



# UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA

Dipartimento di Fisica e Astronomia “Galileo Galilei”

Corso di Laurea in Fisica

Tesi di Laurea

**Caratterizzazione delle simulazioni di temperatura durante  
gli eventi di precipitazione da parte di modelli climatici**

**Relatore**

**Prof. Francesco Marra**

**Correlatore**

**Prof.ssa Cinzia Sada**

**Laureando**

**Samuele Stante**

**Anno Accademico 2023/2024**

---

## Sommario

La temperatura svolge un ruolo chiave nei processi che generano eventi di precipitazione estrema, in quanto influenza il rapporto di miscelazione a saturazione del vapore acqueo e le dinamiche atmosferiche locali (Trenberth, Dai, Rasmussen, & Parsons, 2003). Quantificare la temperatura durante gli eventi di precipitazione è quindi un passo essenziale per la previsione di eventi estremi futuri. Questa tesi mira a valutare quanto bene le simulazioni di modelli climatici di rianalisi possano riprodurre la distribuzione della temperatura lungo l'arco alpino italiano durante gli eventi di precipitazione. Sarà effettuato il confronto tra le osservazioni provenienti da stazioni meteorologiche e le simulazioni del programma European ReAnalysis 5 (ERA5) dell'European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) (Hersbach et al., 2020), al fine di combinare i risultati con metodi statistici innovativi per l'analisi di eventi estremi.

---

## Indice

<b>1</b>	<b>Introduzione</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>Il modello statistico TENAX</b>	<b>3</b>
<b>3</b>	<b>Dati</b>	<b>4</b>
3.1	Dati di rianalisi: ERA5 . . . . .	5
3.2	Dati delle osservazioni . . . . .	6
<b>4</b>	<b>Analisi e risultati</b>	<b>7</b>
4.1	Definizione dei “giorni bagnati” in ERA5 . . . . .	7
4.2	Distribuzioni di temperatura in ERA5 . . . . .	8
4.3	Distribuzioni di temperatura in ERA5: confronto con le osservazioni . . . . .	11
4.4	Distribuzioni di temperatura in ERA5: dipendenza dall'altitudine . . . . .	15
4.5	Variazioni delle distribuzioni di temperatura in ERA5: confronto con le osservazioni . . . . .	17
4.6	Variazioni delle distribuzioni di temperatura in ERA5: dipendenza dall'altitudine . . . . .	21
<b>5</b>	<b>Conclusioni</b>	<b>24</b>
	<b>Riferimenti bibliografici</b>	<b>26</b>

# 1 Introduzione

La temperatura rappresenta un parametro determinante per lo studio dei processi di precipitazione, soprattutto quelli catalogabili come *estremi*. Gli eventi *estremi* sono quelli per i quali si registrano valori, in termini di frequenza o di quantità di pioggia, superiori alla norma (WMO, 2023). Stabilire delle soglie globalmente valide, cioè dei valori oltre i quali poter definire in modo univoco la probabilità di eccedenza di un certo livello di quantità di precipitazione (misurata in millimetri mm), è una scelta complessa, che ha già mostrato le sue problematicità (Pendergrass, 2018). Infatti, ciascun territorio presenta le proprie caratteristiche climatiche e meteorologiche di riferimento e pertanto la definizione di un fenomeno estremo non può che avvenire per via procedurale. Solitamente si considerano *estremi* gli eventi di precipitazione che ricadono - per frequenza o intensità - al di fuori di un determinato percentile, talvolta il 95esimo (Pendergrass, 2018), spesso il 99esimo o frazioni superiori (Prein et al., 2017; Myhre et al., 2019; Ban, Schmidli, & Schär, 2015). Alternativamente, detta  $p$  la probabilità di superamento in un anno di un dato valore di precipitazione<sup>1</sup>, si possono classificare i fenomeni di pioggia in base al loro tempo di ritorno, ossia  $\vartheta = 1/p$  (misurato in giorni od anni).

Quantificare la probabilità legata ai fenomeni di precipitazione estrema, specialmente quelli di durata inferiore all'ora, è un'esigenza impellente nell'ambito dell'adattamento al cambiamento climatico. Spesso, difatti, sono eventi di breve durata e di elevata intensità a scatenare disastri naturali, quali inondazioni lampo (*flash floods*), alluvioni e frane (Archer & Fowler, 2018), che a loro volta si traducono in ingenti danni al tessuto urbano e in profondi impatti socio-economici (Willems et al., 2012; Fadhel, Rico-Ramirez, & Han, 2018). Le città, d'altro canto, risultano particolarmente suscettibili al pericolo di allagamenti (Fowler et al., 2021a), sia per la carenza di infrastrutture adeguate ai rinnovati livelli di incidenza<sup>2</sup> (in prima istanza i sistemi fognari e di drenaggio cittadini), sia per il maggior livello di impermeabilità delle superfici urbanizzate<sup>3</sup>. È ormai evidenza conclamata - si veda il capitolo dedicato nel report dell'IPCC (Seneviratne et al., 2021) - il fatto che il riscaldamento globale influisca negativamente sia sulla frequenza che sull'intensità dei fenomeni estremi. L'incidenza varia da regione a regione del globo, mostrando in ogni caso una tendenza all'aumento della frequenza di piogge estreme di breve durata (Myhre et al., 2019), a fronte di una diminuzione della frequenza di eventi di pioggia ordinari. Poter prevedere con maggior efficacia i tempi di ritorno di certi fenomeni estremi di precipitazione è quindi di interesse strategico, sia ai fini della prevenzione che della mitigazione degli effetti dovuti ai mutamenti climatici in atto.

Il ruolo svolto dalla temperatura durante i fenomeni di precipitazione è duplice: essa da un lato influenza la termodinamica, facendo variare il rapporto di miscelazione a saturazione del vapore acqueo in atmosfera (relazione di Clausius-Clapeyron Eq.1), e dall'altro agisce sulla dinamica, influenzando l'evoluzione della circolazione atmosferica. Con una notazione già adottata da Trenberth et al. (2003), la relazione di Clausius-Clapeyron (C-C) si può scrivere:

$$\frac{dp_s}{p_s} = \frac{L}{T^2 R} dT \quad (1)$$

dove  $p_s$  è la pressione (parziale) di saturazione del vapore acqueo,  $L$  è il calore latente di evaporazione,  $R$  è la costante universale dei gas e  $T$  è la temperatura. Come descritto sempre da Trenberth et al. (2003), poiché gli eventi di precipitazione estrema avvengono tendenzialmente quando l'atmosfera è prossima allo stato di saturazione, l'intensità di precipitazione cresce con l'aumentare della temperatura concordemente

<sup>1</sup>Ad esempio, per il 95esimo percentile equivale a  $p_{95} = 5\%$ , per il 99esimo  $p_{99} = 1\%$

<sup>2</sup>Le curve IDF (Intensity-Duration-Frequency) su cui si basa la progettazione e la costruzione di infrastrutture risultano spesso inadeguata nel cogliere la fisica del cambiamento climatico, perché considerano erroneamente costanti le condizioni climatiche del territorio. Si vedano gli studi di Myhre et al. (2019); Fadhel et al. (2018) per approfondire.

<sup>3</sup>Cemento ad asfalto, ossia i materiali assai preponderanti nella quasi totalità dei centri urbanizzati, risultano fortemente impermeabilizzanti, favorendo il deflusso dell'acqua che vi si accumula a scapito del suo assorbimento nel terreno (Ali & Mishra, 2017).

alla capacità di trattenimento del vapore acqueo in atmosfera descritta da Eq.1. La crescita non lineare è di circa  $7\% \text{ } ^\circ\text{C}^{-1}$  (assumendo costanti alcuni parametri, come l'umidità relativa dell'aria).

Se la validità di queste assunzioni è stata provata su scala globale (Ali, Peleg, & Fowler, 2021), la sola relazione C-C non è tuttavia in grado di render conto degli andamenti temperatura-precipitazione osservati su scala regionale e locale (in genere su porzioni di territorio di estensione  $< 10 \text{ km}^2$ ). In primo luogo, è stato notato (Prein et al., 2017; G. Wang et al., 2017) che la crescita quasi-esponenziale prevista da C-C Eq.1 può subire bruschi abbassamenti se viene meno la disponibilità di vapore acqueo nell'ambiente. Questo porta alla presenza di una “struttura ad uncino” (Marra et al., 2024) osservabile dopo il raggiungimento del picco di massima precipitazione, la cui posizione (in temperatura) è legata alle caratteristiche del territorio. In secondo luogo, gli andamenti sensibilmente superiori al valore previsto da C-C rilevati su scala regionale - i cosiddetti *superadiabatic scaling* (Park & Min, 2017; Ali & Mishra, 2017; Ali, Fowler, et al., 2021) - suggeriscono la compartecipazione di altri fattori. Infatti le variazioni di temperatura, oltre a modificare la capacità di trattenimento del vapore acqueo in atmosfera, inducono cambiamenti rilevanti nella dinamica atmosferica, specialmente l'avvezione<sup>4</sup> e la convergenza dell'umidità. Si tratta quindi di fattori che non possono essere trascurati qualora si voglia compiere un'analisi dei livelli di ritorno di certi eventi di precipitazione su ridotta scala sia spaziale (Prein et al., 2017) che temporale (Ban et al., 2015).

Queste considerazioni permettono di intendere il motivo per cui la caratterizzazione della temperatura durante i fenomeni estremi sia un fronte di ricerca alquanto urgente e molto si stia facendo per ampliare e migliorare le conoscenze sul tema. A tal proposito, è stato emblematico il lancio del progetto INTENSE (INTElligent use of climate models for adaptatioN to non-Stationary hydrological Extremes) nel 2018 (Blenkinsop et al., 2018) nell'ambito del Pannello Idroclimatico GEWEX (Global Energy and Water Exchanges). Esso costituisce il primo grande passo verso uno studio organico e dettagliato degli eventi di pioggia estremi, che ad un attento ordinamento dei dati relativi alle precipitazioni di breve durata (inferiore alle 24 h), raccolti su scala globale, affianca l'utilizzo e il perfezionamento di modelli di rianalisi climatica ad alta risoluzione ( $\lesssim 4 \text{ km}$  orizzontale). Essi sono genericamente chiamati Convection Permitting Models (CMPs) perché consentono la simulazione dinamica della convezione atmosferica (Dallan et al., 2023; Cavalleri et al., 2024). Il loro svantaggio è l'elevato costo computazionale, che limita fortemente l'applicabilità di tali modelli a porzioni limitate di territorio e a brevi periodi di analisi, con conseguenze negative sulla stima di eventi a bassa probabilità di accadimento (Prein et al., 2017).

La speranza di poter fare delle proiezioni climatiche future sulla base dell'analisi climatica passata e presente, ha portato allo sviluppo di numerosi modelli di rianalisi agenti su scala globale. Tra questi, ERA5 (Hersbach et al., 2020) rappresenta il più aggiornato tra i progetti di rianalisi del Centro Europeo di Previsioni a Medio Termine (ECMWF). Il problema è che il costo computazionale da essi richiesto cresce vertiginosamente con la risoluzione spaziale ed è per questo che i modelli globali - ma anche quelli regionali, con risoluzione  $> 10 \times 10 \text{ km}^2$  - non sono in grado di cogliere appieno i cambiamenti nella dinamica locale, spesso proprio connessi agli eventi di precipitazione di durata inferiore all'ora (*subhourly events*) di natura convettiva (Ban et al., 2015). Per questo, comprendere i limiti e le potenzialità dei modelli come ERA5 è cruciale per valutare la loro accuratezza sulla media scala e quindi la loro applicabilità.

Se i modelli di rianalisi rispondono alla necessità di una fitta e puntuale disponibilità di dati atmosferici, l'analisi climatica richiede parallelamente l'impiego di modelli statistici all'avanguardia per fare previsioni sulla base dei trend misurati. Nello studio dei fenomeni di precipitazione estrema, i modelli statistici di cui si è a disposizione per prevedere i futuri tempi di ritorno sono poco accurati. In primo luogo per una carenza di dati climatici su intere serie storiche - si pensi che il primo grande esperimento di analisi climatica terrestre risale solo al 1979 con il Global Weather Experiment (Fleming, Kaneshige, & McGovern, 1979); in secondo luogo perché certi modelli utilizzati non sono in grado di cogliere la fisica dietro gli eventi estremi, legata proprio ai molteplici cambiamenti introdotti dal riscaldamento globale.

<sup>4</sup>L'*avvezione* è quel fenomeno dinamico associato al sopraggiungere, su una porzione di territorio, di una massa d'aria con caratteristiche fisico-atmosferiche differenti dalla precedente, generalmente in termini di temperatura e umidità.

Qui si fa riferimento soprattutto alle distribuzioni di teoria dei valori estremi (Papalexiou & Koutsoyiannis, 2013), la cui parametrizzazione non permette facilmente di separare i contributi termodinamici da quelli dinamici atmosferici (Marra et al., 2021).

In questo scenario, il modello TENAX (TEmperature dependent Non-Asymptotic statistical model for eXtreme return levels) proposto da Marra et al. (2024) intende migliorare la previsione degli eventi estremi di precipitazione con un approccio non-stazionario e non-asintotico. Infatti i modelli statistici standard (i) hanno come presupposto l'ipotesi che il sistema osservato non sia soggetto a variazioni - stazionarietà - e (ii) rappresentano le distribuzioni dei valori estremi nel limite di una numerosità infinita dei campioni all'interno di blocchi di durata temporale fissata - asintoticità. Stazionarietà ed asintoticità sono spesso non soddisfatte nello studio dei fenomeni di precipitazione estrema a causa del cambiamento climatico e della lenta convergenza asintotica delle distribuzioni utili alla descrizione della precipitazione (Papalexiou & Koutsoyiannis, 2013). Approcci di questo tipo rispondono quindi alla difficoltà (G. Wang et al., 2017) di prevedere i cambiamenti futuri sulla base degli andamenti climatici attuali.

Il seguente lavoro di tesi intende concentrare l'attenzione sulla componente di temperatura del modello TENAX, confrontando i valori estrapolati dall'analisi dei dati provenienti da 293 stazioni meteorologiche collocate sull'arco alpino con quelli del più moderno modello di rianalisi a scala globale ERA5 (Hersbach et al., 2020). Si tenterà di trovare una risposta alla questione già posta nella sua complessità da Scherrer (2020): i prodotti di rianalisi rappresentano, allo stato dell'arte, un'alternativa valida ed affidabile alle misure ad alta risoluzione effettuate dalle stazioni di monitoraggio? La risposta alla domanda potrebbe avere, sul lungo termine, risvolti importanti. Al di là della conferma della validità dei modelli di rianalisi, aprirebbe la strada alla possibilità di effettuare previsioni e valutazioni di rischio climatico sulla base di misure facilmente reperibili, aggiornate e affidabili sullo stato presente e passato dell'atmosfera. Con grandi vantaggi per chi si occupa della previsione degli eventi estremi e della prevenzione sui rischi ad essi connessi.

Nella Sez.2 si presentano brevemente le caratteristiche del modello TENAX e le componenti che verranno qui utilizzate. In Sez.3 si illustrano e si descrivono le fonti da cui sono stati estrapolati i dati. In Sez.3.1 l'attenzione è focalizzata sui dati di rianalisi di ERA5, mentre in Sez.3.2 si presta attenzione ai dati delle osservazioni meteorologiche. L'analisi è svolta in modo consequenziale in Sez.4, corredata dai risultati raggiunti. In Sez.5 vengono discusse le conclusioni principali.

## 2 Il modello statistico TENAX

Il modello di Marra et al. (2024) parte dal presupposto di separare la dipendenza dalla temperatura durante gli eventi di precipitazione, dalla probabilità di accadimento dell'evento stesso ad una determinata temperatura (cioè assumendo  $T$  come covariata). Il risultato è una distribuzione cumulativa di probabilità (CDF) per i massimi annuali la cui espressione analitica può essere scritta come:

$$G_{TENAX}(x) = \left( \int_{-\infty}^{+\infty} W(x; T) \cdot g(T) dT \right)^n \quad (2)$$

dove  $n$  è il numero medio di eventi di pioggia in un anno,  $W(x; T)$  è la distribuzione di probabilità cumulata per l'intensità di picco dell'evento di precipitazione  $x$  ad una temperatura  $T$ ,  $g(T)$  è la distribuzione di probabilità della temperatura media in un intervallo di durata  $D$  (in ore) antecedente all'evento di precipitazione. La funzione di intensità  $W(x; T)$  si basa sulla distribuzione di Weibull, che è una particolare funzione statistica dipendente da due parametri, di scala  $\lambda(T)$  e di forma  $k(T)$ , legati alla temperatura  $T$  come covariata:

$$W(x; T) = 1 - e^{-\left[\frac{x}{\lambda(T)}\right]^{k(T)}} \quad (3)$$

La distribuzione delle temperature  $g(T)$  è invece determinata sulla base delle osservazioni ed è quindi calibrata in funzione delle caratteristiche meteorologiche del sistema in esame. Nell'analisi di Marra et al. (2024) è emerso che, per il caso di studio ivi mostrato, la distribuzione delle temperature medie nelle 24 ore antecedenti i picchi di precipitazione è ben approssimata da una gaussiana generalizzata Eq.4, ossia una funzione gaussiana con parametro di forma 4.

Il modello ha mostrato la sua efficacia nel prevedere, attraverso un'operazione di *hindcasting*, i tempi di ritorno dei fenomeni di precipitazione estrema registrati da alcune stazioni meteorologiche in Svizzera nel periodo (2000-2018) sulla base delle osservazioni di precipitazione e temperatura per il periodo (1981-1999) e delle sole temperature per il periodo (2000-2018). Con il termine *hindcast*, in ambito meteorologico e climatico, si indica una previsione statistica di probabili condizioni passate da confrontare con i riscontri empirici misurati. Procedure di questo tipo vengono spesso utilizzate come metodo di valutazione dei modelli finalizzati allo studio di proiezioni future, come nel caso di TENAX stesso (Marra et al., 2024). È stato così possibile utilizzare TENAX per derivare delle previsioni sui tempi di ritorno nel periodo (2080-2099) a partire dal periodo di riferimento (1981-2018). Il vantaggio competitivo offerto dal modello è che esso riesce a prevedere scenari futuri solo sulla base delle proiezioni delle variazioni di media e varianza delle temperature durante i fenomeni di precipitazione e delle variazioni del numero medio annuale di giorni di precipitazione. Stupisce anche la consistenza dei risultati con le stime di altri modelli statistici (non-asintotici) e con i valori ufficiali dell'ente MeteoSwiss (basati su modello asintotico).

Nell'effettuare le sue previsioni, TENAX assume che la fisica del sistema soggiacente sia invariante. Ciò si traduce nell'assumere costanti, una volta opportunamente calibrati, i parametri che definiscono la distribuzione di Weibull Eq.3. È invece la distribuzione delle temperature  $g(T)$  a contribuire in modo determinante. Partendo proprio dalle premesse di Marra et al. (2024), si vuole pertanto caratterizzare la distribuzione di temperatura  $g(T)$ , valutandone l'adattabilità ai dati estrapolati dal modello di rianalisi ERA5.

### 3 Dati

I programmi di rianalisi atmosferica sfruttano modelli numerici all'avanguardia per ricostruire, grazie all'assimilazione continua di dati provenienti da diverse fonti di osservazione, le condizioni meteorologiche dell'atmosfera passate e presenti. Ad oggi sono stati sviluppati - sia da enti pubblici che privati - diversi modelli di rianalisi climatica, ciascuno con le proprie scale temporali e spaziali caratteristiche (Fujiwara, Manney, Gray, & Wright, 2022). Essi hanno già messo in luce i loro punti di forza, mostrando di essere non solo utili per la previsione meteorologica (a breve termine) e climatica (a lungo termine) e per lo studio degli effetti del cambiamento climatico (Buizza et al., 2018), ma anche per le dirette applicazioni nei settori della salute pubblica e della sicurezza sociale (Di Napoli et al., 2023). Tra i modelli a scala globale, spicca il programma ERA5 (European ReAnalysis di quinta generazione) sviluppato nel 2020 dal Centro Europeo di Previsioni a Medio Termine (ECMWF) in collaborazione con il C3S (Copernicus Climate Change Service). Esso utilizza una risoluzione spaziale di  $0.25^\circ$  ( $\sim 31$  km), molto minore dei precedenti modelli ERA-40 ed ERA-Interim (Hersbach et al., 2020), e fornisce le condizioni al contorno per programmi di rianalisi regionali a risoluzione maggiore (come ERA5-Land e Copernicus European Regional ReAnalysis CERRA).

Lo schema di funzionamento del modello è il seguente: in due finestre di 12 ore ciascuna, una dalle 09.00 alle 21.00 UTC e l'altra dalle 21.00 alle 09.00 UTC del giorno successivo, ERA5 assimila i dati multi-componente provenienti da diverse fonti di osservazione (satelliti, radiosonde, stazioni meteorologiche, rilevazioni aeree ed altre) ad un ritmo orario; 9 ore dopo l'inizio della finestra, ossia alle 18.00 UTC nella prima e alle 06.00 UTC nella seconda, il programma inizia una breve previsione che viene continuamente aggiornata nell'assimilazione dei dati e che fornisce le stime di partenza per la previsione successiva. In questa maniera, il programma di rianalisi copre l'intero arco temporale senza lacune e sovrapposizioni,

garantendo continuità nella produzione dei dati. Questi ultimi sono poi resi disponibili online tramite il CDS (Common Data Source) e scaricabili direttamente in formato *.netcdf*. La latenza con cui i dati sono pubblicati è di 5 giorni rispetto alla data corrente. Dopo due mesi dalla pubblicazione i dati sono ancora passibili di modifiche, eventualmente comunicate ai fruitori del servizio di CDS. Al termine di questa finestra di controllo, il dato viene considerato come revisionato e definitivo.

Programmi di rianalisi su grande scala come ERA5 mostrano delle criticità qualora si voglia sfruttare i risultati da essi forniti per rappresentare fenomeni meteorologici e climatici su piccola e media scala (risoluzione spaziale  $\leq 10 \times 10 \text{ km}^2$ ) (Cavalleri et al., 2024). Un ulteriore livello di problematicità emerge se il territorio su cui il modello numerico di rianalisi svolge le sue previsioni è caratterizzato da una complessa orografia (Kaiser-Weiss et al., 2019). Infatti i modelli come ERA5 compiono operazioni di livellamento e filtraggio dell'orografia (Y. Wang, Wu, Yang, Peng, & Pan, 2022), che possono introdurre errori nel confronto con l'andamento reale del profilo terrestre - a dire il vero, quello ottenuto da modelli di elevazione digitale (DEM) ad alta risoluzione, come spiegato poi in Sez.3.2.

Questi fattori diventano particolarmente rilevanti nell'analisi di eventi di precipitazione su piccola scala, di natura convettiva e quindi fortemente legati alla topografia del territorio, e di breve estensione temporale, nella fattispecie di durata inferiore a 1 h (*subhourly events*). Le Alpi rappresentano proprio l'esempio di un territorio complesso sia dal punto di vista climatico che da quello orografico.

### 3.1 Dati di rianalisi: ERA5

I dati elaborati dal programma di rianalisi ERA5 sono disponibili online, su concessione del Copernicus Climate Change Service (C3S). Nello specifico, il set di dati di interesse "ERA5 hourly data on single levels from 1940 to present" è reperibile all'indirizzo <http://doi.org/10.24381/cds.adbb2d47> del Climate Data Store (CDS). Il programma fornisce una ricca serie di variabili atmosferiche, oceaniche e terrestri - tutte descritte nella documentazione di ECMWF (2016). Le variabili sono orarie, cioè riferite all'orario UTC specificato, e relative ai singoli pixel di dimensione  $0.25^\circ \times 0.25^\circ$  della risoluzione del modello numerico.

Il periodo su cui si è focalizzata l'attenzione è quello compreso tra gli anni 1979 e 2023 (inclusi), corrispondente alla finestra temporale più estesa per i dati forniti dalle stazioni meteorologiche (vedi Sez.3.2). La zona spaziale di interesse (arco alpino) è stata identificata nel rettangolo di estremi  $43^\circ\text{N} - 48.25^\circ\text{N}$  di latitudine e  $4.5^\circ\text{E} - 16.25^\circ\text{E}$  di longitudine, come visibile in Fig.1. Le variabili prese in esame sono:

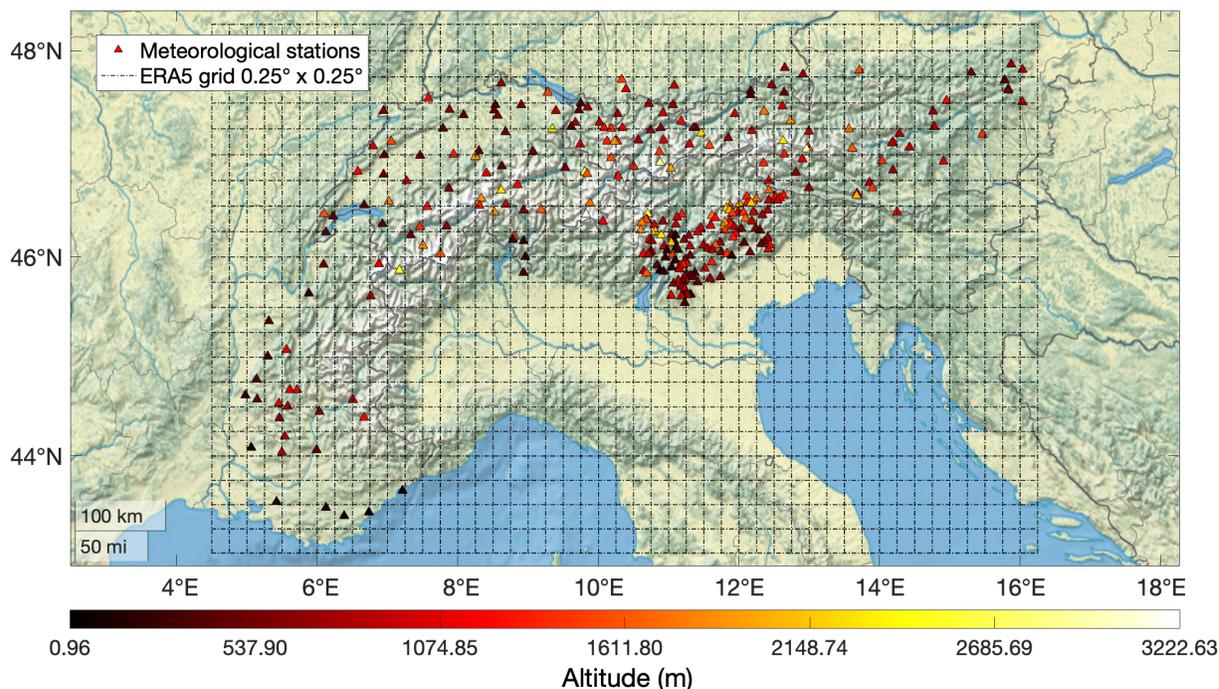
- **2 metres temperature** (t2m) è la temperatura dell'aria atmosferica calcolata all'altezza di 2 metri rispetto alla superficie. ERA5, come riportato nella documentazione di riferimento (ECMWF, 2016), estrapola il risultato interpolando il modello numerico impiegato nello strato più basso dell'atmosfera con quello adottato per la definizione della superficie della Terra. La variabile è fornita in Kelvin (K) e può essere convertita in gradi Celsius ( $^\circ\text{C}$ ) sottraendo 273.15. Il parametro è fornito a scansione oraria ed è *istantaneo*, cioè valido all'orario specificato - non è una media nella finestra oraria di riferimento ECMWF<sup>5</sup>.
- **Total precipitation** (tp) è il parametro che tiene conto dell'acqua (liquida o solida) che cade al suolo. Esso include sia quella proveniente dalle precipitazioni su grande scala, simulate dall'IFS (Integrated Forecast System) per formazione e dissipazione delle nuvole per risoluzioni spaziali maggiori del passo del reticolo, sia l'acqua delle piogge legate ai fenomeni convettivi modellizzati per risoluzioni spaziali minori del passo reticolare. Si misura in metri (m) ed è un parametro *cumulato*, cioè dato dalla somma dei valori misurati dall'istante di tempo  $t - 1 \text{ h}$  al tempo  $t$  di validità (si

<sup>5</sup>Nella documentazione di ERA5 (ECMWF) si riporta che un parametro istantaneo non può rappresentare la variabilità su breve scala temporale e ciò è intimamente connesso all'incapacità del programma di apprezzare fenomeni di estensione spaziale minore del passo della griglia, che è  $\sim 31 \text{ km}$ .

vedano le istruzioni dell'ECMWF). Il valore in metri corrisponde alla profondità che l'acqua caduta al suolo avrebbe se fosse omogeneamente distribuita su tutta la superficie del quadrato del reticolo<sup>6</sup>.

### 3.2 Dati delle osservazioni

Le stazioni meteorologiche da cui sono stati estrapolati i dati sono in totale 293 e provengono da diversi enti. La Provincia Autonoma di Trento e l'Agenzia Regionale per la Prevenzione e Protezione Ambientale del Veneto (ARPAV) hanno fornito i dati delle stazioni collocate in Trentino e Veneto; i dati delle stazioni svizzere appartengono all'ente MeteoSwiss e sono pubblicamente accessibili<sup>7</sup>; i dati delle stazioni francesi appartengono a Météo-France<sup>8</sup>; le rilevazioni in territorio austriaco, infine, provengono dall'istituto GeoSphere Austria<sup>9</sup>.



**Figura 1:** Mappa della zona geografica di interesse. La griglia in nero corrisponde alla risoluzione di ERA5  $0.25^\circ \times 0.25^\circ$  e si estende in latitudine da  $43^\circ\text{N}$  a  $48.25^\circ\text{N}$  e in longitudine da  $4.5^\circ\text{E}$  a  $16.25^\circ\text{E}$ . Le stazioni meteorologiche da cui si sono ottenuti i dati processati sono colorate in base alla loro altitudine (in metri, barra in basso) ottenuta dal modello digitale ad alta risoluzione EU-DEM.

Per ciascuna stazione, si è disposto di più serie di dati precedentemente processati secondo il seguente schema: periodo di riferimento in anni [*aaaa, aaaa*], numero medio annuo di giorni di pioggia  $n_{\text{wet}}$  nel periodo di riferimento, temperatura media  $\mu$  e scarto quadratico medio  $\sigma$  delle temperature giornaliere durante i giorni di pioggia rilevati (si veda la sezione Sez.4.2 per comprenderne il significato matematico). Le diverse serie di dati seguono la divisione stagionale proposta da (Marra et al., 2024), che prevede la definizione del periodo annuale (da Gennaio a Dicembre) e delle due diverse stagioni estiva (da Maggio ad Ottobre) ed invernale (da Novembre ad Aprile). Il periodo di riferimento complessivo si estende dal 1979

<sup>6</sup>La stessa fonte suggerisce di prestare particolare attenzione nel confrontare tale parametro con le osservazioni, spesso definite con una risoluzione molto maggiore (ECMWF).

<sup>7</sup>Dati delle stazioni di MeteoSwiss: <https://gate.meteoswiss.ch/idaweb>.

<sup>8</sup>Dati delle stazioni di Météo-France: [https://donneespubliques.meteofrance.fr/?fond=produit&id\\_produit=92&id\\_rubrique=37](https://donneespubliques.meteofrance.fr/?fond=produit&id_produit=92&id_rubrique=37).

<sup>9</sup>Dati delle stazioni di GeoSphere Austria: <https://data.hub.geosphere.at/dataset/klima-v1-10min>.

al 2023, ma in realtà ogni stazione presenta i propri estremi temporali, in base alle proprie caratteristiche di rilevazione.

Il dato di altitudine delle stazioni è stato ottenuto tramite il modello digitale di elevazione (DEM) fornito dall’Unione Europea EU-DEM (EU, 2014). Si tratta di un modello particolarmente preciso che cattura, con una risoluzione orizzontale di 30 m, l’altitudine dei punti sulla superficie terrestre in corrispondenza dei 39 stati membri dell’Agenzia Ambientale Europea e di altri paesi collaboratori, interpolando misure radar con misure satellitari di emissione e riflessione termica.

## 4 Analisi e risultati

Avendo a disposizione le coordinate delle singole stazioni meteorologiche, si è verificato all’interno di quale pixel della griglia  $0.25^\circ \times 0.25^\circ$  della risoluzione di ERA5 ognuna di loro ricadesse. Il risultato è quello illustrato graficamente in Fig.1, in cui la griglia spaziale del programma di rianalisi è sovrapposta alla posizione delle stazioni meteorologiche utilizzate. La figura riporta anche l’altitudine delle diverse stazioni estrapolata dal DEM descritto in Sez.3.2. Qui si sottolinea la distribuzione non omogenea delle elevazioni, sintomo dell’articolata orografia del territorio alpino.

Nei soli punti di interesse della griglia (cioè con un numero di stazioni non nullo) si è estrapolata l’intera serie temporale di dati di rianalisi di temperatura  $t2m$  e di precipitazione  $tp$ . Le variabili orarie scaricate dal CDS sono quelle relative al periodo che si estende dal 1979 (00.00 UTC del 1 gennaio) al 2023 (23.00 UTC 31 dicembre).

Dalle serie complessive sono stati ricavati i dati giornalieri, tenendo conto della diversa definizione dei parametri secondo le indicazioni fornite dalla documentazione riportata nel CDS (ECMWF). Per la variabile di temperatura è stata eseguita la media aritmetica tra le temperature orarie (*istantanee*) nelle 24 h del giorno corrispondente, ossia dalle 00:00 UTC alle 23:00 UTC; per la precipitazione è stato calcolato il dato aggregato di precipitazione complessiva come somma dei valori orari (*cumulati*) dalle 01:00 UTC del giorno considerato alle 00:00 UTC del giorno seguente:

$$T_{\text{day}} = \frac{1}{24} \sum_{i=0}^{23} t_i \quad P_{\text{day}} = \sum_{i=1}^{24} p_i$$

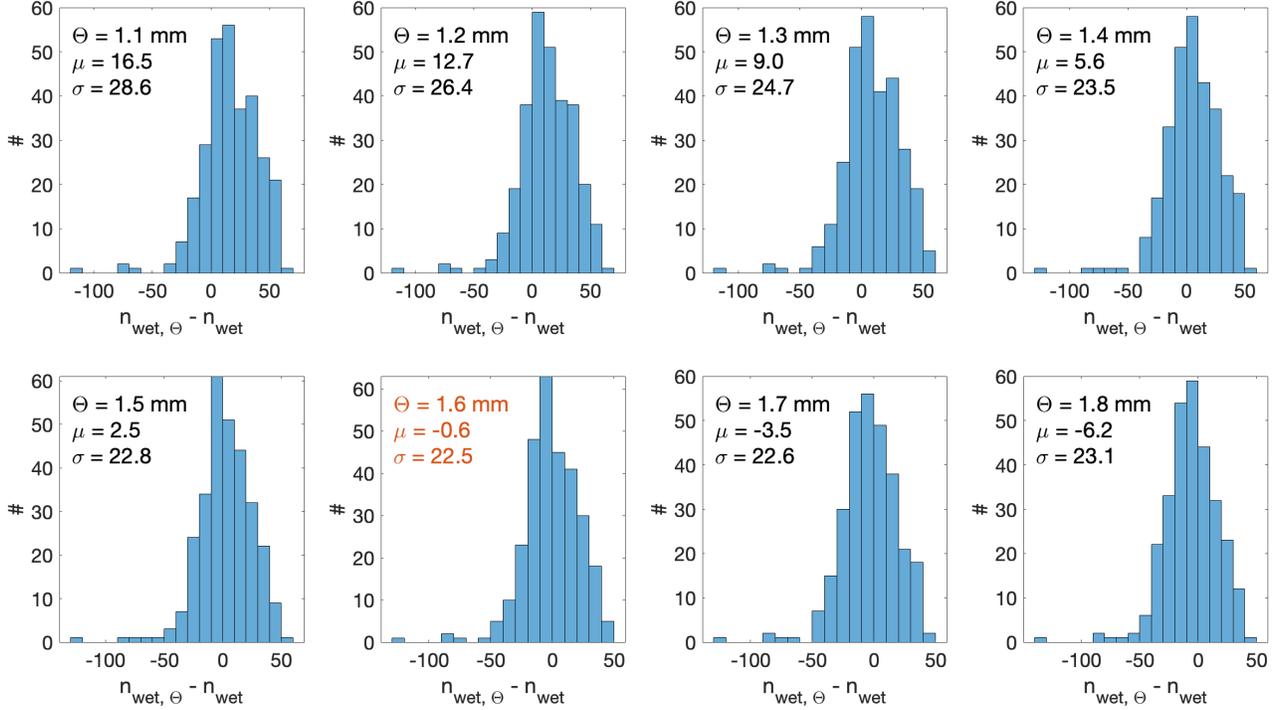
L’indice  $i$  nelle due formule sopra sta ad indicare l’ora a cui esse sono riferite.

La scelta della finestra temporale da tenere in considerazione per ricavare la variabile di temperatura  $T_{\text{day}}$  differisce leggermente da quella adottata nell’analisi di Marra et al. (2024). Qui infatti si consideravano le 24 ore antecedenti al fenomeno di massima precipitazione - “picco” - di una specifica durata  $D$  (in genere, 10 minuti). Tuttavia nello stesso documento viene sottolineato che, allo scopo di proiettare le variazioni della distribuzione di temperatura nelle 24 ore precedenti il picco di precipitazione,  $g(T)$  può essere approssimata dalla distribuzione delle temperature giornaliere dei giorni bagnati, cioè dei giorni in cui si rileva pioggia oltre una certa soglia (si veda la sezione successiva Sez.4.1). Ciò è in accordo con altri studi (Ali, Fowler, et al., 2021) ed offre un vantaggio non indifferente ai fini dell’analisi. Si evita così di introdurre un’ulteriore fonte di incertezza nella previsione dei picchi di precipitazione da parte di ERA5 (che per la simulazione non possono essere di durata  $D < 1 h$  data la risoluzione temporale) e si sfrutta la più immediata disponibilità delle stime giornaliere, di facile impiego nello studio dei trend sul lungo periodo.

### 4.1 Definizione dei “giorni bagnati” in ERA5

Sono state definite diverse soglie  $\Theta_i$  al di sopra delle quali applicare la definizione di “giorno bagnato” (*wet day*), ossia un giorno con quantità di precipitazione superiore al valore specificato  $P_{\text{day}} \geq \Theta_i$ . Le soglie

prese in considerazione sono i valori da 0.1 mm a 2 mm, calcolati a passi da 0.1 mm. Si evidenzia che la soglia più bassa di 0.1 mm corrisponde alla soglia minima di registrazione di molte stazioni meteorologiche, mentre la soglia di 1 mm è quella adottata dalla WMO nella definizione di “giorno con precipitazione” (WMO, 2017).



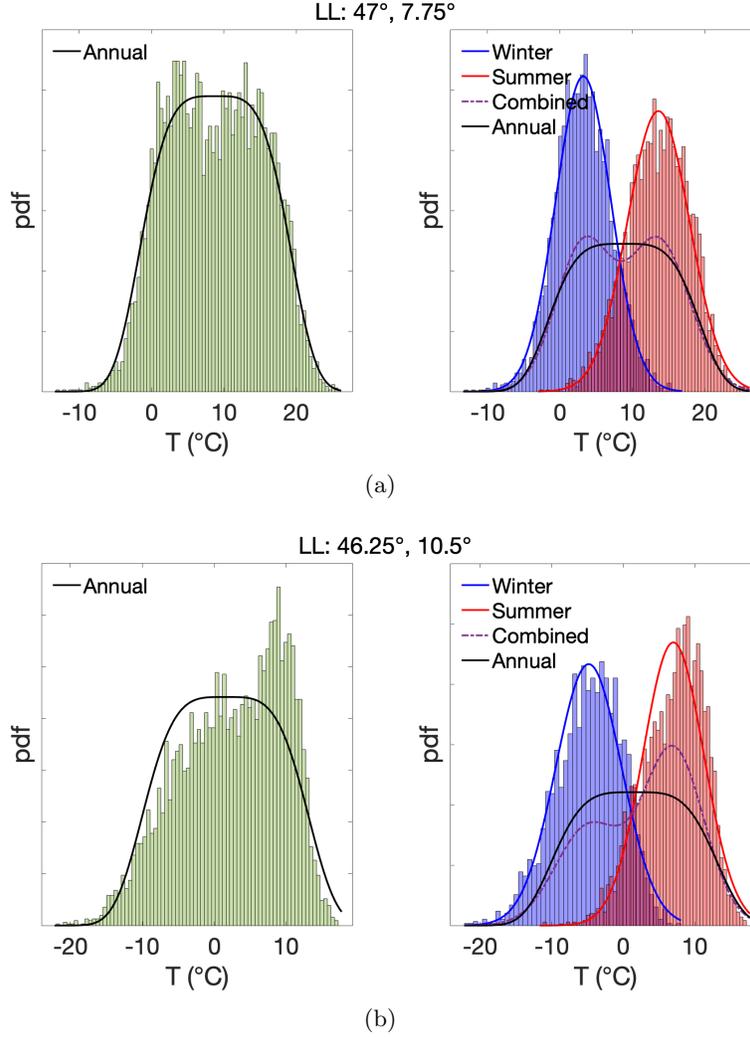
**Figura 2:** Istogrammi delle differenze tra i giorni bagnati definiti con le diverse soglie  $\Theta_i$  (da 1.1 mm a 1.8 mm) e quelli di riferimento per ogni stazione. Si indicano anche il valore medio  $\mu$  e lo scarto quadratico medio  $\sigma$  per ciascuna soglia. In arancione sono evidenziati i valori in prossimità del valore definitivo  $\Theta = 1.6$  mm.

Sulla base delle diverse soglie, si è computato il numero medio annuo di giorni bagnati  $n_{\text{wet, ERA5}}$  in ogni pixel della risoluzione di ERA5. I risultati sono stati poi confrontati con il numero medio annuo di giorni bagnati  $n_{\text{wet}}$  registrato da ogni stazione meteorologica. La Fig.2 illustra gli istogrammi ottenuti per le soglie da 1.1 mm a 1.8 mm; sull’asse delle ascisse è riportato lo scarto  $n_{\text{wet, ERA5}} - n_{\text{wet}}$ . Il valore più adeguato è stato valutato sulla base della minor discrepanza rispetto alle osservazioni. Si è scelta pertanto  $\Theta = 1.6$  mm, in quanto avente valore medio prossimo a zero  $\mu = -0.6$  e minimo scarto quadratico medio (RMSE)  $\sigma = 22.5$ . La scelta di questo valore, diversa da quella standardizzata di 1 mm, potrebbe essere giustificata dalla già osservata sovrastima dei giorni con precipitazione riprodotti da ERA5 sulle Alpi, fenomeno noto come “wet bias” (Bandhauer et al., 2022).

## 4.2 Distribuzioni di temperatura in ERA5

Trovata  $\Theta$ , si è tenuto conto delle sole temperature giornaliere ( $T_{\text{day}}$ , d’ora in poi solo  $T$ ) nei giorni bagnati e sono state ricavate le distribuzioni di temperatura (istogrammi normalizzati al numero totale di entrate). In Fig.3 si mostrano due esempi rappresentativi dei 152 grafici ottenuti, uno per ogni pixel di interesse.

La distribuzione complessiva, presentata in Fig.3(a) e (b) a sinistra, è stata interpolata con una gaussiana



**Figura 3:** Le due figure mostrano le distribuzioni di probabilità della temperatura (in °C) durante i giorni bagnati, nel pixel di ERA5 corrispondente - 47°,7.75° per (a) e 46.25°,10.5° per (b). Il fit complessivo eseguito sui dati annuali (parte sinistra) è quello di una gaussiana generalizzata Eq.4. Le due distribuzioni di temperatura (parte destra) in inverno (blu) ed in estate (rosso) sono interpolate con due funzioni gaussiane Eq.5. La combinazione delle due curve è ottenuta pesando ciascuna funzione per il numero di giorni bagnati invernali (estivi) sul totale ed è messa a confronto con il fit generalizzato.

generalizzata con parametro di forma pari a 4 - così come eseguito da Marra et al. (2024) - di equazione:

$$g_{\text{ann}}(T) = \frac{2}{\sigma \cdot \Gamma(1/4)} \cdot \exp \left[ - \left( \frac{T - \mu}{\sigma} \right)^4 \right] \quad (4)$$

Il pedice “ann” sta ad indicare che la distribuzione di temperature è riferita al periodo annuale. I parametri  $\mu$  e  $\sigma$  che compaiono nella formula sono ancora definiti come la media e la deviazione standard della funzione di Gauss (generalizzata) e sono stimati con il metodo della massima verosimiglianza (Loreti, 2006), per il quale si rimanda alla fine del paragrafo per una descrizione più dettagliata.

Allo stesso tempo, si sono separate le distribuzioni di temperatura nei periodi invernale (da Novembre ad Aprile) ed estiva (da Maggio ad Ottobre), visibili in figura Fig.3 a destra. Tale strategia viene suggerita dall’andamento del profilo della distribuzione di probabilità complessiva, che nella maggior parte dei casi

presenta due picchi facilmente distinguibili. Ciò conferma quanto già osservato da Marra et al. (2024), che hanno proposto la stessa suddivisione stagionale. Sui due istogrammi ottenuti sono stati eseguiti due fit gaussiani (normali) distinti, sempre adottando il metodo della massima verosimiglianza:

$$g_{w,s}(T) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \cdot \exp \left[ - \left( \frac{T - \mu}{\sigma} \right)^2 \right] \quad (5)$$

I pedici “w” e “s” indicano che la distribuzione si riferisce rispettivamente alle stagioni di inverno (Winter) ed estate (Summer). La combinazione delle due distribuzioni  $g_c$ , rappresentata dalla linea tratteggiata in violetto in Fig.3 a destra, è stata ottenuta pesando opportunamente i valori della curva invernale  $g_w$  (estiva  $g_s$ ) con il numero di giorni bagnati invernali  $n_{\text{wet},w}$  (estivi  $n_{\text{wet},s}$ ) sul totale:

$$g_c(T) = \frac{n_{\text{wet},w}}{n_{\text{wet}}} g_w + \frac{n_{\text{wet},s}}{n_{\text{wet}}} g_s \quad (6)$$

In Fig.3 a destra è mostrata anche la sovrapposizione con il fit generalizzato  $g_{\text{ann}}$ . Se la figura Fig.3(a) illustra un esempio di buon accordo con le distribuzioni teoriche, la Fig.3(b) vuole essere indicativa delle discrepanze talora osservate. In quest’ultimo caso, ad esempio, si ha una notevole preponderanza di giorni di pioggia estivi, con la media annuale estiva di giorni bagnati  $n_{\text{wet}}$  superiore a quella invernale per più del 60 %.

In ogni caso, si evidenzia che la divisione delle distribuzioni dei due periodi invernale ed estivo permette di ovviare al problema dell’accordo non sempre accurato con il fit generalizzato di Eq.4. Si recupera qui l’interpretazione attribuita alla scelta di questa forma funzionale data da Marra et al. (2024): la gaussiana generalizzata rappresenta una distribuzione di temperatura su scala annuale, che nel parametro di scala  $\sigma$  (deviazione standard) contiene informazione non solo sulla dispersione delle temperatura durante le due stagioni, ma anche della distanza tra le due temperature medie invernale ed estive (una sorta di *escursione termica annuale media*).

Prima di procedere, si vuole puntualizzare il metodo adottato nella stima dei parametri delle distribuzioni di Eq.4 e Eq.5, ossia il *metodo della massima verosimiglianza*. Esso prevede innanzitutto la costruzione della funzione di verosimiglianza, definita come:

$$L(x_1, x_2, \dots, x_N; \theta) = \prod_{i=1}^N f(x_i; \theta) \quad (7)$$

che rappresenta la densità di probabilità dell’evento dato dall’essere  $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N)$  il set di parametri che meglio descrive la funzione interpolante, sotto l’ipotesi che la N-upla di valori sperimentali a disposizione sia quella data dal set di osservazioni indipendenti  $x_1, x_2, \dots, x_N$  (Loreti, 2006). Nel caso specifico di Eq.4 e Eq.5, i valori  $\{x_i\}_{i=1}^N$  sono rappresentati dalle temperature osservate in Fig.3 e i parametri dalla coppia  $(\mu, \sigma)$ . Massimizzando la funzione di verosimiglianza di Eq.7, o equivalentemente massimizzando la log-verosimiglianza  $\ln L^{10}$ , si ottiene la miglior stima dei parametri  $\hat{\theta}$ :

$$\left. \frac{dL}{d\theta} \right|_{\theta=\hat{\theta}} = 0 \quad \left. \frac{d^2L}{d\theta^2} \right|_{\theta=\hat{\theta}} < 0$$

Si può dimostrare (Loreti, 2006) che la stima di massima verosimiglianza  $\hat{\theta}$  coincide con la stima più efficiente e consistente possibile, ossia quella che tende asintoticamente - al crescere della numerosità del campione N - al valore vero  $\theta^*$  relativo alla distribuzione della popolazione. Riadattando tale procedura illustrata al caso di interesse, la funzione  $L$  è stata costruita con le funzioni di probabilità di Eq.4 e

<sup>10</sup>La funzione  $y = \ln x$  è strettamente crescente, quindi la funzione log-verosimiglianza ha lo stesso punto di massimo della funzione verosimiglianza.

Eq.5, per poi ricavare le stime dei parametri  $\mu$  e  $\sigma$  massimizzando  $\ln L$  rispetto ad essi. Il vantaggio dato dall'utilizzo della log-verosimiglianza è che tale funzione è data - per le proprietà della funzione logaritmica - dalla somma di contributi e non dalla loro produttoria (come in Eq.7), il che si traduce in un minor costo computazionale.

### 4.3 Distribuzioni di temperatura in ERA5: confronto con le osservazioni

L'analisi di Sez.4.1 e Sez.4.2 è stata svolta sia sui dati ottenuti da ERA5 sia su quelli ricavati dalle osservazioni. Per questi ultimi, sono state quindi determinate le distribuzioni empiriche di temperatura nei giorni bagnati  $g_{\text{ann}}$ ,  $g_w$  e  $g_s$  registrate dalle varie stazioni meteorologiche in esame, al fine di confrontarle direttamente con le distribuzioni ricavate dai dati di rianalisi. I confronti dei parametri di interesse  $\mu$ ,  $\sigma$  e  $n_{\text{wet}}$  con i valori estrapolati dal processamento dei dati di rianalisi sono riportati in Fig.4.

Per tutti e tre i periodi (annuale, invernale ed estivo) si mostrano gli scarti (*bias*) tra i valori ricavati dai dati di ERA5 e quelli ottenuti dalle osservazioni - normalizzati al valore osservato nel caso di  $n_{\text{wet}}$  e di  $\sigma$ .

$$\text{bias}_{n_{\text{wet}}} := \frac{n_{\text{ERA5}} - n_{\text{obs}}}{n_{\text{obs}}} \quad (8)$$

$$\text{bias}_{\mu} := \mu_{\text{ERA5}} - \mu_{\text{obs}} \quad (9)$$

$$\text{bias}_{\sigma} := \frac{\sigma_{\text{ERA5}} - \sigma_{\text{obs}}}{\sigma_{\text{obs}}} \quad (10)$$

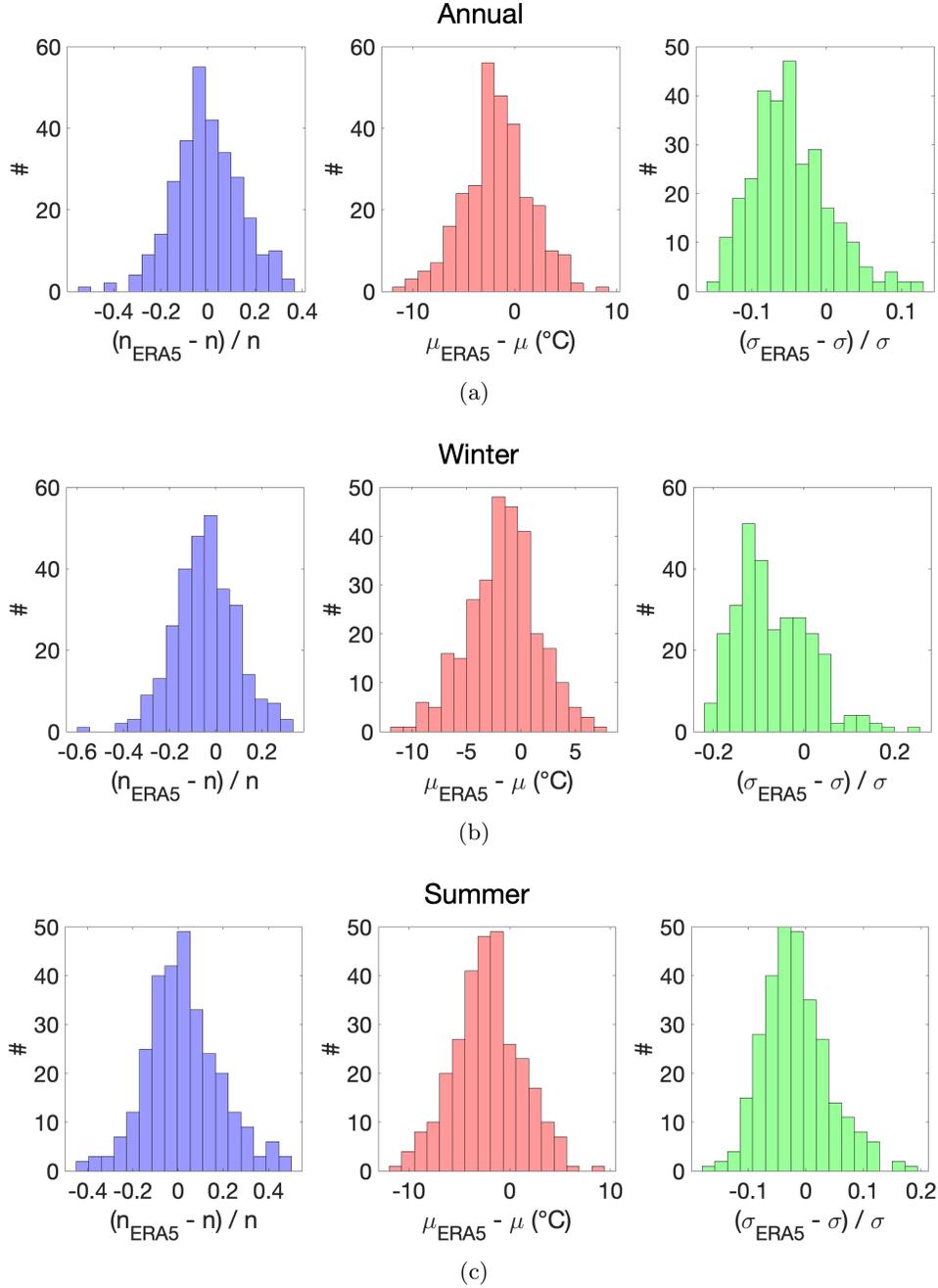
Valori negativi degli scarti indicano quindi una sottostima del parametro da parte di ERA5, mentre valori positivi una sovrastima.

La tabella Tab.1 riporta i valori medi dei bias computati. Si osserva che con le distribuzioni ottenute con ERA5 si tende a sottostimare sistematicamente il valore di temperatura media durante i fenomeni di pioggia  $\mu$ , con una discrepanza media che è massima nel periodo estivo ( $-2.3$  °C). Anche la deviazione standard  $\sigma$  (cioè il parametro stimato a partire da Eq.4 e Eq.5), legata alla dispersione delle temperature durante il periodo di riferimento, presenta discrepanze notevoli. Nel periodo invernale i dati di ERA5 riproducono un bias medio del 7 %, ma dalla Fig.4 si evince che sussistono differenze ben maggiori che superano talvolta il  $\pm 20$  %. In estate il confronto migliora e il bias medio è del  $-1.8$  %. In ogni caso, il programma di rianalisi sembra avere difficoltà nel cogliere appieno la variabilità delle temperature nei giorni di pioggia. Per quanto riguarda il numero di giorni bagnati  $n_{\text{wet}}$ , la separazione dei due periodi stagionali porta a discrepanze di verso opposto, con una sottostima del  $-4.3$  % in inverno ed una sovrastima del 2.2 % in estate.

BIAS	$n_{\text{wet}}$	$\mu$	$\sigma$
Annuale	-0.4 %	-1.7 °C	-4.8 %
Invernale	-4.3 %	-1.7 °C	-7.0 %
Estivo	2.2 %	-2.3 °C	-1.8 %

**Tabella 1:** Bias medi calcolati tra i valori ottenuti dall'analisi dei dati di ERA5 e quelli ottenuti dalle osservazioni. Gli scarti su  $n_{\text{wet}}$  e  $\sigma$  sono espressi in percentuale perché sono normalizzati al valore "vero" (osservazioni); lo scarto di  $\mu$  è invece assoluto ed è espresso in gradi Celsius °C.

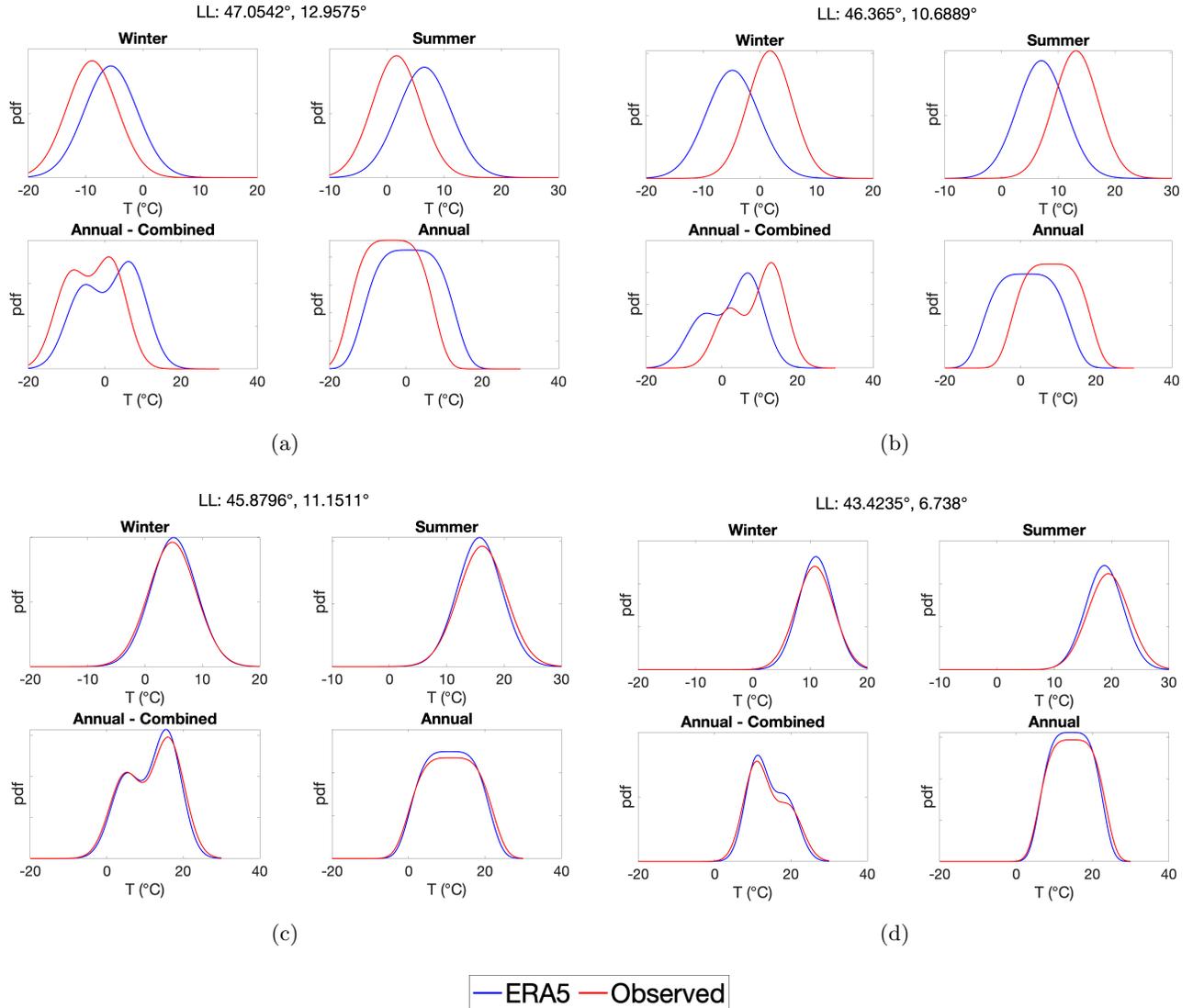
Nella figura Fig.5 si riporta per maggior chiarezza il confronto diretto tra le distribuzioni di temperatura ottenute da ERA5 e quelle empiriche. I pannelli (a) e (b) riportano i casi di un accordo poco accurato: ERA5 rispettivamente sovrastima temperatura media e deviazione standard in un caso (a) e sottostima la temperatura media nell'altro (b). I pannelli (c) e (d), al contrario, riportano due casi di buon accordo qualitativo.



**Figura 4:** Scarti tra i parametri  $\mu$ ,  $\sigma$  e  $n_{\text{wet}}$  ricavati dai dati di rianalisi (ERA5) e quelli ottenuti dalle osservazioni.  $\mu$  e  $\sigma$  rappresentano la media e la deviazione standard di un fit gaussiano generalizzato (a) oppure di un fit gaussiano (b) e (c). In generale, si osserva la sottostima delle medie di temperatura  $\mu$  e della dispersione delle temperature  $\sigma$ .

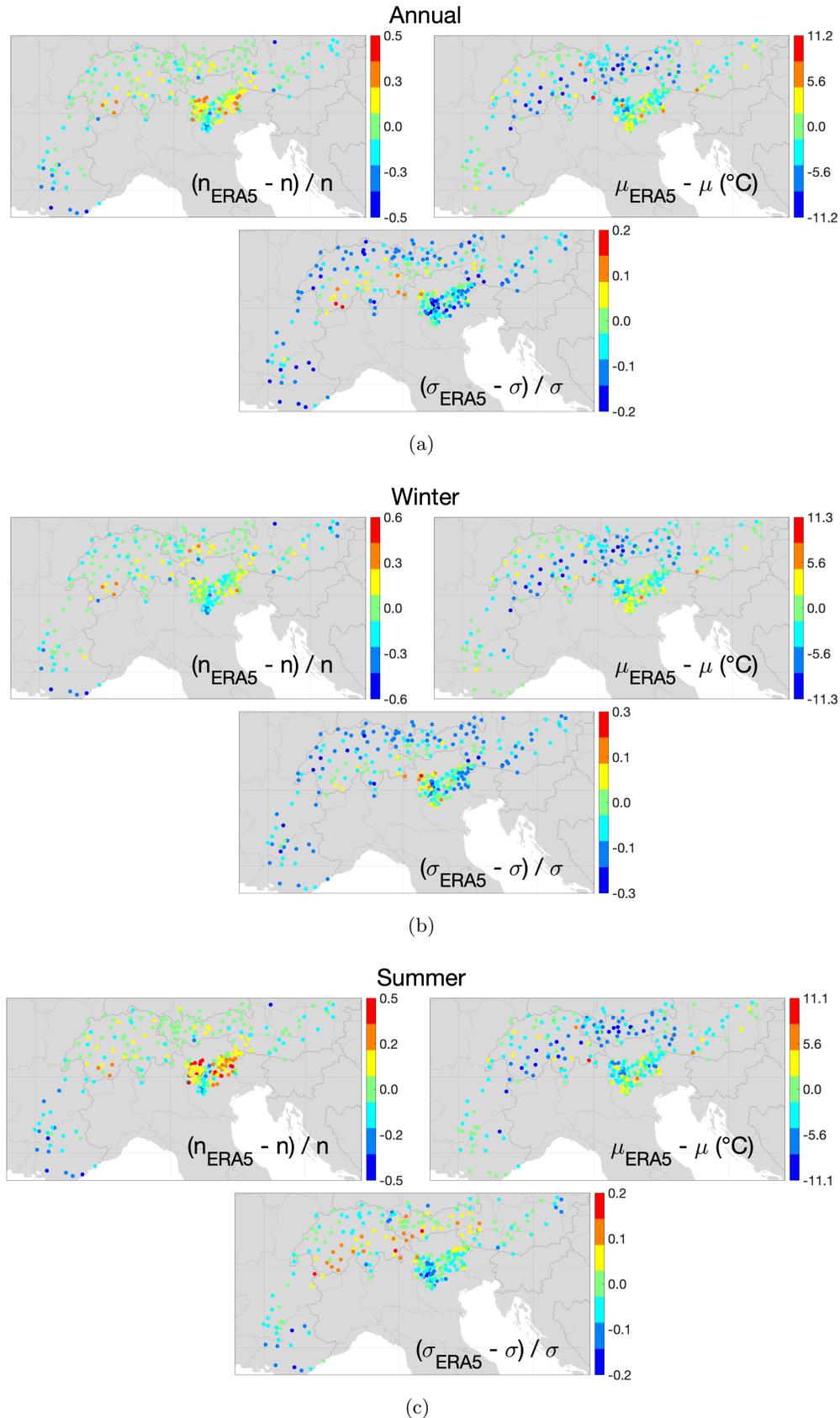
Diversi fattori potrebbero contribuire alle discrepanze osservate. Innanzitutto, si potrebbe optare per una divisione stagionale distinta da quella di Marra et al. (2024) e illustrata all'inizio di Sez.4.2. A titolo di esempio, Cavalleri et al. (2024) propongono la partizione secondo le quattro stagioni (inverno DJF, primavera MAM, estate JJA, autunno SON<sup>11</sup>). Tuttavia questa procedura comunque lascerebbe invariati i bias osservati sul periodo annuale, cioè gli scarti della temperatura media di  $-1.7\text{ }^\circ\text{C}$  e della

<sup>11</sup>Le lettere in maiuscolo fanno riferimento alle iniziali dei mesi in lingua inglese.



**Figura 5:** Distribuzioni di temperatura durante i giorni bagnati ottenute a partire dai dati di rianalisi ERA5 (blu) sovrapposte alle distribuzioni ottenute dai dati osservati (rosso). In ogni pannello si riportano (in senso orario): la distribuzione gaussiana delle temperature invernali  $g_w$ ; la distribuzione gaussiana delle temperature estive  $g_s$ ; le distribuzione gaussiana generalizzata delle temperature annuali  $g_{ann}$ ; la distribuzione di probabilità annuale ottenuta combinando le gaussiane invernali ed estive in base al numero dei giorni bagnati  $g_c$ . La posizione geografica della stazione con cui si è effettuato il confronto è riportata nell'intestazione di ogni pannello.

deviazione standard  $\sigma$  (parametro di scala della gaussiana generalizzata Eq.4) di  $-4.8\%$ . Di conseguenza, risulta più conveniente valutare l'influenza di altre variabili. Tra le scelte possibili, Scherrer (2020) e gli stessi Cavalleri et al. (2024) considerano l'altitudine delle stazioni come un parametro imprescindibile nello studio della performance dei programmi di rianalisi su territori ad orografia complessa come l'arco Alpino.



**Figura 6:** Mappe geografiche in cui si riportano le stazioni di interesse colorate in base ai valori dei bias  $v_{\text{ERA5}} - v_{\text{obs}}$ , dove  $v_{\text{ERA5}}$  rappresenta il valore del parametro  $n_{\text{wet}}$ ,  $\mu$  o  $\sigma$  determinato a partire dai dati di ERA5, mentre  $v_{\text{obs}}$  quello relativo alle osservazioni. Gli scarti su  $n_{\text{wet}}$  e  $\sigma$  sono normalizzati al valore osservato.

#### 4.4 Distribuzioni di temperatura in ERA5: dipendenza dall'altitudine

Le mappe in Fig.6 riportano i valori dei bias di Fig.4 per le singole stazioni, mostrate nella loro collocazione geografica. Si riconoscono dei pattern ricorrenti. Nella parte orientale del nord Italia, oltre circa  $10^\circ E$  di longitudine, si concentrano gli scarti negativi di maggior entità nel periodo annuale (a) ed invernale (b) per i valori di  $\mu$  e di  $\sigma$ ; questa tendenza è parzialmente invertita in estate (c), in cui è il lato occidentale a mostrare le discrepanze maggiori su  $\mu$  ma di segno opposto. Ritornando alla cartina geografica Fig.1 si può di fatto osservare come la maggior parte delle stazioni considerate ad altitudine maggiore di 500 m (circa il 60 %) si concentri proprio nel lato orientale, sul confine tra Veneto e Trentino-Alto Adige. Inoltre si sottolinea che stazioni interne ad uno stesso pixel di ERA5 mostrano spesso discrepanze di valore diverso. Ciò è frutto della risoluzione a grana grossa (*coarse-grained*) di ERA5, i cui valori all'interno di ogni pixel di lato  $\sim 31$  km (ECMWF, 2016) non rappresentano medie spaziali, come più volte sottolineato nella documentazione ufficiale.

Un'analisi più quantitativa è offerta in Fig.7, dove si riportano i grafici a dispersione dei bias in funzione dell'altitudine delle stazioni meteorologiche considerate, espresse in metri m. In ogni pannello si riportano anche i coefficienti di correlazione computati per determinare il legame esistente tra le due grandezze in ascissa ed ordinata.

Dette  $x$  e  $y$  due variabili aleatorie generiche, descritte da due campioni di  $N$  valori  $\{x_i\}_{i=1}^N$  e  $\{y_i\}_{i=1}^N$  con medie  $\hat{x}$  e  $\hat{y}$ , si ricorre alla definizione dei coefficienti di correlazione di Pearson e di Spearman:

- il coefficiente di correlazione lineare di Pearson  $r_P$  è indicatore di un'eventuale relazione lineare esistente tra le variabili:

$$r_P = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x})(y_i - \hat{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x})^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y})^2}} \quad (11)$$

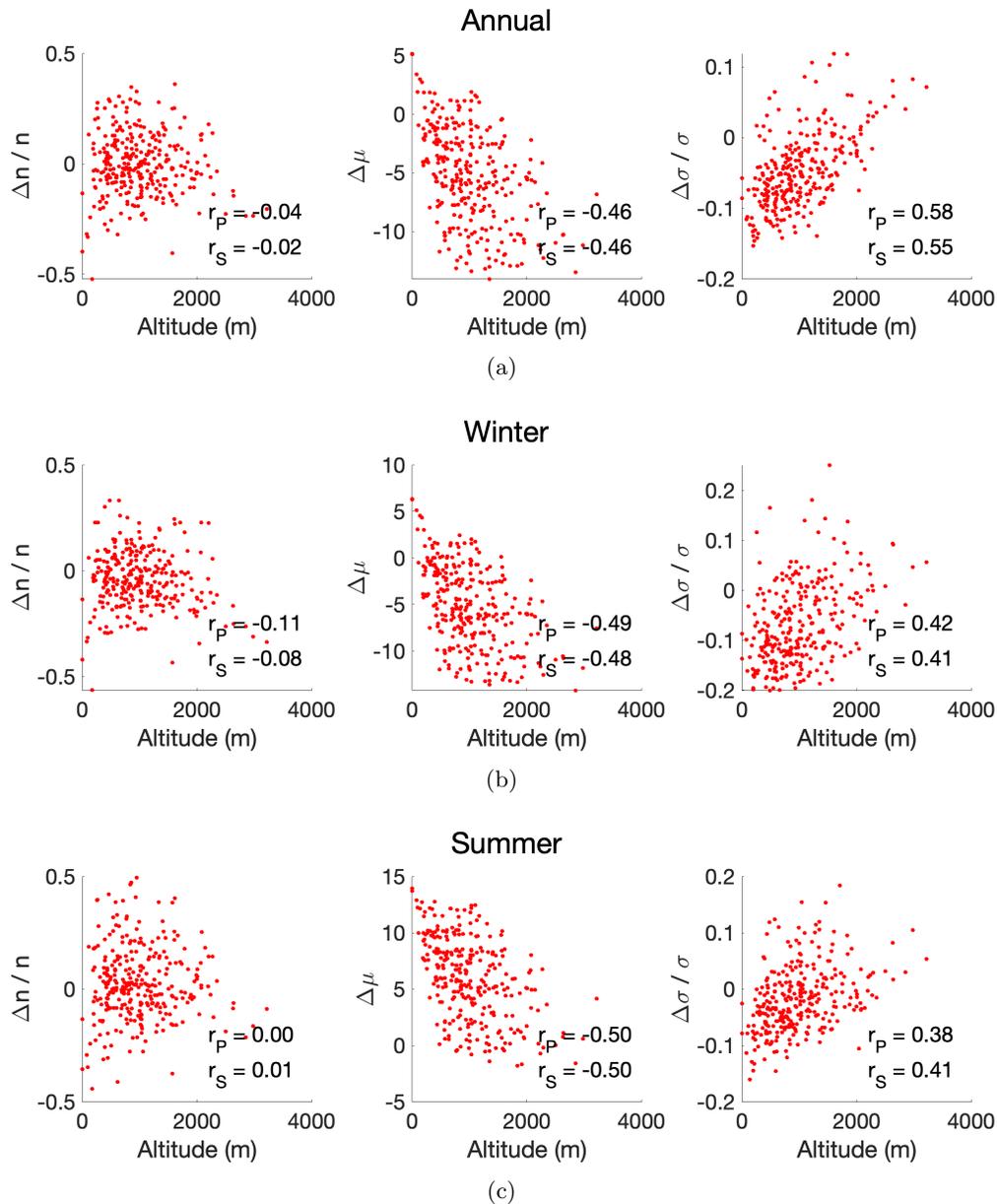
Esso assume valori nell'intervallo  $[-1; +1]$ , dove -1 indica la totale anti-correlazione e +1 la totale correlazione.

- il coefficiente di correlazione di Spearman  $r_S$  è indice dell'esistenza di una relazione monotona, non necessariamente lineare, tra le due variabili. È detto anche indice di correlazione per ranghi perché tiene conto dell'ordinamento dei dati in ordine crescente: a ciascun dato viene così assegnato un rango  $p_i$  (per le ascisse) e  $q_i$  (per le ordinate) e si computa il coefficiente di correlazione lineare di Pearson tra essi. Una formula compatta permette di esprimere  $r_S$  in funzione delle differenze tra ranghi  $D_i = p_i - q_i$ :

$$r_S = 1 - \frac{6 \sum_i D_i^2}{N(N^2 - 1)} \quad (12)$$

Anch'esso assume valori nel range  $[-1; +1]$ .

Dai valori ottenuti in Fig.7 si evince che la correlazione è molto debole per quanto riguarda le discrepanze osservate sul numero dei giorni bagnati  $n_{\text{wet}}$  Eq.8 in tutti e tre i periodi (pannelli a sinistra nelle tre righe); il valore più alto è quello osservato nel periodo invernale  $r_P = -0.11$ , indice di una debole anti-correlazione lineare (quella di Spearman è appena inferiore con  $r_S = -0.08$ ). Diverso è invece il discorso per la temperatura media  $\mu$  e la deviazione standard  $\sigma$ , i cui bias sono riportati rispettivamente nei pannelli centrali e in quelli di destra delle tre righe di Fig.7. L'anti-correlazione osservata sullo scarto della media Eq.9 si attesta in tutti e tre i casi sul valore di  $r_P \sim r_S \approx -0.50$ . Ad altitudini elevate, circa  $> 500$  m, si concentrano le discrepanze più rilevanti di segno negativo nel periodo annuale ed invernale; nel periodo estivo, invece, la tendenza è invertita con forti bias positivi a bassa quota. Su  $\sigma$  si osserva invece la tendenza opposta, ossia una consistente correlazione positiva, massima sul periodo annuale ( $r_P = 0.58$ ,  $r_S = 0.55$ ) e inferiore in inverno ed estate ( $r_P = 0.42$ ,  $r_S = 0.41$  inverno;  $r_P = 0.38$ ,  $r_S = 0.41$  estate). Alcune di queste osservazioni sono già state apprezzate qualitativamente dalle mappe di Fig.6. Si nota infine come i coefficienti di correlazione  $r_P$  e  $r_S$  siano sempre tra loro confrontabili. L'indice di



**Figura 7:** Grafici a dispersione dei bias in funzione dell'altitudine delle stazioni a cui fanno riferimento.  $\Delta\mu$  è misurata in  $^{\circ}C$ , mentre le discrepanze relative  $\Delta n/n$  e  $\Delta\sigma/\sigma$  sono adimensionali. Ogni pannello riporta anche i coefficienti di correlazione lineare di Pearson  $r_P$  e di correlazione di Spearman  $r_S$ .

Spearman  $r_S$  cerca di quantificare il grado di monotonia per variabili casuali ordinali (cioè che possono essere ordinate) ed il fatto che il suo valore sia molto alto indica che la crescita è monotona. Ciò trova conferma nel valore di  $r_P$ .

Come anticipato, diversi studi (Cavalleri et al., 2024; Scherrer, 2020) hanno messo in luce la dipendenza dei dati di ERA5 dall'altitudine, evidenziando una deviazione sistematica dei dati di rianalisi rispetto alle osservazioni meteorologiche sulle Alpi italiane. Infatti i modelli numerici come ERA5 eseguono un processo di livellamento e filtraggio della superficie terrestre ECMWF (2016) che può essere fonte di errore nel confronto diretto con modelli digitali di elevazione (DEM) (Y. Wang et al., 2022). Una conseguenza diretta di queste approssimazioni è che i dati empirici delle singole stazioni meteorologiche potrebbero non essere rappresentativi dei valori di cella forniti dal programma di rianalisi.

Per venire incontro a queste problematiche sono state adottate alcune strategie in letteratura. In primo luogo, Cavalleri et al. (2024) suggeriscono di riscaldare i dati delle temperature osservate ad una griglia perfettamente analoga a quella su cui opera il programma di rianalisi. In questo modo il valore utile di temperatura è il risultato dell'interpolazione tra i dati provenienti dalle stazioni interne alla stessa cella di griglia di ERA5. L'approccio è tuttavia applicabile qualora si abbia una elevata densità di stazioni all'interno della cella stessa, oltre che una copiosa disponibilità di rilevazioni provenienti da esse<sup>12</sup>. Successivamente, si può operare una suddivisione dei dati a diversa altitudine, in modo da valutare l'esistenza di una relazione sistematica con l'andamento orografico del terreno rappresentato. Ad esempio Scherrer (2020) suggerisce una distinzione tra i dati di temperatura a bassa elevazione ( $< 1000$  m) e dati ad alta quota ( $> 1000$  m), mentre Cavalleri et al. (2024) effettuano una divisione per fasce di 300 m di altitudine.

#### 4.5 Variazioni delle distribuzioni di temperatura in ERA5: confronto con le osservazioni

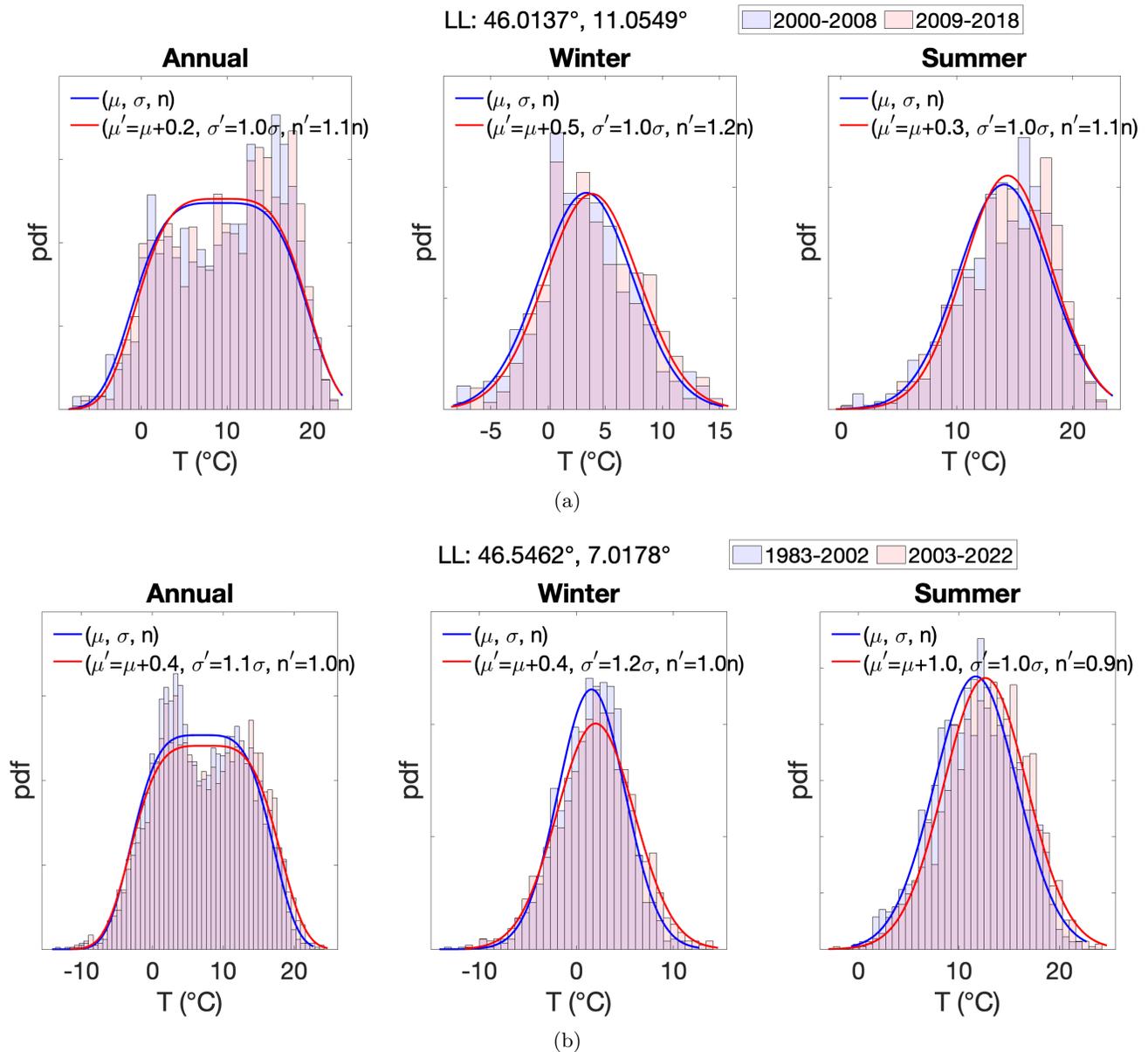
Seguendo l'esempio offerto da Marra et al. (2024) per la valutazione delle capacità del nuovo metodo statistico TENAX ivi presentato, si vuole focalizzare l'attenzione sull'efficacia del programma di rianalisi ERA5 nel riprodurre i cambiamenti storici delle distribuzioni di temperatura durante i giorni di pioggia nella regione alpina. Infatti, come descritto in Sez.2, TENAX è stato implementato per fare previsioni sui tempi di ritorno futuri degli eventi di precipitazione sulla base (i) delle variazioni di media e varianza delle temperature e (ii) dei cambiamenti nel numero medio annuo di giorni bagnati. Le proiezioni sui cambiamenti di  $n_{\text{wet}}$  rappresentano una buona variabile *proxy* per prevedere i cambiamenti nel numero di eventi di precipitazione, come sottolineato dagli stessi Marra et al..

I dati provenienti alle stazioni meteorologiche sono stati tabulati secondo un'organizzazione precisa, che per ogni stazione prevede: il periodo storico (in anni) della serie di dati [aaaa; aaaa]; il numero medio annuale di giorni bagnati  $n_{\text{wet}}$  registrati nel periodo corrispondente; la temperatura media  $\mu$  e la deviazione standard  $\sigma$  della distribuzione di temperatura durante i giorni di pioggia, costruita secondo i dati empirici ed interpolata con le funzioni gaussiane generalizzata Eq.4 e non Eq.5 - in base alla definizione del set di dati come annuale, invernale od estivo. Tale ordinamento agevola il confronto con i valori delle analoghe distribuzioni di temperatura ottenute dalle simulazioni di ERA5 nel periodo storico di riferimento. Qui evidenziamo che per ogni stazione sono specificati due periodi storici che spaziano all'interno dell'intervallo [1980; 2022] (rispettivamente un anno dopo e un anno prima degli estremi dell'arco temporale complessivo prestabilito in Sez.3.2) e ricoprono range temporali da poco meno di 10 fino a 20 anni<sup>13</sup>. Le diverse date di installazione delle stazioni, nonché le loro diverse caratteristiche di reperibilità e longevità, sono i motivi principali per cui non è stato possibile adottare una definizione univoca dei due periodi temporali.

I grafici di Fig.8 illustrano le distribuzioni di temperatura annuale  $g_{\text{ann}}$ , invernale  $g_w$  ed estiva  $g_s$  durante i giorni bagnati ricavate dai dati di ERA5. Ogni grafico riporta nell'intestazione le coordinate della stazione meteorologica appartenente alla cella di simulazione di ERA5 - da cui sono stati estrapolati i dati - e dalla quale si è presa l'informazione sui due periodi storici specificati. I fit sui dati sono stati ottenuti con il metodo della massima verosimiglianza (si veda Sez.4.2) interpolando una gaussiana generalizzata Eq.4 sulla distribuzione annuale ed una funzione normale Eq.5 su quelle invernale ed estiva. Nella rispettiva legenda vengono riportate le variazioni dei parametri delle interpolazioni tra i due periodi: assoluta per la temperatura media  $\mu$ , relativa per la deviazione standard  $\sigma$  e per il numero medio di giorni bagnati annui  $n_{\text{wet}}$ .

<sup>12</sup>Ciò serve a calibrare correttamente i valori con cui i dati delle diverse stazioni meteorologiche vengono pesati per eseguire delle interpolazioni consistenti (Cavalleri et al., 2024).

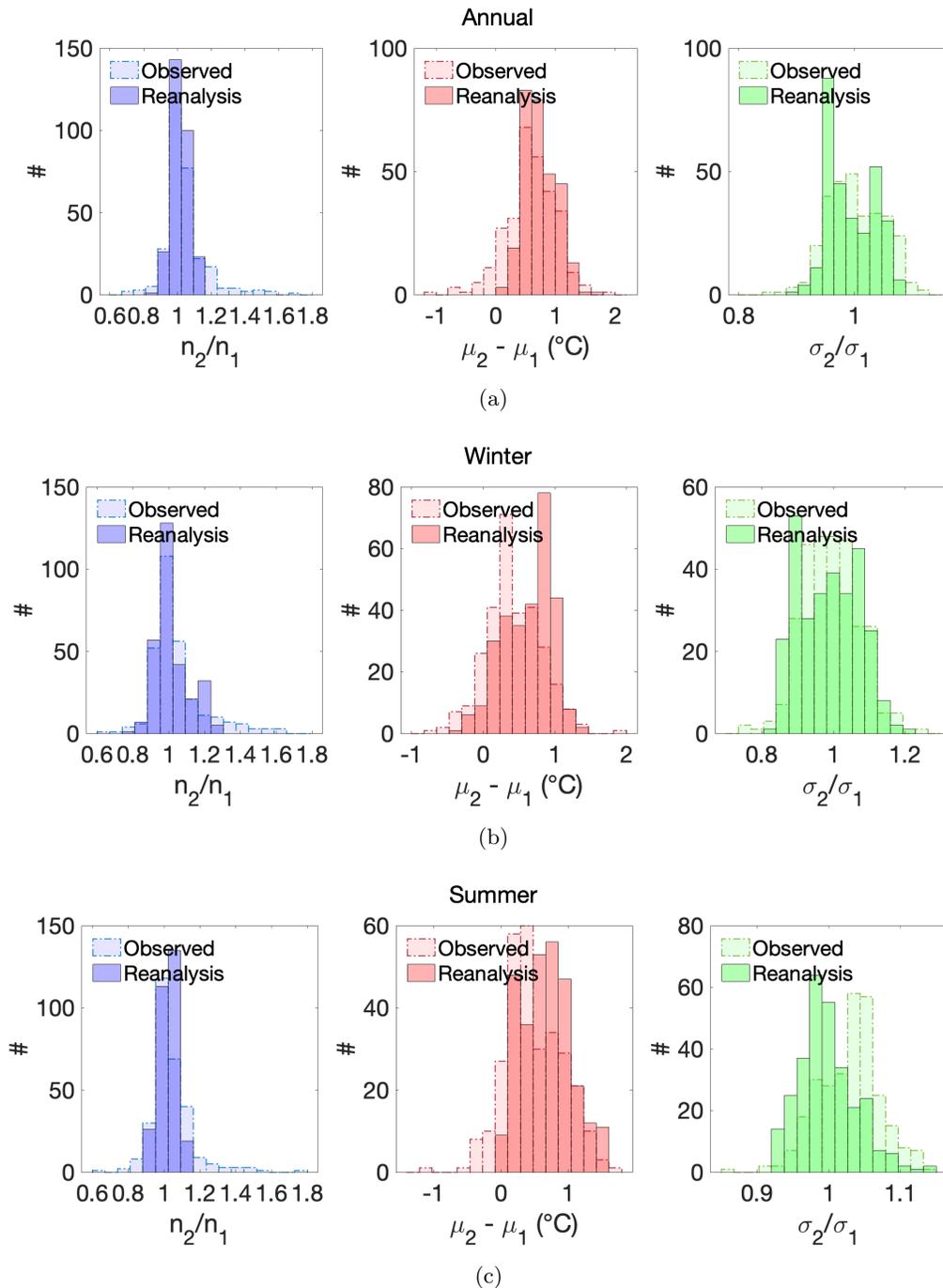
<sup>13</sup>Ad esempio, i dati si presentano organizzati nei periodi [1992; 2005], [2006; 2019] oppure [2003; 2012], [2013; 2022], eccetera.



**Figura 8:** Distribuzioni di temperatura nei giorni bagnati ottenute a partire dai dati di rianalisi ERA5 nei due periodi specificati per ciascuna stazione (blu primo periodo, rosso secondo periodo). Sono riportati: la posizione geografica della stazione (in alto); l'estensione annuale dei due periodi (in alto a destra); le stagioni (Annual, Winter e Summer) a cui i dati fanno riferimento (sopra ogni quadrante, in grassetto). I fit gaussiani sono eseguiti sugli istogrammi normalizzati con il metodo della massima verosimiglianza. Si riportano le variazioni dei parametri per i due periodi: quella della temperatura media  $\mu$  è assoluta ed è espressa in gradi Celsius °C; quella di  $\sigma$  e  $n_{\text{wet}}$  (nei grafici  $n$ ) è relativa. I valori sull'asse delle ordinate sono quelli della distribuzione di probabilità e non sono mostrati (non rilevanti).

La fenomenologia osservata è varia, così come si può apprezzare dagli istogrammi di Fig.9 (colore pieno, bordo continuo). Essi riportano le variazioni dei parametri di interesse  $\mu$ ,  $\sigma$  e  $n_{\text{wet}}$  tra i due periodi (indicati con i pedici 1 e 2). Le variazioni di temperatura media  $\mu$  sono spesso importanti e raggiungono anche  $+1.8$  °C sul periodo annuale (pannello (a) al centro) e  $+1.5$  °C sull'estivo (pannello (c) al centro); lo scarto quadratico medio  $\sigma$  tende a variare in modo casuale, mostrando discrepanze più marcate nel periodo invernale, fino al  $\pm 21$  % (pannello (b) a destra), ma un pattern pressoché normale in estate

(pannello (c) a destra). I giorni bagnati  $n_{\text{wet}}$  invece tendono a variare in modo poco definito sul periodo annuale e in estate, mentre in inverno ERA5 prevede una variabilità più articolata, che supera in difetto ed in eccesso il  $\pm 20\%$  (pannello (b) a sinistra).



**Figura 9:** Istogrammi delle variazioni dei parametri  $n_{\text{wet}}$ ,  $\mu$  e  $\sigma$  dei due periodi ottenuti dall'analisi dei dati di ERA5 (colore pieno, bordo continuo) e delle osservazioni (colore sfumato, bordo tratteggiato). Sulle ascisse sono riportati i valori delle variazioni, assolute per  $\mu$  in °C e relative per  $n_{\text{wet}}$  e  $\sigma$ . I pedici 1 e 2 stanno ad indicare rispettivamente primo periodo e secondo periodo.

Nella stessa figura Fig.9 si illustrano anche gli istogrammi relativi alle variazioni registrate dalle stazioni meteorologiche (colore sfumato, bordo tratteggiato). Già il confronto visivo permette di notare che i

cambiamenti previsti da ERA5 a volte si discostano in modo non indifferente dalle osservazioni. Ciò accade nella sovrastima delle variazioni di temperatura  $\mu$  in inverno ed estate (pannelli (b) e (c) al centro) e nella sottostima delle variazioni relative di  $\sigma$  in estate (pannello (c) a destra). Proprio la distribuzione di queste durante l’inverno (pannello (b) a destra) assume un andamento incerto, quasi bimodale. Invece, le variazioni sul numero dei giorni bagnati  $n_{\text{wet}}$  sono riprodotte da ERA5 con una scarsa variabilità, che tende ad annullare le code dell’andamento normale trovato sperimentalmente (pannelli a sinistra, in blu). Si ritiene che ciò possa dipendere dalla definizione adottata per i giorni bagnati discussa in Sez.4.1. Infatti la soglia di  $\Theta = 1.6$  mm potrebbe essere troppo elevata perché ERA5 apprezzi variazioni significative della variabile legata alla quantità di pioggia (*total precipitation* in Sez.3.1), il cui valore concorre alla determinazione del numero dei giorni bagnati  $n_{\text{wet}}$ .

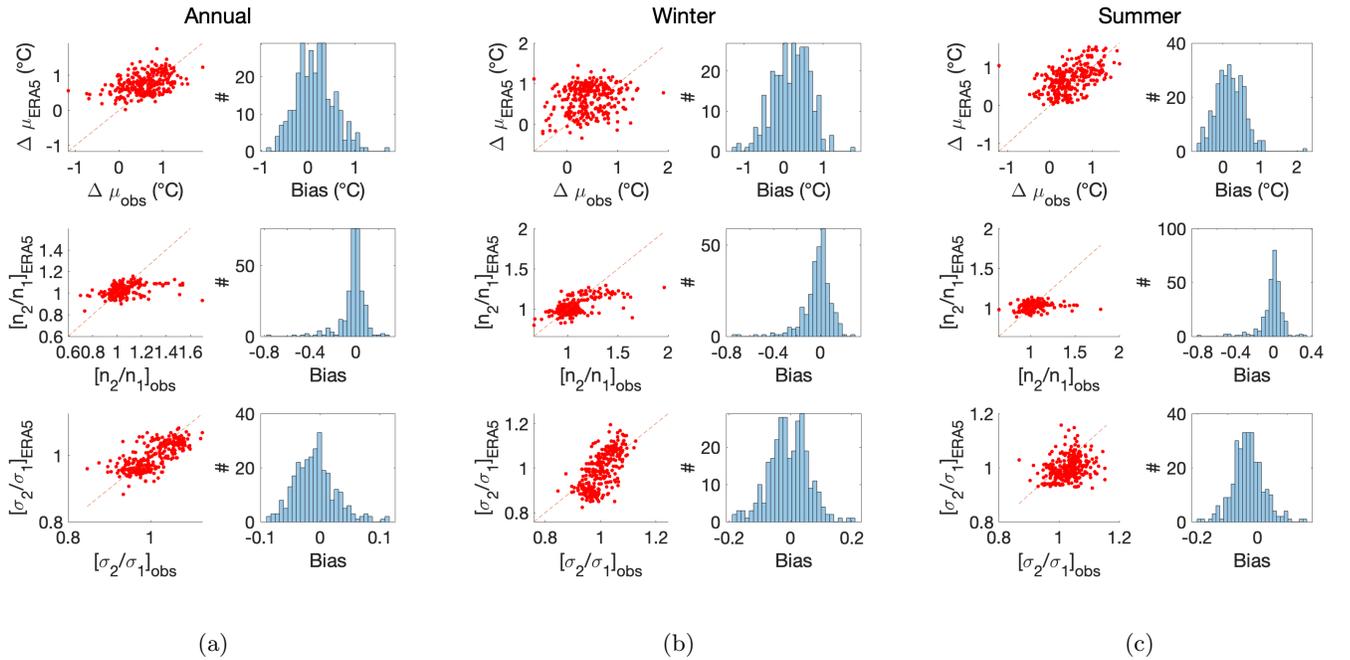
Per analizzare più nel dettaglio le differenze, si riportano in Fig.10 i grafici a dispersione dei dati provenienti dalle osservazioni (in ascissa) e quelli frutto della rianalisi di ERA5 (in ordinata). Accanto ad essi sono riportati anche gli istogrammi dei bias computati per ciascuna grandezza, ossia le grandezze:

$$\text{bias}_{\Delta\mu} := (\mu_{2,\text{ERA5}} - \mu_{1,\text{ERA5}}) - (\mu_{2,\text{obs}} - \mu_{1,\text{obs}}) \quad (13)$$

$$\text{bias}_{\sigma_2/\sigma_1} := (\sigma_{2,\text{ERA5}}/\sigma_{1,\text{ERA5}}) - (\sigma_{2,\text{obs}}/\sigma_{1,\text{obs}}) \quad (14)$$

$$\text{bias}_{n_2/n_1} := (n_{2,\text{ERA5}}/n_{1,\text{ERA5}}) - (n_{2,\text{obs}}/n_{1,\text{obs}}) \quad (15)$$

dove con i pedici “obs” e “ERA5” viene indicato il valore ricavato rispettivamente dalle osservazioni e dai dati di rianalisi.



**Figura 10:** Variazioni dei parametri  $\mu$ ,  $n_{\text{wet}}$  - qui solo  $n$  - e  $\sigma$  tra i due periodi (1 e 2) ottenute dalle osservazioni e messe a confronto con i risultati delle simulazioni di ERA5. I grafici a dispersione riportano le variazioni osservate (in ascissa) con quelle derivate dai dati di rianalisi (in ordinata); con tali grafici si sono computati indici di correlazione di Pearson e di Spearman. Gli istogrammi riportano la distribuzione dei bias (“dato ERA5” - “dato osservato”); con essi si è stimata la dispersione con l’errore quadratico medio RMSE.

	Variabile	$r_P$	$r_S$	RMSE	Bias medio (min, max)
Annuale	$\Delta\mu$	0.39	0.36	0.4 °C	0.2 (-0.8, 1.7) °C
	$n_2/n_1$	0.43	0.52	0.11	-0.02 (-0.77, 0.28)
	$\sigma_2/\sigma_1$	0.71	0.70	0.04	-0.01 (-0.09, 0.11)
Invernale	$\Delta\mu$	0.18	0.15	0.5 °C	0.2 (-1.2, 1.8) °C
	$n_2/n_1$	0.62	0.50	0.13	-0.03 (-0.74, 0.29)
	$\sigma_2/\sigma_1$	0.68	0.71	0.06	-0.01 (-0.19, 0.21)
Estivo	$\Delta\mu$	0.53	0.53	0.4 °C	0.2 (-0.7, 2.3) °C
	$n_2/n_1$	0.24	0.40	0.12	-0.01 (-0.81, 0.33)
	$\sigma_2/\sigma_1$	0.28	0.33	0.06	-0.03 (-0.20, 0.16)

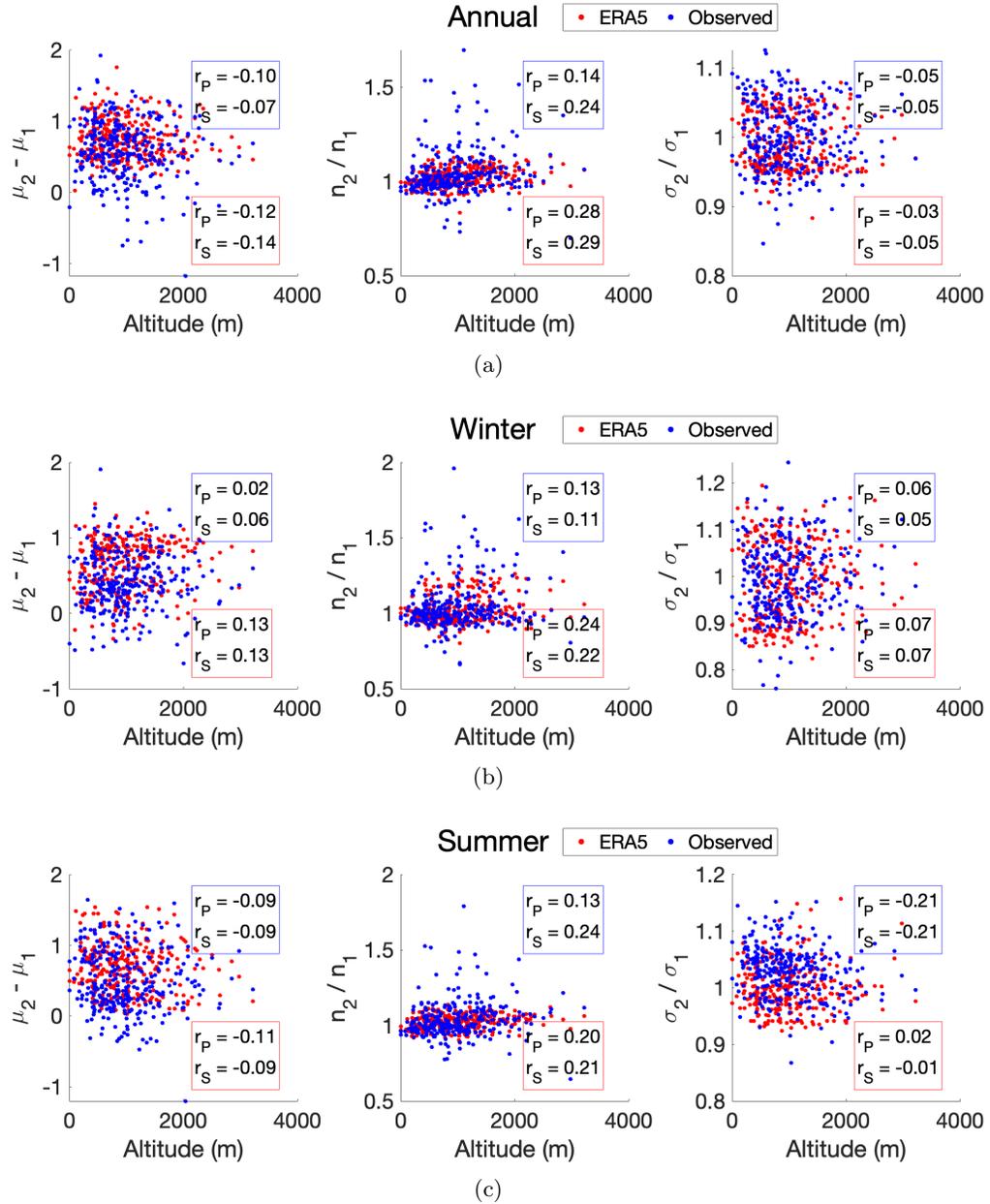
**Tabella 2:** La tabella riporta, per ciascun periodo di riferimento (prima colonna) i valori calcolati per ogni variabile di interesse (seconda colonna) dal confronto tra dati di rianalisi ed osservazioni. La Fig.10 restituisce il senso grafico dei parametri computati.

La tabella Tab.2 riporta i valori degli indicatori calcolati per meglio caratterizzare il legame tra le discrepanze osservate. In particolare, si nota che le variazioni di temperatura media  $\mu$  durante i giorni di pioggia sono riprodotte con uno scarto sistematico che si attesta mediamente su  $+0.2$  °C in ogni stagione (annuale, inverno ed estate). A fronte di questi bias medi, la variabilità del dato  $\Delta\mu$  è molto marcata e presenta un’asimmetria verso le discrepanze positive: ERA5 tende cioè a riprodurre variazioni di temperatura tra i due periodi superiori a quelle effettivamente estrapolate dalle serie storiche delle osservazioni. La stessa variabilità si riscontra nelle variazioni relative di  $n_{\text{wet}}$  e  $\sigma$ : i bias medi sono sempre prossimi allo 0 e la dispersione dei bias, quantificata con la deviazione standard (RMSE in Tab.2), è pressoché simile per tutti e tre i periodi annuale, estivo ed invernale, mettendo in luce un comportamento che non dipende dalla stagionalità. Gli indici di correlazione di Pearson  $r_P$  e di Spearman  $r_S$  sono nuovamente computati secondo Eq.11 e Eq.12, in questo caso per valutare il legame tra le differenze osservate e quelle riprodotte dalla rianalisi. Spesso i valori calcolati suggeriscono correlazioni - sempre positive - forti e rilevanti. Ciò accade per le variazioni relative di  $\sigma$  in inverno e sul periodo annuale (Fig.10(a) e (b), riga in basso); per il numero di giorni bagnati nei tre periodi (tre pannelli sulla riga centrale); per le variazioni di  $\mu$  nel periodo estivo (pannello (c) in alto). Il fatto che il segno delle correlazioni sia sempre positivo, permette di dire che ERA5 riproduce correttamente *in media* la direzione delle variazioni osservate tra i due periodi.

#### 4.6 Variazioni delle distribuzioni di temperatura in ERA5: dipendenza dall’altitudine

Ancora una volta si vuole valutare l’accuratezza delle previsioni del programma di rianalisi ERA5, confrontando i bias di Sez.4.5 con l’altitudine delle stazioni. L’idea è sempre quella di ricercare una sistematicità nell’errore delle stime di ERA5 rispetto alle osservazioni, al fine di individuarne i pattern ricorrenti e le grandezze influenzanti. L’altitudine, come già illustrato in Sez.4.4, si presta bene come variabile candidata perché ERA5 non riesce a riprodurre in modo preciso la topologia della superficie terrestre, specie sul territorio alpino (Cavalleri et al., 2024).

In Fig.11 si riportano i grafici a dispersione delle variazioni delle grandezze registrate nei due periodi sia dai dati osservati (punti blu in figura) che da ERA5 (punti rossi in figura). Gli indici di correlazione di Pearson Eq.11 e di Spearman Eq.12 quantificano il legame con l’altitudine delle stazioni di rilevamento. Si può notare come tali indici non siano sempre confrontabili tra i due set di dati: ad esempio, le variazioni relative della deviazione standard delle temperature  $\sigma$  (Fig.11(c) a destra) presentano una anti-correlazione per i dati osservati che non si riscontra con i dati del programma di rianalisi. Altre volte però l’accordo numerico è migliore: è il caso di  $\Delta\mu = \mu_2 - \mu_1$  in estate (Fig.11(c) a sinistra) o di  $\sigma_2/\sigma_1$  nel periodo annuale ed in inverno (Fig.11(a) e (b) a destra). Qui si vuole mettere in luce il fatto che ERA5 riesca (ad

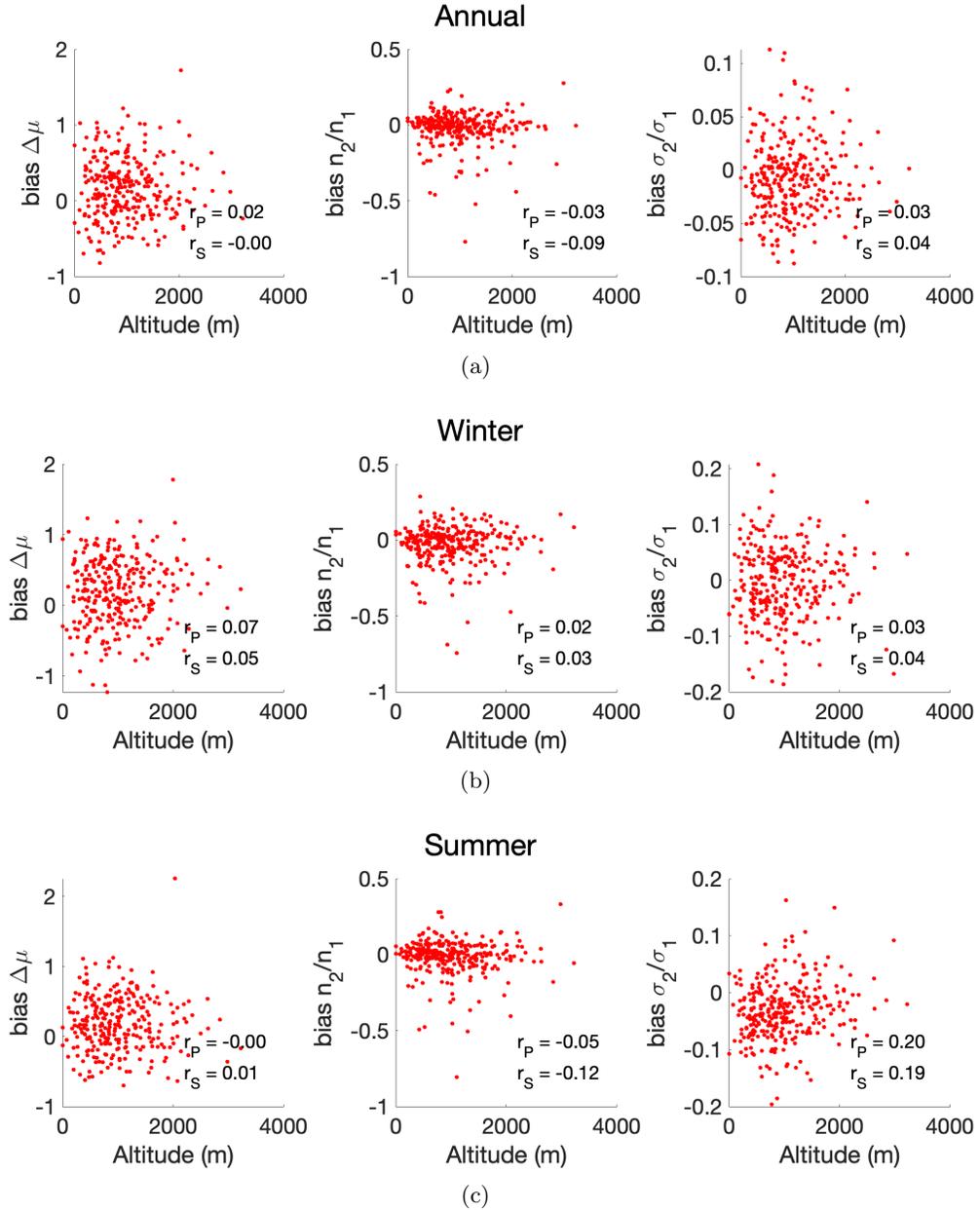


**Figura 11:** Grafici a dispersione delle variazioni tra i due periodi 1 e 2 dei parametri  $\mu$ ,  $\sigma$  e  $n_{\text{wet}}$  in funzione dell'altitudine delle singole stazioni. In blu sono rappresentati i dati relativi alle osservazioni, in rosso quelli ottenuti dall'analisi dei dati di ERA5.  $\Delta\mu = \mu_2 - \mu_1$  è misurata in  $^{\circ}\text{C}$ , mentre le variazioni relative  $n_2/n_1$  e  $\sigma_2/\sigma_1$  sono adimensionali. Ogni pannello riporta anche i coefficienti di correlazione lineare di Pearson  $r_P$  e di correlazione di Spearman  $r_S$ , separatamente per i due set di dati.

eccezione del caso già citato per  $\sigma$  in estate) a riprodurre la correlazione di stesso segno delle osservazioni: positiva quando sui dati osservati è positiva, negativa quando sulle rilevazioni è negativa. Si tratta di un'informazione di non poco conto perché permette di apprezzare la capacità del programma di rianalisi di riprodurre, sebbene su scale spaziali molto maggiori ( $\sim 31$  km) di quelle di rilevazione, la direzione dei trend climatici reali.

Ciò suggerisce di focalizzare l'attenzione sulla dipendenza dei bias di Eq.13, 15 e 14 dall'altitudine. La Fig.12 riporta i grafici a dispersione dei bias computati per ogni stazione (in ordinata) rispetto all'alti-

tudine della stazione (in ascissa). Dalla figura si evince che le correlazioni registrate sono molto basse e talora anche nulle, ad eccezione dell'unico caso del bias su  $\sigma_2/\sigma_1$  in estate (Fig.12(c) a destra), lo stesso caso già problematico in Fig.11. Dall'analisi dei grafici si può desumere quindi che l'errore di ERA5 nella caratterizzazione dell'altitudine non sia l'unica fonte di errore ad incorrere nella definizione delle discrepanze osservate rispetto alle osservazioni. Ciò rappresenta un punto di forza per il programma di rianalisi perché, come già sottolineato da Cavalleri et al. (2024), la rilevanza dell'accordo con le osservazioni va valutata sulla performance nella riproduzione dei parametri climatici di interesse (come ad esempio la temperatura) e non nella riproduzione esatta della topografia.



**Figura 12:** Grafici a dispersione dei bias (Eq.13, 15 e 14) in funzione dell'altitudine delle singole stazioni. Il bias su  $\Delta\mu$  è misurato in  $^{\circ}\text{C}$ , mentre quelli su  $n_2/n_1$  e  $\sigma_2/\sigma_1$  sono adimensionali. Ogni pannello riporta i coefficienti di correlazione lineare di Pearson  $r_P$  e di correlazione di Spearman  $r_S$  calcolati con il dato di altitudine.

## 5 Conclusioni

Valutare le anomalie di temperatura su un territorio già di per sé morfologicamente complesso come le Alpi rappresenta una sfida per i modelli di rianalisi come ERA5 (Scherrer, 2020). Se poi ci si restringe ad analizzare le temperature durante i fenomeni di precipitazione, emerge un'ulteriore livello di complessità, legato a doppio filo con la capacità del modello di riprodurre la molteplicità delle variabili climatiche in gioco.

Nel caso di interesse, si è focalizzata l'attenzione sulle variabili di ERA5 di precipitazione totale ( $tp$ ) e di temperatura a 2 metri dalla superficie ( $t2m$ ) (Hersbach et al., 2020). Da queste si sono ricavate le variabili aggregate giornaliere  $P_{\text{day}}$  e  $T_{\text{day}}$  da cui ricavare le distribuzioni di temperatura durante i giorni con precipitazione, sull'esempio di Marra et al. (2024). Nel confronto con le distribuzioni ottenute a partire dai dati delle stazioni meteorologiche sull'arco Alpino - presentate in Sez.3.2 - sono emerse due difficoltà principali. Da un lato, in Sez.4.1 si è messo in luce che la definizione dei “giorni bagnati” deve fare i conti con il *wet bias* (Bandhauer et al., 2022) riscontrato nella performance di ERA5, ossia la sovrastima dei giorni di pioggia con variabile cumulata di precipitazione giornaliera  $P_{\text{day}} \geq 1$  mm (WMO, 2017). Tale problema è stato affrontato definendo soglie diverse e ricercando l'accordo migliore con il numero medio di giorni bagnati annui  $n_{\text{wet}}$  misurati, giungendo alla scelta di  $\Theta = 1.6$  mm come soglia per la definizione di un giorno bagnato nelle simulazioni ERA5. Dall'altro lato, in Sez.4.3 si è assistito ad una sistematica sottostima dei parametri delle distribuzioni di temperatura definite in Sez.4.2: il numero medio di giorni bagnati annui  $n_{\text{wet}}$ , la media  $\mu$  e la deviazione standard  $\sigma$  delle temperature nei giorni di pioggia. In Sez.4.3 tali discrepanze hanno mostrato andamenti leggermente diversi nelle due stagioni definite concordemente con Marra et al. (2024) - inverno da Novembre ad Aprile, estate da Maggio ad Ottobre.

Gli errori riscontrati sono stati valutati sulla base della dipendenza dei dati di ERA5 dall'altitudine delle stazioni di rilevazione in Sez.4.4. Le distribuzioni spaziali degli errori di Fig.6 e le forti correlazioni con l'altitudine in Fig.7, rappresentano degli indicatori importanti dell'esistenza di una dipendenza non banale tra le variabili prodotte dal modello di rianalisi e i parametri che esso impiega per rappresentare la geografia del territorio (ECMWF, 2016). La definizione *coarse-grained* della griglia di risoluzione di ERA5 (la cui descrizione è stata data in Sez.3.1) si scontra con l'alta risoluzione dei dati *station-based* e il paragone può essere fonte di errore. Questo avviene per due motivi principali, ossia (i) la stazione potrebbe non essere rappresentativa della cella di griglia in cui essa stessa ricade (Cavalleri et al., 2024) e (ii) la rappresentazione che ERA5 fa dell'orografia del territorio interno alla cella (Y. Wang et al., 2022) introduce un errore ineliminabile dato dal livellamento (*smoothing*) e dal filtraggio delle caratteristiche del suolo simulato. Queste osservazioni pongono dei limiti per l'applicabilità dei modelli di rianalisi. In Sez.4.4 si è anche discusso di alcuni metodi impiegati per ovviare a questi problemi, come la divisione in dati a “bassa quota” e ad “alta quota” (Scherrer, 2020), oppure l'organizzazione per più fasce di altitudine (Cavalleri et al., 2024). Si tratta comunque di procedure che spesso vengono riadattate sulla base dei dati disponibili e delle caratteristiche della regione geografica in esame.

Per un confronto più rappresentativo con le osservazioni, si potrebbe considerare la possibilità di riscaldare i dati delle stazioni ad una griglia perfettamente analoga a quella su cui opera il programma di rianalisi (Cavalleri et al., 2024). In tal modo, si potrebbe tentare di applicare modelli statistici che già hanno mostrato particolare efficacia nella riduzione degli errori dovuti al confronto diretto con le rilevazioni meteorologiche. Per riadattare queste strategie al caso presentato, tuttavia, sarebbero necessarie una rete più fitta di stazioni meteorologiche e una quantità di dati maggiore di quella qui a disposizione. Ciò mostra, in ogni caso, che è comunque necessario un fitto e continuo monitoraggio della temperatura in zone topologicamente complesse come le Alpi (Bandhauer et al., 2022).

Andando più a fondo, si è discusso anche della capacità di ERA5 di riprodurre le variazioni delle distribuzioni di temperatura durante i giorni di pioggia tra due periodi storici compresi negli anni [1980; 2022].

In Sez.4.5 il confronto con le osservazioni ha ancora una volta portato a risultati contrastanti. In media ERA5 riproduce abbastanza bene le variazioni dei parametri  $\mu$ ,  $\sigma$  e  $n_{\text{wet}}$  delle distribuzioni dei due periodi, mostrando tuttavia un comportamento sistematico nella sovrastima della variazione della temperatura media  $\Delta\mu$  e nella sottostima della variazione relativa della deviazione standard della distribuzione  $\sigma_2/\sigma_1$ . Si è già menzionato in Sez.4.5 che la scarsa variabilità nel cambiamento nel numero di giorni bagnati  $n_{\text{wet}}$  simulati da ERA5 possa dipendere dalla definizione stessa dei giorni bagnati data inizialmente in Sez.4.1. Ciò riporta al problema del *wet bias* già discusso. Al contempo, le correlazioni non trascurabili di Fig.10 mostrano la capacità di ERA5 di seguire l'accordo con le rilevazioni in modo concorde. I cambiamenti riprodotti da ERA5 non lasciano trasparire un comportamento sistematico evidente e sono necessari ulteriori approfondimenti per valutare la performance nell'accordo con le osservazioni. Vale la pena sottolineare che la separazione dei dati nelle due stagioni permette di apprezzare una variabilità più articolata che potrebbe non essere palese dalla sola analisi annuale. Si suggerisce pertanto di applicare modelli statistici come TENAX in maniera selettiva sui dati stagionali.

È stato poi valutato in Sez.4.6 il contributo dell'altitudine agli errori riscontrati per le variazioni dei parametri  $\mu$ ,  $n_{\text{wet}}$  e  $\sigma$ . Se una dipendenza con il dato di elevazione delle stazioni è stata riscontrata sia nelle variazioni simulate da ERA5 che in quelle osservate (in Fig.11), le correlazioni si abbassano notevolmente nel confronto con i bias di Fig.12. Ciò permette di dedurre che le discrepanze non dipendono solamente dall'altitudine delle stazioni e quindi dal modo in cui essa è simulata da ERA5. Studi ulteriori potrebbero portare ad una definizione più completa delle grandezze che concorrono alla caratterizzazione dei bias riscontrati.

Dall'analisi svolta da Marra et al. (2024) è stato osservato che il modello TENAX è sensibile alle variazioni dei parametri che caratterizzano la distribuzione di temperatura durante i fenomeni di pioggia. In particolare, la sensibilità alle variazioni di  $\mu$  e  $\sigma$  è ben più marcata rispetto a quella legata alle variazioni del numero dei giorni bagnati  $n_{\text{wet}}$ . Più in dettaglio, l'effetto legato all'aumento della temperatura media  $\mu$  durante i giorni pioggia di 1 °C o (equivalentemente) all'aumento della deviazione standard  $\sigma$  del 10 % si ottiene, a parità degli altri parametri, solo se  $n_{\text{wet}}$  raddoppia. Pertanto, volendo riferirsi ai dati delle simulazioni di ERA5, gli errori sulla previsione dei giorni bagnati  $n_{\text{wet}}$  non avrebbero un effetto significativo sulla proiezioni del modello statistico. Diverso è invece il caso di  $\mu$  e  $\sigma$ , per i quali piccole variazioni possono tradursi in proiezioni significative per la diminuzione dei tempi di ritorno  $\vartheta$  di certi fenomeni estremi - soprattutto quelli a probabilità  $p = 1/\vartheta$  più bassa. Pertanto una certa cautela deve essere adottata qualora si vogliano sfruttare i dati di ERA5 in combinazione con modelli statistici come TENAX, poiché la presenza di errori tra i primi può tradursi in proiezioni poco accurate sui tempi di ritorno elaborate dai secondi.

## Riferimenti bibliografici

- Ali, H., Fowler, H. J., Lenderink, G., Lewis, E., & Pritchard, D. (2021). Consistent large-scale response of hourly extreme precipitation to temperature variation over land. *Geophysical Research Letters*, 48(4). doi: 10.1029/2020GL090317
- Ali, H., & Mishra, V. (2017). Contrasting response of rainfall extremes to increase in surface air and dewpoint temperatures at urban locations in india. *Scientific Reports*, 7(1), 1228. doi: 10.1038/s41598-017-01306-1
- Ali, H., Peleg, N., & Fowler, H. J. (2021). Global scaling of rainfall with dewpoint temperature reveals considerable ocean-land difference. *Geophysical Research Letters*, 48(15). doi: 10.1029/2021GL093798
- Archer, D., & Fowler, H. (2018). Characterising flash flood response to intense rainfall and impacts using historical information and gauged data in britain. *Journal of Flood Risk Management*, 11(S1), S121-S133. doi: 10.1111/jfr3.12187
- Ban, N., Schmidli, J., & Schär, C. (2015). Heavy precipitation in a changing climate: Does short-term summer precipitation increase faster? *Geophysical Research Letters*, 42(4), 1165-1172. doi: 10.1002/2014GL062588
- Bandhauer, M., Isotta, F., Lakatos, M., Lussana, C., Båserud, L., Izsák, B., . . . Frei, C. (2022). Evaluation of daily precipitation analyses in e-obs (v19.0e) and era5 by comparison to regional high-resolution datasets in european regions. *International Journal of Climatology*, 42(2), 727-747. doi: 10.1002/joc.7269
- Blenkinsop, S., Fowler, H. J., Barbero, R., Chan, S. C., Guerreiro, S. B., Kendon, E., . . . Tye, M. R. (2018). The intense project: using observations and models to understand the past, present and future of sub-daily rainfall extremes. *Advances in Science and Research*, 15, 117-126. doi: 10.5194/asr-15-117-2018
- Buizza, R., Poli, P., Michel, R., Balmaseda, M., Bosilovich, M., Brönnimann, S., . . . Vasselali, A. (2018, 03). Advancing global regional reanalyses. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 99. doi: 10.1175/BAMS-D-17-0312.1
- Cavalleri, F., Viterbo, F., Brunetti, M., Bonanno, R., Manara, V., Lussana, C., . . . Maugeri, M. (2024). Inter-comparison and validation of high-resolution surface air temperature reanalysis fields over italy. *International Journal of Climatology*, 44(8), 2681-2700. doi: 10.1002/joc.8475
- Dallan, E., Marra, F., Fosser, G., Marani, M., Formetta, G., Schär, C., & Borga, M. (2023). How well does a convection-permitting regional climate model represent the reverse orographic effect of extreme hourly precipitation? *Hydrology and Earth System Sciences*, 27(5), 1133-1149. doi: 10.5194/hess-27-1133-2023
- Di Napoli, C., Romanello, M., Minor, K., Chambers, J., Dasgupta, S., Escobar, L. E., . . . Robinson, E. J. Z. (2023). The role of global reanalyses in climate services for health: Insights from the lancet countdown. *Meteorological Applications*, 30(2), e2122. doi: 10.1002/met.2122
- ECMWF. (n.d.-a). ERA5: data documentation. Retrieved from <https://confluence.ecmwf.int/x/wv2NB>
- ECMWF. (n.d.-b). Era5 terminology: Analysis and forecast; time and steps; instantaneous and accumulated and mean rates and min/max parameters. Retrieved from <https://confluence.ecmwf.int/pages/viewpage.action?pageId=85402030>
- ECMWF. (2016). Ifs documentation cy41r2 - part iv: Physical processes.. doi: 10.21957/tr5rv27xu
- EU. (2014). Eu-dem. Retrieved from <https://ec.europa.eu/eurostat/web/gisco/geodata/digital-elevation-model/eu-dem>
- Fadhel, S., Rico-Ramirez, M. A., & Han, D. (2018). Sensitivity of peak flow to the change of rainfall temporal pattern due to warmer climate. *Journal of Hydrology*, 560, 546-559. doi: 10.1016/j.jhydrol.2018.03.041
- Fleming, R. J., Kaneshige, T. M., & McGovern, W. E. (1979). The global weather experiment 1. the ob-

- servational phase through the first special observing period. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 60(6), 649 - 659. doi: 10.1175/1520-0477(1979)060<0649:TWETO>2.0.CO;2
- Fowler, H. J., Lenderink, G., Prein, A. F., Westra, S., Allan, R. P., Ban, N., ... Zhang, X. (2021a). Anthropogenic intensification of short-duration rainfall extremes. *Nature Reviews Earth & Environment*, 2(2), 107–122. doi: 10.1038/s43017-020-00128-6
- Fowler, H. J., Wasko, C., & Prein, A. F. (2021b). Intensification of short-duration rainfall extremes and implications for flood risk: current state of the art and future directions. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 379(2195). doi: 10.1098/rsta.2019.0541
- Fujiwara, M., Manney, G. L., Gray, L. J., & Wright, J. S. (2022, January). *Sparc reanalysis intercomparison project (s-rip) final report* (Tech. Rep.). Retrieved from <https://elib.dlr.de/148623/> (10th assessment report of the SPARC project, published by the International Project Office at DLR-IPA. also: WCRP Report 6/2021)
- Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Hirahara, S., Horányi, A., Muñoz-Sabater, J., ... Thépaut, J.-N. (2020). The ERA5 global reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 146(730), 1999-2049. doi: 10.1002/qj.3803
- Kaiser-Weiss, A. K., Borsche, M., Niermann, D., Kaspar, F., Lussana, C., Isotta, F. A., ... Undén, P. (2019, jul). Added value of regional reanalyses for climatological applications. *Environmental Research Communications*, 1(7), 071004. doi: 10.1088/2515-7620/ab2ec3
- Libertino, A., Ganora, D., & Claps, P. (2019). Evidence for increasing rainfall extremes remains elusive at large spatial scales: The case of Italy. *Geophysical Research Letters*, 46(13), 7437-7446. doi: 10.1029/2019GL083371
- Loreti, M. (2006). *Teoria degli errori e fondamenti di statistica*. Retrieved from [www.cdf.pd.infn.it/labo/INDEX.html](http://www.cdf.pd.infn.it/labo/INDEX.html)
- Marra, F., Armon, M., Adam, O., Zoccatelli, D., Gazal, O., Garfinkel, C. I., ... Morin, E. (2021). Toward narrowing uncertainty in future projections of local extreme precipitation. *Geophysical Research Letters*, 48(5). doi: 10.1029/2020GL091823
- Marra, F., Koukoula, M., Canale, A., & Peleg, N. (2024). Predicting extreme sub-hourly precipitation intensification based on temperature shifts. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 28, 375–389. doi: 10.5194/hess-28-375-2024
- Myhre, G., Alterskjær, K., Stjern, C. W., Hodnebrog, Ø., Marelle, L., Samset, B. H., ... Stohl, A. (2019). Frequency of extreme precipitation increases extensively with event rareness under global warming. *Scientific Reports*, 9(1), 16063. doi: 10.1038/s41598-019-52277-4
- Papalexioiu, S. M., & Koutsoyiannis, D. (2013). Battle of extreme value distributions: A global survey on extreme daily rainfall. *Water Resources Research*, 49(1), 187-201. doi: 10.1029/2012WR012557
- Park, I.-H., & Min, S.-K. (2017). Role of convective precipitation in the relationship between subdaily extreme precipitation and temperature. *Journal of Climate*, 30(23), 9527 - 9537. doi: 10.1175/JCLI-D-17-0075.1
- Pendergrass, A. G. (2018). What precipitation is extreme? *Science*, 360(6393), 1072-1073. doi: 10.1126/science.aat1871
- Prein, A. F., Rasmussen, R. M., Ikeda, K., Liu, C., Clark, M. P., & Holland, G. J. (2017). The future intensification of hourly precipitation extremes. *Nature Climate Change*, 7(1), 48–52. doi: 10.1038/nclimate3168
- Rolland, C. (2003). Spatial and seasonal variations of air temperature lapse rates in alpine regions. *Journal of Climate*, 16(7), 1032 - 1046. doi: 10.1175/1520-0442(2003)016<1032:SASVOA>2.0.CO;2
- Scherrer, S. C. (2020, mar). Temperature monitoring in mountain regions using reanalyses: lessons from the alps. *Environmental Research Letters*, 15(4), 044005. doi: 10.1088/1748-9326/ab702d
- Seneviratne, S., Zhang, X., Adnan, M., Badi, W., Dereczynski, C., Di Luca, A., ... Zhou, B. (2021). Weather and climate extreme events in a changing climate [Book Section]. In V. Masson-Delmotte et al. (Eds.), *Climate change 2021: The physical science basis. contribution of working group i to*

- the sixth assessment report of the intergovernmental panel on climate change* (p. 1513–1766). doi: 10.1017/9781009157896.013
- Trenberth, K. E., Dai, A., Rasmussen, R. M., & Parsons, D. B. (2003). The changing character of precipitation. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 84(9), 1205 - 1218. doi: 10.1175/BAMS-84-9-1205
- Wang, G., Wang, D., Trenberth, K. E., Erfanian, A., Yu, M., Bosilovich, M. G., & Parr, D. T. (2017). The peak structure and future changes of the relationships between extreme precipitation and temperature. *Nature Climate Change*, 7(4), 268–274. doi: 10.1038/nclimate3239
- Wang, Y., Wu, J., Yang, X., Peng, J., & Pan, X. (2022). Orographic construction of a numerical weather prediction spectral model based on aster data and its application to simulation of the henan 20·7 extreme rainfall event. *Remote Sensing*, 14(15). doi: 10.3390/rs14153840
- Willems, P., Olsson, J., Arnbjerg-Nielsen, K., Beecham, S., Pathirana, A., Gregersen, I. B., . . . Nguyen, V.-T.-V. (2012). *Impacts of Climate Change on Rainfall Extremes and Urban Drainage Systems*. doi: 10.2166/9781780401263
- WMO. (2017). WMO guidelines on the calculation of climate normals. (WMO-no.1203). Retrieved from <https://library.wmo.int/idurl/4/55797>
- WMO. (2023). Guidelines on the definition and characterization of extreme weather and climate events. (WMO-no.1310). Retrieved from <https://library.wmo.int/idurl/4/58396>