolo picco – Pendenza	0.55
	Media annua - Angolo Maxslope	0.54
	Media annua – Openness	-0.53
	Media annua – Quota	0.49
	Media annua – Angolo picco	0.49
	Pendenza – Quota	0.48
Campania	Angolo Maxslope – Openness	-0.85

Zona	Variabili	r di Pearson
	Angolo Maxslope – Angolo picco	0.68
	Minima distanza dal mare – Latitudine	0.66
	Angolo Maxslope – Media annua	0.63
	Angolo Maxslope – Distanza Maxslope	-0.63
	Angolo picco – Openness	-0.62
	Media annua - Openness	-0.62
	Openness – Distanza Maxslope	0.59
	Latitudine – Longitudine	-0.58
	Angolo picco – Media annua	0.54

Per ognuna delle scale spaziali illustrate in precedenza, valutate le correlazioni tra le variabili indipendenti e tra queste ultime e le medie degli estremi a 1 h e a 24 h, si sono eseguite delle analisi di regressione lineare multiple in serie adottando come variabili dipendenti Y i valori di precipitazione estrema registrati a 1, 3, 6, 12 e 24 ore. Piuttosto che analizzare i singoli valori registrati per anno delle serie storiche dei dati presenti nel database I²-RED, si è preferito adottare una procedura analoga a quella utilizzata da Prudhomme e Reed (1998), di cui si è fatto cenno nei paragrafi precedenti (essi avevano utilizzato, cioè, il valore mediano di ognuna delle serie storiche come variabile dipendente Y). Nel presente lavoro sono state effettuate due serie di regressioni multiple: la prima serie di modelli considera come variabile dipendente la media delle precipitazioni estreme per l'intervallo di durata considerato, la seconda riguarda invece la mediana degli estremi. In entrambe, le variabili indipendenti consistono negli 11 indici definiti su base geografica, morfologica e climatologica descritti in precedenza. I risultati sono riportati negli Allegati 4-8.

5.1 Analisi delle relazioni tra la media degli estremi di precipitazione e le variabili geomorfologiche

Individuate per ogni scala spaziale le coppie di variabili con indici di correlazione più vicini all'unità e per questo motivo da non utilizzare simultaneamente, si sono sviluppate le regressioni con la media degli estremi considerando tutte le altre possibili combinazioni di 2 e 3 variabili indipendenti tramite un secondo script Matlab scritto da Degioanni (2018) e riportato in Allegato 10. Inseriti in input i valori delle variabili dipendente e indipendenti e il numero di descrittori da utilizzare, lo script individua tutte le possibili combinazioni di descrittori tramite il coefficiente binomiale "n su k". Da queste combinazioni sono state eliminate tutte quelle contenenti le coppie di descrittori per cui lo script relativo alla procedura di pruning aveva individuato una correlazione superiore alla soglia e si sono effettuate le regressioni considerando tutte le combinazioni rimanenti. In Tabella 5 sono indicate, per ogni area di studio, le combinazioni di variabili con un coefficiente di correlazione superiore alla soglia e quindi tali da essere eliminate. Per ognuno dei modelli regressivi sono stati calcolati gli indici R^2 , R^2 aggiustato, p – value e VIF. L'indice p - value è calcolato, per ogni regressione, come somma dei p - valuerelativi ad ogni variabile indipendente aventi un valore superiore a 0.05.

Area di studio	Combinazioni di Variabili eliminate
Italia	Longitudine – Latitudine
	Angolo picco – Angolo Maxslope
	Angolo picco – Openness
	Angolo Maxslope – Openness
Alpi	Longitudine – Latitudine
	Angolo picco – Angolo Maxslope
	Angolo Maxslope – Openness

Tabella 5. Combinazioni di variabili eliminate tramite la procedura di pruning.

Area di studio	Combinazioni di Variabili eliminate	
Appennini	Longitudine – Latitudine	
	Angolo picco – Angolo Maxslope	
	Angolo picco – Openness	
	Angolo Maxslope – Openness	
Costa	Longitudine – Latitudine	
	Angolo picco – Angolo Maxslope	
	Angolo picco – Openness	
	Angolo Maxslope – Openness	
Campania	Latitudine – Minima distanza dal mare	
	Angolo picco – Angolo Maxslope	
	Angolo picco – Openness	
	Angolo Maxslope – Distanza Maxslope	
	Angolo Maxslope – Openness	
	Angolo Maxslope – Media annua	
	Openness – Media annua	

Negli Allegati 4-8 sono riportati i 10 migliori modelli regressivi risultanti dalle regressioni con la media delle precipitazioni estreme per le durate 1 h, 3 h, 6 h, 12 h e 24 h, per ognuna delle aree di studio considerate. I 10 modelli migliori, ordinati secondo il valore di R_{adj}^2 decrescente, sono quelli il cui indice p-value risulti nullo e per i quali l'indice VIF assuma un valore minore di 5. Per ognuno dei 10 modelli regressivi migliori, inoltre, si riportano anche i diagrammi diagnostici.

5.2 Analisi delle relazioni tra la mediana degli estremi di precipitazione e le variabili geomorfologiche

Effettuate le regressioni con la media delle precipitazione estreme, la procedura è stata ripetuta considerando come variabile dipendente la mediana dei valori estremi, cioè il valore che occupa la posizione centrale nella serie di dati, seguendo così le orme di Prudhomme e Reed (1998), considerando gli stessi intervalli di durata e le stesse aree di studio del caso precedente.

Rispetto alla media, la mediana è calcolata sul numero di osservazioni, è una misura più robusta, più stabile e meno influenzata da eventuali valori anomali, quindi indica la tendenza centrale della serie di dati in modo migliore.

Anche per quanto riguarda il set di regressioni effettuate con la mediana dei valori estremi, si riportano i risultati e i diagrammi diagnostici negli Allegati 4-8.

Nei grafici che seguono (Figura 36) sono rappresentati in ordinata gli indici R²_{adj} massimi ottenuti per le regressioni realizzate sia con la media sia con la mediana degli estremi. Dai grafici si nota che per l'area Italia le regressioni con la mediana presentano prestazioni migliori rispetto a quelle effettuate con la media per tutti gli intervalli di durata, con valori dell'indice di determinazione R²_{adj} per i quali si verifica un miglioramento del 2.5% per durate di 24 h. Lo stesso comportamento si riscontra per le aree degli Appennini e per la fascia costiera (tranne per durate di 1 h), per le quali gli indici R^2_{adj} aumentano rispettivamente del 2.7% e del 3% per durate giornaliere. Per le Alpi, invece, la media ha prestazioni migliori rispetto alla mediana (si attesta, infatti, un peggioramento dell'1% utilizzando quest'ultima misura), mentre per la regione Campania il fitting non appare caratterizzato da una tendenza uniforme a favore di una o dell'altra misura. L'utilizzo della mediana degli estremi può essere considerato la soluzione migliore perché i valori di R²_{adj} sono simili e anche nel caso dell'area delle Alpi, per la quale con la media si ottengono risultati migliori, comunque la differenza consiste in pochi centesimi di punto. Inoltre, la mediana, rispetto alla media, ha il vantaggio di essere più robusta e non risentire di eventuali valori anomali.

Anche per quanto riguarda le differenze ottenute con l'uso di 2 o 3 variabili indipendenti non vi è un comportamento omogeneo per tutte le aree di studio e per tutte le durate. Nel caso di Italia, Alpi, Appennini e Campania le regressioni con 3 variabili presentano valori di R^2_{adj} più alti, soprattutto per intervalli di durata bassi. Nel caso della Costa si verifica la situazione opposta, cioè le regressioni con tre variabili hanno prestazioni migliori per durate più alte.









Nei seguenti grafici (Figura 37) è stato eseguito un confronto tra gli andamenti dei massimi di R^{2}_{adj} per le aree di studio. Il trend è lo stesso per le regressioni effettuate con la media e la mediana e per 2 e 3 variabili. Tra media e mediana non vi sono differenze consistenti nei massimi di R^{2}_{adj} . Confrontando, invece, i risultati con 2 e 3 variabili si nota un aumento nei valori di R^{2}_{adj} nel passaggio da 2 a 3 variabili, con una traslazione delle curve verso l'alto, soprattutto per basse durate. Come si nota dai grafici, le regressioni nell'area delle Alpi hanno ottenuto un fitting che si attesta su valori alti per tutte le durate. Gli indici R^{2}_{adj} per la regione Campania, pur riportando dei bassi valori per brevi durate, hanno un trend crescente e per le durate più alte si ottiene un fitting superiore al 75%. Per le aree di studio di dimensioni maggiori e dalle caratteristiche morfologiche meno uniformi, invece, pur registrando una crescita all'aumentare della durata nei valori di R^{2}_{adj} , non si raggiunge la bontà di adattamento delle zone meno estese.



Figura 37. Andamento dei massimi di R_{adj^2} al variare della zona di studio, per regressioni a 2 e 3 variabili.

Di seguito si riporta per ogni area di studio un istogramma che indica il conteggio del numero di volte in cui ogni variabile compare come variabile indipendente tra le 10 regressioni migliori in termini di R^2_{adj} , considerando il totale delle regressioni su tutti gli intervalli di durata (Figura 38). Si nota una forte preponderanza nella presenza della Media annua, che compare più spesso nelle regressioni migliori per tutte le aree di studio, tranne che per la regione Campania, in cui la variabile che sembra avere una maggiore importanza è la Minima distanza dal mare. Le variabili, invece, che compaiono meno spesso sono la Distanza_{Picco}, per Italia, Costa e Campania, e la Distanza_{Maxslope}, per Alpi e Appennini, indicando una bassa influenza della distanza dalle barriere orografiche nella genesi delle precipitazioni estreme.

Figura 38. Numero di presenze delle variabili indipendenti nelle dieci migliori regressioni sul totale delle durate di pioggia.











Per ogni area studiata si nota che la combinazione di variabili per le quali la prestazione della regressione risulti migliore si modifica al variare dell'intervallo di durata di pioggia considerato. Di seguito dei grafici che mostrano le migliori combinazioni di variabili per ogni area di studio (Figura 39). In ascissa è indicato il massimo R^2_{adj} assunto dal modello regressivo costruito su una determinata combinazione di variabili, in ascissa la durata di pioggia considerata. Dai grafici si nota che per tutte le aree di studio, tranne che per le Alpi, l'indice R^2_{adj} delle combinazioni di variabili migliori ha andamento crescente all'aumentare della durata. Per l'area delle Alpi, invece, l'andamento degli R^2_{adj} delle combinazioni di variabili considerate non ha andamento uniforme, essendo crescente per alcune di esse (Latitudine – Media annua, Latitudine – Quota – Media annua e Longitudine – Minima distanza dal mare – Media annua) e decrescente per altre (Quota – Media annua e Quota – Openness – Media annua), indicando un differenziarsi delle variabili più rappresentative dei fenomeni in esame in base alla durata di pioggia.











Infine, si sono analizzati i diagrammi diagnostici delle regressioni effettuate sia con la media sia con la mediana dei valori di precipitazioni intense (Allegati 4-8), dai quali si nota che non sempre si verificano le assunzioni del modello regressivo di normalità ed omoschedasticità. In particolare, in parte dei diagrammi si osserva uno scostamento dalla distribuzione normale nelle code delle distribuzioni, in misura maggiore nei grafici relativi ai modelli realizzati con due variabili indipendenti e alle aree di studio più estese come l'Italia, gli Appennini e la Costa, caratterizzate in generale anche da indici di bontà di adattamento minori rispetto alle aree meno estese. Dall'osservazione dei diagrammi relativi ai modelli realizzati con la media e con la mediana degli estremi di precipitazione, inoltre, si nota che tali scostamenti dalla distribuzione normale in alcuni casi diminuiscono di entità utilizzando la mediana piuttosto che la media. Questo comportamento può essere indice di una violazione all'ipotesi di normalità dei residui oppure della presenza di outlier e creare problemi nel calcolo di intervalli di confidenza e p-value (Montgomery et al., 2012). Al contrario, per aree meno estese come la Campania, i cui modelli
presentano valori più elevati dell'indice di determinazione, l'andamento dei residui per la maggior parte dei diagrammi risulta lineare e i punti si dispongono secondo la distribuzione normale.

In letteratura si dimostra che, applicando una trasformazione, per esempio logaritmica, alla variabile dipendente e/o alle variabili indipendenti, si ottiene una normalizzazione delle variabili (Montgomery et al., 2012). A questo fine, è stata applicata una trasformazione logaritmica con base naturale sia alla variabile dipendente, sia alle singole variabili esplicative, nel caso delle regressioni con la mediana dei valori estremi per durate di 1 h e di 24 h. I diagrammi diagnostici che si sono ottenuti dopo la trasformazione logaritmica sono stati messi a confronto con quelli precedenti alla trasformazione e rappresentati in Allegato 9.

Dall'osservazione dei diagrammi si nota come, per lo stesso modello regressivo, grazie alla trasformazione logaritmica si ottiene un netto miglioramento nella distribuzione dei residui, che si dispongono secondo la funzione di probabilità di Gauss con uno scostamento minore nelle code della distribuzione, per cui l'ipotesi di normalità risulta soddisfatta.

6 Relazioni tra i risultati delle regressioni multiple e le classificazioni geomorfologiche

Dall'analisi dei risultati ottenuti tramite le regressioni multiple di cui si è discusso nel capitolo precedente, si è notato un miglioramento notevole delle prestazioni dei modelli regressivi in termini di coefficiente di determinazione R_{adj}^2 focalizzando l'attenzione non su aree di grandi dimensioni, ma al contrario su aree di dimensioni più ristrette e che fossero più omogenee al loro interno.

Osservando l'andamento dei massimi di R_{adj}^2 al variare della zona di studio (Figura 37) si nota, infatti, che i valori maggiori, corrispondenti alle migliori prestazioni dei modelli regressivi, si ottengono per aree più limitate e omogenee come le Alpi e la Campania, soprattutto per le durate maggiori. Mentre queste due zone raggiungono per durate di 24 h dei valori di R_{adj}^2 pari a 0.71 e a 0.76 rispettivamente, per le zone più eterogenee e di dimensioni maggiori, cioè l'Italia, gli Appennini e la Costa, si ottengono valori notevolmente minori (0.62, 0.59 e 0.57 per le tre aree). Inoltre, dall'osservazione dei diagrammi diagnostici si nota che la distribuzione dei residui relativi alle aree più estese si discosta dalla distribuzione normale, in contrasto con le assunzioni effettuate, mentre ciò accade in maniera minore per le aree delle Alpi e soprattutto della Campania.

Di conseguenza appare necessario, per ottenere buoni risultati tramite metodi di stima del genere, identificare correttamente le aree su cui focalizzare l'analisi. Tale tesi è avvalorata anche da osservazioni effettuate sui residui, cioè sulle differenze tra i valori osservati e quelli calcolati in base alle regressioni.

Nelle mappe seguenti sono rappresentati a scopo dimostrativo i risultati ottenuti dalle regressioni con la mediana dei valori estremi per durate di 24 h effettuate con 3 variabili indipendenti. Per ogni area di studio è stata rappresentata la mappa del miglior modello regressivo in termini di R_{adj}^2 .

In particolare, nelle mappe di sinistra sono rappresentati, per ogni stazione pluviometrica, i residui della regressione, mentre a destra vi sono le mappe risultanti

da una procedura di interpolazione ottenuta tramite *kriging* ordinario sui residui stessi, elaborate per mezzo del software ArcMap. Tale tecnica ha permesso la stima dei residui in punti non strumentati sulla base dei valori noti.



Figura 40. Mappe dei residui, area di studio Italia, variabili Longitudine, Minima distanza dal mare, Media annua



Figura 41. Mappe dei residui, area di studio Alpi, variabili Longitudine, Minima distanza dal mare, Media annua



Figura 42. Mappe dei residui, area di studio Appennini, variabili Longitudine, Minima distanza dal mare, Media annua

Area Costa



Figura 43. Mappe dei residui, area di studio Costa, variabili Longitudine, Quota, Media annua



Figura 44. Mappe dei residui, area di studio Campania, variabili Longitudine, Distanza Maxslope, Media annua

L'osservazione delle mappe delle differenze tra i valori osservati e quelli teorici conferma le migliori prestazioni per aree di dimensioni minori. In zone come la Campania, per la quale si era ottenuto il più alto valore di R_{adj}^2 , infatti, anche i

residui assumono i valori più bassi, variabili nel caso specifico tra -23 e 44. Nell'area degli Appennini, al contrario, si nota che gran parte dei valori viene sovrastimata o sottostimata, con residui variabili tra -83 e 117.

Dall'osservazione delle mappe si nota, inoltre, che i residui assumono valori tra loro simili in zone ristrette e a distanza ravvicinata e appaiono quasi raggruppati a formare dei cluster. Tali raggruppamenti non hanno un andamento casuale ma sembrano essere funzione di caratteristiche morfologiche del territorio, assumendo i valori più alti in valore assoluto in corrispondenza delle zone a maggiore altitudine, suggerendo la necessità di analizzare separatamente tali zone. Questo comportamento è in contrasto con le ipotesi effettuate sui residui e dimostra come, per le aree di studio più estese, sia necessario riconsiderare la specificazione del modello.

Una soluzione al problema potrebbe essere utilizzare delle tecniche per l'identificazione delle aree adatte per dimensioni ed omogeneità interna in cui effettuare ulteriori analisi statistiche. Tali aree potrebbero essere selezionate tramite l'utilizzo di classificazioni del paesaggio definite sulle base di caratteristiche geomorfologiche, come quelle descritte nel Capitolo 4.2, le cui classi sono per definizione omogenee internamente ed eterogenee rispetto a quelle adiacenti.

Le mappe dei residui ottenute, infatti, sono state sovrapposte alle classificazioni geomorfologiche studiate, ottenendo un interessante risultato. Di seguito se ne riportano le rappresentazioni su mappa. Dall'osservazione delle mappe, si nota chiaramente come alcuni dei cluster formati dai residui si trovino all'interno di zone delimitate dalle classificazioni.

Si osservi la classificazione di Guzzetti e Reichenbach (1994) in Figura 45 e in Figura 46, costruita tramite *cluster-analysis unsupervised* affiancata al controllo visivo di mappe morfologiche e litologiche.



Figura 45. Mappa dei residui su classificazione geomorfologica di Guzzetti e Reichenbach (1994).

Si osservano delle chiare corrispondenze in diverse zone del Paese, in particolare nelle Alpi Occidentali a nord ovest, nella zona nord degli Appennini tra Toscana ed Emilia Romagna e nel passaggio dalla zona con residui positivi a quella con residui negativi tra Campania, Basilicata e Puglia.



Figura 46. Kriging ordinario dei residui su classificazione geomorfologica di Guzzetti e Reichenbach (1994).

Si sono esaminate di seguito le classificazione di Meybeck et al. (2001) in Figura 47 e di Iwahashi e Pike (2007) in Figura 48. La prima nasce dalla combinazione delle classi definite tramite i due indici *Relief Roughness* ed elevazione media, la seconda è il risultato di una metodologia *unsupervised* di combinazione di variabili descrittive del gradiente di pendenza, della texture superficiale e della convessità locale. Anche in quest'ultima classificazione si notano delle corrispondenze chiare tra i raggruppamenti formati dai residui e le classi in cui è suddiviso il paesaggio italiano.



Figura 47. Mappa dei residui su classificazione geomorfologica di Meybeck et al. (2001).

In particolare, si osservano delle similitudini nella zona occidentale delle Alpi e in quella settentrionale degli Appennini, così come in Guzzetti e Reichenbach (1994). Si nota, inoltre, che a nord ovest, in corrispondenza della Regione Friuli Venezia Giulia, il confine segnato dai cluster della classificazione geomorfologica corrisponde ad un netto scarto tra residui che assumono valori positivi e negativi. Lo stesso non si può dire per la classificazione di Meybeck et al. (2001), le cui zone sono meno omogenee ed eccessivamente discretizzate per poter essere considerate come base per successive analisi di stima.



Figura 48. Mappa dei residui su classificazione geomorfologica di Iwahashi e Pike (2007).

Infine, di seguito si riporta la classificazione effettuata da Alvioli et al. (2020) tramite *cluster-analysis* sulla base delle caratteristiche topografiche e litologiche delle *Slope Units* (Figura 49). In quest'ultimo caso i confini dei cluster definiti dagli autori presentano delle corrispondenze con i raggruppamenti dei residui in misura minore rispetto alle classificazioni trattate in precedenza. Nonostante ciò, si possono osservare delle somiglianze tra residui e cluster geomorfologici nel nord Italia tra le province del Verbano-Cusio-Ossola e Vercelli e in Liguria (entrambi in arancione).



Figura 49. Mappa dei residui su classificazione geomorfologica di Alvioli et al. (2020).

Questo risultato può essere considerato un punto di partenza per ulteriori studi di approfondimento sugli andamenti spaziali delle piogge intense. In futuro interessanti risultati si potrebbero ottenere sfruttando le classificazioni geomorfologiche del paesaggio per identificare le aree più adatte all'applicazione di procedure di stima statistica, per dimensioni ed omogeneità dal punto di vista geomorfologico.

Conclusione

Lo scopo del presente lavoro di tesi è l'analisi della variabilità spaziale dei picchi di precipitazione in un territorio come quello italiano, eterogeneo dal punto di vista morfologico e geomorfologico e circondato in gran parte dal mare. Il caso studio dell'elaborato consiste, infatti, nell'intero territorio italiano, oltre al quale ne sono state analizzate delle sottozone, cioè l'area delle Alpi, quella degli Appennini, la fascia costiera e la Regione Campania.

Premessa fondamentale per qualsiasi tipo di analisi statistica è la qualità dei dati su cui basare lo studio. In quest'ottica, è stato analizzato il database italiano degli estremi di precipitazione per brevi durate I-RED e i passaggi e le procedure che sono state necessarie alla sua costruzione. Successivamente si sono descritti gli step seguiti per la sua revisione che ha portato all'aggiornamento delle posizioni e delle quote altimetriche di parte delle stazioni pluviometriche contenute nel database.

Il tipo di analisi che si è scelto di effettuare per investigare le relazioni tra le precipitazioni estreme e le caratteristiche morfologiche del paesaggio è la regressione lineare multipla. Sono state effettuate delle regressioni multiple in serie tra grandezze caratteristiche del regime pluviometrico, cioè la media e la mediana dei valori estremi per durate sub-giornaliere, e undici variabili indipendenti descrittive delle caratteristiche del territorio studiato. Tali variabili comprendono per lo più indici geografici e morfologici, a cui è stato aggiunto un indice climatologico: la pioggia media annua. Le variabili utilizzate per la definizione dei modelli regressivi, scelte previa analisi dei maggiori studi presenti in letteratura sul tema, sono state ricavate tramite software GIS e con l'ausilio di script nei linguaggi Python e Matlab, che permettono una visualizzazione diretta dei risultati sul dominio spaziale oggetto di studio.

Validati gli indici da utilizzare nelle analisi ed eliminate le combinazioni di variabili ridondanti per evitare problemi di multicollinearità, si sono effettuate le regressioni lineari multiple. Tra i risultati ottenuti con i modelli regressivi si è notato un generale miglioramento della bontà di adattamento per le durate di pioggia maggiori, con un evidente aumento nel valore dell'indice di determinazione rispetto

alle durate più brevi, mentre le prestazioni dei modelli ottenuti tramite la media e la mediana delle precipitazioni estreme e con classi di due e tre variabili sono risultate eterogenee. Le variabili dimostratesi più esplicative del fenomeno analizzato, pur variando sia con l'area di studio sia con la durata considerata, sono risultate la pioggia media annua, la quota e la minima distanza dal mare, in accordo con parte della letteratura sul tema.

Infine, un fondamentale risultato riguarda il notevole miglioramento della bontà di adattamento delle regressioni con il diminuire delle dimensioni dell'area di studio. Ciò si può notare dal confronto tra i coefficienti di determinazione massimi ottenuti per aree poco estese come la Campania (pari a 0.76) e quelli ricavati, invece, per aree di dimensioni maggiori ed eterogenee come l'area Appenninica (pari a 0.59).

A questo proposito, in parallelo, sono state analizzate le più recenti classificazioni del paesaggio italiano su base geomorfologica. Queste sono state messe in relazione con i residui derivanti dalle regressioni di cui si è detto, dalle cui mappe risultanti si è osservato in primo luogo che i residui (maggiori per aree di studio estese) si raggruppano nello spazio a formare dei cluster. Inoltre, tali raggruppamenti in alcuni casi coincidono con i "tipi di terreno" individuati nelle classificazioni geomorfologiche.

In conclusione, un solo modello regressivo si è dimostrato non in grado di spiegare accuratamente la variabilità delle precipitazioni intense in zone estese e dalle caratteristiche geomorfologiche eterogenee. Al contrario, si sono ottenuti buoni risultati su aree dalle dimensioni minori e più uniformi. I risultati di similarità tra la disposizione in cluster dei residui delle regressioni e le classi definite su base geomorfologica suggeriscono la bontà di questo tipo di classificazioni del paesaggio come base per l'identificazione di aree di studio omogenee sulle quali effettuare ulteriori analisi di stima.

Bibliografia

Allamano, P., Claps, P., Laio, F., & Thea, C. (2009). A data-based assessment of the dependence of short-duration precipitation on elevation. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C, 34*(10-12), 635-641.

Alvioli, M., Guzzetti, F., & Marchesini, I. (2020). Parameter-free delineation of slope units and terrain subdivision of Italy. *Geomorphology*, 107124.

Amadei M., Bagnaia R., Laureti L., Lugeri F.R., Lugeri N., Rossi O., Ferrarini A., Rossi P., Feoli E., Dragan M., Fernetti M., Vuerich L.G., Gulic D., Oriolo G., Ortolan I., 2004. *Il progetto Carta della Natura alla scala 1:50.000: Metodologia di realizzazione*. Manuali e linee guida 30/2004, APAT, Roma.

Caracciolo, D., Conti, F. L., Francipane, A., & La Loggia, M. C. G. (2012). L'INFLUENZA DELLA MORFOLOGIA SULLA DISTRIBUZIONE DELLE PIOGGE INTENSE. XXXIII Convegno di Idraulica e Costruzioni Idrauliche. EdiBios.

Claps, P., Giordano, P., & Laguardia, G. (2008). Spatial distribution of the average air temperatures in Italy: quantitative analysis. *Journal of hydrologic engineering*, 13(4), 242-249.

Cordero, S. (2019). Metodologie statistiche e sperimentali per il supporto ai piani di emergenza in presenza di invasi artificiali.

Crespi, A., Brunetti, M., Lentini, G., & Maugeri, M. (2018). 1961–1990 highresolution monthly precipitation climatologies for Italy. *International Journal of Climatology*, 38(2), 878-895.

CUBIST Team. (2007). CUBIST project: Characterisation of ungauged basins by integrated use of hydrological techniques. In *Geophys. Res. Abstr* (Vol. 10, p. 12048).

Degioanni, A. (2018). Analisi su base morfologica della variabilità spaziale degli estremi pluviometrici in Italia= Morphological analysis of the spatial variability of extreme rainfall in Italy. Rel. Pierluigi Claps, Andrea Libertino. Politecnico di Torino, Corso di laurea magistrale in Ingegneria per l'Ambiente e il Territorio.

Furcolo, P., Pelosi, A., & Rossi, F. (2016). Statistical identification of orographic effects in the regional analysis of extreme rainfall. *Hydrological Processes*, *30*(9), 1342-1353.

Ganora, A., Laio, F., Claps, P., 2014. Valutazione probabilistica delle piene in Piemonte e Valle d' Aosta Metodologia Regionale Spatially Smooth.

Guzzetti, F., & Reichenbach, P. (1994). Towards a definition of topographic divisions for Italy. *Geomorphology*, 11(1), 57-74.

Iwahashi, J. and R. J. Pike (2007). "Automated classifications of topography from DEMs by an unsupervised nested-means algorithm and a three-part geometric signature." *Geomorphology*, 86(3-4): 409-440.

KONRAD II, C. E. (1996). Relationships between precipitation event types and topography in the southern Blue Ridge mountains of the southeastern USA. *International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society*, *16*(1), 49-62.

Libertino, A., Ganora, D., & Claps, P. (2018). Space-time analysis of rainfall extremes in Italy: clues from a reconciled dataset. *Hydrology & Earth System Sciences*, 22(5).

Marazzi, S. (2002). La Suddivisione Orografica Internazionale Unificata del Sistema Alpino (SOIUSA). *Universo*, *82*(4), 482-504.

Mazzoglio, P., Butera, I., & Claps, P. (2020). I2-RED: A Massive Update and Quality Control of the Italian Annual Extreme Rainfall Dataset. *Water*, *12*(12), 3308.

Meybeck, M., P. Green and C. J. Vorosmarty (2001), A New Typology for Mountains and Other Relief Classes: An Application to Global Continental Water Resources and Population Distribution, *Mount. Res. Dev.*, 21, 34 - 45.

Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2012). *Introduction to linear regression analysis* (Vol. 821). John Wiley & Sons.

Prudhomme, C., & Reed, D. W. (1998). Relationships between extreme daily precipitation and topography in a mountainous region: a case study in Scotland. *International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society*, 18(13), 1439-1453.

Prudhomme, C., & Reed, D. W. (1999). Mapping extreme rainfall in a mountainous region using geostatistical techniques: a case study in Scotland. *International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society*, 19(12), 1337-1356.

Sestini, A. (1963). Il paesaggio, vol. VII della Collana "Conosci l'Italia", Touring Club Italiano, Milano.

Trigila A., Iadanza C., Bussettini M., Lastoria B. (2018). *Dissesto idrogeologico in Italia: pericolosità e indicatori di rischio* - Edizione 2018. ISPRA, Rapporti 287/2018

Yokoyama, R., Shirasawa, M., & Pike, R. J. (2002). Visualizing topography by openness: a new application of image processing to digital elevation models. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, *68*(3), 257-266.

Sitografia

ARPA Emilia-Romagna: https://www.arpae.it/ (U.C. 13/01/2021)

ARPA Lombardia: Web STRADA <u>http://idro.arpalombardia.it/pmapper-</u> <u>4.0/map.phtml</u> (U.C. 13/01/2021)

ARPA Piemonte: http://www.arpa.piemonte.it/ (U.C. 13/01/2021)

ARPAL: https://www.arpal.liguria.it/ (U.C. 13/01/2021)

ARPAS : <u>http://www.sar.sardegna.it/</u> (U.C. 13/01/2021)

ARPAV: <u>https://www.arpa.veneto.it/bollettini/storico/precmax/</u> (U.C. 13/01/2021)

Atlante Idrologico della Svizzera HADES: <u>https://hds-www.giub.unibe.ch/ (</u>U.C. 23/02/2021)

Centro Funzionale Multirischi – ARPACAL: <u>http://www.cfd.calabria.it/</u> (U.C. 13/01/2021)

Centro Funzionale Provincia Autonoma di Trento – Meteotrentino: https://www.meteotrentino.it/#!/home (U.C. 13/01/2021)

Centro Funzionale Regione Autonoma Valle d'Aosta: <u>http://cf.regione.vda.it/</u> (U.C. 13/01/2021)

Centro Funzionale Regione Campania: http://centrofunzionale.regione.campania.it/#/pages/dashboard (U.C. 13/01/2021)

Centro Funzionale Regione Lazio: http://www.regione.lazio.it/rl protezione civile/?vw=contenutiDettaglio&id=101

(U.C. 13/01/2021)

Centro Funzionale Regione Molise: <u>http://www.protezionecivile.molise.it/centro-</u> <u>funzionale.html</u> (U.C. 13/01/2021)

Cesium Stories: https://cesium.com/ (U.C. 23/02/2021)

Cubist Team, (2009): <u>http://www.cubist.polito.it/</u> (U.C. 13/01/2021)

Dipartimento di Protezione Civile Regione Marche: https://www.regione.marche.it/Regione-Utile/Protezione-Civile (U.C. 13/01/2021)

Dipartimento di Protezione Civile Regione Puglia: https://protezionecivile.puglia.it/ (U.C. 13/01/2021)

DipartimentoProtezioneCivileRegioneBasilicata:http://www.protezionecivilebasilicata.it/protcivbas/home.jsp(U.C. 13/01/2021)

Google Earth Pro: <u>https://www.google.it/intl/it_ALL/earth/versions/#earth-pro</u> (U.C. 23/02/2021)

ISPRA, Annali Idrologici Storici: <u>http://www.acq.isprambiente.it/annalipdf/</u> (U.C. 13/01/2021)

ISPRA, Inquadramento storico del monitoraggio idro-meteografico e delle relative competenze: <u>https://www.isprambiente.gov.it/it/progetti/cartella-progetti-in-</u> <u>corso/acque-interne-e-marino-costiere-1/progetto-annali/inquadramento-storico-</u> <u>del-monitoraggio-idro-meteografico-e-delle-relative-competenze</u> (U.C. 13/01/2021)

Open Data Lazio: <u>http://dati.lazio.it/catalog/dataset/rete-di-stazioni-di-</u> monitoraggio-idro-termo-pluviometrica (U.C. 13/01/2021)

Osservatorio delle Acque Regione Siciliana: <u>http://osservatorioacque.it/</u> (U.C. 30/05/2020)

Protezione Civile Regione Autonoma Friuli Venezia Giulia: https://www.protezionecivile.fvg.it/it (U.C. 13/01/2021)

QGIS Software (2018). V.3.10 <u>https://www.qgis.org/it/site/</u> (U.C. 13/01/2021)

RegioneLombardia:https://www.dati.lombardia.it/Ambiente/Stazioni-Meteorologiche/nf78-nj6b(U.C. 13/01/2021)

Regione Molise:

http://www3.regione.molise.it/flex/cm/pages/ServeBLOB.php/L/IT/IDPagina/1 (U.C. 13/01/2021)

Regione Sardegna:

http://www.regione.sardegna.it/j/v/25?s=131338&v=2&c=5650&t=1 (U.C. 13/01/2021)

Regione Umbria: <u>http://www.regione.umbria.it/home</u> (U.C. 13/01/2021)

Servizio Idrografico Regionale Toscana. <u>http://www.sir.toscana.it/</u> (U.C. 13/01/2021)

Sistema Informativo Regionale Meteo-Idro-Pluviometrico: http://app.protezionecivile.marche.it/sol/indexjs.sol?lang=it (U.C. 13/01/2021)

U.S. National Oceanic and Atmospheric Administration: <u>https://www.noaa.gov/</u> (U.C. 23/02/2021)

UfficioIdrograficoeMareograficoRegioneAbruzzo:http://www.regione.abruzzo.it/content/idrografico-mareografico(U.C.13/01/2021)

Ufficio Idrografico Provincia Autonoma di Bolzano – Alto Adige: <u>http://www.provincia.bz.it/it/default.asp</u> (U.C. 13/01/2021)

Ufficio Idrografico Regione Autonoma Friuli-Venezia Giulia: <u>http://www.regione.fvg.it/rafvg/cms/RAFVG/ambiente-territorio/tutela-ambiente-gestione-risorse-naturali/</u> (U.C. 13/01/2021)