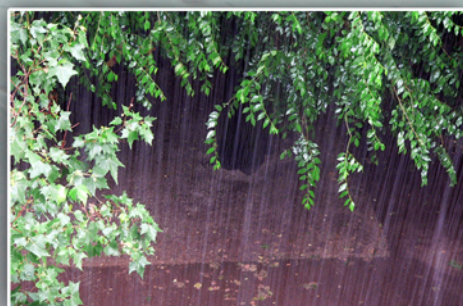




**ISPRA**

Istituto Superiore per la Protezione  
e la Ricerca Ambientale

# Analisi statistica degli estremi di precipitazione in Italia



STATO DELL'AMBIENTE



**ISPRA**

Istituto Superiore per la Protezione  
e la Ricerca Ambientale

# **Analisi statistica degli estremi di precipitazione in Italia**

---

---

## **Informazioni legali**

L'Istituto Superiore per la Protezione e la Ricerca Ambientale (ISPRA) e le persone che agiscono per conto dell'Istituto non sono responsabili per l'uso che può essere fatto delle informazioni contenute in questo rapporto.

**ISPRA** – Istituto Superiore per la Protezione e la Ricerca Ambientale  
Via Vitaliano Brancati, 48 – 00144 Roma  
[www.isprambiente.gov.it](http://www.isprambiente.gov.it)

ISPRA, Stato dell'Ambiente 51/2014

ISBN 978-88-448-0674-3

Riproduzione autorizzata citando la fonte

## **Elaborazione grafica** ISPRA

*Grafica di copertina:* Franco Iozzoli  
*Foto di copertina:* Franco Iozzoli

**Coordinamento editoriale:**  
Daria Mazzella  
**ISPRA** - Settore Editoria

Settembre 2014

---

## **Autori**

Guido Fioravanti (ISPRA)

## **Contributi e ringraziamenti**

Si ringraziano per le revisioni e i suggerimenti:

Franco Desiato (ISPRA)

Andrea Toreti (European Commission Joint Research Centre, Ispra, Italy)

---

## **Indice generale**

Sintesi .....	5
Introduzione .....	6
Metodi .....	9
Dati .....	15
Risultati .....	27
Conclusioni.....	63

---

## SINTESI

Nel presente rapporto si descrive dettagliatamente una metodologia standard per l'analisi statistica degli eventi estremi di precipitazione in Italia. Lo studio qui proposto è stato applicato a una collezione di stazioni meteorologiche uniformemente distribuite sul territorio italiano e selezionate sulla base di criteri di qualità e completezza delle serie rilevanti per l'analisi degli eventi rari. I risultati principali sono illustrati mediante grafici e tabelle.

Il documento è articolato come segue: l'**Introduzione** propone una breve panoramica sul tema degli eventi estremi di precipitazione nel più ampio contesto dei cambiamenti climatici; il capitolo **Metodi** propone una panoramica generale dei risultati principali della teoria degli eventi estremi (EVT), rimandando a testi specializzati l'esposizione matematica rigorosa degli stessi; il capitolo **Dati** fornisce una descrizione delle serie utilizzate e dei criteri adottati per la loro individuazione. Chiude il rapporto un'analisi dei **Risultati** ottenuti applicando il modello GEV (approccio *Block Maxima*) e il modello GPD (approccio *Peak Over Threshold*) rispettivamente alle serie dei massimi annuali/stagionali di precipitazione e alle serie stagionali di precipitazione giornaliera.

---

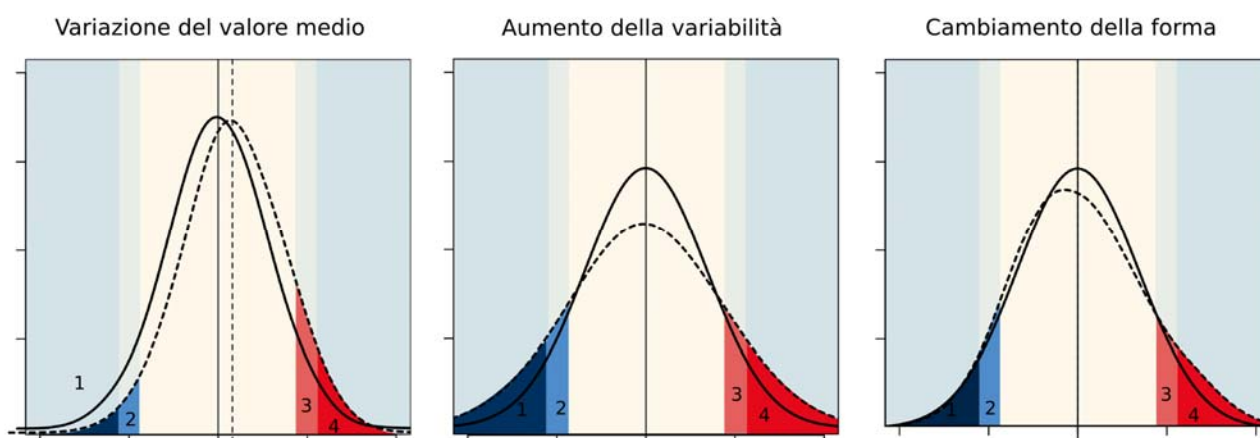
## 1. Introduzione

Lo studio degli eventi estremi di precipitazione è di grande interesse in ambito idrologico e climatologico avendo importanti ripercussioni sociali e concorrendo, insieme ad altre cause, a gravi perdite in termini di danni materiali e di vite umane. Ad esempio, le precipitazioni intense che hanno interessato la regione Liguria dal 25 Ottobre al 4 Novembre 2011 hanno dato origine a due eventi alluvionali di straordinaria entità provocando la morte di 19 persone e danni alle infrastrutture pari a 10 milioni di euro (Silvestro et al., 2012). Le forti piogge che hanno colpito la Sardegna il 18 Novembre 2013 hanno provocato ad Olbia e in diversi centri minori 17 vittime e danni materiali pari a circa 650 milioni di euro (Desiato et al., 2014). Diodato e Bellocchi (2010), a conclusione del loro studio sulle serie di precipitazione secolari per il Mediterraneo centrale, sottolineano la necessità di tener conto, a livello di pianificazione territoriale, non solo della precipitazione media su un determinato periodo, ma anche del rischio di eventi estremi di precipitazione in quanto accelerano il degrado del suolo sia in aree urbane che rurali.

Lo studio degli eventi estremi di precipitazione va inquadrato nel più ampio contesto dei cambiamenti climatici indotti dall'aumento delle concentrazioni di gas serra nell'atmosfera. Secondo il rapporto speciale SREX (IPCC, 2012) i cambiamenti climatici in corso modificano l'intensità, la frequenza, la distribuzione spaziale e la durata degli eventi estremi. Comprenderne l'evoluzione in atto è fondamentale per fornire proiezioni affidabili dei loro cambiamenti futuri. Da un punto di vista statistico i cambiamenti nei valori estremi di una variabile climatica possono essere spiegati in termini di uno scostamento (*shift*) nel valore medio, di una variazione nella sua variabilità o in un cambiamento della forma della sua funzione di distribuzione. Il grafico di Figura 1.1 schematizza questi tre casi assumendo che la funzione di frequenza della variabile climatica sia approssimabile mediante una curva a campana. Per la precipitazione la situazione è ben più complessa di quella descritta in figura, non avendo una distribuzione normale: variazioni della precipitazione totale media possono essere accompagnati da altri cambiamenti inerenti alla frequenza degli eventi piovosi o alla forma della distribuzione (IPCC, 2001).

Lo studio dei valori estremi assume una rilevanza particolare per il bacino del Mediterraneo, che risulta essere un "hot spot" rispetto ai cambiamenti climatici (Giorgi, 2006). Il ruolo cruciale che i valori estremi delle variabili idrologiche assumono per la valutazione delle variazioni climatiche nel bacino del Mediterraneo è riconosciuto da progetti di ricerca quali MedCLIVAR (*Mediterranean CLimate VARIability and Predictability*) e CIRCE (*Climate Change and Impact Research: the Mediterranean Environment*), di cui Garcia-Herrera et al. (2014) forniscono una rassegna dei principali risultati. A differenza di quanto accade per la temperatura, per gli eventi estremi di precipitazione risulta difficile riconoscere dei pattern omogenei di variabilità spaziale (Garcia-Herrera et al., 2014; Lionello, 2012). Tuttavia, dallo studio dei dati osservati così come dall'uso dei modelli a scala regionale (RCM) appare inequivocabile entro la fine del secolo un incremento nella frequenza e nell'intensità delle precipitazioni estreme, a seguito di un aumento dell'umidità atmosferica dovuta al riscaldamento globale (IPCC, 2013). In Italia, dove le precipitazioni presentano regimi e caratteristiche estremamente variabili nello spazio a causa di linee di costa e di un'orografia molto complesse, lo studio delle tendenze, in termini sia di frequenza che di intensità, richiede valutazioni specifiche a scala regionale e locale. Utilizzando un set di 59 stazioni sinottiche Toreti et al. (2009) hanno studiato il trend delle precipitazioni cumulate nel periodo 1961-2006 per il Nord, Centro e Sud Italia. Se a livello annuale i risultati non hanno evidenziato alcun trend statisticamente significativo, su base stagionale un trend significativo di diminuzione della precipitazione media (1.47 mm/anno) è stato individuato per la serie invernale dell'Italia settentrionale. Più di recente, Desiato et al. (2012) hanno calcolato le anomalie di precipitazione cumulata annuale per il Nord, il Centro e il Sud Italia, utilizzando il metodo dei "poligoni di Thiessen" (Li e Heap, 2008) in modo da ovviare alla disomogeneità del numero e della distribuzione spaziale delle stazioni con dati di precipitazione disponibili anno per anno. I risultati indicano tendenze negative non significative al Nord e al Sud, mentre un trend negativo statisticamente significativo è stato identificato per il Centro Italia (-0.29%/anno). Il numero di giorni piovosi, l'intensità delle precipitazioni e diverse categorie di eventi precipitativi sono stati analizzati da Brunetti et al. (2004) a partire da 39 serie di precipitazioni giornaliere della banca dati dell'ex UCEA. I risultati indicano che nel corso del periodo 1880 - 2002 l'andamento delle precipitazioni in Italia risulta caratterizzato da una diminuzione significativa del numero di eventi di bassa intensità a esclusione di alcune regioni del Nord caratterizzate da un

aumento della frequenza degli eventi di forte intensità. Questo risultato trova riscontro anche in Alpert et al. (2002) dove si stima per l'Italia, nel periodo 1951-1995, un aumento delle precipitazioni intense (>64mm) e una corrispondente diminuzione della precipitazioni deboli e moderate (4-32 mm).



**Figura 1.1** - I cambiamenti negli estremi possono dipendere da una variazione del valore medio della distribuzione (diminuzione degli estremi di minimo (1 e 2) e corrispondente aumento degli estremi di massimo (3 e 4)), nella varianza (aumento degli estremi di minimo (1 e 2) e di massimo (3 e 4)) o in una variazione strutturale della forma della distribuzione (variazione degli estremi di minimo (2) e di massimo (3 e 4)).

Lo studio degli estremi climatici necessita anzitutto di un'esatta definizione degli eventi oggetto di analisi. La definizione adottata dallo IPCC per caratterizzare un evento climatico estremo è di tipo statistico; vale a dire, un evento risulta "estremo" quando si discosta nettamente dal valore centrale della distribuzione della variabile climatica in esame o, più esattamente, quando tale evento supera una soglia prossima ai valori più estremi tra quelli osservati per la variabile stessa. Quella dello IPCC è solo una delle possibili definizioni con cui caratterizzare gli eventi estremi. Un evento infatti può essere considerato estremo in base alla probabilità con cui può verificarsi (*rare events*), in base all'intensità con cui si manifesta (*intense events*), oppure in base agli impatti esercitati sulla società e sull'ambiente (Beniston e Stephenson, 2004; Stephenson et al., 2008). Sul concetto di "soglia" e superamento di soglia si basa il *core set* di 27 indici definito dallo ETCCDI (*Joint CCI/CLIVAR/JCOMM Expert Team on Climate Change Detection and Indices*; [www.clivar.org](http://www.clivar.org)) per lo studio degli eventi estremi di temperatura e precipitazione e il cui utilizzo è ben documentato in molti lavori a livello internazionale (Klein Tank e Können, 2003; Alexander et al., 2006; Kostopoulou e Jones, 2005; Toreti e Desiato, 2008). Sebbene alcuni di questi indici siano definiti in relazione a una soglia fissata a priori (*fixed threshold*), gran parte di essi sono calcolati rispetto a soglie definite in termini di percentili (*percentile-based indices*) al fine di facilitarne il confronto su larga scala. Sulla base di tali indici, diversi studi (ad esempio: Klein Tank and Können, 2003; Moberg et al., 2006; Alexander et al., 2006) hanno individuato in Europa la presenza di *trend* positivi significativi negli estremi di precipitazione nel corso delle ultime decadi. Una descrizione dettagliata degli indici dello ETCCDI e una loro stima aggiornata per l'Italia è fornita dal rapporto ISPRA "*Variazioni e tendenze degli estremi di temperatura e precipitazione in Italia*" (Fioravanti et al., 2013). In particolare l'analisi degli indici ETCCDI di precipitazione, condotta su un *set* di 41 stazioni, ha confermato la presenza di *trend* statisticamente significativi per un numero limitato di serie e una debole coerenza spaziale degli stessi *trend*. Vale la pena sottolineare che gli indici dello ETCCDI, per come sono definiti, prendono in esame eventi moderatamente estremi (*moderate extremes*) cioè eventi che tipicamente si verificano una o più volte l'anno (Zhang et al., 2011). Trattandosi di eventi relativamente frequenti, l'analisi delle tendenze in atto ha il vantaggio di risultare alquanto robusta potendo contare su un numero sufficientemente consistente di osservazioni.

Lo studio dell'intensità e della frequenza degli eventi più rari (di fondamentale importanza, ad esempio, per la progettazione in campo ingegneristico) richiede invece uno schema teorico di tipo statistico basato sulla teoria degli eventi estremi (EVT). Con questo tipo di approccio la modellizzazione degli eventi estremi e lo studio delle tendenze in atto risulta ovviamente più difficile poiché basato su un numero limitato di osservazioni all'interno di ciascuna serie storica di dati. Tuttavia, è proprio ricorrendo ai risultati della teoria EVT che van de Besselaar et al. (2012) hanno



---

identificato per il periodo 1951-2010 diversi *trend* in Europa per i massimi di precipitazione, seppure con caratteristiche che variano di stagione in stagione. Parimenti Toreti et al. (2010), analizzando gli estremi di precipitazione giornaliera per il periodo invernale esteso (Ottobre-Marzo) su 20 siti costieri del Mediterraneo, hanno evidenziato come nel periodo 1950-2006 per il 60% delle serie gli estremi di precipitazione forniscano un contributo importante ai totali stagionali di precipitazione.

---

## 2. Metodi

Le basi della teoria degli eventi estremi (EVT) risalgono alla prima metà del secolo scorso. Tuttavia è solo alla fine degli anni '50, con la pubblicazione del testo di Gumbel "*Statistics of Extremes*" (1958), che la teoria degli eventi estremi vede le sue prime applicazioni pratiche in campo ingegneristico. Oggigiorno i risultati della teoria degli eventi estremi vengono applicati nei contesti più vari (economico, assicurativo, finanziario, ambientale) per valutare l'intensità e la frequenza di eventi poco probabili, ovvero riconducibili alle code della distribuzione di una variabile aleatoria.

La teoria EVT rappresenta uno strumento analitico complementare al classico Teorema del Limite Centrale per cui la somma di  $N$  variabili aleatorie  $X_i$  indipendenti e identicamente distribuite (i.i.d.) converge, al crescere di  $N$ , alla distribuzione normale. Va sottolineato che la distribuzione limite normale emerge indipendentemente dalla funzione di probabilità  $f(x)$  originaria delle variabili aleatorie  $X_i$  che concorrono alla somma  $X_1 + X_2 + \dots + X_n$ . In maniera analoga la teoria EVT fornisce un risultato limite per la distribuzione degli eventi estremi di variabili aleatorie  $X_i$  i.i.d. prescindendo dalla loro funzione di densità  $f(x)$ . In particolare, la teoria degli eventi estremi riconosce tre possibili distribuzioni limite per i valori massimi (o minimi) di una sequenza di variabili casuali  $X_1, \dots, X_n$  e altrettante distribuzioni limite per gli eventi che appartengono alle code della distribuzione delle variabili stesse. Da un punto di vista matematico, questi due risultati corrispondono rispettivamente alla distribuzione GEV (*Generalized Extreme Value distribution*) e alla distribuzione GPD (*Generalized Pareto Distribution*) e identificano due possibili approcci alternativi allo studio degli eventi estremi: l'approccio *Block Maxima* e l'approccio *Peak Over Threshold*. I risultati principali di questi due metodi vengono qui riassunti senza entrare nei dettagli tecnici per i quali si rimanda al testo di Coles (2001).

## 2.1 Metodo Block Maxima

Il metodo *Block Maxima* riguarda la modellizzazione mediante distribuzione GEV dei valori massimi (i risultati qui esposti sono immediatamente estendibili ai valori minimi)  $M_n = \{X_1, \dots, X_n\}$  dove  $X_1, \dots, X_n$  è una sequenza di variabili casuali i.i.d.. Dal punto di vista pratico l'idea dell'approccio *Block Maxima* consiste nel prendere un dataset di  $n$  osservazioni, suddividerlo in  $L$  sottoinsiemi disgiunti ed individuare per ciascuno di essi il valore massimo  $M_j$ . I risultati teorici di Fisher-Tippett (1928) e Gnedenko (1943) permettono di affermare che se esiste una distribuzione limite di questi massimi, questa deve essere una delle tre seguenti distribuzioni dei valori estremi:

$$(1) \text{ distribuzione di Fréchet: } G_{1,\alpha}(x) = \begin{cases} 0 & x \leq 0 \\ \exp[-x^{-\alpha}] & x > 0, \alpha > 0 \end{cases}$$

$$(2) \text{ distribuzione di Weibull: } G_{2,\alpha}(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ \exp[-(-x)^\alpha] & x \leq 0, \alpha > 0 \end{cases}$$

$$(3) \text{ distribuzione di Gumbel: } G_{3,\alpha}(x) = \exp[-e^{-x}] \quad -\infty < x < \infty$$

Ciò che contraddistingue queste tre distribuzioni è il comportamento della loro coda destra (*upper-tail*). Mentre la distribuzione Weibull ha un limite superiore finito che i valori massimi non possono eccedere, sia la Fréchet che la Gumbel sono distribuzioni illimitate superiormente. Con la distribuzione Gumbel i massimi possono assumere valori infinitamente grandi con probabilità che decrescono in maniera esponenziale. Con la distribuzione di Fréchet, invece, ai valori massimi sono associate probabilità che decrescono in maniera polinomiale ovvero probabilità più alte di quella associate con la distribuzione di Gumbel. Le tre distribuzioni estreme possono essere combinate in un unico modello del tipo:

$$(4) \text{ distribuzione GEV: } G(x; \mu; \sigma; \xi) = \begin{cases} e^{-\left(1 + \xi \frac{x - \mu}{\sigma}\right)^{-\frac{1}{\xi}}} & \xi \neq 0 \\ e^{-e^{-\frac{x - \mu}{\sigma}}} & \xi = 0 \end{cases}$$

definita su  $\left\{ x : 1 + \xi \frac{x - \mu}{\sigma} > 0 \right\}$  dove  $-\infty < \mu < \infty, \sigma > 0, -\infty < \xi < \infty$ .

Nel modello GEV il parametro di locazione  $\mu$  specifica dove la distribuzione è centrata, il parametro di scala  $\sigma$  ne specifica la dispersione, mentre il parametro di forma  $\xi$  identifica quale delle tre distribuzioni estreme meglio descrive i dati (i valori massimi) in esame. Per  $\xi > 0$  la GEV coincide con una distribuzione di Fréchet (*heavy-tailed distribution*), per  $\xi < 0$  con una distribuzione di Weibull (*bounded distribution*), mentre il caso  $\xi = 0$  ( $\xi \rightarrow 0$ ) corrisponde a una distribuzione di tipo Gumbel (*light-tailed distribution*).

Dal punto di vista dell'inferenza statistica è preferibile utilizzare il modello generale GEV piuttosto che specificare a priori una delle tre distribuzioni estreme, lasciando che siano i dati stessi a guidare la forma della distribuzione (Coles, 2001).

Nella pratica statistica è prassi ricorrere a un modello ridotto di tipo Gumbel quando il parametro  $\xi$  non risulta significativo, se non a una distribuzione totalmente alternativa alla GEV (ad esempio, la log Pearson type III) qualora dimostri un miglior adattamento ai dati. Una strategia di questo tipo è tuttavia sconsigliabile (Coles et al., 2003; Hessel e Hirsh, 2002) e non verrà adottata in questo lavoro: il rischio infatti è quello di utilizzare un modello eccessivamente adattato ai dati in esame (*over-adjusted*), sottostimando l'incertezza insita in un tale tipo di analisi.

La dimensione dei blocchi su cui individuare i valori massimi da utilizzare per la stima del modello è un aspetto critico dell'approccio *Block Maxima*. Affinchè sia valida, almeno approssimativamente, la convergenza alla distribuzione GEV, è necessario che ciascun sottoinsieme di dati sia sufficientemente grande, in modo da evitare un'eccessiva distorsione dei parametri del modello. D'altra parte, l'utilizzo di blocchi di dati troppo grandi comporta un numero minore di osservazioni, aumentando l'incertezza nella stima dei parametri (*bias/variance trade-off*). In campo ambientale è prassi ricorrere alla distribuzione GEV per modellizzare i valori massimi di un processo senza tener conto del processo sottostante da cui essi derivano. In questo lavoro i valori massimi annuali di precipitazione giornaliera vanno intesi come massimi di blocchi di dati di dimensione pari a 365 unità, mentre i valori massimi stagionali ricavati dalle serie di precipitazione giornaliera corrispondono a blocchi di dati di circa 90 unità.

La stima dei livelli di ritorno è l'aspetto pratico di maggior interesse della teoria degli eventi estremi. Invertendo la funzione di distribuzione GEV è possibile ottenere l'espressione del quantile:

$$(5) \quad x = G^{-1}(1-p; \mu; \sigma; \xi) = \begin{cases} \mu - \frac{\sigma}{\xi} (1 - [-\ln(1-p)]^{-\xi}) & \xi \neq 0 \\ \mu - \sigma \ln[-\ln(1-p)] & \xi = 0 \end{cases}$$

Nelle applicazioni pratiche tali quantili vengono comunemente indicati con il termine di "livelli di ritorno", che va di pari passo con il concetto di "tempo di ritorno". Un livello di ritorno  $x$  (ad esempio una precipitazione massima) ha un tempo di ritorno di  $T$  anni quando la probabilità che si verifichi in un dato anno è pari a  $p=1/T$ . In altri termini un evento  $x$  ha un tempo di ritorno  $T$  quando mediamente viene osservato una volta ogni  $T$  anni.

Esistono diversi metodi per la stima dei parametri del modello e quindi dei livelli di ritorno; in questo lavoro si è adottato il metodo della massima verosimiglianza (Coles, 2001), basato su tecniche di ottimizzazione numerica. Il vantaggio del metodo della massima verosimiglianza è quello di poter essere facilmente esteso al caso di un modello GEV non stazionario, assumendo la presenza di un trend nel parametro di locazione  $\mu$  e/o nel parametro di scala  $\sigma$ . In questo studio sui valori massimi annuali e stagionali, l'ipotesi di non stazionarietà degli estremi di precipitazione è stata vagliata utilizzando un modello GEV in cui il parametro di locazione varia nel tempo secondo la relazione lineare:

$$(6) \quad \mu = \mu(t) = \mu_0 + \mu_1 \cdot t \quad t = \{1, 2, \dots, n\}$$

La scelta tra un modello stazionario ( $M_0$ ) e un modello non stazionario ( $M_1$ ) è stata condotta ricorrendo al *log-likelihood ratio test* (Coles, 2001), il cui utilizzo è giustificato dal fatto che il modello stazionario  $M_0$  è un sotto-modello ( $\mu_1=0$ ) del modello non-stazionario  $M_1$ . I risultati del *log-likelihood ratio test* sono stati inoltre confrontati con quelli forniti dal test non parametrico di Mann-Kendall (Mann, 1945; Kendall, 1976), comunemente utilizzato in ambito ambientale per valutare la significatività dei trend in alternativa al classico modello di regressione lineare. Poiché la presenza di autocorrelazione può minare l'abilità del test di Mann-Kendall nell'individuare la significatività, il test è stato utilizzato dopo aver decorrelato ciascuna serie secondo la tecnica descritta da Yue et al. (1995) (*pre-whitening*).

L'incertezza insita nel processo di stima dei parametri viene espressa in termini di intervalli di confidenza. Il *delta method* produce intervalli di confidenza simmetrici e poggia sull'ipotesi che per  $n$  (la dimensione dei blocchi) sufficientemente grande gli stimatori di massima verosimiglianza siano normalmente distribuiti. Un metodo alternativo è quello del *profile likelihood* i cui intervalli asimmetrici riflettono l'incertezza delle stime per livelli di ritorno molto grandi (Coles, 2001), superiori alla lunghezza delle serie osservate. Lo svantaggio del *profile likelihood* è quello di non essere facilmente automatizzabile in quanto può presentare problemi di stabilità numerica. Un altro approccio possibile per la stima degli intervalli di confidenza consiste nel *percentile bootstrap*. Questo può essere così sinteticamente schematizzato: i dati campionari concorrono alla stima dei parametri del modello. Il modello così individuato viene utilizzato per generare un *ensemble* di  $B$  (in questo lavoro,  $B=1000$ ) campioni di dimensione pari alla numerosità del campione originario mediante un'operazione di ricampionamento casuale con reimmissione. I parametri stimati per ciascun membro

---

dell'*ensemble* forniscono un'informazione sulla distribuzione dei parametri stessi, informazione utilizzata per il calcolo degli intervalli di confidenza.

## 2.2 Metodo Peak Over Threshold

Il limite del metodo *Block Maxima* descritto nel paragrafo precedente consiste nel prendere in esame i soli valori massimi quando invece il processo di stima del modello potrebbe utilizzare un numero di dati ben più ampio, come nel caso delle serie giornaliere di precipitazione. Un approccio alternativo, denominato *Peak Over Threshold* (POT), consiste nel modellizzare tutti i valori (eccedenze) che superano una soglia prestabilita  $u$  (*threshold*). Quando tale soglia è sufficientemente alta la teoria EVT (Balkema e de Hann, 1974; Picklands, 1975) dimostra che le eccedenze  $X_i-u$  possono essere approssimate mediante una distribuzione di probabilità del tipo *Generalized Pareto Distribution*:

$$(7) \text{ distribuzione GPD: } G(x; \mu; \sigma; \xi) = \begin{cases} 1 - \left(1 - \xi \frac{x - \mu}{\sigma_\mu}\right)^{1/\xi} & \xi \neq 0 \\ 1 - e^{-(x-\mu)/\sigma_\mu} & \xi = 0 \end{cases}$$

Come per la distribuzione GEV, anche per la distribuzione GPD è il parametro  $\xi$  che guida la forma del modello: per  $\xi < 0$  la distribuzione è limitata superiormente, mentre per  $\xi > 0$  e  $\xi = 0$  ( $\xi \rightarrow 0$ ) la distribuzione non ha limite superiore finito. Osserviamo che, teoricamente, i due parametri di forma dei modelli GEV e GPD coincidono.

Il pedice che accompagna il parametro di scala  $\sigma$  nella formula (7) ne sottolinea la dipendenza dalla soglia  $u$  prescelta. Se  $u$  è una soglia per cui è valida l'approssimazione al modello limite GPD, allora per qualsiasi soglia  $v > u$  le eccedenze seguono ancora una distribuzione GPD con parametro di forma  $\xi$  invariato e con parametro di scala:

$$(8) \sigma_v = \sigma_u + \xi(v - u)$$

Un'altra proprietà del modello GPD utile ai fini del processo di inferenza è la relazione lineare:

$$(9) E(X - v | X > v) = \frac{\sigma_u + \xi v}{1 - \xi}$$

che lega il valor medio delle eccedenze  $E(X_i-u)$  ai valori soglia  $v > u$ , essendo  $u$  un valore ragionevole per cui è valida l'approssimazione delle eccedenze al modello GPD.

Il problema dell'individuazione della soglia  $u$  consiste nella scelta di un valore che garantisca un giusto equilibrio tra *bias e varianza* (*bias/variance trade-off*): utilizzando una soglia troppo bassa il rischio è di basare il processo di stima su dati non necessariamente estremi con conseguente distorsione dei parametri; con una soglia troppo alta il rischio è di ottenere invece un numero esiguo di eccedenze con cui stimare il modello, determinando stime inefficienti dei parametri con intervalli di confidenza molto grandi.

Non esiste una regola oggettiva con cui individuare la soglia per ciascun *set* di dati. Nella sezione dedicata alla presentazione dei risultati mediante metodo POT verranno illustrati alcuni strumenti grafici (quali il *mean residual life plot*) che si basano sulle Formule 8 e 9. Tuttavia l'interpretazione di tali strumenti è spesso molto soggettiva (Acero et al, 2011; Toreti et al., 2010) e comunque il loro utilizzo risulta poco pratico quando il processo di analisi riguarda un numero elevato di serie. Una soluzione comunemente adottata consiste nel fissare la soglia al 90°/95° percentile della distribuzione della variabile in esame. In questo lavoro si è adottato un valore soglia pari al 90° percentile dei valori di precipitazione non nulli.

Uno dei presupposti teorici della teoria EVT riguarda l'indipendenza delle osservazioni. I risultati teorici di Leadbetter (*Leadbetter's D(u<sub>n</sub>) condition*) ci permettono di trascurare il problema della dipendenza nel caso del modello GEV, dove i valori massimi sono rappresentativi di blocchi di dati sufficientemente ampi. Il problema dell'indipendenza delle osservazioni richiede invece un'attenta analisi nel caso del metodo POT in quanto le eccedenze di precipitazione potrebbero presentarsi a gruppi (*clusters*) (Acero et al., 2011). Una misura della dipendenza delle osservazioni è fornita dall'*extremal index*,  $\theta$ . In caso di completa indipendenza tale indice assume un valore pari a 1; per  $\theta < 1$

---

le eccedenze tendono invece a presentarsi in *cluster*. La quantità  $n\theta$  (con  $n$  numero dei dati) rappresenta allora il numero di *clusters* e il rapporto  $1/\theta$  può essere interpretato come la dimensione media degli stessi. Una possibile soluzione al problema della persistenza consiste nell'adottare tecniche di *declustering*, ad esempio considerando nel processo di stima solo il valor massimo di ciascun *cluster*. In questo lavoro il *declustering* è stato affrontato mediante una procedura automatica (ovvero che varia con la soglia  $u$ ) sviluppata da Ferro-Segers e che dipende proprio dall'*extremal index* (Acero et al., 2011; Toreti et al., 2010).

Come per il modello GEV, la stima dei parametri del modello può essere effettuata mediante il metodo della massima verosimiglianza. Parimenti, gli intervalli di confidenza possono essere calcolati ricorrendo al metodo del delta, al *profile likelihood* o al metodo del *percentile bootstrap*. Per quanto riguarda la valutazione della bontà dell'adattamento del modello ai dati nella sezione metodi verranno introdotti alcuni strumenti diagnostici (quali il *quantile plot*) impiegati anche per la valutazione del modello nel caso del metodo *Block Maxima*.

Per concludere questa breve esposizione del metodo POT si riporta la formula per il calcolo del quantile  $x$  ("livello di ritorno"):

$$(10) \quad x = G^{-1}(1 - p; \mu; \sigma; \xi) = u + \frac{\sigma}{\xi} \left[ (Nn\xi)^{\xi} - 1 \right]$$

dove  $n$  è il numero di osservazioni in ciascuna stagione,  $N$  è il tempo di ritorno,  $\xi$  è la probabilità di superamento della soglia  $u$ .

---

## 3. Dati

### 3.1 Criteri di selezione

L'analisi degli estremi di precipitazione richiede lunghe serie di dati che soddisfano rigorosi criteri in termini di qualità e completezza (Klein Tank et al., 2009). Per questo lavoro sono state prese in esame due diverse tipologie di dati: serie di dati di precipitazione giornaliera e serie di dati di precipitazione massima annuale.

I record che compongono entrambi i *set* di dati sono il risultato di un processo di selezione volto all'individuazione di serie di precipitazione sufficientemente lunghe (almeno 50 anni), complete e con una distribuzione spaziale alquanto omogenea sul territorio italiano in modo di rappresentare i diversi regimi di precipitazione del paese. Per quanto riguarda la completezza, le serie selezionate rispondono ai tre seguenti criteri:

1. hanno almeno l'85% degli anni validi; per i dati di precipitazione giornaliera sono considerati validi solo gli anni che contengono al più 30 dati mancanti (circa l'8% dei giorni in un anno) e con tutte e quattro le stagioni valide (una stagione è ritenuta valida quando contiene al più 9 dati mancanti di cui al massimo 5 consecutivi);
2. non contengono al loro interno blocchi consecutivi di dati mancanti più lunghi di tre anni;
3. hanno il triennio più recente (2010-2012) completo.

Poiché un metodo avanzato per la correzione delle disomogeneità delle serie giornaliere di precipitazione non è ancora consolidato (Toreti et al., 2010) e data la mancanza di metadati con cui ricostruire la storia di ogni singola stazione, le serie qui analizzate non sono state omogeneizzate. La qualità dei dati è invece assicurata da due tipologie di controlli volti all'identificazione di possibili valori anomali o fisicamente impossibili e alla verifica della consistenza dei valori di precipitazione nello spazio e su base stagionale (Desiato et al., 2007; Desiato et al., 2012).

### 3.2 Serie annuali di precipitazione massima giornaliera

I dati di precipitazione massima giornaliera sono comunemente indicati mediante la sigla RX1 e sono rappresentativi di precipitazioni estreme legate a eventi improvvisi a scala locale (van den Besselaar et al., 2012). Le serie annuali di precipitazione massima giornaliera qui analizzate sono state estratte dal database del sistema SCIA (Desiato et al., 2007 e 2011; [www.scia.isprambiente.it](http://www.scia.isprambiente.it)), per un totale di 5296 stazioni i cui dati coprono un intervallo temporale molto variabile. Circa l'1% delle stazioni (39) copre un periodo lungo almeno 90 anni fino al 2012. Il 22% delle serie (1182) copre invece un periodo non più lungo di 10 anni. Infine, l'11% circa delle serie (579) copre un intervallo temporale di almeno 50 anni, di cui poco meno della metà (280) non arriva al 2010.

Come detto, sono state prese in esame solo le serie lunghe almeno 50 anni; applicando i criteri di completezza e continuità precedentemente descritti si è arrivati a individuare un insieme iniziale di 58 stazioni. Di queste, 33 partono esattamente dal 1951, mentre le restanti 25 hanno una data di inizio che varia tra il 1916 e il 1930. Poiché molte di queste stazioni sono concentrate nel Sud Italia (principalmente in Calabria), è stata effettuata un'ulteriore selezione in modo da ottenere una densità di stazioni più omogenea su tutto il territorio nazionale. Il risultato finale è un insieme di 33 stazioni, di cui 24 del servizio Meteorologico dell'Aeronautica Militare e le restanti 9 delle reti regionali del Piemonte e della Calabria. L'elenco delle stazioni è riportato in Tabella 3.1 e loro rappresentazione spaziale è visibile in Figura 3.1.

A titolo di esempio la distribuzione dei massimi annuali di precipitazione giornaliera è illustrata in Figura 3.2 per 4 stazioni: Cariatì Marina, Torino/Bric della Croce, Verona/Villafranca e Treviso. Il grafico utilizza una rappresentazione di tipo *boxplot* in cui l'altezza di ciascuna "scatola" rappresenta l'ampiezza del *range* interquartile (IQR) ovvero dei valori compresi tra primo e il terzo quartile. Per definizione il 50% dei dati è contenuto all'interno della scatola, il cui aspetto dà un'idea della simmetria della distribuzione rispetto al valore mediano (la linea nera al centro di ciascuna scatola). I valori agli estremi di ciascuna scatola (i "baffi") rappresentano rispettivamente il valore minimo e



---

massimo all'interno dell'intervallo di valori tra  $-1.5 \cdot \text{IQR}$  e  $+1.5 \cdot \text{IQR}$ ; i valori che escono da tale intervallo rappresentano i valori anomali o *outliers* (i pallini neri). In Tabella 3.2 sono riportati i valori identificativi dei *boxplot* di Figura 3.2. Dall'analisi del grafico è evidente come le tre serie siano caratterizzate da un differente valore medio, con la serie di Cariatì Marina che presenta un *range* interquartile tra 72.1 e 102.6 mm contro il *range* interquartile della stazione Verona/Villafranca compreso tra 29.6 e 49.9 mm.

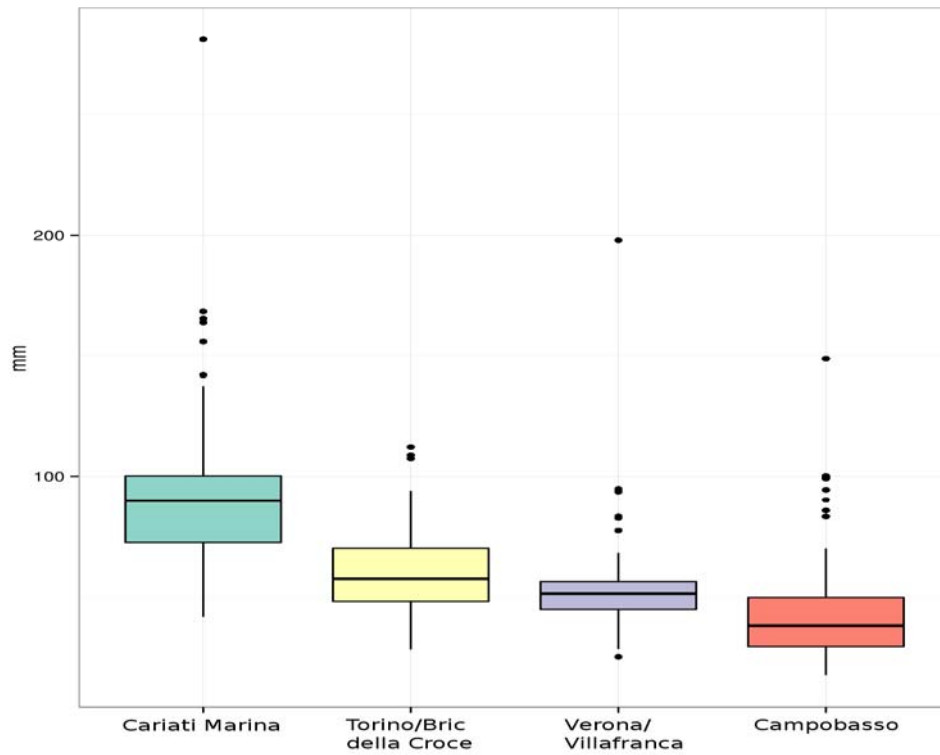


**Figura 3.1** - Distribuzione spaziale delle 33 stazioni che forniscono le serie dei massimi annuali di precipitazione giornaliera (RX1).

**Tabella 3.1 - Stazioni che forniscono le serie dei massimi annuali di precipitazione giornaliera (RX1).**

Nome Stazione	Rete di appartenenza	Longitudine	Latitudine	Quota	Anno Inizio
Casale Monferrato	Regionale - ARPA Piemonte	8.50	45.13	118	1951
Luserna s. Giovanni	Regionale - ARPA Piemonte	7.24	44.81	475	1951
Varallo	Regionale - ARPA Piemonte	8.27	45.82	470	1951
Oropa	Regionale - ARPA Piemonte	7.98	45.62	1162	1951
San Sosti	Regionale - ARPA Calabria	16.02	39.66	404	1922
Cariati Marina	Regionale - ARPA Calabria	16.94	39.50	10	1950
Rocella Ionica	Regionale - ARPA Calabria	16.39	38.32	5	1951
Scilla	Regionale - ARPA Calabria	15.71	38.25	31	1939
Sant'Agata del Bianco	Regionale - ARPA Calabria	16.08	38.10	380	1951
Tarvisio	Rete Sinottica	13.583	46.5	778	1951
Torino/Bric Della Croce	Rete Sinottica	7.73	45.03	710	1951
Piacenza	Rete Sinottica	9.73	44.91	138	1951
Brescia/Ghedi	Rete Sinottica	10.28	45.41	97	1952
Verona/Villafranca	Rete Sinottica	10.86	45.38	68	1951
Treviso/Istrana	Rete Sinottica	12.1	45.68	46	1951
Trieste	Rete Sinottica	13.75	45.65	20	1951
Rimini	Rete Sinottica	12.61	44.03	13	1951
Pisa/S. Giusto	Rete Sinottica	10.38	43.68	6	1951
Grosseto	Rete Sinottica	11.06	42.75	7	1951
Termoli	Rete Sinottica	15	42	44	1951
Roma/Ciampino	Rete Sinottica	12.58	41.78	105	1951
Monte s. Angelo	Rete Sinottica	15.95	41.7	844	1951
Trevico	Rete Sinottica	15.233	41.05	1093	1951
Ponza	Rete Sinottica	12.95	40.91	185	1951
Capo Palinuro	Rete Sinottica	15.28	40.01	185	1951
Brindisi	Rete Sinottica	17.95	40.65	10	1951
Lecce	Rete Sinottica	18.15	40.233	61	1951
S. Maria di Luca	Rete Sinottica	18.35	39.81	112	1951

<b>Tabella 3.1 - Stazioni che forniscono le serie dei massimi annuali di precipitazione giornaliera (RX1).</b>					
Ustica	Rete Sinottica	13.18	38.7	251	1951
Enna	Rete Sinottica	14.28	37.56	965	1951
Pantelleria	Rete Sinottica	11.96	36.81	170	1951
Cozzo Spadaro	Rete Sinottica	15.13	36.68	51	1951
Cagliari/Elmas	Rete Sinottica	9.06	39.25	5	1951



**Figura 3.2 - Distribuzione dei valori massimi annuali di precipitazione giornaliera (mm). Stazione di Cariatì Marina, Campobasso, Torino/Bric della Croce, Verona/Villafranca.**

**Tabella 3.2** – Valori di precipitazione massima annuale (mm) caratterizzanti i boxplot per le stazioni di Cariatì Marina, Campobasso, Torino/Bric della Croce, Verona/Villafranca.

	<b>Cariatì Marina</b>	<b>Torino/Bric della Croce</b>	<b>Verona/Villafranca</b>	<b>Campobasso</b>
<b>Minimo</b>	38	28.4	25.4	17.8
<b>1° quartile</b>	72.1	48.2	44.9	29.6
<b>Mediana</b>	90.8	57.5	51.4	38.2
<b>Media</b>	93.84	61.07	55.03	46.05
<b>3° quartile</b>	102.6	70.08	56.35	49.8
<b>Massimo</b>	281.1	112.2	198	148.6

---

## 3.2 Serie di precipitazione giornaliera

Per l'analisi delle serie di precipitazione giornaliera, sono state inizialmente prese in esame 339 stazioni appartenenti a diverse reti. I criteri di selezione hanno permesso di individuare un totale di 34 stazioni (Tabella 3.3 e Figura 3.3), di cui 29 appartenenti alla rete sinottica del servizio Meteorologico dell'Aeronautica Militare e 5 alla rete regionale della Calabria. Al fine di garantire una distribuzione omogenea delle serie sul territorio italiano sono state considerate anche due serie con meno di 50 anni di dati validi (per l'esattezza, lunghe 48 anni).

La Tabella 3.3 riporta alcuni indicatori di sintesi calcolati partendo dai dati giornalieri, quali la percentuale di giorni con precipitazione osservata maggiore o uguale a 0.1 mm, la percentuale di giorni senza pioggia e l'intensità media di precipitazione giornaliera (*Standard Daily Intensity Index*). Tutte le stazioni selezionate hanno una percentuale di giorni piovosi che varia tra il 21% (Cozzo Spadaro) e il 38% (Frontone); più del 90% delle stazioni (31 su 34) presenta una precipitazione media giornaliera inferiore a 10 mm/giorno.

Il grafico di Figura 3.4 mostra la distribuzione mensile dei valori massimi per 4 serie di precipitazione giornaliera (Cariati Marina, in alto a sinistra; Campobasso, in alto a destra; Torino/Bric della Croce, in basso a sinistra; Verona/Villafranca, in basso a destra). In Tabella 3.4 sono invece riportati i corrispettivi valori cumulati medi mensili. Grafico e tabella evidenziano il ciclo stagionale che caratterizza le serie dei massimi di precipitazione per le stazioni di Cariati Marina e Torino/Bric della Croce e, in modo più attenuato, la stazione di Verona/Villafranca. Poiché la stazionarietà dei dati è una delle ipotesi su cui poggiano i modelli teorici limite utilizzati per l'analisi dei valori estremi, il grafico di Figura 3.4 suggerisce di condurre l'analisi degli estremi giornalieri di precipitazione su base stagionale. L'approccio teorico utilizzato per l'analisi dei dati giornalieri di precipitazione (serie stagionali) è quello del *Peak Over Threshold*. Utilizzando il *software* statistico RClindex (Zhang e Yang, 2004) dalle serie di precipitazione giornaliera sono state ricavate le serie dei massimi stagionali di precipitazione giornaliera (RX1) e le serie di massimi stagionali dei valori cumulati su 5 giorni consecutivi (RX5). Queste serie sono state oggetto di indagine mediante un approccio di tipo *Block Maxima*, il medesimo utilizzato per lo studio delle serie dei massimi annuali di precipitazione.

**Tabella 3.3 - Stazioni che forniscono le serie di precipitazione giornaliera.**

Nome Stazione	Rete di appartenenza	Longitudine	Latitudine	Quota	Anno Inizio	%Giorni Asciutti	%Giorni Pioggia	SDII
San Sosti	Regionale - ARPA Calabria	16.02	39.66	404	1951	66	34	12.69
Cariati Marina	Regionale - ARPA Calabria	16.94	39.50	10	1951	78	22	10.177
Rocella Ionica	Regionale - ARPA Calabria	16.39	38.32	5	1951	74	26	7.87
Scilla	Regionale - ARPA Calabria	15.71	38.25	31	1951	71	29	7.21
Sant'Agata del Bianco	Regionale - ARPA Calabria	16.08	38.10	380	1951	72	28	10.45
Torino/Bric Della Croce	Rete Sinottica	7.73	45.03	710	1951	71	29	7.42
Piacenza	Rete Sinottica	9.73	44.91	138	1951	68	32	7.21
Brescia/Ghedi	Rete Sinottica	10.28	45.41	97	1952	65	35	6.86
Verona/Villafranca	Rete Sinottica	10.86	45.38	68	1951	67	33	6.59
Treviso/Istrana	Rete Sinottica	12.1	45.68	46	1951	66	34	7.53
Trieste	Rete Sinottica	13.75	45.65	20	1951	67	33	8.27
Rimini	Rete Sinottica	12.61	44.03	13	1951	66	34	5.53
Pisa/S. Giusto	Rete Sinottica	10.38	43.68	6	1951	67	33	7.39
Arezzo	Rete Sinottica	11.85	43.46	249	1958	67	33	6.53
Frontone	Rete Sinottica	12.73	43.51	574	1955	62	38	8.03
Grosseto	Rete Sinottica	11.06	42.75	7	1952	71	29	5.99
Termoli	Rete Sinottica	15	42	44	1952	73	27	3.95
Roma/Ciampino	Rete Sinottica	12.58	41.78	105	1951	66	34	6.02
Latina	Rete Sinottica	12.9	41.55	26	1962	67	33	7.39
Pratica di Mare	Rete Sinottica	12.45	41.65	21	1962	69	31	7.75
Campobasso	Rete Sinottica	14.65	41.56	807	1960	69	31	5.54
Grazzanise	Rete Sinottica	14.06	41.05	10	1964	68	32	7.41
Ponza	Rete Sinottica	12.95	40.91	185	1951	73	27	6.62
Capo palinuro	Rete Sinottica	15.28	40.01	185	1951	71	29	7.11
Gioia del Colle	Rete Sinottica	16.93	40.76	350	1960	69	31	5.57

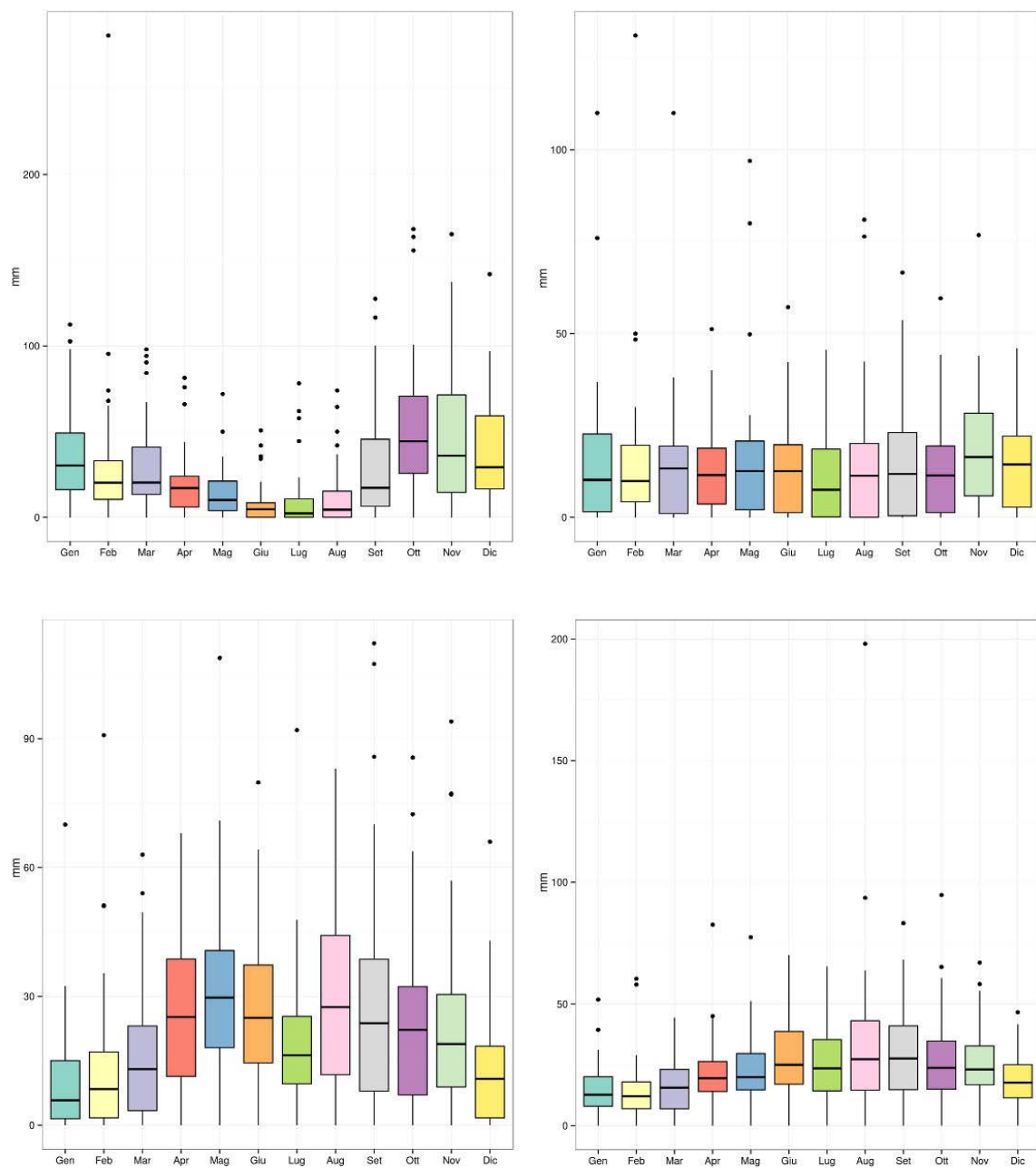
**Tabella 3.3** - Stazioni che forniscono le serie di precipitazione giornaliera.

Brindisi	Rete Sinottica	17.95	40.65	10	1951	70	30	5.55
S. Maria di Leuca	Rete Sinottica	18.35	39.81	112	1951	76	24	7.48
Ustica	Rete Sinottica	13.18	38.7	251	1951	73	27	4.92
Messina	Rete Sinottica	15.55	38.2	51	1960	67	33	7.34
Trapani/Birgi	Rete Sinottica	12.5	37.91	14	1962	73	27	4.74
Catania/Sigonella	Rete Sinottica	14.91	37.4	22	1964	77	23	5.68
Pantelleria	Rete Sinottica	11.96	36.81	170	1951	73	27	5.21
Cozzo Spadaro	Rete Sinottica	15.13	36.68	51	1951	79	21	6.59
Cagliari/Elmas	Rete Sinottica	9.06	39.25	5	1951	69	31	3.63





**Figura 3.3** - Distribuzione spaziale delle 34stazioni che forniscono le serie di precipitazione giornaliera.



**Figura 3.4** - Distribuzione mensile dei valori massimi di precipitazione giornaliera (mm). Stazione di Cariati Marina , in alto a sinistra. Stazione di Campobasso , in alto a destra. Stazione di Torino/Bric della Croce , in basso a sinistra. Stazione di Verona/Villafranca, in basso a destra.

**Tabella 3.4** - *Precipitazione cumulata media mensile (mm) per le stazioni di Cariatì Marina, Campobasso, Torino/Bric della Croce e Verona/Villafranca.*

	<b>Cariatì Marina</b>	<b>Torino/Bric della Croce</b>	<b>Verona/Villafranca</b>	<b>Campobasso</b>
<b>Gennaio</b>	36.25	9.91	14.92	15.17
<b>Febbraio</b>	28.95	12.60	13.75	13.99
<b>Marzo</b>	29.15	16.03	15.77	14.02
<b>Aprile</b>	19.31	25.90	20.92	13.04
<b>Maggio</b>	13.66	30.68	23.42	14.82
<b>Giugno</b>	7.35	26.31	28.95	12.58
<b>Luglio</b>	8.61	18.26	25.71	11.57
<b>Agosto</b>	11.35	29.1	31.26	14.8
<b>Settembre</b>	28.14	27.46	30.14	15.12
<b>Ottobre</b>	48.72	23.11	26.48	13.43
<b>Novembre</b>	45.55	22.98	25.85	18.26
<b>Dicembre</b>	39.05	13.18	18.36	15.22

---

## 4. Risultati

### 4.1 Metodo *Block Maxima*

In questa sezione sono riportati i risultati per le serie dei massimi annuali di precipitazione giornaliera (RX1) e per le serie dei massimi stagionali (RX1 e RX5). Entrambe le analisi sono state condotte mediante metodo *Block Maxima* ricorrendo alla famiglia di distribuzioni GEV.

#### 4.1.1 Studio della stazionarietà dei dati

E' stata anzitutto verificata l'eventuale presenza di un trend nelle serie annuali e stagionali che violi l'ipotesi di stazionarietà dei dati su cui poggia l'approssimazione limite al modello GEV. A tale scopo è stato adottato un duplice approccio:

- 1) il *log likelihood ratio test* per testare la significatività di un modello GEV non stazionario nel parametro di locazione  $\mu$  contro un modello GEV stazionario;
- 2) il test non parametrico di Mann-Kendall, per testare la significatività di un eventuale trend monotono, non necessariamente lineare. Per garantire una maggiore robustezza dei risultati dell'analisi sono state considerate non stazionarie soltanto le serie con entrambi i test significativi.

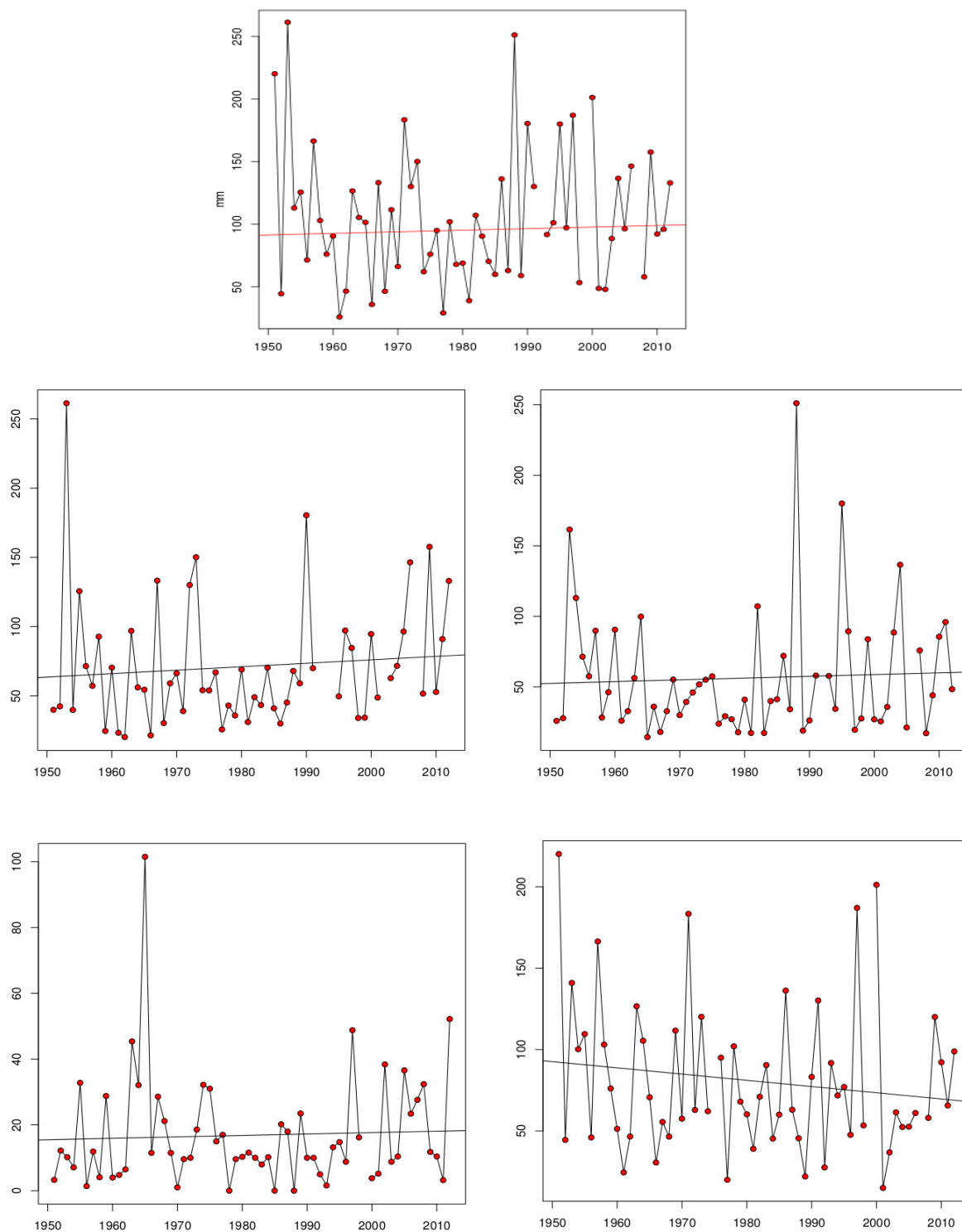
I risultati dell'analisi indicano che l'utilizzo di un modello GEV stazionario sia adeguato per descrivere le serie di dati qui in esame. In particolare, delle 33 serie di massimi annuali, solo 5 non risultano stazionarie sia per il test di Mann-Kendall che per il *log likelihood ratio test*: 4 stazioni del Centro-Nord e una per il Sud. I valori del *p-value* associati al *log likelihood ratio test* e al test di Mann-Kendall sono riportati in Tabella 4.1, dove è inclusa anche una stima del trend lineare ottenuta mediante lo stimatore non parametrico di Theil-Sen (colonna Slope). A scopo esemplificativo le serie dei massimi annuali e stagionali (RX1) per la stazione Sant'Agata del Bianco sono riportate in Figura 4.1. Il test di Mann-Kendall, lo stimatore di Theil-Sen e i corrispettivi intervalli di confidenza al 95% sono stati calcolati utilizzando il pacchetto *zyp* per il software statistico R.

**Tabella 4.1** - Log likelihood ratio test e Mann-Kendall test per l'analisi della stazionarietà del modello GEV. Stimatore di confidenza di Theil-Sen e corrispettivo intervallo di confidenza (95%). I valori in grassetto identificano le serie in cui ciascun test è risultato significativo.

Nome Stazione	pvalue (log likelihood ratio test)	Mann-Kendal	Slope (Theil-Sen)	Intervallo di confidenza al 95% (Theil-Sen)
San Sosti	<b>0.01</b>	0.98	0	-0.1 - 0.1
Scilla	0.06	0.71	0.03	-0.13 - 0.18
Cariati Marina	0.98	0.79	0.03	-0.18 - 0.22
Casale monferrato	<b>0.006</b>	<b>0.001</b>	0.23	0.08 - 0.40
Luserna s. Giovanni	<b>0.03</b>	<b>0.03</b>	0.54	0.08 - 0.93
Varallo	<b>0.03</b>	<b>0.03</b>	0.59	0.08 - 1.05
Oropa	0.07	<b>0.02</b>	0.62	0.09 - 1.18
Rocella Ionica	<b>0.01</b>	0.15	0.38	-0.13 - 0.89
Sant'Agata del Bianco	0.33	0.77	0.12	-0.58 - 0.87
Tarvisio	0.66	0.86	0.02	-0.35 - 0.40
Torino/Bric Della Croce	0.1	0.38	0.14	-0.14 - 0.42
Piacenza	0.87	0.55	-0.08	-0.35 - 0.18
Brescia/Ghedì	0.21	0.7	0.08	-0.21 - 0.36
Verona/Villafranca	0.71	0.74	0.03	-0.13 - 0.19
Treviso/Istrana	0.53	0.7	0.01	-0.22 - 0.28
Trieste	0.78	0.48	0.08	-0.12 - 0.32
Rimini	0.3	0.87	-0.04	-0.35 - 0.32

**Tabella 4.1** - Log likelihood ratio test e Mann-Kendall test per l'analisi della stazionarietà del modello GEV. Stimatore di confidenza di Theil-Sen e corrispettivo intervallo di confidenza (95%). I valori in grassetto identificano le serie in cui ciascun test è risultato significativo.

Pisa/S. Giusto	0.35	0.23	0.25	-0.17 - 0.58
Grosseto	0.42	0.53	0.11	-0.19 - 0.46
Termoli	0.08	0.27	-0.13	-0.39 - 0.13
Roma/Ciampino	<b>0.02</b>	<b>0.009</b>	0.25	0.04 - 0.41
Monte s. Angelo	0.07		-0.35	-0.74 - -0.04
Trevico	0.09	1	0	-0.31 - 0.24
Ponza	0.88	0.91	-0.01	-0.26 - 0.30
Capo Palinuro	0.43	0.91	0.04	-0.21 - 0.25
Brindisi	0.16	0.06	0.27	-0.008 - 0.54
Lecce	0.11	0.15	0.30	-0.13 - 0.62
S. Maria di Luca	<b>0.02</b>	<b>0.01</b>	-0.42	-0.74 - -0.10
Ustica	0.05		0.18	0.004 - 0.39
Enna	0.31	0.05	0.36	0.06 - 0.61
Pantelleria	<b>0.03</b>	0.07	0.41	-0.02 - 0.90
Cozzo Spadaro	<b>0.04</b>	0.05	0.38	-0.02 - 0.77
Cagliari/Elmas	0.47	0.3	-0.14	-0.42 - 0.08



**Figura 4.1** - Serie dei massimi annuali (in alto al centro) e stagionali (RX1) per la stazione Sant'Agata del Bianco (mm). La linea sovrainpressa rappresenta il trend lineare ottenuto mediante lo stimatore di Theil-Sen. Serie stagionali: Inverno (in alto a sinistra), Primavera (in alto a destra), Estate (in basso a sinistra), Autunno (in basso a destra).

Per le serie dei massimi stagionali (RX1 e RX5) valgono le medesime considerazioni fatte per i massimi annuali, con un numero limitato di trend significativi che varia in base alle stagioni. La Tabella 4.2 mostra, per le sole serie RX1, il *p-value* associato al *log likelihood ratio test* per ciascuna delle quattro stagioni.

**Tabella 4.2** - Valori del *p-value* per il *loglikelihood ratio*, serie di massimi stagionali RX1. I valori in grassetto identificano le serie in cui il trend del parametro di locazione  $\mu$  è significativo.

Nome Stazione	Autunno	Primavera	Estate	Inverno
San Sosti	0.75	0.83	0.69	<b>0.01</b>
Cariati Marina	0.62	0.48	0.23	0.4
Rocella Ionica	0.25	0.78	0.4	0.54
Scilla	<b>0</b>	0.4	0.42	<b>0</b>
Sant'Agata del Bianco	0.53	0.87	0.59	<b>0.02</b>
Torino/Bric Della Croce	0.38	0.78	0.82	0.33
Piacenza	<b>0.04</b>	0.5	0.33	0.25
Brescia/Ghedì	0.13	0.5	0.48	0.8
Verona/Villafranca	0.21	0.54	0.87	<b>0.01</b>
Treviso/Istrana	0.68	0.25	0.8	0.63
Trieste	0.84	0.49	0.16	0.4
Rimini	0.33	0.43	0.93	0.28
Pisa/S. Giusto	0.66	0.52	0.41	0.55
Arezzo	<b>0.02</b>	0.07	<b>0.03</b>	0.53
Frontone	0.31	0.81	0.34	0.7
Grosseto	0.1	0.66	0.47	0.74
Termoli	0.63	0.13	0.46	0.07
Roma/Ciampino	0.33	<b>0</b>	0.59	0.08
Latina	<b>0.03</b>	0.6	0.84	0.45
Pratica di Mare	0.77	0.46	0.84	0.52
Campobasso	0.4	0.27	0.95	0.91
Grazzanise	0.54	0.39	<b>0.04</b>	0.07
Ponza	0.53	0.41	0.96	0.88



**Tabella 4.2** - Valori del *p*-value per il loglikelihood ratio, serie di massimi stagionali RX1. I valori in grassetto identificano le serie in cui il trend del parametro di locazione  $\mu$  è significativo.

Capo Palinuro	0.12	0.18	0.25	0.82
Gioia del Colle	0.17	0.4	0.98	0.07
Brindisi	<b>0.01</b>	0.37	0.55	<b>0.04</b>
S. Maria di Leuca	0.05	0.82	<b>0.01</b>	0.25
Ustica	0.35	<b>0.03</b>	0.74	0.08
Messina	0.61	0.09	0.38	0.74
Trapani/Birgi	0.22	0.46	0.62	<b>0</b>
Catania/Sigonella	0.07	0.13	0.93	0.12
Pantelleria	<b>0</b>	0.11	0.68	<b>0</b>
Cozzo Spadaro	<b>0.02</b>	0.79	0.98	<b>0.01</b>
Cagliari/Elmas	0.31	0.02	0.58	0.83

### 4.1.2 Valutazione della bontà del modello

Utilizzando il pacchetto "extRemes" per il software statistico R sono stati stimati i parametri del modello GEV per ciascuna serie di dati. La bontà del modello può essere verificata mediante strumenti diagnostici quali il *quantile plot*, l'istogramma di frequenza e il grafico dei tempi di ritorno. La Figura 4.3 mostra un esempio di tali strumenti diagnostici per la serie di Varallo (Figura 4.2). Il valore del parametro di forma è -0.19 con un intervallo di confidenza al 95%, calcolato mediante *bootstrap*, pari a [-0.36 - 0.02]. Le stime del parametro di locazione e di scala sono rispettivamente 109.4 e 33.17.

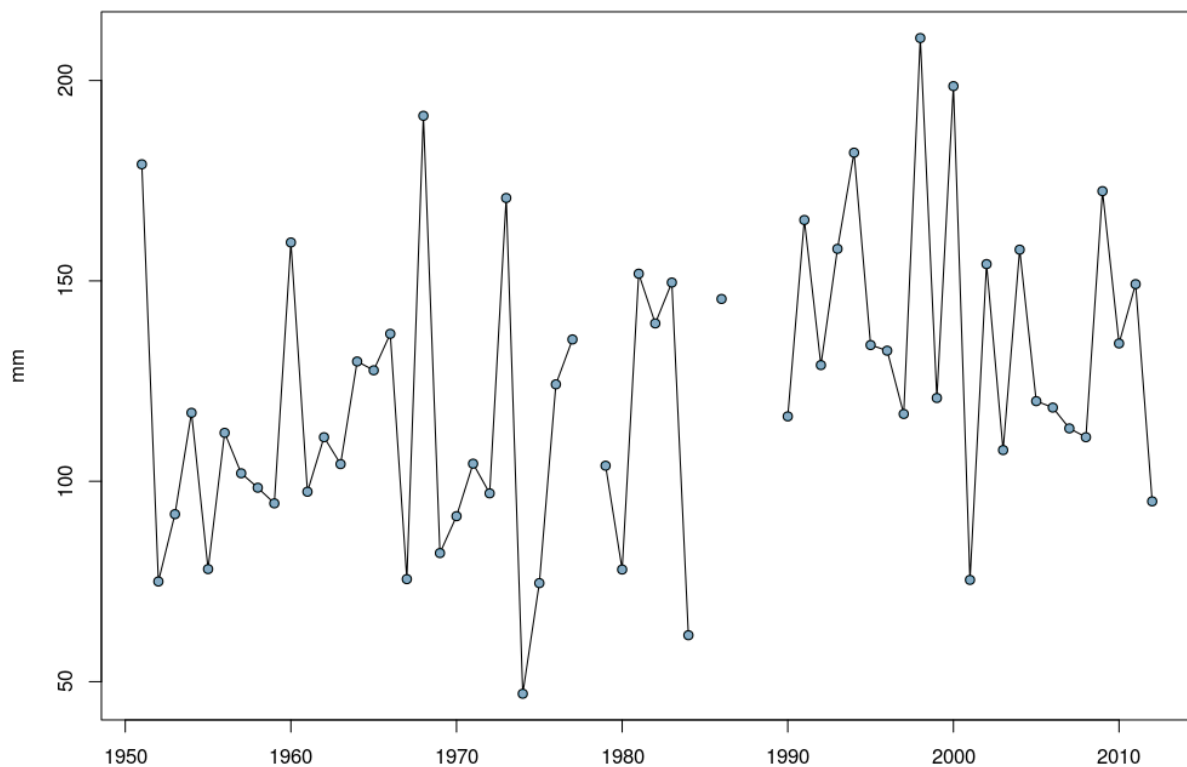
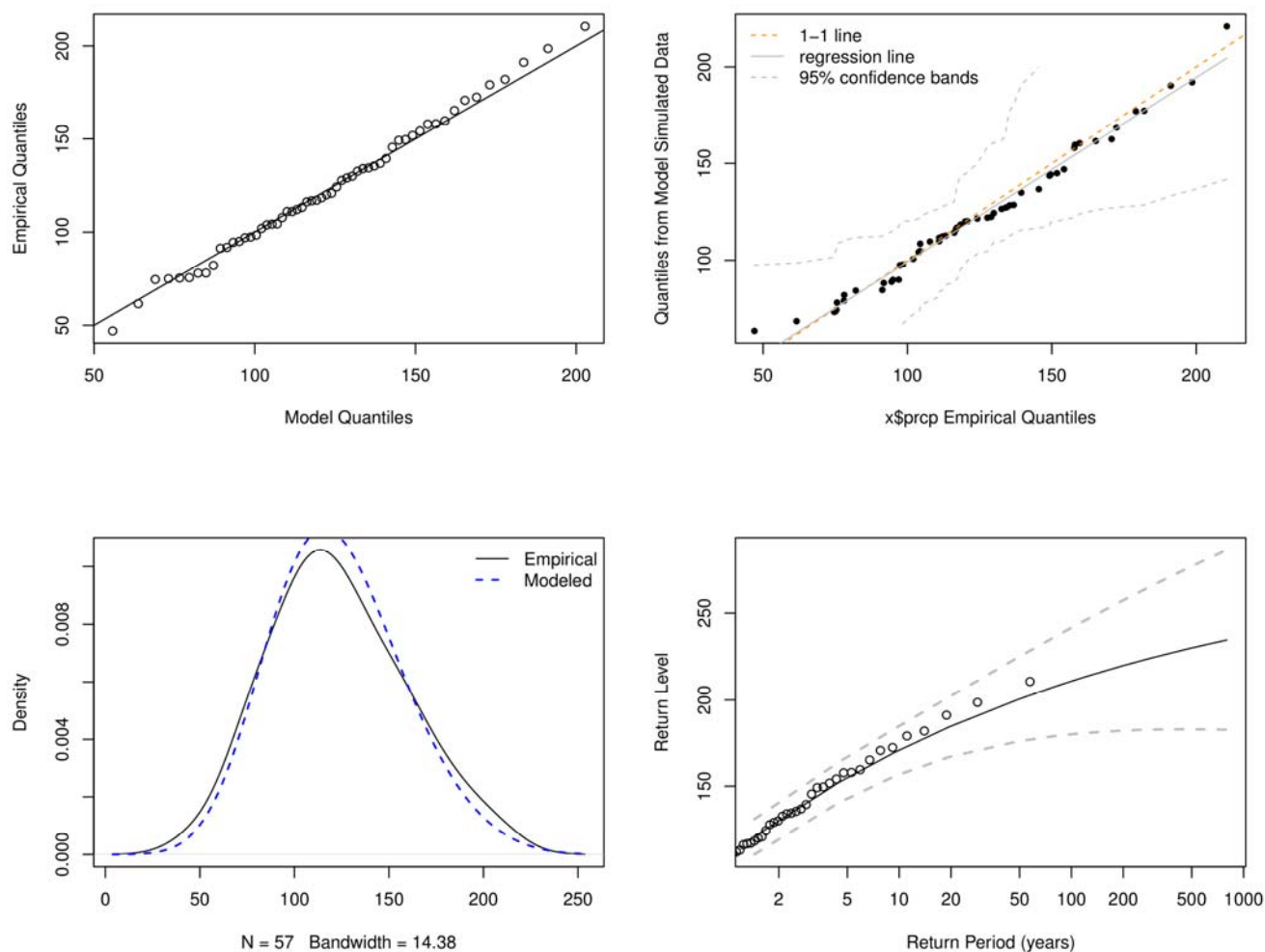


Figura 4.2 - Serie dei massimi annuali (mm) per la stazione di Varallo (RX1).

Il *quantile plot* (Figura 4.3, grafico in alto a sinistra) mette a confronto i quantili ricavati dalla distribuzione empirica dei dati osservati (*empirical quantiles*) contro i quantili teorici calcolati a partire dal modello stimato (*model quantiles*). La disposizione dei punti lungo la retta diagonale è indice di un buon adattamento del modello ai dati.



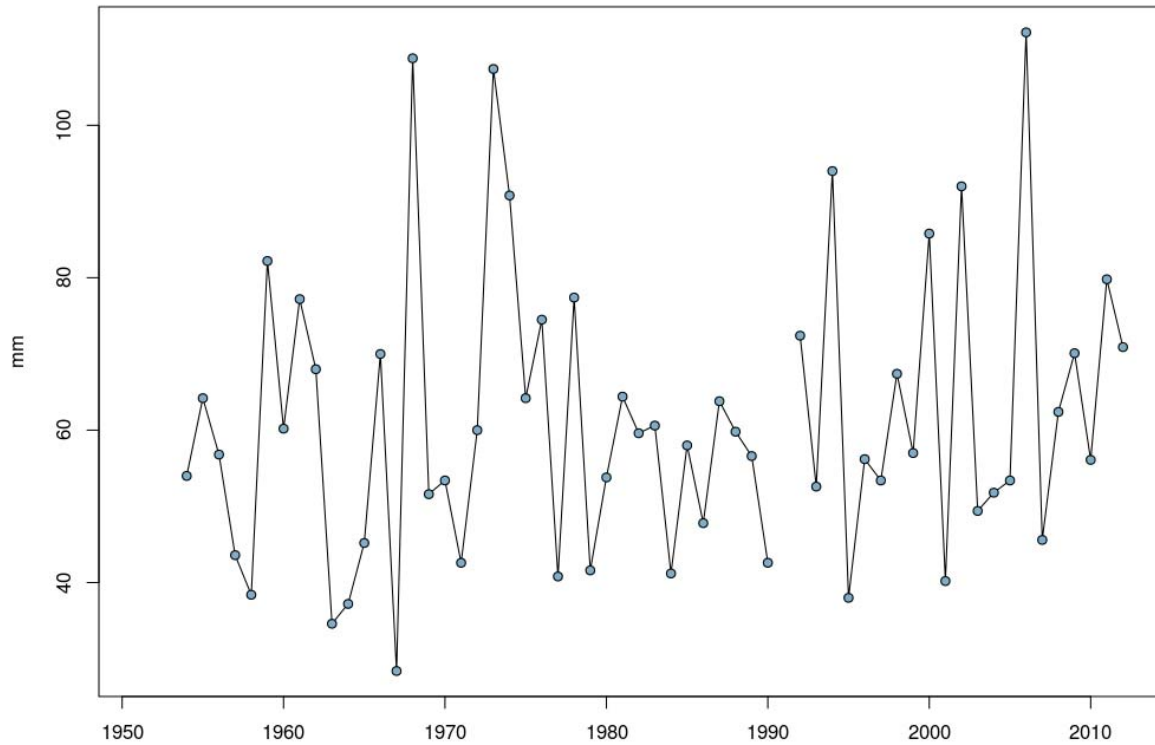
**Figura 4.3 - Quantile plot, istogramma di frequenza e return level plot. Stazione di Varallo.**

Il *quantile plot* in Figura 4.3 in alto a destra si differenzia da quello precedente per il fatto che in esso i quantili empirici vengono confrontati (asse delle x) con i quantili calcolati su una serie sintetica di dati simulata dal modello stimato. Questo tipo di grafico generalmente è meno informativo del precedente ed è caratterizzato da una minore prossimità dei dati alla retta diagonale (linea grigia). Il grafico di Figura 4.3 in basso a sinistra mostra la distribuzione empirica di frequenza dei dati (approssimata mediante un interpolatore non parametrico di tipo *kernel*) contro la curva di densità teorica del modello (linea blu). La sovrapposizione delle due curve conferma il buon adattamento del modello ai dati. L'ultimo grafico (Figura 4.3, in basso a destra) raffigura i livelli di ritorno. La linea nera continua rappresenta i livelli di ritorno stimati dal modello, mentre i punti rappresentano i dati osservati ordinati in base al corrispondente tempo di ritorno (asse delle x). Nei grafici sopra riportati è evidente che i valori massimi osservati sono prossimi ai corrispondenti valori teorici. Le bande di confidenza (linee tratteggiate in grigio) sono calcolate tramite il metodo del delta: al crescere dei tempi di ritorno gli intervalli di confidenza si fanno via via più ampi, riflettendo la maggiore incertezza che accompagna il processo di stima al diminuire dell'informazione disponibile. Nel grafico i valori sull'asse delle ascisse sono rappresentati su scala logaritmica al fine di evidenziare l'andamento della curva stimata. Teoricamente, una curva convessa è indicativa di un parametro di forma negativo, ovvero di una distribuzione limitata superiormente (Weibull). Una curva concava corrisponde a un parametro di forma positivo (distribuzione di Fréchet), mentre una curva lineare corrisponde a una

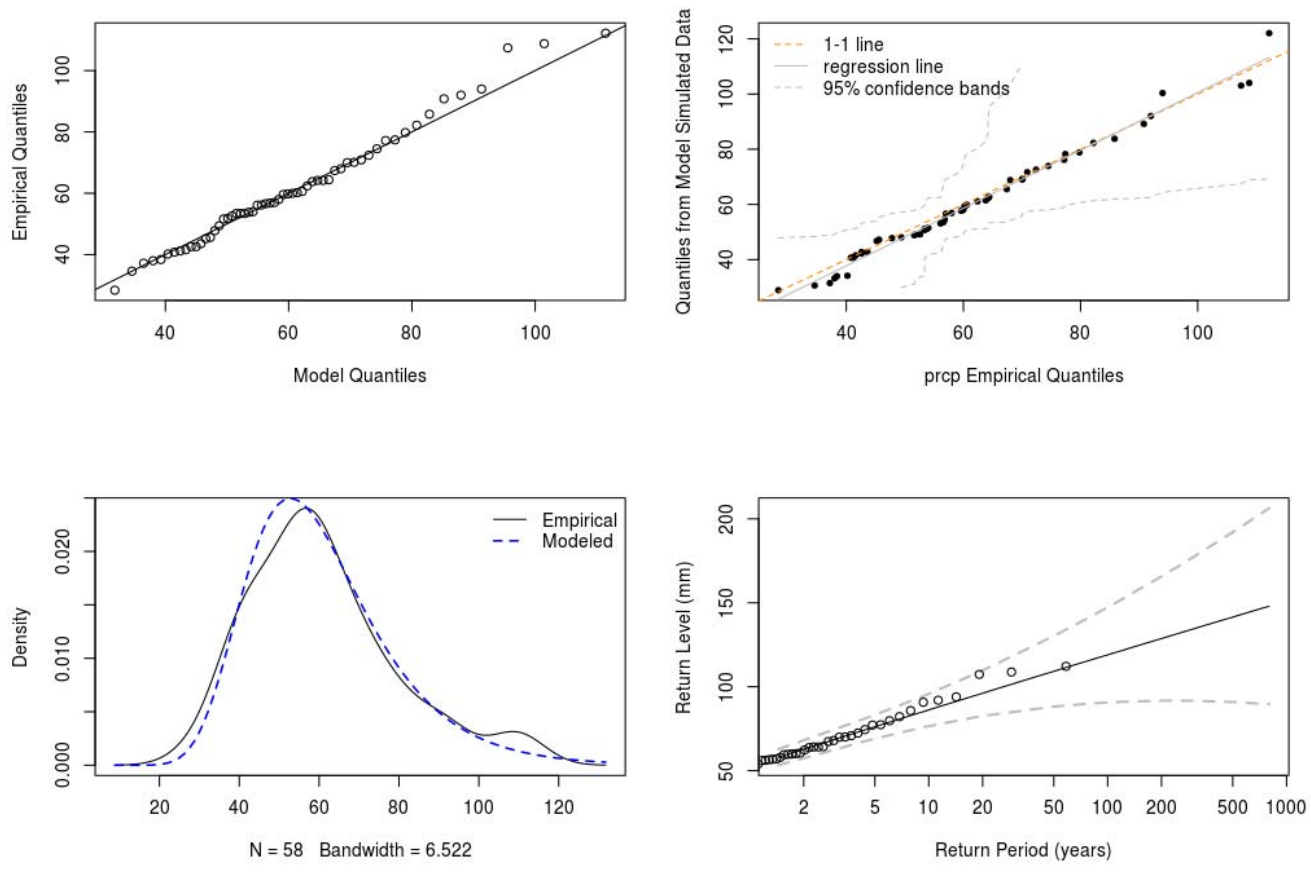
---

distribuzione di tipo Gumbel.

La Figura 4.5 mostra un altro esempio di grafici diagnostici per la stazione di Torino/Bric della Croce (Figura 4.4). I parametri stimati di locazione, scala e forma sono rispettivamente 52.65, 14.74 e -0.01. L'intervallo di confidenza per il parametro di forma risulta [-0.24 - 0.18].



**Figura 4.4** - Serie dei massimi annuali (RX1) per la stazione di Torino/Bric della Croce .



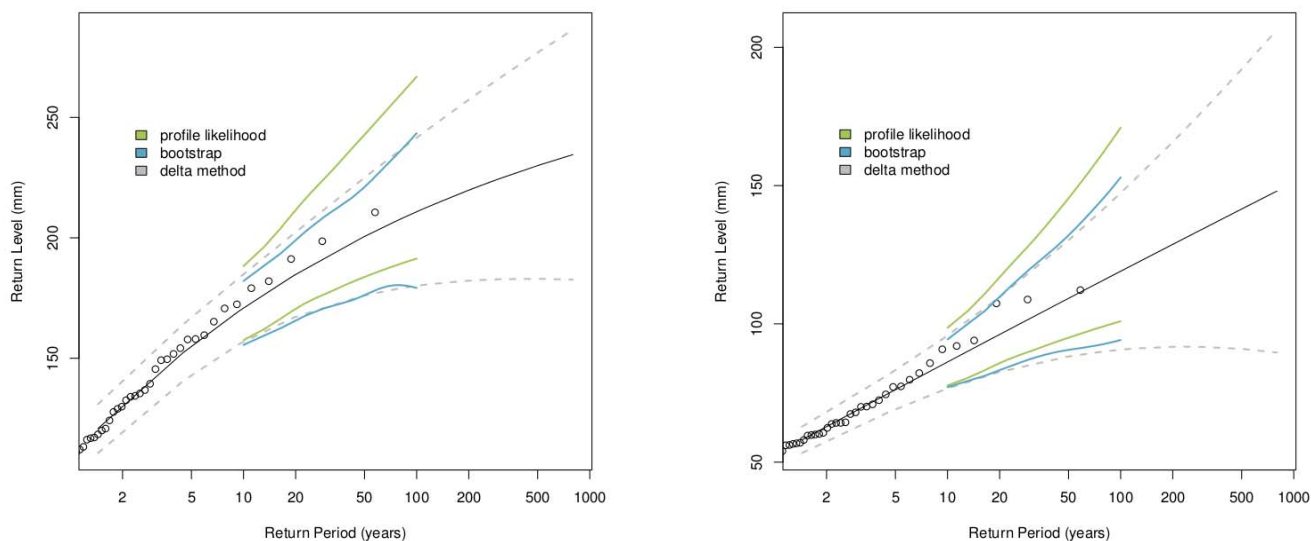
**Figura 4.5** - *Quantile plot, istogramma di frequenza e return level plot. Stazione di Torino/Bric della Croce .*

**Tabella 4.3 - Livelli di ritorno (mm), stazione di Varallo.**

<b>Tempi di ritorno (anni)</b>	<b>Livelli di ritorno (mm)</b>	<b>Intervallo di confidenza al 95% (bootstrap)</b>
<b>10</b>	168.28	154.92 - 181.68
<b>20</b>	182.51	165.97 - 199.64
<b>30</b>	189.76	169.7 - 210.52
<b>40</b>	194.59	174.18 - 215.85
<b>50</b>	198.04	175.06 - 221.49
<b>60</b>	200.19	175.32 - 226.46
<b>70</b>	202.98	177.66 - 232.81
<b>80</b>	205.42	178.72 - 233.51
<b>90</b>	207.19	179.64 - 238.34
<b>100</b>	208.4	180.65 - 239.64

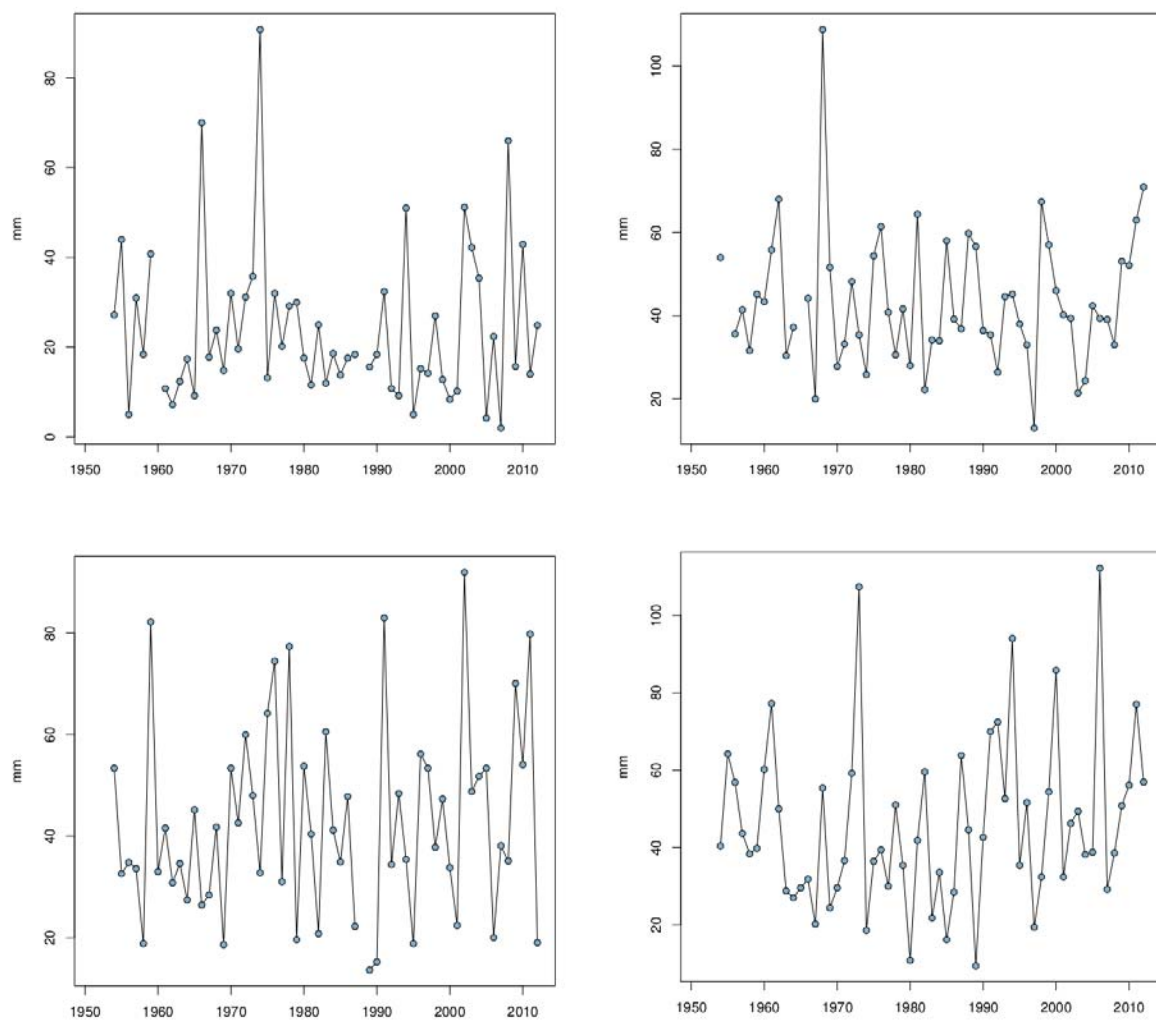
**Tabella 4.4 - Livelli di ritorno (mm), stazione di Torino/Bric della Croce.**

<b>Tempi di ritorno (anni)</b>	<b>Livelli di ritorno (mm)</b>	<b>Intervallo di confidenza al 95% (bootstrap)</b>
<b>10</b>	84.65	76.13 - 94.7
<b>20</b>	95.03	82.98 - 110.71
<b>30</b>	101	86.28 - 117.9
<b>40</b>	105.54	88.13 - 126.75
<b>50</b>	109.1	90.22 - 132.52
<b>60</b>	111.11	90.64 - 139.63
<b>70</b>	112.85	90.8 - 141.27
<b>80</b>	114.91	93.48 - 145
<b>90</b>	116.66	94.09 - 151.14
<b>100</b>	119.05	94.15 - 153.06



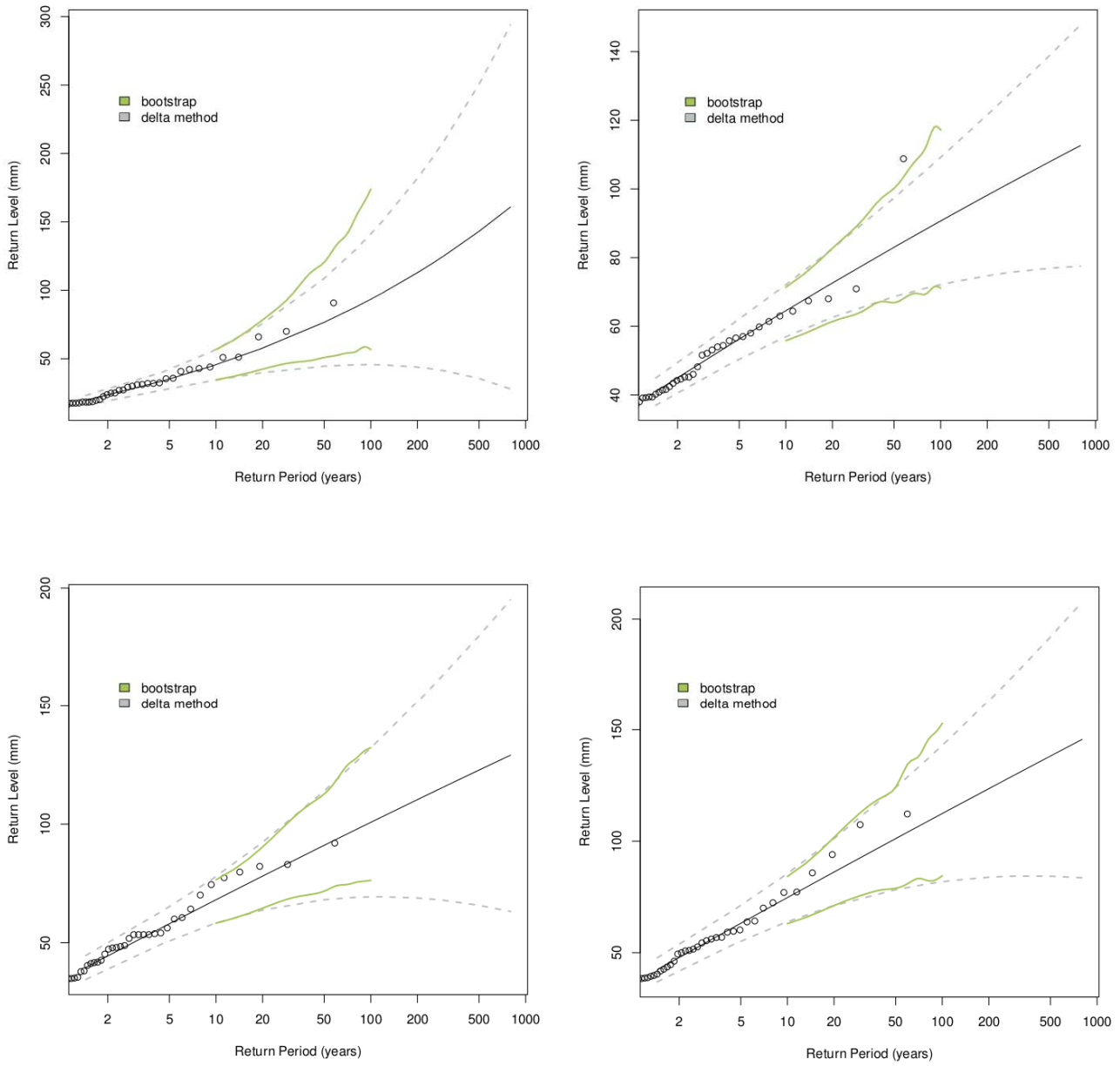
**Figura 4.5** - Livelli di ritorno (mm) per la stazione di Varallo (a sinistra) e Torino/Bric della Croce (a destra).

Il grafico di Figura 4.5 rappresenta i livelli di ritorno per le due stazioni di Varallo e Torino/Bric della Croce. Oltre agli intervalli di confidenza simmetrici costruiti mediante metodo del delta sono rappresentati gli intervalli di confidenza ottenuti mediante *profile likelihood* (in verde) e metodo del *bootstrap* (in blu). Nei due esempi gli intervalli ottenuti mediante metodo del *bootstrap* sono prossimi a quelli calcolati utilizzando il metodo del delta; si discostano da questi ultimi invece gli intervalli calcolati mediante *profile likelihood*. Per la stazione di Torino/Bric della Croce si osserva che il valore di 107.4 mm (tempo di ritorno di circa 20 anni) risulta prossimo all'estremo superiore dell'intervallo di confidenza costruito mediante metodo del delta e del *bootstrap*, mentre cade all'interno dell'intervallo di confidenza costruito mediante *profile likelihood*. Osserviamo infine che per la stazione di Torino/Bric della Croce un parametro di forma prossimo allo 0 corrisponde, come vuole la teoria, a una curva dei livelli di ritorno pressoché lineare.

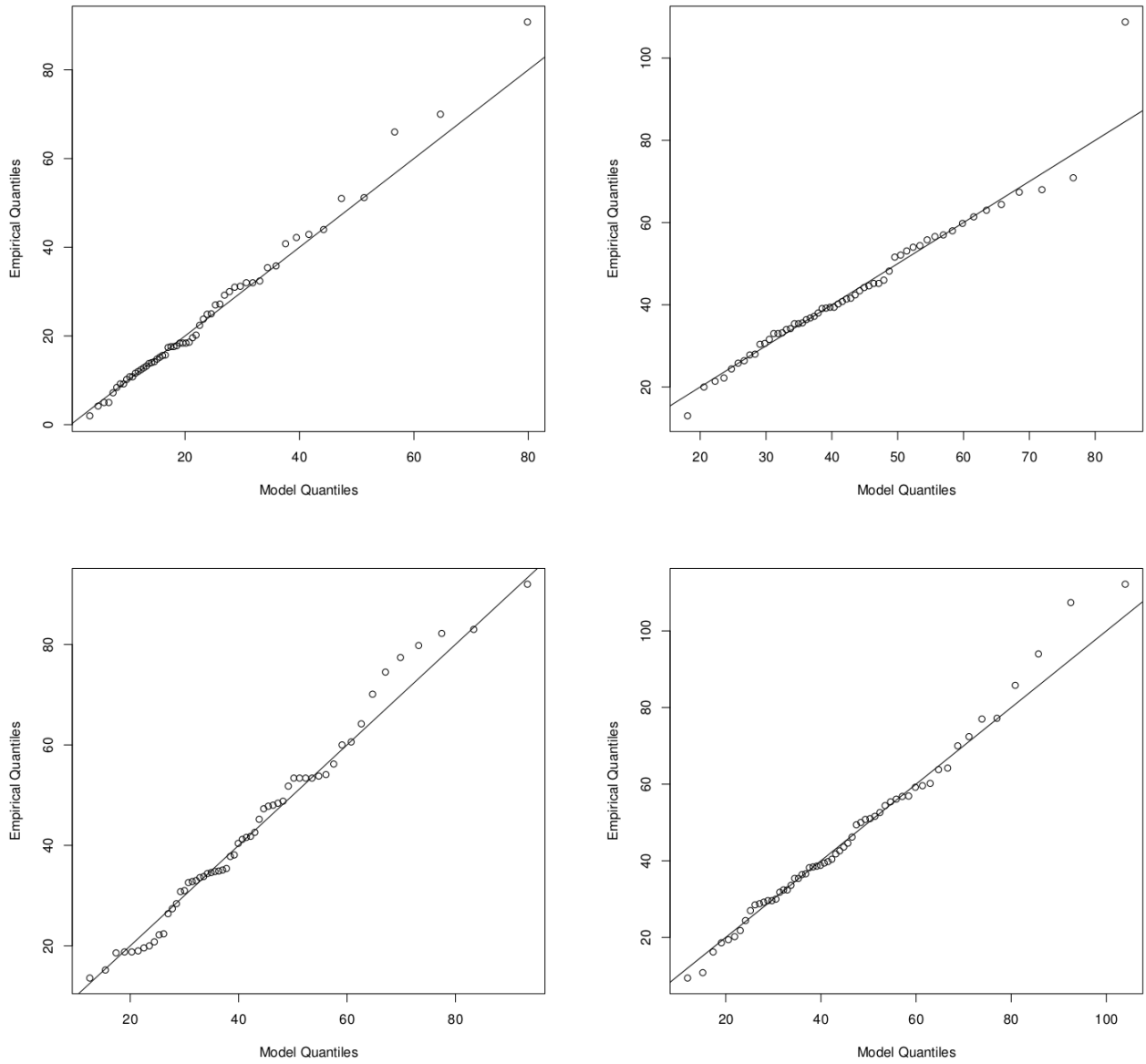


**Figura 4.6** - Serie dei massimi stagionali (mm) per la stazione di Torino/Bric della Croce (RX1). Inverno (in alto a sinistra), Primavera (in alto a destra), Estate (in basso a sinistra) e Autunno (in basso a destra).





**Figura 4.7** - Livelli di ritorno (mm) per la stazione di Torino/Bric della Croce (RX1). Inverno (in alto a sinistra), Primavera (in alto a destra), Estate (in basso a sinistra) e Autunno (in basso a destra).



**Figura 4.8** - *Quantile plot per la stazione di Torino/Bric della Croce (RX1). Inverno (in alto a sinistra), Primavera (in alto a destra), Estate (in basso a sinistra) e Autunno (in basso a destra).*

La Tabella 4.5 riporta le stime stagionali del parametro di forma per le serie dei massimi RX1 e RX5 calcolate a partire dalle serie giornaliere di precipitazione della stazione Torino/Bric della Croce. In Inverno il parametro di forma risulta positivo sia per la serie RX1 che per la serie RX5 a cui corrisponde una curva dei livelli di ritorno concava (Figura 4.7).

**Tabella 4.5** - Parametro di per la stazione di Torino/Bric della Croce.

	Parametro di forma (RX1)	Intervallo di confidenza al 95%	Parametro di forma (RX5)	Intervallo di confidenza al 95%
<b>Inverno</b>	0.21	-0.04 - 0.45	0.1	-0.12 - 0.33
<b>Primavera</b>	-0.05	-0.24 - 0.18	-0.25	-0.46 - -0.05
<b>Estate</b>	-0.02	-0.24 - 0.18	0.07	-0.16 - 0.28
<b>Autunno</b>	-0.02	-0.25 - 0.17	-0.05	-0.24 - 0.15

I grafici dei tempi di ritorno (Figura 4.7) e i *quantile plot* (Figura 4.8) evidenziano un buon adattamento del modello ai dati anche per le serie stagionali. In Figura 4.7 i valori osservati sono contenuti negli intervalli di confidenza costruiti mediante *bootstrap* (in verde) e metodo del delta (in grigio). Fa eccezione il valore di 108.8 mm osservato nella Primavera del 1968 che però risulta all'interno dell'intervallo di confidenza calcolato mediante *profile likelihood* (non mostrato in figura). In Tabella 4.6 sono riportate le stime del parametro di forma per le serie annuali dei massimi di precipitazione (RX1). Gran parte delle serie (26) presentano un parametro di forma positivo (*heavy tailed distribution*). Come evidenziato in diversi lavori (Katz et al., 2002), un parametro di forma positivo caratterizza le variabili idrogeologiche. 7 stazioni presentano un parametro di forma negativo con valori tra -0.21 e -0.01. Va sottolineato che la stima del parametro di forma risulta inferiore a 0.5 per tutte le serie esaminate: per valori maggiori di 0.5 il modello GEV assume una varianza infinita (Katz et al., 2002), che potrebbe dipendere (ma non necessariamente) da possibili errori nella serie o di una serie troppo corta per una stima corretta del modello.

**Tabella 4.6** - Parametro di forma per le serie annuali dei massimi di precipitazione (RX1).

Nome Stazione	Parametro di forma	Intervallo di confidenza al 95% (bootstrap)
Casale monferrato	0.04	-0.18 - 0.24
Luserna s. Giovanni	0.02	-0.21 - 0.23
Varallo	-0.21	-0.41 - -0.02
Oropa	0.24	0 - 0.47
San Sosti	0.09	-0.08 - 0.25
Cariati Marina	0.11	-0.11 - 0.34
Rocella Ionica	0.29	0.05 - 0.52
Scilla	0	-0.19 - 0.19
Sant'Agata del Bianco	0.05	-0.18 - 0.26
Tarvisio	0.09	-0.11 - 0.31
Torino/Bric Della Croce	-0.02	-0.24 - 0.18
Piacenza	0.17	-0.07 - 0.39
Brescia/Ghedi	0.05	-0.17 - 0.25
Verona/Villafranca	0.09	-0.13 - 0.3
Treviso/Istrana	-0.08	-0.29 - 0.11
Trieste	0.15	-0.07:0.37
Rimini	-0.03	-0.24 - 0.18
Pisa/S. Giusto	-0.01	-0.24 - 0.21
Grosseto	0.19	-0.04 - 0.42
Termoli	0.27	0.02 - 0.53
Roma/Ciampino	0.04	-0.18 - 0.27
Monte S. Angelo	0.17	-0.06 - 0.4
Treviso	0.31	0.06 - 0.56
Ponza	-0.12	-0.3 - 0.09
Capo Palinuro	0.04	-0.18 - 0.26

**Tabella 4.6** - Parametro di forma per le serie annuali dei massimi di precipitazione (RX1).

<b>Brindisi</b>	-0.09	-0.3 - 0.11
<b>Lecce</b>	0.19	-0.04 - 0.44
<b>S. Maria di Luca</b>	0.12	-0.11 - 0.33
<b>Ustica</b>	-0.04	-0.25 - 0.16
<b>Enna</b>	0.16	-0.07 - 0.41
<b>Pantelleria</b>	0.1	-0.12 - 0.33
<b>Cozzo Spadaro</b>	0.22	-0.02 - 0.46
<b>Cagliari/Elmas</b>	0.17	-0.07 - 0.39

Le stime dei livelli di ritorno per la stazione Torino/Bric della Croce per le serie annuali dei massimi di precipitazione (RX1) e dei massimi stagionali (RX1 e RX5) sono riportate in Tabella 4.7 e 4.8. Se si considera il parametro RX1 è evidente come le stime dei livelli di ritorno cambino passando dalle serie annuali a quelle stagionali che possono contare su un'informazione maggiore riguardo alla coda della distribuzione (Katz et al., 2002). Le differenze più apprezzabili riguardano la stagione invernale che, in corrispondenza di un tempo di ritorno di 10 anni, presenta un livello di ritorno pari a 44 mm. Questo valore è poco al di sopra della metà di quello stimato sulla serie annuale (85 mm).

Al crescere del tempo di ritorno l'incertezza che caratterizza il processo di stima aumenta (le serie osservate hanno una lunghezza massima di 50 anni) e questo si riflette in intervalli di confidenza via via più ampi.

**Tabella 4.7 - Livelli di ritorno (mm) per la stazione di Torino/Bric della Croce (RX1).**

<b>Tempo di ritorno (anni)</b>	<b>Livello di ritorno (mm)</b>	<b>Intervallo di confidenza al 95% (bootstrap)</b>
<b>10</b>	84.92	77.11 - 94.38
<b>20</b>	95.1	83.24 - 109.75
<b>30</b>	100.93	85.96 - 118.00
<b>40</b>	105.76	89.45 - 126.46
<b>50</b>	109	89.93 - 132.71
<b>60</b>	111.17	91.34 - 137.06
<b>70</b>	113.5	92.20 - 143.60
<b>80</b>	115.63	93.25- 147.56
<b>90</b>	117.02	93.41 - 150.3
<b>100</b>	118.04	94.16 - 153

**Tabella 4.8** - Livelli di ritorno(mm) per la stazione di Torino/Bric della Croce. Serie stagionali RX1 e RX5.

Stagione	Tempo di ritorno (anni)	RX1		RX5	
		Livello di ritorno (mm)	Intervallo di confidenza al 95% (bootstrap)	Livello di ritorno (mm)	Intervallo di confidenza al 95% (bootstrap)
Inverno	10	44.53	34.56 - 56.63	80.26	64.33 - 100.26
	20	57.51	42.41 - 78.37	99.33	76.95 - 131.06
	30	66.39	46.97 - 95.19	111.73	83.41 - 151.1
	40	72.56	48.55 - 111.98	120.75	87.02 - 167.71
	50	78.26	50.93 - 120.46	127.96	91.05 - 182.28
	60	82.48	52.43 - 133.11	133.5	90.89 - 185.68
	70	87.85	54.17 - 140.88	139.43	94.39 - 208.86
	80	90.21	55.16 - 153.71	143.38	94.27 - 220.74
	90	94.98	58.65 - 163.84	146.21	96.72 - 214.47
	100	97.01	56.76 - 173.9	152.67	98.11 - 243.29
Primavera	10	63.41	55.8 - 71.36	119.19	108.01 - 129.24
	20	71.77	61.4 - 82.71	130.31	116.6 - 143.35
	30	76.39	63.93 - 90.02	136	121.58 - 150.96
	40	79.65	67.09 - 96.64	139.18	121.53 - 155.78
	50	82.35	66.87 - 100.17	141.46	123.94 - 159.12
	60	84.46	68.61 - 104.64	144.14	127.37 - 162.76

**Tabella 4.8 - Livelli di ritorno(mm) per la stazione di Torino/Bric della Croce. Serie stagionali RX1 e RX5.**

	70	86.39	69.6 - 108.59	145.92	127.47 - 166.99
	80	87.45	69.34 - 112.05	146.99	127 - 165.86
	90	89.17	71.42 - 117.78	147.96	127.88 - 168.74
	100	90.74	71.12 - 117.18	149.4	128.46 - 172.58
<b>Estate</b>	<b>10</b>	<b>66.77</b>	<b>58.27 - 76.52</b>	<b>111.92</b>	<b>95.17 - 131.27</b>
	20	76.68	64.55 - 90.38	131.74	106.71 - 163.17
	30	83.44	68.68 - 101.4	145.99	112.57 - 186.1
	40	87.15	70.25 - 108.23	153.74	119 - 198.76
	50	90.4	71.75 - 112.72	161.3	121.23 - 218.84
	60	93.38	74.03 - 118.6	167.72	125.68 - 226.27
	70	95.39	74.54 - 124.64	172.44	125.51 - 237.73
	80	97.36	75.47 - 127.65	177.34	126.61 - 245.69
	90	99.07	75.93 - 130.73	180.07	128.36 - 257.02
	100	100.02	76.31 - 132.23	184.94	131.02 - 265
<b>Autunno</b>	<b>10</b>	<b>73.06</b>	<b>63.02 - 84.17</b>	<b>135.05</b>	<b>116.28 - 155.3</b>
	20	84.93	71.13 - 101.69	157.61	130.98 - 187.63
	30	92.4	75.7 - 113.14	168.52	136.35 - 206
	40	96.3	78.11 - 119.33	176.93	140.03 - 216.89



**Tabella 4.8** - Livelli di ritorno(mm) per la stazione di Torino/Bric della Croce. Serie stagionali RX1 e RX5.

	50	99.49	78.85 - 124.19	183.05	146.75 - 228.21
	60	104.15	81.02 - 134.7	189.07	147.36 - 241.54
	70	106.69	83.28 - 137.8	193.41	151.61 - 249.12
	80	108.68	82.34 - 144.89	197.97	152.01 - 260.2
	90	109.65	82.55 - 148.64	201.34	154.86 - 263.83
	100	112.05	84.51 - 152.83	204.89	152.63 - 268.99

---

## 4.2 Metodo Peak Over Threshold

In questa sezione sono riportati i risultati dell'analisi dei valori estremi condotta sulle serie giornaliere di precipitazione adottando un approccio di tipo *Peak Over Threshold* (POT). Tenendo conto dei risultati forniti dall'analisi sulla stazionarietà delle serie dei massimi annuali e stagionali di precipitazione (vedi Metodo *Block Maxima*), i risultati qui proposti si basano su un modello GPD stazionario.

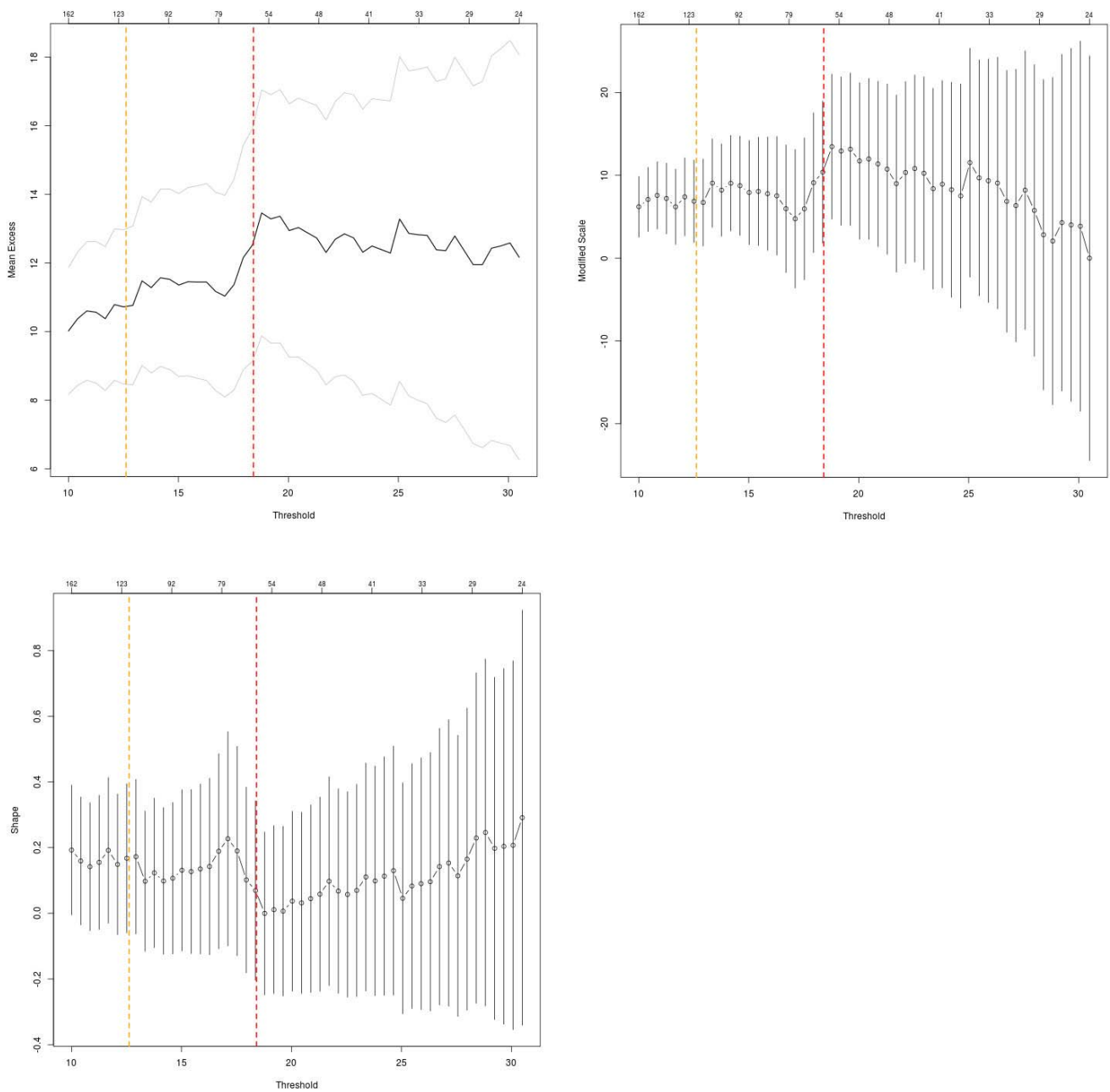
### 4.2.1 Scelta del valore soglia (*threshold*)

Come già osservato, l'approccio di tipo POT richiede particolare attenzione nella scelta della soglia rispetto a cui definire le eccedenze utilizzate per la stima del modello GPD. La strategia comunemente adottata consiste nell'utilizzare il valore soglia più basso possibile per cui valga l'approssimazione del modello limite ai dati (Coles, 2001). Qui è stato utilizzato un valore soglia pari al 90° percentile della distribuzione di ciascuna serie di precipitazione, previa esclusione della precipitazione nulla. Tuttavia, in fase di studio, è stato valutato anche l'utilizzo di un valore soglia pari al 95° percentile della distribuzione e un confronto fra le due alternative è stato condotto utilizzando strumenti diagnostici quali il *mean residual life plot* (Formula 9), il grafico del parametro di scala (Formula 8) e il grafico del parametro di forma (Coles, 2001). Valori soglia più elevati come il 98° percentile non sono stati presi in esame per non ridurre eccessivamente il numero delle eccedenze.

La Figura 4.9 riporta un esempio di grafici diagnostici per la serie invernale di precipitazione giornaliera di Torino/Bric della Croce. Il grafico in alto a sinistra rappresenta l'andamento del valore medio delle eccedenze calcolate al crescere della soglia  $u$  (asse delle ordinate). Tenendo conto della relazione lineare che lega il valore medio delle eccedenze  $E(X_{t-u})$  ai valori soglia  $v > u$ , l'analisi del *mean residual life plot* consiste nell'individuare il valore  $u$  oltre il quale il valore medio delle eccedenze (in nero nel grafico) assume un andamento pressoché lineare. Il grafico in alto a destra e quello in basso a sinistra mostrano rispettivamente l'andamento dei parametri di scala  $\sigma$  e di forma  $\xi$  al variare della soglia  $u$ . Come visto in Metodi, se  $u$  è un valore ragionevole per ritenere valida l'approssimazione al modello GPD allora il parametro di scala mantiene un'andamento lineare al crescere di  $v > u$  mentre il parametro di forma rimane costante. Come per il *mean residual life plot*, l'analisi di questi due grafici ha come scopo quello di determinare il valore  $u$  più basso per cui siano valide le proprietà teoriche suddette.

Nei grafici di esempio le linee tratteggiate in giallo e in rosso rappresentano rispettivamente il 90° (12.6 mm) e il 95° percentile (18.4 mm) della distribuzione dei dati osservati, mentre i valori riportati in alto corrispondono al numero delle eccedenze al variare della soglia (rispettivamente 116 e 58 osservazioni). Per la stazione di Torino/Bric della Croce il 90° percentile appare una scelta adeguata rispetto alle proprietà teoriche suddette. I tre grafici mostrano un andamento per lo più costante tra i 12 e i 17 mm di precipitazione, con il parametro di forma che oscilla attorno a un valore pari a 0.2. Al di sopra del 95° percentile è evidente che il *mean residual life plot* e il parametro di scala mostrano nuovamente un andamento lineare ma con intervalli di confidenza molto ampi (potendo contare su un numero minore di osservazioni per il processo di stima) e che il parametro di forma non si mantiene costante, passando da valori prossimi allo 0 a valori vicini a 0.3. L'esempio di Figura 4.9 mette in evidenza il limite di tali strumenti diagnostici, che è quello di non fornire un'indicazione oggettiva sul valore soglia da utilizzare per la stima del modello. Inoltre è evidente che, quando le serie da analizzare sono numerose, una scelta del valore soglia basata sull'analisi dei grafici diagnostici è difficilmente praticabile.

Complessivamente il 90° percentile si è dimostrato una scelta adeguata per lo studio delle serie qui selezionate; tuttavia segnaliamo che per le serie estive di Catania/Sigonella, Pantelleria, Cozzo Spadaro e Cagliari/Elmas il limitato numero di osservazioni oltre tale valore soglia non ha permesso la convergenza degli stimatori di massima verosimiglianza e quindi la stima del modello GPD. Un'ulteriore conferma della validità del 90° percentile quale valore soglia viene dall'analisi dei grafici (ad esempio, il *quantile plot*) utilizzati per valutare la bontà dell'adattamento del modello ai dati e che verranno illustrati più avanti.



**Figura 4.9** - Serie invernale di precipitazione giornaliera per la stazione di Torino/Bric della Croce. In alto a sinistra il mean residual life plot; in alto a destra il grafico illustra come varia il parametro di scala rispetto alla soglia; in basso a sinistra il grafico illustra come varia il parametro di forma rispetto alla soglia. In giallo il valore del 90° percentile delle distribuzioni, in rosso il 95° percentile.

---

L'altro aspetto che merita particolare attenzione per una corretta stima del modello GPD riguarda il *declustering* delle osservazioni, in quanto gli estremi di precipitazione potrebbero essere caratterizzati da persistenza temporale (autocorrelazione), venendo così meno l'ipotesi di indipendenza degli estremi. Le Figura 4.10a e 4.10b mostrano a livello stagionale la funzione di autocorrelazione (in alto) e di autocorrelazione parziale (in basso) per la stazione Torino/Bric della Croce. Per la stagione invernale la funzione di autocorrelazione è caratterizzata da valori più elevati che nelle altre stagioni, risultato generalizzabile a tutte le serie prese in esame. In particolare la funzione di autocorrelazione parziale a lag-1 assume valori pari a 0.38 per l'Inverno, 0.30 in Autunno e in Primavera e 0.12 in Estate.

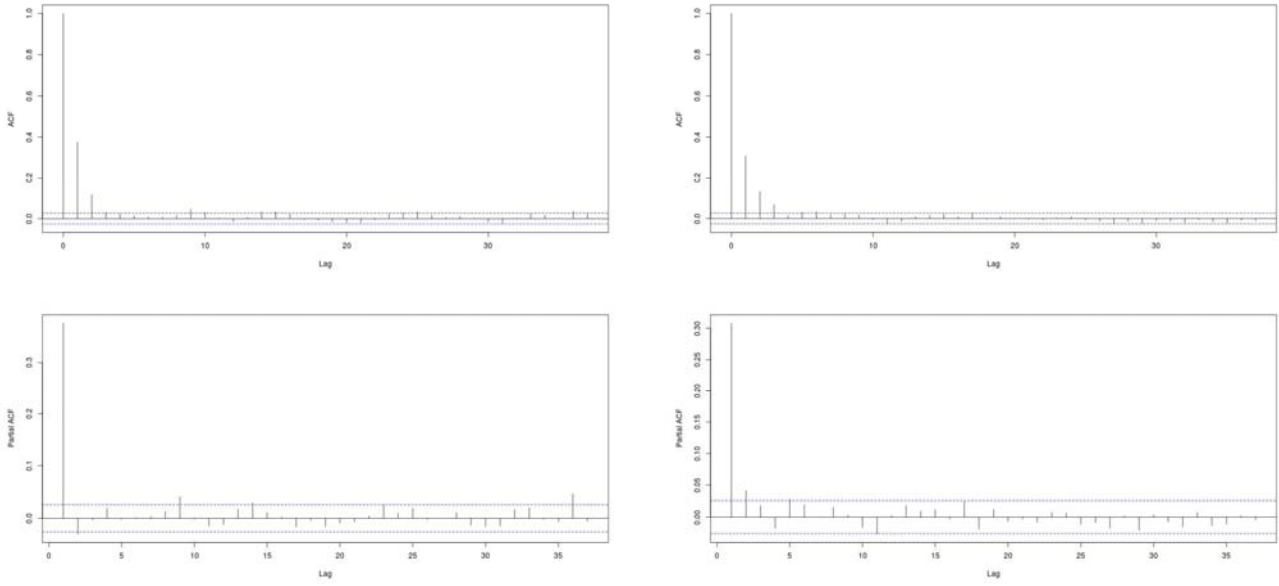
Una misura più rappresentativa della tendenza dei valori estremi a presentarsi in clusters è fornita dall' *extremal index*  $\theta$  che per la stazione di Torino assume un valore pari a 0.67 in Inverno, 0.78 in Primavera, 0.87 in Estate e 0.86 in Autunno. I valori dell'*extremal index* per le diverse serie sono riportati in Tabella 4.9 su base stagionale, confermando la presenza di una dipendenza medio/debole degli estremi più accentuata nella stagione invernale con valori dell'*extremal index* mediamente più bassi di quelli riscontrati per le restanti stagioni. L'Estate è la stagione che presenta valori dell'*extremal index* più alti (8 stazioni con valori superiori a 0.9). In tutte le stagioni la dipendenza delle osservazioni è stata eliminata mediante la procedura automatica di Ferro-Segers.

**Tabella 4.9 - Extremal index per le serie di precipitazione giornaliera**

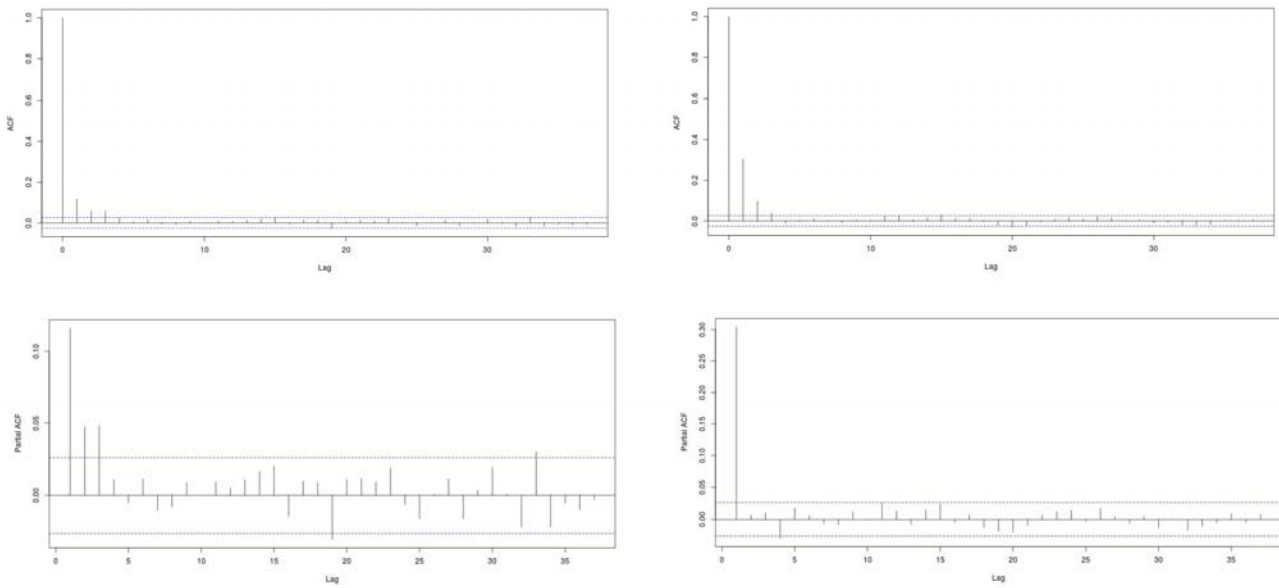
Nome Stazione	Extremal Index			
	Inverno	Primavera	Estate	Autunno
San Sosti	0.62	0.73	1	0.73
Cariati Marina	0.78	0.82	1	0.74
Rocella Ionica	0.85	0.96	0.96	0.76
Scilla	0.42	0.86	0.78	0.85
Sant'Agata del Bianco	0.69	0.7	0.65	0.69
Torino/Bric Della Croce	0.67	0.78	0.87	0.86
Piacenza	0.65	0.87	0.77	0.84
Brescia/Ghedì	0.77	0.96	0.91	0.76
Verona/Villafranca	0.6	0.87	0.98	0.95
Treviso/Istrana	0.61	0.82	0.74	0.69
Trieste	0.83	0.91	0.95	1
Rimini	0.78	0.87	0.84	0.93
Pisa/S. Giusto	0.82	0.92	0.79	0.85
Arezzo	0.71	0.87	0.85	0.93
Frontone	0.8	0.87	0.87	0.98
Grosseto	0.87	0.83	1	0.88
Termoli	0.87	0.94	0.85	0.99
Roma/Ciampino	0.76	0.79	0.86	0.75
Latina	0.76	0.86	0.86	0.82
Pratica di Mare	0.86	0.74	0.95	0.78
Campobasso	0.89	0.95	1	0.68
Grazzanise	0.81	0.85	0.86	1
Ponza	0.86	0.76	1	0.87
Capo Palinuro	0.84	0.82	1	0.82

**Tabella 4.9** - *Extremal index per le serie di precipitazione giornaliera*

<b>Gioia del Colle</b>	0.89	0.9	0.85	0.84
<b>Brindisi</b>	0.66	0.76	0.77	0.81
<b>S. Maria di Leuca</b>	0.83	0.76	0.72	0.91
<b>Ustica</b>	0.74	0.89	0.86	0.9
<b>Messina</b>	0.97	1	0.85	0.92
<b>Trapani/Birgi</b>	0.93	0.98	0.91	0.88
<b>Catania/Sigonella</b>	0.74	0.84	NA	0.75
<b>Pantelleria</b>	0.73	0.89	NA	0.75
<b>Cozzo Spadaro</b>	0.71	0.9	NA	0.77
<b>Cagliari/Elmas</b>	0.9	0.87	NA	0.86



**Figura 4.10a** - Funzione di autocorrelazione (in alto) e di autocorrelazione parziale per la serie di Torino/Bric della Croce. Inverno (a sinistra) e Primavera (destra).



**Figura 4.10b** - Funzione di autocorrelazione (in alto) e di autocorrelazione parziale per la serie di Torino/Bric della Croce. Estate (a sinistra) e Autunno (destra).

Per la stazione di Torino/Bric della Croce le stime del parametro di forma e i corrispettivi intervalli di confidenza al 95% (calcolati mediante *bootstrap*) sono riportate in Tabella 4.10. Osserviamo che la stima positiva del parametro di forma per l'Inverno e quelle negative per la Primavera e l'Estate sono concordi con quelle fornite dall'analisi mediante modello GEV, utilizzando la serie di massimi annuali di precipitazione giornaliera. Questo risultato conferma la bontà dell'analisi condotta.

**Tabella 4.10** - Parametro di forma per la stazione Torino/Bric della Croce .

	Parametro di forma	Intervallo di confidenza al 95% (bootstrap)
<b>Inverno (soglia: 13 mm)</b>	0.11	-0.2 - 0.34
<b>Primavera (soglia: 22 mm)</b>	-0.06	-0.26 - 0.09
<b>Estate (soglia: 21 mm)</b>	-0.17	-0.17 - 0.09
<b>Autunno (soglia: 24 mm)</b>	0.04	-0.08 - 0.07

La stima dei parametri di forma per la serie stagionali di precipitazione giornaliera sono riportati in Tabella 4.11. Complessivamente tutte le serie presentano stime del parametro di forma positive, risultato tipico delle variabili idrogeologiche (Katz et al., 2002). Il valore massimo osservato è 0.47 per la stazione di Pantelleria in Primavera, prossimo al valore di 0.5 oltre il quale il modello assume varianza infinita.

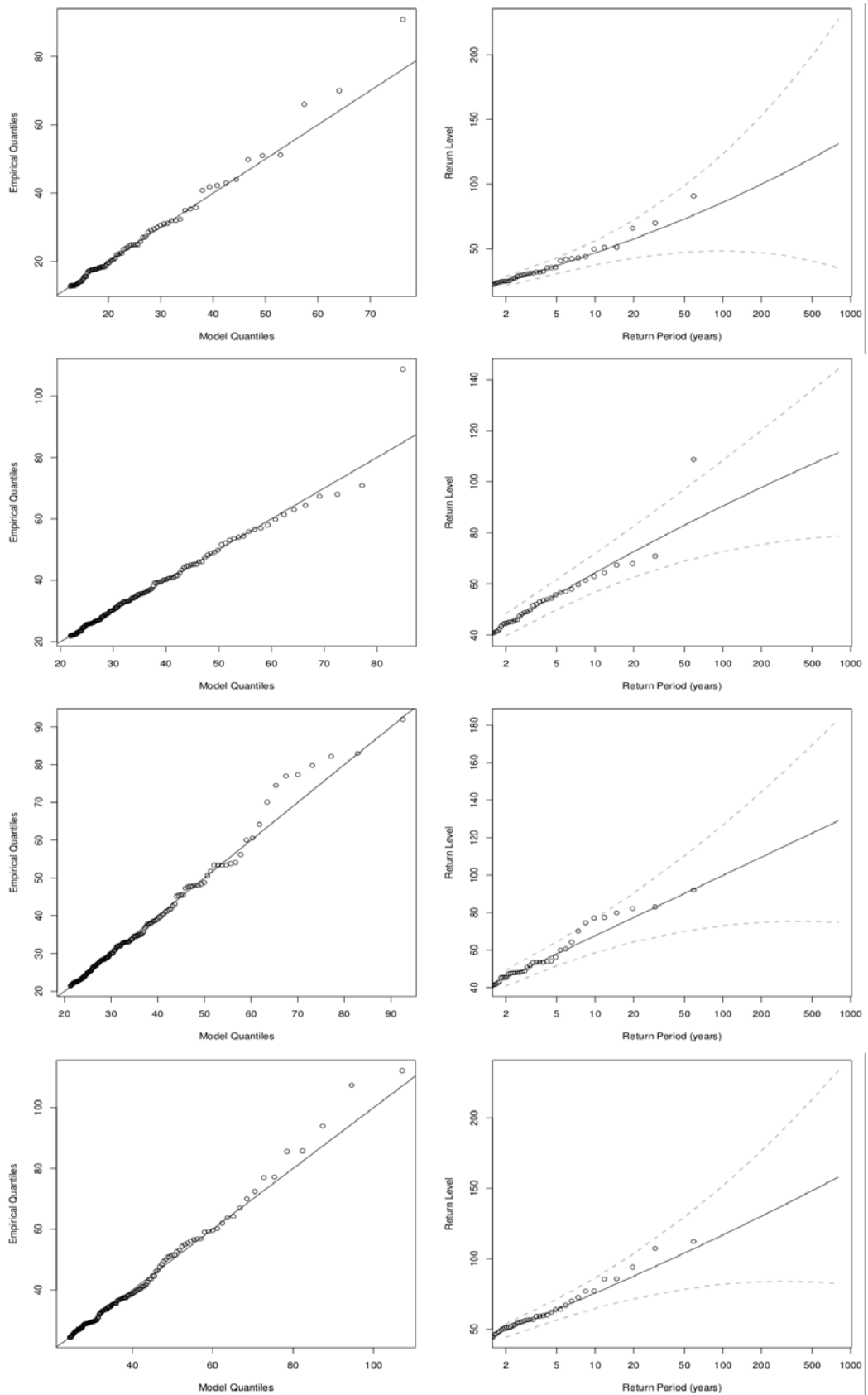


**Tabella 4.11** - Parametro di forma per le serie stagionali di precipitazione giornaliera.

Nome Stazione	Inverno	Primavera	Estate	Autunno
San Sosti	0.12	0.1	0.05	0.01
Cariati Marina	0.12	0.21	-0.11	-0.12
Rocella Ionica	0.28	0.23	-0.25	0.3
Scilla	0.12	0	0	0.04
Sant'Agata del Bianco	0.25	0.3	0.17	0.04
Torino/Bric Della Croce	0.11	-0.06	0	0.04
Piacenza	0.15	0.05	0.24	-0.03
Brescia/Ghedi	0.13	0.16	-0.03	-0.15
Verona/Villafranca	0	0.14	0.07	0
Treviso/Istrana	0.11	-0.18	-0.07	0
Trieste	-0.09	0.08	0.12	-0.09
Rimini	0.23	0.19	0	0.12
Pisa/S. Giusto	0.07	0.1	-0.01	0.26
Arezzo	-0.05	0.02	0	0.12
Frontone	-0.04	0	0.04	0.01
Grosseto	0.02	0.02	0	0.21
Termoli	0.24	0.28	0.38	0.24
Roma/Ciampino	-0.08	0.03	-0.02	0.05
Latina	0.24	0.2	0.09	0.04
Pratica di Mare	0.23	-0.04	0.07	0.1
Campobasso	0.26	0.24	0.12	0
Grazzanise	0.05	0	0.18	0.09
Ponza	0.1	-0.03	0.09	-0.05
Capo Palinuro	0.04	0.11	-0.07	0.04
Gioia del Colle	-0.05	0.2	0.03	0.2

<b>Tabella 4.11 - Parametro di forma per le serie stagionali di precipitazione giornaliera.</b>				
<b>Brindisi</b>	0.09	0.05	0.31	0.11
<b>S. Maria di Leuca</b>	0.16	0.05	0	0.03
<b>Ustica</b>	0	0.06	0.22	0.07
<b>Messina</b>	-0.02	0.25	0.18	0.15
<b>Trapani/Birgi</b>	0.25	0.04	0	0.21
<b>Catania/Sigonella</b>	0.27	0.15	NA	0.21
<b>Pantelleria</b>	0.35	0.47	NA	0.25
<b>Cozzo Spadaro</b>	0.18	0.15	NA	0.11
<b>Cagliari/Elmas</b>	0.38	0.16	NA	0.24

La Figura 4.11 riporta per la stazione di Torino/Bric della Croce il *quantile plot* (sinistra) e il grafico dei livelli di ritorno (destra). Gli intervalli di confidenza in grigio sono calcolati mediante il metodo del delta.



**Figura 4.11** - *Quantile plot (sinistra) e livelli di ritorno (destra) per la stazioni Torino/Bric della Croce. Dall'alto in basso: Inverno, Primavera, Estate e Autunno.*

I grafici evidenziano ancora una volta un buon adattamento dei modelli ai dati, sebbene in Primavera il valore di 108.8 mm (tempo di ritorno 85 anni) sia al di fuori degli intervalli di confidenza costruiti mediante il metodo del delta.

Le Tabelle 4.12 - 4.15 forniscono le stime a livello stagionale dei livelli di ritorno per la stazione Torino/Bric della Croce. A termine di confronto le tabelle contengono le medesime stime ottenute mediante modello GEV. Dall'analisi dei valori proposti si osserva che i due metodi forniscono risultati abbastanza simili, sebbene le stime fornite dal metodo POT siano caratterizzate, soprattutto a livello stagionale, da intervalli di confidenza più piccoli rispetto a quelli forniti dall'uso del modello GEV, a causa della minore incertezza che accompagna il processo di stima quando si lavora con un numero maggiore di dati.

**Tabella 4.12** - Livelli di ritorno (mm) per le serie stagionali di precipitazione giornaliera e dei massimi stagionali (RX1) per la stazione Torino/Bric della Croce (Inverno).

Tempo di ritorno (anni)	Livelli di ritorno – GPD (mm)	Intervallo di confidenza al 95% (bootstrap)		Livelli di ritorno – GEV (mm)	Intervallo di confidenza al 95% (bootstrap)
10	47.59	41.34	58.38	44.53	34.56 - 56.63
20	55.27	44.31	62.1	57.51	42.41 - 78.37
30	60.75	47.42	70.3	66.39	46.97 - 95.19
40	62.56	47.46	76.3	72.56	48.55 - 111.98
50	68.94	53.53	82.73	78.26	50.93 - 120.46
60	70.78	57.86	97.29	82.48	52.43 - 133.11
70	69.67	52.8	90.18	87.85	54.17 - 140.88
80	76	48.89	115.62	90.21	55.16 - 153.71
90	77.65	53.14	132.7	94.98	58.65 - 163.84
100	86.98	59.29	123.56	97.01	56.76 - 173.9

**Tabella 4.13** - Livelli di ritorno (mm) per le serie stagionali di precipitazione giornaliera e dei massimi stagionali (RX1) per la stazione Torino/Bric della Croce (Primavera).

Tempo di ritorno (anni)	Livelli di ritorno - GPD (mm)	Intervallo di confidenza al 95% (bootstrap)		Livelli di ritorno - GEV (mm)	Intervallo di confidenza al 95% (bootstrap)
10	64.29	58.7	70.16	44.53	34.56 - 56.63
20	72.07	64.55	78.71	57.51	42.41 - 78.37
30	81.04	68.41	95.74	66.39	46.97 - 95.19
40	79.52	69.89	89.65	72.56	48.55 - 111.98
50	81.4	72.69	91.77	78.26	50.93 - 120.46
60	83.59	75.11	96.98	82.48	52.43 - 133.11
70	85.6	74.26	107.69	87.85	54.17 - 140.88
80	85.11	76.19	95.75	90.21	55.16 - 153.71
90	86.62	70.04	101.94	94.98	58.65 - 163.84
100	86.64	76.07	105.98	97.01	56.76 - 173.9

**Tabella 4.14** - Livelli di ritorno (mm) per le serie stagionali di precipitazione giornaliera e dei massimi stagionali (RX1) per la stazione Torino/Bric della Croce (Estate).

Tempo di ritorno (anni)	Livelli di ritorno - GPD (mm)	Intervallo di confidenza al 95% (bootstrap)		Livelli di ritorno - GEV (mm)	Intervallo di confidenza al 95%(bootstrap)
10	66.26	61.8	75.3	66.77	58.27 - 76.52
20	79.33	65.71	89.24	76.68	64.55 - 90.38
30	84.53	71.83	98.66	83.44	68.68 - 101.4
40	85.76	74.11	99.52	87.15	70.25 - 108.23
50	90.73	74.53	103.39	90.4	71.75 - 112.72
60	95.46	71.96	110.8	93.38	74.03 - 118.6
70	93	77.12	110.82	95.39	74.54 - 124.64
80	96.88	85.38	111.13	97.36	75.47 - 127.65
90	96.43	80.36	122.36	99.07	75.93 - 130.73
100	103.81	83.17	125.92	100.02	76.31 - 132.23

**Tabella 4.15** - Livelli di ritorno(mm) per le serie stagionali di precipitazione giornaliera e dei massimi stagionali (RX1) per la stazione Torino/Bric della Croce (Autunno).

Tempo di ritorno (anni)	Livelli di ritorno – GPD (mm)	Intervallo di confidenza al 95% (bootstrap)		Livelli di ritorno – GEV (mm)	Intervallo di confidenza al 95% (bootstrap)
10	76.39	69.7	91.03	73.06	63.02 - 84.17
20	86.51	75.94	98.39	84.93	71.13 - 101.69
30	93.8	84.45	109.55	92.4	75.7 - 113.14
40	93.95	74.96	112.27	96.3	78.11 - 119.33
50	100.5	80.92	118	99.49	78.85 - 124.19
60	107.13	85.52	131.21	104.15	81.02 - 134.7
70	117.4	101.46	132.87	106.69	83.28 - 137.8
80	111.6	87.32	139.15	108.68	82.34 - 144.89
90	113.74	92.59	157.12	109.65	82.55 - 148.64
100	113.86	102.63	128.77	112.05	84.51 - 152.83

---

## 5 Conclusioni

Sono stati illustrati alcuni risultati relativi all'analisi degli eventi estremi di precipitazione. L'approccio proposto rappresenta un'integrazione al *core set* di indici proposti dallo ETCCDI e si basa sui risultati asintotici che conducono alle famiglie di distribuzioni GEV e GPD.

Il modello GEV è stato utilizzato per modellizzare le serie di valori massimi annuali (RX1) e stagionali (RX1 e RX5); il modello GPD è stato invece impiegato per caratterizzare i valori estremi delle serie stagionali di precipitazione giornaliera. Le due famiglie di distribuzioni sono riconducibili rispettivamente agli approcci *Block Maxima* e *Peak Over Threshold*. Rispetto all'approccio *Block Maxima*, il POT ha il vantaggio di sfruttare un maggior numero di dati per la stima del modello e quindi dei livelli di ritorno, il che generalmente si traduce in intervalli di confidenza più piccoli. Al contempo, l'analisi di tipo POT richiede la definizione di una soglia per il calcolo delle eccedenze e la necessità di assicurare l'indipendenza delle osservazioni. Il primo punto è stato qui affrontato fissando, per ciascuna serie stagionale, la soglia al 90° percentile della distribuzione dei giorni con pioggia; sebbene tale soluzione conferisca all'analisi un certo grado di soggettività, la bontà dell'adattamento del modello ai dati è stato attentamente valutato mediante opportuni grafici diagnostici. Il problema del *declustering* delle eccedenze è stato invece affrontato mediante una procedura automatica proposta da Ferro-Segers dopo aver valutato la presenza di correlazione temporale (di entità variabile in base alle stagioni) tra le osservazioni.

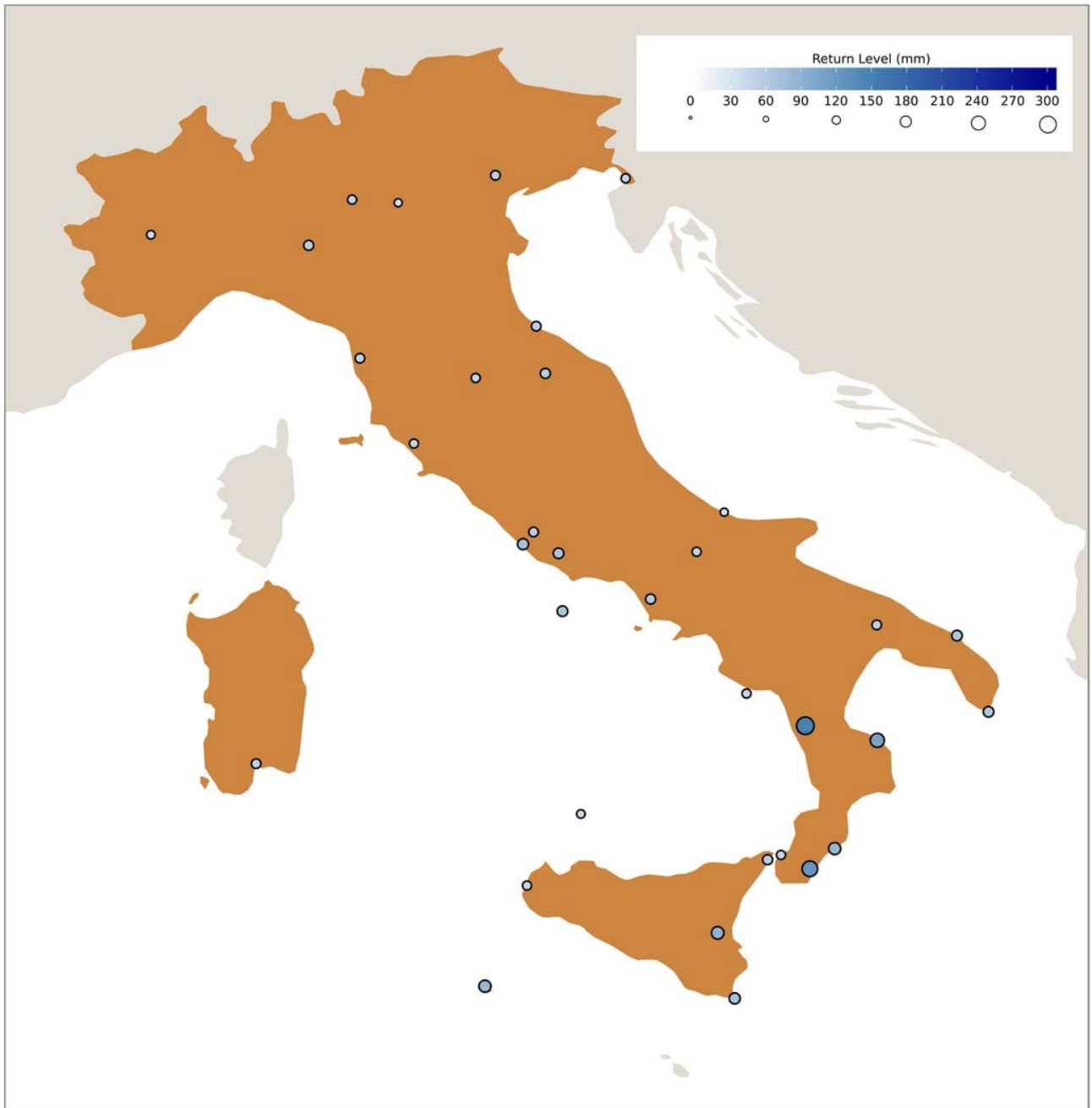
Poiché l'applicazione principale della teoria degli eventi estremi si traduce nella stima dei livelli di ritorno, tramite tabelle e corrispettivi grafici sono stati illustrati alcuni esempi di livelli di ritorno per tempi di ritorno da 10 a 100 anni.

Il confronto fra i risultati ottenuti mediante famiglia GEV e famiglia GPD ha messo in evidenza la sostanziale robustezza dell'analisi.

Il software utilizzato per l'elaborazione dei dati è il linguaggio statistico R per cui sono disponibili diversi pacchetti che implementano le famiglie di distribuzione suddette, e in particolare i pacchetti "extRemes" e "POT". Si segnala anche il pacchetto "zyp" che fornisce un'implementazione del test di Mann-Kendall dopo aver decorrelato la serie (*pre-whitening*). Tale test, insieme all'uso del *log-likelihood ratio test*, è stato utilizzato per valutare la stazionarietà temporale delle serie, una delle ipotesi su cui poggiano i risultati della teoria EVT. I risultati hanno evidenziato per le serie dei massimi annuali e stagionali la validità di un modello stazionario. Essendo emersa la presenza di un ciclo stagionale nei massimi di precipitazione, si è proceduto allo studio delle serie stagionali di precipitazione giornaliera e al calcolo dei valori massimi di precipitazione (RX1 e RX5) su base stagionale.

In conclusione, con le Figure 4.12 - 4.16 si mostrano su mappa i livelli di ritorno dei valori massimi per la stagione invernale, corrispondenti a tempi di ritorno di 10, 20, 30, 40 e 50 anni.

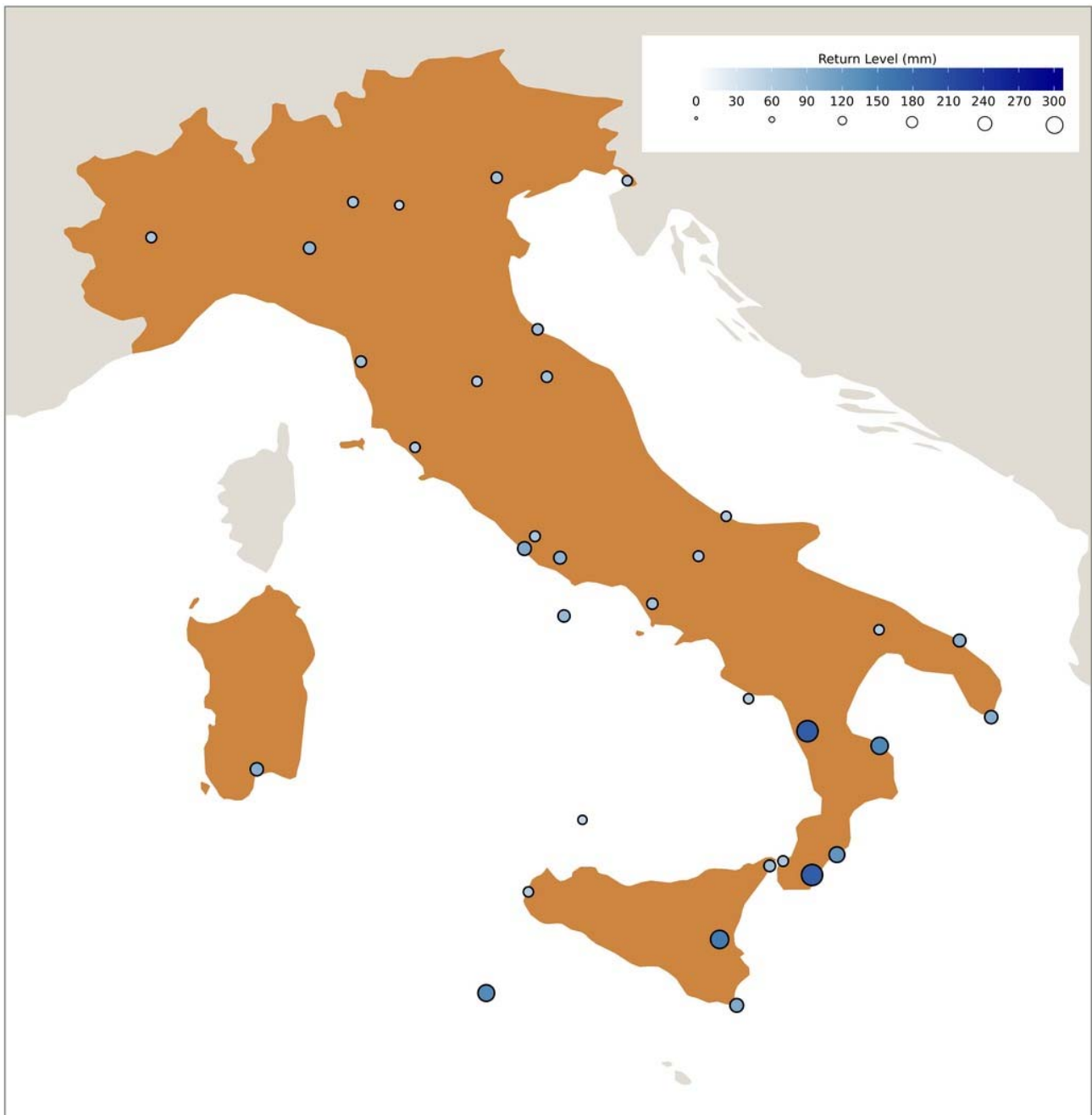




**Figura 4.12** - *Mappa dei livelli di ritorno per le serie dei massimi stagionali di precipitazione (RX1), Inverno. Tempo di ritorno: 10 anni.*



**Figura 4.13** - Mappa dei livelli di ritorno per le serie dei massimi stagionali di precipitazione (RX1), Inverno. Tempo di ritorno: 20 anni.



**Figura 4.14** - Mappa dei livelli di ritorno per le serie dei massimi stagionali di precipitazione (RX1), Inverno. Tempo di ritorno: 30 anni.



**Figura 4.15** - Mappa dei livelli di ritorno per le serie dei massimi stagionali di precipitazione (RXI), Inverno. Tempo di ritorno: 40 anni.



**Figura 4.16** - *Mappa dei livelli di ritorno per le serie dei massimi stagionali di precipitazione (RX1), Inverno. Tempo di ritorno: 50 anni.*

---

## BIBLIOGRAFIA

- Acero F. J., García J. A., Gallego M. C., 2011. Peaks-over-Threshold Study of Trends in Extreme Rainfall over the Iberian Peninsula. *Journal of Climate*, 24, 1089–1105.
- Aguilar E., Auer I., Brunet M., Peterson T.C., Wieringa J. 2003. Guidelines on Climate Metadata and Homogenization. WCDMP-No.53. WMO-TD No. 1186, 51pp.
- Alexander L.V., Zhang X., Peterson T.C., Caesar J., Gleason B., Tank A., Haylock M., Collins D., Trewin B., Rahimzadeh F., Tagipour A., Kumar K. R., Revadekar J., Griffiths G., Vincent L., Stephenson D.B., Burn J., Aguilar E., Brunet M., Taylor M., New M., Zhai P., Rusticucci M., Vazquez Aguirre J.L., 2006. Global observed changes in daily climate extremes of temperature and precipitation. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 111.
- Auer I., Böhm R., Jurković A., Orlik A., Potzmann R., Schöner W., Ungersböck M., Brunetti M., Nanni T., Maugeri M., Briffa K., Jones P., Efthymiadis D., Mestre O., Moisselin J.-M., Begert M., Brazdil R., Bochnicek O., Cegnar T., Gajić-Čapka M., Zaninović K., Majstorović Ž., Szalai S., Szentimery T., Mercalli L., 2005. A new instrumental precipitation dataset for the Greater Alpine Region for the period 1800-2002, *International Journal of Climatology*, 25(2), 139-166.
- Brunetti M., Maugeri M., Monti F., Nanni T., 2006. Temperature and precipitation variability in Italy in the last two centuries from homogenised instrumental time series. *International Journal of Climatology* 26: 345–381.
- Coles S. 2001. An introduction to statistical modeling of extreme values. Springer series in statistics.
- Coles S., Pericchi L.R., Sisson S., 2003. A fully probabilistic approach to extreme rainfall modeling. *Journal of Hydrology*, Volume 273, Issues 1–4: 35–50.
- Desiato F., Fioravanti G., Frascchetti P., Perconti W., Piervitali E., 2014. “Gli indicatori del clima in Italia nel 2013”, Rapporto ISPRA, Serie Stato dell’Ambiente 50/2014.
- Desiato F., Fioravanti G., Frascchetti P., Perconti W., Piervitali E., 2012. “Elaborazione delle serie temporali per la stima delle tendenze climatiche”, Rapporto ISPRA, Serie Stato dell’Ambiente 32/2012.
- Desiato F., Fioravanti G., Frascchetti P., Perconti W., Toreti A., 2011. Climate indicators for Italy: calculation and dissemination. *Advances in Science and Research*, 6: 147-150.
- Desiato F., Lena F., Toreti A. 2007. SCIA: a system for a better knowledge of the Italian climate. *Bollettino di Geofisica Teorica ed Applicata*, 48(3): 351-358.
- Diodato N., Bellocchi G., 2010: Storminess and Environmental Changes in the Mediterranean Central Area. *Earth Interactions*, 14, 1–16.
- Easterling D. R., Evans J.L., P. Ya Groisman, Karl T.R., Kunkel K.E., Ambenje P., 2000. Observed Variability and Trends in Extreme Climate Events: A Brief Review. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 81, 417–425.
- Garcia-Herrera R.F., Lionello P., Ulbrich U., 2014. Preface: Understanding dynamics and current developments of climate extremes in the Mediterranean region, *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 14, 309–316.
- Giorgi F., 2006. Climate change hot-spots. *Geophysical Research Letters*, 33.
- Gumbel E.J., 1958. Statistics of Extremes. Columbia University Press, New York

---

Helsel D.R., Hirsh R.M., 2002. Statistical Methods in Water Resources, USGS Techniques of Water Investigations, Book 4, Chapter A3, 510 pages. Disponibile alla pagina web: <http://water.usgs.gov/pubs/twri/twri4a3/>

Hosking J.R.M., Wallis J.F., 1987. Parameter and quantile estimation for the generalized Pareto distribution. *Technometrics*, 29, 339-349.

IPCC, 2001. Climate Change 2001: The scientific basis. Contribution of Working Group I to the Third Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climatic Change. Cambridge University Press, NY, USA.

IPCC, 2007. Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. (Solomon S, Qin D, Manning M, Chen Z, Marquis M, Averyt KB, Tignor M, Miller HL, eds.). Cambridge University Press, Cambridge.

IPCC, 2012. Managing the Risks of Extreme Events and Disasters to Advance Climate Change Adaptation. A Special Report of Working Groups I and II of the Intergovernmental Panel on Climate Change (Field CB, Barros V, Stocker TF, Qin D, Dokken DJ, Ebi KL, Mastrandrea MD, Mach KJ, Plattner GK, Allen SK, Tignor M, Midgley PM). Cambridge University Press, Cambridge, UK, and New York, NY, USA, 582 pp.

IPCC, 2013. Climate Change 2013, The Physical Science Basis . WGI contribution to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change (Stocker TF, Qin D, Plattner G K, Tignor M, Allen SK, Boschung J, Nauels A, Xia Y, Bex V and Midgley PM, eds.). Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA. Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Stocker, T.F., D. Qin, G.-K. Plattner, M. Tignor, S.K. Allen, J. Boschung, A. Nauels, Y. Xia, V. Bex and P.M. Midgley (eds.)]. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA

Katz R.W., Parlange M.B., Naveau P., 2002. Statistics of extremes in hydrology, *Advances in Water Resources*, 25, 1287-1304.

Kendall, M.G., 1976. Rank Correlation Methods, 4<sup>th</sup> Ed. Griffin.

Klein Tank A.M.G., Können G.P., 2003. Trends in Indices of Daily Temperature and Precipitation Extremes in Europe, 1946–99. *Journal of Climate*, 16: 3665–3680.

Klein Tank, A.M.G., Zwiers, F.W., Zhang X., 2009. Guidelines on Analysis of extremes in a changing climate in support of informed decisions for adaptation. WMO-TD No. 1500, 56 pp.

Kostopoulou E., Jones P.D., 2005. Assessment of climate extremes in the Eastern Mediterranean. *Meteorology and Atmospheric Physics*, Volume 89, Issue 1-4, pp 69- 85.

Lionello P., 2012. The climate of the Mediterranean region, 1<sup>st</sup> edition. Elsevier.

Mann H. B., 1945. Nonparametric tests against trend, *Econometrica*, 13, 245-259.

Maraun D., Wetterhall F., Ireson A.M., Chandler R.E., Kendon E.J., Widmann M., Brienen S., Rust H.W., Sauter T., Themessl M., Venema V.K.C., Chun K.P., Goodess C.M., Jones R.G., Onof C., Vrac M., Thiele-Eich I., 2010. Precipitation Downscaling under climate change. Recent developments to bridge the gap between dynamical models and the end user, *Review of Geophysics*. 48, RG3003, DOI: 10.1029/2009RG000314

Meehl G.A., Karl T., Easterling D.R., Changnon S., Pielke R. Jr., Changnon D., Evans J., Groisman P.Y., Knutson T.R., Kunkel K.E., Mearns L.O., Parmesan C., Pulwarty R., Root T., Sylves R.T.,

---

Whetton P., Zwiers F., 2000. An Introduction to Trends in Extreme Weather and Climate Events: Observations, Socioeconomic Impacts, Terrestrial Ecological Impacts, and Model Projections. *Bulletin of the American Meteorological Society*, vol. 81, Issue 3, pp.413-416

Moberg A., Jones P.D., Lister D.H., Walther A., Brunet M. et al., 2006. Indices for daily temperature and precipitation extremes in Europe analyzed for the period 1901-2000, *Journal of Geophysical Research*, Vol 111.

Peterson T.C., Easterling D.R., Karl T.R., Groisman P., Nicholls N., Plummer N., Torok S., Auer I., Boehm R., Gullett D., Vincent L., Heino R., Tuomenvirta H., Mestre O., Szentimrey T., Salinger J., Førland E.J., Hanssen-Bauer I., Alexandersson H., Jones P., Parker D., 1998. Homogeneity adjustments of in situ atmospheric climate data: a review. *International Journal of Climatology*, 18(13): 1493-1517.

R Core Team, R Foundation for Statistical Computing, 2013. R : A Language and Environment for Statistical Computing. Vienna, Austria. <http://www.R-project.org>.

Reeves J., Chen J., Wang X.L., Lund R., Lu Q., 2007. A review and comparison of changepoint detection techniques for climate data. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 46:900–915

Silvestro F., Gabellani S., Giannoni F., Parodi A., Rebora N., Rudari R., Siccardi F., 2012. A hydrological analysis of the 4 November 2011 event in Genoa, *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 12, 2743-2752.

Toreti A., Desiato F. 2008. Changes in temperature extremes over Italy in the last 44 years. *International Journal of Climatology*, 28: 733-745.

Toreti A., Xoplaki E., Maraun D., Kuglitsch F.G., Wanner H., Luterbacher J., 2010. Characterisation of extreme winter precipitation in Mediterranean coastal sites and associated anomalous atmospheric circulation patterns. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 10, 1037-1050, 2010.

Van den Besselaar E.J.M., Klein Tank A.M.G., Buishand T.A., 2012. Trends in European precipitation extremes over 1951-2010. *International Journal of Climatology*, 33, 12, 2682-2689.

Wang X.L., 2008. Accounting for autocorrelation in detecting mean shifts in climate data series using the penalized maximal t or F Test. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 47, 2423–2444.

Wang X.L., Feng Y., 2010. RHtestV3 user manual. Climate Research Division, Atmospheric Science and Technology Directorate, Science and Technology Branch, Environment Canada, 20pp. [<http://ccma.seos.uvic.ca/ETCCDMI/software.shtml>].

Wigley T.M.L., 1988. The effect of changing climate on the frequency of absolute extreme events, *Climatic Change*, 97, 67-76 (reprinted 2009).

Wijngaard J.B., Klein Tank A.M.G., Können G.P., 2003. Homogeneity of 20th century European daily temperature and precipitation series, *International Journal of Climatology*, 23, 679-692.

Yue S., Pilon P., Phinney B., Cavadias G., 2002. The influence of autocorrelation on the ability to detect trend in hydrological series, *Hydrological Processes* 16, 1807-1829.

Zhang X., Yang F., 2004. RclimDex User Guide. Climate Research Branch Environment Canada. Downsview (Ontario, Canada), 22p.