

Politecnico di Torino

Laurea magistrale in ingegneria per
l'ambiente e il territorio

Indirizzo: Climate change



**Politecnico
di Torino**

Tesi di laurea magistrale

**Validazione di prodotti di precipitazione e
temperatura disponibili a scala europea con dati
ARPA Piemonte**

Relatore:

Prof. Alberto Viglione

Candidato:

Luca Armando Fortunato

Abstract

L'obiettivo principale di questa tesi è la validazione del dataset d'osservazione E-OBS nelle regioni Piemonte e Valle d'Aosta con l'obiettivo di estendere la modellazione idrologica sviluppata in questa zona ad altre regioni delle alpi. La base su cui i dati E-OBS vengono validati è il dataset NWOI netCDF fornito da ARPA Piemonte, ritenuto il dataset più rappresentativo della realtà per via del maggior numero di stazioni utilizzate e per una maggiore quantità di controlli logici utilizzati. Analizzando le caratteristiche dei dati E-OBS si è notato come le stazioni meteorologiche utilizzate per creare il dataset grigliato in Piemonte siano molte meno di quelle usate per lo stesso dataset in altre regioni come la Lombardia, questa eterogeneità spaziale rappresenta ad oggi il più grande limite del dataset E-OBS. A causa delle differenti risoluzioni si sono interpolati i dati grigliati E-OBS nella griglia di ARPA grazie all'uso del metodo "nearest neighbour". Per tener conto dell'effetto orografico sulle temperature, sono state interpolate in griglia ARPA anche le altitudini E-OBS a cui si riferiscono le variabili climatiche analizzate e in seguito le temperature E-OBS sono state standardizzate in base alla differenza di altezza con il dataset ARPA. Questa standardizzazione ha determinato un minor scostamento tra le temperature E-OBS e quelle di riferimento dell'ARPA. Per le precipitazioni questo genere di standardizzazione non è stata eseguita in quanto la relazione tra altitudine e intensità delle precipitazioni è più complessa e non lineare. I risultati suggeriscono che E-OBS si scosta di molto dai valori delle precipitazioni del database ARPA. Come ulteriore confronto, per entrambi i dataset è stata realizzata un'analisi su indici relativi ai cambiamenti climatici nella regione Piemonte e Valle d'Aosta, da cui sono state notate delle tendenze significative negli indici ottenuti dalle temperature, come un significativo aumento delle "ondate di calore", e una diminuzione dei "giorni di gelo".

| | |
|--|-----------|
| ABSTRACT | 2 |
| <hr/> | |
| 1. INTRODUZIONE | 5 |
| <hr/> | |
| 2. CARATTERISTICHE DEI DATI GEOSPAZIALI ANALIZZATI | 8 |
| <hr/> | |
| FORMATO DEI DATI | 8 |
| DATASET ARPA | 8 |
| METODOLOGIA DI INTERPOLAZIONE ARPA | 10 |
| DATASET E-OBS | 11 |
| RISOLUZIONE TEMPORALE E SPAZIALE | 12 |
| STAZIONI ALLA BASE DEL DATASET | 12 |
| METODOLOGIA E-OBS PER CREARE LA GRIGLIA | 13 |
| PROBLEMI NOTI DI E-OBS | 14 |
| ANALISI DELLE INCONGRUENZE DI TEMPERATURA | 14 |
| DIFFERENZE DI QUALITÀ TRA IL DATASET ARPA E IL DATASET E-OBS | 15 |
| <hr/> | |
| 3. METODOLOGIA DI CONFRONTO | 17 |
| <hr/> | |
| ANALISI DI DATI GEOSPAZIALI SU PYTHON | 17 |
| LIBRERIE UTILIZZATE | 18 |
| INTERPOLAZIONE DEI DATI E-OBS IN GRIGLIA ARPA | 19 |
| STANDARDIZZAZIONE DELLE ALTITUDINI | 20 |
| <hr/> | |
| 4. RISULTATI | 22 |
| <hr/> | |
| TEMPERATURA MINIMA | 24 |
| E-OBS 0.1 | 25 |
| E-OBS 0.25 | 30 |
| TEMPERATURA MASSIMA | 32 |
| E-OBS 0.1 | 32 |
| E-OBS 0.25 | 35 |
| PRECIPITAZIONI | 37 |
| E-OBS 0.1 | 38 |
| E-OBS 0.25 | 41 |
| INDICI ETCCDI | 43 |
| INDICI ETCCDI SULLE PRECIPITAZIONI | 48 |
| INDICI ETCCDI SULLE TEMPERATURE | 53 |
| <hr/> | |
| 5. ALTRI DATASET | 62 |
| <hr/> | |
| EURO-CORDEX | 62 |
| DATASET DI RIANALISI | 64 |
| <hr/> | |
| 6. CONCLUSIONI | 66 |

| | |
|---------------------------------------|------------|
| TEMPERATURA MINIMA E-OBS 0.1 | 68 |
| TEMPERATURA MINIMA E-OBS 0.25 | 70 |
| TEMPERATURA MASSIMA E-OBS 0.1 | 73 |
| TEMPERATURA MASSIMA E-OBS 0.25 | 76 |
| PRECIPITAZIONI E-OBS 0.25 | 78 |
| INDICI ETCCDI | 80 |
| FD | 80 |
| ID | 81 |
| TR | 82 |
| TX_x | 83 |
| TN_x | 84 |
| TX_N | 85 |
| TN_N | 86 |
| TN10P | 87 |
| TX10P | 88 |
| TN90P | 89 |
| TX90P | 90 |
| WSDI | 91 |
| CSDI | 92 |
| RX1DAY | 93 |
| RX5DAY | 94 |
| SDII | 95 |
| R10MM | 96 |
| R20MM | 97 |
| CDD | 97 |
| CWD | 98 |
| R95PTOT | 99 |
| R99PTOT | 100 |
| PRCPTOT | 101 |

1. Introduzione

Nell'ambito dei cambiamenti climatici, la gestione delle risorse idriche e il controllo degli eventi climatici estremi, come le precipitazioni intense e le siccità, hanno assunto un'importanza sempre maggiore. Questi fenomeni possono generare danni economici, politici e sociali significativi. In questo contesto, la modellazione idrologica rappresenta uno strumento matematico essenziale utilizzato per acquisire una comprensione della distribuzione del ciclo idrologico e delle risorse idriche nel tempo e nello spazio, soprattutto all'interno di specifici bacini idrografici.

La **modellazione idrologica** consente di studiare la disponibilità delle risorse idriche, inclusa l'analisi delle acque sotterranee [1]. Inoltre, essa è fondamentale per la comprensione, la descrizione e la previsione degli eventi estremi legati all'acqua [2]. Questi modelli sono anche utilizzati per rispondere a domande cruciali riguardanti il trasporto ambientale, dove l'eccesso d'acqua, la scarsità idrica o il contenuto di sostanze disciolte o solide rivestono un'importanza primaria [3].

Il progetto di infrastrutture resilienti a eventi climatici estremi richiede dati climatici affidabili che possano essere utilizzati nei modelli statistici. Tuttavia, i modelli statistici utilizzati in questo contesto non possono essere considerati "migliori" in assoluto, poiché sono afflitti da incertezze significative dovute alla complessità intrinseca del problema. Descrivere con precisione i fenomeni naturali attraverso modelli statistici è difficile a causa della loro elevata complessità e della presenza di molteplici variabili e fattori influenti. Gli eventi climatici estremi, come le precipitazioni intense o le siccità prolungate, sono caratterizzati da una notevole variabilità spaziale e temporale, il che rende ancora più complesso il processo di modellazione e previsione. Pertanto, pur utilizzando modelli statistici avanzati, è difficile eliminare completamente le incertezze e ottenere una previsione completamente accurata degli eventi climatici estremi.

Per questi motivi è difficile avere un'accurata descrizione matematica di fenomeni climatici senza l'utilizzo di dati ad alta risoluzione spaziale [4], oltre ad una alta risoluzione temporale [5]. È essenziale che i set di dati meteorologici grigliati tengano conto della topografia ad alta risoluzione al fine di rappresentare in modo accurato i gradienti altimetrici e assimilare osservazioni dettagliate provenienti da stazioni meteorologiche terrestri. Questo è particolarmente importante nelle aree montuose o in quelle soggette a eventi meteorologici a scala fine, dove i dettagli topografici possono avere un impatto significativo sulle condizioni climatiche locali. Ciò è enfatizzato per le aree montuose e/o aree soggette a eventi a scala fine, molto di più rispetto a bacini idrologici a bassa altitudine [6], come la zona alpina che viene utilizzata come campo per la validazione di un dataset meteorologico in questa tesi.

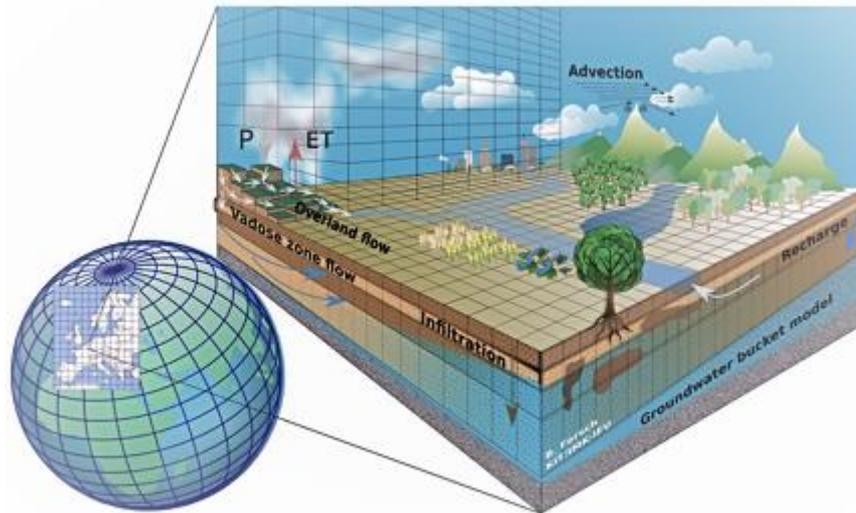


Figura 1: rappresentazione grafica di un modello idrologico e del ciclo dell'acqua che viene studiato da esso, attraverso delle semplificazioni, ovvero la grigliatura del dominio di analisi. Fonte: [7], foto: Benjamin Fersch

In quest'ottica, diventa essenziale utilizzare dati grigliati ottenuti tramite diverse tecniche di interpolazione per ciascun dataset. Questo perché le stazioni di monitoraggio delle variabili climatiche, come temperatura e precipitazione, presentano una distribuzione spaziale eterogenea. Negli ultimi due decenni, i dataset meteorologici grigliati sono diventati sempre più fondamentali come input per gli studi idrologici.

Questi dataset sono il risultato di osservazioni dirette o della combinazione di previsioni meteorologiche a breve termine con una vasta gamma di fonti di osservazione, tra cui stazioni meteorologiche, radar, boe e prodotti satellitari (nel caso dei dataset di rianalisi). Vengono utilizzate diverse tecniche di assimilazione dati per integrare queste fonti, e i dataset stessi sono in costante evoluzione, migliorando la copertura spaziale, incorporando nuove fonti di dati e utilizzando modelli atmosferici più sofisticati.

L'ampia disponibilità e la capacità di replicare le misurazioni puntuali, insieme alla loro omogeneità spaziale e temporale grazie alla grigliatura costante, hanno contribuito all'ampio utilizzo di questi prodotti in idrologia, soprattutto nelle applicazioni di modellazione idrologica. Questo ha portato a un cambiamento significativo nelle pratiche idrologiche: il trattamento tradizionale dei dati osservati, come la verifica e il completamento dei valori mancanti e le stime delle medie spaziali, viene ora eseguito meno frequentemente dagli idrologi per le applicazioni regionali e globali, poiché tali processi sono inclusi nella metodologia per la derivazione dei dataset meteorologici grigliati [8]. Di conseguenza, questi dataset sono spesso pronti per l'uso o richiedono solo un minimo pre-processing.

I requisiti necessari per usare un dataset meteorologico per la modellazione idrologica è avere una risoluzione spaziale compatibile con la scala dello studio idrologico. La maggior parte di questi studi sono a scala locale,

motivo per cui di solito sono preferiti **dataset meteorologici regionali** a quelli globali, in quanto di solito posseggono una risoluzione spaziale maggiore. Una rassegna di varie tipologie di dataset meteorologici disponibili è presente nel capitolo 6 di questa tesi.

Tuttavia, è importante notare che la disponibilità di dati coerenti può essere problematica in regioni diverse d'Europa, poiché i dati spesso provengono da diversi istituti meteorologici e idrologici nazionali, o il numero di stazioni meteorologiche può variare notevolmente da una regione all'altra. Ciò può rendere difficile ottenere dataset transnazionali affidabili, che sono particolarmente necessari per i bacini idrografici che si estendono oltre i confini nazionali, come nel caso del bacino del Reno, analizzato da Osnabrugge [5], per cui i dati sono stati ottenuti da 6 istituti nazionali diversi.

Uno dei dataset transnazionali più utilizzati è il dataset E-OBS, prodotto dal servizio meteorologico olandese (KNMI), che utilizza dati provenienti da numerose stazioni meteorologiche nazionali. Dopo la sua introduzione nel 2008, il dataset E-OBS è diventato una fonte popolare per il monitoraggio dei cambiamenti climatici e dei loro impatti in Europa [9]. Questa tesi si propone di condurre un'analisi di attendibilità delle precipitazioni e delle temperature nel dataset E-OBS nelle regioni del Piemonte e della Valle d'Aosta, confrontandolo con un dataset grigliato sviluppato da ARPA Piemonte. Il dataset di ARPA presenta una base di misurazioni (composta da pluviometri e termometri) significativamente più fitta rispetto a quella utilizzata da E-OBS.

Inizialmente, verrà approfondita la metodologia di interpolazione utilizzata per costruire i due dataset, evidenziando le differenze fondamentali. Successivamente, i due dataset verranno confrontati e valutate le differenze tra di essi, misurando l'accuratezza del dataset E-OBS nelle regioni del Piemonte e della Valle d'Aosta.

Tuttavia, è importante sottolineare che l'accuratezza del dataset E-OBS non rappresenta necessariamente la distanza dei dati dal mondo reale, poiché anche il dataset ARPA è soggetto a errori di interpolazione intrinseci. Ad ogni modo, un'analisi approfondita del numero di stazioni utilizzate per interpolare il dataset ARPA, nettamente superiore rispetto a quelle utilizzate per E-OBS in questa regione, suggerisce che il dataset ARPA si avvicini di più alla realtà.

Questa analisi è propedeutica all'estensione della modellazione idrologica sviluppata nel Piemonte ad altre regioni delle Alpi. Avere a disposizione dati climatici storici omogenei per regioni con distribuzioni spaziali e caratteristiche simili potrebbe consentire di estendere la modellazione idrologica sviluppata in una specifica zona anche ad altre. Tuttavia, è importante assicurarsi che i dati osservazionali meteorologici siano omogenei in tutto il dominio spaziale del dataset, poiché i dataset grigliati spesso sono creati utilizzando misurazioni provenienti da pluviometri e stazioni meteorologiche di base che possono essere molto disomogenee.

Un'altra caratteristica importante da considerare è la disomogeneità temporale delle stazioni alla base dei dataset. Nel caso del dataset ARPA, si osserva un aumento stabile nel tempo delle stazioni utilizzate per l'interpolazione, mentre nel caso di E-OBS si registra un aumento seguito da una diminuzione netta delle stazioni più recentemente. Questo è attribuibile alla mancanza di aggiornamenti sui dati da parte degli istituti idrologici delle varie nazioni partecipanti.

2. Caratteristiche dei dati geospaziali analizzati

Formato dei dati

Il formato di compressione dei due dataset analizzati è NetCDF4 (Network Common Data Form), NetCDF4 è la versione più recente di questo formato e offre diversi vantaggi che lo rendono particolarmente adatto per la gestione di dati climatici, tra cui la **compressione dei dati** (i dataset climatici hanno di solito grandi dimensioni), i metadati integrati che forniscono informazioni sulla **provenienza**, la **struttura**, le **variabili** climatiche e le dimensioni delle variabili climatiche (che nel caso di questa analisi sono tempo, latitudine e longitudine), la **compatibilità** con tante piattaforme di analisi diverse, in questo studio è stata usata una libreria di Python per la gestione di questi dati; per questo motivo questo formato favorisce molto la possibilità di utilizzare linguaggi e software open source. Un altro punto a favore di questo formato è l'**accesso efficiente**, ciò permette di accedere a specifiche parti del dataset senza dover leggere l'intero file.

Dataset ARPA

Il dataset, denominato NWOI, è mantenuto ed aggiornato quotidianamente a cura del "Dipartimento Sistemi Previsionali" di Arpa Piemonte. I dati sono raggruppati in tre file, uno per ciascuna variabile (temperature massime giornaliere TX, temperature minime giornaliere TN, e precipitazioni cumulate giornaliere RR) calcolati ed interpolati su griglia regolare. Il dominio copre l'area: longitudine 6.5-9.5 E e latitudine circa 44-46.5 N (valori in gradi decimali). I punti interni al dominio sono 480 (24 latitudini per 20 longitudini), secondo ARPA solo 297 sono inclusi nel territorio amministrativo piemontese. ARPA, però, fornisce anche una "**maschera**", ovvero un dataset in cui nel dominio in analisi sono presenti solo valori booleani in cui 0 indica valori al di fuori del territorio piemontese e 1 rappresenta solo i punti del territorio piemontese, questi punti però sono solo 204 su 480 e non i 297 indicati da ARPA, nella successiva analisi di confronto con E-OBS sono stati aggiunti manualmente alla maschera anche le celle appartenenti al territorio amministrativo della Valle d'Aosta arrivando a un numero di celle analizzate pari a 229, valore comunque lontano da quello indicato da ARPA, probabilmente questa incongruenza è dovuta a un errore di stesura nel documento di presentazione del dataset. I dati coprono un arco temporale che va dal 1° dicembre 1957 fino alla giornata di ieri, per il

confronto con E-OBS sono stati utilizzati i dati che vanno dal **1° Gennaio 1958 al 31° dicembre 2022**, per un totale di 65 anni, in modo da non avere frazioni di anno (questo risulterà utile soprattutto nel calcolo degli indici ETCCDI nei prossimi capitoli). I files vengono aggiornati quotidianamente dopo le ore 15:00 UTC [10].

I dati osservati di temperatura e precipitazione, implementati nell'interpolazione del dataset grigliato, derivano da **due reti di misurazione** che differiscono non solo per il numero di stazioni e per il periodo di funzionamento, ma presentano anche caratteristiche differenti nei sensori e nella loro gestione:

- Rete di **stazioni meccaniche e manuali SIMN** (disponibile dal 1913 al 2002)
- Rete di **telemisura** di ARPA Piemonte (disponibile a partire dal 1988).

ARPA ha effettuato del **preprocessing** su questi dati, in particolare sono stati realizzati controlli di qualità per verificare la fruibilità di tali dati, sottoponendoli preventivamente a verifiche di tipo logico (che garantissero la coerenza del dato ed escludessero valori registrati fisicamente impossibili), di tipo climatologico (tramite i quali sono stati confrontati i singoli valori delle serie storiche con la climatologia delle stazioni stesse ed eventualmente con quelle vicine) e di tipo temporale (onde evitare persistenze anomale di un singolo valore).

ARPA ha fatto valutare **l'andamento della quantità di dati** disponibili, consultando le anagrafiche dei pluviometri e dei termometri e ricavando, anno per anno, il numero di stazioni attive. Il numero di sensori termometrici è aumentato di oltre dieci volte nell'arco di 50 anni, partendo da circa 25 unità negli anni '50 fino ad arrivare a 371 sensori nel 2009, con un ripido incremento a partire dagli anni '90 in seguito all'introduzione della rete di telemisura. Per quanto riguarda le stazioni pluviometriche, si registra un aumento dei sensori da 119 unità negli anni '50 fino a 386 unità nel 2009, come si può osservare da Figura 2

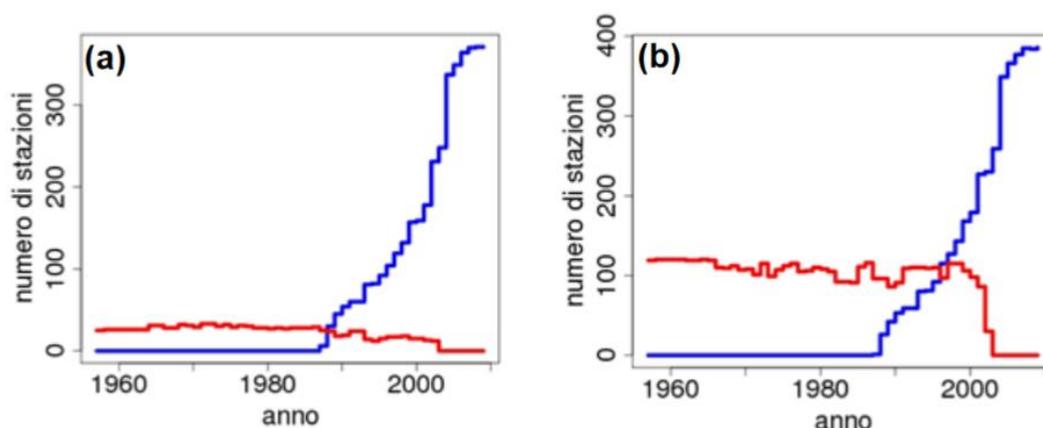


Figura 2: numero di stazioni attive della rete SIMN (rosso) e della rete Arpa Piemonte (blu) per le temperature (a) e le precipitazioni (b) nel periodo 1957-2009. Fonte: ARPA Piemonte

La **risoluzione** scelta da ARPA per questo dataset è di 0.125° . Questa scelta è basata su un'analisi in ambiente GIS fatta da ARPA per ottenere una stima della media del raggio di influenza di ciascuna stazione attraverso una tessellatura di Voronoi. L'**altezza topografica** di ciascuna cella della griglia, che è stata utilizzata nel successivo confronto con le altezze del dataset E-OBS (descritto nella sezione), è stata ottenuta da ARPA con un up-scaling alla risoluzione di 15 km a partire da un DEM di risoluzione 100 m, applicando una tecnica di interpolazione bilineare.

Metodologia di interpolazione ARPA

L'interpolazione usata da ARPA Piemonte per ottenere i dati grigliati fa uso della tecnica dell'**optimal interpolation**. Questa tecnica effettua un processo di interpolazione spaziale, su griglia regolare, dei dati a disposizione, derivanti da stazioni di rilevamento appartenenti a differenti reti di misurazione, con diversa copertura temporale e con una distribuzione spaziale arbitraria e variabile sul territorio regionale, sfruttando il principio che solo le osservazioni più vicine possono influenzare il valore finale sul punto griglia. Attraverso questo approccio, si sacrifica la dettagliata informazione su singoli punti di stazione in cambio di un campo di analisi su griglia. Tale campo è completo di informazioni passate, omogeneo e integrabile con altri dati futuri. Può essere impiegato per analisi statistiche sulla variazione nel tempo dei parametri meteo-climatici. L'optimal interpolation applicata da ARPA sfrutta un campo di background, che serve da campo di appoggio. Per le temperature il campo di background è stato ottenuto mediante il downscaling del set di rianalisi (una descrizione dei dataset di rianalisi è fornita nel capitolo 6 di questa tesi) ERA-40 (a risoluzione 1.125° , per il periodo 1957-2001) e dal set dell'EMCWF (a risoluzioni più grossolane, dal 2002 fino ad almeno il 2009). Nel caso delle precipitazioni il campo di background è stato calcolato a partire dalle osservazioni stesse. Questo campo è utilizzato per filtrare la disomogeneità spaziale delle variabili climatiche date dalle stazioni. È importante notare che, nonostante ci sia una evidente **relazione tra precipitazioni e quota**, dovuta a flussi umidi provenienti dal Mediterraneo costretti a un moto ascensionale e quindi a una precipitazione più intensa nella zona di interfaccia tra la catena montuosa e la zona pianeggiante, nel processo di questa interpolazione ARPA ha eliminato ogni relazione tra precipitazione e quota poiché le diverse zone montane e pedemontane sono esposte in modo diverso alle correnti umide e presentano una diversa distribuzione spaziale delle precipitazioni a parità di quota, infatti ci sono delle variazioni causate dalla differente esposizione dei versanti alpini e dalla conformazione delle vallate interne.

In Figura 3 ARPA fornisce una rappresentazione grafica della dispersione del campo di temperatura ottenuto in un punto (quota pari a 273 m) dall'optimal interpolation rispetto a misure in una stazione non utilizzata per l'interpolazione (quota pari a 287 m). Oltre alla differenza di quota a cui si riferiscono va sottolineato che il dato interpolato sulla cella della griglia rappresenta una media elaborata di tutti i punti presenti nella cella stessa, e quindi è ragionevole aspettarsi discrepanze contenute quando la corrispondente serie storica viene confrontata con quella di un punto-stazione singolo, seppur facente parte della cella che lo rappresenta.

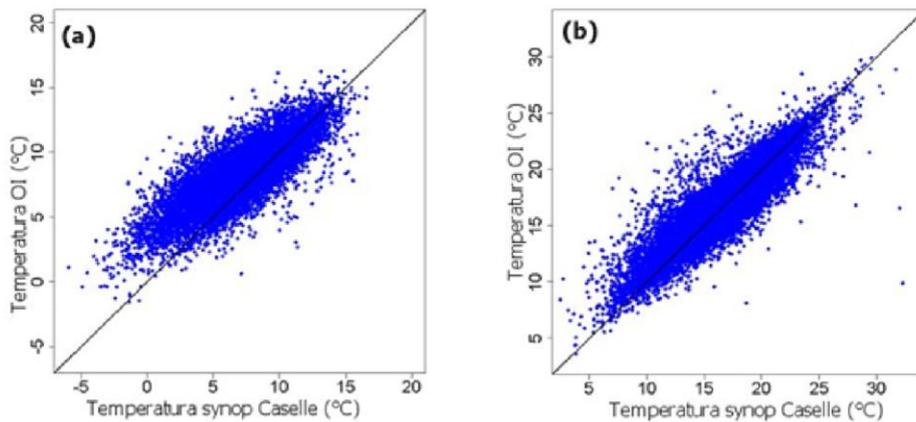


Figura 3 : dispersione della serie storica della stazione synop di Caselle vs la serie storica del corrispondente punto griglia dell'optimal interpolation per le temperature minime (a) e massime (b) nel periodo 1957-2009. I segnali sono stati precedentemente destagionalizzati. Fonte: ARPA Piemonte

Dataset E-OBS

E-OBS è un insieme di dati d'osservazione giornalieri, riferiti solo a punti terreni riguardanti la precipitazione, la temperatura, la pressione atmosferica al livello del mare, la radiazione globale, la velocità del vento e l'umidità relativa in Europa. Questo insieme di dati si basa sulle osservazioni provenienti dalle stazioni meteorologiche distribuite in tutta Europa, fornite dai Servizi Meteorologici e Idrologici Nazionali e da altri istituti che detengono dati.

L'**accesso ai dati** E-OBS è completamente libero a finalità non commerciali attraverso il "Climate data store" [11]. Inizialmente, nel 2008, questo dataset è stato sviluppato per fornire una convalida per la serie di simulazioni dei modelli climatici su scala europea prodotti nel contesto del progetto "ENSEMBLES" dell'Unione Europea. Mentre E-OBS rimane un insieme di dati importante per la convalida dei modelli, è utilizzato più in generale per monitorare il clima in tutta Europa, in particolare per valutare l'entità e la frequenza degli **estremi giornalieri** [12]. Il dataset E-OBS è utilizzato in un rapporto dell'EEA (agenzia europea dell'ambiente) per quantificare i cambiamenti climatici in Europa. L'EEA fornisce consulenza alla Commissione Europea su questioni legate ai cambiamenti climatici [13].

E-OBS è un caso unico in Europa a causa della griglia spaziale relativamente ampia, della **risoluzione giornaliera** del dataset, della fornitura di diverse variabili e della durata del dataset. Infine, i dati delle stazioni (**metadati**) su cui si basa E-OBS sono accessibili attraverso le pagine web di European Climate Assessment & Dataset (ECA&D) (dove il proprietario dei dati ha dato il permesso di farlo), da questo punto di vista si differenzia da altri dataset che di solito non hanno una descrizione così dettagliata dei metadati. Un altro grande lato positivo del dataset è che è aggiornato di continuo con l'aggiunta di nuove stazioni e continui miglioramenti avvengono anche grazie agli utenti. Vengono rilasciate due nuove versioni complete di E-OBS

ogni anno e vengono forniti aggiornamenti mensili provvisori. A dicembre 2023 l'ultima versione è **E-OBS v28.0**, che è anche la versione utilizzata nella successiva analisi. Le differenze tra versioni sono descritte nella pagina di accesso ai dati come si può vedere nell'esempio in Figura 4, ogni nuova versione aggiunge 6 mesi di dati.

| Version | Release date | Period covered | Modification |
|---------|--------------|-------------------------|---|
| 28.0e | October 2023 | 1950-01-01 - 2023-06-30 | New series are included for Campania and Trentino in Italy and the elevation is corrected for German precipitation stations. Continued monthly, half-yearly and yearly updates for Germany, Czech Republic, Bosnia and Herzegovina, Norway, Slovenia, Finland, Ireland, Estonia, Sweden, Luxembourg, Netherlands, Portugal, Spain, Switzerland, Italy (Emilia-Romagna), Montenegro, Belgium, France, Denmark, UK and the regional meteorological service of Catalonia (Spain). Wind speed is available from 1980 onwards, all other elements from 1950 onwards. The full ensemble can be made available on request. |

Figura 4: esempio di descrizione delle modifiche in E-OBS v28.0. Fonte: climate.copernicus.eu

Risoluzione temporale e spaziale

Il dataset è **giornaliero** (così come il dataset ARPA), il che significa che le osservazioni coprono un intervallo di 24 ore per passo temporale. Il periodo esatto di 24 ore utilizzato può variare da una regione all'altra. La ragione di ciò è che alcuni fornitori di dati misurano da mezzanotte a mezzanotte, mentre altri potrebbero misurare dalle 12 di mattina alle 12 di mattina. Poiché E-OBS è un insieme di dati osservazionali, non sono stati fatti tentativi di regolare le serie temporali per questo scostamento di 24 ore [14]. I dati E-OBS sono disponibili dal 1° gennaio 1950. Il dataset E-OBS è fornito su griglie regolari di latitudine-longitudine con **risoluzioni spaziali di 0.1° e 0.25°** (entrambe le risoluzioni sono state analizzate nel confronto con il dataset ARPA). La copertura di E-OBS abbraccia gran parte del continente europeo, dalla Scandinavia settentrionale alla Spagna meridionale e all'Africa settentrionale, e dall'Islanda alla Federazione Russa a 40°E. Tuttavia, la copertura cambia nel tempo a causa dell'espansione e della diminuzione nel tempo della copertura delle stazioni meteorologiche.

Stazioni alla base del dataset

I dati delle stazioni sono forniti da 85 istituzioni partecipanti al progetto E-OBS e il dataset di ECA&D contiene oltre 23.300 stazioni meteorologiche (dati aggiornati a settembre 2023). In Figura 5 è rappresentata in una mappa le stazioni usate per E-OBS v20.0 (senza considerare gli intervalli temporali in cui queste stazioni sono state usate), si può notare la forte disomogeneità nella distribuzione spaziale di queste stazioni, tra cui la scarsità di queste in Piemonte (questo aspetto è approfondito nella successiva analisi). Nella stessa figura si vede una **diminuzione nei tempi più recenti** delle stazioni usate per il dataset, con conseguente riduzione dell'affidabilità negli ultimi anni, questo declino è dovuto soprattutto agli aggiornamenti poco frequenti dei

dati forniti dai Servizi Meteorologici e Idrologici Nazionali. Per estendere le serie temporali non aggiornate sono usati dataset alternativi derivanti da dati sinottici, l'affidabilità di questi dati è analizzata da van den Besselaar [15].

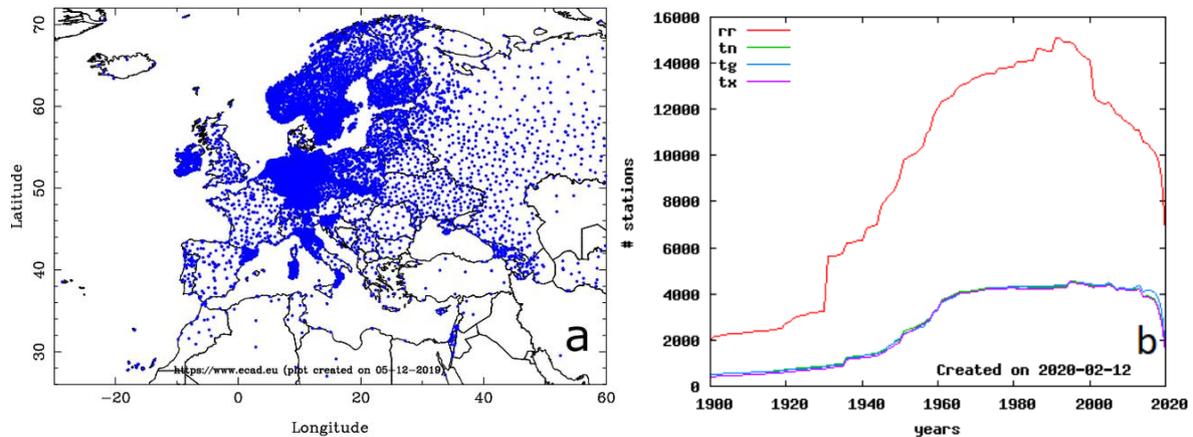


Figura 5: Mappa con la copertura delle stazioni in ECA&D che costituisce la base per il dataset di precipitazioni E-OBS v20.0e (a). Il numero di stazioni che forniscono dati sulle precipitazioni (in rosso) e sulla temperatura (in verde, blu, viola) in funzione del tempo (b). Fonte: [13]

Metodologia E-OBS per creare la griglia

Come descrive Cornes [12], nelle prime versioni E-OBS veniva seguita questa procedura per l'interpolazione dei dati provenienti dalle misurazioni in una griglia regolare:

1. Le anomalie giornaliere erano calcolate presso ciascuna stazione in rapporto al totale mensile della stazione (precipitazioni) o alla media (temperatura).
2. I valori mensili erano interpolati su una griglia ad alta risoluzione utilizzando una spline
3. Le anomalie giornaliere erano inserite in una griglia della stessa alta risoluzione utilizzando "ordinary kriging".
4. I valori giornalieri interpolati erano moltiplicati o sommati ai rispettivi totali mensili o medie per formare i valori assoluti giornalieri.
5. I dati interpolati ad alta risoluzione erano mediati su una griglia di risoluzione più grossolana per ottenere medie spaziali delle caselle della griglia.

Nelle versioni più recenti (da v16.0 in poi) invece avvengono due passaggi: I valori giornalieri vengono inizialmente fittati con un **modello deterministico** per catturare la tendenza spaziale a lungo raggio nei dati, poi i residui da questo modello vengono successivamente interpolati utilizzando una **tecnica stocastica** (in particolare la generazione di un insieme di campi casuali, la cui struttura spaziale è definita tramite l'uso di un variogramma, con una tecnica chiamata "Gaussian random field") per poi produrre un ensemble giornaliero. I valori mensili sono utilizzati come primo step nell'interpolazione, poiché la relazione tra

l'altitudine e i campi meteorologici può essere difficile da discernere nei dati a risoluzione giornaliera, specialmente per le precipitazioni.

Problemi noti di E-OBS

La maggior parte dei problemi in questo dataset è dovuto alla bassa densità di stazioni, nello specifico:

- Dati ai bordi del dominio sono poco affidabili date le poche stazioni, questo comunque non influenza l'analisi in Piemonte, che si trova in una zona piuttosto centrale.
- La densità delle stazioni non è costante nel tempo, per questo le analisi di trend potrebbero non essere affidabili.
- In zone con larghe distanze tra stazioni potrebbero esserci temperature minime più alte delle massime dovuto a problemi di interpolazione in quanto per l'interpolazione della temperatura massima non sono fornite informazioni sulla temperatura minima (e viceversa), questo avviene nella regione alpina di Piemonte e Valle d'Aosta. E' stata fatta un'analisi per verificare le occorrenze sulla porzione di dataset di nostro interesse ed è riportata nella sezione successiva.

Analisi delle incongruenze di temperatura

Dal dataset E-OBS importato dal sito, sulla porzione di dataset usata per la successiva interpolazione in griglia ARPA sono stati trovate 4919 istanze in cui la temperatura minima era maggiore della massima per E-OBS 0.25, per E-OBS 0.1, invece, le istanze in cui è avvenuta questa incongruenza sono 58273 (questo è dovuto al maggior numero di punti a questa risoluzione più fine, circa 21 milioni di istanze totali per E-OBS 0.1, 4 milioni invece per E-OBS 0.25), il fenomeno è particolarmente presente nell'arco alpino confinante con la Francia come è mostrato in Figura 6.

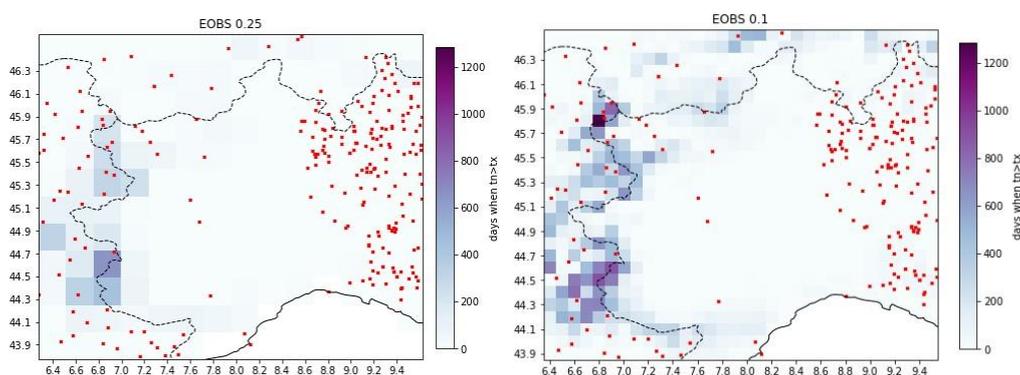


Figura 6: mappa del numero di occorrenze di $t_n > t_x$ per i dati grezzi E-OBS (prima dell'interpolazione nella griglia ARPA). In rosso sono rappresentate le stazioni usate da E-OBS.

Dopo il processo di interpolazione dei dataset grigliati E-OBS (a risoluzione 0.25 e 0.1) in griglia ARPA e l'applicazione della maschera ai dati (processo spiegato nel capitolo 3) la risoluzione passa a 0.125,

conseguentemente questo porta alla diminuzione delle occorrenze di questa incongruenza in su E-OBS 0.1 (13743 occorrenze), e un leggero aumento su E-OBS 0.25 (6128, questo aumento è dovuto a un aumento di risoluzione ma è contenuto anche dall'eliminazione dei dati al di fuori di Piemonte e Valle d'Aosta)

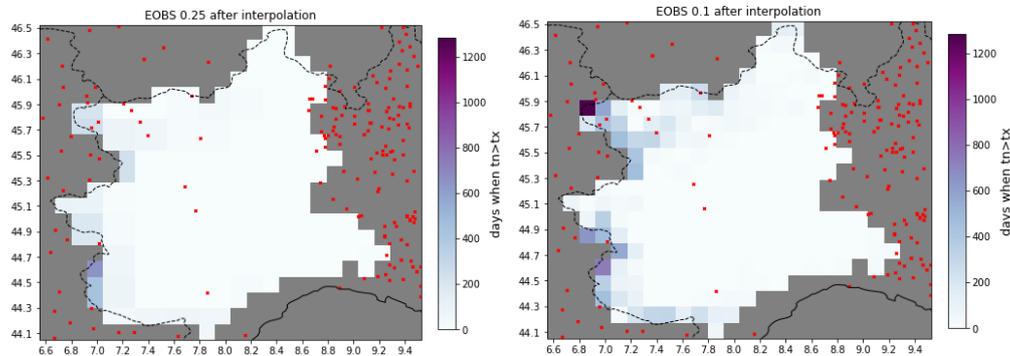


Figura 7: mappa del numero di occorrenze di $t_n > t_x$ per i dati E-OBS interpolati nella griglia ARPA a risoluzione 0.125. In rosso sono rappresentate le stazioni usate da E-OBS. In grigio ci sono i dati forniti da ARPA ma che ricadono al di fuori del dominio di Piemonte e Valle d'Aosta e non sono utilizzati per i confronti

Il dataset non è stato modificato per l'analisi, nonostante la presenza di queste incongruenze, per mantenere il confronto significativo e non inquinare il dataset, nonostante ciò, bisogna notare che per alcuni punti sull'arco alpino orientale questo fenomeno è presente fino al 4% dei giorni totali, inoltre questa incongruenza è distribuita equamente nel tempo. I motivi di questa incongruenza risiedono nella grande distanza tra una stazione meteorologica e l'altra (stazioni evidenziate in Figura 6 e Figura 7), questa scarsità di stazioni nell'area in analisi è la causa di molte incongruenze ed inaccuratezze di E-OBS che vengono approfondite nei prossimi capitoli.

Differenze di qualità tra il dataset ARPA e il dataset E-OBS

La prima differenza si trova nel campo di background usato dai due dataset: per le temperature nel caso di ARPA è un campo di rianalisi, nel caso di E-OBS è usato un modello basato sulle osservazioni stesse del dataset. Il campo di rianalisi sarà molto più preciso in quanto la rianalisi combina le osservazioni con le previsioni meteorologiche passate a breve termine attraverso l'assimilazione dei dati [16] (più informazioni nel capitolo 6). Il campo di background è più influente quando le distanze tra le stazioni è più alta e nel caso del dataset E-OBS in Piemonte il numero di stazioni è decisamente inferiore rispetto ad ARPA. In Figura 8 è visualizzato l'andamento temporale delle stazioni facenti parte del rettangolo che va da coordinate 43.75N, 6.25E a coordinate 46.75 N, 9.75E, usate per l'interpolazione dei dataset E-OBS in griglia ARPA. Le stazioni usate per E-OBS sono molte di meno, inoltre negli ultimi anni il numero di stazioni si riduce notevolmente, dovuto al problema del dataset E-OBS di non avere dati aggiornati sempre dai vari istituti idrologici nazionali, questo aggiornamento, invece, nel caso di ARPA invece avviene ogni giorno; Oltre a questo il preprocessing compiuto da ARPA è più ampio di quello compiuto per il dataset E-OBS (ARPA sottopone i dati a verifiche logiche, cosa

che E-OBS non fa come si può vedere nella sezione delle incongruenze di temperatura analizzate precedentemente).

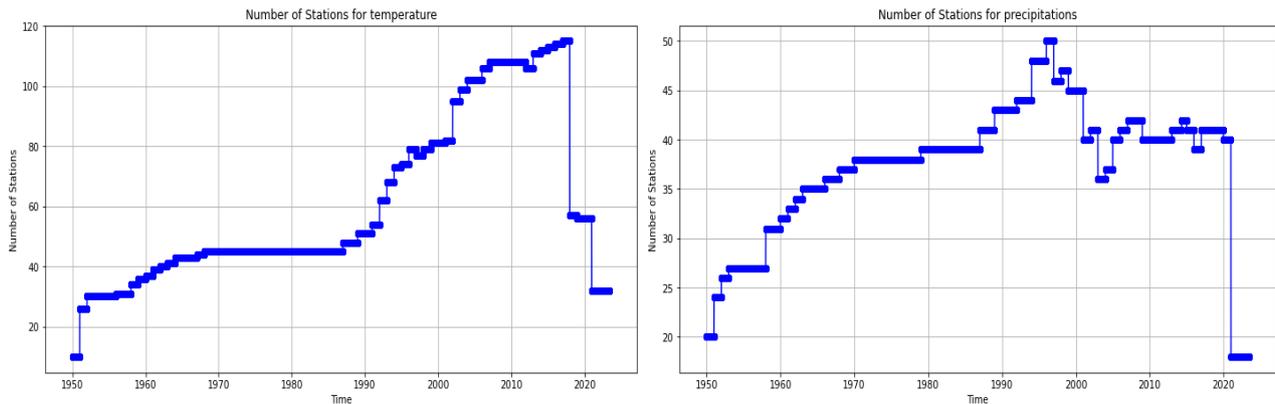


Figura 8: a sinistra ci sono le stazioni nel tempo usate da E-OBS per la temperatura, a destra le stazioni usate da E-OBS per le precipitazioni nel rettangolo di dataset usato per l'interpolazione di questi dati nella griglia ARPA

La scarsità di stazioni in Piemonte è dovuta alla non partecipazione da parte di ARPA Piemonte a questo progetto di dati giornalieri di ECA&D [17], tuttavia nel contesto italiano si trova piuttosto indietro in questo; infatti, gli istituti italiani partecipanti sono 13:

- Servizio Meteorologico dell'Aeronautica
- Regione Lazio
- National Research Council of Italy
- Università degli Studi di Milano
- Assessorato Agricoltura Napoli
- ARPA Lombardia (la partecipazione dell'agenzia ambientale regionale della Lombardia è graficamente evidente in Figura 7 dove si può vedere un netto incremento nella densità delle stazioni a est del confine piemontese)
- CINECA - HPC department
- Arpa Valle d'Aosta (la regione è stata analizzata nella validazione, tuttavia non sono risultati evidenti differenze con il Piemonte per quanto riguarda l'accuratezza)
- Agenzia Regionale per la Protezione dell'Ambiente della Sardegna
- ISPRA
- ARPA Calabria

Per questo motivo questa validazione con dati ARPA non può essere usata come standard di qualità per tutte le regioni italiane, in quanto il dataset E-OBS è molto più ricco di stazioni nelle regioni partecipanti al progetto come la Lombardia.

3. Metodologia di confronto

I file netCDF importati da E-OBS sono 6 (3 variabili climatiche, cioè, precipitazione, temperatura minima e temperatura massima in due diverse risoluzioni cioè 0.25° e 0.1°) e vengono confrontati con i 3 file ARPA (per le 3 variabili climatiche, a risoluzione 0.125°). E-OBS fornisce sia le “ensemble mean” che le “ensemble spread”, per questa analisi sono state analizzate solo le prime. Un lato positivo di E-OBS è che la serie temporale per una variabile climatica si trova nello stesso file netCDF e non in un file per ogni giornata, come è possibile trovare spesso soprattutto nei dataset di rianalisi, tuttavia per confrontare i dati E-OBS con quelli ARPA è comunque necessario riferirli a una griglia comune, in quanto si stanno confrontando dataset a risoluzione differente che si riferiscono a celle differenti.

Le operazioni fatte sul dataset E-OBS sono:

- Interpolazione dei valori dei dataset E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 (i numeri si riferiscono alle risoluzioni dei dataset) nella griglia ARPA a risoluzione 0.125, usando un'interpolazione “Nearest Neighbour”.
- Applicazione della maschera a E-OBS interpolato a risoluzione 0.125 e arpa per ridurre il dominio di analisi a Piemonte e Valle d'Aosta, poiché nelle altre celle la qualità dei dati ARPA è inferiore, come descritto da ARPA. Questa maschera trasforma il dominio rettangolare dei dati grezzi in una forma che segue i confini di Piemonte e Valle d'Aosta.
- Eliminazione dell'effetto della differenza di altezza a cui si riferiscono le celle dei due dataset sulle temperature tramite una standardizzazione delle altezze.
- Divisione dei dataset in 4 intervalli temporali per analizzare i cambiamenti nel tempo nell'accuratezza di E-OBS.
- Confronti statistici rispetto al dataset ARPA.

Analisi di dati geospaziali su Python

Il linguaggio di programmazione usato in questa analisi di confronto è Python. Python è il linguaggio di programmazione più utilizzato al mondo [18], è ampiamente utilizzato per l'analisi dei dati, e ci sono diversi motivi per cui è particolarmente vantaggioso in questo contesto, incluso l'analisi dei dati NetCDF:

- Sintassi molto chiara e facilmente leggibile.
- Vasta comunità di sviluppatori e un ricco ecosistema di librerie specifiche per l'analisi dei dati.
- La comunità Python è attiva e fornisce un supporto continuo, tra tutorial e forum disponibili per aiutare gli utenti a risolvere problemi specifici.
- Librerie gratuite e open source.

Questa analisi è stata del tutto realizzata usando piattaforme completamente gratuite ed open source, a partire dalla GUI usata, **Anaconda Navigator**. Questa GUI è molto popolare nella comunità di analisi dei dati poiché semplifica di molto la gestione di ambienti di programmazione, oltre a fornire un'interfaccia user friendly per installare, rimuovere o aggiornare librerie Python, librerie che sono state ampiamente utilizzate in questa analisi. L'ambiente di sviluppo integrato (IDE) utilizzato è **Spyder**, che nell'ambito dell'analisi dei dati offre molti vantaggi in quanto, oltre ad avere un editor di testo avanzato, possiede una finestra di visualizzazione di tutte le variabili, di tutti i plot e dei file (similmente a MATLAB), inoltre è dotato di un debugger per testare il codice passo per passo.

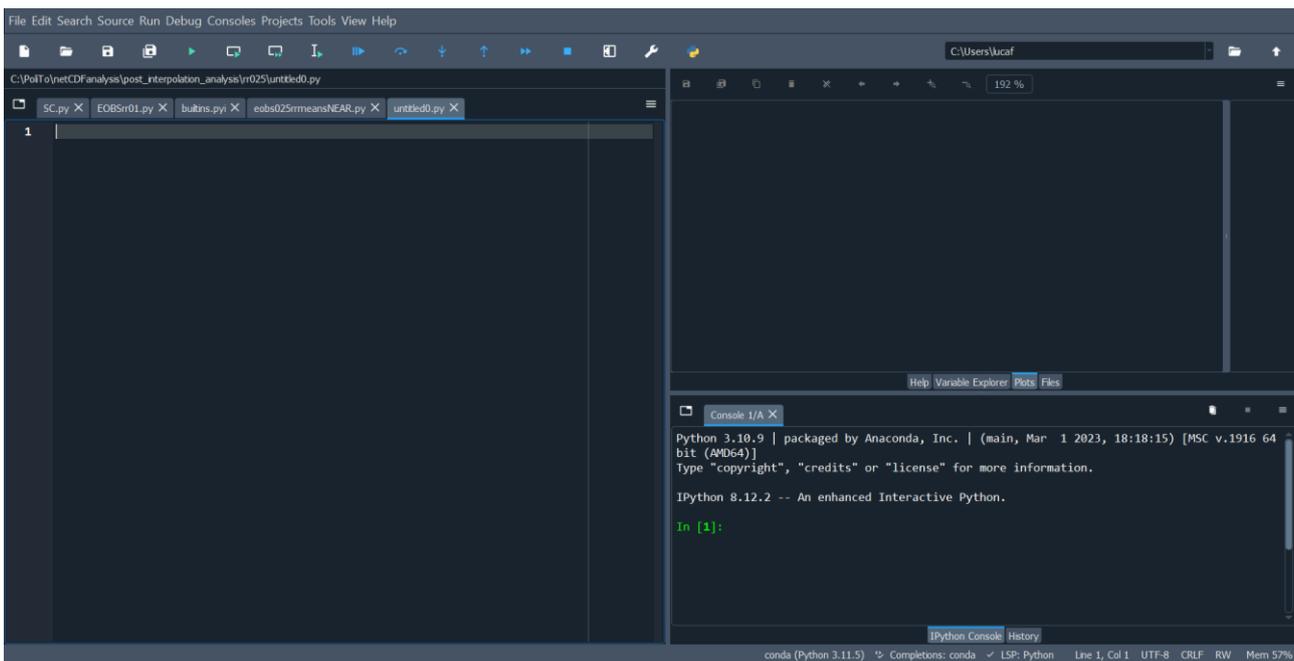


Figura 9: interfaccia grafica di Spyder con l'editor di testo a destra, a sinistra in alto una finestra per variabili e grafici, in alto ci sono diverse opzioni per il debugging

Librerie utilizzate

Inizialmente i dati in formato .nc sono stati importati in Python grazie alla libreria **netCDF4** [19]. I dati sono stati trasformati in versione **Numpy** in modo da poterli trattare come matrici (similmente a MATLAB). Tutti i grafici ottenuti in questa analisi sono stati generati grazie alla libreria **Matplotlib** [20]. **Pandas** è la libreria più utilizzata in ambito di data science, in questa analisi è stata utilizzata, dopo la fase di interpolazione (descritta nella sezione successiva) per calcolare facilmente le medie e altre statistiche per mesi e per anni senza fare ricorso a loop che avrebbero aumentato notevolmente i tempi computazionali, che invece sono rimasti sempre all'interno del minuto. Librerie per la gestione del formato temporale sono state **datetime** e **cftime**. La libreria usata per calcolare gli indici ETCCDI è **icclim** (Index Calculation for CLIMate). Infine, **Cartopy** è stato utilizzato per semplificare il disegno di mappe per l'analisi e la visualizzazione dei dati, in questo caso le linee di costa e i confini.

Interpolazione dei dati E-OBS in griglia ARPA

Il primo passo è l'interpolazione dei dati E-OBS nella griglia ARPA per i due dataset E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25, nel primo caso avviene un downscaling, nel secondo caso avviene un upscaling, questa interpolazione è stata fatta grazie alla libreria **SciPy** di Python. SciPy è un ecosistema open source per matematica, scienza e ingegneria, tra le molte funzionalità di SciPy, l'interpolazione è una di esse ed è implementata nel modulo `scipy.interpolate` [21] di cui è stata usata per questa analisi la funzione "RegularGridInterpolator", questa funzione è ottimizzata per lavorare con griglie regolari, migliorando l'efficienza computazionale rispetto ad altri metodi. In **input** a questa funzione sono stati dati: un array bidimensionale di 480 valori con le coordinate di ogni punto di ARPA, le latitudini e longitudini E-OBS e la variabile climatica da interpolare (rr, tn o tx). In **output** la funzione restituisce la variabile interpolata nella nuova griglia. Il metodo di interpolazione scelto è il "Nearest Neighbour", anche l'interpolazione bilineare è stata provata ma scartata in quanto escludeva dei punti del dominio vicini ai bordi (si può vedere un esempio di questo fenomeno su un dataset casuale in Figura 10) portando a una perdita di informazioni.

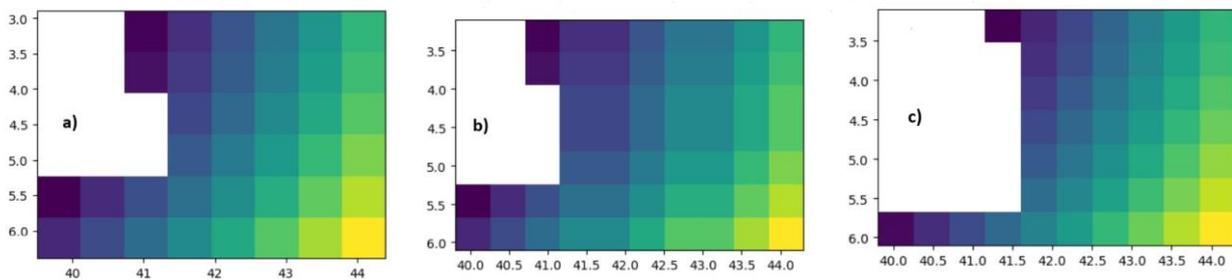


Figura 10: si notano gli effetti dell'interpolazione (nel caso di upscaling) Nearest Neighbour (b) e lineare (c) rispetto allo stesso campo di dati casuali (a). Si può notare come nel caso (b) si perda meno informazione sui bordi rispetto a (c), anche se l'interpolazione lineare fornisce un'interpolazione meno brusca

Per l'interpolazione a partire dai file netCDF E-OBS disponibili sono stati estratti solo i dati relativi all'area di cui erano disponibili i dati ARPA, in particolare per E-OBS 0.25 è stata estratta l'area che va da coordinate 43.75N, 6.25E a coordinate 46.75 N, 9.75E per un totale di 240 punti (upscaling), mentre per E-OBS 0.1 da coordinate 43.9 N,6.2E a coordinate 46.6 N, 9.6 E per un totale di 918 punti (downscaling). I domini di E-OBS sono stati scelti in modo che contenessero il dominio ARPA per avere i dati necessari per poter interpolare in maniera corretta. I dati E-OBS sono stati trasformati da matrice a vettore per poter essere interpolati da "RegularGridInterpolator" e per poi essere ritrasformati in forma di matrice una volta interpolati. Un esempio dei risultati di questa interpolazione è mostrato in Figura 11 e Figura 12. I risultati ottenuti dall'interpolazione sono stati salvati in nuovi file formato netCDF, che poi verranno importati nella fase successiva di confronto.

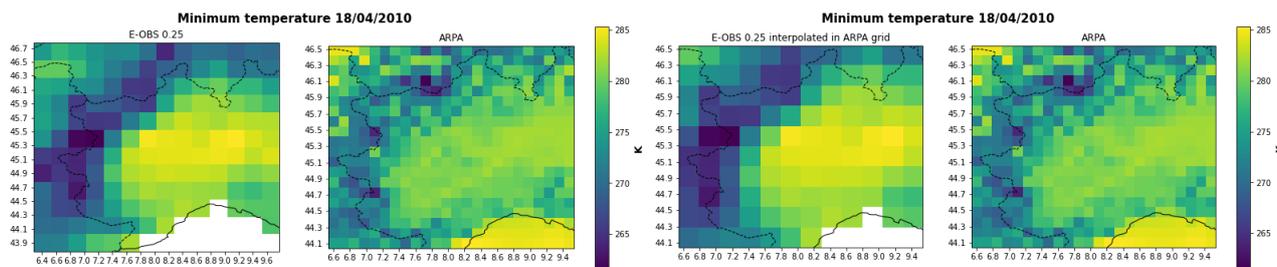


Figura 11: A sinistra il confronto tra la temperatura minima in un giorno casuale E-OBS 0.25 rispetto allo stesso giorno ARPA, a destra lo stesso giorno interpolato con Nearest Neighbour nella griglia ARPA. Il risultato rimane quasi lo stesso poiché la risoluzione di E-OBS 0.25 è esattamente il doppio di quella ARPA

In Figura 11 è mostrato come l'interpolazione del dataset E-OBS (a risoluzione 0.25) nella griglia ARPA (a risoluzione 0.125, quindi esattamente la metà) non cambi di molto i dati.

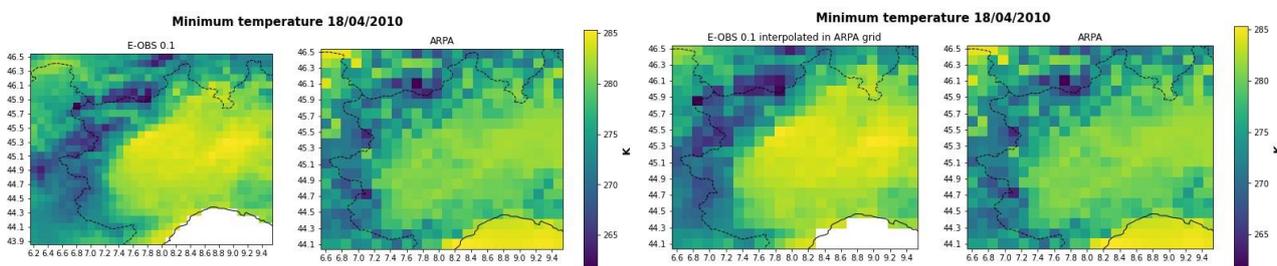


Figura 12: A sinistra il confronto tra la temperatura minima in un giorno casuale E-OBS 0.1 rispetto allo stesso giorno ARPA, a destra lo stesso giorno interpolato con Nearest Neighbour nella griglia ARPA. In questo caso si riesce a notare l'effetto del downscaling, soprattutto sulla catena alpina con perdita di alcuni dettagli

Ai file netCDF ottenuti viene applicata la maschera che evidenzia solo i punti del Piemonte e della Valle d'Aosta, con il risultato di avere da confrontare 229 punti rispetto ai 480 iniziali come è visibile in Figura 7 (dove i pixel in grigio sono i punti al di fuori dei confini di Piemonte e Valle d'Aosta e quindi esclusi dall'analisi).

Standardizzazione delle altitudini

La differenza di altitudine a cui si riferiscono le celle dei due dataset genera delle importanti discrepanze se si vuole confrontare cella per cella, in quanto ogni cella si riferisce a una altezza diversa; quindi, ogni variabile climatica si riferisce a una altezza differente. Questo è un problema sia per le temperature che per le precipitazioni, in quanto entrambe subiscono l'influenza dell'altitudine. Nel caso della temperatura è possibile trovare una relazione lineare che la lega alla quota; infatti, normalmente la temperatura scende di 0.65 °C ogni 100 metri [22], per quanto riguarda le precipitazioni non c'è una relazione lineare ed è un fenomeno più complesso in quanto dipende anche da fattori come la topografia e la direzione dei venti. Per questi motivi nei dataset E-OBS di temperatura interpolati in griglia ARPA è stato effettuato un **cambiamento di quota** in modo da essere la stessa di ARPA. Per poter fare questa operazione è necessario prima avere dei dataset netCDF che si riferiscano alle altitudini dei due dataset (i due dataset sono provvisti di questo tipo di dati,

ma in generale non è facile trovare dataset che li forniscano) per poi interpolare le altitudini allo stesso modo in cui sono state interpolate le variabili climatiche in modo tale da poter confrontare le altezze dei due dataset su tutti i punti e ottenere delle differenze di altezza a partire dalle quali verranno standardizzate le temperature.

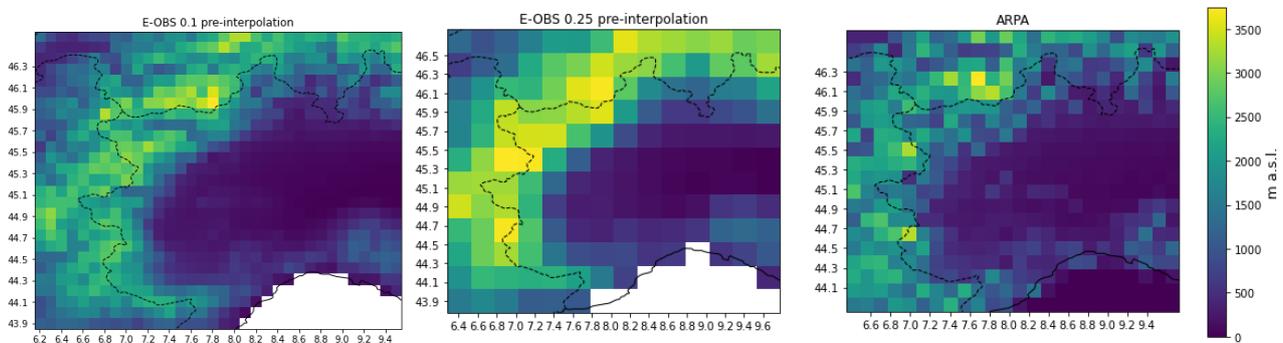


Figura 13: altitudini dei due dataset E-OBS a differente risoluzione 0.1° e 0.25° (a sinistra) rispetto alle altitudini ARPA (a destra) in metri sopra il livello del mare

Con il cambiamento di quota è stato effettuato un cambiamento della temperatura dei dataset E-OBS (che da ora in poi viene riferito come standardizzazione) usando la formula seguente:

$$\Delta T_E = -0.0065(H_E - H_A)$$

Equazione 1: Dove ΔT_E rappresenta la differenza di temperatura da applicare a EOBS per avere una temperatura riferita alla quota di ARPA, H_E è l'altitudine di EOBS interpolata in griglia ARPA e H_A rappresenta l'altitudine di ARPA. 0.0065 sono i °C di differenza per metro con l'aumento di altitudine

Il segno meno nell'Equazione 1 è usato perché nel caso di una quota di E-OBS maggiore di quella ARPA la temperatura E-OBS diminuirà proporzionalmente a e viceversa. Questa equazione viene poi applicata a tutti i punti all'interno del dominio, ad ogni modo sono state condotte delle analisi anche sul dataset non standardizzato per capire le differenze con i nuovi dataset standardizzati.

| | | $T_{N,EOBS0.1} - T_{N,ARPA}$ | $T_{N,EOBS0.25} - T_{N,ARPA}$ | $T_{X,EOBS0.1} - T_{X,ARPA}$ | $T_{X,EOBS0.25} - T_{X,ARPA}$ |
|------------------------|------------------|------------------------------|-------------------------------|------------------------------|-------------------------------|
| Pre-standardizzazione | ΔT [°C] | -0.95 | -0.90 | 0.04 | 0.12 |
| | Δalt [m] | 112.63 | 101.75 | 112.63 | 101.75 |
| Post-standardizzazione | ΔT [°C] | -0.22 | -0.24 | 0.77 | 0.78 |
| | Δalt [m] | 0 | 0 | 0 | 0 |

Tabella 1: sono rappresentate le differenze medie di altezza e temperatura prima e dopo la standardizzazione, con T_n sono indicate le temperature minime e con T_x le temperature massime

La differenza media tra le altitudini nel dominio di analisi pre-maschera è notevole, con un'altezza media di E-OBS 0.1 maggiore di 166 metri e di E-OBS 0.25 maggiore di 163 metri rispetto ad ARPA, nonostante ciò, la temperatura media di EOBS 0.25 è più alta di 0.07°C rispetto ad ARPA, mentre quella di E-OBS 0.1 è più alta

di 0.12°C, questo è in contraddizione con la precedente informazione sulla differenza di quote, probabilmente dovuta alla scarsa precisione del dataset al di fuori del Piemonte e della Valle d'Aosta. Dopo l'interpolazione e all'applicazione della maschera che restringe il dominio di analisi solo su Piemonte e Valle d'Aosta la differenza media di altezza è di 113 metri in meno rispetto a E-OBS 0.1 e 102 metri in meno rispetto a E-OBS 0.25. In questo caso la standardizzazione rende più precise le medie dei dataset di temperatura minima e più distanti le medie di temperatura massima come riportato in Tabella 1. Nonostante il distanziamento delle medie dopo la standardizzazione i singoli valori giornalieri diventano più precisi, come è approfondito nella prossima sezione.

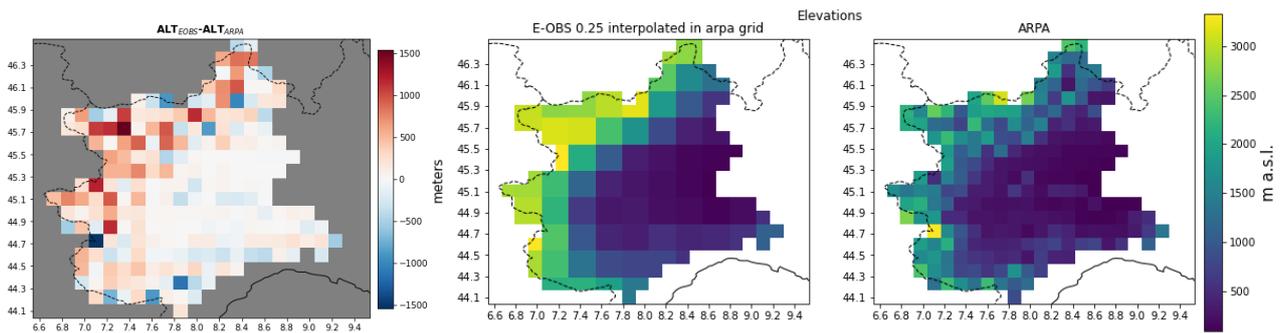


Figura 14: Differenza di altezza in metri tra altitudini E-OBS 0.25 interpolate in griglia ARPA e altitudini ARPA (a sinistra), le altezze confrontate (a destra)

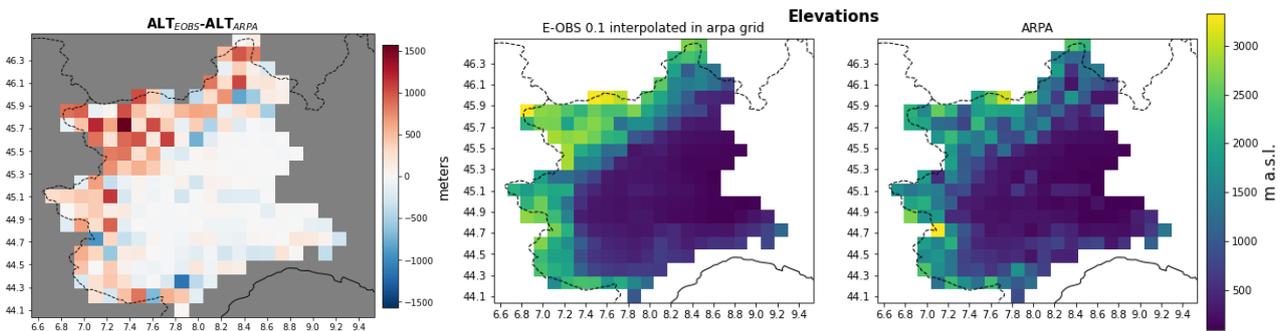


Figura 15: Differenza di altezza in metri tra altitudini E-OBS 0.1 interpolate in griglia ARPA e altitudini ARPA (a sinistra), le altezze confrontate (a destra) post-interpolazione

4. Risultati

Dopo aver ottenuto i valori dei sei dataset E-OBS in griglia ARPA tramite l'interpolazione, è stata condotta una fase di confronto con i dati dell'ARPA. L'obiettivo principale è stato quello di quantificare la precisione dei dataset E-OBS, nelle due risoluzioni, misurando la discrepanza tra i dati giornalieri e le medie rispetto ai corrispondenti dati presenti nel dataset dell'ARPA. Questo confronto è stato realizzato attraverso l'analisi di grafici, mappe e indicatori statistici descritti nelle sezioni successive.

L'indicatore statistico utilizzato per stimare l'incertezza dei dataset E-OBS è l'**errore medio assoluto (MAE)**. Nel caso delle precipitazioni e degli indici ETCCDI, l'errore assoluto è stato normalizzato dividendo per la media delle precipitazioni ARPA nel periodo considerato. Questa normalizzazione è stata eseguita al fine di conferire maggiore significatività e facilitare il confronto con altre regioni geografiche in cui la media delle precipitazioni potrebbe differire da quella del Piemonte. Va notato che tale indicatore è stato precedentemente utilizzato in una validazione del dataset E-OBS [23], il cui risultato sarà poi oggetto di confronto con i risultati ottenuti nella presente ricerca.

$$MAE = \overline{|X_{j,t}^{EOBS} - X_{j,t}^{ARPA}|}$$

Equazione 2: Equazione dell'errore medio assoluto, dove X rappresenta una variabile climatica, j è una cella e t è un giorno, e l'accento è una media

è stato impiegato anche l'errore medio (ME) come ulteriore indicatore statistico. A differenza dell'errore medio assoluto (MAE), che valuta la precisione del dataset nei singoli valori, l'errore medio si concentra sull'analisi del bias del dataset E-OBS rispetto ai dati dell'ARPA. Tale indicatore non considera la variazione nel segno degli errori, ma piuttosto quantifica quanto il dataset tenda a sottostimare o sovrastimare una variabile climatica.

L'errore medio permette quindi di valutare la presenza e l'entità di un eventuale bias sistematico nei confronti dei dati di riferimento forniti dall'ARPA. Questo è cruciale per comprendere la direzione e l'ampiezza delle discrepanze tra i due dataset, consentendo di identificare eventuali tendenze nell'accuratezza delle stime fornite da E-OBS rispetto ai dati osservati.

$$ME = \overline{X_{j,t}^{EOBS} - X_{j,t}^{ARPA}}$$

Equazione 3: Equazione dell'errore medio, dove X rappresenta una variabile climatica, j è una cella e t è un giorno, e l'accento è una media

L'utilizzo congiunto dell'errore medio e dell'errore medio assoluto fornisce quindi una visione più completa della qualità e della precisione del dataset E-OBS nel confronto con i dati dell'ARPA.

Il confronto tra i dataset E-OBS e ARPA ha coinvolto anche l'analisi delle deviazioni standard di entrambi i dataset. Le deviazioni standard sono state calcolate utilizzando tutti i dati giornalieri disponibili, aggregati in un unico vettore, al fine di comprendere le differenze nella distribuzione dei dati tra i due dataset.

Per esaminare le variazioni nel tempo, i dataset sono stati suddivisi in quattro intervalli temporali uguali, ciascuno composti da 5935 giorni, al fine di studiarne le differenze nel corso del tempo. Inoltre, per cinque celle specifiche su un totale di 229 utilizzate per il confronto, sono state analizzate le variazioni mensili delle

variabili climatiche prima e dopo la standardizzazione delle altitudini, utilizzando appositi grafici mostrati nella prossima sezione.

Per comprendere l'andamento spaziale delle medie delle variabili climatiche, sono state create mappe tematiche. In particolare, sono state realizzate mappe che mostrano la differenza tra le variabili climatiche del dataset E-OBS e quelle corrispondenti del dataset ARPA. Queste mappe consentono di visualizzare chiaramente le discrepanze spaziali tra i due dataset e di identificare le aree in cui le differenze sono più significative.

Un'altra metrica utilizzata per la validazione dei dataset E-OBS è il coefficiente di determinazione, comunemente indicato come R^2 . Questo coefficiente misura l'ammontare di variabilità di una variabile che può essere spiegato dalla sua relazione con un'altra variabile. Nel contesto della correlazione tra i dataset E-OBS e ARPA, il coefficiente R^2 indica la percentuale di varianza condivisa tra i due insiemi di dati.

Per calcolare questa metrica nel codice Python, è stata utilizzata la libreria specializzata in data science e machine learning "Scikit-learn". L'espressione analitica per il calcolo del coefficiente di determinazione è la seguente:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

Equazione 4: Dove y_i sono i valori osservati dell'ARPA, \hat{y}_i sono i valori del dataset E-OBS, \bar{y} è la media dei valori osservati dell'ARPA, n è il numero totale di osservazioni.

Questo coefficiente fornisce un'indicazione della forza e della direzione della relazione tra i due dataset, consentendo di valutare quanto bene i dati del dataset E-OBS valutino la variazione nei dati osservati dell'ARPA. L'utilizzo di queste metodologie di analisi spaziale e temporale fornisce una panoramica completa delle discrepanze e delle differenze tra i dataset E-OBS e ARPA, consentendo di valutare la loro coerenza e affidabilità in diverse scale spaziali e temporali.

Temperatura minima

La standardizzazione delle altitudini ha dimostrato di avere un impatto significativo sull'accuratezza del dataset E-OBS standardizzato rispetto alle semplici temperature E-OBS interpolate in griglia ARPA. Questo risultato evidenzia l'importanza di considerare correttamente l'effetto dell'altitudine quando si confrontano dati climatici provenienti da fonti diverse.

E-OBS 0.1

In Figura 16 viene analizzata, ad esempio, una cella situata in una località alpina in cui è presente una importante differenza di altitudine a favore di E-OBS che si traduce in una temperatura in media nettamente più bassa di circa 6°C. Dopo la standardizzazione delle altitudini invece la curva di temperatura viene tralata fino a quasi combaciare con quella di ARPA.

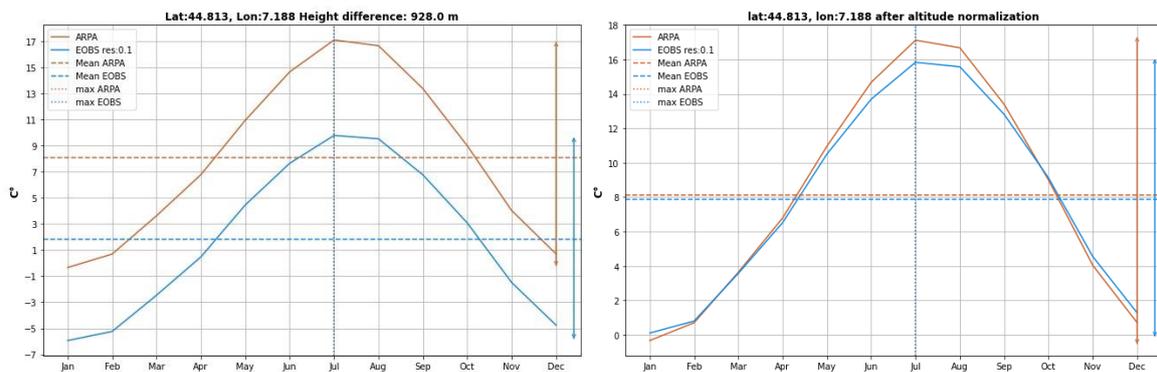


Figura 16: medie mensili in una singola cella, a sinistra prima della standardizzazione delle altezze, con una differenza di altezza di 928 m (altitudine E-OBS – altitudine ARPA), a destra dopo la standardizzazione. Nei grafici sono presenti anche le ampiezze a sinistra, e con le linee tratteggiate presenti in legenda sono rappresentate anche la media del dataset e il mese dove avviene il massimo.

Nelle zone pianeggianti è anche presente una discrepanza di altezze, come viene mostrato in Figura 17 per il caso di Torino per cui E-OBS tiene conto di un'altitudine minore di ARPA, una volta standardizzata l'altitudine la curva di temperatura minima E-OBS si avvicina a quella ARPA.

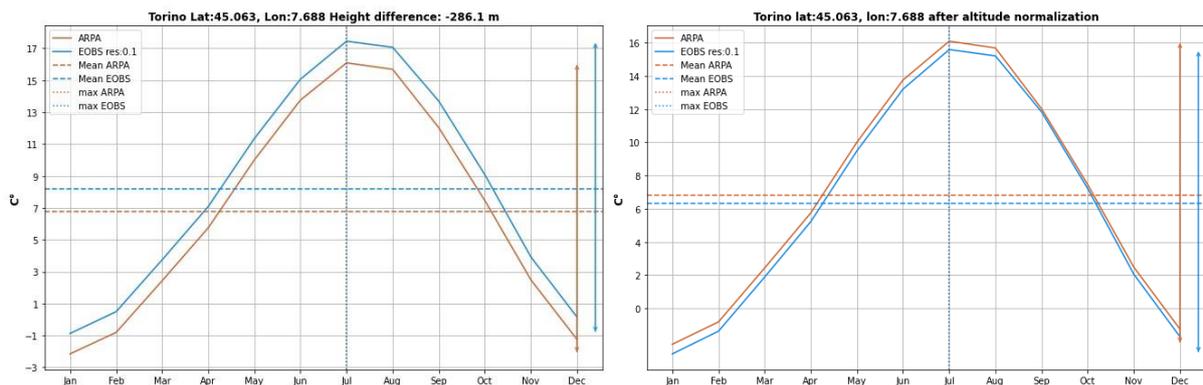


Figura 17: medie mensili in una singola cella, a sinistra prima della standardizzazione delle altezze, con una differenza di altezza di -286 m altitudine E-OBS – altitudine ARPA), a destra dopo la standardizzazione. Nei grafici sono presenti anche le ampiezze a sinistra, e con le linee tratteggiate presenti in legenda sono rappresentate anche la media del dataset e il mese dove avviene il massimo.

Tuttavia, va notato che tale tipo di aggiustamento non è uniformemente distribuito in tutte le celle, come evidenziato nell'analisi mostrata nella Figura 18. Qui si osserva che la standardizzazione delle altitudini porta a una sottostima significativa delle temperature minime. Questo fenomeno causa una discrepanza nella curva

delle temperature minime E-OBS, la quale presenta un errore di magnitudine simile a quello precedente, ma con segno opposto.

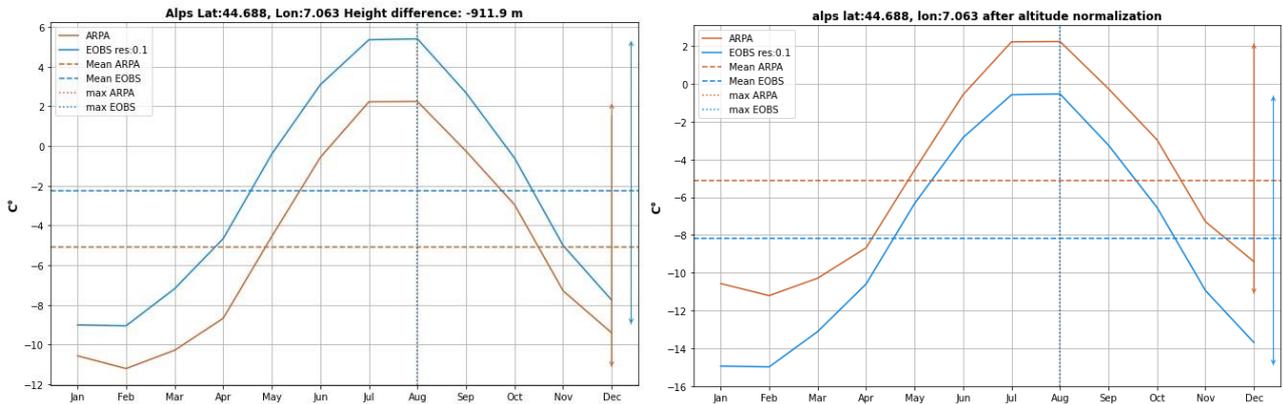


Figura 18: medie mensili in una singola cella, a sinistra prima della standardizzazione delle altezze, con una differenza di altezza di -912 m altitudine E-OBS – altitudine ARPA), a destra dopo la standardizzazione. Nei grafici sono presenti anche le ampiezze a sinistra, e con le linee tratteggiate presenti in legenda sono rappresentate anche la media del dataset e il mese dove avviene il massimo.

Facendo una media di tutte le celle si nota l'effetto positivo della standardizzazione sul dataset di temperatura minima E-OBS 0.1, con una maggiore precisione nei mesi che vanno da settembre a marzo, come è rappresentato in Figura 19.

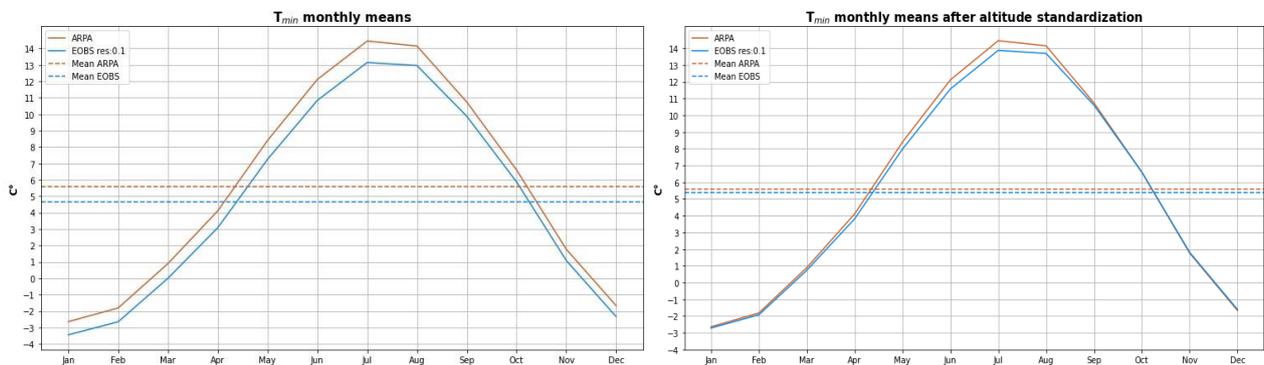


Figura 19: a sinistra le medie mensili di temperatura minima ARPA e E-OBS 0.1 prima della standardizzazione delle altitudini (linee continue) con le medie totali (linee tratteggiate), a destra E-OBS dopo la standardizzazione

Dopo aver riferito le altezze agli stessi valori, la distribuzione delle temperature nei dataset E-OBS è molto più simile ad ARPA, come si può notare in Figura 20.

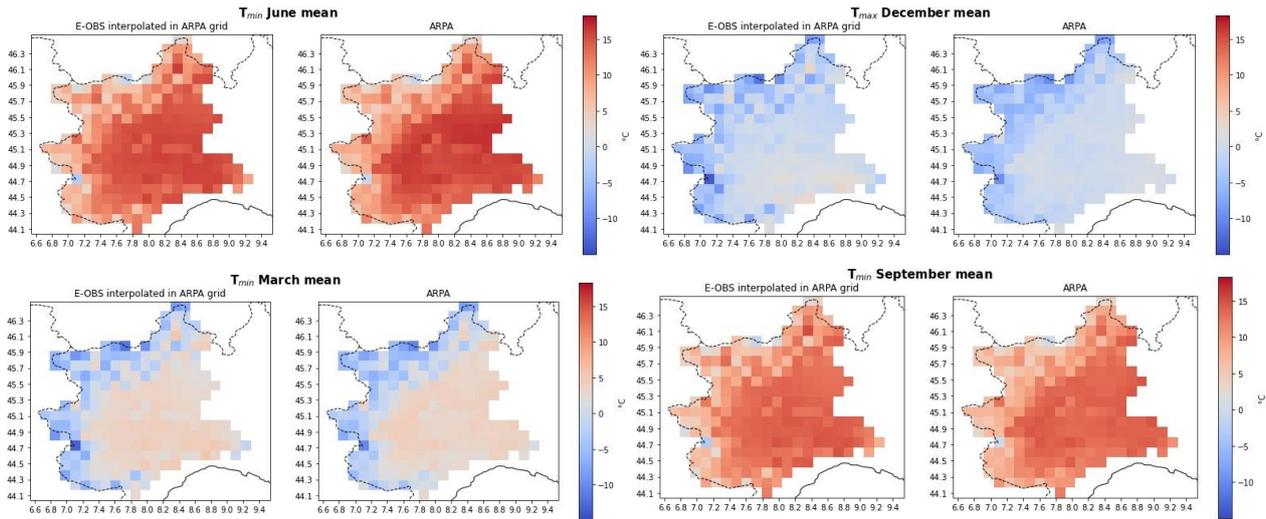


Figura 20: sono rappresentate in una mappa le medie di temperatura minima di 4 mesi per E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini e temperature minime ARPA

Sono stati prodotti grafici delle differenze di temperatura minima media tra E-OBS e ARPA in vari mesi dell'anno (Figura 21). La tendenza evidente è una sovrastima delle temperature minime ai confini con la Liguria e in Valle d'Aosta. Questi grafici evidenziano anche come l'effetto positivo della standardizzazione delle altitudini sulla precisione del dataset è più marcato nei mesi non invernali mentre nei mesi invernali a volte l'errore viene semplicemente cambiato di segno, mantenendo la stessa magnitudine.

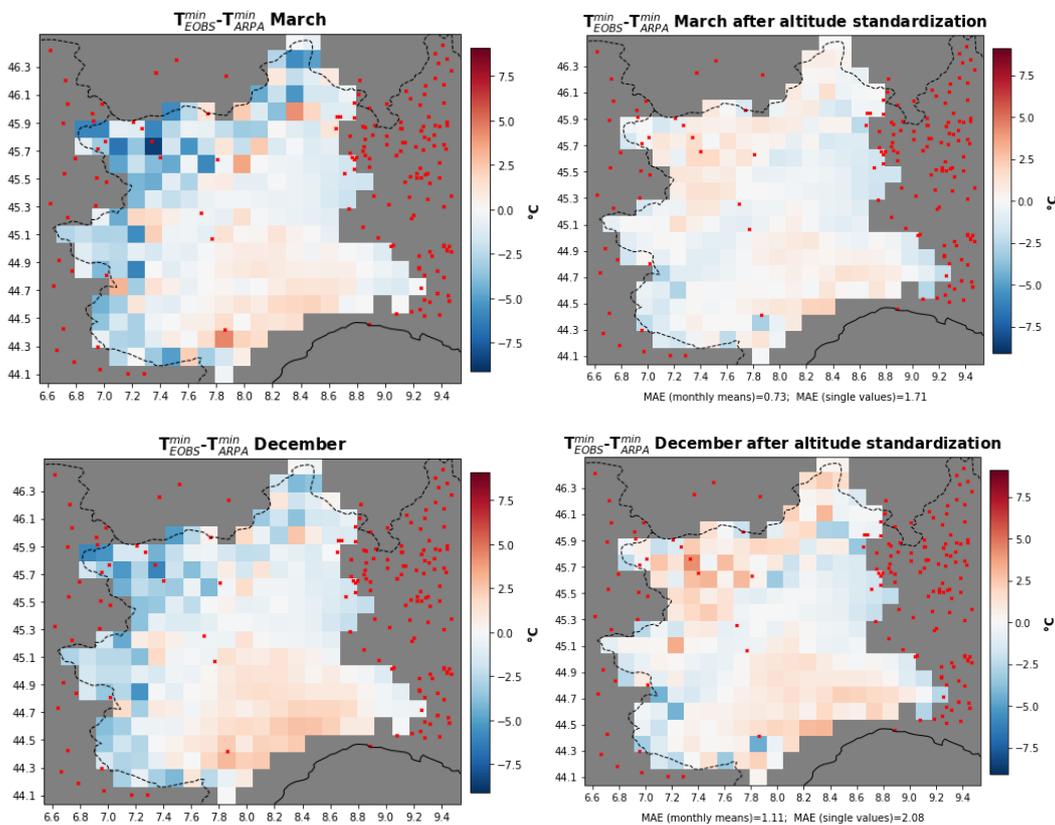


Figura 21: a sinistra la mappa della differenza tra la media mensile di marzo di temperature minime di E-OBS 0.1 e temperature minime ARPA, a destra la stessa differenza usando E-OBS 0.1 standardizzato, in basso a destra sono riportati i valori del MAE sulle medie mensili e del MAE su ogni valore giornaliero. I punti rossi rappresentano le stazioni utilizzate per calcolare il dataset E-OBS

Questo effetto però viene tenuto in conto dal MAE che è un errore in valore assoluto. Nonostante la standardizzazione, che rende il dataset più preciso sempre, i mesi in cui le temperature sono più basse sono anche i mesi in cui E-OBS è meno preciso, in cui si arriva a sbagliare in media intorno ai 2 °C, mentre negli mesi l'errore è di circa mezzo grado in meno.

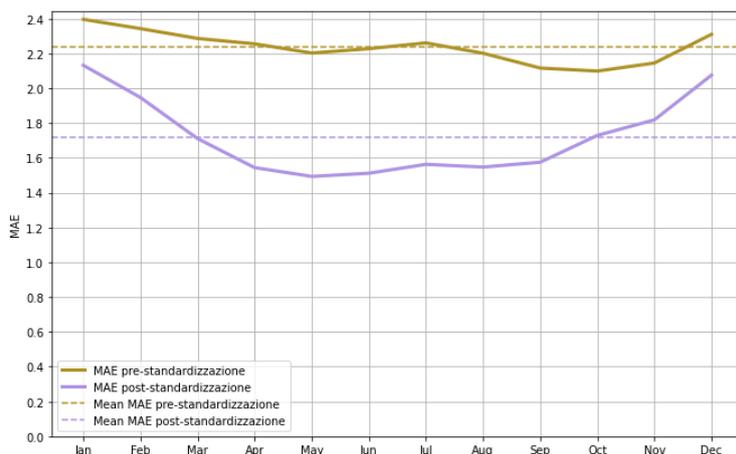


Figura 22: L'errore medio assoluto (MAE) calcolato su tutti i singoli valori giornalieri di tutte le celle in analisi (linea tratteggiata), e il MAE per ogni mese (linea continua) prima (arancione) e dopo (azzurro) la standardizzazione delle altezze per la temperatura minima di E-OBS 0.1

Le medie annuali e i quantili per ogni anno beneficiano della standardizzazione delle altezze come illustrato in Figura 23, in cui si nota un avvicinamento delle metriche E-OBS a quelle ARPA.

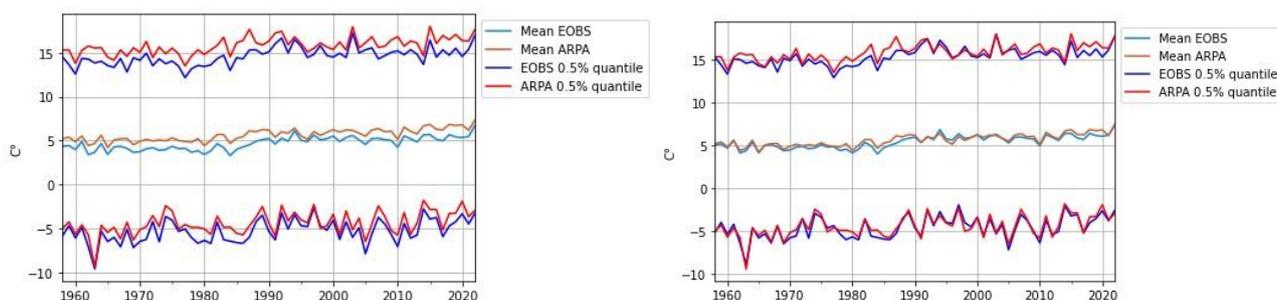


Figura 23: a sinistra le medie annuali e i quantili di temperatura massima nella zona di analisi prima della standardizzazione delle altitudini per E-OBS 0.1, a destra lo stesso dopo la standardizzazione

L'accuratezza dei dati E-OBS varia a seconda dei periodi analizzati. Per le temperature minime E-OBS 0.1, nei periodi più recenti si osserva una leggera migliorata precisione del dataset. Questo fenomeno può essere attribuito all'aumento delle stazioni utilizzate da E-OBS durante gli anni più recenti, nonostante si registri un brusco calo delle stazioni di misurazione della temperatura negli ultimi 4 anni (come mostrato nella Figura

8). È probabile che proprio a causa di questo decremento delle stazioni, dopo la standardizzazione, il terzo periodo risulti più preciso dell'ultimo.

È interessante notare che la differenza nella variazione standard diminuisce di un ordine di grandezza dopo la standardizzazione. L'errore assoluto medio si riduce di circa 0.5 gradi e il dataset risulta meno sbilanciato, come evidenziato dall'errore medio riportato nella Tabella 2. In particolare, le temperature di E-OBS risultano in media più basse di quelle misurate da ARPA, ma la discrepanza è ridotta di circa 0.7°C.

| T _{min} E-OBS 0.1 | metriche | totale | 1958-1974 | 1974-1990 | 1990-2006 | 2006-2022 |
|----------------------------|-----------------------|---------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Pre-standardizzazione | MAE | 2.2364 | 2.3037 | 2.3409 | 2.1962 | 2.1049 |
| | ME | -0.9538 | -0.9276 | -1.1668 | -0.6870 | -1.0339 |
| | $\sigma_E - \sigma_A$ | 0.3125 | 0.1908 | 0.2570 | 0.4992 | 0.2890 |
| Post-standardizzazione | MAE | 1.7199 | 1.8510 | 1.8476 | 1.5763 | 1.6045 |
| | ME | -0.2217 | -0.1955 | -0.4347 | 0.04506 | -0.3018 |
| | $\sigma_E - \sigma_A$ | -0.0325 | -0.1532 | -0.0823 | 0.1358 | -0.0482 |

Tabella 2: l'errore medio assoluto (MAE), l'errore medio (ME) e la differenza della deviazione standard ($\sigma_E - \sigma_A$) rispetto ad ARPA dei dati giornalieri di temperatura minima di EOBS 0.1 per i 4 intervalli temporali

Investigando la correlazione tra i due dataset è risultato un deciso miglioramento del coefficiente di correlazione R^2 dopo la standardizzazione delle altitudini, ad ogni modo in Figura 24 si può vedere come la nube di punti sia tendenzialmente spostata sopra la linea che indica la perfetta correlazione, questo indica che E-OBS tende a sottostimare il valore di temperatura minima, come precedentemente dimostrato dall'errore medio.

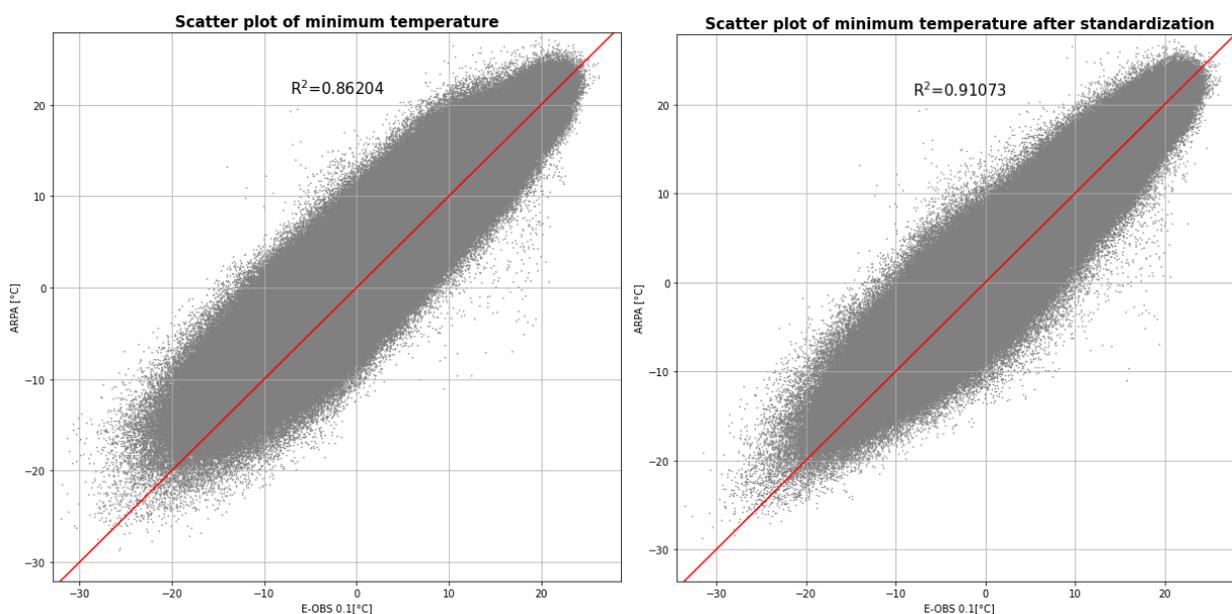


Figura 24: scatter plot di tutti i record nel dominio spaziale utilizzato per la temperatura minima tra ARPA e E-OBS 0.1 con il coefficiente R^2 , la linea rossa rappresenta una uguaglianza nel valore tra ARPA e E-OBS

E-OBS 0.25

A risoluzione più bassa la tendenza rimane simile per la temperatura minima, con un miglioramento dell'accuratezza dopo la standardizzazione, soprattutto nei mesi invernali.

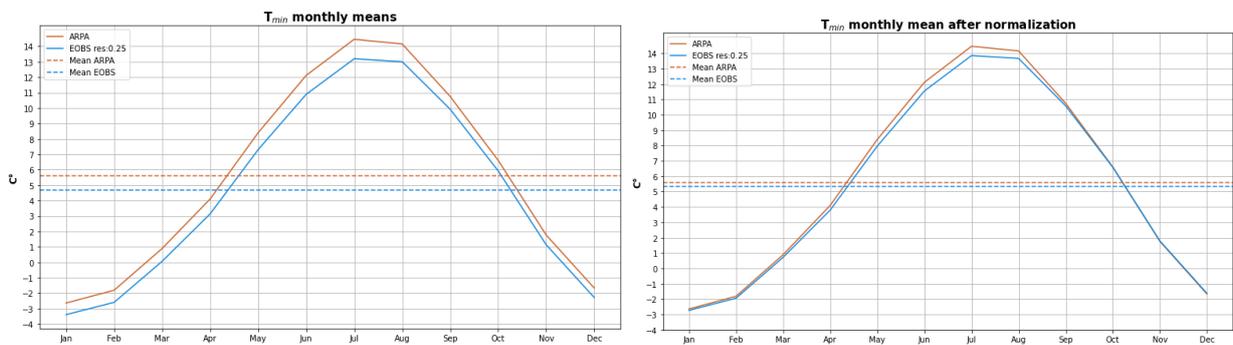


Figura 25: a sinistra le medie mensili di temperatura minima ARPA e E-OBS 0.25 prima della standardizzazione delle altitudini (linee continue) con le medie totali (linee tratteggiate), a destra E-OBS dopo la standardizzazione

I valori estremi di temperatura, indicati dai quantili in Figura 26 di E-OBS rispettano abbastanza fedelmente quelli ARPA.

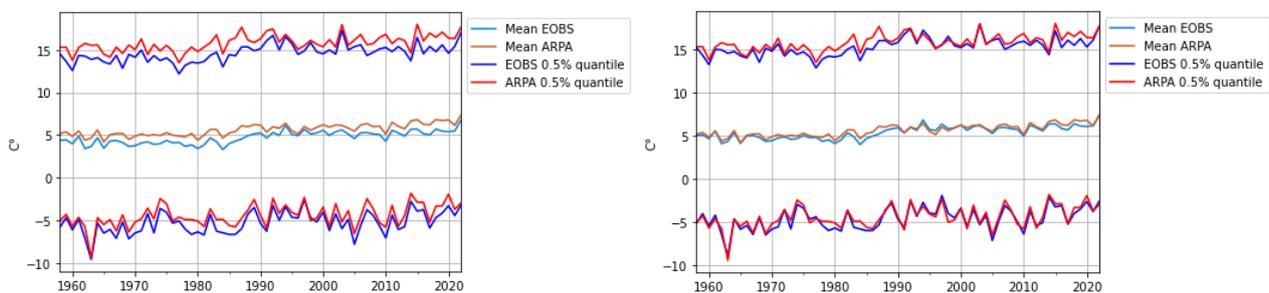


Figura 26: a sinistra le medie annuali e i quantili di temperatura massima nella zona di analisi prima della standardizzazione delle altitudini per E-OBS 0.25, a destra lo stesso dopo la standardizzazione

L'errore medio assoluto ha la stessa tendenza di E-OBS 0.1 ma con valori leggermente minori.

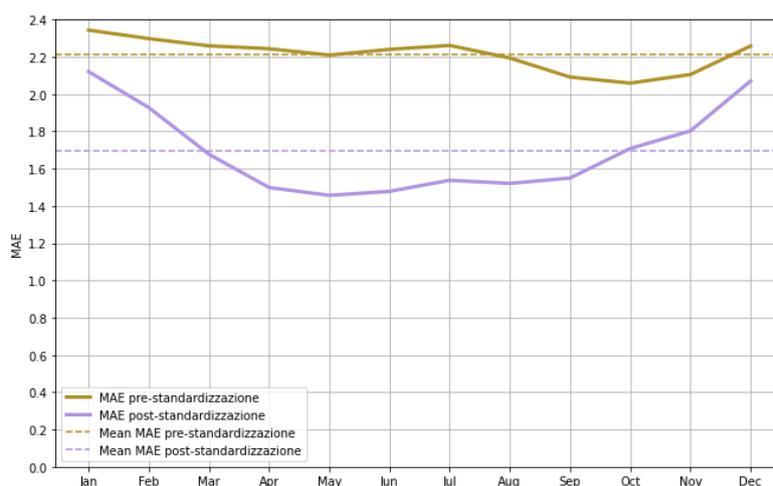


Figura 27: L'errore medio assoluto (MAE) calcolato su tutti i singoli valori giornalieri di tutte le celle in analisi (linea tratteggiata), e il MAE per ogni mese (linea continua) prima (arancione) e dopo (azzurro) la standardizzazione delle altezze per la temperatura minima di E-OBS 0.25

Nella seconda metà del periodo analizzato l'accuratezza di E-OBS è più alta come nel caso della temperatura minima a risoluzione iniziale 0.1.

| T _{min} E-OBS 0.25 | metriche | totale | 1958-1974 | 1974-1990 | 1990-2006 | 2006-2022 |
|-----------------------------|-----------------------|----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Pre-standardizzazione | MAE | 2.2133 | 2.2670 | 2.3098 | 2.1542 | 2.1223 |
| | ME | -0.9034 | -0.8873 | -1.1281 | -0.6228 | -0.9756 |
| | $\sigma_E - \sigma_A$ | 0.0927 | -0.0261 | 0.0347 | 0.2665 | 0.0757 |
| Post-standardizzazione | MAE | 1.6951 | 1.8195 | 1.8188 | 1.5640 | 1.5781 |
| | ME | -0.2421 | -0.2260 | -0.4668 | 0.0385 | -0.3142 |
| | $\sigma_E - \sigma_A$ | 0.0147 | -0.0983 | -0.0300 | 0.1707 | -0.0039 |

Tabella 3: l'errore medio assoluto (MAE), l'errore medio (ME) e la differenza della deviazione standard ($\sigma_E - \sigma_A$) rispetto ad ARPA dei dati giornalieri di temperatura minima di EOBS 0.25 per tutto il periodo di analisi (65 anni) e per i 4 intervalli temporali, prima e dopo la standardizzazione delle altezze

Investigando la correlazione tra i due dataset è risultato un miglioramento del coefficiente di correlazione R^2 dopo la standardizzazione delle altitudini, ad ogni modo in Figura 28 si può vedere come la nube di punti sia tendenzialmente spostata sopra la linea che indica la perfetta correlazione, confermando l'andamento degli scatter plot riguardanti la risoluzione più fine di temperatura minima (Figura 24).

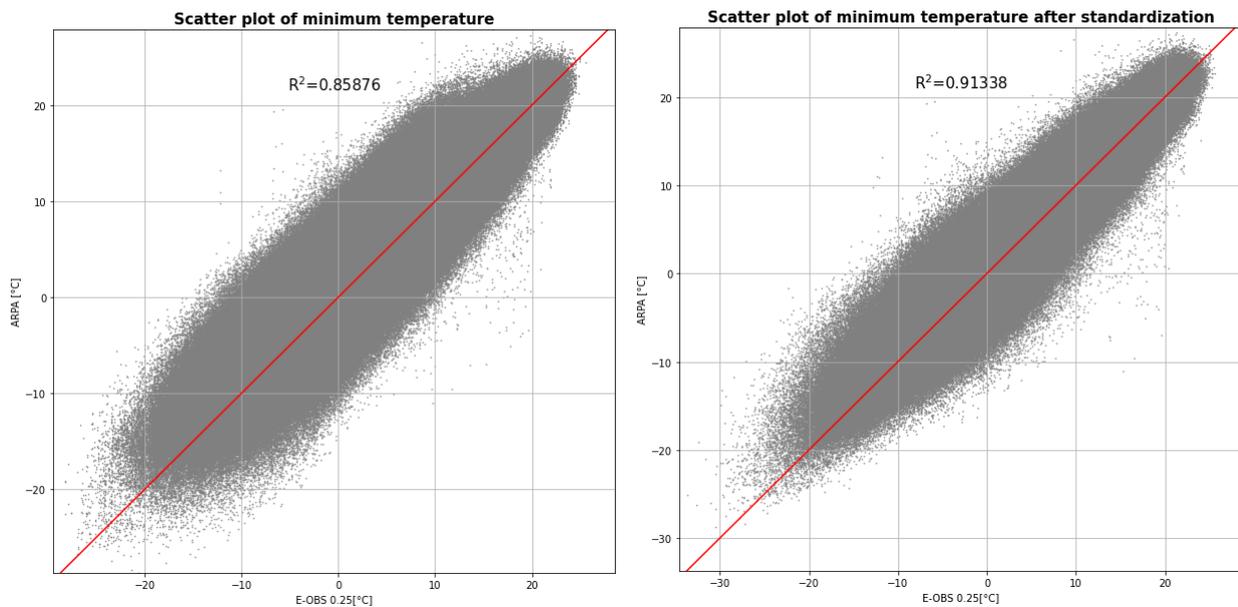


Figura 28: scatter plot di tutti i record nel dominio spaziale utilizzato per la temperatura minima tra ARPA e E-OBS 0.25 con il coefficiente R^2 , la linea rossa rappresenta una uguaglianza nel valore tra ARPA e E-OBS

Temperatura massima

Le temperature massime non rispettano la tendenza delle temperature minime dopo la standardizzazione; infatti, dopo questa operazione la differenza tra le medie mensili dei due dataset aumenta come si può vedere in Figura 29.

E-OBS 0.1

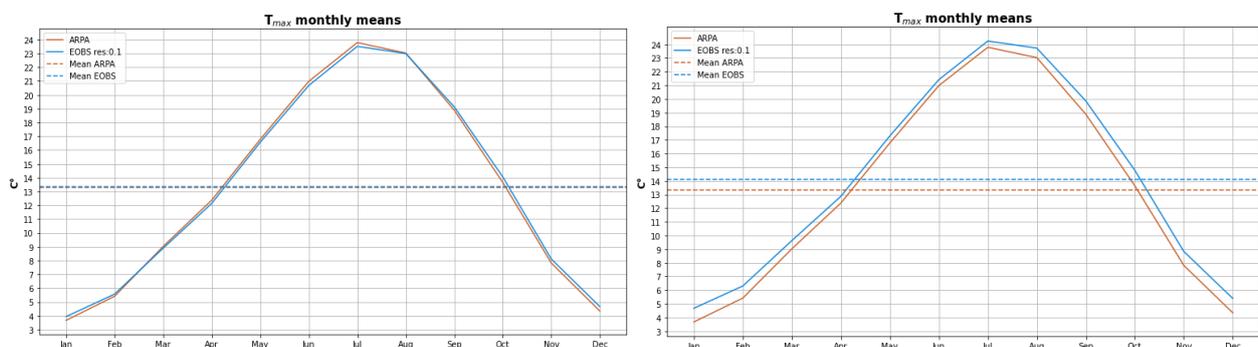


Figura 29: a sinistra le medie mensili di temperatura massima ARPA e E-OBS 0.1 prima della standardizzazione delle altitudini (linee continue) con le medie totali (linee tratteggiate), a destra E-OBS dopo la standardizzazione

Nonostante questo fenomeno, è importante notare che il MAE calcolato sui valori giornalieri diminuisce sensibilmente, registrando una diminuzione di oltre 0.6 °C. Tuttavia, si osserva un incremento dell'errore nei mesi invernali, come spesso accade.

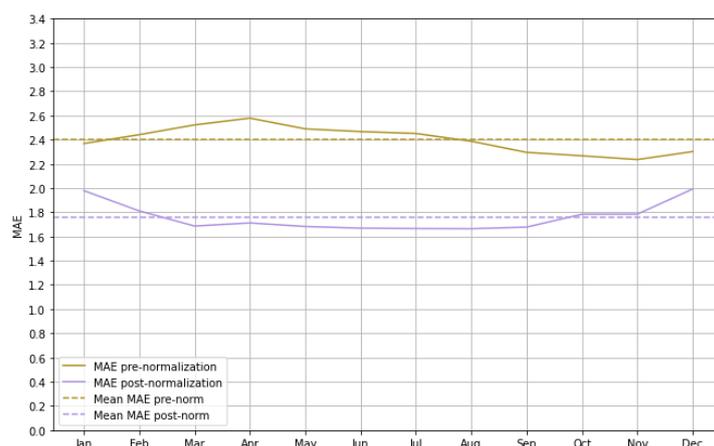


Figura 30: L'errore medio assoluto (MAE) calcolato su tutti i singoli valori giornalieri di tutte le celle in analisi (linea tratteggiata), e il MAE per ogni mese (linea continua) prima (arancione) e dopo (azzurro) la standardizzazione delle altezze per la temperatura massima di E-OBS 0.1

In confronto alla stessa risoluzione per la temperatura minima, questo dataset è leggermente meno accurato. La grossa differenza rispetto alla temperatura minima alla stessa risoluzione risiede nell'errore medio, che dopo la standardizzazione aumenta sensibilmente nella direzione di una generale sovrastima delle temperature da parte di E-OBS, questo è dovuto al fatto che nei dati E-OBS grezzi (interpolati in griglia ARPA ma non ancora standardizzati) le altitudini a cui le temperature si riferiscono sono più alte, per cui una diminuzione media delle altitudini porta a un aumento medio delle temperature.

| T _{max} E-OBS 0.1 | metriche | totale | 1958-1974 | 1974-1990 | 1990-2006 | 2006-2022 |
|----------------------------|-----------------------|----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Pre-standardizzazione | MAE | 2.3996 | 2.5155 | 2.5020 | 2.2054 | 2.3759 |
| | ME | 0.0404 | -0.0782 | 0.0038 | 0.1280 | 0.1081 |
| | $\sigma_E - \sigma_A$ | 0.2474 | 0.0080 | 0.1703 | 0.3278 | 0.4620 |
| Post-standardizzazione | MAE | 1.7589 | 1.9464 | 1.8693 | 1.5807 | 1.6394 |
| | ME | 0.7725 | 0.6539 | 0.7359 | 0.8601 | 0.8402 |
| | $\sigma_E - \sigma_A$ | -0.1779 | -0.4123 | -0.2633 | -0.0982 | 0.0340 |

Tabella 4: l'errore medio assoluto (MAE), l'errore medio (ME) e la differenza della deviazione standard ($\sigma_E - \sigma_A$) rispetto ad ARPA dei dati giornalieri di temperatura massima di E-OBS 0.1 per tutto il periodo di analisi (65 anni) e per i 4 intervalli temporali, prima e dopo la standardizzazione delle altezze

In Figura 31 è visibile come dopo la standardizzazione la temperatura massima di E-OBS è quasi sempre maggiore di ARPA. Prima della standardizzazione gli errori in valore assoluto erano più alti, ma gli errori positivi bilanciavano quelli negativi, motivo per cui le medie tra i due dataset erano molto più vicine prima della standardizzazione.

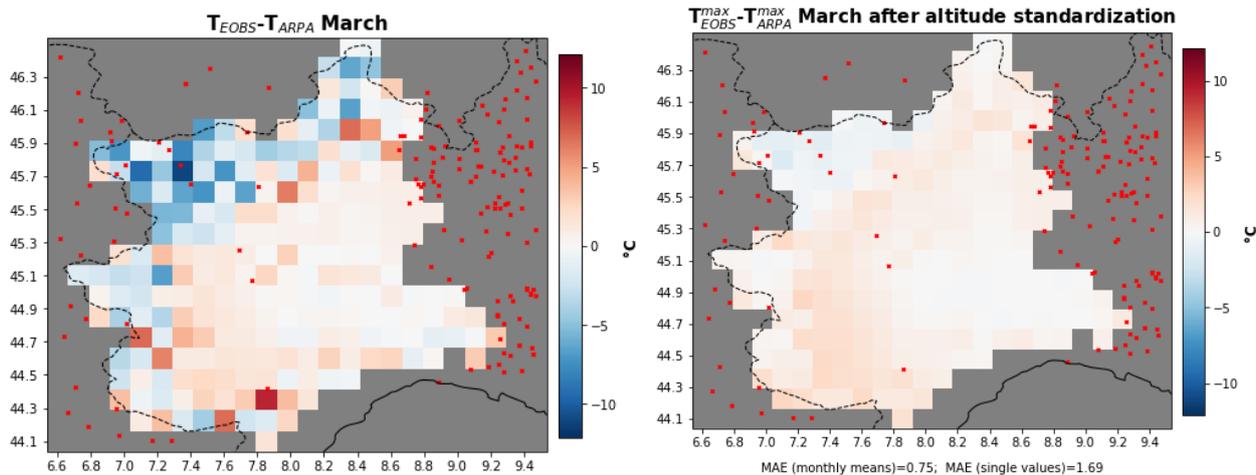


Figura 31: a sinistra la mappa della differenza tra la media mensile di dicembre di temperature massime di E-OBS 0.1 e temperature minime ARPA, a destra la stessa differenza usando E-OBS 0.1 standardizzato, in basso a destra sono riportati i valori del MAE sulle medie mensili e del MAE su ogni valore giornaliero. I punti rossi rappresentano le stazioni utilizzate per calcolare il dataset E-OBS

In Figura 32 si vedono le medie annuali prima e dopo la standardizzazione. La standardizzazione rende il dataset meno preciso.

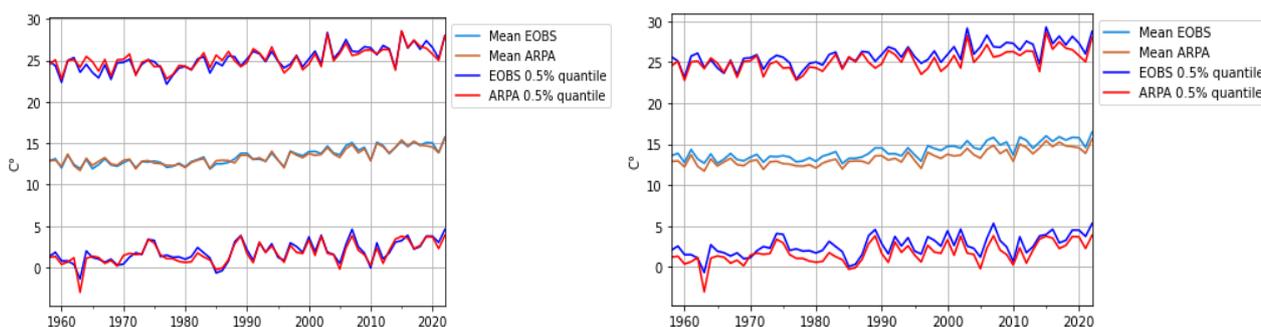


Figura 32: a sinistra le medie annuali e i quantili di temperatura massima nella zona di analisi prima della standardizzazione delle altitudini per E-OBS 0.1, a destra lo stesso dopo la standardizzazione

Il MAE risulta essere più alto rispetto alla temperatura minima, mentre il coefficiente di correlazione in questo caso risulta essere più alto rispetto al coefficiente di correlazione della temperatura minima sia pre-standardizzazione che post-standardizzazione, questo indica come nella temperatura massima E-OBS cattura leggermente meglio la variazione dei dati rispetto alla temperatura minima.

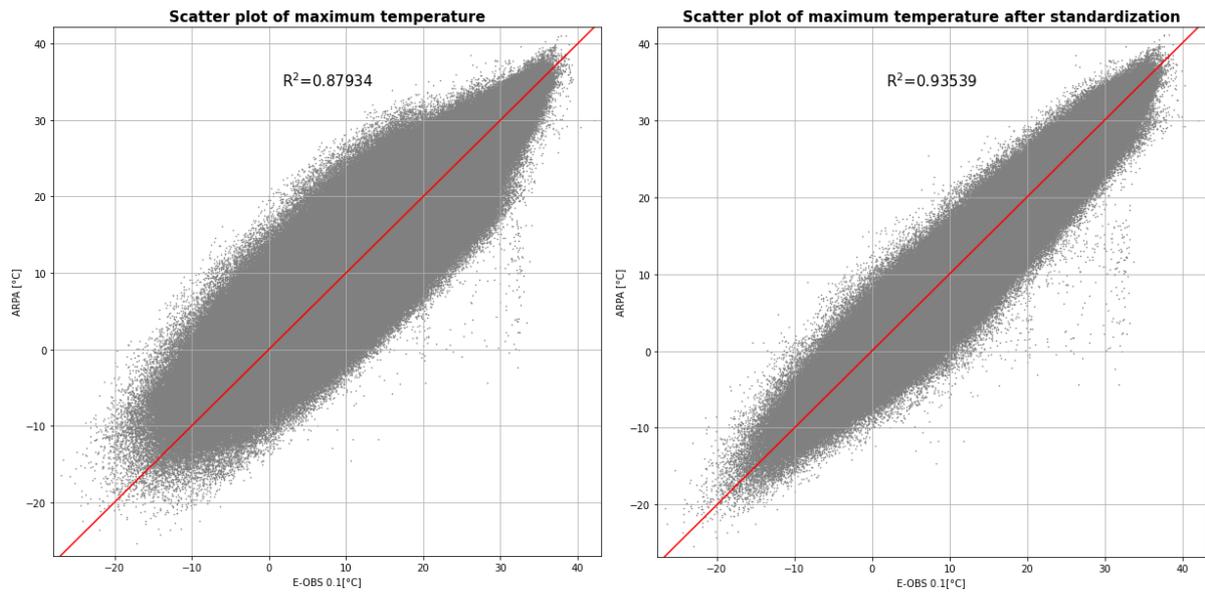


Figura 33: scatter plot di tutti i record nel dominio spaziale utilizzato per la temperatura massima tra ARPA e E-OBS 0.1 con il coefficiente R^2 , la linea rossa rappresenta una uguaglianza nel valore tra ARPA e E-OBS

E-OBS 0.25

Lo stesso fenomeno osservato per le temperature massime a risoluzione 0.1, ovvero l'allontanamento delle medie totali tra ARPA e E-OBS avviene per questa risoluzione, con valori di errore assoluto più bassi, come era avvenuto anche per le temperature minime. L'unica differenza è l'aumento della differenza nella deviazione standard dei due dataset.

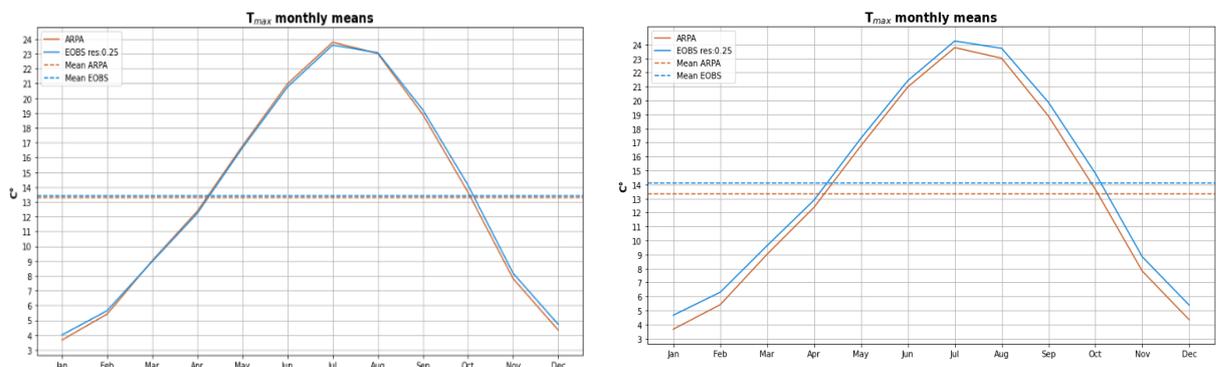


Figura 34: a sinistra le medie mensili di temperatura massima ARPA e E-OBS 0.25 prima della standardizzazione delle altitudini (linee continua) con le medie totali (linee tratteggiate), a destra E-OBS dopo la standardizzazione

L'errore medio assoluto mostra una diminuzione significativa dopo il processo di standardizzazione, particolarmente evidente durante i mesi estivi. Tuttavia, nei mesi invernali, questa riduzione dell'errore assoluto è meno accentuata, posizionando tali mesi come quelli con il valore più alto di errore. Questo fenomeno è particolarmente rilevante nell'analisi delle temperature nella regione considerata, come illustrato nella Figura 35, dove è anche possibile osservare una tendenza di incremento delle temperature nel corso degli anni.

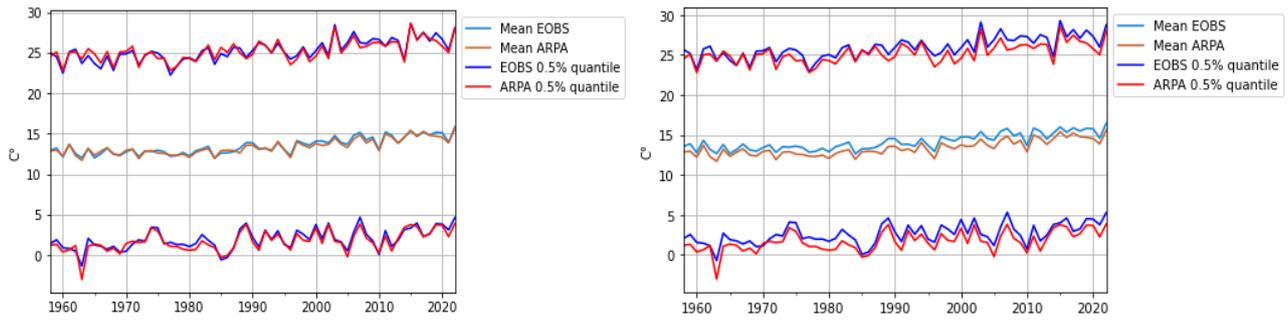


Figura 35: a sinistra le medie annuali e i quantili di temperatura massima nella zona di analisi prima della standardizzazione delle altitudini per E-OBS 0.25, a destra lo stesso dopo la standardizzazione

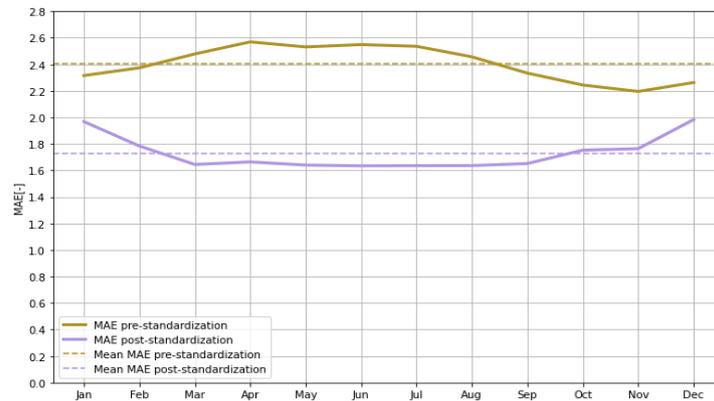


Figura 36: L'errore medio assoluto (MAE) calcolato su tutti i singoli valori giornalieri di tutte le celle in analisi (linea tratteggiata), e il MAE per ogni mese (linea continua) prima (arancione) e dopo (azzurro) la standardizzazione delle altezze per la temperatura massima di E-OBS 0.25

| T_{\max} E-OBS 0.25 | metriche | totale | 1958-1974 | 1974-1990 | 1990-2006 | 2006-2022 |
|------------------------|-----------------------|----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Pre-standardizzazione | MAE | 2.4037 | 2.5038 | 2.5049 | 2.2348 | 2.3715 |
| | ME | 0.1199 | 0.0052 | 0.0871 | 0.2083 | 0.1790 |
| | $\sigma_E - \sigma_A$ | -0.0713 | -0.2995 | -0.1608 | 0.00008 | 0.1501 |
| Post-standardizzazione | MAE | 1.7299 | 1.9192 | 1.8396 | 1.5556 | 1.6052 |
| | ME | 0.7812 | 0.6665 | 0.7485 | 0.8696 | 0.8404 |
| | $\sigma_E - \sigma_A$ | -0.2117 | - 0.4362 | -0.3005 | -0.1414 | 0.0041 |

Tabella 5: l'errore medio assoluto (MAE), l'errore medio (ME) e la differenza della deviazione standard ($\sigma_E - \sigma_A$) rispetto ad ARPA della temperatura massima di E-OBS 0.25, per tutto il periodo di analisi (65 anni) e per i 4 intervalli temporali, prima e dopo la standardizzazione delle altezze

In conclusione, per le temperature massime il MAE del dataset E-OBS 0.25 fa riscontrare un errore medio assoluto più basso rispetto all'altra risoluzione. In generale per tutte le temperature ci aspettiamo un errore in media di circa 1,7 °C.

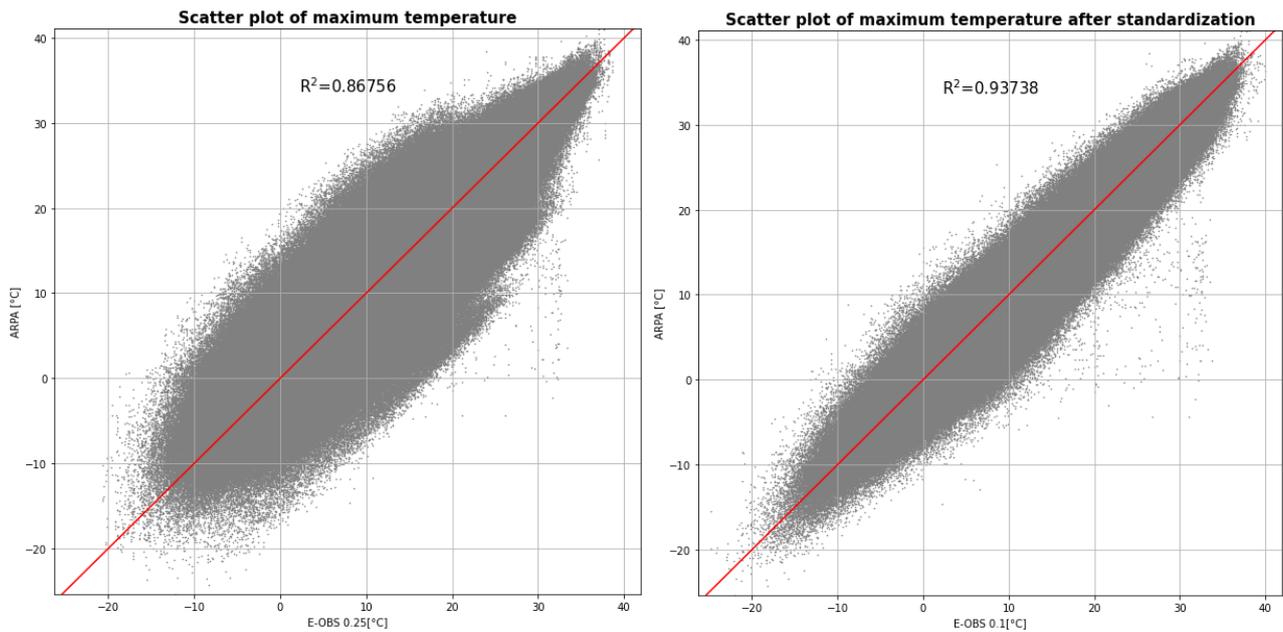


Figura 37: scatter plot di tutti i record nel dominio spaziale utilizzato per la temperatura massima tra ARPA e E-OBS 0.25 con il coefficiente R^2 , la linea rossa rappresenta una uguaglianza nel valore tra ARPA e E-OBS

Precipitazioni

Le precipitazioni presentano una curva stagionale nettamente diversa rispetto alle temperature, caratterizzata da due picchi anziché uno. Questi picchi si manifestano durante la primavera e l'autunno, rappresentando un fenomeno distintivo nella distribuzione delle precipitazioni nella regione considerata.

Nel caso delle precipitazioni le stazioni usate da E-OBS (pluviometri) per creare il dataset sono molto minori rispetto alle stazioni utilizzate per le temperature (Figura 8 per l'andamento nel tempo delle stazioni e Figura 38 per la distribuzione spaziale), motivo per cui la precisione di E-OBS su questa variabile climatica è molto bassa. Un altro motivo della precisione bassa di questa variabile è la mancanza di una standardizzazione delle altitudini tra i due dataset in quanto è difficile quantificare la differenza nelle precipitazioni con il cambiamento di quota; questo genera una sottostima delle precipitazioni nell'arco prealpino dove avviene il fenomeno delle precipitazioni orografiche (visibile in Figura 38).

E-OBS 0.1

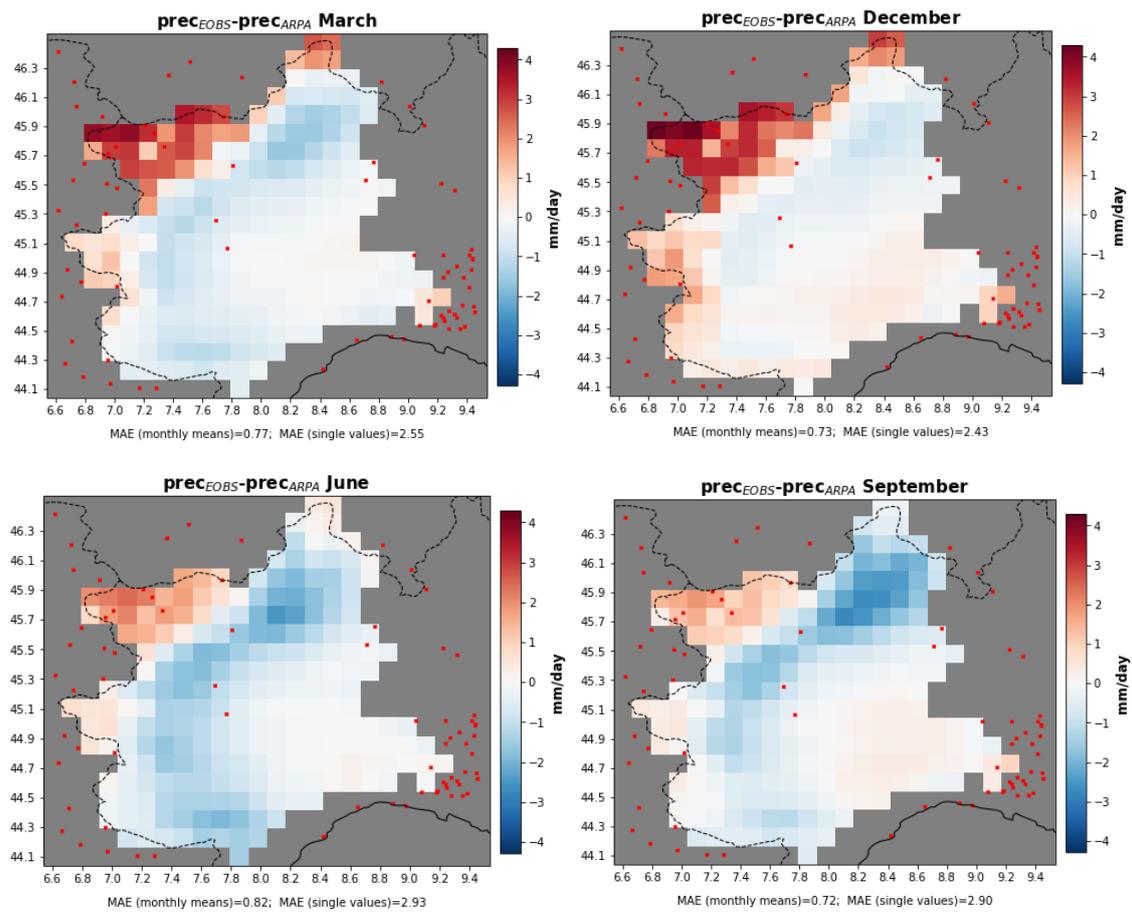


Figura 38: La differenza tra la media in 4 specifici mesi di precipitazioni E-OBS 0.1 e precipitazioni ARPA, in basso a destra sono riportati i valori del MAE sulle medie mensili e del MAE su ogni valore giornaliero. I punti rossi rappresentano le stazioni utilizzate per calcolare il dataset E-OBS

Una differenza con i dataset di temperatura è la distanza più ampia tra l'errore assoluto dei valori mensili rispetto allo stesso errore calcolato sui valori giornalieri, il che significa che nei singoli giorni E-OBS non riesce a catturare la variabilità delle precipitazioni. Anche nelle medie però ci sono grossi errori, mostrati in Figura 39. Ci sono evidenti differenze nell'ampiezza dei valori, E-OBS da dei valori di precipitazione in generale più costante nei mesi oltre che sbagliare spesso il mese in cui avviene il massimo di precipitazione. Gli errori sono più marcati in zone in di montagna, la differenza di altezza a cui si riferiscono i due dataset però, non sembra essere l'unica causa di questo errore in quanto per alcune celle con forti differenze di altezza non sembra esserci un errore molto grande rispetto ad altre con minore differenza di altezza (Figura 39).

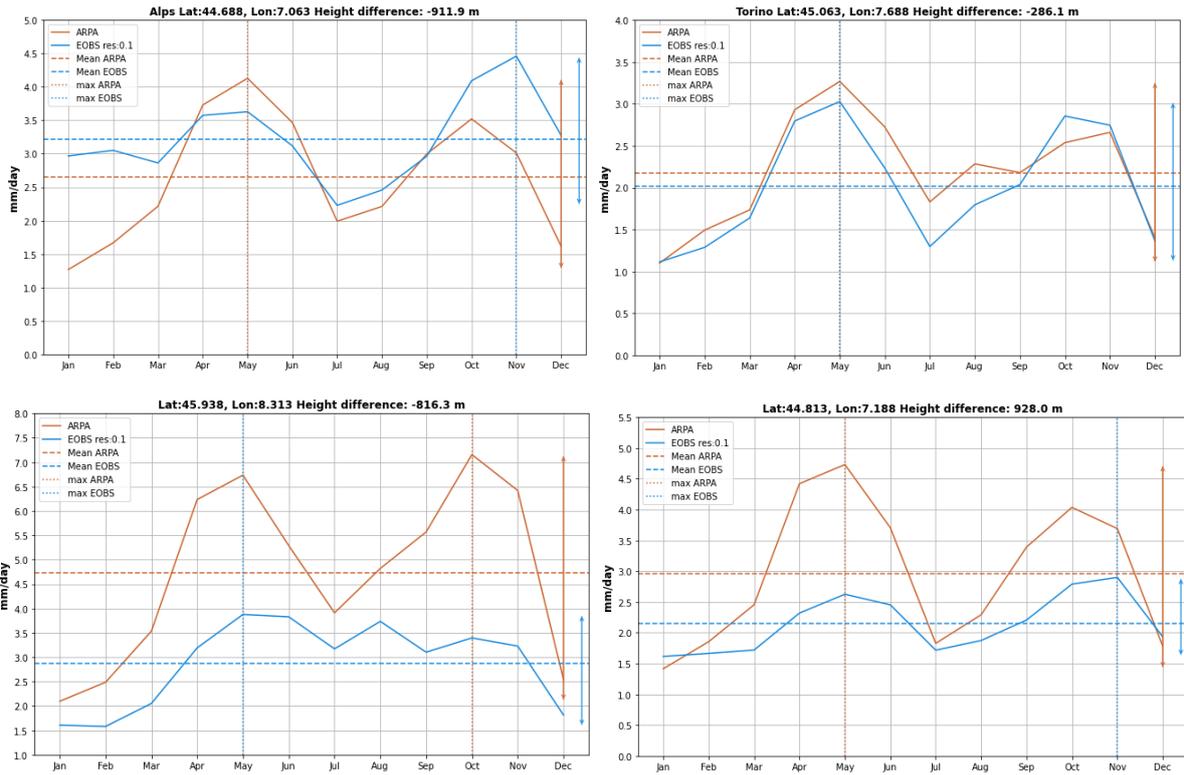


Figura 39: valori di precipitazione media mensile in 4 celle della dataset per ARPA (rosso) e E-OBS 0.1 (blu) interpolato in griglia ARPA. Nei grafici sono presenti anche le ampiezze a sinistra, e con le linee tratteggiate presenti in legenda sono rappresentate anche la media del dataset e il mese dove avviene il massimo.

E-OBS sembra sottostimare spesso i picchi di precipitazione, sia nelle medie (Figura 40) che nei fenomeni di precipitazione più rari (Figura 41)

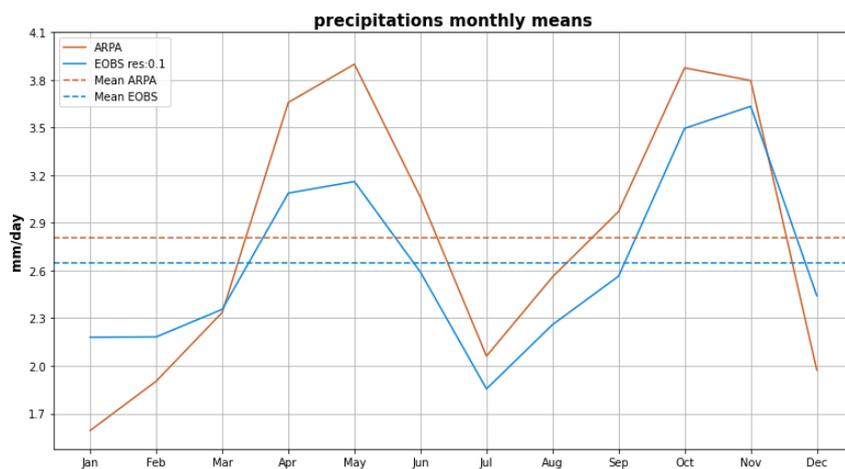


Figura 40: medie mensili di precipitazioni E-OBS 0.1 (blu) e ARPA (rosso) con le rispettive medie (linea tratteggiata) su tutte le celle e su tutti i 65 anni in analisi

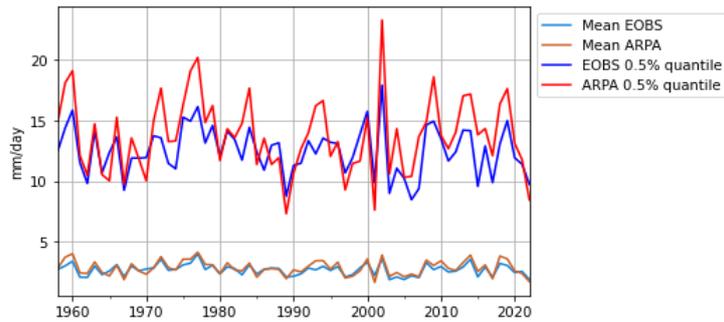


Figura 41: medie annuali e quantili di precipitazioni E-OBS 0.1 e ARPA nei 65 anni in analisi

Esiste una stagionalità dell'errore, in particolare gli errori maggiori sono presenti nel periodo estivo (Figura 42)

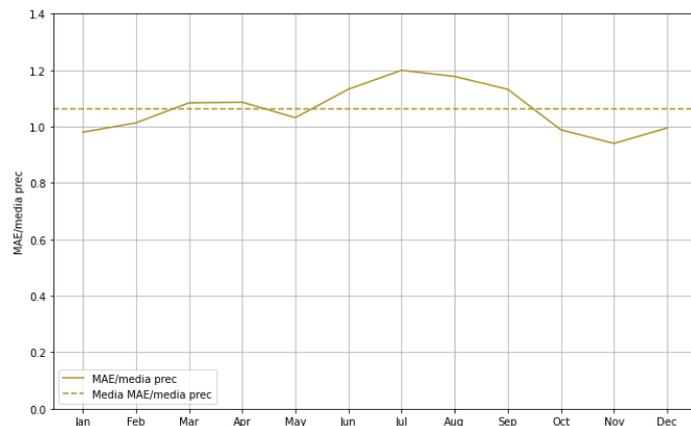


Figura 42: errore medio assoluto per ogni mese normalizzato per la media E-OBS nel mese, per le precipitazioni E-OBS 0.1, per tutti i 12 mesi

Le precipitazioni E-OBS sono sempre sovrastimate in Valle d'Aosta e sottostimate nella zona nord del Piemonte.

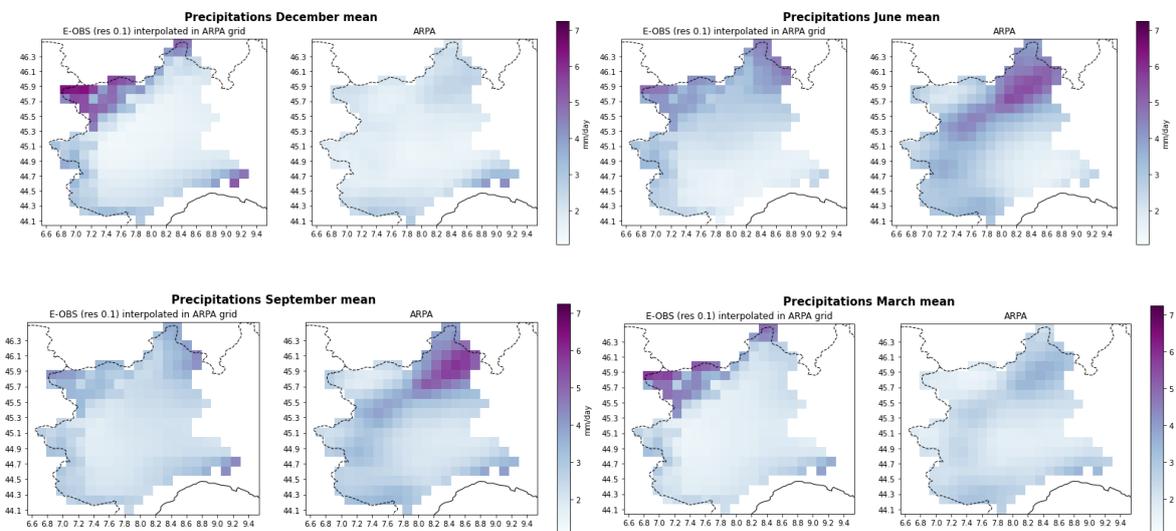


Figura 43: sono rappresentate in una mappa le medie di precipitazione di 4 mesi per E-OBS 0.1 e ARPA in mm/giorno

In Figura 44 è possibile osservare la correlazione tra i circa 5 milioni e mezzo di record di precipitazione giornalieri. Il valore di R^2 negativo evidenzia come E-OBS non riesce a catturare nessuna struttura o tendenza dei dati ARPA. È inoltre possibile notare dal grafico come tutti i valori estremi di precipitazione ARPA non siano catturati dal dataset E-OBS, infatti si trovano più punti sopra la diagonale che sotto. Questo risultato è importante in quanto vuol dire che tendenzialmente E-OBS sottostima le precipitazioni, e non è in grado di individuare le precipitazioni estreme, che sono un dato di importanza critica ai fini della modellazione idrologica e nella creazione di modelli statistici usati per predire eventi estremi.

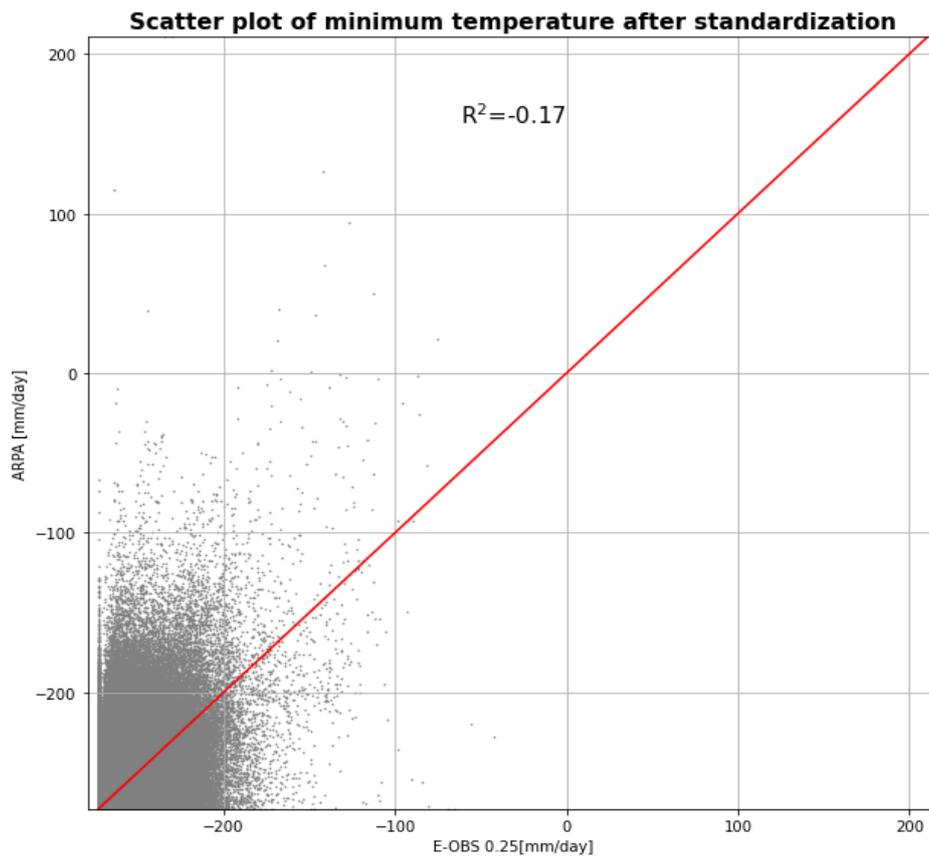


Figura 44: scatter plot tra i record di precipitazione ARPA e E-OBS 0.1 che mostra la correlazione tra i due dataset, indicata dalla metrica R^2

E-OBS 0.25

L'errore di E-OBS 0.25 è leggermente più basso di E-OBS 0.1, con la stessa tendenza stagionale.

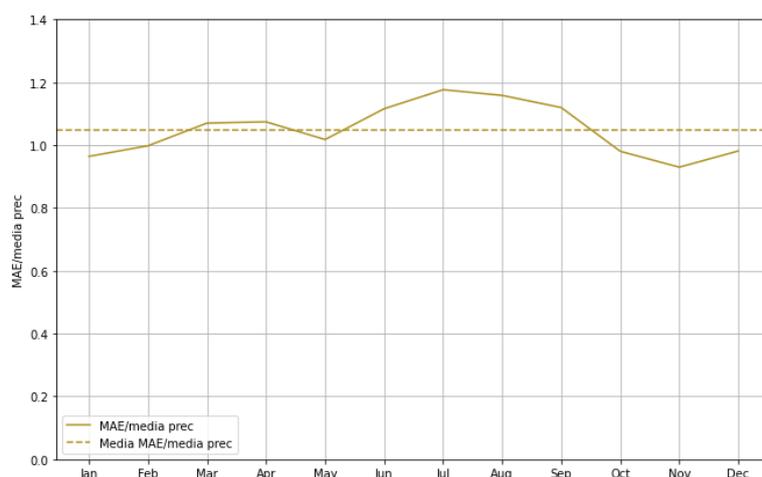


Figura 45: errore medio assoluto per ogni mese diviso la media E-OBS nel mese, per le precipitazioni E-OBS 0.25

| risoluzione | metriche | totale | 1958-1974 | 1974-1990 | 1990-2006 | 2006-2022 |
|-------------|-----------------------|----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 0.25 | MAE | 2.7272 | 3.1631 | 3.1969 | 2.3409 | 2.2081 |
| | MAE/media | 0.9713 | 1.1069 | 1.1261 | 0.8700 | 0.7764 |
| | ME | -0.1869 | -0.1669 | -0.1185 | -0.2118 | -0.2503 |
| | $\sigma_E - \sigma_A$ | -1.7403 | -1.7799 | -1.5853 | -1.7123 | -1.8823 |
| 0.1 | MAE | 2.7948 | 3.2270 | 3.2625 | 2.4125 | 2.2771 |
| | MAE/media | 0.9953 | 1.1293 | 1.1492 | 0.8966 | 0.8007 |
| | ME | -0.1575 | -0.1413 | -0.0906 | -0.1815 | -0.2165 |
| | $\sigma_E - \sigma_A$ | -1.5323 | -1.5830 | -1.3772 | -1.4842 | -1.6828 |

Tabella 6: l'errore medio assoluto (MAE), il MAE diviso per la media di ARPA nel periodo in analisi, l'errore medio (ME) e la differenza della deviazione standard rispetto ad ARPA della temperatura massima di EOBS 0.25, per tutto il periodo di analisi (65 anni) e per i 4 intervalli temporali

L'indice R^2 per le precipitazioni di E-OBS 0.25 è negativo, cioè i dati E-OBS sono peggiori del semplice utilizzo della media della variabile dipendente per fare previsioni. Questo significa che E-OBS non riesce a catturare alcuna variazione nei dati e inoltre sta anche producendo previsioni nella direzione opposta rispetto ai valori osservati.

I restanti grafici ottenuti per le precipitazioni di E-OBS 0.1 sono disponibili nell'appendice.

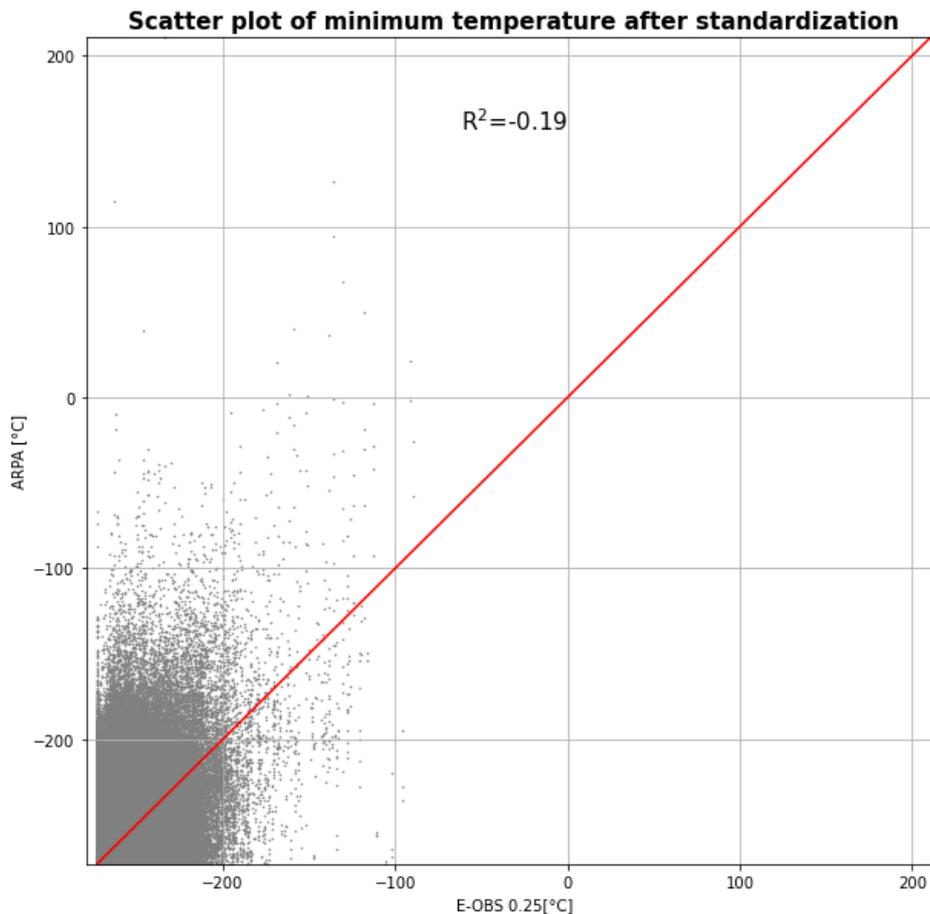


Figura 46: scatter plot tra i record di precipitazione ARPA e E-OBS 0.25 che mostra la correlazione tra i due dataset, indicata dalla metrica R^2

Indici ETCCDI

Gli ETCCDI (Expert Team on Climate Change Detection and Indices) sono un insieme di indicatori utilizzati per valutare e monitorare i cambiamenti climatici. Questi indici forniscono informazioni cruciali sulla frequenza, l'intensità e la durata di eventi climatici estremi, come ondate di calore, piogge intense, siccità e altri fenomeni meteorologici [24]. Gli ETCCDI si basano su dati giornalieri delle stazioni meteorologiche e vengono utilizzati per identificare tendenze e anomalie nei modelli climatici. Questi indici sono fondamentali per comprendere gli impatti dei cambiamenti climatici sulla biodiversità, sull'agricoltura, sull'approvvigionamento idrico e su altri settori influenzati dalle condizioni atmosferiche. L'analisi degli ETCCDI contribuisce alla valutazione degli adattamenti necessari per affrontare gli effetti dei cambiamenti climatici e a sviluppare strategie di mitigazione. Dei 27 indici 16 si basano su dati giornalieri di temperatura e 11 sulle precipitazioni. Questi indici sono stati sviluppati dal World Climate Research Programme (WCRP), un organo internazionale creato dalla World Meteorological Organization, l'UNESCO e l'International science council, nato per coordinare e facilitare la ricerca climatica internazionale.

Di seguito sono riportati gli andamenti degli indici ETCCDI per le regioni Piemonte e Valle d'Aosta utilizzando sia il dataset ARPA che quello E-OBS, con i relativi trend temporali di questi indici.



In questa analisi sono stati calcolati grazie alla libreria open-source di Python "iclim" basandosi sui dati ARPA e E-OBS, creata grazie a finanziamenti europei [25]. Grazie a iclim utilizzando i file interpolati in griglia ARPA (quindi a risoluzione 0.125°) sono stati ottenuti dei file netCDF con gli indici ETCCDI per ogni cella per 65 anni (iclim dà anche la possibilità di calcolare gli indici per mesi, per stagioni etc...), questi file sono stati poi confrontati con i file ETCCDI creati dal dataset ARPA. Per gli indici che richiedono l'uso di temperature sono state usate le temperature standardizzate, ovvero riferite alle altitudini ARPA anche per i dataset E-OBS. I risultati ottenuti dal confronto degli indici calcolati sono riportati in Tabella 7. In 15 dei 24 indici analizzati il MAE di E-OBS 0.25 è minore di E-OBS 0.1, confermando la tendenza di questa risoluzione a essere più precisa rispetto alla risoluzione più fine.

A titolo di esempio, si riporta un'analisi sull'indice **SU**, per il quale sono stati calcolati anche i valori utilizzando le temperature non standardizzate. È evidente una minore accuratezza in questo caso, come dimostrato dai dati: il MAE era di 13.01 nel caso di utilizzo del dataset E-OBS 0.1 e di 13.51 nel caso di E-OBS 0.25 non standardizzati, passati rispettivamente a 10.21 e 11.86 dopo la standardizzazione. L'indice Summer Days (SU) viene calcolato contando il numero di volte in cui la temperatura massima (TX) supera i 25°C ($TX > 25^{\circ}C$) durante il periodo di interesse (anno, stagione o mese).

Per analizzare la differenza prima e dopo la standardizzazione delle altitudini questo indicatore è stato calcolato anche sui dati E-OBS grezzi.

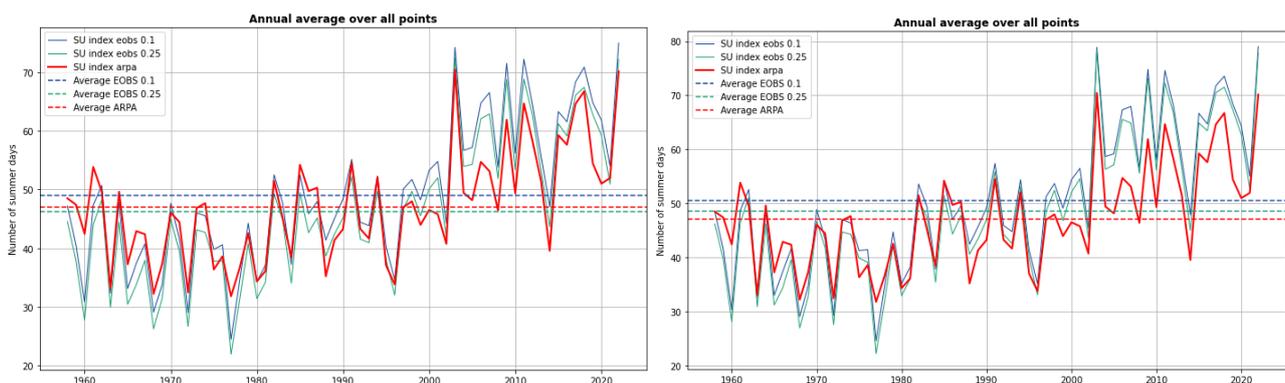


Figura 47: a sinistra serie annuale della media del numero di giorni estivi calcolata con dati non standardizzati, a destra dopo la standardizzazione

| Indice | Risoluzione 0.1 | | | | Risoluzione 0.25 | | | |
|---------|-----------------|--------|-----------|----------------|------------------|--------|-----------|----------------|
| | ME | MAE | MAE/media | $\Delta\sigma$ | ME | MAE | MAE/media | $\Delta\sigma$ |
| SU | 3.52 | 10.21 | 0.20 | 2.78 | 1.54 | 11.86 | 0.24 | 2.95 |
| FD | 0.91 | 21.29 | 0.23 | -2.78 | -0.13 | 25.86 | 0.28 | -2.97 |
| ID | -3.45 | 5.98 | 0.31 | -2.42 | -6.08 | 10.43 | 0.62 | -2.62 |
| TR | -1.97 | 4.23 | 1.05 | -0.43 | -2.32 | 4.46 | 1.21 | -0.73 |
| TXx | 0.74 | 1.77 | 0.06 | 0.01 | 0.73 | 2.11 | 0.07 | -0.03 |
| TNx | -0.78 | 1.66 | 0.09 | -0.21 | -0.86 | 1.93 | 0.11 | -0.25 |
| TXn | 0.68 | 1.59 | -0.53 | 0.16 | 0.94 | 1.93 | -0.70 | 0.12 |
| TNn | -0.40 | 1.93 | -0.19 | -0.03 | -0.19 | 2.13 | -0.21 | -0.05 |
| TN10p | -0.19 | 16.32 | 0.45 | -2.63 | -0.21 | 15.94 | 0.44 | -2.61 |
| TX10p | -0.20 | 11.30 | 0.31 | -0.29 | -0.23 | 11.15 | 0.31 | -0.40 |
| TN90p | 0.11 | 18.98 | 0.53 | -0.90 | 0.05 | 18.33 | 0.51 | -1.11 |
| TX90p | 0.02 | 12.40 | 0.35 | -1.38 | 0.02 | 12.14 | 0.34 | -1.29 |
| WSDI | 0.12 | 2.43 | 0.57 | 0.06 | 0.04 | 2.39 | 0.55 | 0.08 |
| CSDI | -0.49 | 3.33 | 0.77 | -0.46 | -0.38 | 3.27 | 0.74 | -0.30 |
| Rx1day | -17.77 | 26.03 | 0.52 | -7.62 | -18.77 | 25.95 | 0.53 | -8.13 |
| Rx5day | -36.56 | 54.06 | 0.51 | -18.16 | -38.47 | 53.41 | 0.51 | -19.41 |
| SDII | 0.81 | 2.26 | 0.23 | -0.35 | -0.11 | 2.09 | 0.23 | -0.50 |
| R10mm | 3.75 | 10.96 | 0.33 | 1.14 | 2.22 | 10.07 | 0.31 | 0.49 |
| R20mm | -2.41 | 6.22 | 0.62 | -0.75 | -2.97 | 5.83 | 0.62 | -1.00 |
| CDD | -0.31 | 9.21 | 0.28 | -1.49 | -2.24 | 9.11 | 0.29 | -2.15 |
| CWD | -1.45 | 2.87 | 0.37 | -0.70 | -0.83 | 2.78 | 0.33 | -0.46 |
| R95pTOT | -6.46 | 10.03 | 0.56 | -1.78 | -5.36 | 9.43 | 0.50 | -1.88 |
| R99pTOT | -2.02 | 5.51 | 1.05 | -1.61 | -1.68 | 5.55 | 0.99 | -1.53 |
| PRCPTOT | -30.46 | 298.50 | 0.31 | -36.38 | -46.74 | 277.49 | 0.29 | -47.73 |

Tabella 7: lista degli indici ETCCDI analizzati nelle due risoluzioni con, in ordine, errore medio, errore medio assoluto, errore medio assoluto diviso per la media dei valori E-OBS, differenza di standard deviation rispetto ad arpa ($\sigma_E - \sigma_A$). Questi indicatori statistici sono medie su i 65 anni e i 229 punti in analisi.

In Figura 48 sono riportate le differenze tra le medie dell'indice SU in Piemonte e Valle d'Aosta prima e dopo la standardizzazione. La tendenza spaziale di E-OBS dopo la standardizzazione è di sovrastimare i "summer days" sull'arco prealpino, soprattutto per il dataset E-OBS 0.1.

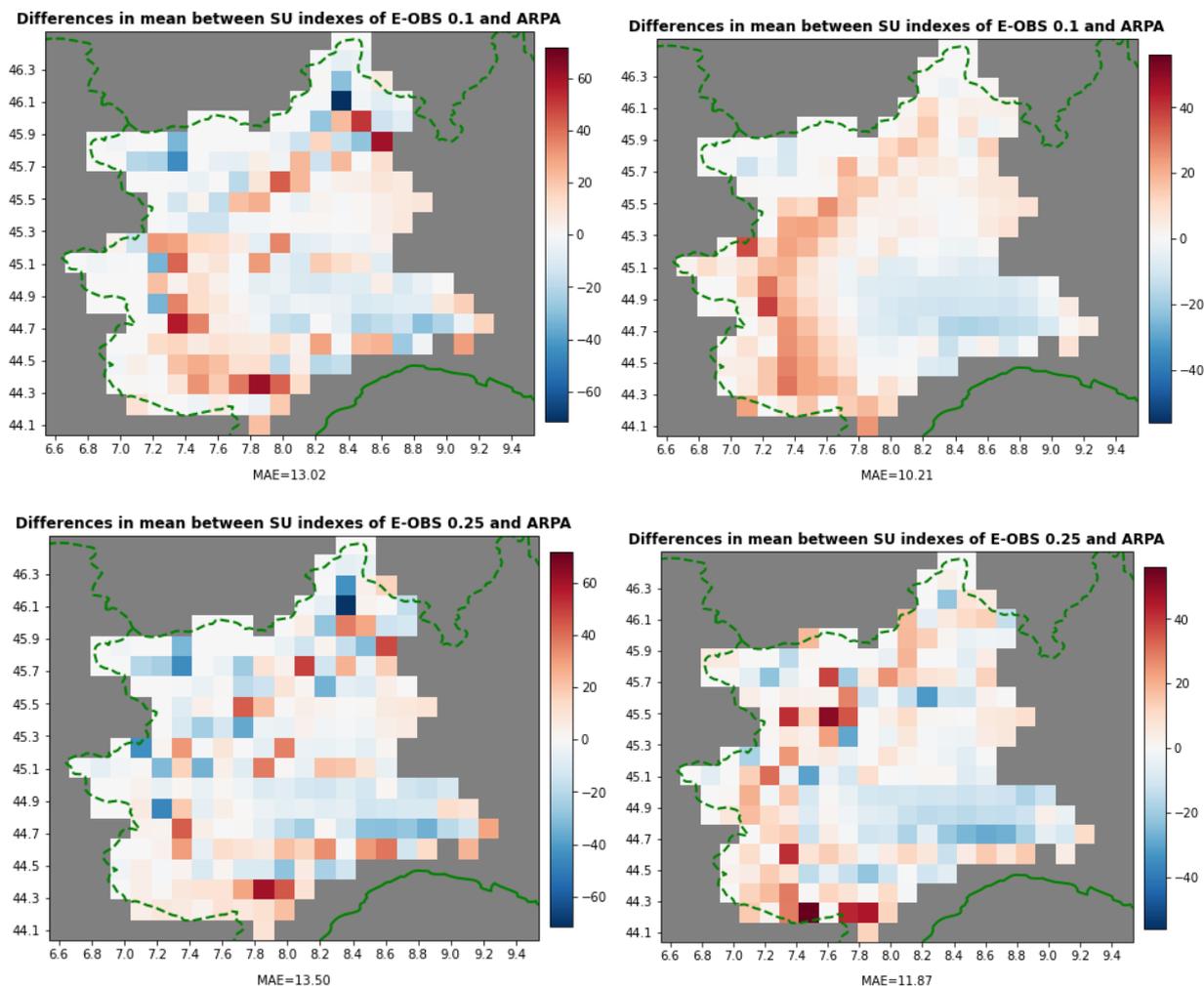


Figura 48: La differenza tra le medie dell'indice SU e il relativo MAE su ogni cella del dominio, dove a sinistra c'è il confronto tra E-OBS pre-standardizzazione e ARPA, e a destra è illustrata la differenza dopo la standardizzazione

Per quanto riguarda le differenze nella distribuzione dei dati sono state condotte analisi sulle differenze nella deviazione standard, riportate in Tabella 7 per tutti gli indici analizzati. In Figura 49 invece sono riportate le distribuzioni spaziali delle differenze nella deviazione standard. Le differenze tra le deviazioni standard per l'indice SU tra E-OBS e ARPA in media sono minori dopo la standardizzazione delle altitudini.

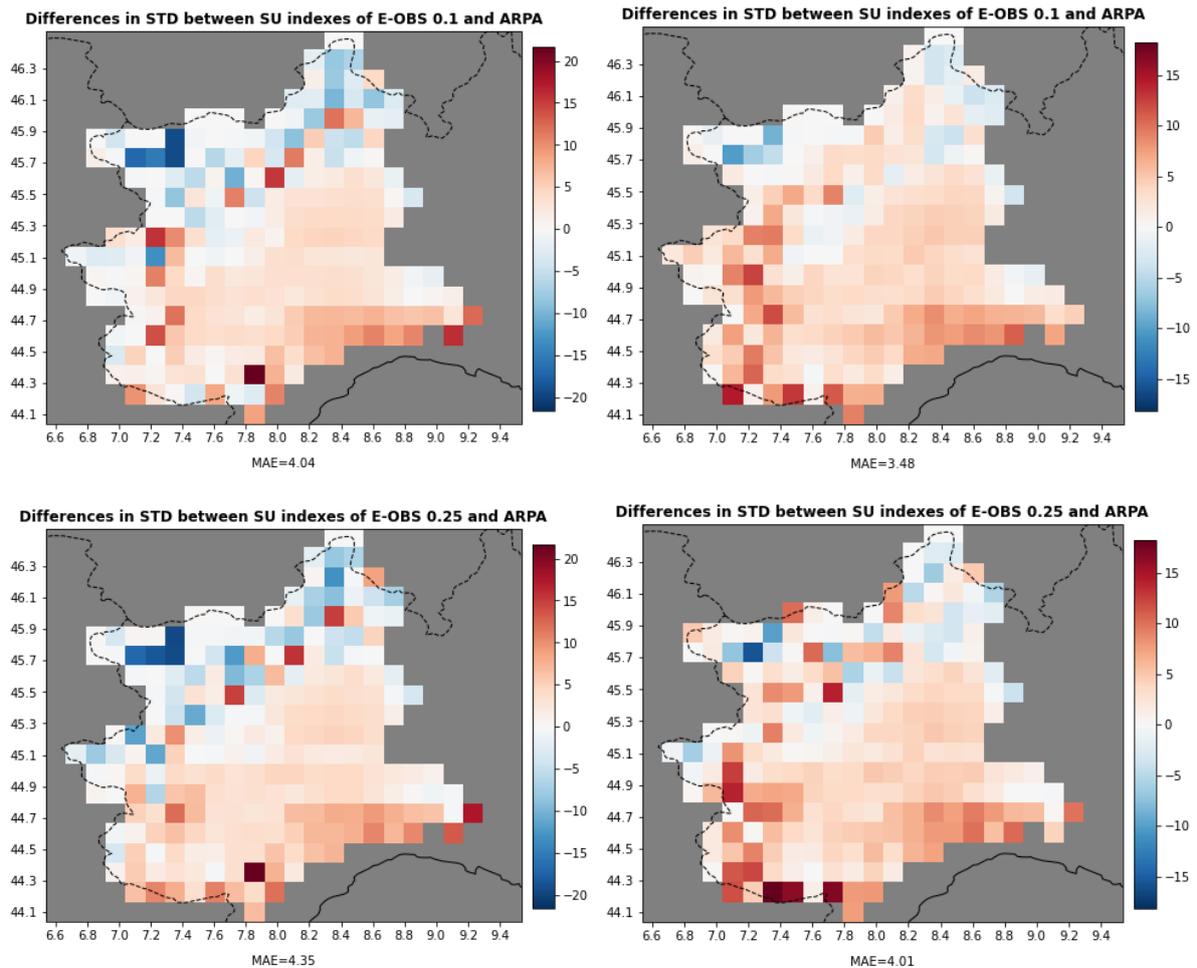


Figura 49: La differenza tra le deviazioni standard dell'indice SU e il relativo MAE su ogni cella del dominio, dove a sinistra c'è il confronto tra E-OBS pre-standardizzazione e ARPA, e a destra è illustrata la differenza dopo la standardizzazione

La distribuzione spaziale dell'indice SU dopo la standardizzazione risulta essere più variegata in quanto prima di essa, risultavano non esserci giorni estivi nella zona delle alpi.

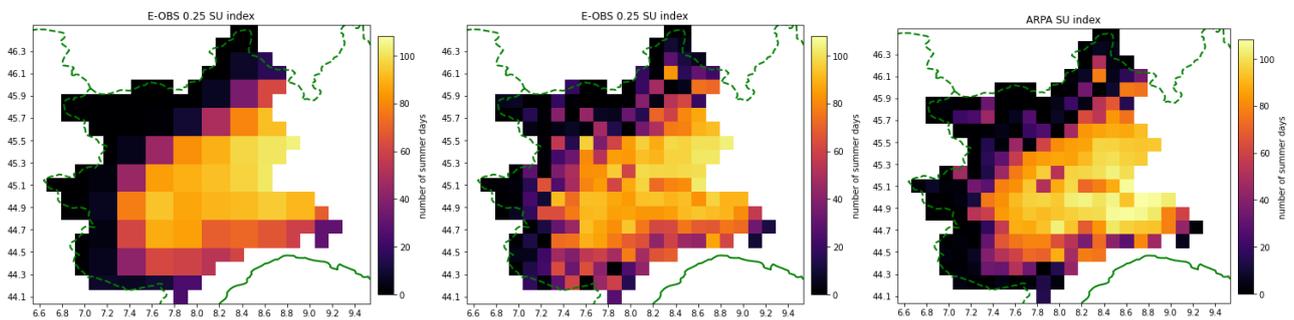


Figura 50: a sinistra la mappa della media su 65 anni dei giorni estivi E-OBS 0.25 pre-standardizzazione delle altitudini, al centro lo stesso dataset dopo la standardizzazione, a destra lo stesso indice calcolato sul dataset ARPA

Sui restanti indici sono stati riportati i soli grafici riguardanti le tendenze temporali, mentre i grafici sulla distribuzione spaziale sono riportati nell'appendice.

Indici ETCCDI sulle precipitazioni

Di seguito sono riportati i risultati degli indici ETCCDI riguardanti le precipitazioni, con uno sguardo sulle tendenze temporali degli indici e sulle differenze tra E-OBS e ARPA, tendenze che tuttavia non sono statisticamente significative nella maggioranza dei casi.

L'indice Simple Daily Intensity Index (**SDII**) è la media della quantità di pioggia sui "giorni umidi" ($RR \geq 1\text{mm}$), misurata in mm/giorno, durante il periodo di interesse (anno, stagione o mese).

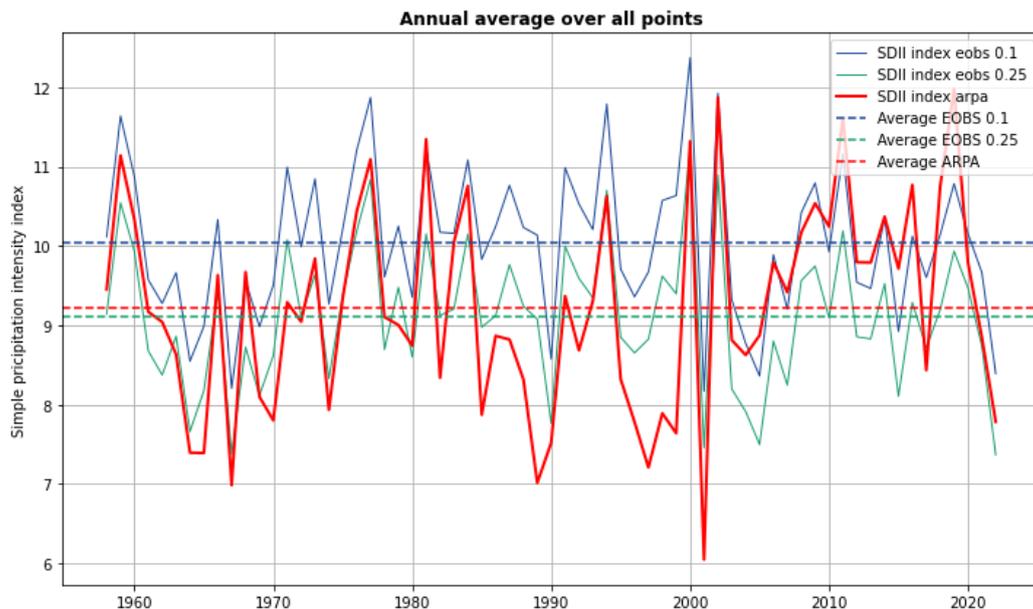


Figura 51: le linee continue rappresentano le serie temporali della media annuale su tutti i punti del dominio dell'indice SDII per ARPA (in rosso) e per i due dataset E-OBS, le linee tratteggiate sono le medie totali

La media di questo indice è simile tra ARPA e E-OBS 0.25, inoltre E-OBS riesce a catturare il crollo dell'indice nel 2001. Non sembra esserci una tendenza evidente in questo indice.

L'indice di Precipitazione Totale (**PRCPTOT**) è la quantità totale di precipitazione accumulata (in mm) dai "giorni umidi" durante il periodo di interesse (anno, stagione o mese).

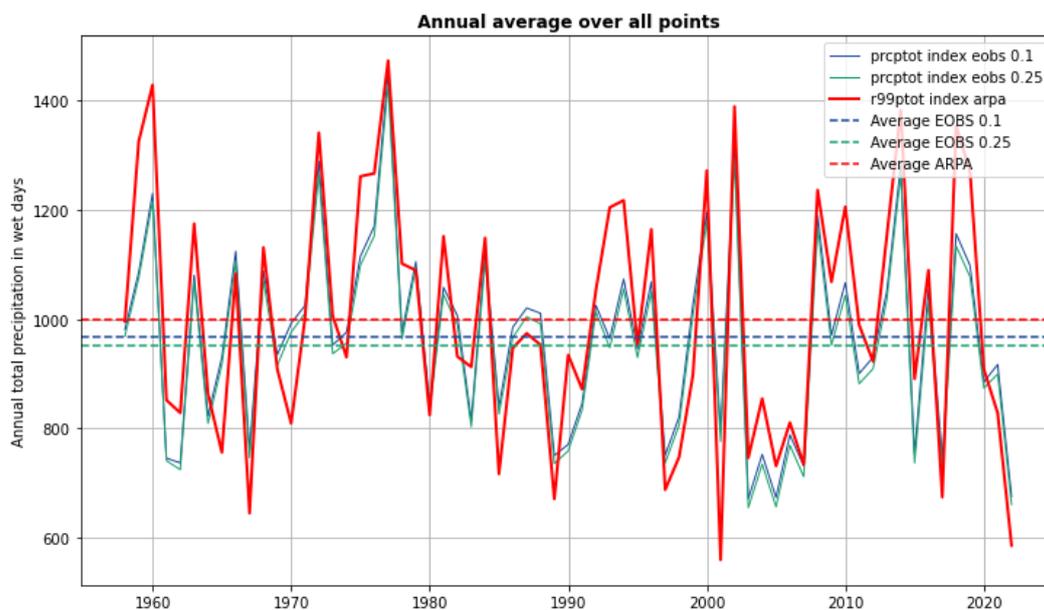


Figura 52: le linee continue rappresentano le serie temporali della media annuale su tutti i punti del dominio dell'indice PRcptot per ARPA (in rosso) e per i due dataset E-OBS, le linee tratteggiate sono le medie totali

La precipitazione ha una forte variabilità di anno in anno, variando in un range di 800 mm, con E-OBS che riesce a stimare in maniera precisa molti di questi picchi.

L'indice **R10mm** viene calcolato contando il numero di volte in cui la precipitazione giornaliera supera i 10mm ($R \geq 10\text{mm}$) durante il periodo di interesse (anno, stagione o mese).

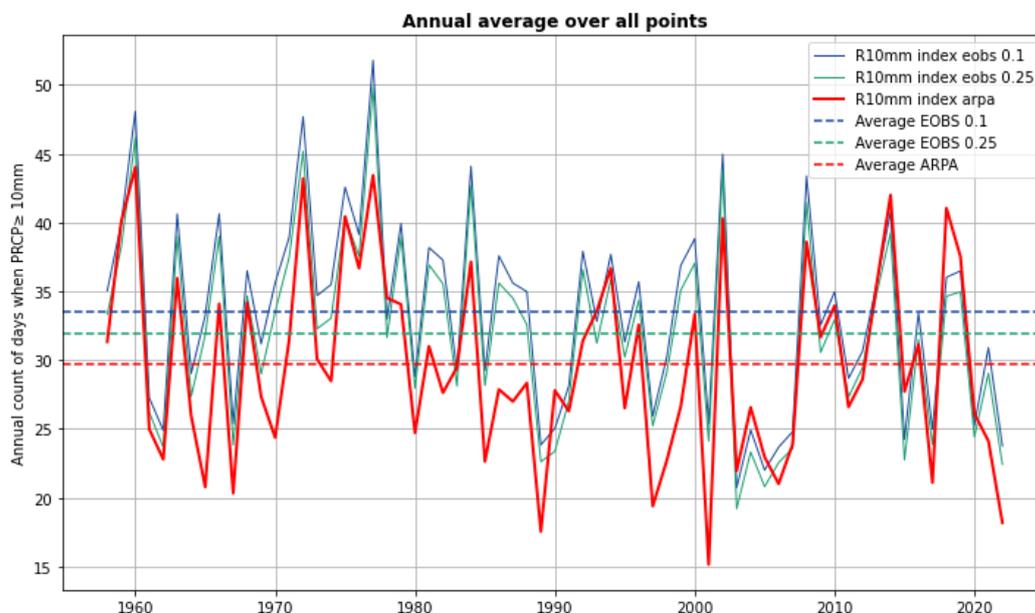


Figura 53: le linee continue rappresentano le serie temporali della media annuale su tutti i punti del dominio dell'indice R10mm per ARPA (in rosso) e per i due dataset E-OBS, le linee tratteggiate sono le medie totali

Anche in questo caso è difficile trovare una tendenza temporale particolare nei dati. E-OBS tende a sovrastimare il numero di giorni di forte precipitazione, soprattutto a risoluzione 0.1.

L'indice **R95pTOT** viene calcolato sommando la precipitazione accumulata (in mm) nei "giorni molto umidi". Un giorno molto umido è definito come superiore al 95° percentile dei "giorni umidi" ($R \geq 1\text{mm}$) durante il periodo di riferimento dal 1961 al 1990

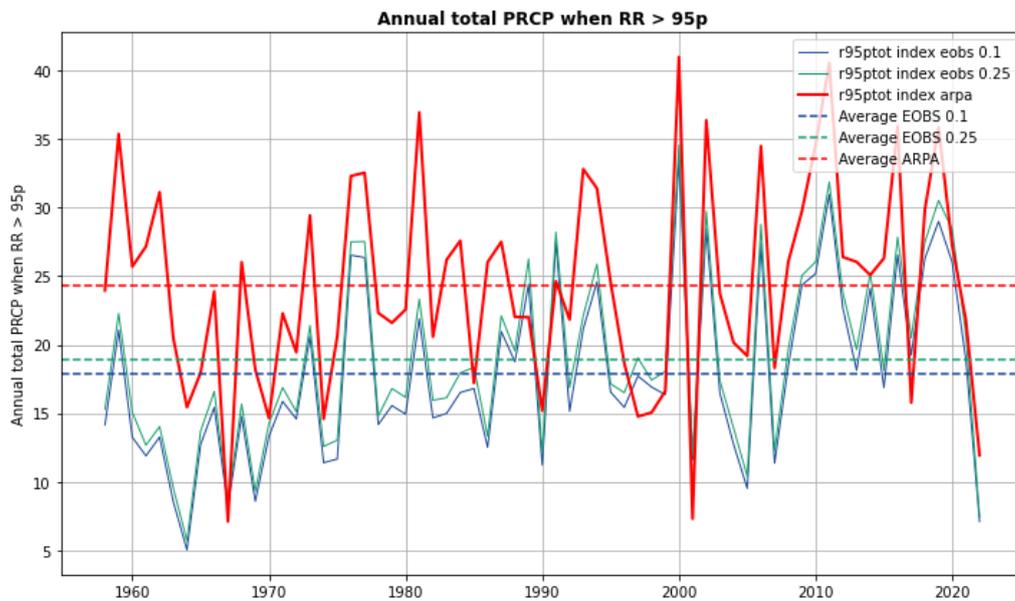


Figura 54: le linee continue rappresentano le serie temporali della media annuale su tutti i punti del dominio dell'indice R95pTOT per ARPA (in rosso) e per i due dataset E-OBS, le linee tratteggiate sono le medie totali

E-OBS sottostima questo indice soprattutto nella prima parte del dataset, nonostante ciò, riesce a cogliere alcuni valori estremi.

L'indice **R99pTOT** viene calcolato sommando la precipitazione accumulata (in mm) nei "giorni estremamente umidi", dove un giorno estremamente umido è definito come superiore al 99° percentile dei "giorni umidi" ($\geq 1\text{mm}$) durante il periodo di riferimento dal 1961 al 1990.

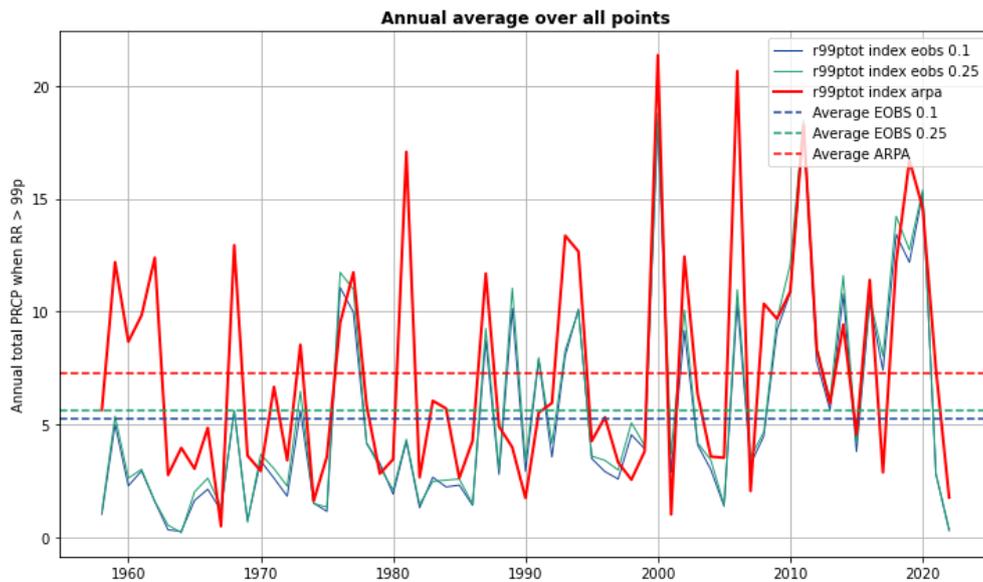


Figura 55: le linee continue rappresentano le serie temporali della media annuale su tutti i punti del dominio dell'indice R99pTOT per ARPA (in rosso) e per i due dataset E-OBS, le linee tratteggiate sono le medie totali

Come nel precedente indice anche in questo E-OBS sottostima la precipitazione accumulata soprattutto nel primo periodo, nell'ultimo periodo però si può notare come siano più estremi i picchi.

L'indice **CDD** è il più grande numero di giorni consecutivi "secchi" (dove $RR \leq 1mm$) durante il periodo di interesse (anno, stagione o mese).

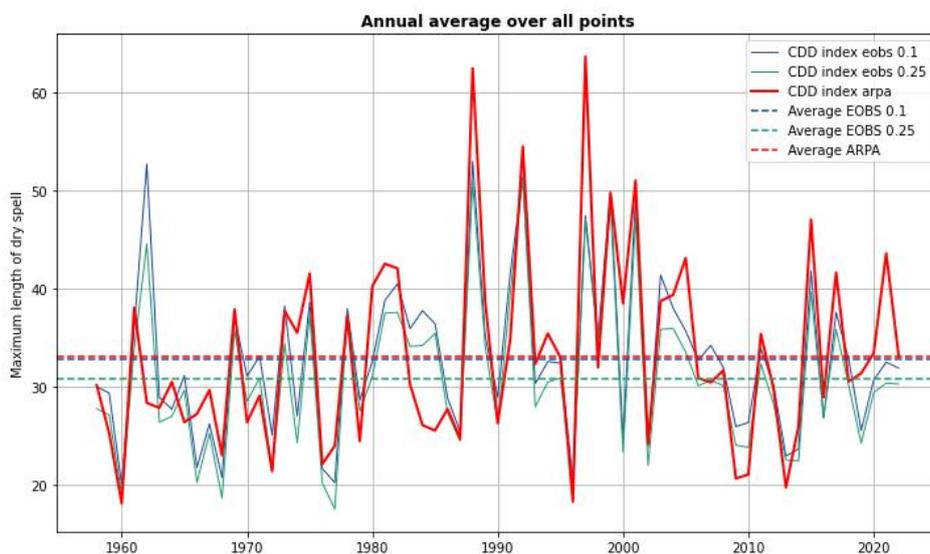


Figura 56: le linee continue rappresentano le serie temporali della media annuale su tutti i punti del dominio dell'indice CDD per ARPA (in rosso) e per i due dataset E-OBS, le linee tratteggiate sono le medie totali

Il trend per i giorni consecutivi secchi è difficile da estrapolare, in quanto sembrano esserci stati forti picchi nel decennio 1990 – 2000. Il dataset E-OBS 0.1 ha la stessa media di ARPA.

L'indice **CWD** è il più grande numero di giorni consecutivi "umidi" (dove $RR \geq 1\text{mm}$) durante il periodo di interesse (anno, stagione o mese).

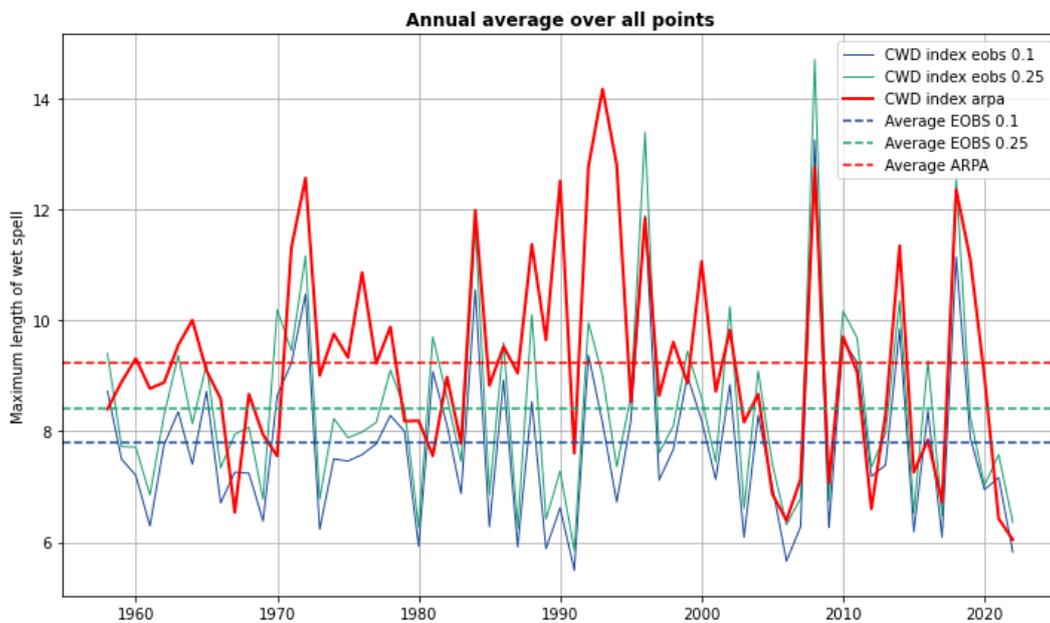


Figura 57: le linee continue rappresentano le serie temporali della media annuale su tutti i punti del dominio dell'indice CWD per ARPA (in rosso) e per i due dataset E-OBS, le linee tratteggiate sono le medie totali

I due dataset E-OBS sottostimano la durata dei giorni umidi rispetto ad ARPA, dal punto di vista della variazione temporale non sembrano esserci particolari tendenze.

L'indice **Rx1day** viene calcolato individuando la massima precipitazione giornaliera (in mm) durante il periodo di interesse (anno, stagione o mese).

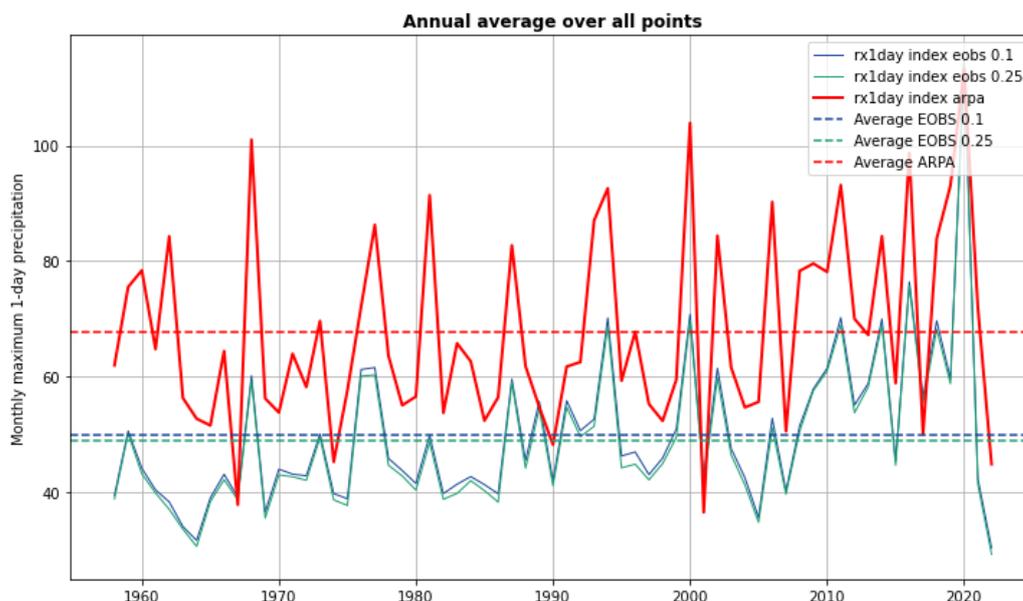


Figura 58: le linee continue rappresentano le serie temporali della media annuale su tutti i punti del dominio dell'indice Rx1day per ARPA (in rosso) e per i due dataset E-OBS, le linee tratteggiate sono le medie totali

La media della massima precipitazione giornaliera è fortemente sottostimata da E-OBS. Non sembra esserci una tendenza temporale per questi dati.

L'indice **Rx5day** viene calcolato individuando la massima precipitazione accumulata in 5 giorni consecutivi (in mm) durante il periodo di interesse (anno, stagione o mese).

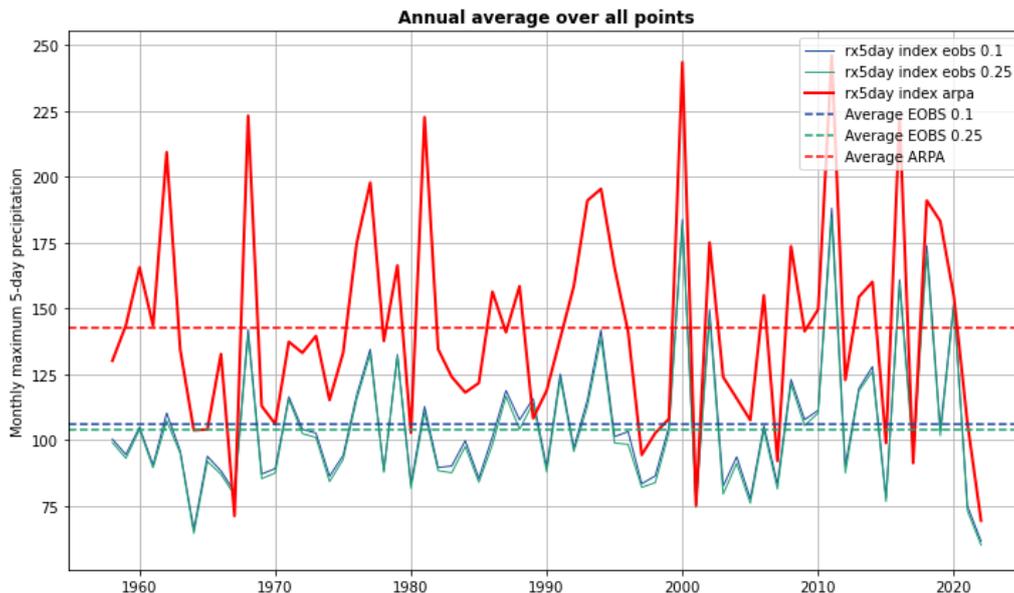


Figura 59: le linee continue rappresentano le serie temporali della media annuale su tutti i punti del dominio dell'indice R99pTOT per ARPA (in rosso) e per i due dataset E-OBS, le linee tratteggiate sono le medie totali

Questo indice segue la tendenza della massima precipitazione giornaliera (Rx1day) con una forte sottostima da parte di E-OBS.

Indici ETCCDI sulle temperature

Di seguito sono riportati i risultati degli indici ETCCDI riguardanti le temperature, con uno sguardo sulle tendenze temporali degli indici e sulle differenze tra E-OBS e ARPA.

L'indice **TNn** rappresenta il valore minimo della temperatura minima giornaliera (TN) durante il periodo di interesse (anno, stagione o mese).

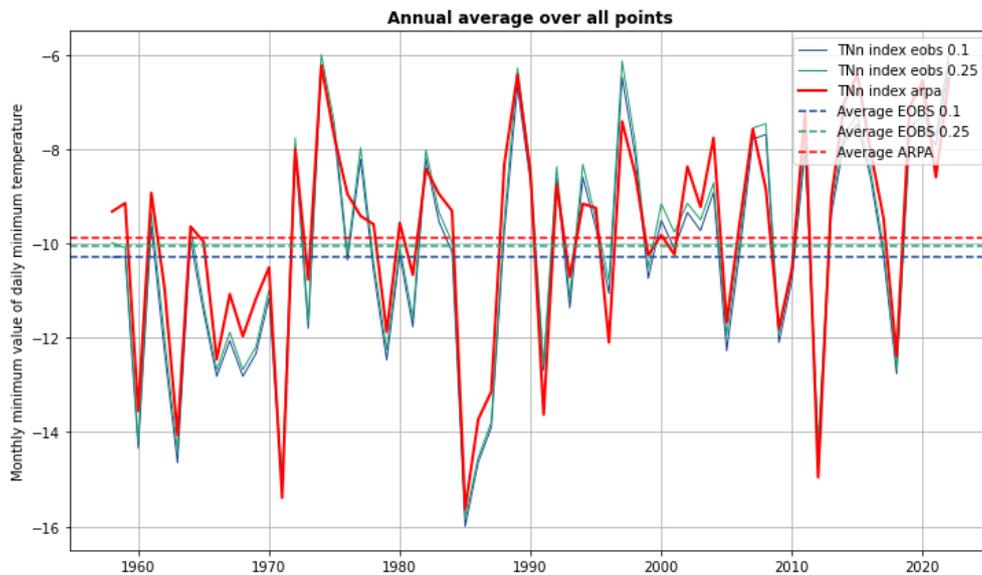


Figura 60: le linee continue rappresentano le serie temporali della media annuale su tutti i punti del dominio dell'indice TNn per ARPA (in rosso) e per i due dataset E-OBS, le linee tratteggiate sono le medie totali

Non sembra possibile estrarre una tendenza temporale per questo indice. Questo indice possiede una forte variabilità che è stata catturata anche dal dataset E-OBS.

L'indice **TNx** rappresenta il valore massimo della temperatura minima giornaliera durante il periodo di interesse (anno, stagione o mese).

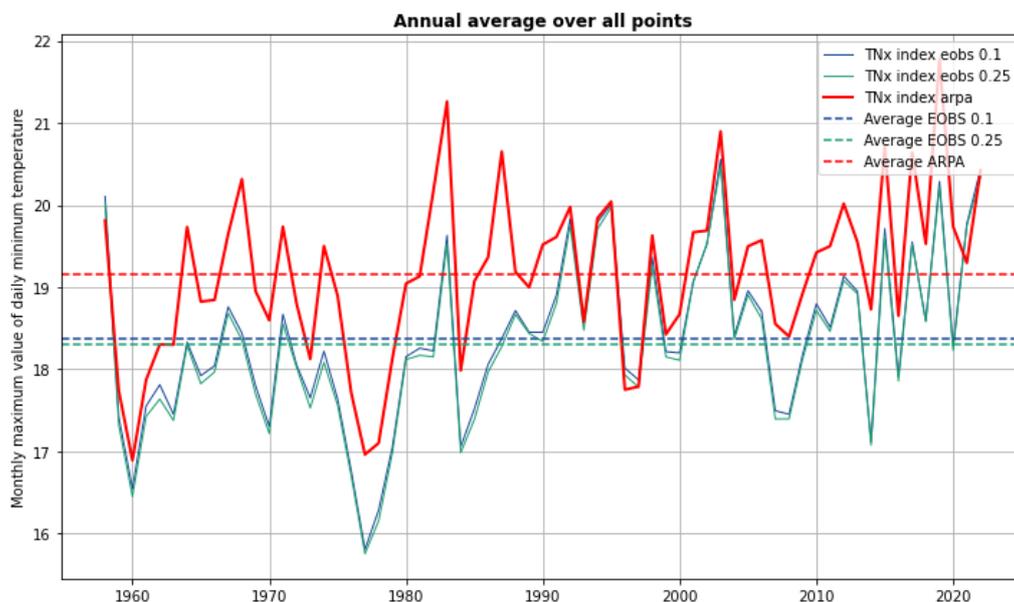


Figura 61: le linee continue rappresentano le serie temporali della media annuale su tutti i punti del dominio dell'indice TNx per ARPA (in rosso) e per i due dataset E-OBS, le linee tratteggiate sono le medie totali

Il valore massimo di temperatura minima viene sottostimato dai dataset E-OBS di circa un grado rispetto ad ARPA, inoltre non sembra esserci una tendenza evidente

L'indice **TN10p** si basa sull'occorrenza degli eventi di "notte fredda", relativamente a una climatologia dal 1961 al 1990. I percentili climatologici del 10° percentile di temperatura minima vengono calcolati utilizzando una finestra mobile di 5 giorni per il periodo temporale dal 1961 al 1990. Questi percentili vengono utilizzati come soglie per calcolare il tasso di superamento, che determina l'indice TN10p.

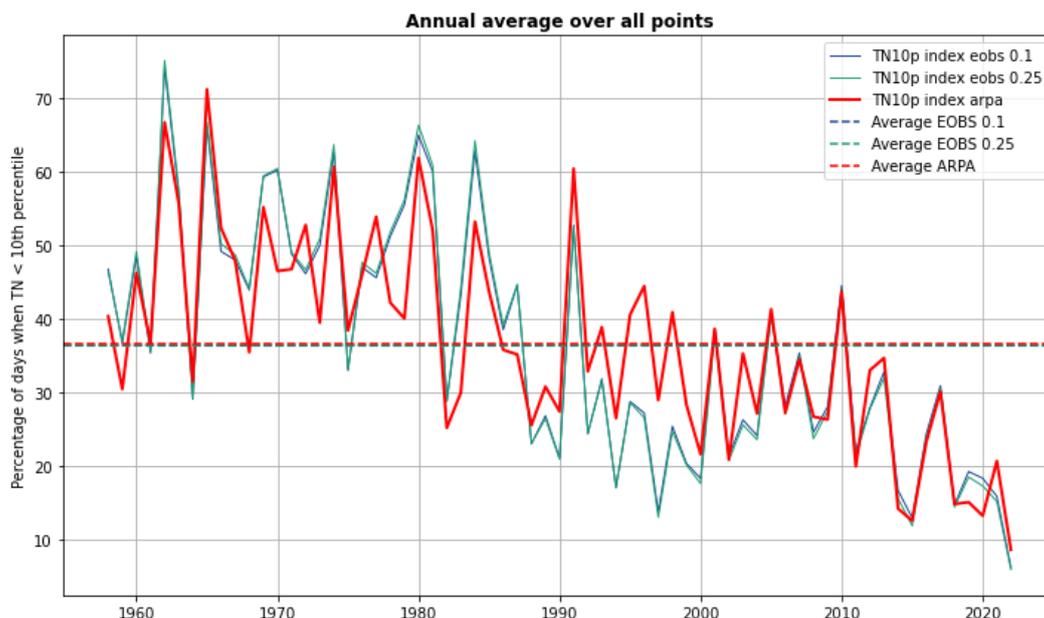


Figura 62: le linee continue rappresentano le serie temporali della media annuale su tutti i punti del dominio dell'indice TN10p per ARPA (in rosso) e per i due dataset E-OBS, le linee tratteggiate sono le medie totali

Le cosiddette "notti fredde" sono in diminuzione in Piemonte e Valle d'Aosta, passando da una media di circa 50 a una media di circa 30 negli ultimi 30 anni. E-OBS riesce a catturare la media di notti fredde nonostante qualche variazione a metà periodo.

L'indice **TN90p** rappresenta la frequenza di occorrenza delle "notti calde", relative a una climatologia dal 1961 al 1990. I percentili climatologici del 90° percentile di temperatura minima vengono calcolati utilizzando una finestra mobile di 5 giorni per il periodo temporale dal 1961 al 1990. Questi percentili vengono utilizzati per calcolare il tasso di superamento, che determina l'indice TN90p.

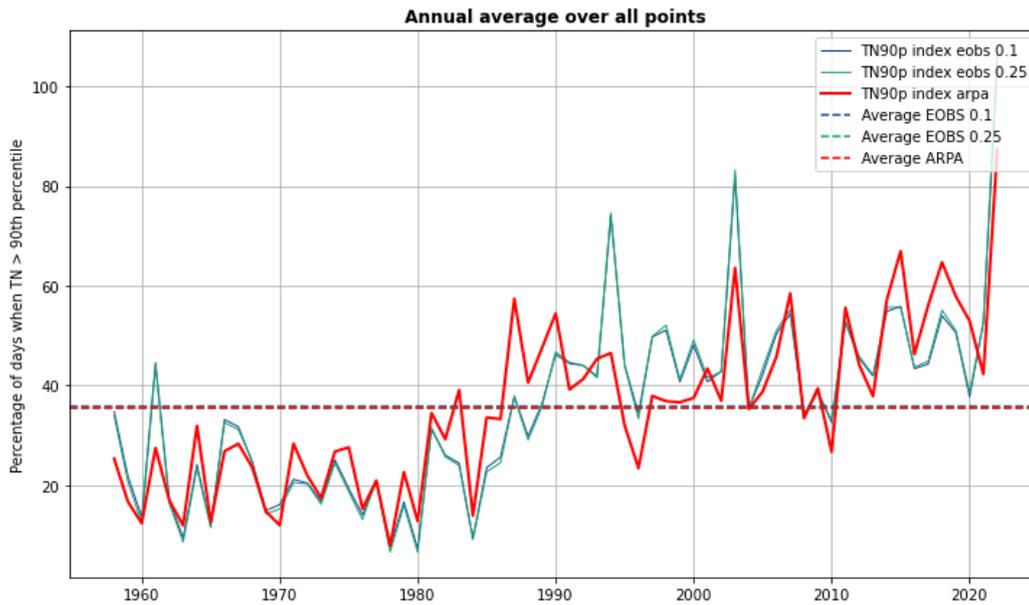


Figura 63: le linee continue rappresentano le serie temporali della media annuale su tutti i punti del dominio dell'indice TN90p per ARPA (in rosso) e per i due dataset E-OBS, le linee tratteggiate sono le medie totali

Le notti calde in Piemonte e Valle d'Aosta sono netto aumento nella seconda metà del dataset, tendenza catturata da entrambi i dataset con leggere variazioni.

L'indice **TXn** rappresenta il valore minimo della temperatura massima giornaliera (TX) durante il periodo di interesse (anno, stagione o mese), ovvero il giorno più freddo.

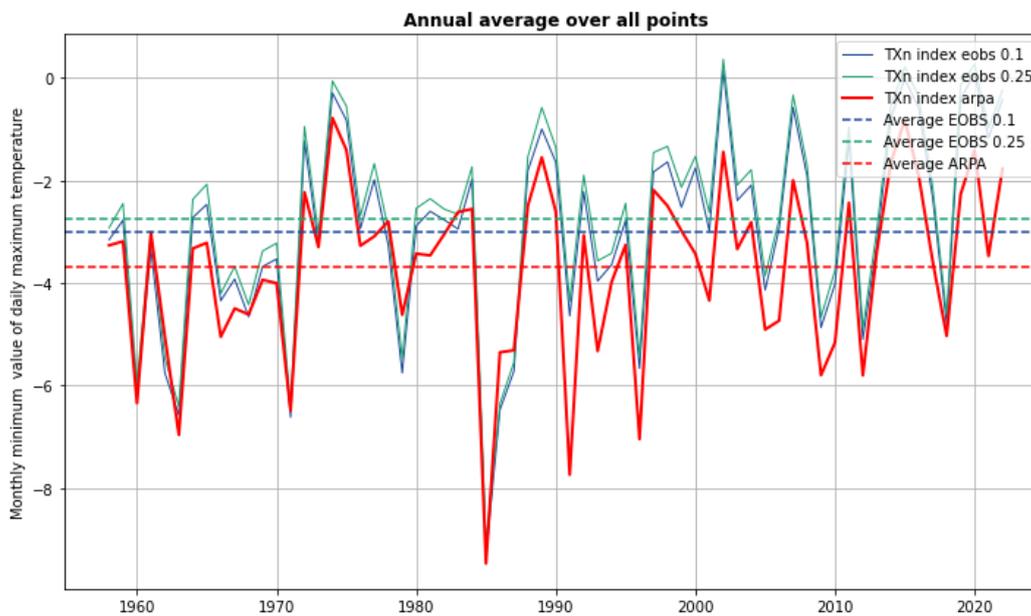


Figura 64: le linee continue rappresentano le serie temporali della media annuale su tutti i punti del dominio dell'indice TXn per ARPA (in rosso) e per i due dataset E-OBS, le linee tratteggiate sono le medie totali

Il giorno più freddo sembra non avere una tendenza riconoscibile, nonostante abbia una forte variabilità di anno in anno, il dataset E-OBS sovrastima di circa un grado in media questa temperatura.

L'indice **TXx** rappresenta il giorno più caldo durante il periodo di interesse (anno, stagione o mese), cioè il valore massimo della temperatura massima giornaliera.

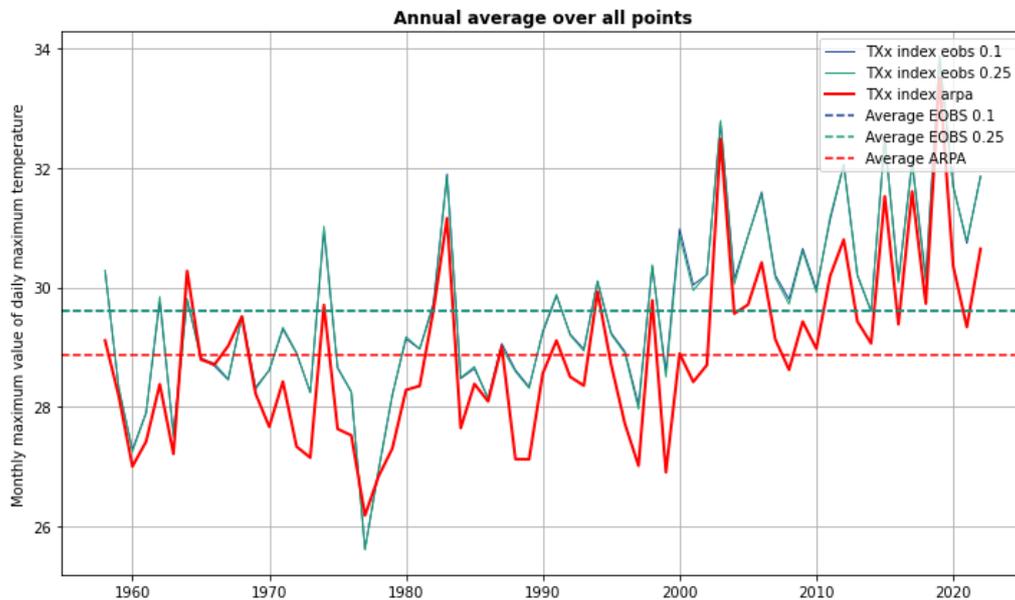


Figura 65: le linee continue rappresentano le serie temporali della media annuale su tutti i punti del dominio dell'indice TXx per ARPA (in rosso) e per i due dataset E-OBS, le linee tratteggiate sono le medie totali

Il giorno più caldo dell'anno ha una temperatura tendenzialmente maggiore in media all'interno del dominio di analisi, E-OBS tuttavia tende a sovrastimarne la temperatura.

L'indice **TX10p** rappresenta quanto spesso si verificano "giorni freddi", relativamente a una climatologia dal 1961 al 1990. I percentili climatologici del 10° percentile di temperatura massima vengono calcolati utilizzando una finestra mobile di 5 giorni per il periodo temporale dal 1961 al 1990. Il tasso al quale TX cade al di fuori di questo percentile determina l'indice TX10p, espresso come percentuale dei giorni nell'anno/stagione/mese.

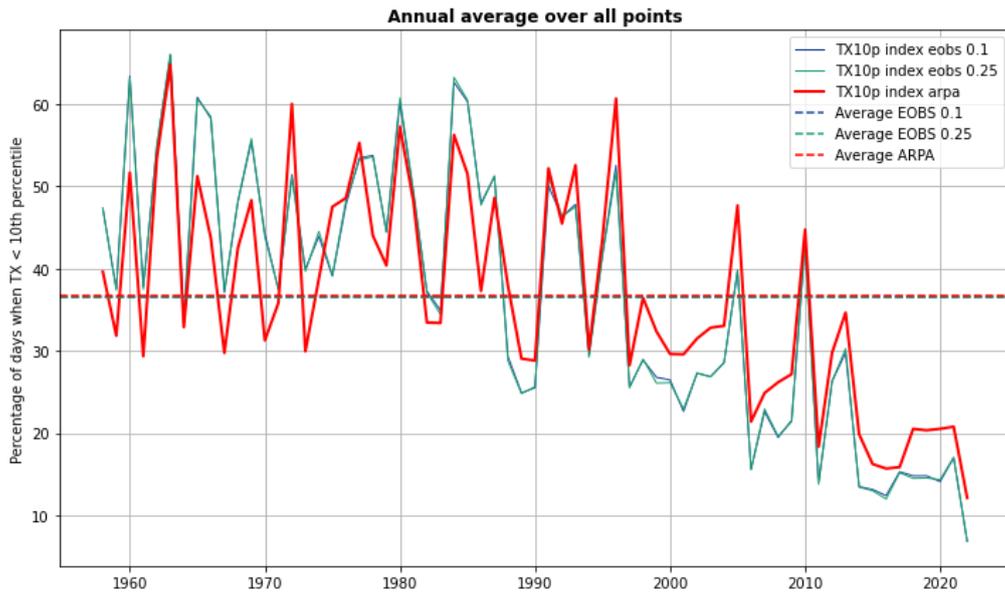


Figura 66: le linee continue rappresentano le serie temporali della media annuale su tutti i punti del dominio dell'indice TX10p per ARPA (in rosso) e per i due dataset E-OBS, le linee tratteggiate sono le medie totali

I giorni freddi hanno una netta tendenza di diminuzione negli ultimi 20 anni, tendenza catturata in maniera abbastanza accurata anche da E-OBS, la cui media coincide con la media ARPA in entrambe le risoluzioni.

L'indice **TN90p** rappresenta la frequenza di occorrenza delle "notti calde", relative a una climatologia dal 1961 al 1990. I percentili climatologici del 90° percentile di TN vengono calcolati utilizzando una finestra mobile di 5 giorni per il periodo temporale dal 1961 al 1990. Questi percentili vengono utilizzati per calcolare il tasso di superamento, che determina l'indice TN90p.

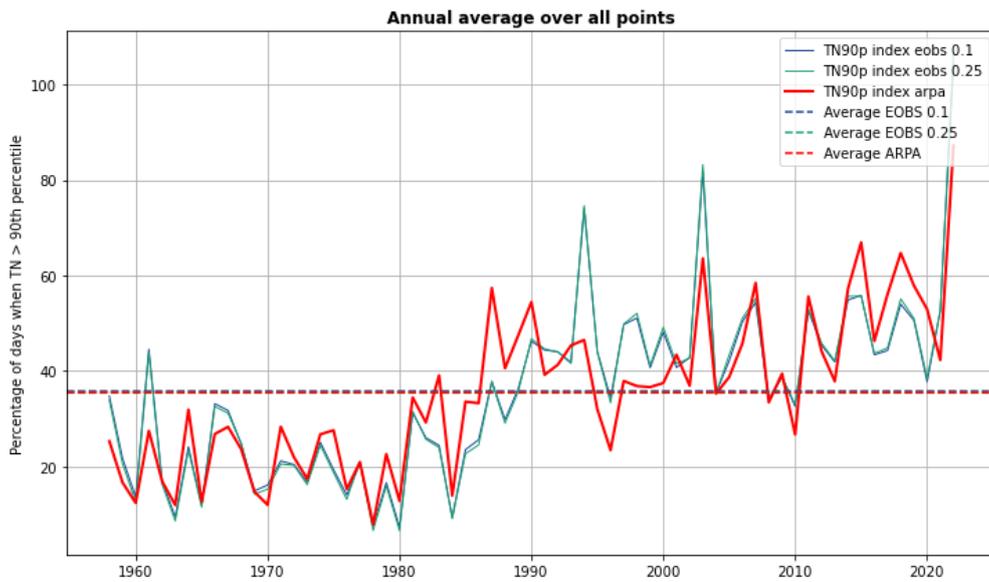


Figura 67: le linee continue rappresentano le serie temporali della media annuale su tutti i punti del dominio dell'indice TN90p per ARPA (in rosso) e per i due dataset E-OBS, le linee tratteggiate sono le medie totali

La tendenza delle “notti calde” sembrerebbe in netto aumento nella seconda metà del dataset, con E-OBS che riesce a catturare quasi sempre le tendenze di ARPA.

L'indice Frost Days (**FD**) viene calcolato contando il numero di giorni in cui la temperatura minima è stata inferiore a 0°C ($TN < 0^{\circ}C$) durante il periodo di interesse (anno, stagione o mese), quindi il numero di giorni di gelo.

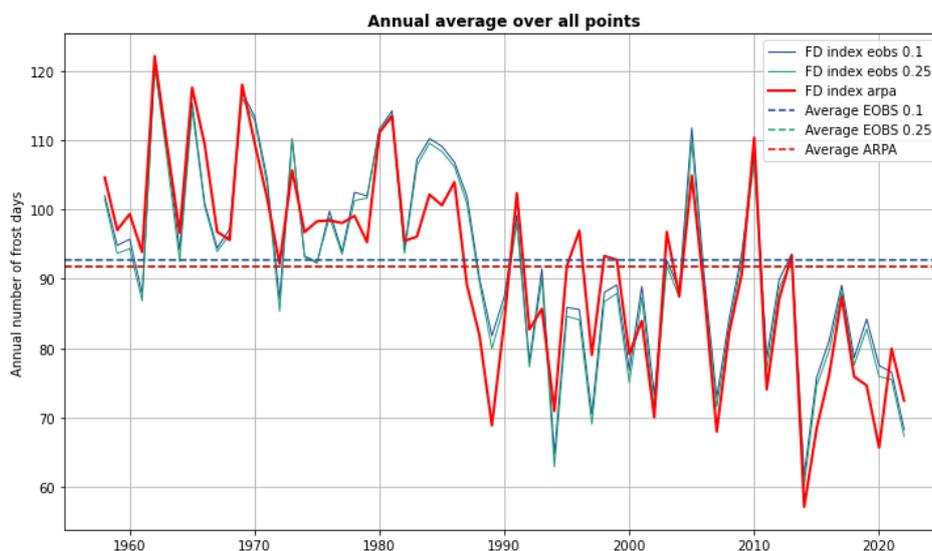


Figura 68: serie annuale della media del numero di giorni di gelo in tutti i punti in analisi per i 3 dataset.

In Figura 68 si vede come il trend di diminuzione dei giorni di gelo negli anni è stato catturato da entrambi i dataset, con lievi differenze, è da notare come il dataset E-OBS 0.25 stima in maniera consistente meno giorni di gelo rispetto all'altra risoluzione.

L'indice Tropical Night (**TR**) viene calcolato contando il numero di volte in cui la temperatura minima supera i 20°C ($TN > 20^{\circ}C$) durante il periodo di interesse (anno, stagione o mese).

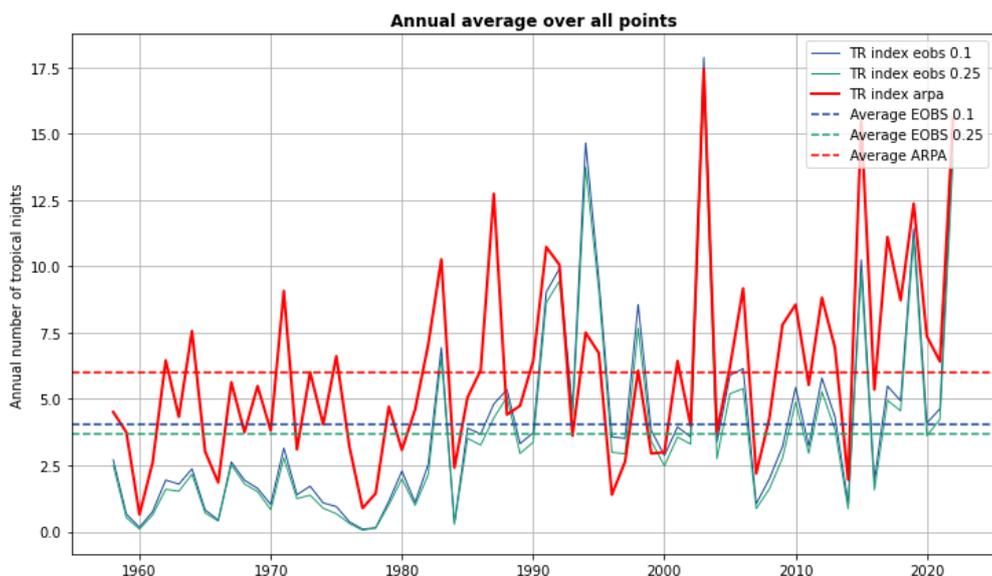


Figura 69: le linee continue rappresentano le serie temporali della media annuale su tutti i punti del dominio dell'indice TR per ARPA (in rosso) e per i due dataset E-OBS, le linee tratteggiate sono le medie totali

Il numero di notti tropicali è in deciso aumento con una tendenza visibile in Figura 69, i dati E-OBS tendono a sottostimare quasi per tutti gli anni.

Il Cold Spell Duration Index (**CSDI**) rappresenta il conteggio annuale dei giorni che contribuiscono alle "ondate di freddo", cioè quando la temperatura minima (TN) rimane al di sotto del suo 10° percentile climatologico. Una ondata deve consistere di almeno sei giorni consecutivi per essere considerata una "ondata di freddo".

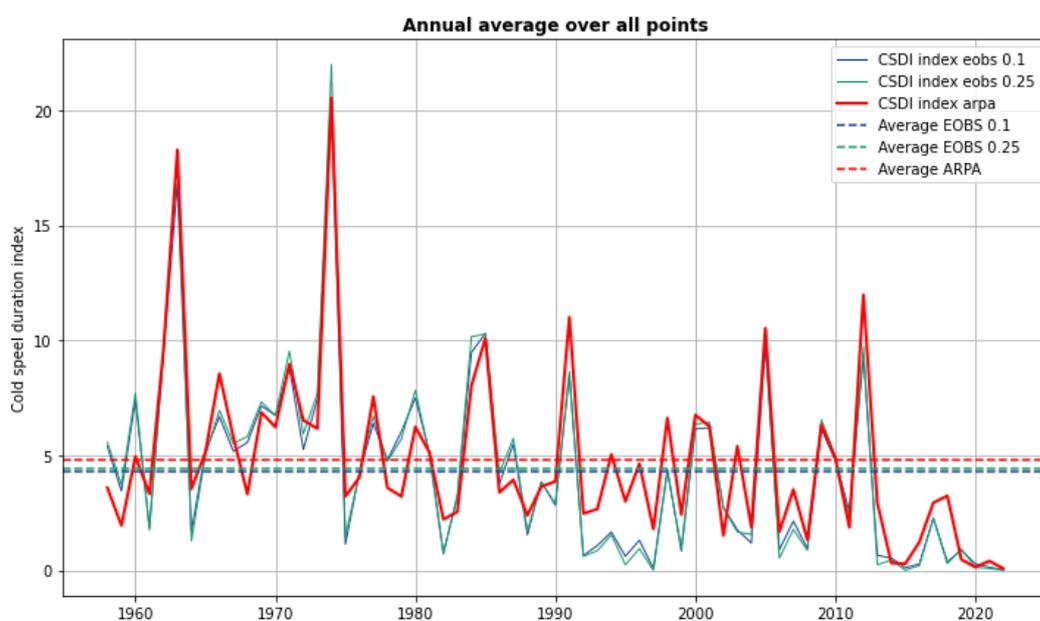


Figura 70: le linee continue rappresentano le serie temporali della media annuale su tutti i punti del dominio dell'indice CSDI per ARPA (in rosso) e per i due dataset E-OBS, le linee tratteggiate sono le medie totali

Il numero di giorni che contribuiscono alle ondate di freddo diminuisce in media nella zona analizzata, inoltre E-OBS sembra riuscire a catturare le tendenze del dataset ARPA.

L'indice Icing Days (**ID**) viene calcolato contando il numero di volte in cui la temperatura massima (TX) è stata inferiore a 0°C (TX < 0°C) durante il periodo di interesse (anno, stagione o mese).

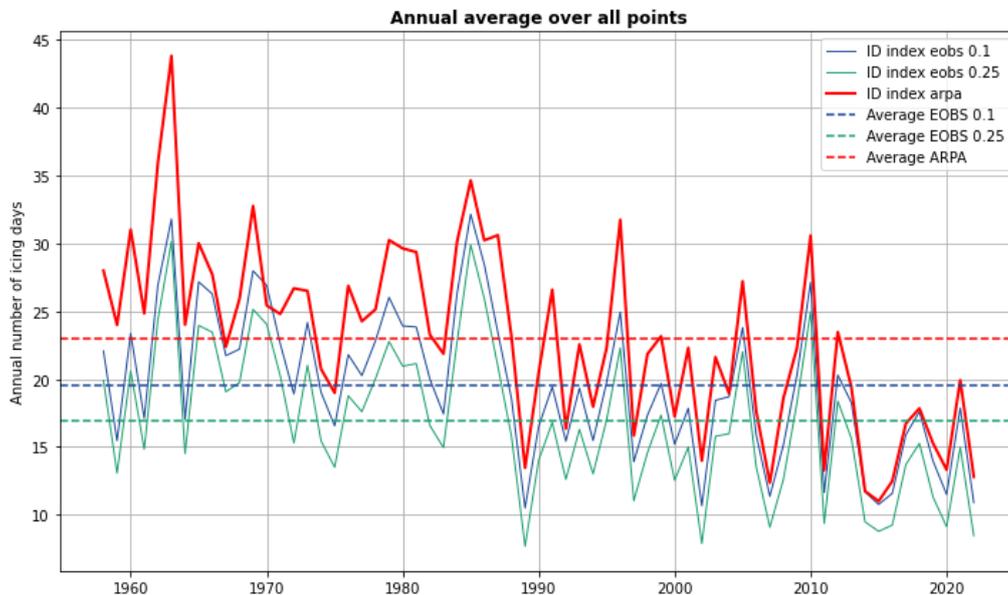


Figura 71: le linee continue rappresentano le serie temporali della media annuale su tutti i punti del dominio dell'indice ID per ARPA (in rosso) e per i due dataset E-OBS, le linee tratteggiate sono le medie totali

E-OBS tende a sottostimare gli icing days rispetto ad ARPA, soprattutto nella parte iniziale del dataset, soprattutto per la risoluzione 0.25, che sembra avere un bias più alto rispetto alla 0.1.

Il Warm Spell Duration Index (**WSDI**) rappresenta il conteggio annuale dei giorni che contribuiscono alle "ondate di calore", quando la temperatura massima (TX) rimane al di sopra del suo 90° percentile climatologico. Una ondata deve consistere di almeno sei giorni consecutivi per qualificarsi come "ondata di calore".

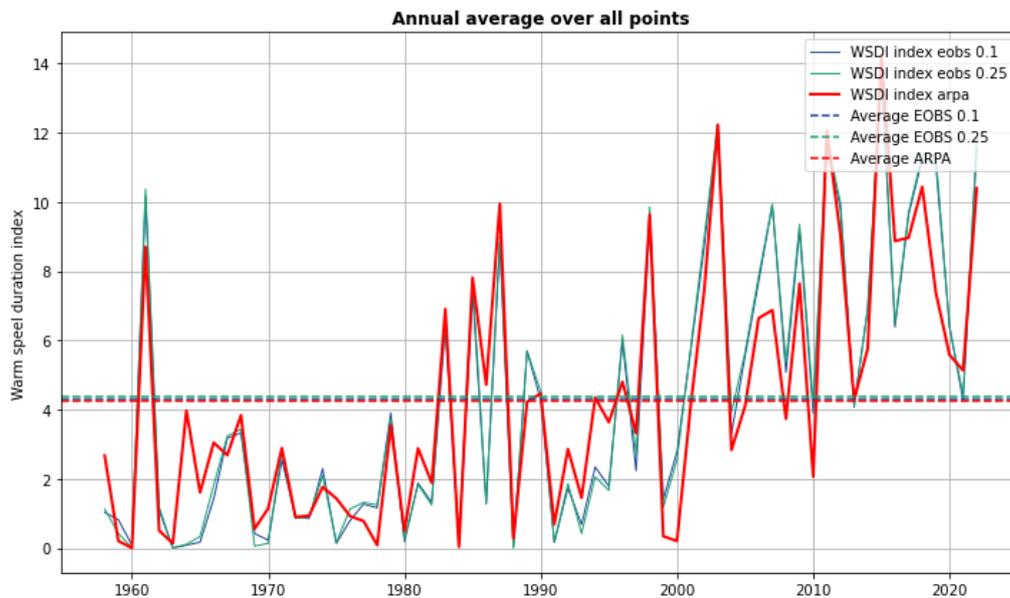


Figura 72: le linee continue rappresentano le serie temporali della media annuale su tutti i punti del dominio dell'indice WSDI per ARPA (in rosso) e per i due dataset E-OBS, le linee tratteggiate sono le medie totali

In Figura 72 si vede il trend dei giorni di ondate di calore, il trend è in rialzo soprattutto negli ultimi 20 anni ed è stato registrato da entrambi i dataset.

5. Altri dataset

EURO-CORDEX

EURO-CORDEX rappresenta il ramo europeo dell'iniziativa internazionale CORDEX (Coordinated Regional Downscaling Experiment), un programma promosso dal World Climate Research Program (WRCP) che mira a coordinare a livello internazionale la produzione di proiezioni migliorate del cambiamento climatico regionale per tutte le regioni terrestri del mondo. I risultati ottenuti da CORDEX sono fondamentali come input per studi sull'impatto e sull'adattamento ai cambiamenti climatici.

CORDEX si basa su un insieme di **modelli climatici regionali** (RCM) che operano a una risoluzione spaziale più elevata su un'area limitata. Questi modelli sono derivati da modelli climatici globali (GCM) e utilizzano la tecnica del downscaling dinamico. In pratica, gli output dei modelli climatici globali, che sono in grado di rappresentare forzanti climatiche su larga scala come El Niño, vengono utilizzati come input per i modelli regionali a risoluzione più alta al fine di catturare gli impatti del clima dovuti a condizioni locali come la topografia o le linee costiere.

L'utilizzo di modelli climatici regionali con una maggiore risoluzione spaziale su un'area limitata e guidati dai modelli climatici globali consente di ottenere informazioni più appropriate su scale più piccole. Ciò supporta

valutazioni e pianificazioni degli impatti e degli adattamenti più dettagliati rispetto a quanto possibile con i modelli climatici globali. Di conseguenza, i modelli climatici regionali svolgono un ruolo cruciale nel fornire proiezioni con un dettaglio molto maggiore e una rappresentazione più accurata degli eventi estremi localizzati [26].

I dati CORDEX sono accessibili attraverso il “climate data store” con un insieme di 26 variabili (17 per i domini non europei, corrispondenti a campi superficiali) provenienti dall'archivio CORDEX. Queste variabili sono fornite da diversi tipi di **esperimenti** CORDEX (di valutazione, storico e 3 scenari RCP ovvero proiezioni climatiche future) derivati (ridimensionati) dagli esperimenti CMIP5. La risoluzione temporale è 3 ore, 6 ore, giornaliera, mensile o informazioni stagionali. Si noti che per i domini non europei sono disponibili solo dataset giornalieri. Il subset di dati CORDEX del “climate data store” è stato sottoposto a una procedura di controllo qualità dei metadati che garantisce un alto standard di affidabilità dei dati.

Nel corso degli anni gli RCM sono stati migliorati per produrre informazioni climatiche ad alta risoluzione in potenziali scenari futuri per una serie di studi sugli impatti, incluse analisi idrologiche. Le simulazioni del modello climatico regionale (RCM) CORDEX per il dominio europeo (EURO-CORDEX) vengono condotte a due diverse risoluzioni spaziali, la risoluzione generale CORDEX di 0,44 gradi (EUR-44, ~50 km) e inoltre la risoluzione più fine di 0,11 gradi (EUR-11, ~12,5 km).

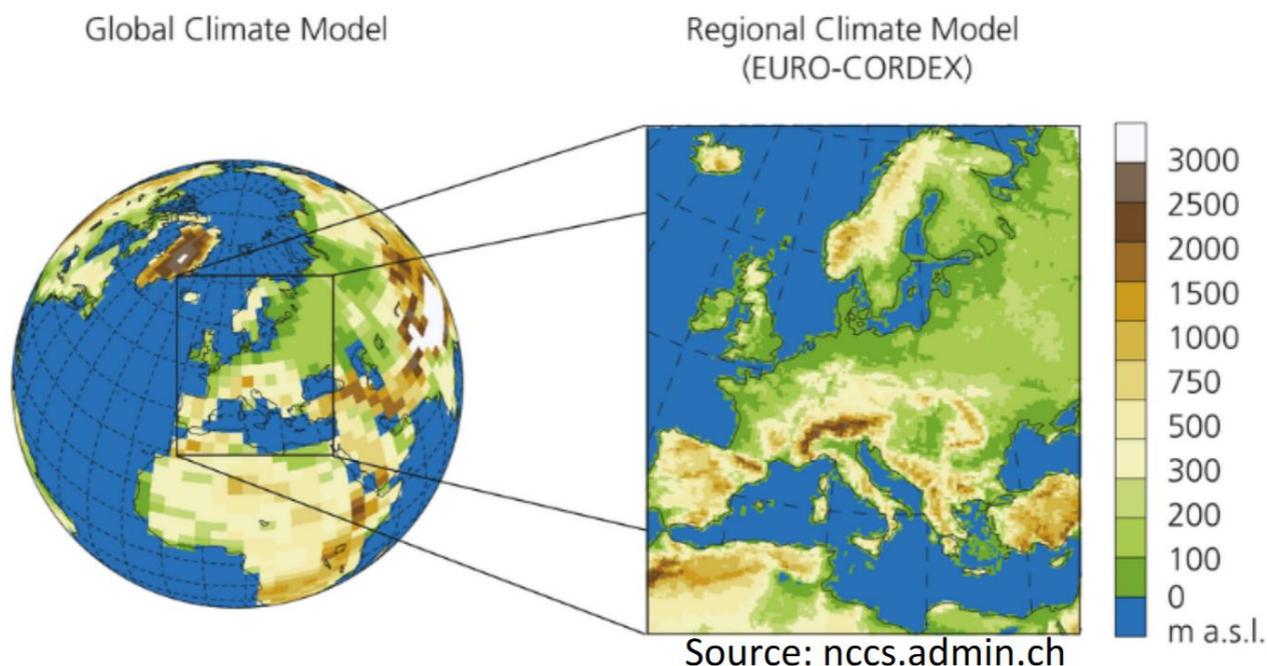


Figura 73: rappresentazione grafica delle differenze tra un GCM e un modello EURO-CORDEX a risoluzione 12.5 km [27]

Mascaro [28] ha realizzato una analisi comparativa in una zona dalla topografia complessa come la Sardegna usando come base una rete di più di 400 stazioni di misurazione (numero analogo alle stazioni usate in questa tesi per validare il dataset E-OBS in Piemonte e Valle d'Aosta). I risultati trovati sono che i pattern spaziali

simulati delle medie climatiche sono relativamente ben correlati con le osservazioni, ad eccezione di alcuni casi, ma la variabilità spaziale è in gran parte sovrastimata; I risultati indicano che aumentare la risoluzione della griglia da 0.44° a 0.11° porta a coefficienti di correlazione più bassi con i modelli osservati. Ciò suggerisce che la capacità dei modelli regionali del clima (RCM) di catturare le variazioni su scala più piccola dei modelli climatici di precipitazione è in qualche modo limitata, anche se viene ridotto lo spaziamento della griglia. Sono stati inoltre riportati dei bias sulle precipitazioni, in particolare una sottostima delle precipitazioni in inverno e una sovrastima in estate, bias che diminuiscono quando viene ridotto lo spaziamento della griglia. In questo studio, inoltre, è stato riportato uno statisticamente significativo aumento delle precipitazioni annuali con l'altitudine, riuscendo anche ad assegnare un gradiente lineare di 0.46 mm/m, questa tendenza è stata catturata dalla maggior parte dei modelli CORDEX che sono stati analizzati, soprattutto a risoluzione 0.11°.

Dataset di rianalisi

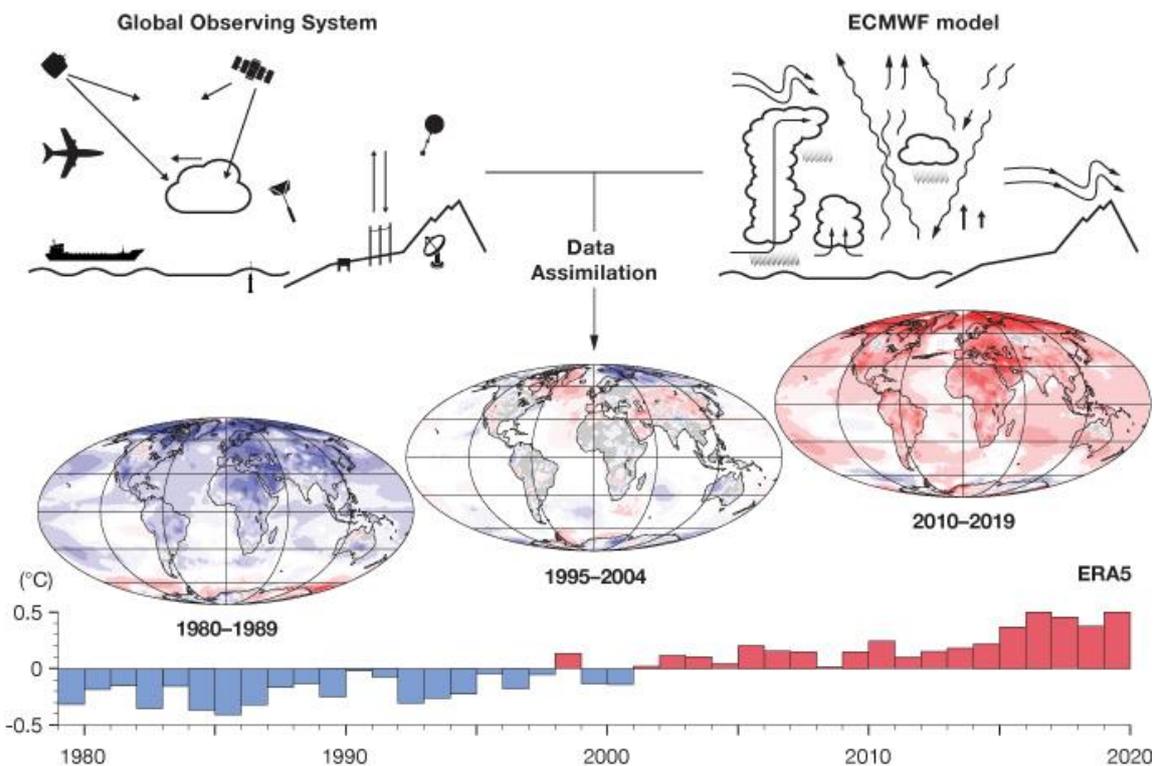


Figura 74: una rappresentazione schematica del processo di rianalisi. Fonte ECMWF

I dati di rianalisi forniscono il quadro più completo attualmente possibile del tempo e del clima del passato. Si tratta di una miscela di osservazioni con previsioni meteorologiche a breve termine del passato, riproposte con moderni modelli di previsione meteorologica. Sono globalmente complete e coerenti nel tempo e vengono talvolta definite “mappe senza lacune”.

Per comprendere il cambiamento climatico e gli attuali eventi meteorologici estremi, è importante disporre di osservazioni del sistema Terra che risalgano il più indietro possibile nel tempo. Tuttavia, le osservazioni sono sempre state distribuite in modo non uniforme e contengono errori. Anche nell'era dei satelliti, le sole

osservazioni non possono fornire un quadro completo e accurato dello stato del sistema Terra in tutto il mondo in un dato momento. Le rianalisi colmano le lacune nei dati osservativi e lo fanno in modo coerente nel tempo, riducendo così al minimo eventuali segnali spuri di cambiamento [29].

Le previsioni meteorologiche a breve termine del passato con le osservazioni attraverso l'assimilazione dei dati. Il processo imita la produzione di previsioni meteorologiche quotidiane, che utilizzano come punto di partenza un'analisi dello stato attuale del sistema Terra. L'analisi è una miscela fisicamente coerente di osservazioni con una previsione a breve termine basata sull'analisi precedente. Le rianalisi vengono solitamente prodotte con una risoluzione inferiore rispetto alle previsioni meteorologiche attuali e utilizzano lo stesso moderno sistema di assimilazione dei dati e lo stesso modello di previsione per tutto il periodo di rianalisi. Prima della produzione di una nuova rianalisi, viene svolto un lavoro per migliorare la qualità e la disponibilità dei dati osservativi passati, ad esempio digitalizzando vecchi record cartacei e rielaborando i record satellitari esistenti. Quando vengono prodotte le rianalisi viene effettuato un attento controllo di qualità e la loro affidabilità viene valutata confrontandola con le rianalisi prodotte presso altri istituti.

I dataset di rianalisi possono essere utilizzati per creare una registrazione coerente e a lungo termine del tempo passato, compensando le distorsioni intrinseche dei diversi strumenti utilizzati per effettuare misurazioni in diversi punti della storia dell'osservazione meteorologica. La rianalisi prevede una varietà di metodi di sintesi dei dati utilizzati per incorporare diversi set di dati in un'unica griglia spaziale regolarmente. Questo processo di "grigliatura" semplifica il confronto delle osservazioni provenienti da diversi dataset e preserva il modello di raccolta dati originale per garantire che la documentazione storica non sia influenzata da fattori artificiali.

Tra i punti di forza di questi dataset si annoverano:

- L'essere dataset globali, risoluzione spaziale e temporale coerente su 3 o più decenni, centinaia di variabili disponibili; la risoluzione e i bias del modello sono costantemente migliorati.
- incorporano milioni di osservazioni in un sistema stabile di assimilazione dei dati che sarebbe quasi impossibile per un individuo raccogliere e analizzare separatamente, consentendo di studiare una serie di processi climatici.
- I dataset di rianalisi sono relativamente semplici da gestire dal punto di vista dell'elaborazione (sebbene le dimensioni dei file possano essere molto grandi).

Hanno però, anche delle limitazioni:

- I vincoli osservativi, e quindi l'affidabilità della rianalisi, possono variare considerevolmente a seconda del luogo, del periodo di tempo e della variabile considerata

- Le variazioni e gli errori nei dati e nei modelli possono causare cambiamenti non reali nei risultati della rianalisi.
- Le variabili diagnostiche relative al ciclo idrologico, come precipitazioni ed evaporazione, dovrebbero essere utilizzate con estrema cautela [30].

Esistono vari studi che confrontano la co-occorrenza delle precipitazioni (ad esempio nello studio di Rivoire et al. [31]) tra ERA-5, uno dei più importanti dataset di rianalisi, e due dataset osservazionali (sono stati usati E-OBS e CMORPH) ha rivelato un accordo decrescente con l'intensità crescente degli eventi, indipendentemente dalla stagione. Come già confermato nei precedenti capitoli, lo studio di Rivoire sulla distribuzione delle precipitazioni nei giorni piovosi tra ERA-5 ed E-OBS sull'Europa rivela un solido accordo nelle regioni in cui la copertura delle stazioni E-OBS è densa, e va calando nelle regioni dalla distribuzione spaziale delle stazioni più bassa come il sud dell'Europa.

6. Conclusioni

In conclusione, i risultati di questa analisi hanno rivelato la scarsa accuratezza del dataset E-OBS nelle **precipitazioni**, in particolare nei singoli valori giornalieri; infatti, l'errore assoluto sui valori giornalieri ha lo stesso valore in modulo delle precipitazioni stesse, ciò comporta che i dati E-OBS non siano affidabili a prevedere la precipitazione e il loro uso nella modellazione idrologica deve essere messo in discussione in base alla disponibilità di pluviometri con cui è stato interpolato, con una quantità in Piemonte e Valle d'Aosta non sufficiente ad avere risultati significativi.

L'errore nella precipitazione ha valori di MAE diviso la media sempre intorno a 1, il doppio rispetto ad un'altra validazione simile [32] fatta su una regione alpina di dati di precipitazione E-OBS. Il motivo di questa inattendibilità può essere ricondotto al basso numero di stazioni di misurazione delle precipitazioni utilizzato da E-OBS per l'interpolazione del dataset in questa regione. Questa bassa accuratezza è accentuata d'estate, mostrando come E-OBS non riesca a catturare il fenomeno delle precipitazioni convettive. E-OBS inoltre, non riesce a cogliere il fenomeno delle precipitazioni orografiche, fenomeno che ha una dipendenza complessa dalle altitudini, questo può essere particolarmente significativo nelle regioni montuose o in quelle caratterizzate da forti variazioni di altitudine, come la regione alpina analizzata in questa tesi.

Per le temperature invece, i risultati sono stati più soddisfacenti, infatti è stato possibile effettuare una standardizzazione delle altitudini che ha migliorato la prestazione del dataset. C'è da notare che nonostante il fattore per cui diminuisce la temperatura all'aumentare dell'altitudine è riconosciuto in letteratura come $0.0065^{\circ}\text{C}/\text{m}$, usando valori intorno a $0.0055^{\circ}\text{C}/\text{m}$ nella standardizzazione si ottengono valore di MAE più bassi in tutti e 4 i dataset E-OBS utilizzati. Tra le risoluzioni utilizzate ha performato meglio il dataset E-OBS 0.25 per tutte le variabili climatiche analizzate, e anche per la maggior parte degli indici ETCCDI.

In generale, l'osservazione di un impatto positivo sull'accuratezza del dataset dopo la standardizzazione delle altitudini suggerisce che tale procedura rappresenta un passo importante per migliorare la coerenza e l'affidabilità delle stime climatiche fornite dal dataset E-OBS. Questo risultato sottolinea l'importanza di considerare attentamente le variabili geografiche e topografiche nei processi di analisi e confronto dei dati climatici provenienti da diverse fonti.

Le temperature minime risultano essere stimate con maggiore accuratezza da parte del dataset E-OBS rispetto alle massime, oltre ad avere una riduzione della differenza tra le medie pre e post standardizzazione, mentre per le massime questa differenza aumenta dopo la standardizzazione.

Appendice 1: Altri grafici ottenuti

Durante questa analisi sono stati prodotti diversi grafici riguardanti la validazione del dataset E-OBS, in questa sezione sono riportati tutti i grafici sulle 5 coordinate spaziali analizzate nel dettaglio per precipitazione e temperatura, oltre che a molte mappe che rappresentano la distribuzione spaziale delle variabili climatiche analizzate.

Temperatura minima E-OBS 0.1

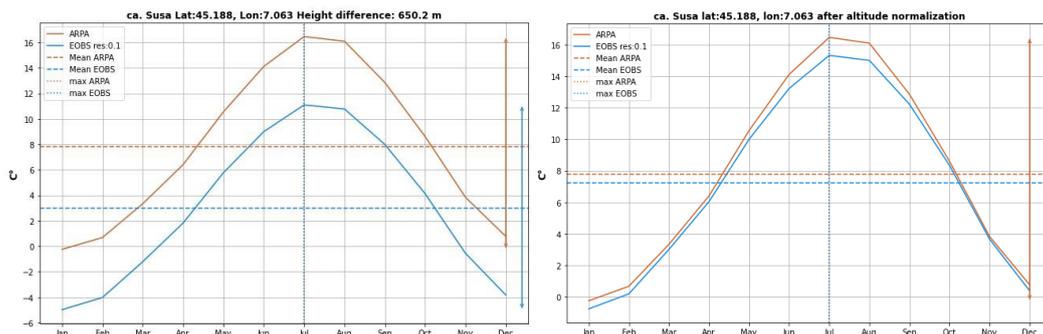


Figura 75: medie mensili in una singola cella, a sinistra prima della standardizzazione delle altezze, con una differenza di altezza di 650 m (altitudine E-OBS – altitudine ARPA), a destra dopo la standardizzazione. Nei grafici sono presenti anche le ampiezze a sinistra, e con le linee tratteggiate presenti in legenda sono rappresentate anche la media del dataset e il mese dove avviene il massimo.

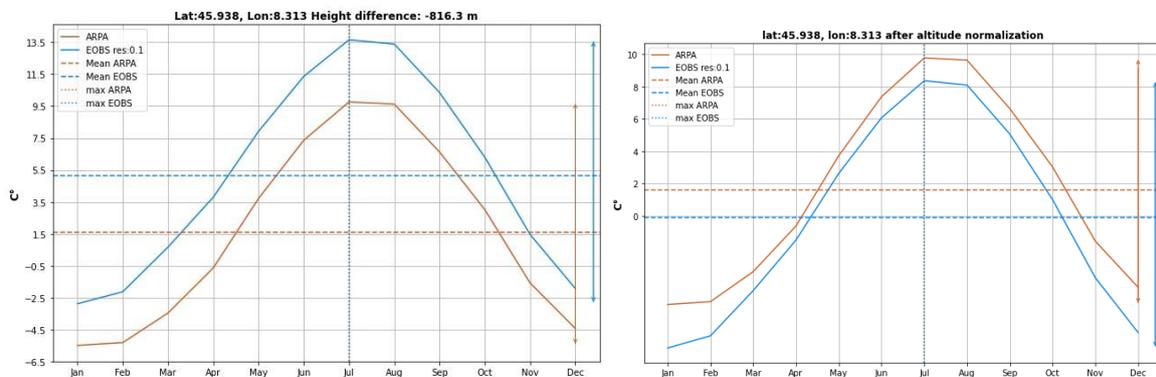


Figura 76: medie mensili in una singola cella, a sinistra prima della standardizzazione delle altezze, con una differenza di altezza di 650 m (altitudine E-OBS – altitudine ARPA), a destra dopo la standardizzazione. Nei grafici sono presenti anche le ampiezze a sinistra, e con le linee tratteggiate presenti in legenda sono rappresentate anche la media del dataset e il mese dove avviene il massimo.

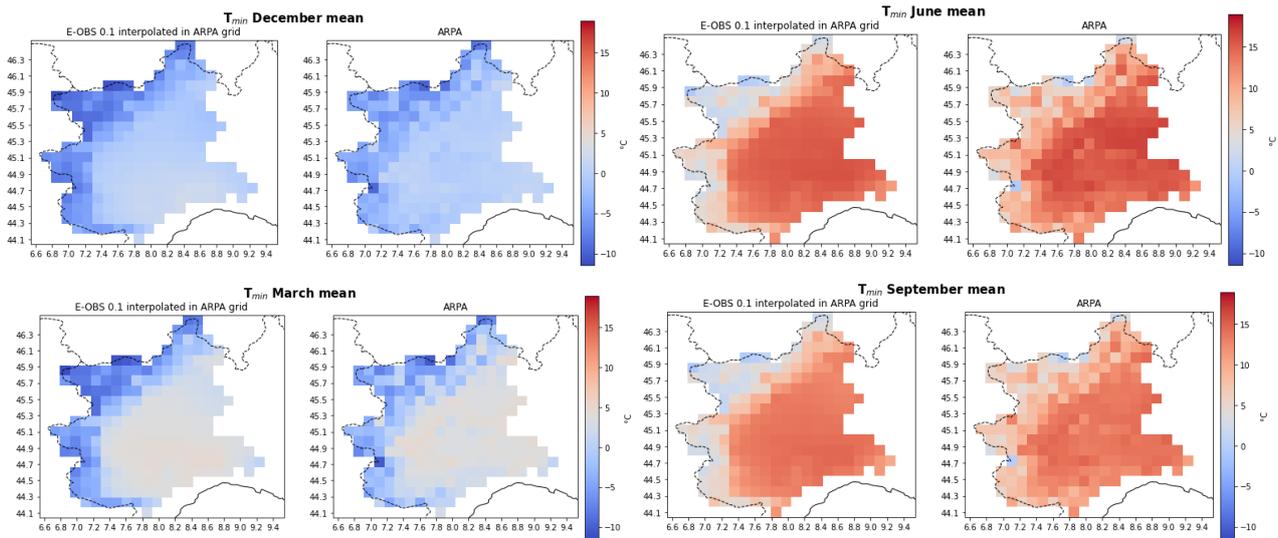


Figura 77: sono rappresentate in una mappa le medie di temperatura minima di 4 mesi per E-OBS 0.1 pre-standardizzazione delle altitudini e temperature minime ARPA

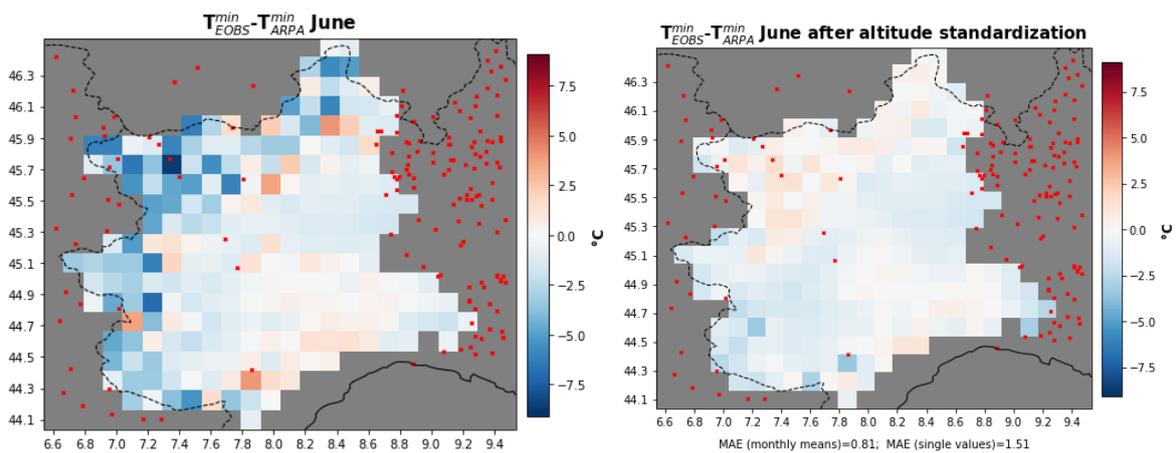


Figura 78: a sinistra la mappa della differenza tra la media mensile di giugno di temperature massime di E-OBS 0.1 e temperature minime ARPA, a destra la stessa differenza usando E-OBS 0.1 standardizzato, in basso a destra sono riportati i valori del MAE sulle medie mensili e del MAE su ogni valore giornaliero. I punti rossi rappresentano le stazioni utilizzate per calcolare il dataset E-OBS

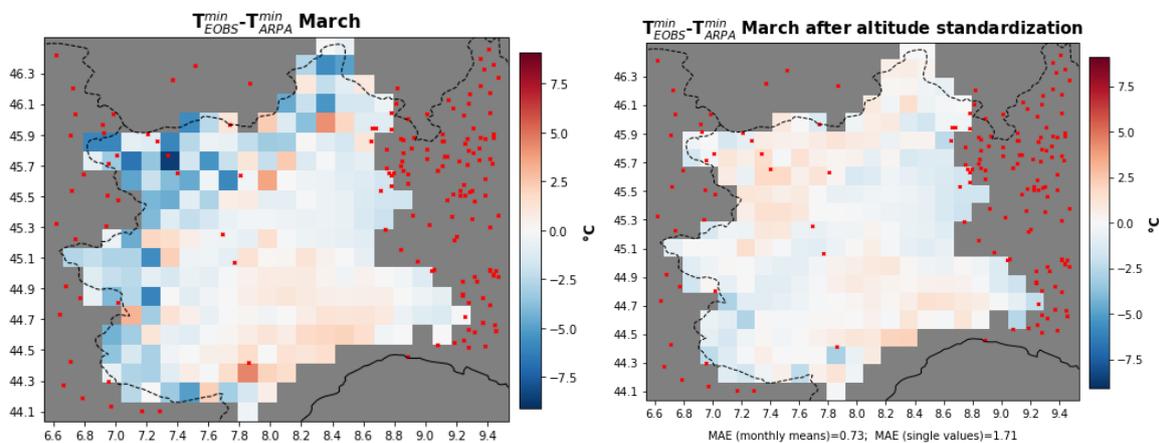


Figura 79: a sinistra la mappa della differenza tra la media mensile di marzo di temperature massime di E-OBS 0.1 e temperature minime ARPA, a destra la stessa differenza usando E-OBS 0.1 standardizzato, in basso a destra sono riportati i valori del MAE sulle medie mensili e del MAE su ogni valore giornaliero. I punti rossi rappresentano le stazioni utilizzate per calcolare il dataset E-OBS

Temperatura minima E-OBS 0.25

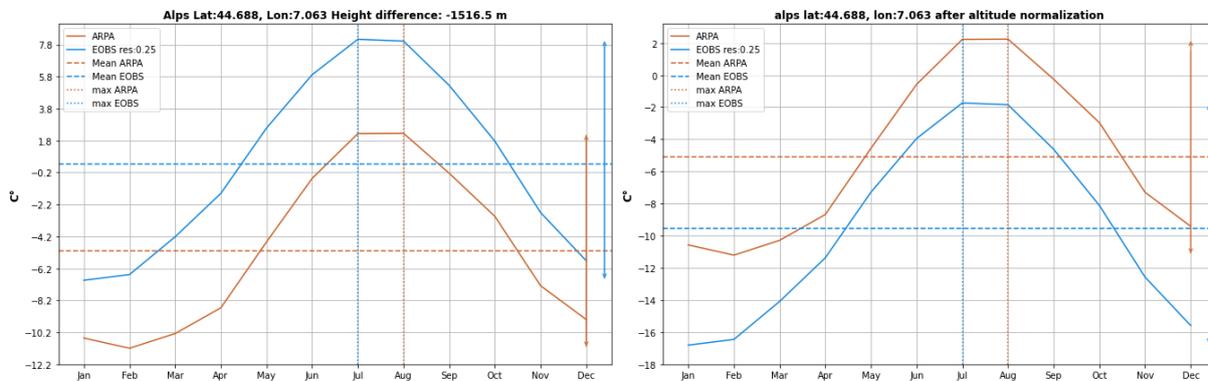


Figura 80: medie mensili in una singola cella, a sinistra prima della standardizzazione delle altezze, con una differenza di altezza di -1517 m (altitudine E-OBS – altitudine ARPA), a destra dopo la standardizzazione. Nei grafici sono presenti anche le ampiezze a sinistra, e con le linee tratteggiate presenti in legenda sono rappresentate anche la media del dataset e il mese dove avviene il massimo.

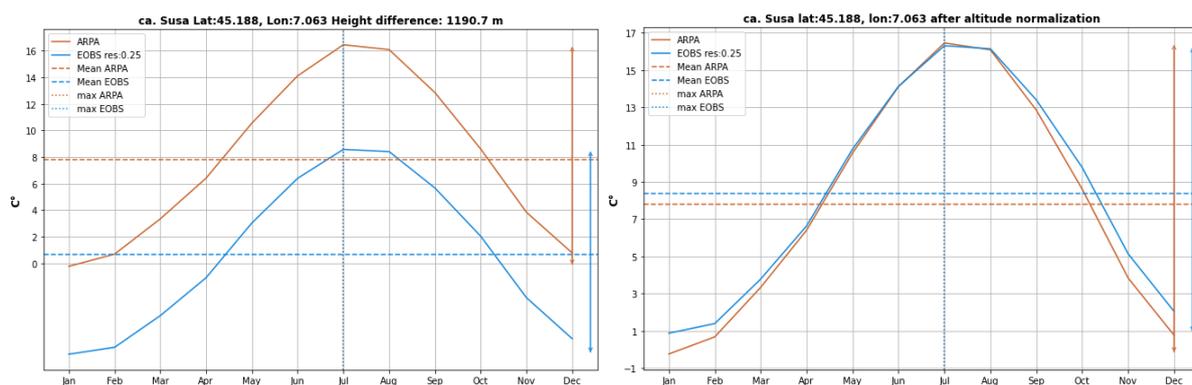


Figura 81: medie mensili in una singola cella, a sinistra prima della standardizzazione delle altezze, con una differenza di altezza di 1191 m (altitudine E-OBS – altitudine ARPA), a destra dopo la standardizzazione. Nei grafici sono presenti anche le ampiezze a sinistra, e con le linee tratteggiate presenti in legenda sono rappresentate anche la media del dataset e il mese dove avviene il massimo.

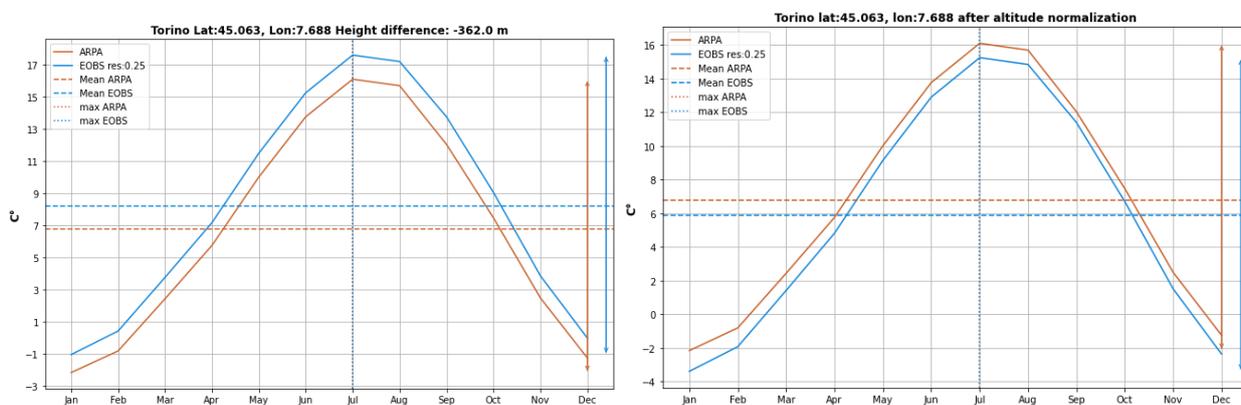


Figura 82: medie mensili in una singola cella, a sinistra prima della standardizzazione delle altezze, con una differenza di altezza di 650 m (altitudine E-OBS – altitudine ARPA), a destra dopo la standardizzazione. Nei grafici sono presenti anche le ampiezze a sinistra, e con le linee tratteggiate presenti in legenda sono rappresentate anche la media del dataset e il mese dove avviene il massimo.

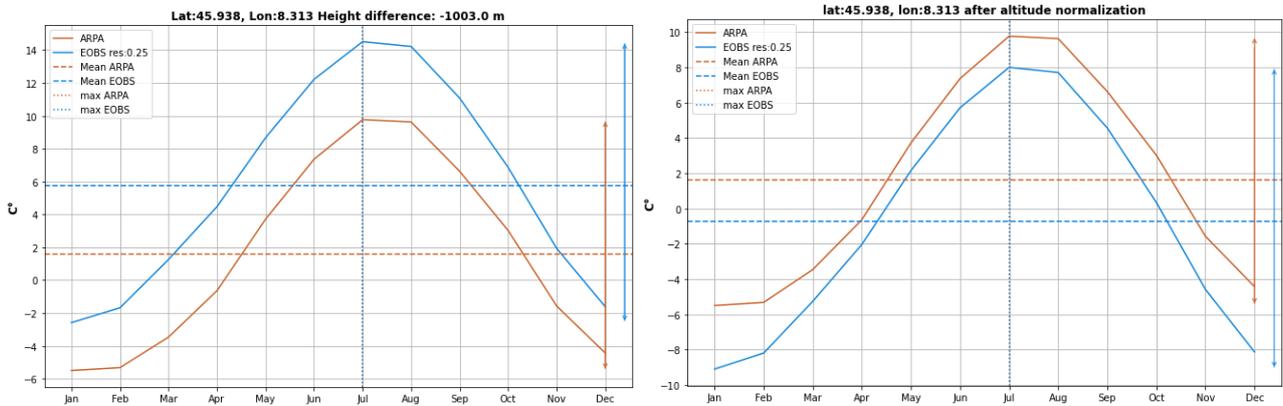


Figura 83: medie mensili in una singola cella, a sinistra prima della standardizzazione delle altezze, con una differenza di altezza di -1003 m (altitudine E-OBS – altitudine ARPA), a destra dopo la standardizzazione. Nei grafici sono presenti anche le ampiezze a sinistra, e con le linee tratteggiate presenti in legenda sono rappresentate anche la media del dataset e il mese dove avviene il massimo.

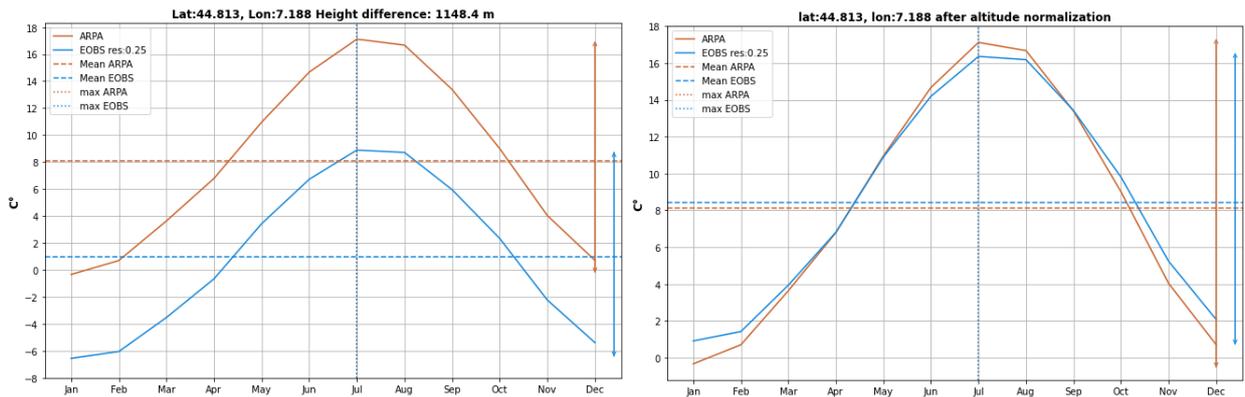


Figura 84: medie mensili in una singola cella, a sinistra prima della standardizzazione delle altezze, con una differenza di altezza di 1148 m (altitudine E-OBS – altitudine ARPA), a destra dopo la standardizzazione. Nei grafici sono presenti anche le ampiezze a sinistra, e con le linee tratteggiate presenti in legenda sono rappresentate anche la media del dataset e il mese dove avviene il massimo.

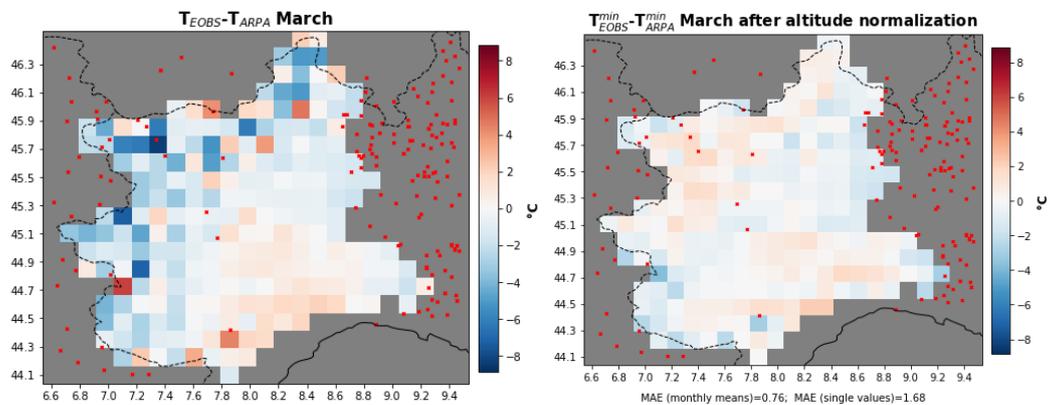


Figura 85: a sinistra la mappa della differenza tra la media mensile di marzo di temperature minime di E-OBS 0.25 e temperature minime ARPA, a destra la stessa differenza usando E-OBS 0.25 standardizzato, in basso a destra sono riportati i valori del MAE sulle medie mensili e del MAE su ogni valore giornaliero. I punti rossi rappresentano le stazioni utilizzate per calcolare il dataset E-OBS

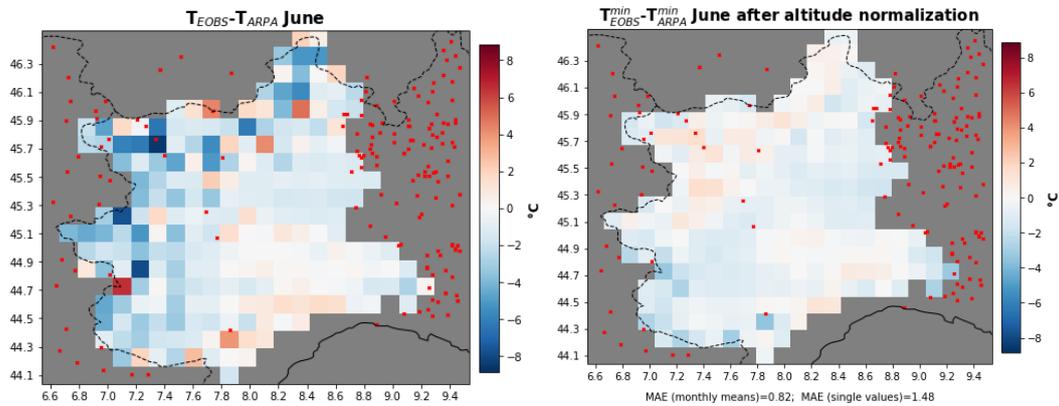


Figura 86: a sinistra la mappa della differenza tra la media mensile di giugno di temperature minime di E-OBS 0.25 e temperature minime ARPA, a destra la stessa differenza usando E-OBS 0.25 standardizzato, in basso a destra sono riportati i valori del MAE sulle medie mensili e del MAE su ogni valore giornaliero. I punti rossi rappresentano le stazioni utilizzate per calcolare il dataset E-OBS

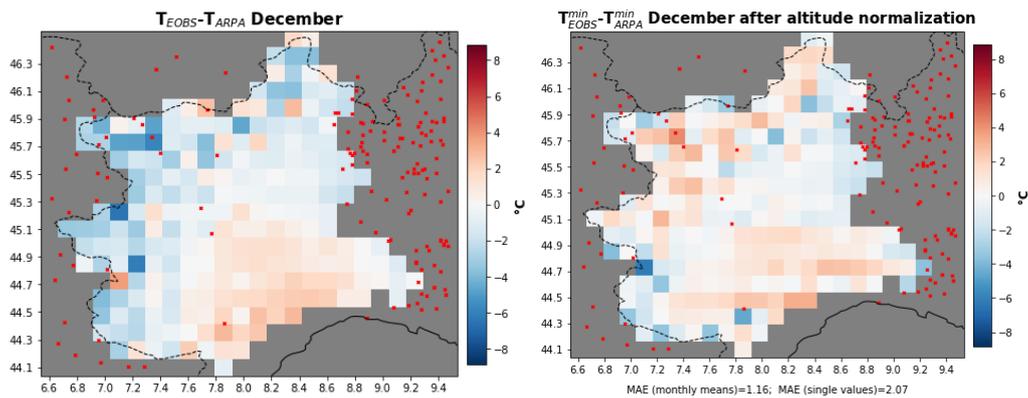


Figura 87: a sinistra la mappa della differenza tra la media mensile di dicembre di temperature minime di E-OBS 0.25 e temperature minime ARPA, a destra la stessa differenza usando E-OBS 0.25 standardizzato. I punti rossi rappresentano le stazioni utilizzate per calcolare il dataset E-OBS

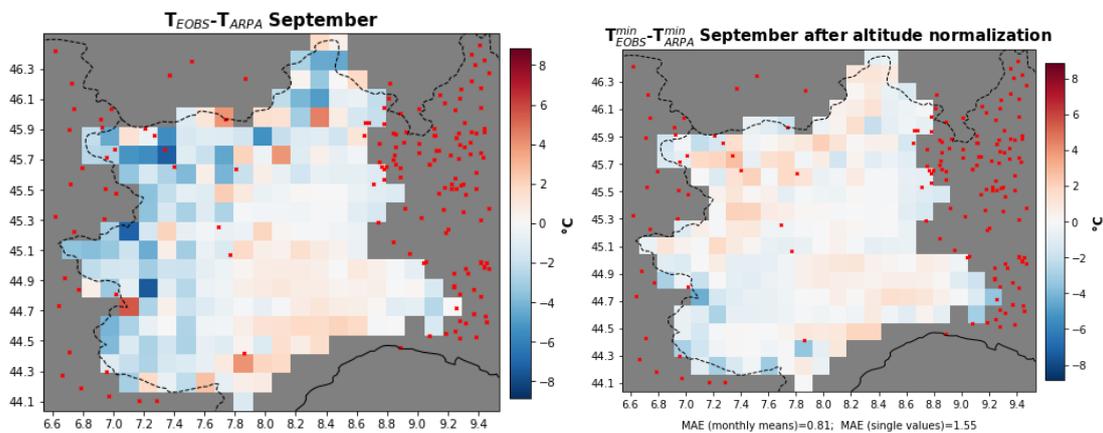


Figura 88: a sinistra la mappa della differenza tra la media mensile di settembre di temperature minime di E-OBS 0.25 e temperature minime ARPA, a destra la stessa differenza usando E-OBS 0.25 standardizzato. I punti rossi rappresentano le stazioni utilizzate per calcolare il dataset E-OBS

Temperatura massima E-OBS 0.1

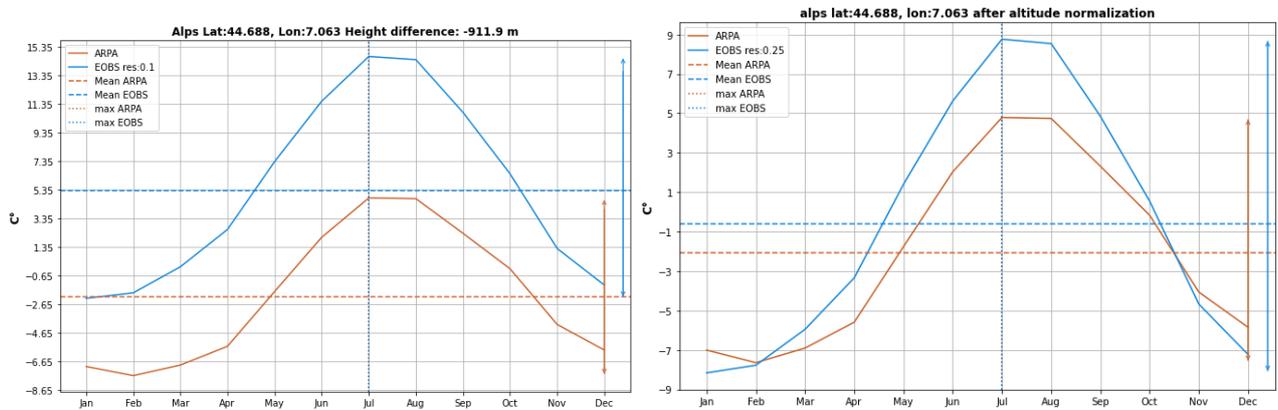


Figura 89: medie mensili in una singola cella, a sinistra prima della standardizzazione delle altezze, con una differenza di altezza di -912 m (altitudine E-OBS – altitudine ARPA), a destra dopo la standardizzazione. Nei grafici sono presenti anche le ampiezze a sinistra, e con le linee tratteggiate presenti in legenda sono rappresentate anche la media del dataset e il mese dove avviene il massimo.

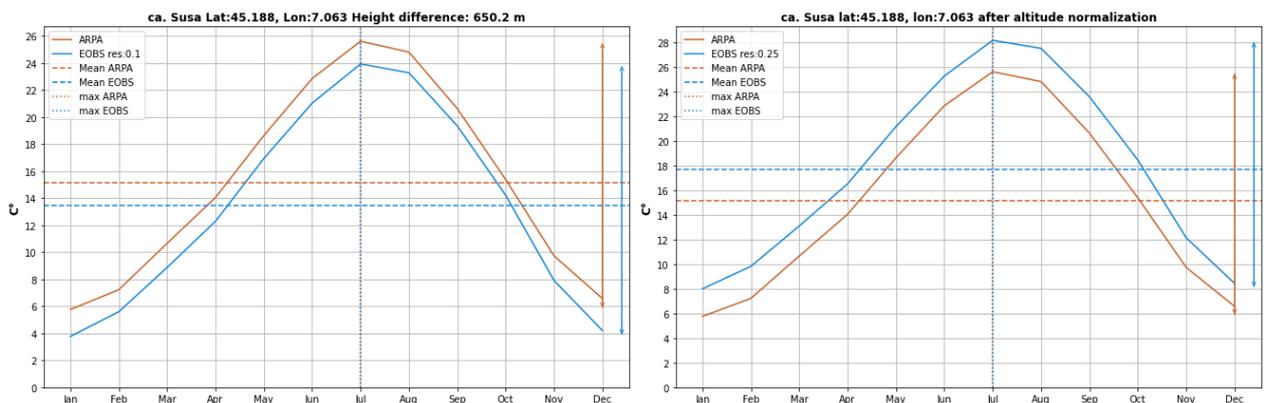


Figura 90: medie mensili in una singola cella, a sinistra prima della standardizzazione delle altezze, con una differenza di altezza di -650 m (altitudine E-OBS – altitudine ARPA), a destra dopo la standardizzazione. Nei grafici sono presenti anche le ampiezze a sinistra, e con le linee tratteggiate presenti in legenda sono rappresentate anche la media del dataset e il mese dove avviene il massimo.

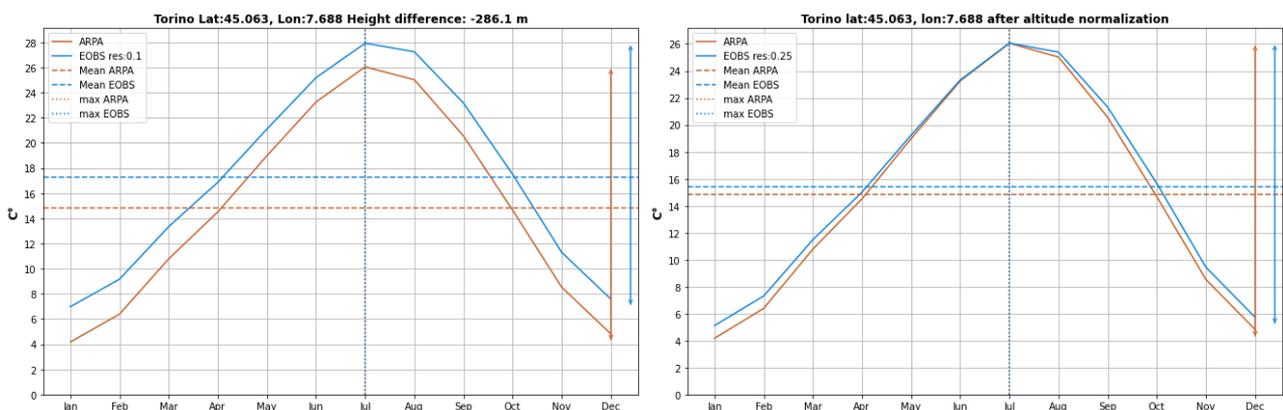


Figura 91: medie mensili in una singola cella, a sinistra prima della standardizzazione delle altezze, con una differenza di altezza di -286 m (altitudine E-OBS – altitudine ARPA), a destra dopo la standardizzazione. Nei grafici sono presenti anche le ampiezze a sinistra, e con le linee tratteggiate presenti in legenda sono rappresentate anche la media del dataset e il mese dove avviene il massimo.

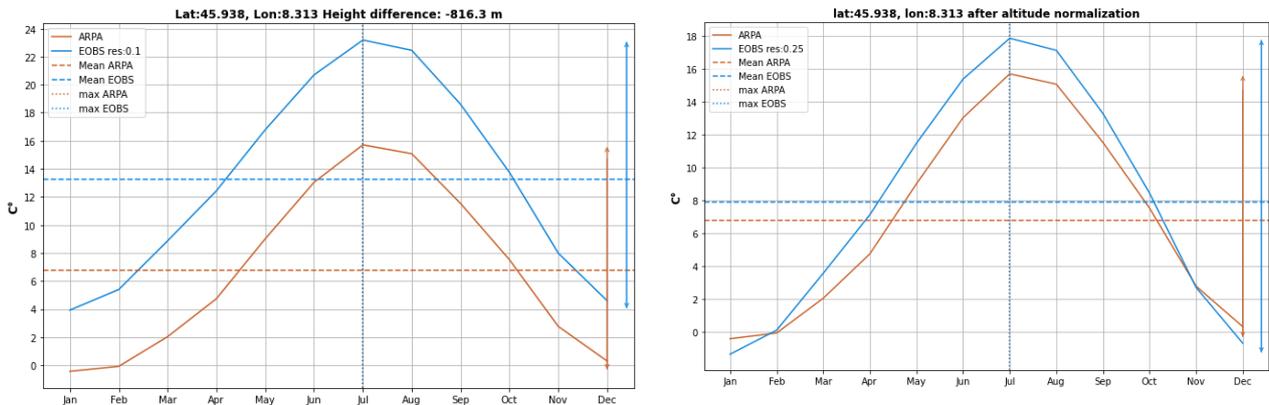


Figura 92: medie mensili in una singola cella, a sinistra prima della standardizzazione delle altezze, con una differenza di altezza di -816 m (altitudine E-OBS – altitudine ARPA), a destra dopo la standardizzazione. Nei grafici sono presenti anche le ampiezze a sinistra, e con le linee tratteggiate presenti in legenda sono rappresentate anche la media del dataset e il mese dove avviene il massimo.

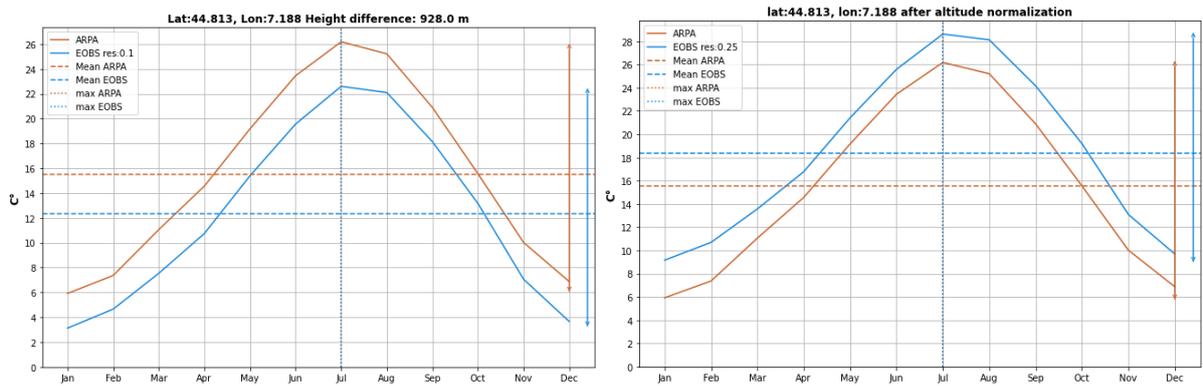


Figura 93: medie mensili in una singola cella, a sinistra prima della standardizzazione delle altezze, con una differenza di altezza di 928 m (altitudine E-OBS – altitudine ARPA), a destra dopo la standardizzazione. Nei grafici sono presenti anche le ampiezze a sinistra, e con le linee tratteggiate presenti in legenda sono rappresentate anche la media del dataset e il mese dove avviene il massimo.

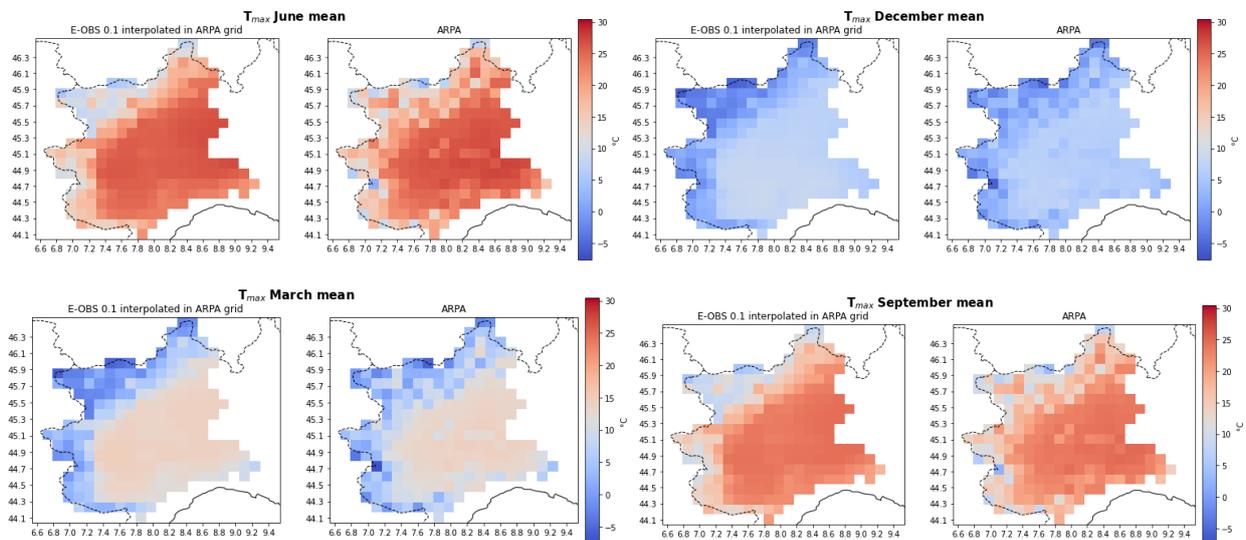


Figura 94: sono rappresentate in una mappa le medie di temperatura massima di 4 mesi per E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini e temperature massima ARPA

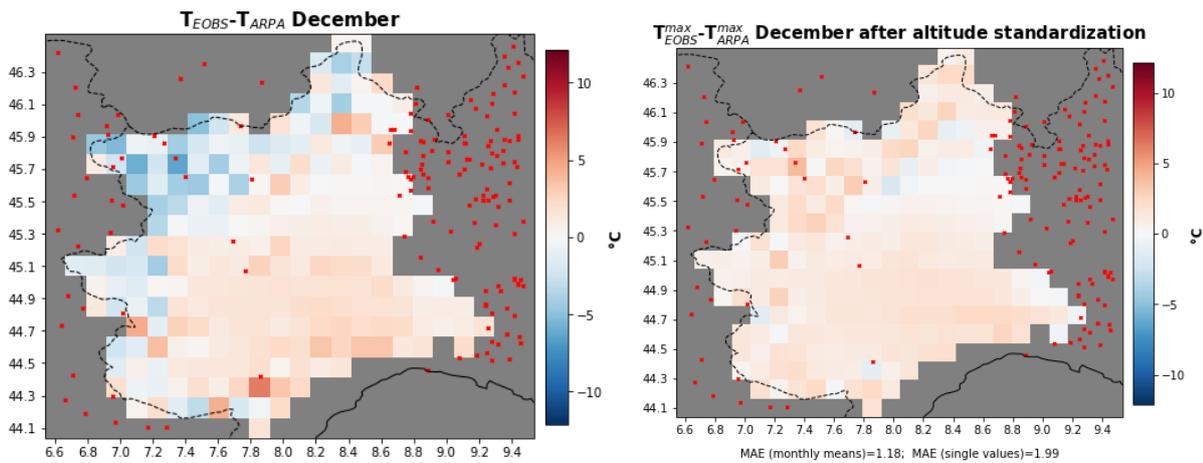


Figura 95: a sinistra la mappa della differenza tra la media mensile di dicembre di temperature massime di E-OBS 0.1 e temperature minime ARPA, a destra la stessa differenza usando E-OBS 0.1 standardizzato. I punti rossi rappresentano le stazioni utilizzate per calcolare il dataset E-OBS

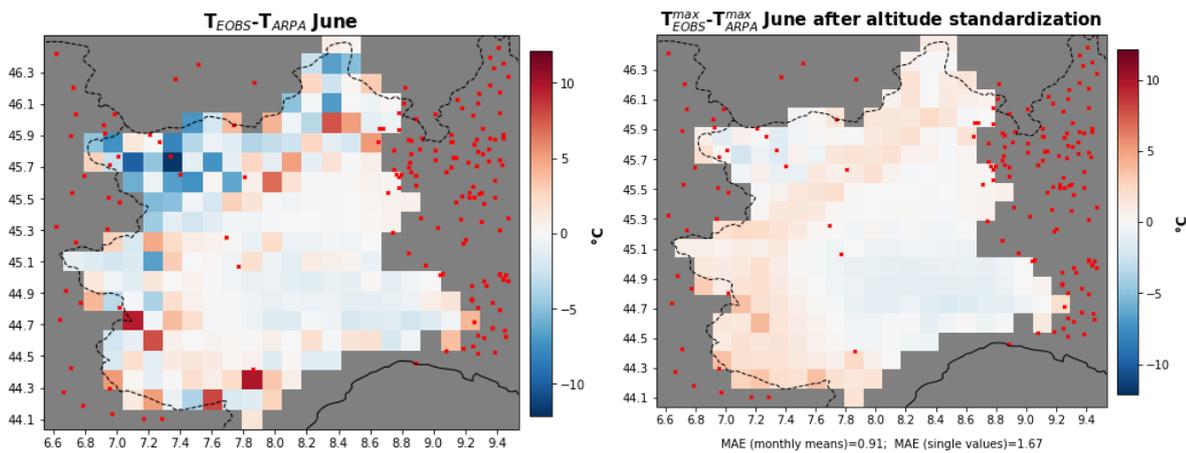


Figura 96: a sinistra la mappa della differenza tra la media mensile di giugno di temperature massime di E-OBS 0.1 e temperature minime ARPA, a destra la stessa differenza usando E-OBS 0.1 standardizzato. I punti rossi rappresentano le stazioni utilizzate per calcolare il dataset E-OBS

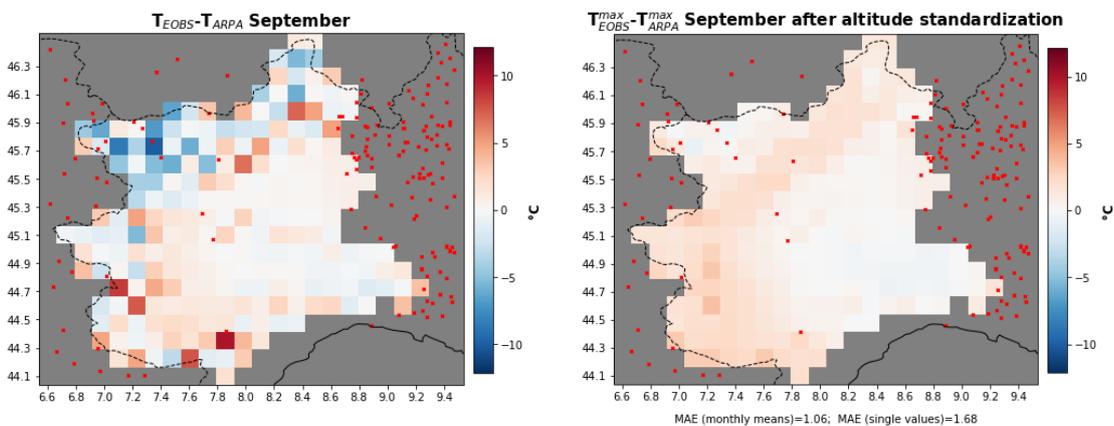


Figura 97: a sinistra la mappa della differenza tra la media mensile di settembre di temperature massime di E-OBS 0.1 e temperature minime ARPA, a destra la stessa differenza usando E-OBS 0.1 standardizzato. I punti rossi rappresentano le stazioni utilizzate per calcolare il dataset E-OBS

Temperatura massima E-OBS 0.25

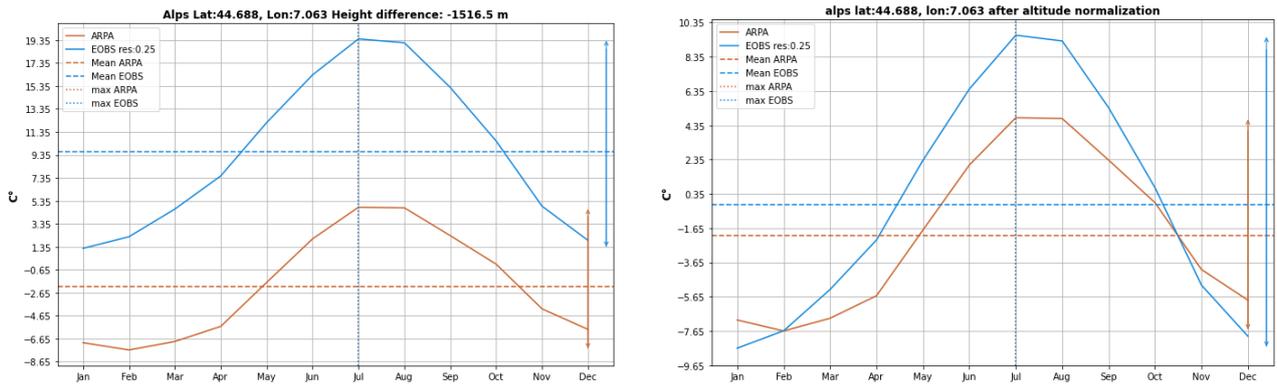


Figura 98: medie mensili in una singola cella, a sinistra prima della standardizzazione delle altezze, con una differenza di altezza di -1517 m (altitudine E-OBS – altitudine ARPA), a destra dopo la standardizzazione. Nei grafici sono presenti anche le ampiezze a sinistra, e con le linee tratteggiate presenti in legenda sono rappresentate anche la media del dataset e il mese dove avviene il massimo.

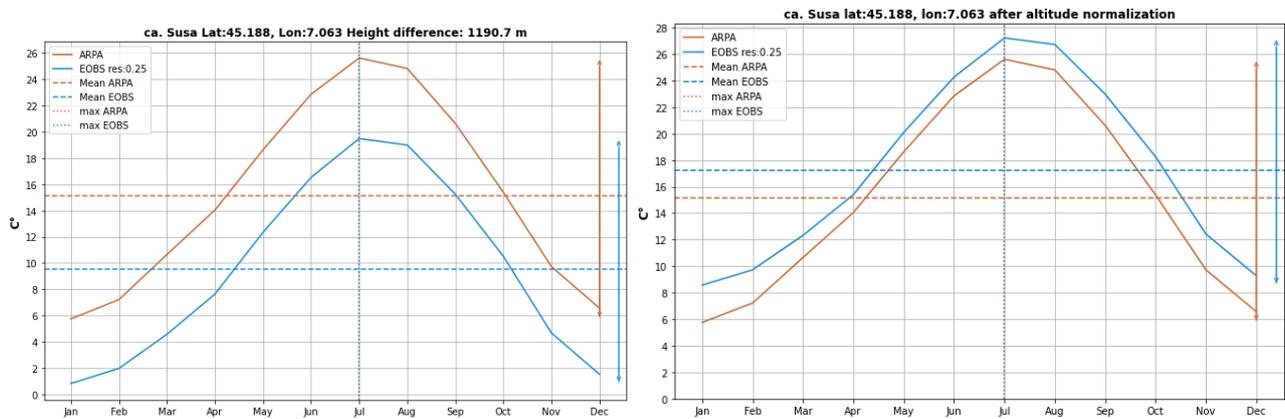


Figura 99: medie mensili in una singola cella, a sinistra prima della standardizzazione delle altezze, con una differenza di altezza di 1191 m (altitudine E-OBS – altitudine ARPA), a destra dopo la standardizzazione. Nei grafici sono presenti anche le ampiezze a sinistra, e con le linee tratteggiate presenti in legenda sono rappresentate anche la media del dataset e il mese dove avviene il massimo.

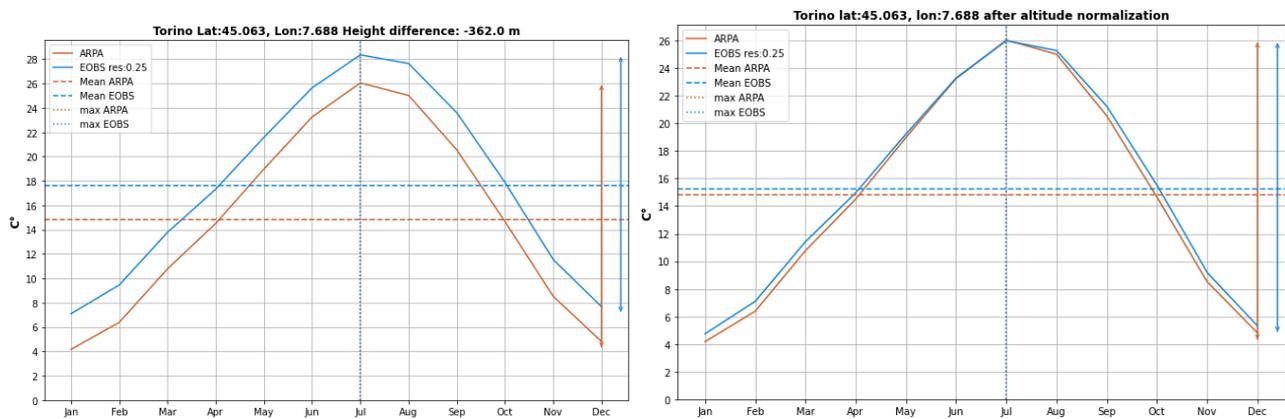


Figura 100: medie mensili in una singola cella, a sinistra prima della standardizzazione delle altezze, con una differenza di altezza di -362 m (altitudine E-OBS – altitudine ARPA), a destra dopo la standardizzazione. Nei grafici sono presenti anche le ampiezze a sinistra, e con le linee tratteggiate presenti in legenda sono rappresentate anche la media del dataset e il mese dove avviene il massimo.

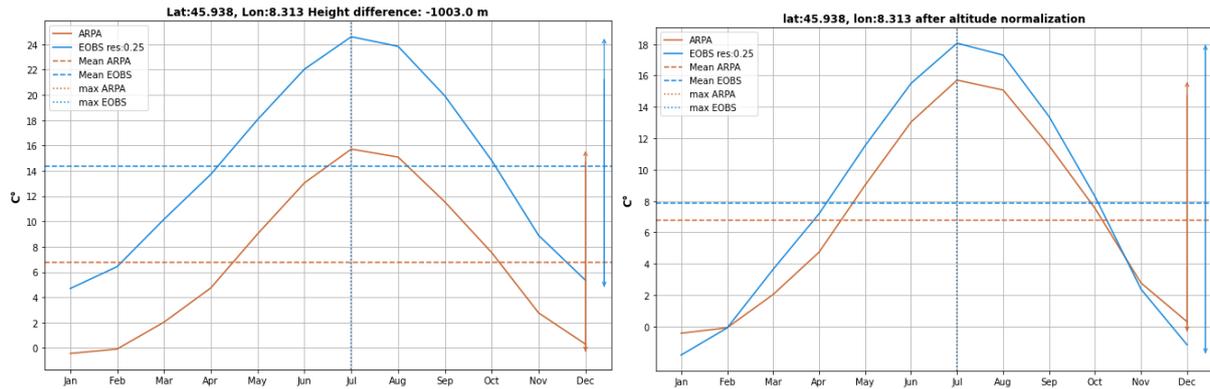


Figura 101: medie mensili in una singola cella, a sinistra prima della standardizzazione delle altezze, con una differenza di altezza di -1003 m (altitudine E-OBS – altitudine ARPA), a destra dopo la standardizzazione. Nei grafici sono presenti anche le ampiezze a sinistra, e con le linee tratteggiate presenti in legenda sono rappresentate anche la media del dataset e il mese dove avviene il massimo.

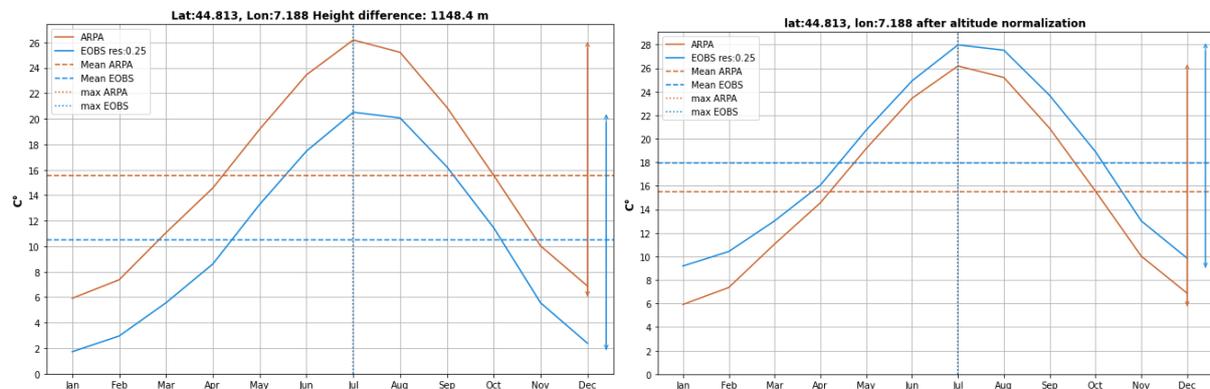


Figura 102: medie mensili in una singola cella, a sinistra prima della standardizzazione delle altezze, con una differenza di altezza di 1148 m (altitudine E-OBS – altitudine ARPA), a destra dopo la standardizzazione. Nei grafici sono presenti anche le ampiezze a sinistra, e con le linee tratteggiate presenti in legenda sono rappresentate anche la media del dataset e il mese dove avviene il massimo.

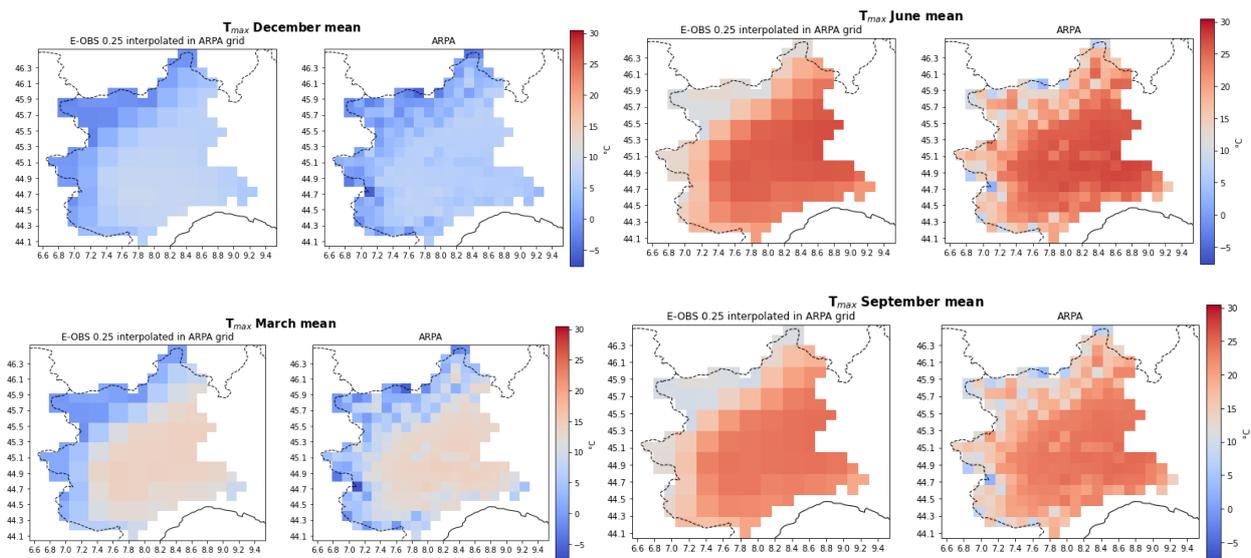


Figura 103: sono rappresentate in una mappa le medie di temperatura massima di 4 mesi per E-OBS 0.25 post-standardizzazione delle altitudini e temperature massima ARPA

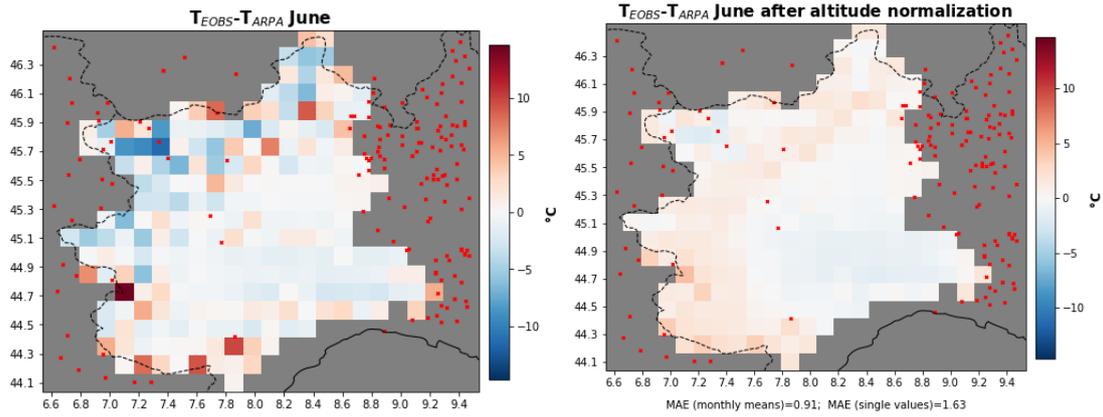


Figura 104: a sinistra la mappa della differenza tra la media mensile di dicembre di temperature massime di E-OBS 0.1 e temperature minime ARPA, a destra la stessa differenza usando E-OBS 0.1 standardizzato, in basso a destra sono riportati i valori del MAE sulle medie mensili e del MAE su ogni valore giornaliero. I punti rossi rappresentano le stazioni utilizzate per calcolare il dataset E-OBS

Precipitazioni E-OBS 0.25

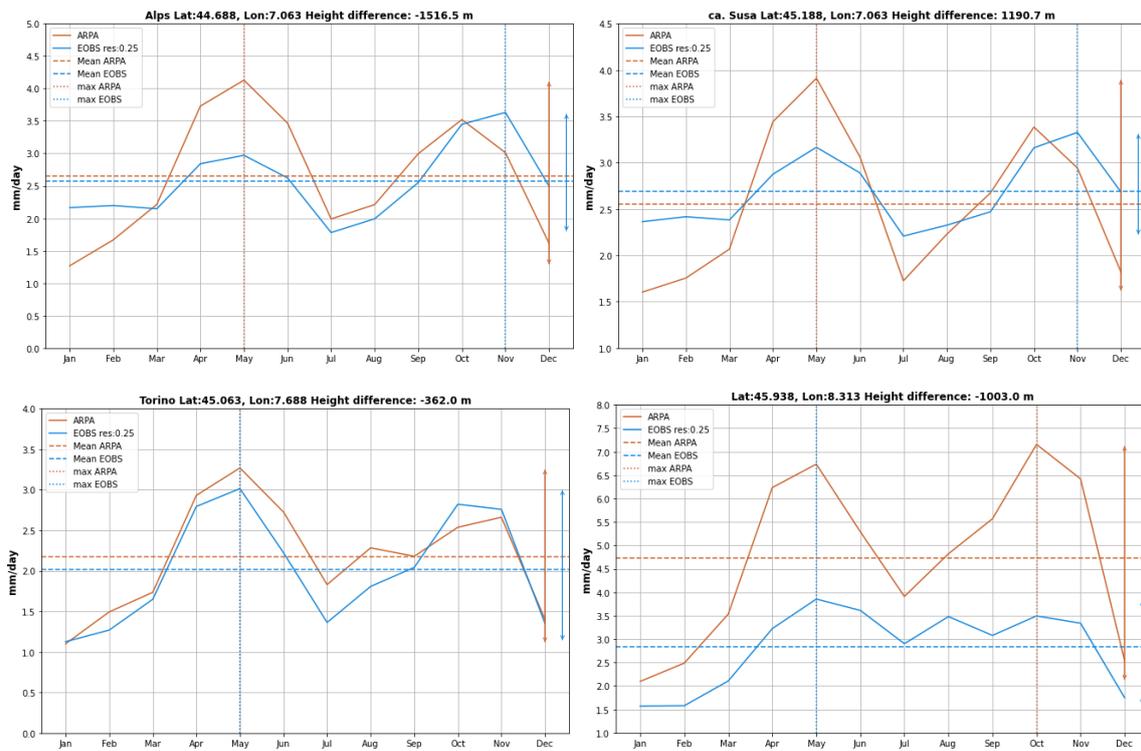


Figura 105: valori di precipitazione media mensile in 4 celle della dataset per ARPA (rosso) e E-OBS 0.25 (blu) interpolato in griglia ARPA. Nei grafici sono presenti anche le ampiezze a sinistra, e con le linee tratteggiate presenti in legenda sono rappresentate anche la media del dataset e il mese dove avviene il massimo.

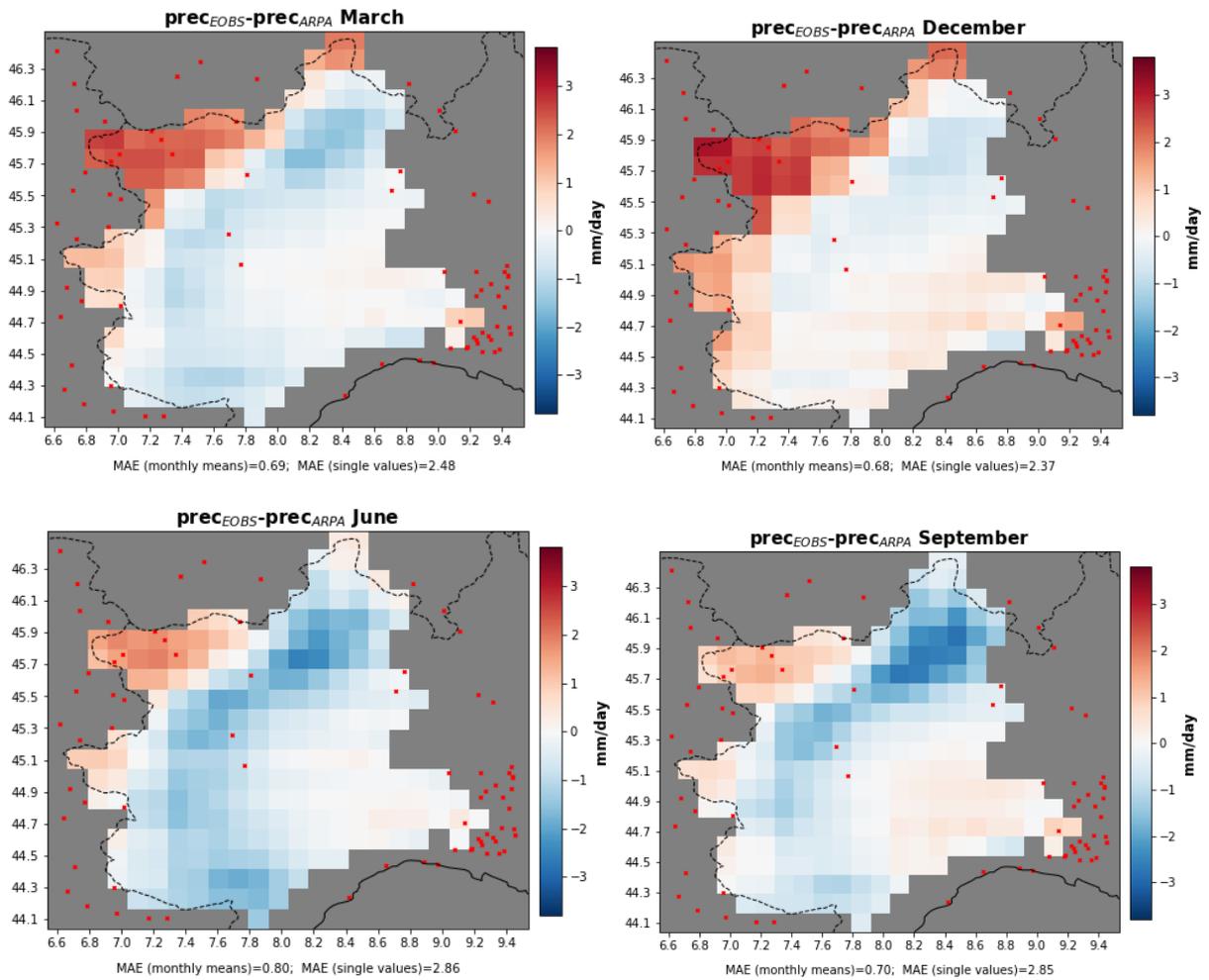


Figura 106: mappa delle differenze tra le medie mensili di E-OBS e ARPA in 4 mesi con relativi MAE calcolati su valori mensili e MAE calcolati per ogni singolo valore, i punti in rosso rappresentano le stazioni usate per produrre il dataset E-OBS

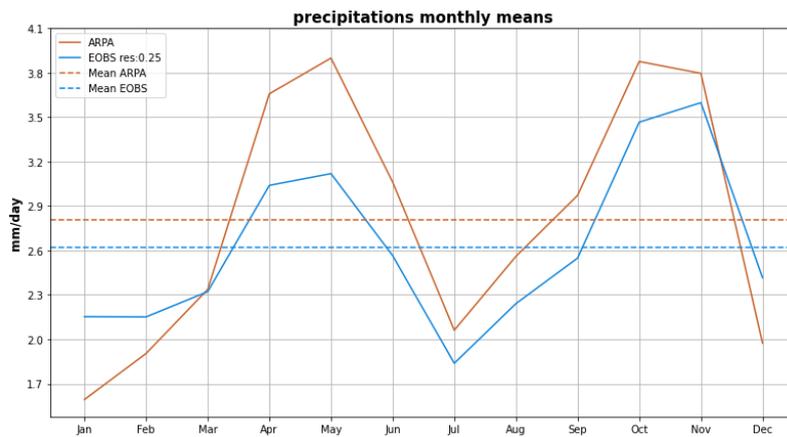


Figura 107: medie mensili di precipitazioni E-OBS 0.1 (blu) e ARPA (rosso) con le rispettive medie (linea tratteggiata) su tutte le celle e su tutti i 65 anni in analisi

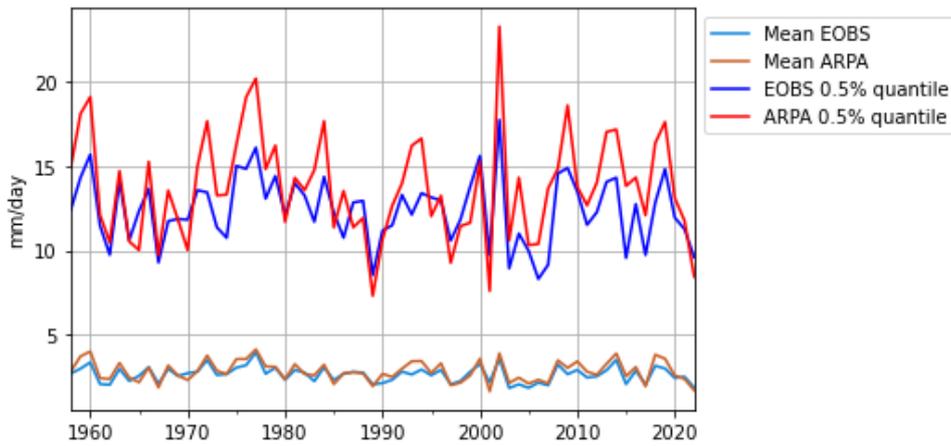


Figura 108: medie annuali e quantili di precipitazioni E-OBS 0.1 e ARPA nei 65 anni in analisi

Indici ETCCDI

FD

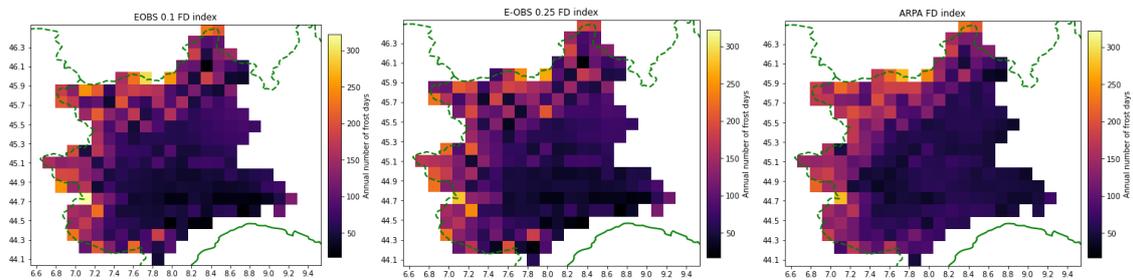


Figura 109: a sinistra la mappa della media su 65 anni dei frost days E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini, al centro lo stesso indice per E-OBS 0.25, a destra lo stesso indice calcolato sul dataset ARPA

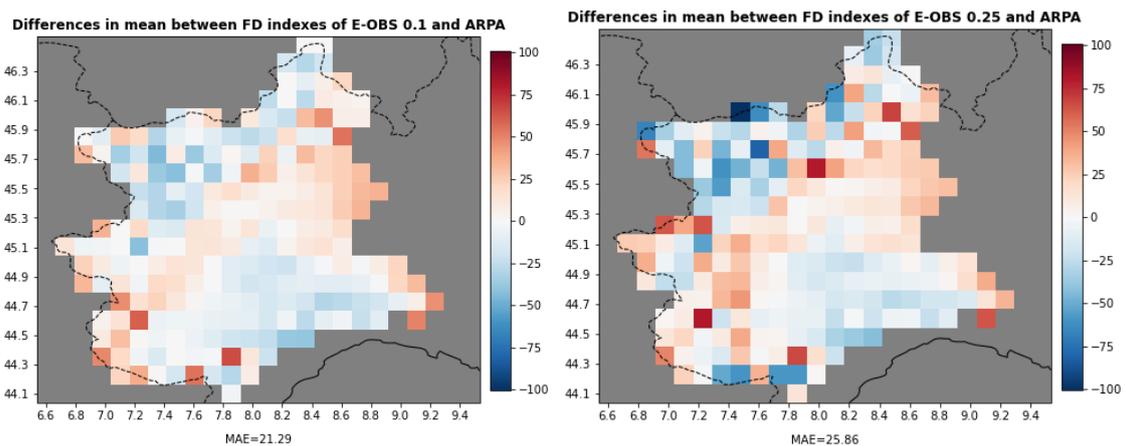


Figura 110: mappa della differenza della media su 65 anni dell'indice FD tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

ID

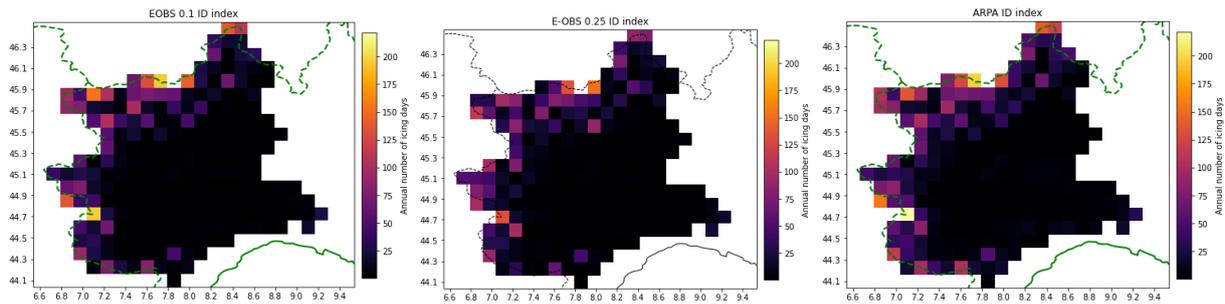


Figura 111: a sinistra la mappa della media su 65 anni dell'indice ID per E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini, al centro lo stesso indice per E-OBS 0.25, a destra lo stesso indice calcolato sul dataset ARPA

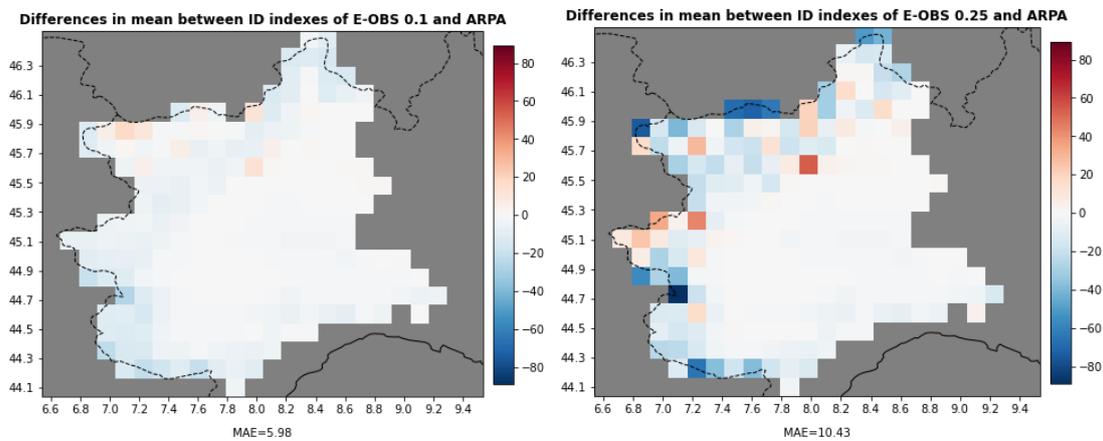


Figura 112: mappa della differenza della media su 65 anni dell'indice ID tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

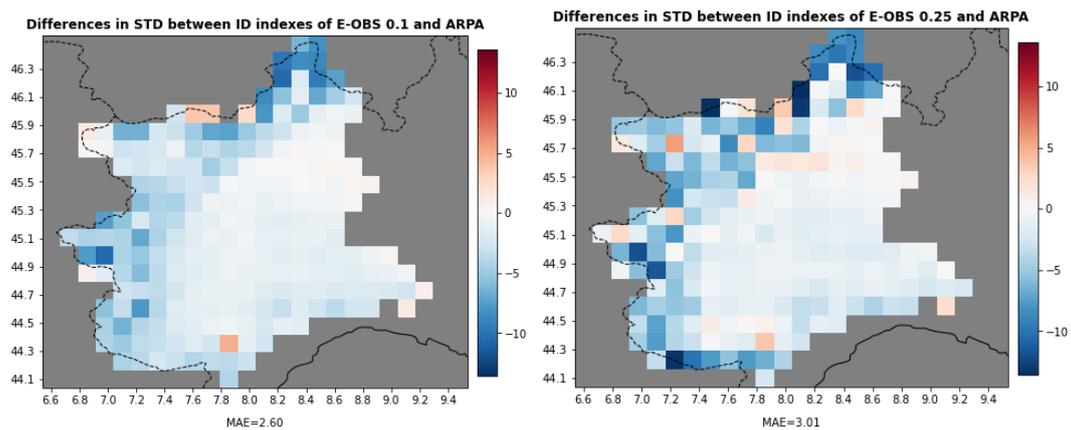


Figura 113: mappa della differenza della deviazione standard su 65 anni dell'indice ID tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

TR

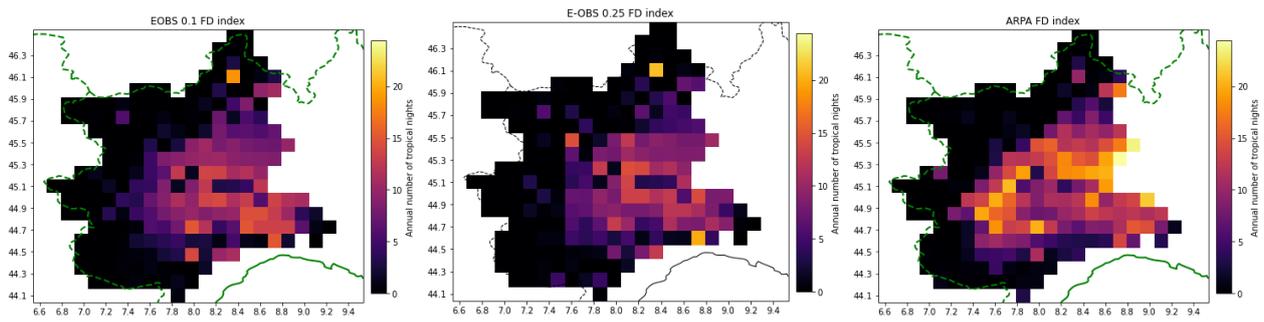


Figura 114: a sinistra la mappa della media su 65 anni dell'indice TR per E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini, al centro lo stesso indice per E-OBS 0.25, a destra lo stesso indice calcolato sul dataset ARPA

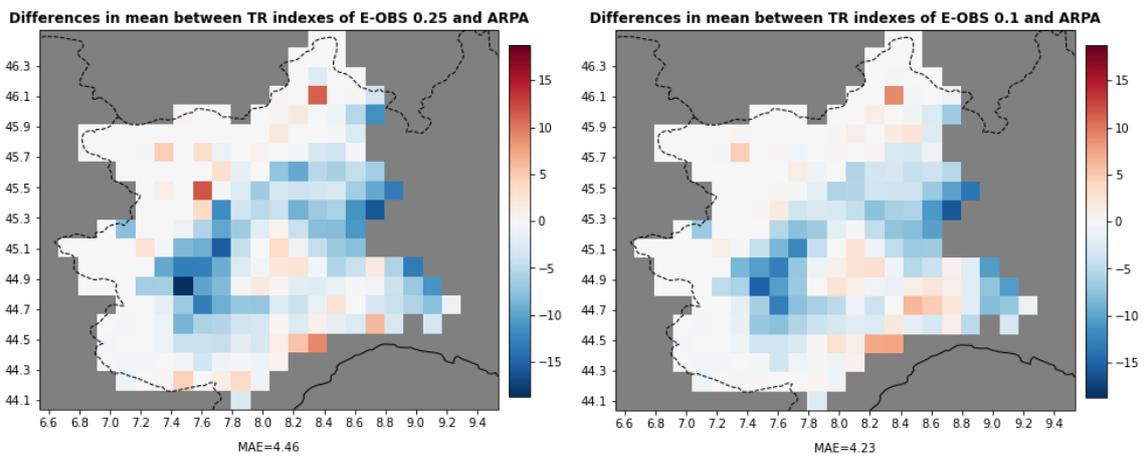


Figura 115: mappa della differenza della media su 65 anni dell'indice TR tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

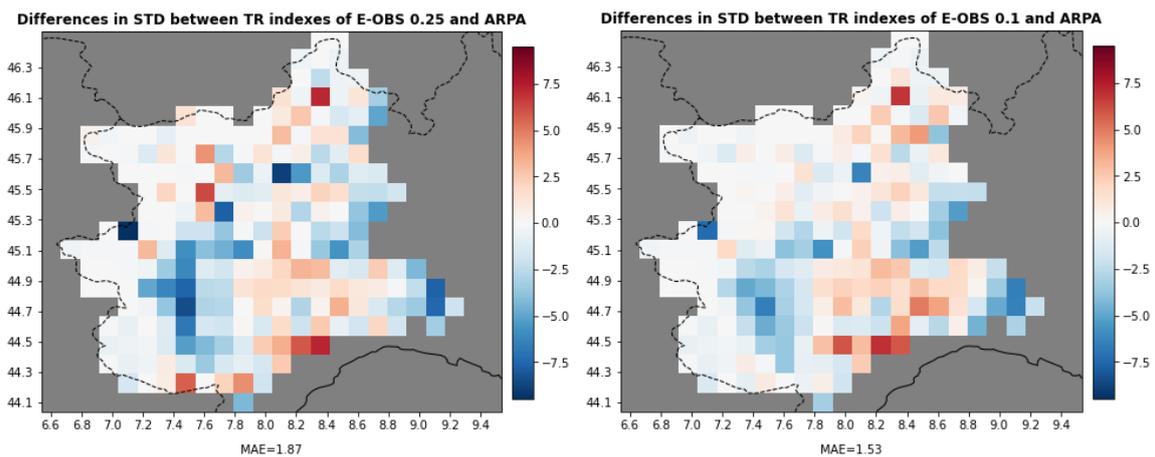


Figura 116 mappa della differenza della deviazione standard su 65 anni dell'indice TR tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

TX_x

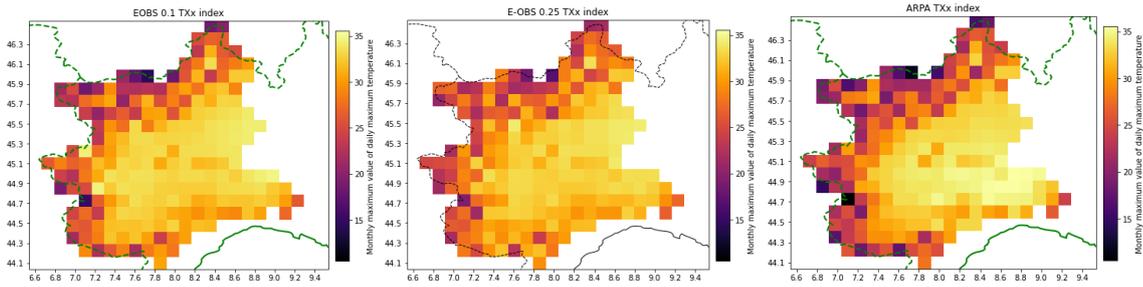


Figura 117: a sinistra la mappa della media su 65 anni dell'indice TX_x per E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini, al centro lo stesso indice per E-OBS 0.25, a destra lo stesso indice calcolato sul dataset ARPA

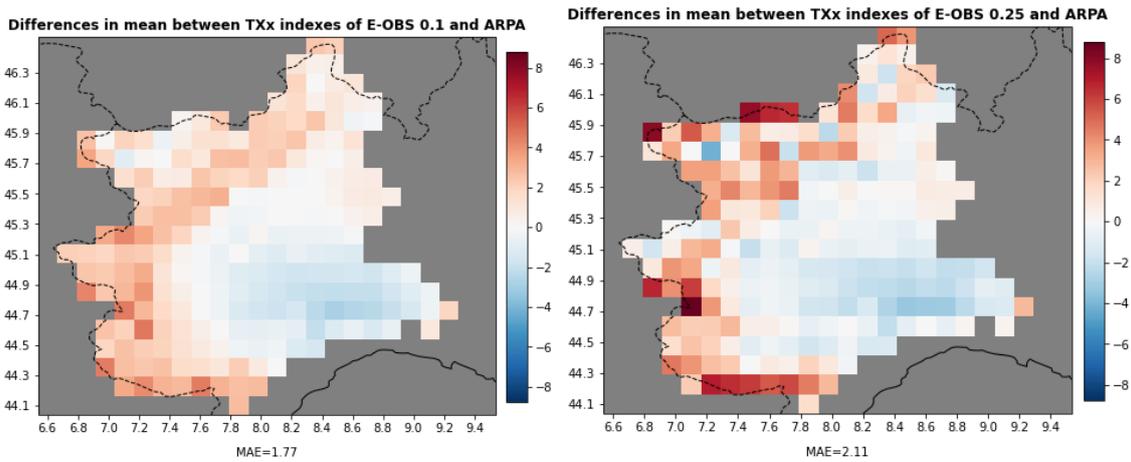


Figura 118: mappa della differenza della media su 65 anni dell'indice TX_x tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

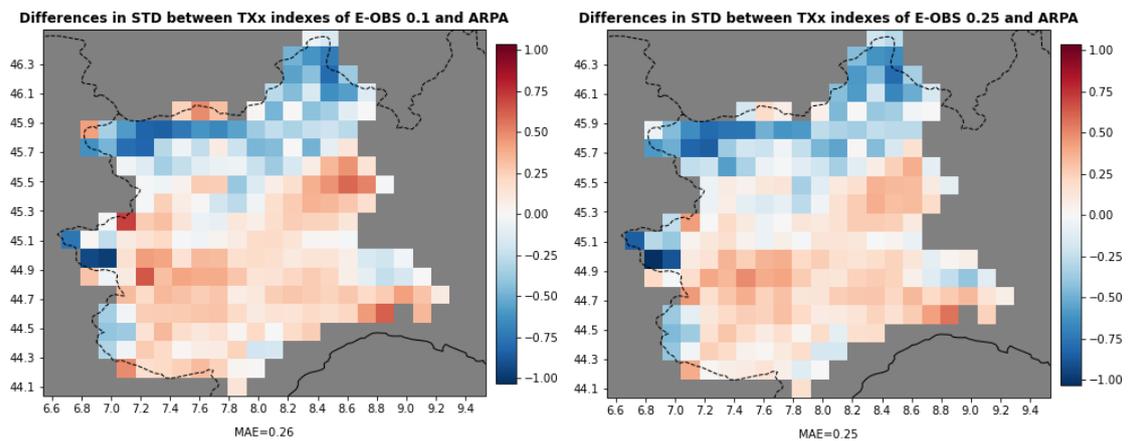


Figura 119: mappa della differenza della deviazione standard su 65 anni dell'indice TX_x tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

TN_x

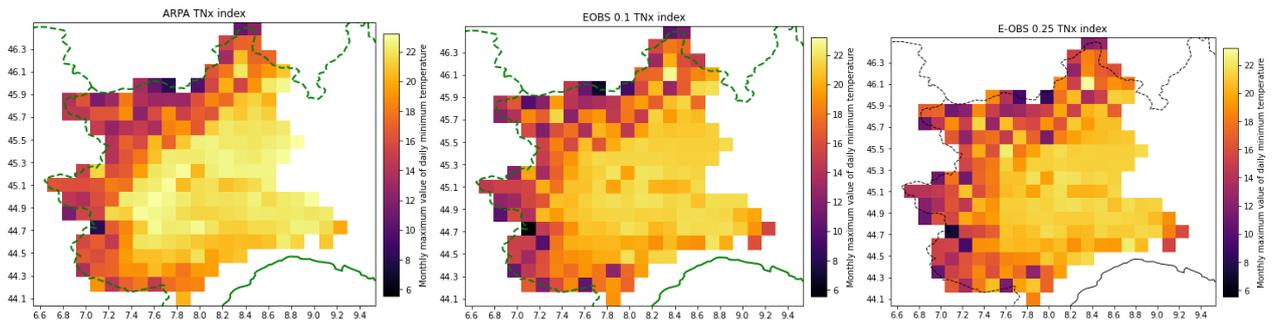


Figura 120: a sinistra la mappa della media su 65 anni dell'indice TN_x per E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini, al centro lo stesso indice per E-OBS 0.25, a destra lo stesso indice calcolato sul dataset ARPA

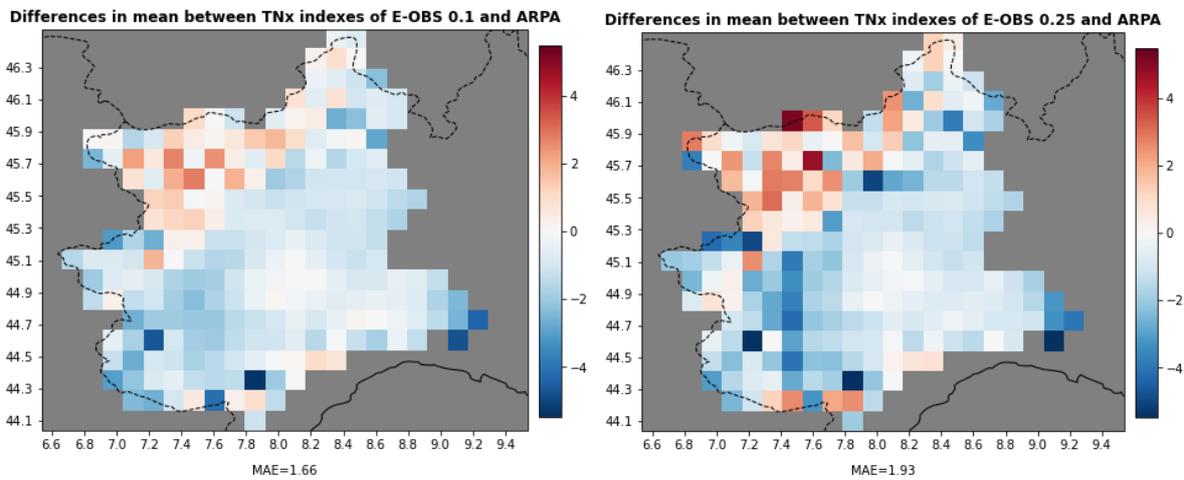


Figura 121: mappa della differenza della media su 65 anni dell'indice TN_x tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

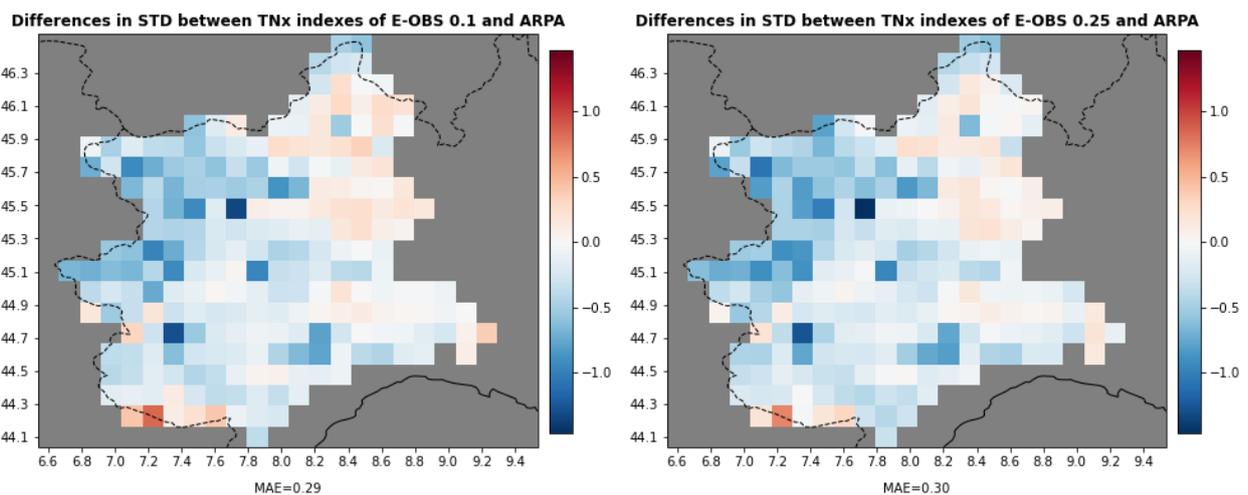


Figura 122: mappa della differenza della deviazione standard su 65 anni dell'indice TN_x tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

TX_n

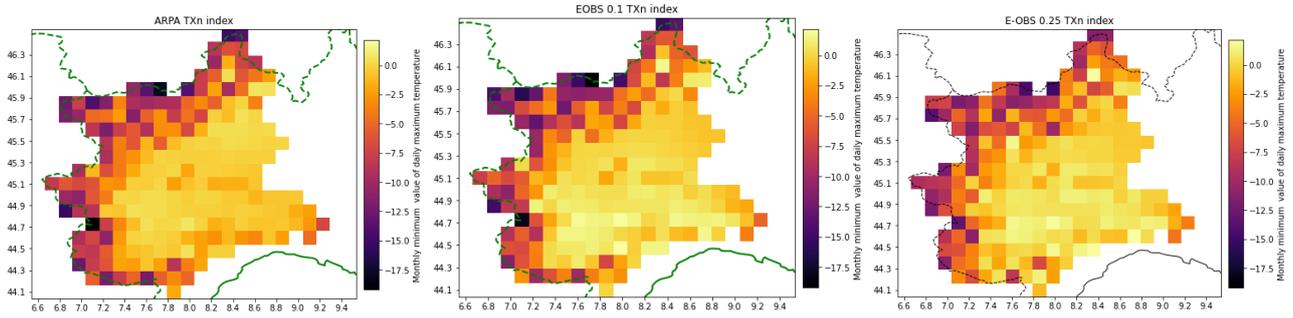


Figura 123: a sinistra la mappa della media su 65 anni dell'indice TX_n per E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini, al centro lo stesso indice per E-OBS 0.25, a destra lo stesso indice calcolato sul dataset ARPA

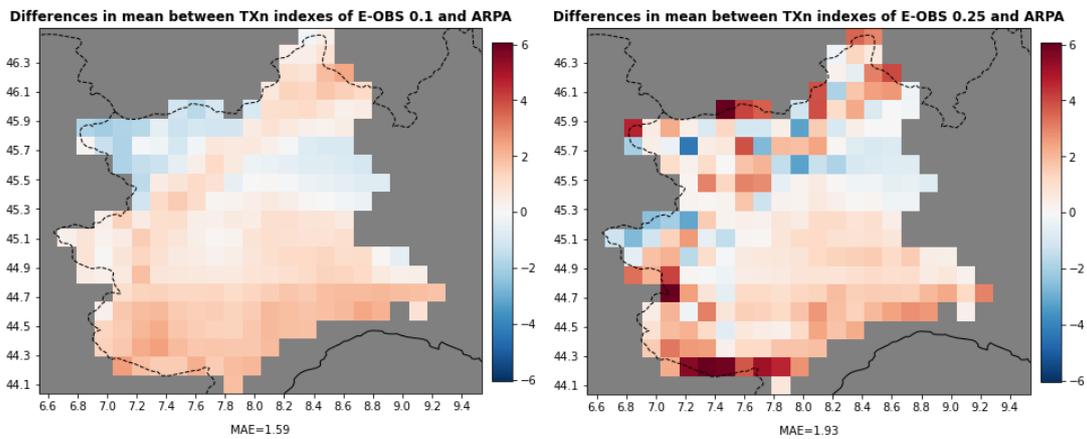


Figura 124: mappa della differenza della media su 65 anni dell'indice TX_n tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

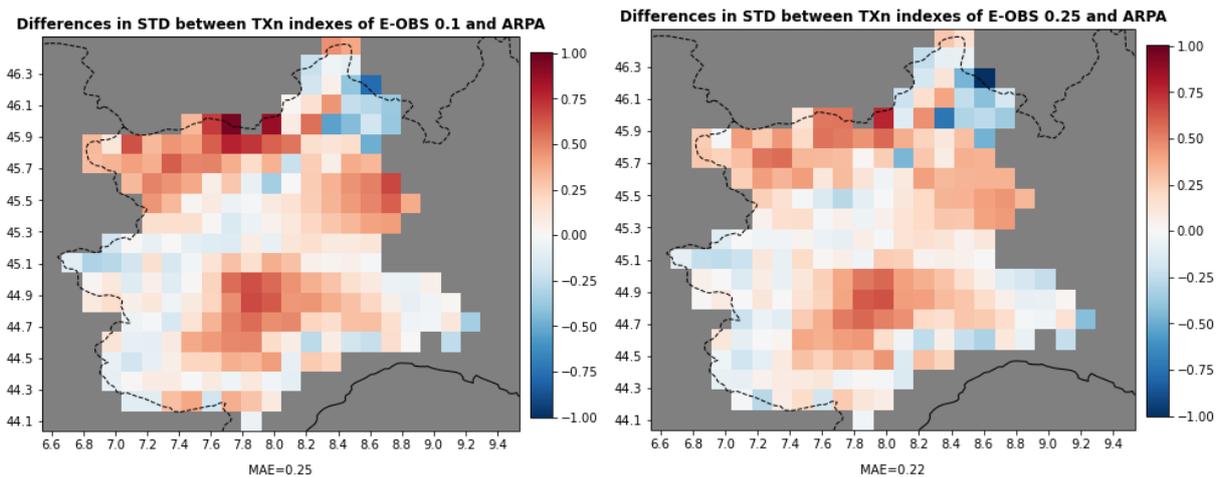


Figura 125: mappa della differenza della deviazione standard su 65 anni dell'indice TX_n tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

TN_n

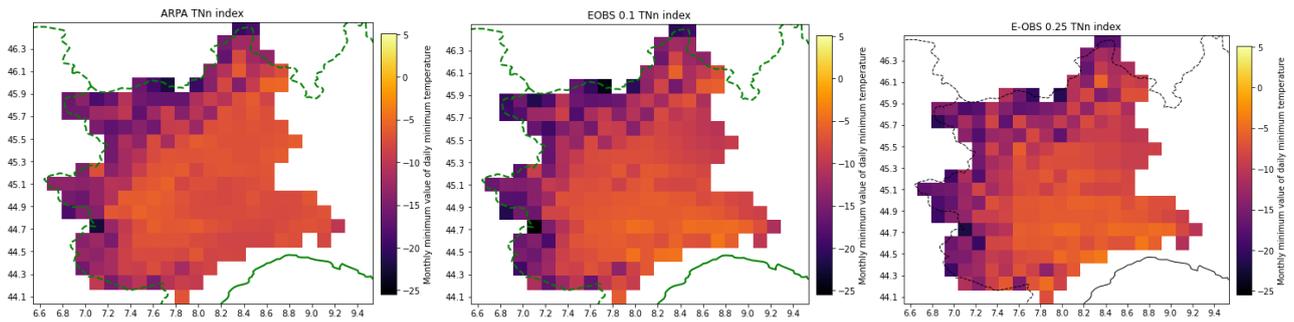


Figura 126: a sinistra la mappa della media su 65 anni dell'indice TNn per E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini, al centro lo stesso indice per E-OBS 0.25, a destra lo stesso indice calcolato sul dataset ARPA

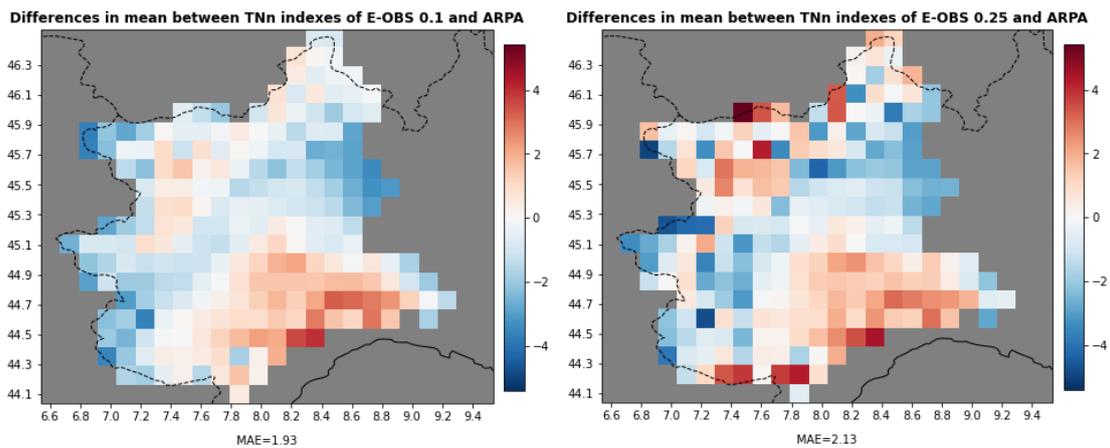


Figura 127: mappa della differenza della media su 65 anni dell'indice TNn tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

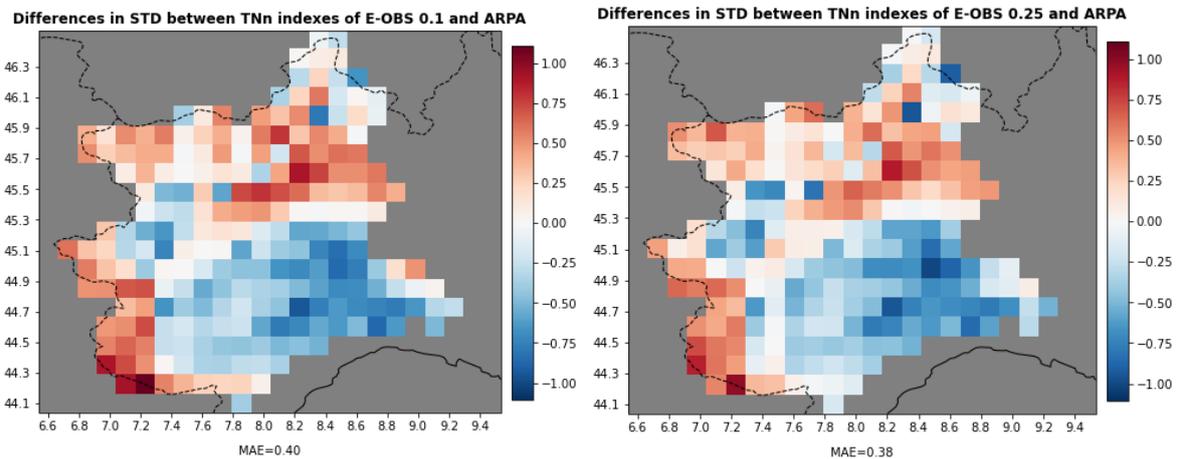


Figura 128: mappa della differenza della deviazione standard su 65 anni dell'indice TNn tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

TN10p

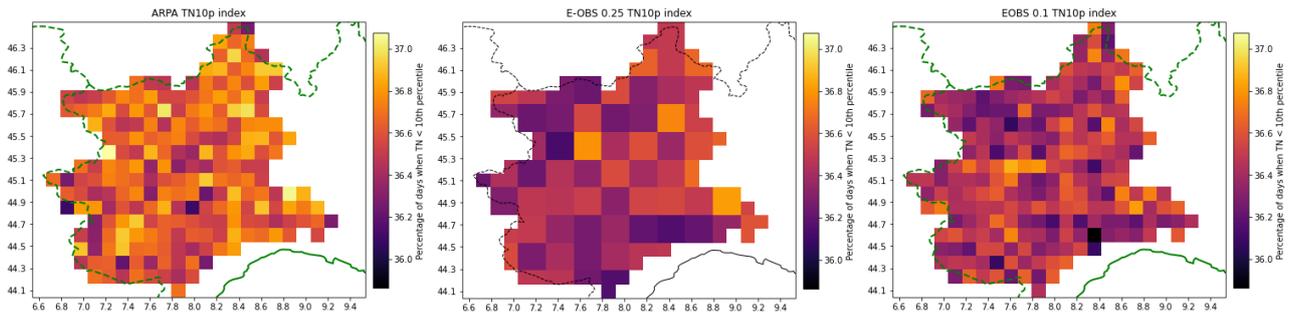


Figura 129: a sinistra la mappa della media su 65 anni dell'indice TN10p per E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini, al centro lo stesso indice per E-OBS 0.25, a destra lo stesso indice calcolato sul dataset ARPA

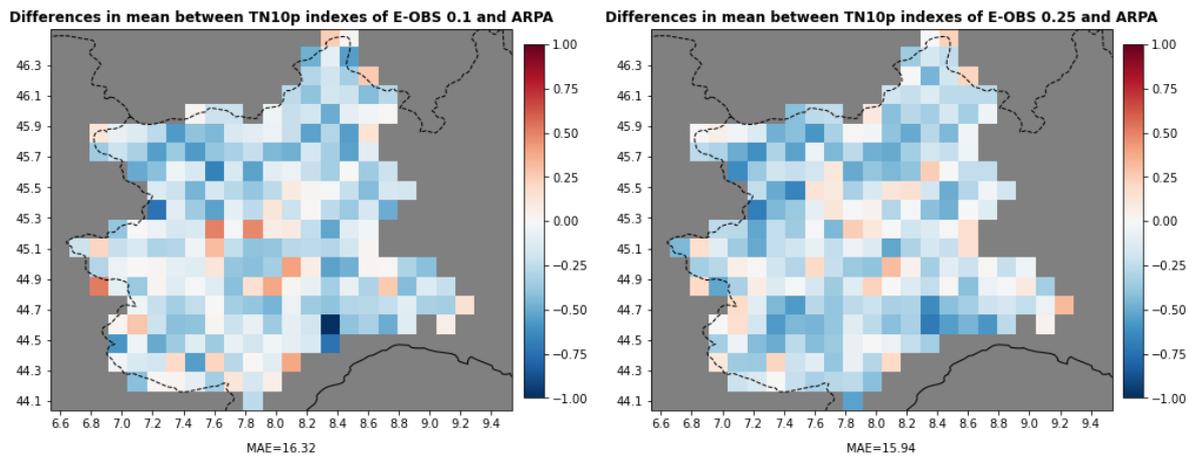


Figura 130: mappa della differenza della media su 65 anni dell'indice TN10p tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

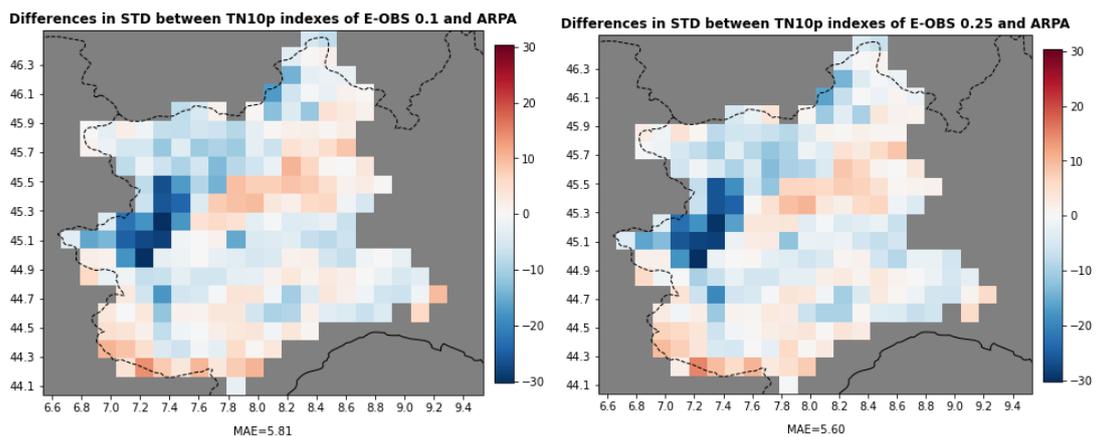


Figura 131: mappa della differenza della deviazione standard su 65 anni dell'indice TN10p tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

TX10p

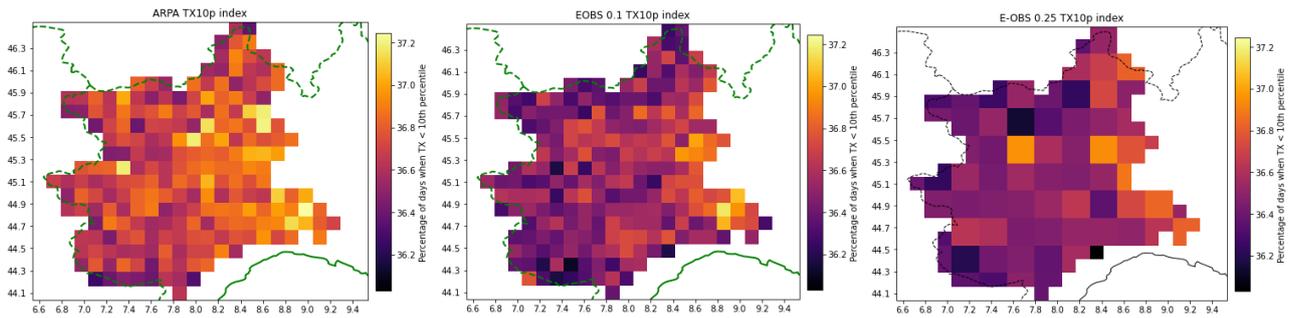


Figura 132: a sinistra la mappa della media su 65 anni dell'indice TX10p per E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini, al centro lo stesso indice per E-OBS 0.25, a destra lo stesso indice calcolato sul dataset ARPA

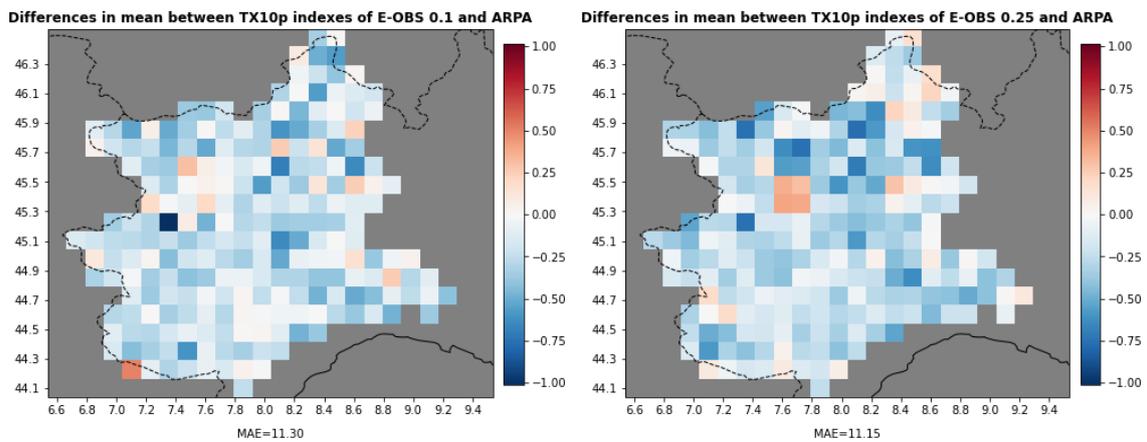


Figura 133: mappa della differenza della media su 65 anni dell'indice TX10p tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

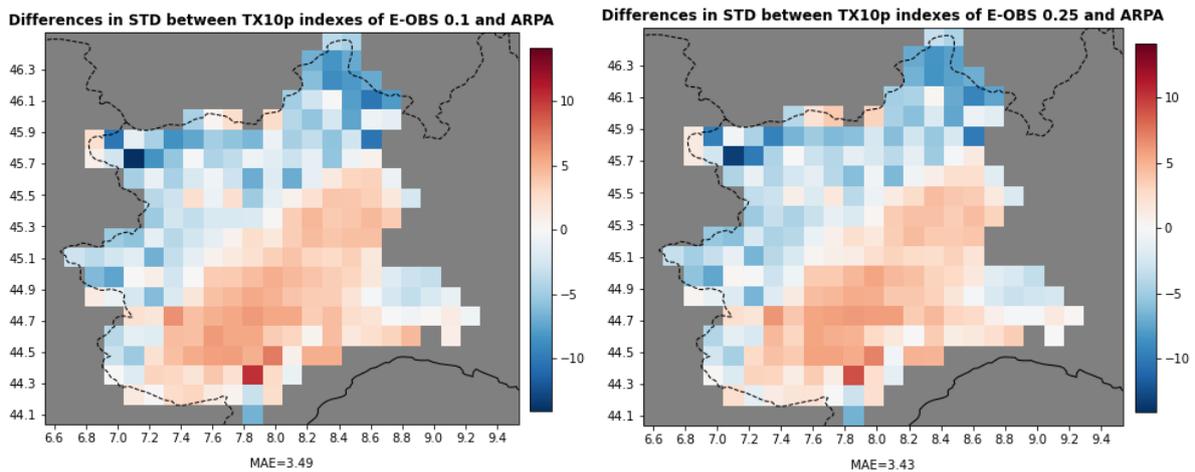


Figura 134: mappa della differenza della deviazione standard su 65 anni dell'indice TX10p tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

TN90p

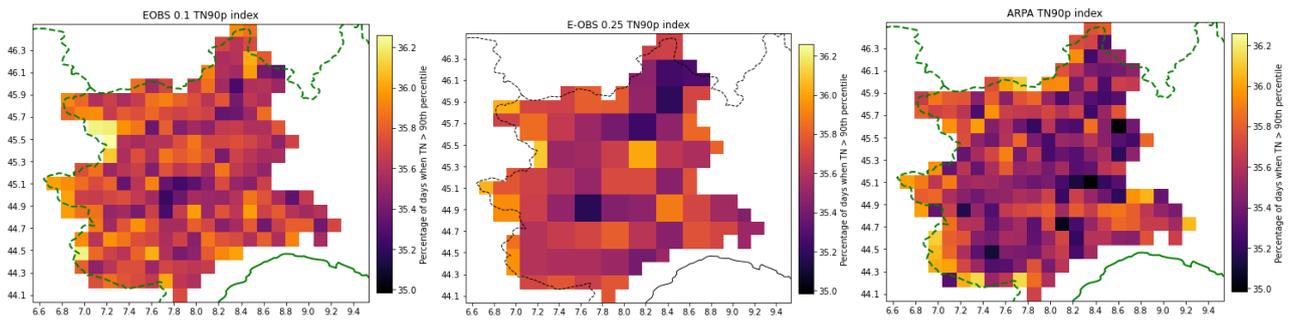


Figura 135: a sinistra la mappa della media su 65 anni dell'indice TN90p per E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini, al centro lo stesso indice per E-OBS 0.25, a destra lo stesso indice calcolato sul dataset ARPA

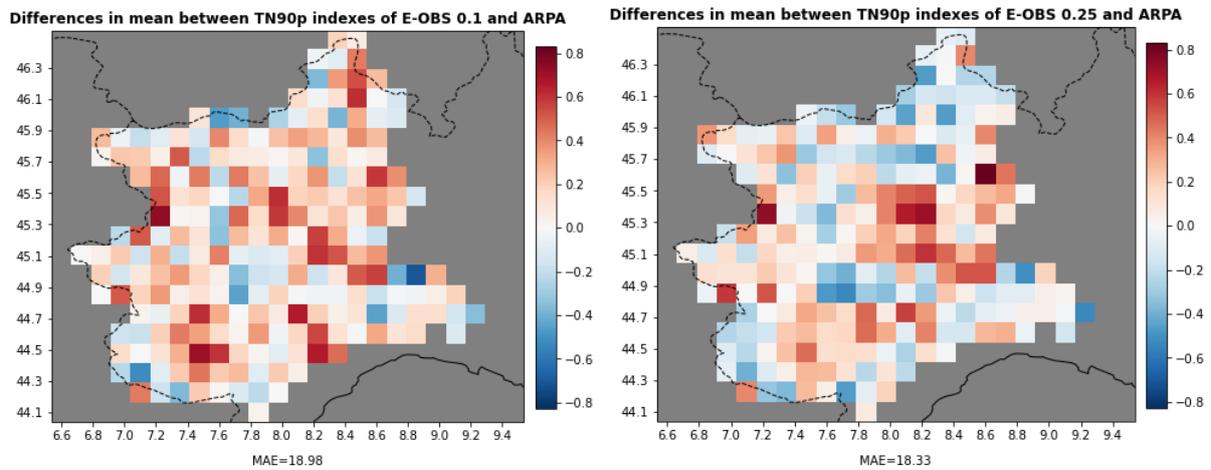


Figura 136: mappa della differenza della media su 65 anni dell'indice TN90p tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

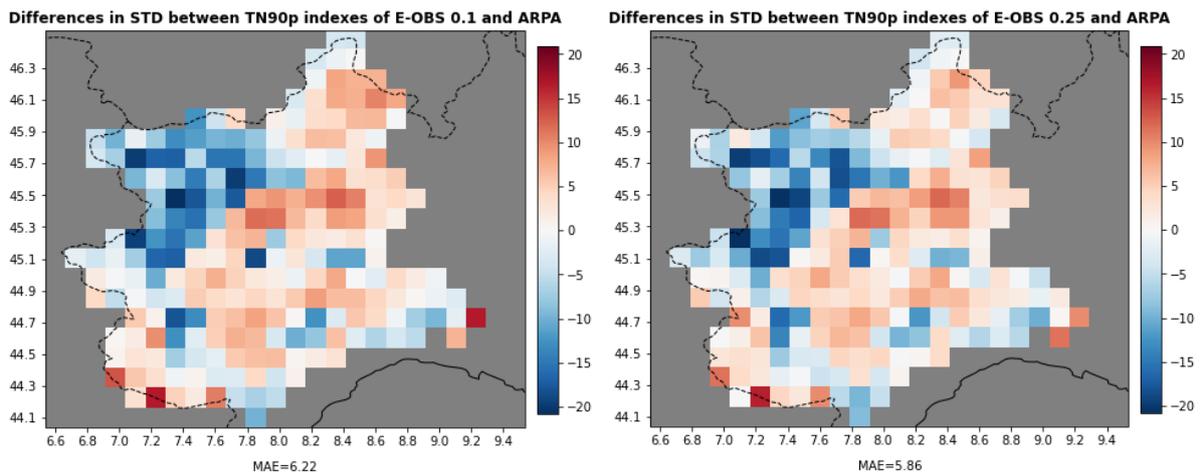


Figura 137: mappa della differenza della deviazione standard su 65 anni dell'indice TN90p tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

TX90p

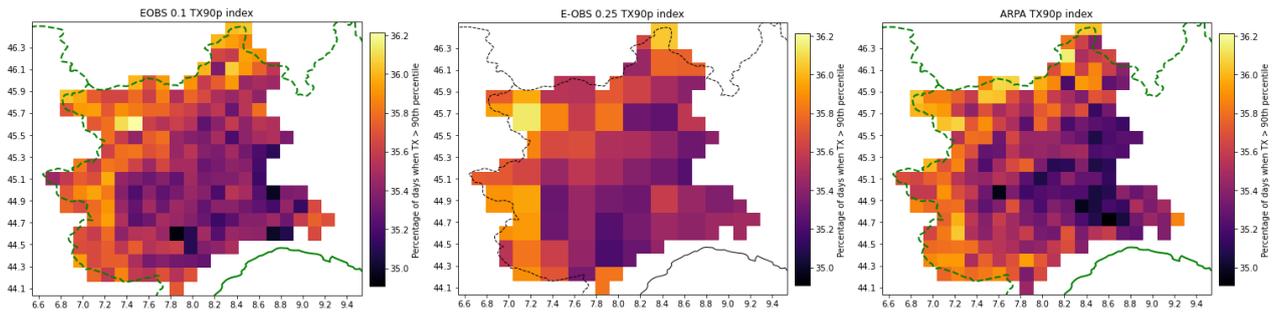


Figura 138: a sinistra la mappa della media su 65 anni dell'indice TX90p per E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini, al centro lo stesso indice per E-OBS 0.25, a destra lo stesso indice calcolato sul dataset ARPA

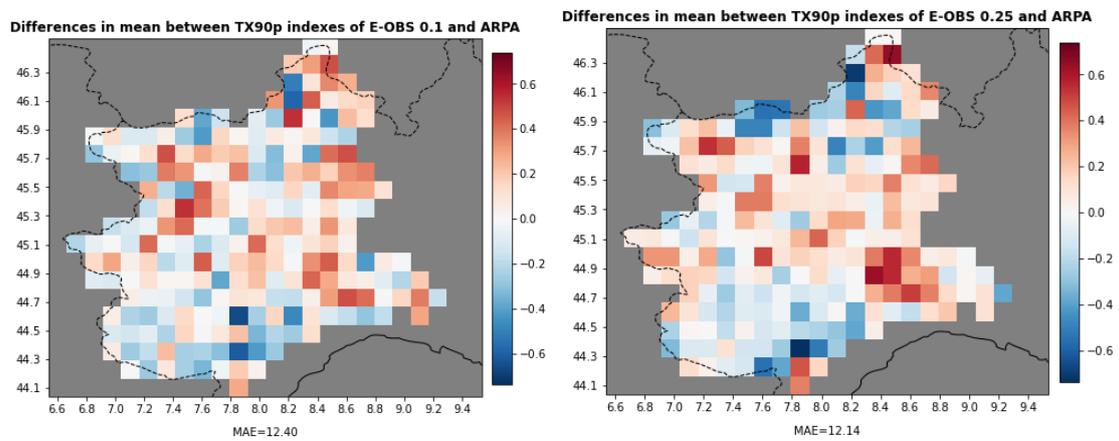


Figura 139: mappa della differenza della media su 65 anni dell'indice TX90p tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

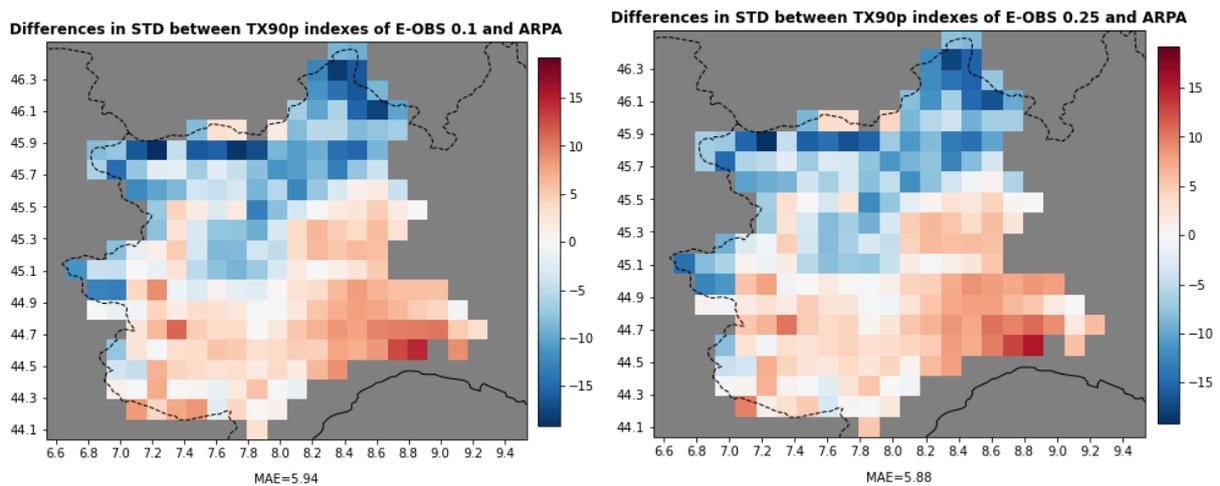


Figura 140: mappa della differenza della deviazione standard su 65 anni dell'indice TX90p tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

WSDI

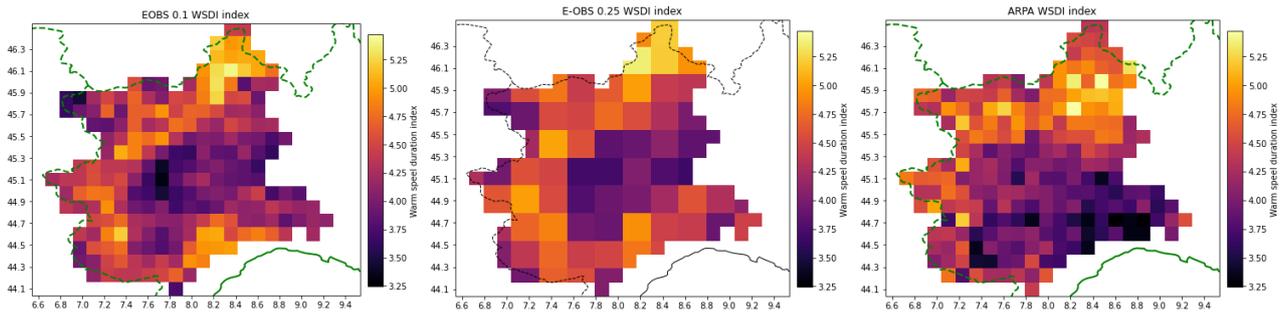


Figura 141: a sinistra la mappa della media su 65 anni dell'indice WSDI per E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini, al centro lo stesso indice per E-OBS 0.25, a destra lo stesso indice calcolato sul dataset ARPA

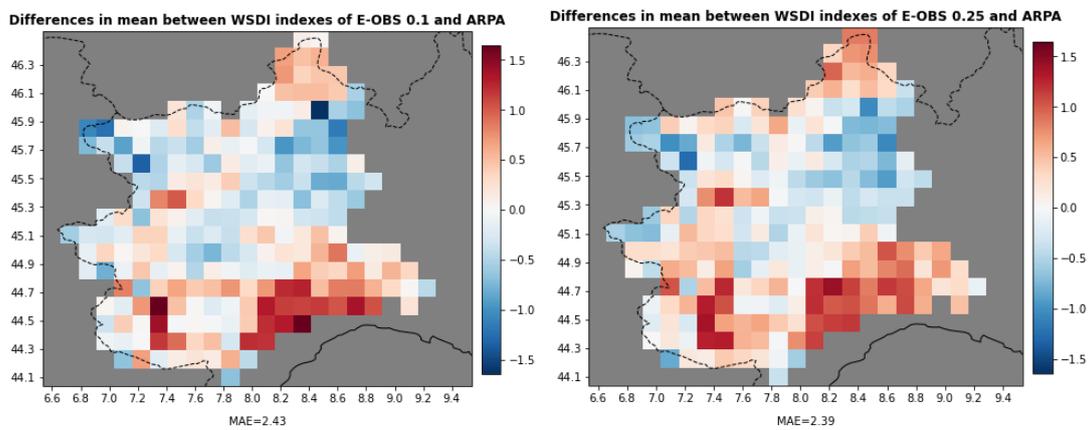


Figura 142: mappa della differenza della media su 65 anni dell'indice WSDI tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

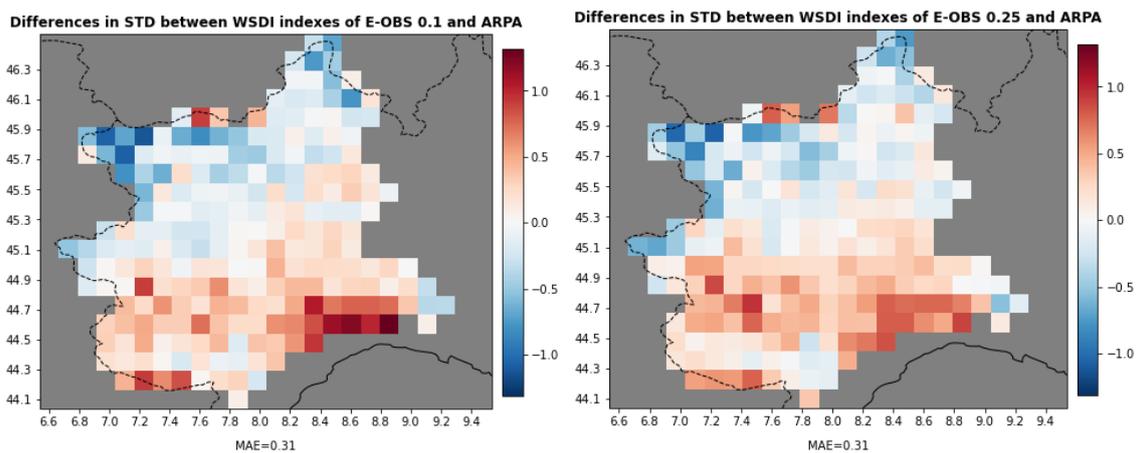


Figura 143: mappa della differenza della deviazione standard su 65 anni dell'indice WSDI tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

CSDI

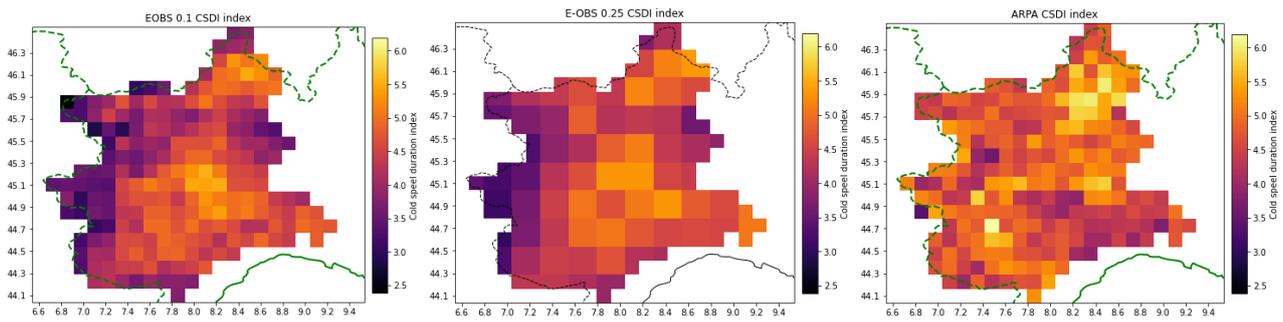


Figura 144: a sinistra la mappa della media su 65 anni dell'indice CSDI per E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini, al centro lo stesso indice per E-OBS 0.25, a destra lo stesso indice calcolato sul dataset ARPA

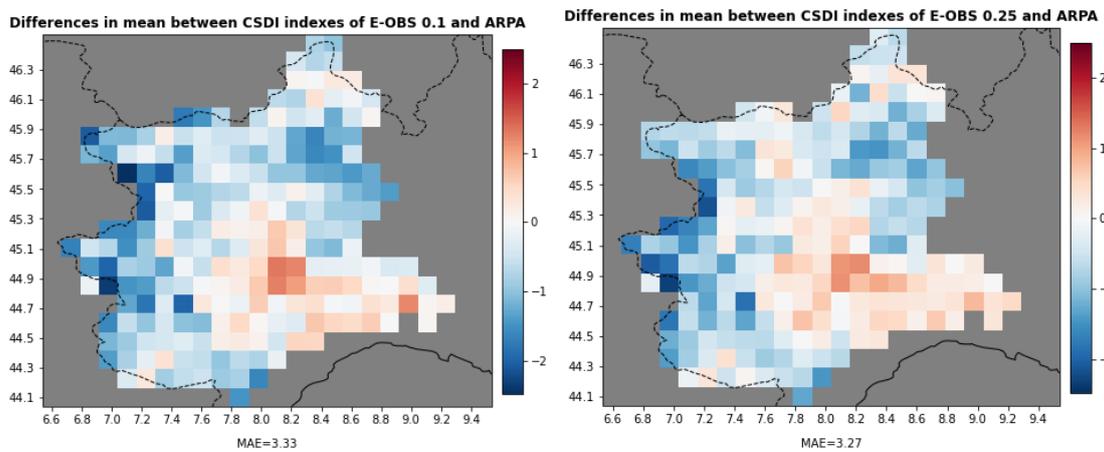


Figura 145: mappa della differenza della media su 65 anni dell'indice CSDI tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

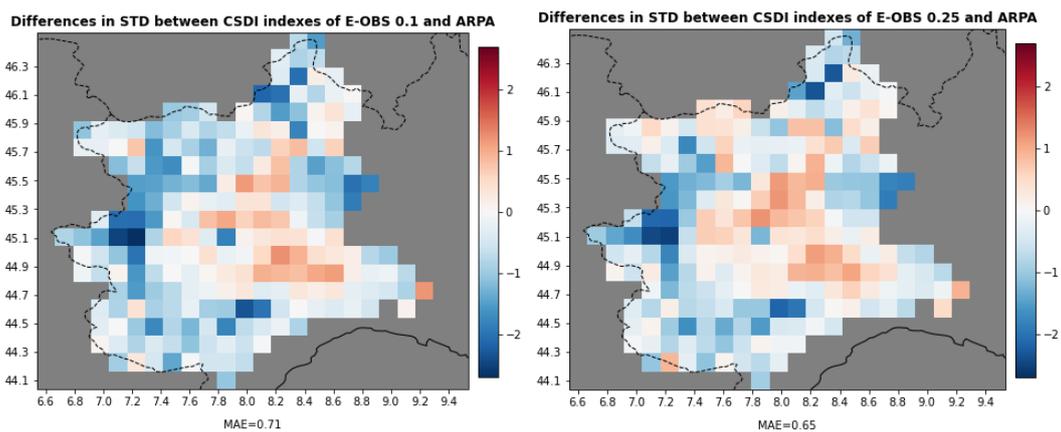


Figura 146: mappa della differenza della deviazione standard su 65 anni dell'indice CSDI tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

Rx1day

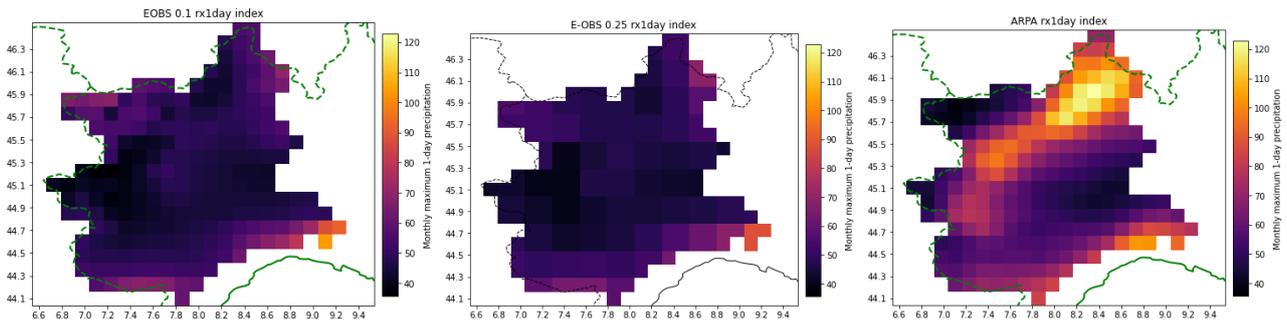


Figura 147: a sinistra la mappa della media su 65 anni dell'indice Rx1day per E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini, al centro lo stesso indice per E-OBS 0.25, a destra lo stesso indice calcolato sul dataset ARPA

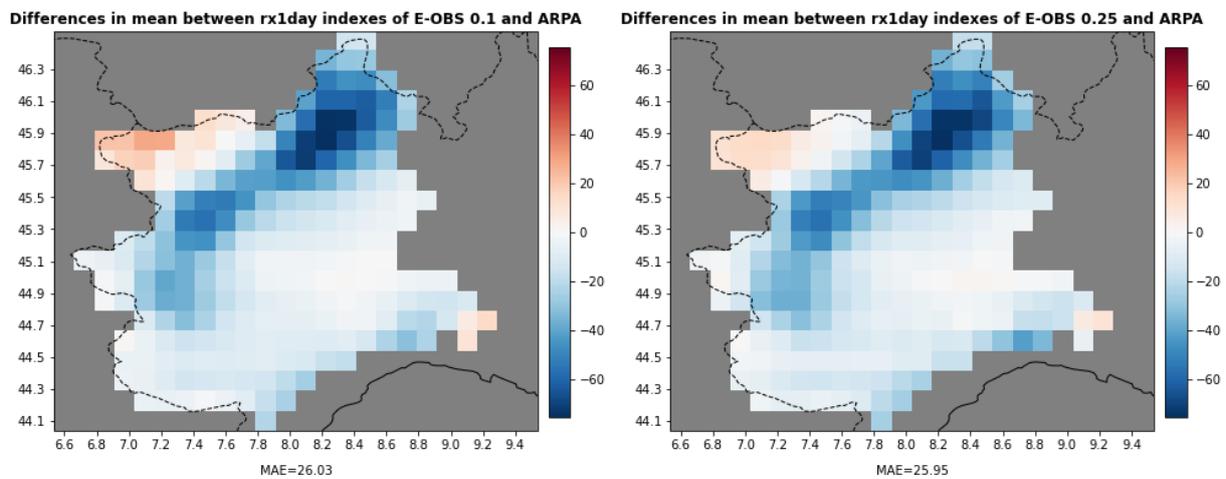


Figura 148: mappa della differenza della media su 65 anni dell'indice Rx1day tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

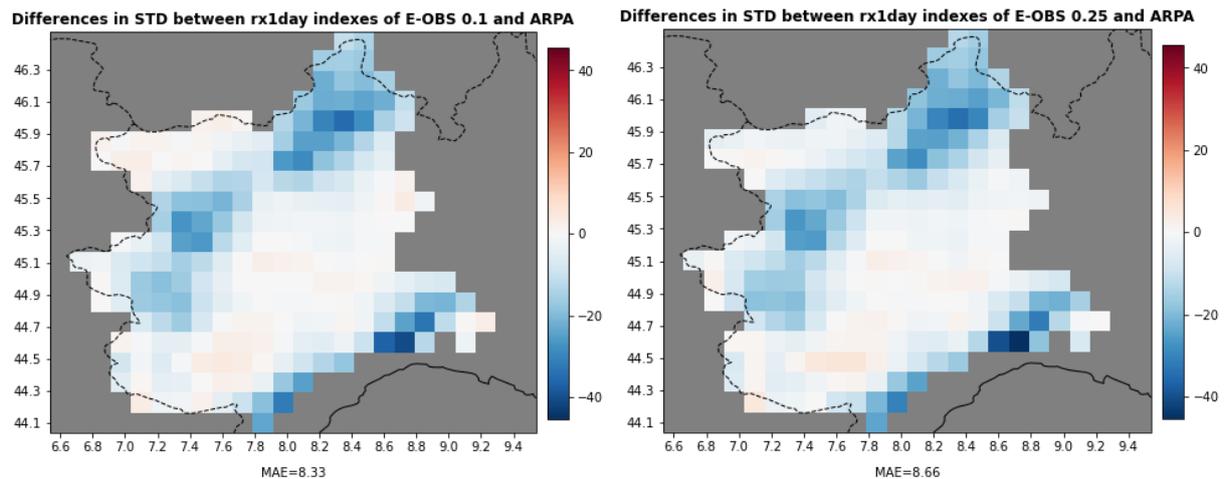


Figura 149: mappa della differenza della deviazione standard su 65 anni dell'indice Rx1day tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

Rx5day

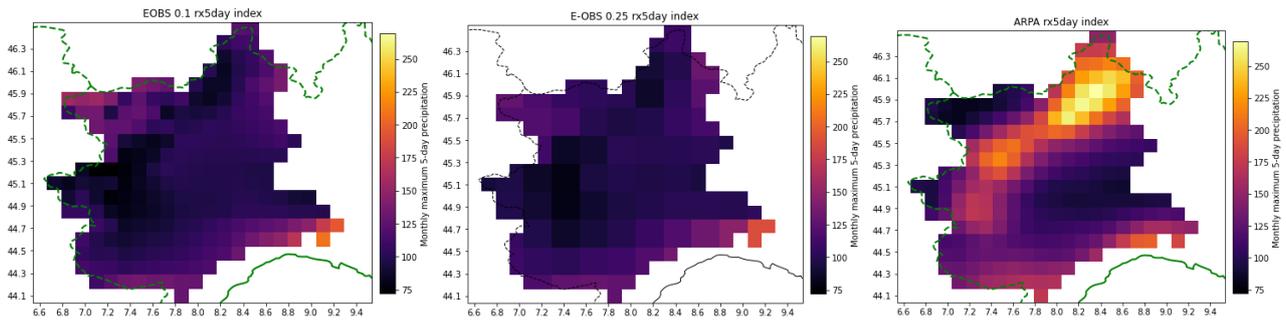


Figura 150: a sinistra la mappa della media su 65 anni dell'indice Rx5day per E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini, al centro lo stesso indice per E-OBS 0.25, a destra lo stesso indice calcolato sul dataset ARPA

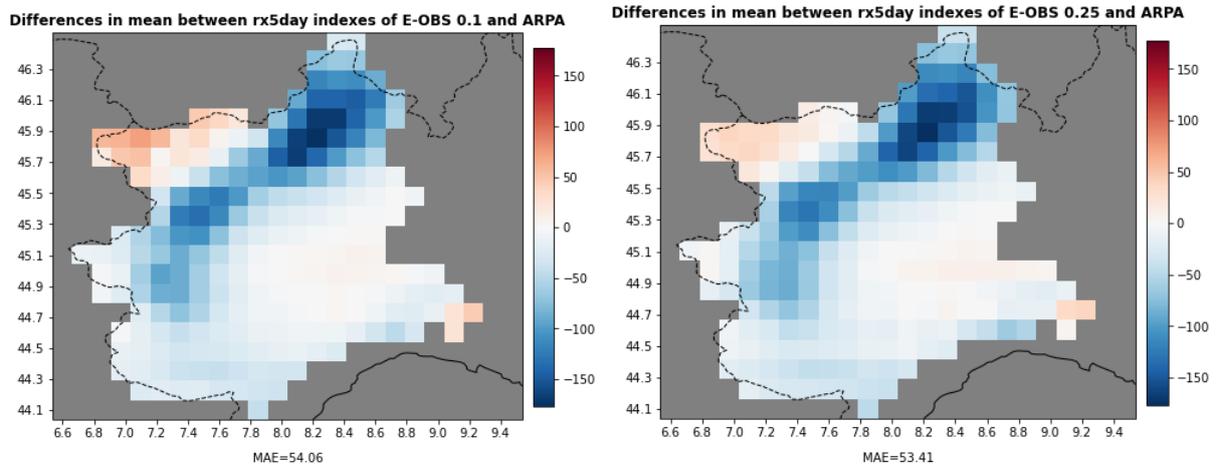


Figura 151: mappa della differenza della media su 65 anni dell'indice Rx5day tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

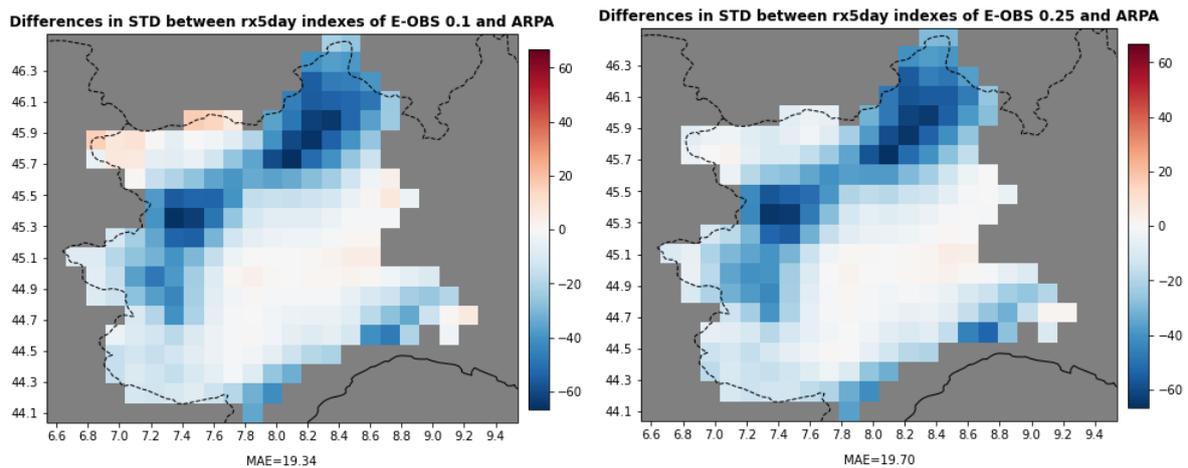


Figura 152: mappa della differenza della deviazione standard su 65 anni dell'indice Rx5day tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

SDII

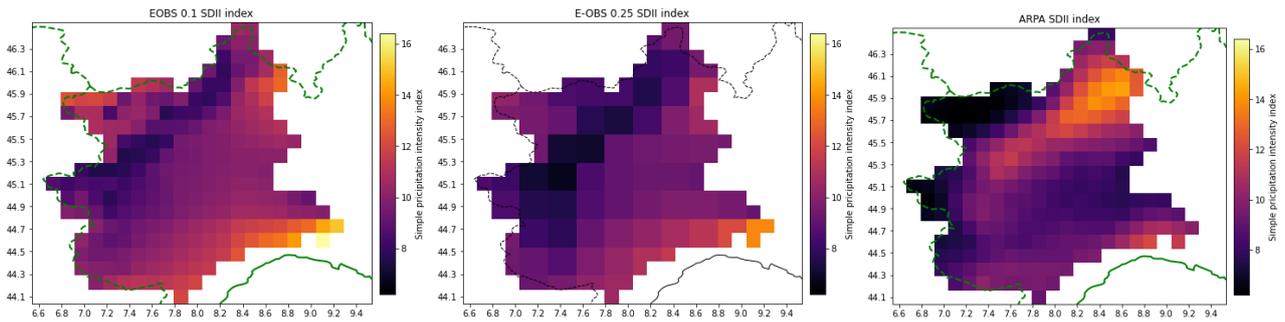


Figura 153: a sinistra la mappa della media su 65 anni dell'indice SDII per E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini, al centro lo stesso indice per E-OBS 0.25, a destra lo stesso indice calcolato sul dataset ARPA

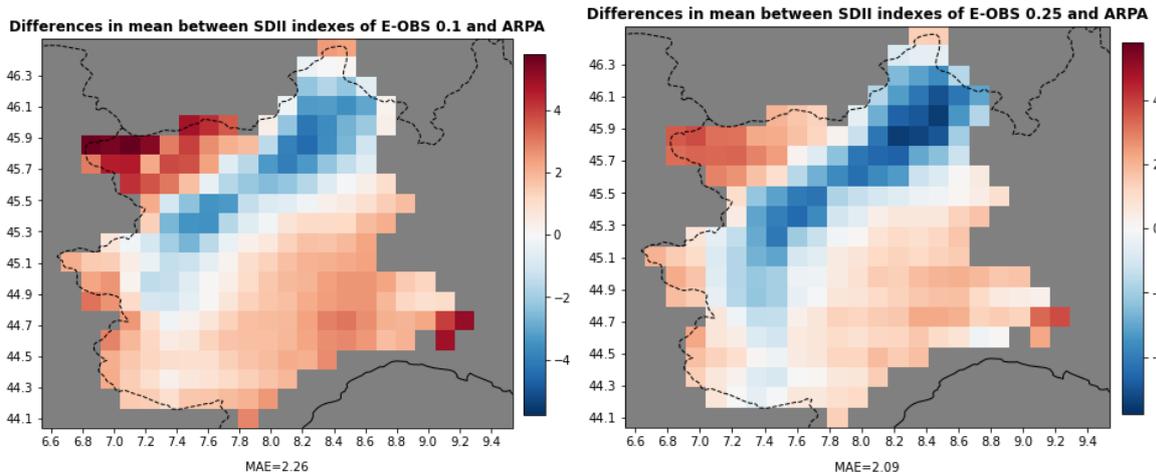


Figura 154: mappa della differenza della media su 65 anni dell'indice SDII tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

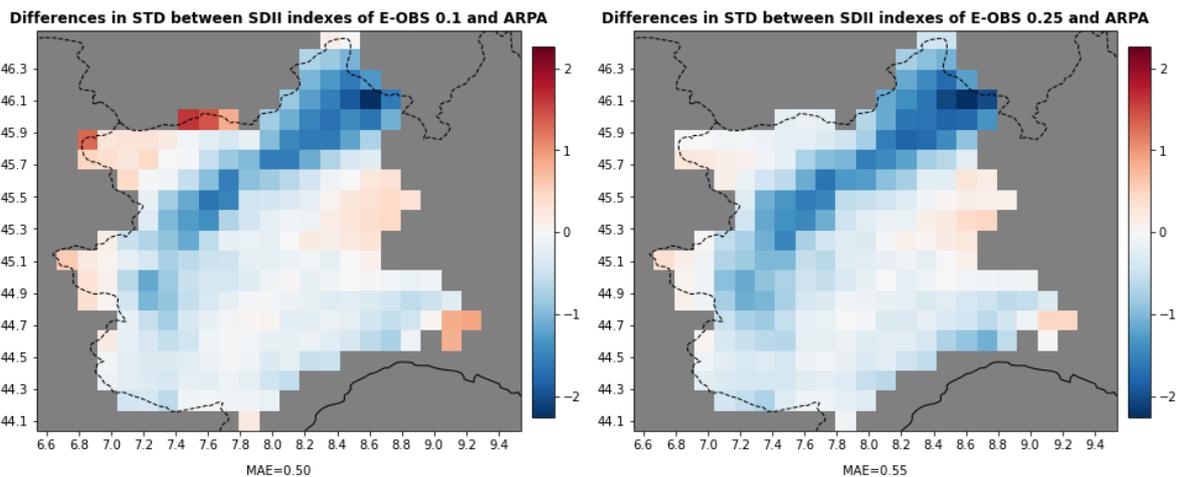


Figura 155: mappa della differenza della deviazione standard su 65 anni dell'indice SDII tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

R10mm

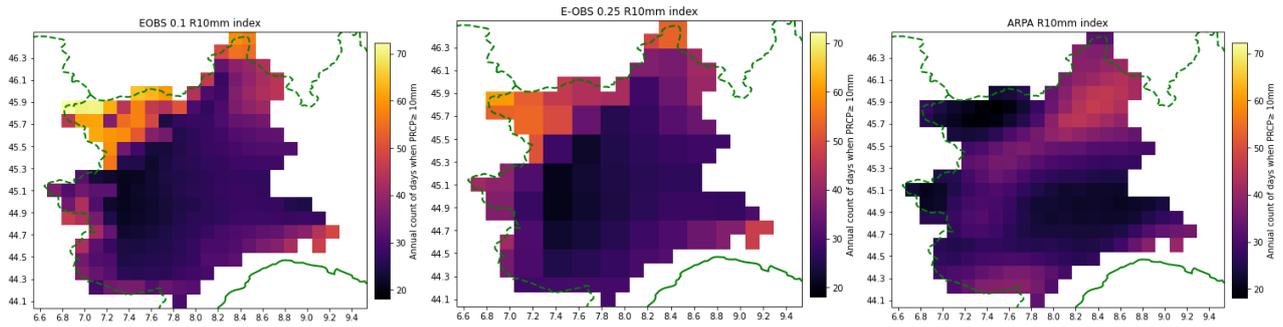


Figura 156: a sinistra la mappa della media su 65 anni dell'indice R10mm per E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini, al centro lo stesso indice per E-OBS 0.25, a destra lo stesso indice calcolato sul dataset ARPA

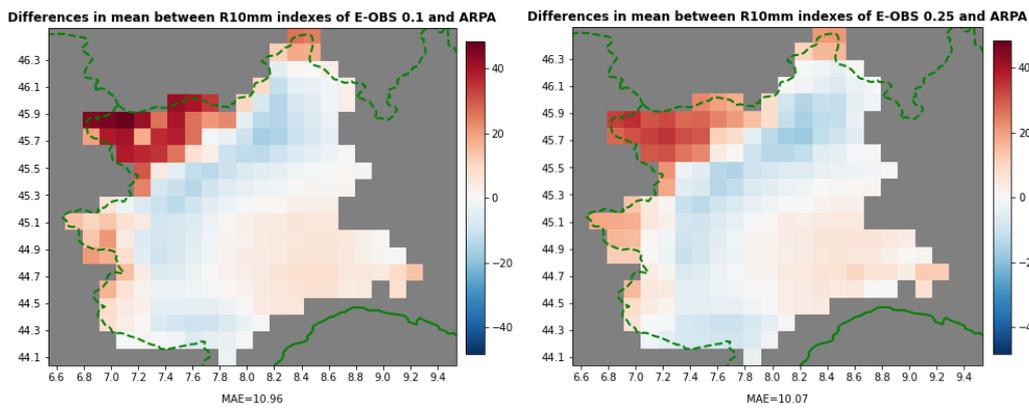


Figura 157: mappa della differenza della media su 65 anni dell'indice R10mm tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

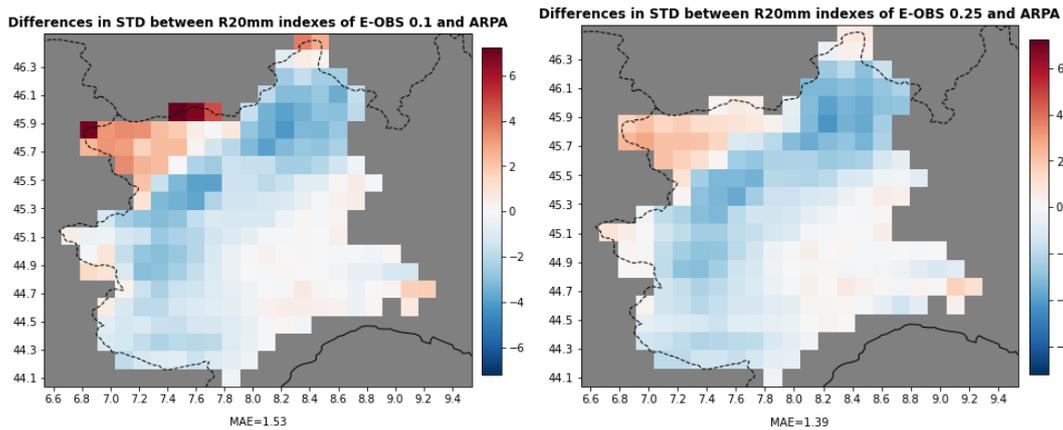


Figura 158: mappa della differenza della deviazione standard su 65 anni dell'indice R20mm tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

R20mm

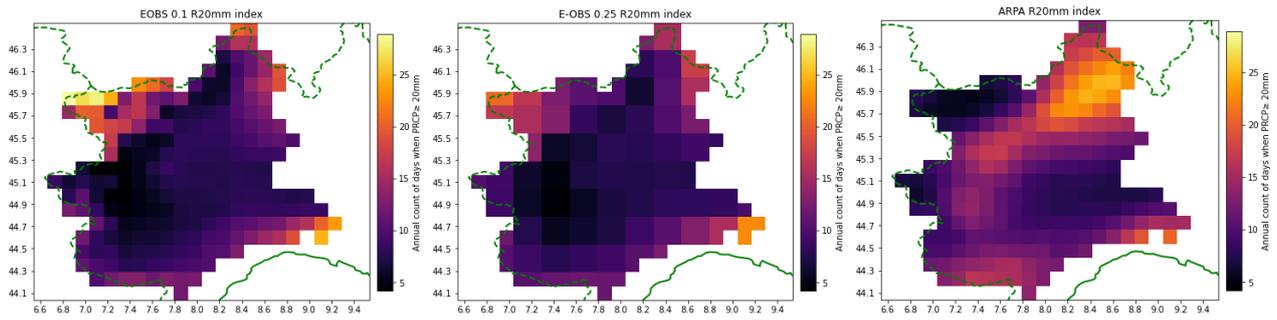


Figura 159: a sinistra la mappa della media su 65 anni dell'indice R20mm per E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini, al centro lo stesso indice per E-OBS 0.25, a destra lo stesso indice calcolato sul dataset ARPA

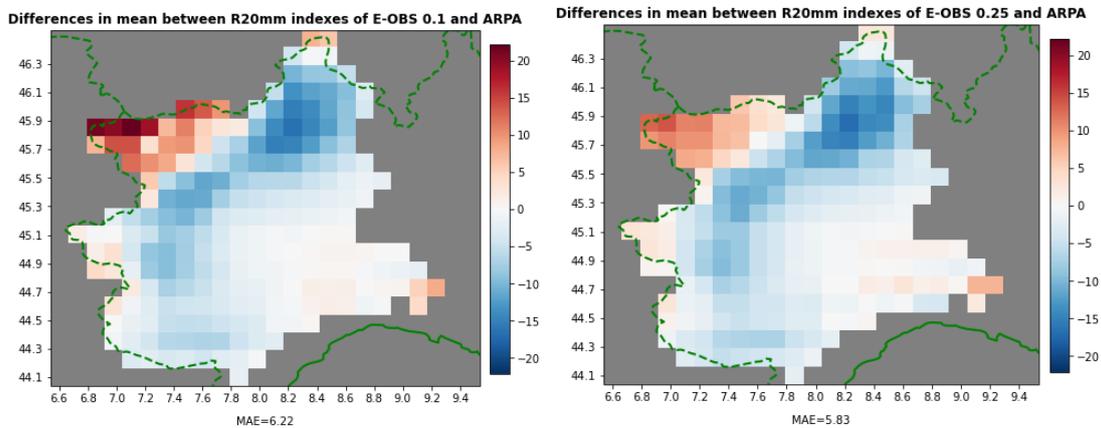


Figura 160: mappa della differenza della media su 65 anni dell'indice R20mm tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

CDD

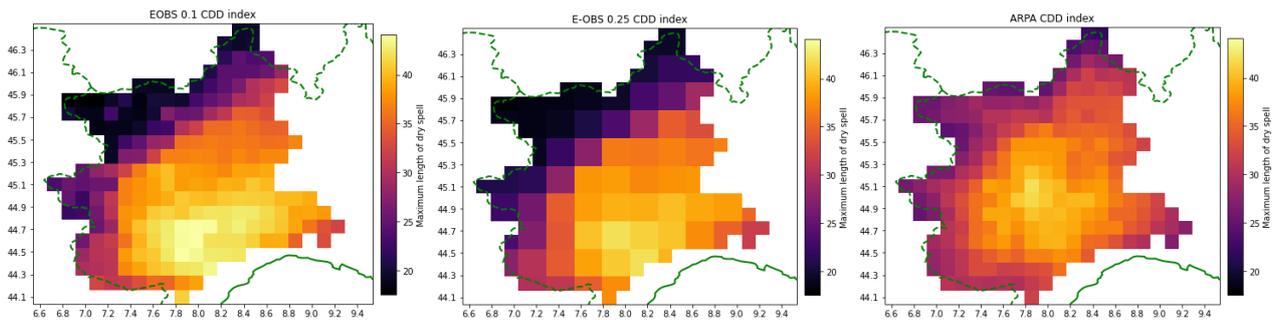


Figura 161: a sinistra la mappa della media su 65 anni dell'indice CDD per E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini, al centro lo stesso indice per E-OBS 0.25, a destra lo stesso indice calcolato sul dataset ARPA

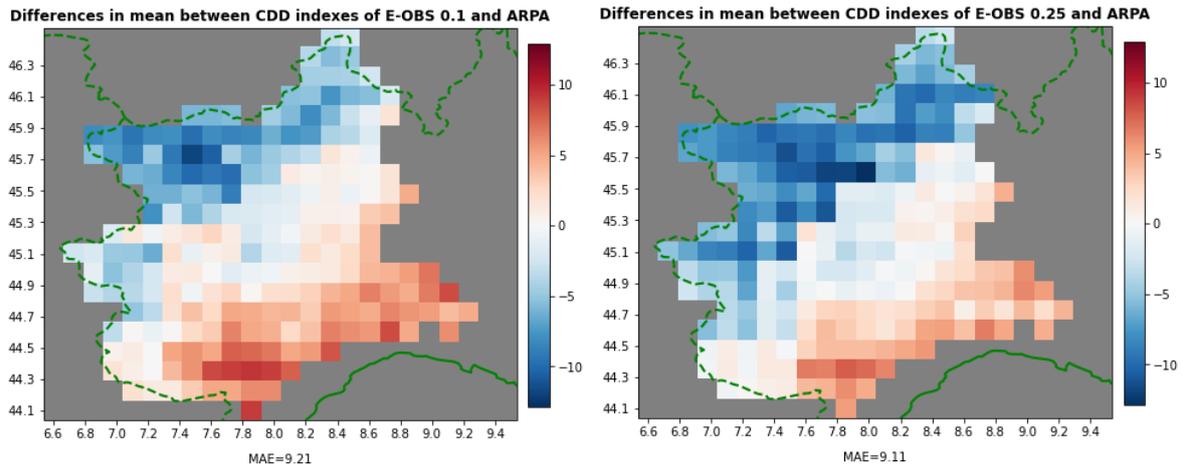


Figura 162: mappa della differenza della media su 65 anni dell'indice CDD tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

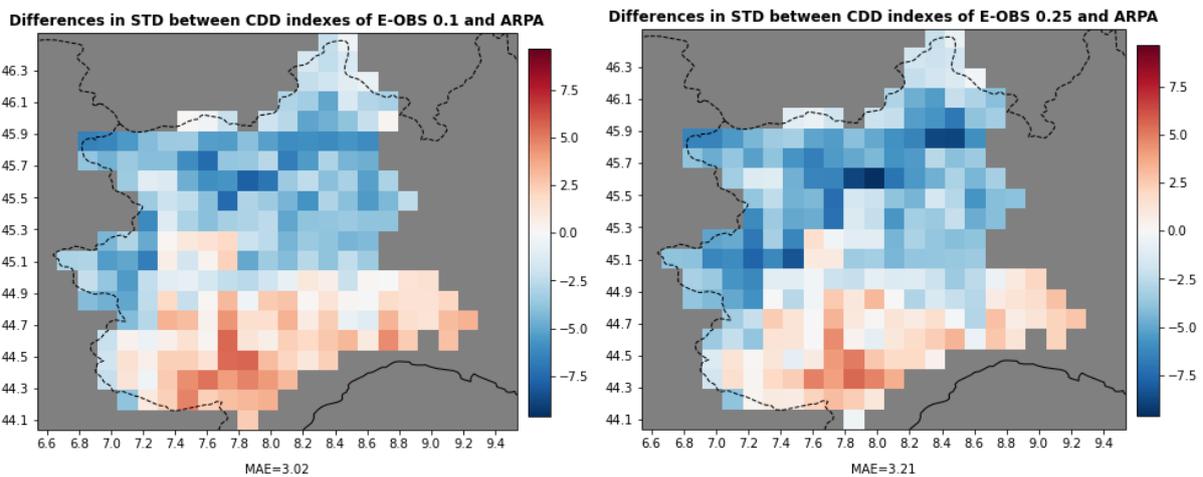


Figura 163: mappa della differenza della deviazione standard su 65 anni dell'indice CDD tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

CWD

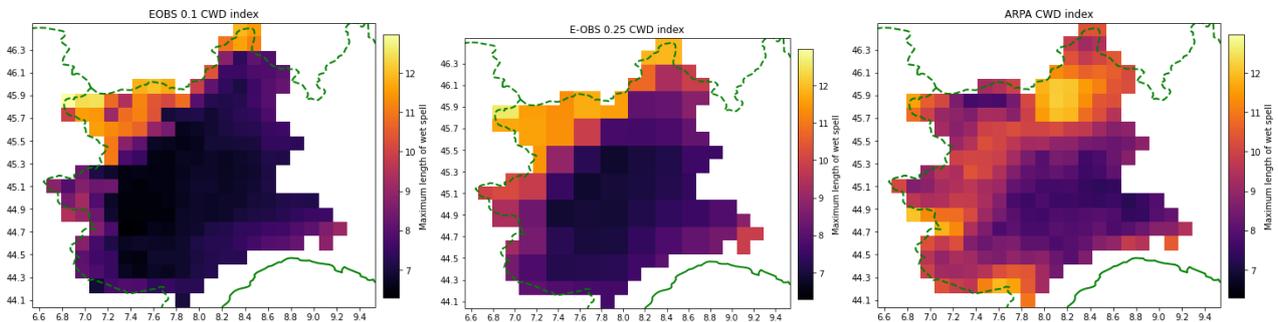


Figura 164: a sinistra la mappa della media su 65 anni dell'indice CWD per E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini, al centro lo stesso indice per E-OBS 0.25, a destra lo stesso indice calcolato sul dataset ARPA

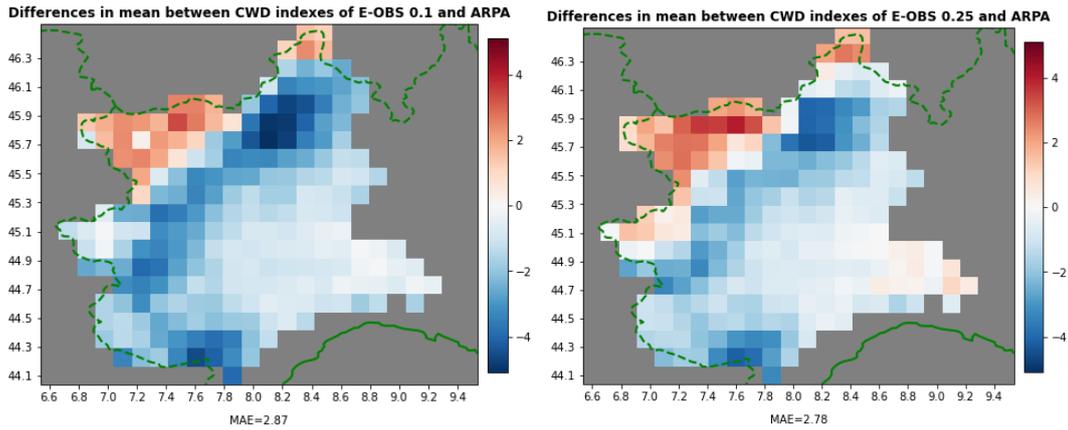


Figura 165: mappa della differenza della media su 65 anni dell'indice CWD tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

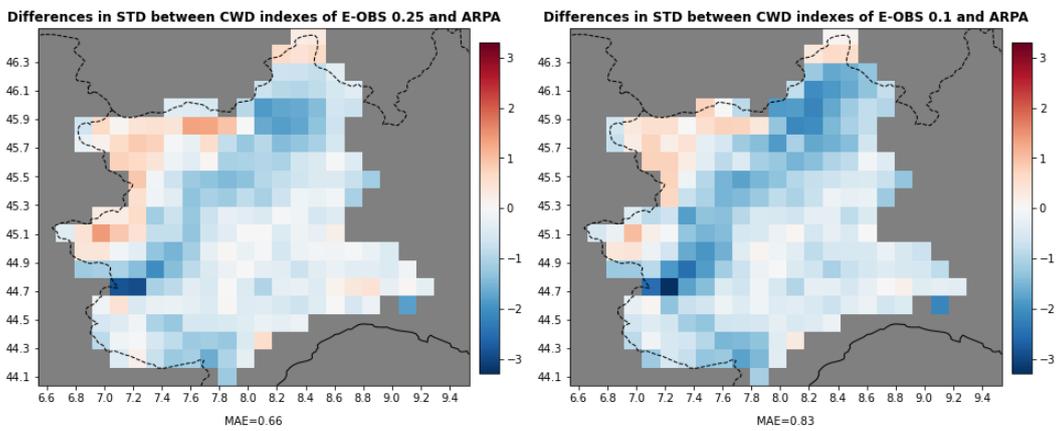


Figura 166: mappa della differenza della deviazione standard su 65 anni dell'indice CWD tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

R95pTOT

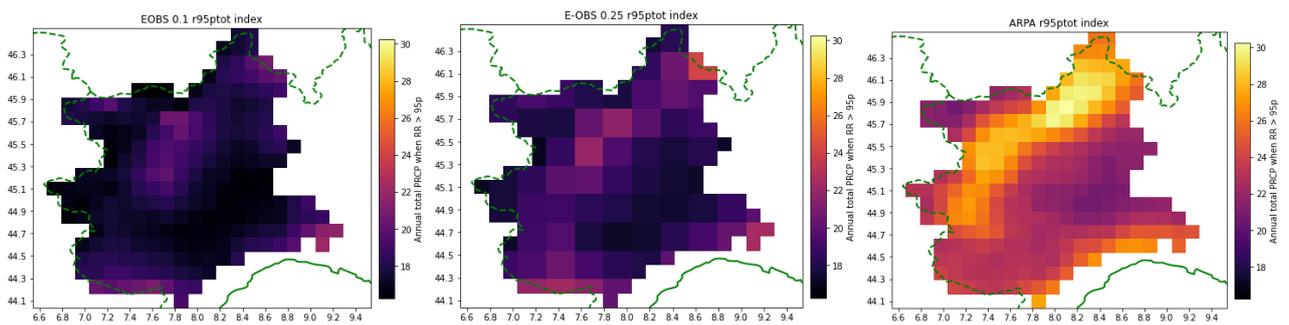


Figura 167: a sinistra la mappa della media su 65 anni dell'indice R95pTOT per E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini, al centro lo stesso indice per E-OBS 0.25, a destra lo stesso indice calcolato sul dataset ARPA

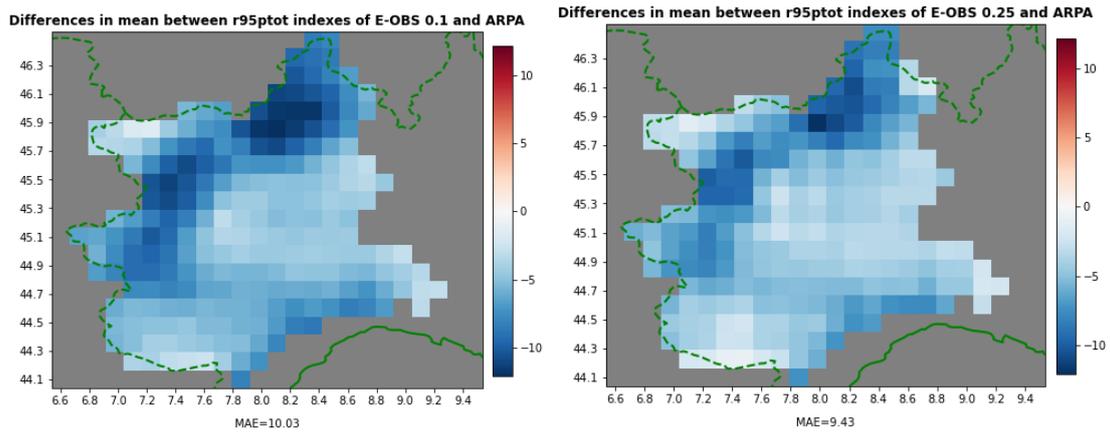


Figura 168: mappa della differenza della media su 65 anni dell'indice R95pTOT tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

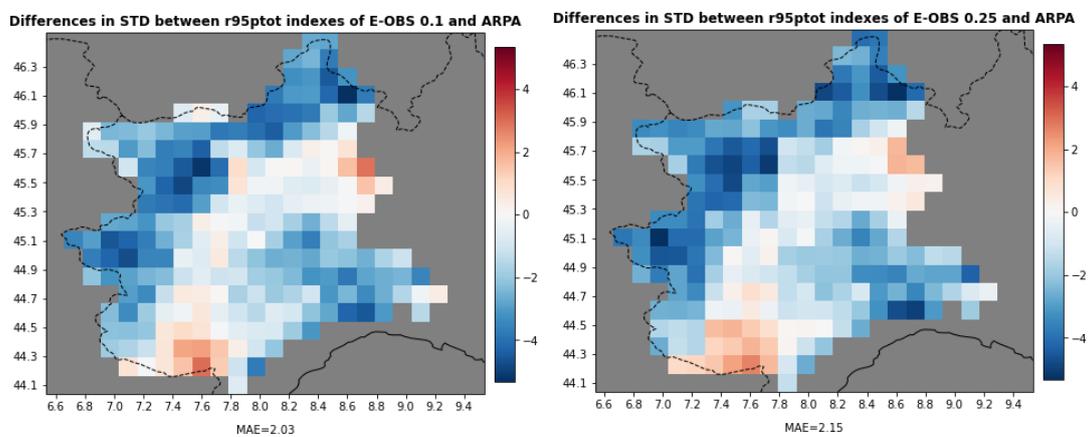


Figura 169: mappa della differenza della deviazione standard su 65 anni dell'indice r95ptot tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

R99pTOT

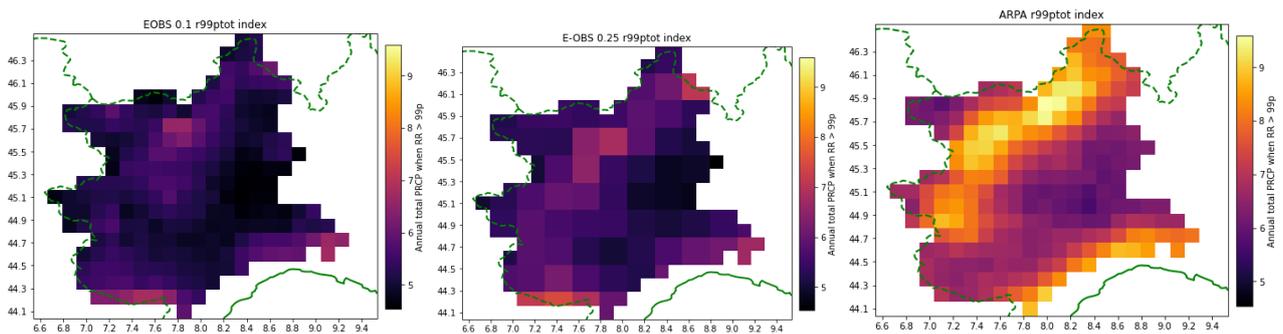


Figura 170: a sinistra la mappa della media su 65 anni dell'indice R99pTOT per E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini, al centro lo stesso indice per E-OBS 0.25, a destra lo stesso indice calcolato sul dataset ARPA

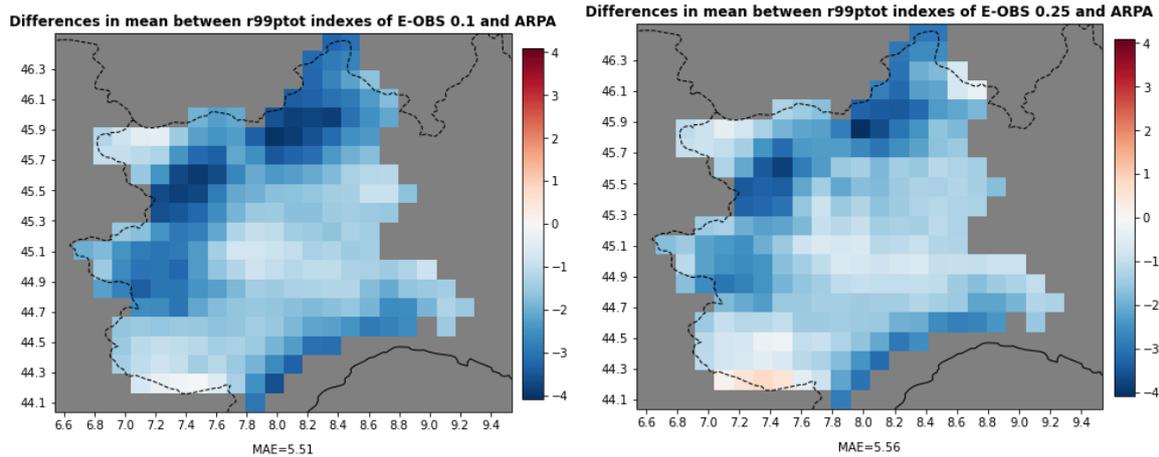


Figura 171: mappa della differenza della media su 65 anni dell'indice R99pTOT tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

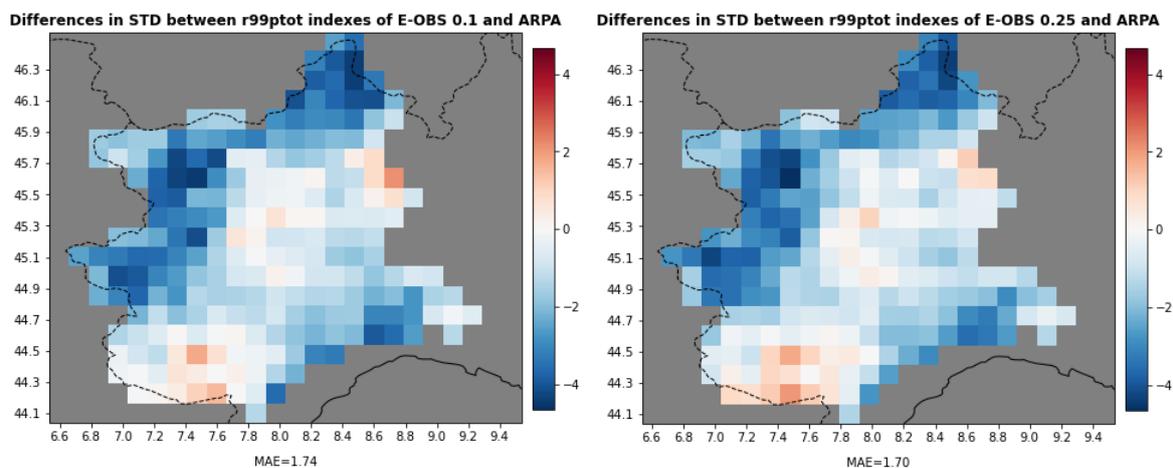


Figura 172: mappa della differenza della deviazione standard su 65 anni dell'indice R99pTOT tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

PRCPTOT

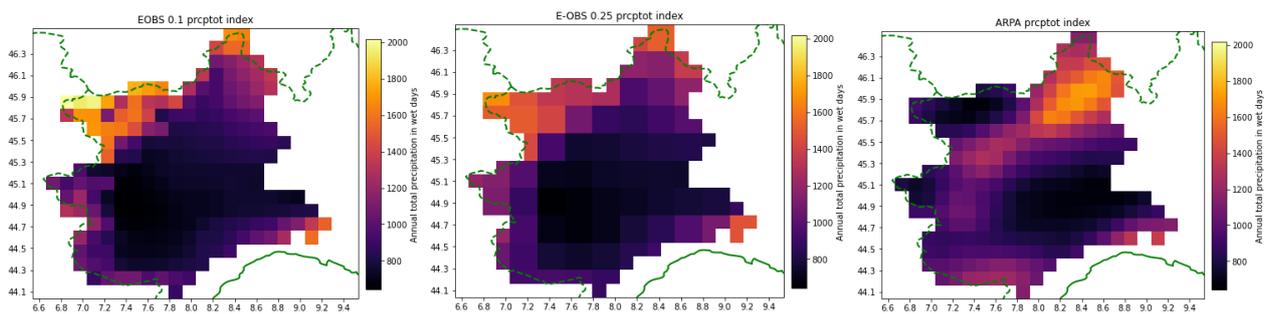


Figura 173: a sinistra la mappa della media su 65 anni dell'indice PRCPTOT per E-OBS 0.1 post-standardizzazione delle altitudini, al centro lo stesso indice per E-OBS 0.25, a destra lo stesso indice calcolato sul dataset ARPA

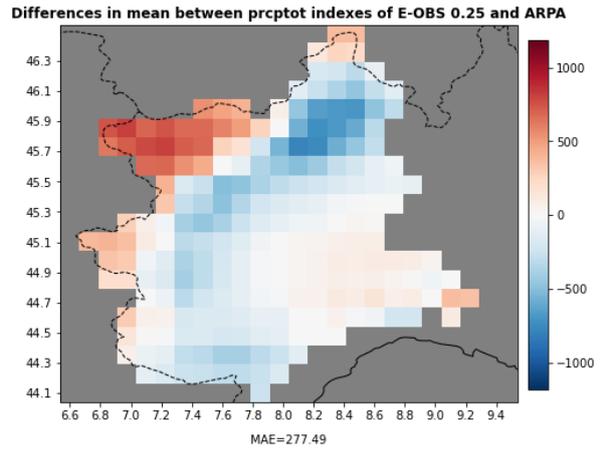
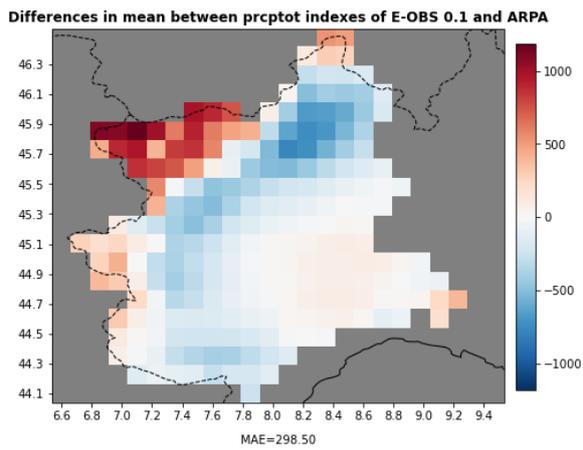


Figura 174: mappa della differenza della media su 65 anni dell'indice PRCPOT tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

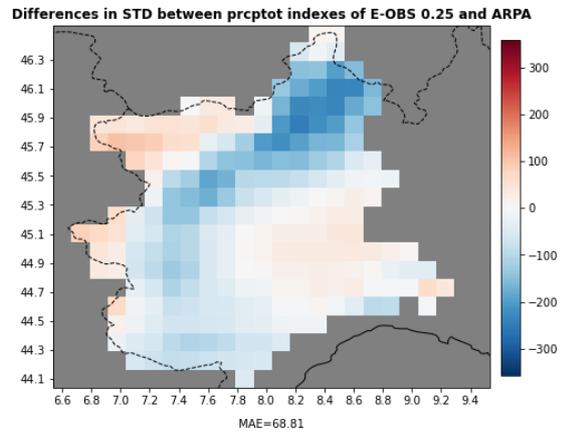
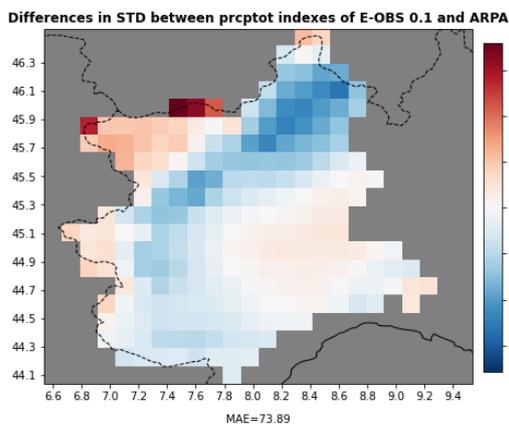


Figura 175: mappa della differenza della deviazione standard su 65 anni dell'indice PRCPOT tra E-OBS 0.1 e E-OBS 0.25 e ARPA con i relativi valori di MAE

Bibliografia

- [1] R. Y. N. B. Y. Kuwayama, «Groundwater Scarcity: Management Approaches and Recent Innovations,» *Competition for Water Resources*, pp. 332-350, 2017.
- [2] M. C. Maria Antonia Brovelli, «APPROCCIO OPEN SOURCE ALLA MODELLAZIONE,» 2006.
- [3] F. L. Ogden, 2021. [Online].
- [4] F. L. Ogden, *Encyclopedia of Geology*, Elsevier, 2021.
- [5] A. H. W. R. U. B. van Osnabrugge, «genRE: A Method to Extend Gridded Precipitation Climatology Data Sets in Near Real-Time for Hydrological Forecasting Purposes,» *water resources research*, 2017.
- [6] O. T. S. V. Raimonet, «Evaluation of Gridded Meteorological Datasets for Hydrological Modeling,» *Journal of Hydrometeorology*, pp. 3027, 3041 , 2017.
- [7] uni-Potsdam. [Online].
- [8] L. O. Melanie Raimonet, «Evaluation of Gridded Meteorological Datasets for Hydrological Modeling,» *Journal of Hydrometeorology*, pp. 3027-3041, 2017.
- [9] I. L. L. Bandhauer, «Evaluation of daily precipitation analyses in E-OBS (v19.0e) and ERA5 by comparison to regional high-resolution datasets in European regions,» 2021.
- [10] ARPA. [Online]. Available: <https://www.arpa.piemonte.it/rischinaturali/tematismi/clima/confronti-storici/dati/dati.html>.
- [11] [Online]. Available: <https://cds.climate.copernicus.eu/cdsapp#!/dataset/insitu-gridded-observations-europe%20?tab=overview>.
- [12] R. C. v. d. S. G. v. d. B. E. J. M. & J. P. D. Cornes, 2018. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1029/2017JD028200>.
- [13] E. v. d. Besselaar, «ecmwf,» 2021. [Online]. Available: <https://confluence.ecmwf.int/display/CKB/E-OBS+daily+gridded+observations+for+Europe+from+1950+to+present%3A+Product+user+guide>.
- [14] «Copernicus,» [Online]. Available: <https://cds.climate.copernicus.eu/cdsapp#!/dataset/insitu-gridded-observations-europe%20?tab=overview>.
- [15] A. M. G. K. T. G. v. d. S. P. D. J. E. J. M. van den Besselaar, 2012. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1029/2011JD016687>.
- [16] ECMWF, «European Centre for Medium-Range Weather Forecasts,» [Online]. Available: <https://www.ecmwf.int/en/about/media-centre/focus/2023/fact-sheet-reanalysis>.
- [17] ECA&D. [Online]. Available: <https://www.ecad.eu/dailydata/datadictionaryparticipants.php>.

- [18 «PYPL,» [Online]. Available: <https://pypl.github.io/PYPL.html>.
]
- [19 HDF. [Online]. Available: <https://www.hdfgroup.org/solutions/hdf5/>.
]
- [20 «matplotlib,» [Online]. Available: <https://matplotlib.org/>.
]
- [21 SciPy. [Online]. Available:
] <https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.interpolate.RegularGridInterpolator.html>.
- [22 F. o. o. m. a. c. meteoswiss. [Online]. Available: <https://www.meteoswiss.admin.ch/weather/weather-and-climate-from-a-to-z/temperature/decreases-in-temperature-with-altitude.html>.
]
- [23 M. H. M. N. P. D. J. Nynke Hofstra, 4 11 2009. [Online]. Available:
] <https://doi.org/10.1029/2009JD011799>.
- [24 WCRP, «World climate research programme,» [Online]. Available: <https://www.wcrp-climate.org/etccdi>.
]
- [25 is-enes, «infrastructure for the european network for earth system modelling,» [Online]. Available:
] <https://www.climate4impact.eu/c4i-frontend/>.
- [26 ECMWF, «CORDEX: Regional climate projections,» [Online]. Available:
] <https://confluence.ecmwf.int/display/CKB/CORDEX%3A+Regional+climate+projections>.
- [27 P. Berg, «Operational Service for the Water Sector,» [Online]. Available:
] https://climate.copernicus.eu/sites/default/files/2021-03/C3SWebinar3_PeterBerg.pdf.
- [28 V. D. Mascaro, «Evaluation of Precipitation from EURO-CORDEX Regional Climate Simulations in a Small-Scale Mediterranean Site,» *Journal of Geophysical research*, 2018.
]
- [29 ECMWF, «ECMWF,» [Online]. Available: <https://www.ecmwf.int/en/about/media-centre/focus/2023/fact-sheet-reanalysis>.
]
- [30 NCAR, «<https://climatedataguide.ucar.edu/climate-data/atmospheric-reanalysis-overview-comparison-tables>,» [Online]. Available: <https://climatedataguide.ucar.edu/climate-data/atmospheric-reanalysis-overview-comparison-tables>.
]
- [31 R. E. AL., «A Comparison of Moderate and Extreme ERA-5 Daily Precipitation With Two Observational Data Sets,» 2021.
]
- [32 N. Hofstra e M. Haylock, «Testing E-OBS European high-resolution gridded,» 2009.
]
- [33 «noinefoe,» [Online].
]
- [35 «<https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.interpolate.RegularGridInterpolator.html>,» [Online].
]

