Allegato 02

DOWNSCALING DI PROIEZIONI CLIMATICHE A SCALA LOCALE PER IL TERRITORIO DELLA PROVINCIA DI TRENTO AL 2030

AUTORI | **Ing. Lavinia Laiti**, **Ing. Lorenzo Giovannini**, **prof. Dino Zardi**

UNIVERSITÀ DI TRENTO

UNIVERSITÀ
DI TRENTO
Dipartimento di
Ingegneria Civile, Ambientale e Meccanica

A.1. - SUPPORTO SCIENTIFICO ALLA PREDISPOSIZIONE DEL PIANO ENERGETICO AMBIENTALE PROVINCIALE 2021-2030

A.1.3 - Downscaling di proiezioni climatiche a scala locale per il territorio della Provincia di Trento al 2030: Variazioni di temperatura e indici di riscaldamento e di raffrescamento per la valutazione dei consumi energetici degli edifici

ing. Lavinia Laiti (lavinia.laiti@unitn.it – lavinia.laiti@eurac.edu)

ing. Lorenzo Giovannini (lorenzo.giovannini@unitn.it)

prof. Dino Zardi (dino.zardi@unitn.it)

Dicembre 2020

Questo studio è stato finanziato dalla Provincia autonoma di Trento.

We acknowledge the World Climate Research Programme’s Working Group on Regional Climate, and the Working Group on Coupled Modelling, former coordinating body of CORDEX and responsible panel for CMIP5. We also thank the climate modelling groups (listed in Section 5.1 of this report) for producing and making available their model output. We also acknowledge the Earth SystemGrid Federation infrastructure an international effort led by the U.S. Department of Energy's Program for Climate Model Diagnosis and Intercomparison, the European Network for Earth System Modelling and other partners in the Global Organisation for Earth System Science Portals (GO-ESSP).

Sommario

1. Introduzione 5
2. Definizioni e concetti 7
2.1 Gradi giorno di riscaldamento e di raffrescamento 7
2.2 Anno meteorologico tipico 8
2.3 Modelli climatici e proiezioni climatiche 9
3. Valutazione degli impatti del cambiamento climatico sui consumi energetici degli edifici 11
3.1 *Downscaling* dei modelli climatici 11
3.2 Metodi di downscaling per la valutazione dei consumi energetici futuri degli edifici 13
3.3 Selezione del metodo di downscaling per la Provincia di Trento 15
4. Analisi delle serie storiche di temperatura e radiazione per il territorio provinciale 17
4.1 Selezione delle stazioni meteorologiche per l'analisi 17
4.2 L'analisi statistica delle serie storiche selezionate 19
4.3 Sintesi dei risultati dell'analisi delle serie storiche 20
4.3.1 Tendenze osservate per le medie mensili di temperatura 20
4.3.2 Tendenze osservate per le medie mensili di radiazione 22
4.3.3 Tendenze osservate per i gradi giorno 23
4.3.4 Tendenze osservate per gli indici di cambiamento climatico 26
5. Analisi dei modelli climatici e delle proiezioni di temperatura 28
5.1 Selezione di un ensemble di modelli climatici 28
5.2 Analisi delle proiezioni climatiche di temperatura 29
5.3 Risultati dell'analisi delle proiezioni climatiche 30
5.3.1 Panoramica dei risultati 30
5.3.2 Risultati in termini di trend lineari di variazione 31
5.3.3 Risultati in termini di incrementi di temperatura per gli anni orizzonte 35
6. Applicazione del morphing e risultati 40
6.1 Applicazione del morphing a TRY e ERY 40
6.2 Evoluzione dei gradi giorno calcolati sulla base dei TRY futuri 42
7. Conclusioni 48
7.1 Sintesi delle attività svolte 48
7.2 Sintesi dei risultati ottenuti 49
7.3 Potenziali sviluppi futuri 50
8. Bibliografia 52
Siti web 52
Pubblicazioni 53

Allegato 1: Analisi della letteratura scientifica relativa ai metodi di downscaling delle proiezioni climatiche per la valutazione della domanda energetica degli edifici per il riscaldamento e il raffrescamento (versione completa in lingua inglese) 57

Allegato 2: Analisi delle serie storiche di temperatura e radiazione. Schede delle stazioni.....58

Indice delle figure

Figura 1.Modelli climatici di circolazione generale (GCM) e modelli climatici regionali (RCM) (fonte: www.cmcc.it). 12
Figura 2. Localizzazione delle stazioni meteorologiche selezionate per l'analisi dei dati storici per la Provincia Autonoma di Trento (fonte: Google Maps). 17
Figura 3. Box plot dei valori dei coefficienti di pendenza dei trend lineari di temperatura media mensile aggregati su base mensile. Ogni box rappresenta i coefficienti stimati per le 11 stazioni analizzate. 21
Figura 4. Box plot dei valori dei coefficienti di pendenza dei trend lineari di radiazione giornaliera media mensile. Ogni box rappresenta i coefficienti stimati per le 11 stazioni analizzate. 22
Figura 5. Serie storiche di HDD per l'unica stazione della fascia altimetrica 0-100m m.s.l. (Arco) e relativo trend lineare stimato. 23
Figura 6. Serie storiche di HDD per le stazioni della fascia altimetrica 100-300 m m.s.l. (in blu la stazione di Rovereto FEM, in rosso la stazione di Rovereto Meteotrentino, in magenta la stazione di Trento Sud, in verde la stazione di San Michele all'Adige, in nero la stazione di Molino Vittoria) e relativi trend lineari stimati. 24
Figura 7. Serie storiche di HDD per le stazioni della fascia altimetrica 300-500 m m.s.l. (in rosso la stazione di Storo e in nero la stazione di Telve) e relativi trend lineari stimati. 24
Figura 8. Serie storiche di HDD per le stazioni della fascia altimetrica 500-700 m m.s.l. (in rosso la stazione di Cles, in nero la stazione di Cavedine, in blu la stazione di Cembra) e relativi trend lineari stimati. 25
Figura 9. Andamento storico degli indici ETCCDI per le stazioni di Cles (in rosso), Cembra (in blu) e Cavedine (in nero). FD: numero di giorni di gelo, ID: numero di giorni di ghiaccio, SU: numero di giorni estivi, TR: numero di notti tropicali. 27
Figura 10. Serie temporale delle temperature medie mensili previste dai quattro diversi modelli GCM considerati (sono stati mediati i risultati per i quattro membri di ensemble che utilizzano ogni singolo GCM). Ogni colore corrisponde a un diverso GCM: CNRM-CM5 (nero), EC-EARTH (blu), MPI-ESM-LR (magenta) e HadGEM2-ES (verde).....32
Figura 11. Serie temporale delle temperature medie mensili previste dai due scenari emissivi considerati (sono stati mediati i risultati per gli otto membri di ensemble che utilizzano il singolo RCP: in blu RCP4.5 e in nero RCP8.5). 33
Figura 12. Trend lineari stimati per le temperature medie mensili per il periodo 1981-2070: per ogni stazione i pallini neri rappresentano i 16 valori stimati del coefficiente di pendenza per ogni membro dell'ensemble, la linea tratteggiata ne indica la media, le linee continue rappresentano il limite inferiore (valore minimo tra i 16 stimati) e superiore (valore massimo tra i 16 stimati) degli intervalli di confidenza al 95% associati a questi coefficienti. 34
Figura 13. Confronto tra i coefficienti angolari dei trend stimati sulla base dei dati storici disponibili e sulla base dei risultati dell'analisi dei modelli climatici per i soli anni nei quali sono disponibili i dati storici. In nero i valori dei coefficienti per i 16 membri di ensemble (pallini), la media di tali valori (linea tratteggiata), i limiti superiore e inferiore degli intervalli di confidenza associati (linee continue). In blu i valori dei coefficienti stimati a partire dalle osservazioni storiche (pallini) e gli intervalli di confidenza associati (linee continue). 36
Figura 14. ΔT mensile medio (pallini), minimo e massimo (linee tratteggiate) di ensemble per gli anni orizzonte 2030 e 2050 (calcolato rispetto all'anno di riferimento del PEAP, 2016) per ciascuna stazione; in blu ΔT_{2030}, in nero ΔT_{2050}. 39

Figura 15. Esempio di risultati finali del downscaling per la stazione di Cembra per l'anno 2050. In blu il TRY originale (ottenuto dall'analisi dei dati storici e riferito all'anno centrale della serie), in rosso i quattro TRY futuri ottenuti grazie all'applicazione del metodo di morphing.....41

Indice delle tabelle

Tabella 1. Stazioni selezionate per l'analisi dei dati storici e caratteristiche principali. 18
Tabella 2. Definizione dei membri dell'ensemble di modelli climatici utilizzato, in funzione della catena modellistica adottata per ciascuno di essi all'interno del consorzio EURO-CORDEX. 28
Tabella 3. Valori mensili minimi, medi e massimi di ensemble per ΔT_{2030} (valori mediati sulle 11 stazioni di analisi). 38
Tabella 4. Valori mensili minimi, medi e massimi di ensemble per ΔT_{2050} (valori mediati sulle 11 stazioni di analisi). 38
Tabella 5. HDD per ciascuna stazione analizzata per il rispettivo anno base (calcolati grazie all'analisi dei dati storici). 42
Tabella 6. HDD stimati per l'anno 2016 per ciascuna stazione analizzata (calcolati sulla base dei TRY futuri). 42
Tabella 7. HDD stimati per l'anno 2030 per ciascuna stazione analizzata (calcolati sulla base dei TRY futuri). 42
Tabella 8. HDD stimati per l'anno 2050 per ciascuna stazione analizzata (calcolati sulla base dei TRY futuri). 43
Tabella 9. CDD per ciascuna stazione analizzata per il rispettivo anno base (calcolati grazie all'analisi dei dati storici). 43
Tabella 10. CDD stimati per l'anno 2016 per ciascuna stazione analizzata (calcolati sulla base dei TRY futuri). 43
Tabella 11. CDD stimati per l'anno 2030 per ciascuna stazione analizzata (calcolati sulla base dei TRY futuri). 43
Tabella 12. CDD stimati per l'anno 2050 per ciascuna stazione analizzata (calcolati sulla base dei TRY futuri). 44
Tabella 13. Trend di variazione di HDD per ciascuna stazione tra l'anno base delle serie e l'anno 2016. 44
Tabella 14. Trend di variazione di HDD per ciascuna stazione tra l'anno base delle serie e l'anno 2030. 45
Tabella 15. Trend di variazione di HDD per ciascuna stazione tra l'anno base delle serie e l'anno 2050. 45
Tabella 16. Trend di variazione di CDD per ciascuna stazione tra l'anno base delle serie e l'anno 2016.....46
Tabella 17. Trend di variazione di CDD per ciascuna stazione tra l'anno base delle serie e l'anno 2030.....46
Tabella 18. Trend di variazione di CDD per ciascuna stazione tra l'anno base delle serie e l'anno 2050.....46

1. Introduzione

La presente relazione contiene i risultati dello studio condotto dal Dipartimento di Ingegneria Civile, Ambientale e Meccanica dell'Università di Trento, per incarico dell'Agenzia Provinciale per le Risorse Idriche e l'Energia (APRIE) della Provincia Autonoma di Trento (PAT), finalizzato alla determinazione delle tendenze nelle variabili climatologiche più rilevanti a supporto delle valutazioni necessarie per la redazione del Piano Energetico Ambientale Provinciale (PEAP). In particolare, ai fini della valutazione dei consumi energetici futuri richiesti dal riscaldamento e dal raffrescamento degli edifici presenti nel territorio della Provincia autonoma di Trento, si è ritenuto necessario approfondire l'impatto che avranno su di essi i cambiamenti climatici legati al fenomeno del riscaldamento globale indotto dalle emissioni antropogeniche di gas serra (Allen et al. 2018). Infatti, le prestazioni energetiche degli edifici sono fortemente influenzate dalle condizioni ambientali esterne, in primo luogo meteo-climatiche (D'Amico et al. 2019).

Per il presente studio si è condotta anzitutto un'approfondita rassegna della letteratura scientifica nel settore, al fine di determinare lo stato dell'arte più aggiornato, sia per quanto riguarda i valori più accreditati delle variazioni climatologiche in atto e previste nel contesto territoriale in esame, sia per quanto riguarda i metodi e i modelli più appropriati per le elaborazioni da effettuare specificamente per questo studio.

Si è quindi elaborata un'analisi climatologica di misure di temperatura dell'aria e radiazione solare rilevate da stazioni meteorologiche distribuite sul territorio provinciale, rappresentative di diverse fasce altitudinali. L'analisi ha consentito di determinare i parametri meteo-climatici rappresentativi per lo studio degli impatti di interesse e per investigare le tendenze climatiche locali osservate negli ultimi decenni.

Si è infine effettuato un downscaling sul territorio provinciale di proiezioni dell'evoluzione del clima al 2030, ottenute mediante modelli climatici a scala globale e regionale, opportunamente selezionati, al fine di produrre valutazioni quantitative degli effetti del cambiamento climatico a scala locale sulla temperatura dell'aria e sugli indici climatici utilizzati per stimare il consumo energetico per il riscaldamento e il raffrescamento degli edifici. Il processo di "downscaling" delle proiezioni climatiche consiste nell'applicazione di metodi di analisi per ricondurre le proiezioni climatiche disponibili a scala globale o regionale alla scala spaziale locale di interesse, ossia incrementarne la risoluzione spaziale. Il downscaling può essere applicato anche alle scale temporali, per passare da scale temporali annuali, stagionali o mensili (alle quali sono tipicamente

disponibili le proiezioni climatiche) a scale temporali minori, ad esempio la scala giornaliera o oraria. Per l'analisi degli impatti dei cambiamenti climatici sui consumi energetici degli edifici (ma anche su altri fenomeni, come quelli idrologici ad esempio) è infatti necessario disporre di dati meteo-climatici futuri caratterizzati da scale spaziali e temporali adeguate a quelle dei processi oggetto di studio. Un insieme di modelli climatici globali e regionali, implementati nell'ambito di progetti di ricerca coordinati a livello internazionale, ha permesso l'analisi delle proiezioni di temperatura e dell'incertezza associata al 2016 (anno base del PEAP; si noti che le proiezioni climatiche considerate in questo studio partono ufficialmente dall'anno 2006), al 2030 (anno orizzonte del PEAP) e al 2050. L'applicazione del metodo di downscaling ha infine condotto alla valutazione dei valori futuri dei parametri climatici di interesse alla scala spaziale e temporale adeguata.

La presente relazione è organizzata in questo modo:

- Il Cap. 2 presenta sinteticamente i parametri meteo-climatici di interesse per lo studio e i concetti generali fondamentali relativi a modelli e proiezioni climatiche;
- I metodi di downscaling proposti in letteratura scientifica per valutare gli impatti del cambiamento climatico sui consumi energetici degli edifici e il metodo selezionato per il presente caso studio sono illustrati dal Cap. 3;
- L'analisi dei dati storici forniti dalle stazioni meteorologiche provinciali, in termini di metodi e risultati ottenuti, è affrontata dal Cap. 4;
- Il Cap. 5 descrive l'ensemble di modelli climatici regionali selezionato per lo studio, ne analizza le tendenze climatiche per l'area di interesse e riporta i parametri che ne sono stati estratti per l'applicazione del metodo di downscaling a scala locale;
- I risultati definitivi del downscaling, ossia le proiezioni future dei parametri meteo-climatici di interesse, costituiscono il focus del Cap. 6;
- Il Cap. 7 riassume brevemente lo studio effettuato e riporta le considerazioni conclusive.

2. Definizioni e concetti

2.1 Gradi giorno di riscaldamento e di raffrescamento

Tra i parametri meteo-climatici utilizzati per la stima o la modellazione dei consumi energetici degli edifici per riscaldamento e raffrescamento, ai fini della progettazione o della pianificazione, i "gradi giorno" sono tra i più semplici e largamente utilizzati. Tale parametro quantifica le deviazioni cumulate (positive o negative) delle temperature esterne registrate rispetto a una temperatura di riferimento (rappresentativa della temperatura interna degli edifici), durante un periodo di riferimento di durata annuale. Per il periodo di riscaldamento i *gradi giorno di riscaldamento* (*Heating Degree Days – HDDs*) sono calcolati come misura di quanto e quanto a lungo la temperatura esterna è inferiore alla temperatura base, al di sotto della quale l'edificio ha bisogno di riscaldamento. Al contrario, i *gradi giorno di raffrescamento* (*Cooling Degree Days – CDDs*) si riferiscono alle situazioni nelle quali l'edificio necessita di raffrescamento, cioè quando la temperatura esterna è superiore ad una definita temperatura base. Il calcolo dei gradi giorno richiede la valutazione dell'integrale nel tempo della curva della temperatura dell'aria esterna troncata sopra (per gli HDD) o sotto (per i CDD) la temperatura base di riferimento. In letteratura sono numerosi i metodi utilizzati per tale calcolo, con diversa accuratezza dei risultati in funzione dei dati disponibili (De Rosa et al. 2015).

La formulazione più precisa è quella basata sulle osservazioni orarie di temperatura (riportata anche nella norma UNI 10349:2016 di riferimento), definita come integrale delle medie giornaliere delle differenze di temperatura orarie, ossia come somma delle differenze di temperatura orarie divisa per un fattore pari a 24, considerando solo le differenze positive per gli HDD e quelle negative per i CDD. Per gli HDD ad esempio:

$$se\ (T_b - T_{oj}) > 0\ \ dd = \frac{\sum_{j=1}^{24}(T_b - T_{oj})}{24}$$

dove *dd* sono i gradi giorno per il singolo giorno dell'anno, T_b la temperatura base, T_{oj} la temperatura esterna dell'ora j-esima. In Italia la temperatura base per il riscaldamento è tipicamente adottata pari a 18°C e l'integrale è applicato sul periodo di riscaldamento definito per legge (15 ottobre – 14 aprile per la zona climatica E; DPR 412/1993, UNI 10349:2016). Per il raffrescamento non c'è una temperatura base convenzionalmente definita. In questo studio, è stata usata la temperatura di 22°C e si sono considerati i giorni compresi tra 15 aprile e 14 ottobre.

2.2 Anno meteorologico tipico

Un altro parametro meteo-climatico ampiamente utilizzato per quantificare la domanda energetica degli edifici è l'*anno meteorologico tipico* (*Typical Meteorological Year – TMY*, o *Test Reference Year - TRY*). Si tratta di una sequenza annuale sintetica di osservazioni meteorologiche orarie relative a una specifica stazione meteorologica, selezionate da una serie storica di lunghezza sufficiente per essere rappresentativa del clima locale (idealmente 30 anni). Per ogni mese dell'anno viene selezionato il singolo mese che mostra la distribuzione statistica più simile a quella di lungo termine. I dodici mesi così selezionati, potenzialmente appartenenti ad anni differenti, sono infine concatenati per formare il TRY (Berardi e Jafarpur 2020). Per selezionare gli anni più rappresentativi per ogni mese viene normalmente applicata la statistica di Finkelstein-Schafer (Finkelstein and Schafer, 1971).

Differenti tipologie di TRY per diverse applicazioni possono essere prodotte a seconda del set di variabili meteorologiche considerate, alle quali sono applicati diversi pesi nella procedura di selezione dei mesi rappresentativi in base alla statistica di Finkelstein-Schafer. I TRY sono utilizzati come dati in ingresso nelle simulazioni dinamiche delle prestazioni termiche e dei consumi energetici degli edifici, della produzione di energia da fonti rinnovabili (e.g. installazioni fotovoltaiche o eoliche), dei processi di inquinamento atmosferico, etc. In questo studio i TRY sono calcolati sulla base di serie storiche di temperatura e radiazione solare, assegnando peso uguale alle due variabili. Va sottolineato che, per definizione, i TRY sono rappresentativi delle condizioni caratteristiche, ma non delle condizioni estreme, pertanto non sono utili ai fini della valutazione dei consumi in condizioni critiche. Allo stesso modo, HDD e CDD calcolati a partire dai TRY sono rappresentativi del clima caratteristico o medio (D'Amico et al. 2019).

Per la valutazione dei consumi in condizioni climatiche estreme (intese come condizioni di temperatura elevata) sono invece stati elaborati e utilizzati i cosiddetti Extreme Reference Years (ERY; Pernigotto et al. 2020), che si basano sulla selezione degli anni "meno caratteristici" (cioè con le prestazioni peggiori in termini di statistica di Finkelstein-Schafer) per ogni mese dell'anno, la cui temperatura media sia maggiore della temperatura media sull'intero periodo di analisi (cioè applicando il criterio che siano più caldi rispetto alla media di lungo periodo).

2.3 Modelli climatici e proiezioni climatiche

Gradi giorno e anni meteorologici tipici sono normalmente calcolabili e disponibili solo per periodi storici (cioè passati) e per località geografiche nelle quali sono operative stazioni meteorologiche in grado di fornire dati di buona qualità. Ciononostante, non sempre questi sono sufficienti a caratterizzare compiutamente l'area di interesse, e soprattutto non forniscono alcuna informazione circa le condizioni climatiche future, specialmente nel presente contesto che vede in corso cambiamenti climatici a scala globale. Per ottenere una ragionevole stima dei valori futuri dei parametri meteo-climatici, che riflettano l'evoluzione attesa, è necessario ricorrere a proiezioni climatiche quantitative fornite dai *modelli climatici di circolazione generale* (*General Circulation Models - GCMs*). Essi simulano l'evoluzione temporale del sistema atmosfera-oceano, e di altre componenti del sistema climatico (ad es. vegetazione, suolo, criosfera, etc.). I GCM forniscono tipicamente output su scale spaziali dell'ordine dei 100 km e a risoluzione temporale mensile (www.ipcc.ch, Evans et al. 2012, Jalota et al. 2018).

Le simulazioni del clima futuro dei GCM sono alimentate dai cosiddetti scenari di emissione, ossia scenari futuri di emissioni antropogeniche di gas serra, determinati sulla base delle evoluzioni socioeconomiche e tecnologiche. Attualmente gli scenari standard adottati nella maggior parte degli studi scientifici sono i quattro *Percorsi Rappresentativi delle Concentrazioni* (*Representative Concentration Pathways - RCPs*), definiti dalla *Commissione Intergovernativa sui Cambiamenti Climatici* (*Intergovernmental Panel on Climate Change - IPCC*)[1] nel 2014, in riferimento alle forzanti radiative indotte dalle concentrazioni di gas serra nell'anno 2100 rispetto ai valori preindustriali (Pachauri et al. 2014): RCP 2.6, RCP4.5, RCP6.0 e RCP 8.5. Lo scenario RCP2.6 è uno scenario di mitigazione nel quale l'aumento delle temperature globali resta inferiore a 2°C, grazie a una diminuzione delle emissioni intorno alla metà del secolo. RCP4.5 e RCP6.0 sono

[1] La *Commissione Intergovernativa su Cambiamenti Climatici* (*Intergovernmental Panel on Climate Change - IPCC*) è il principale organismo internazionale per la valutazione dei cambiamenti climatici. È stata istituita nel 1988 dall'*Organizzazione Mondiale della Meteorologia (World Meteorological Organization - WMO*) e dallo *United Nations Environment Programme* (*UNEP*) allo scopo di fornire al mondo una visione chiara e scientificamente fondata dello stato attuale delle conoscenze sui cambiamenti climatici e sui loro potenziali impatti ambientali e socioeconomici. L'IPCC esamina e valuta le più recenti informazioni scientifiche, tecniche e socioeconomiche prodotte in tutto il mondo, e importanti per la comprensione dei cambiamenti climatici.

scenari intermedi caratterizzati dalla stabilizzazione delle emissioni poco dopo il 2050. RCP8.5 è lo scenario peggiore, caratterizzato da emissioni in continuo aumento fino al 2100.

L'incertezza delle proiezioni climatiche deriva da diversi fattori: l'incertezza degli scenari di emissione, l'incertezza intrinseca dei modelli climatici (che dipende dalle impostazioni e dalle parametrizzazioni implementate nel singolo modello), l'incertezza associata alla variabilità interna del sistema climatico, l'incertezza delle osservazioni utilizzate per validare i modelli climatici, e altri. Per considerare almeno parzialmente l'incertezza associata ai diversi modelli, spesso si utilizzano ensemble di simulazioni climatiche (cioè insiemi di più simulazioni) ottenute da GCM implementati da diverse istituzioni di ricerca, e non i risultati deterministici di singoli modelli, calcolando il segnale medio di ensemble, ma anche il range di variabilità dei parametri di interesse (www.ipcc.ch, Evans et al. 2012, Jalota et al. 2018).

3. Valutazione degli impatti del cambiamento climatico sui consumi energetici degli edifici

Per ragioni di brevità viene qui riportata solo una sintesi di risultati selezionati del lavoro di rassegna della letteratura scientifica svolto. L'analisi completa e i riferimenti di letteratura sono interamente disponibili in lingua inglese nell'Allegato 1.

3.1 *Downscaling* dei modelli climatici

I GCM devono risolvere le equazioni necessarie a riprodurre tutti i processi (fisici, chimici, biologici, …) che controllano l'evoluzione delle variabili climatiche su tutto il pianeta e su periodi rappresentativi del clima, ovvero di alcuni decenni. I valori delle variabili vengono valutati in corrispondenza di un insieme di punti, opportunamente distanziati fra loro, che costituiscono i nodi di griglie che ricoprono l'intero pianeta (Fig. 1). L'evoluzione delle variabili climatiche in ciascuno di questi nodi viene valutata simulando iterativamente l'avanzamento nel tempo per passi temporali discreti, dove ad ogni iterazione si valuta l'avanzamento del valore di ciascuna variabile al passo temporale successivo ad ogni nodo. Data la numerosità delle variabili da valutare, e delle equazioni da risolvere, anche utilizzando i calcolatori più potenti non è possibile ottenere in tempi ragionevoli i risultati delle elaborazioni di tutte le variabili su tutto il pianeta con qualsivoglia risoluzione spazio-temporale. Inoltre, data la mole di dati prodotti, spesso i risultati di dei GCM sono forniti agli utenti con risoluzioni spaziali e temporali troppo basse per risolvere adeguatamente i processi climatici a scala locale (passi di griglia dell'ordine del centinaio di chilometri e risoluzione spaziale anche mensile). Di conseguenza non è possibile applicare direttamente i loro risultati negli studi di impatto dei cambiamenti climatici a scale locale. In particolare, la valutazione dei consumi energetici degli edifici richiede dati e parametri meteorologici con risoluzione oraria o giornaliera, specificamente rappresentativi del sito di interesse locale. Per raggiungere questo scopo, si applicano metodi cosiddetti di *downscaling* ai risultati dei modelli GCM, per raffinarne il dettaglio spaziale e temporale.

In climatologia possono essere utilizzati diversi metodi di downscaling, che si distinguono in generale tra metodi di *downscaling dinamico* e di *dowscaling statistico (o empirico)*. Il primo approccio si serve di *Modelli Climatici Regionali* (*Regional Climate Models - RCMs*), cioè modelli climatici applicati su domini spaziali limitati a singole regioni del pianeta. Grazie all'estensione limitata dei domini spaziali, questi modelli possono simulare i processi fisici su griglie molto più fitte rispetto ai GCM.

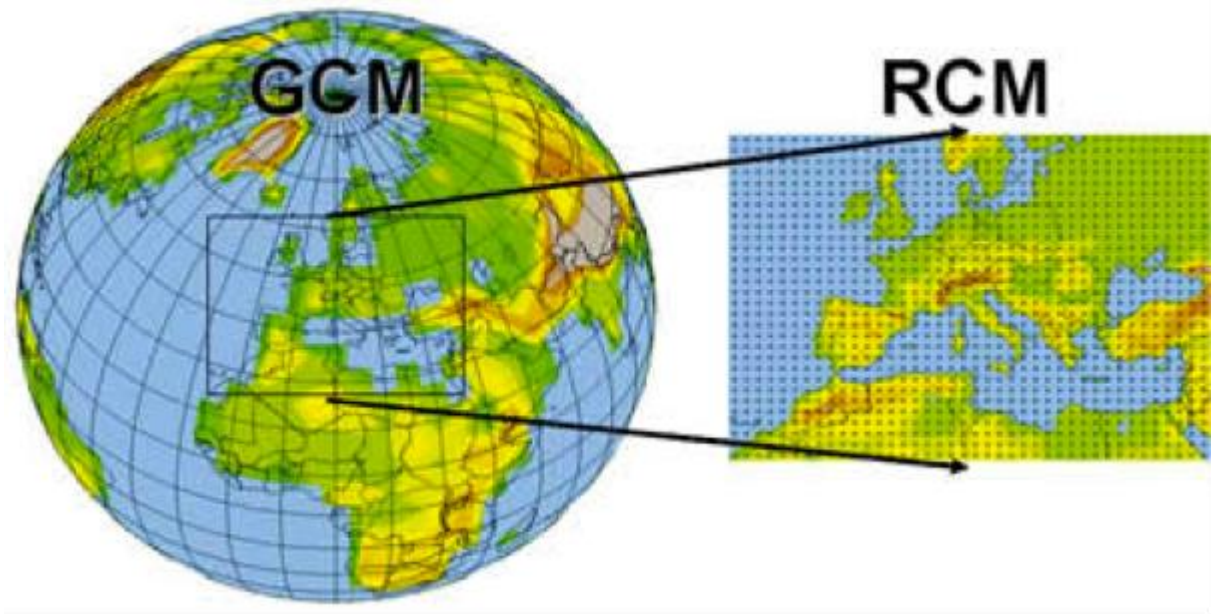


Figura 1.Modelli climatici di circolazione generale (GCM) e modelli climatici regionali (RCM) (fonte: www.cmcc.it).

I GCM forniscono le condizioni al contorno necessarie per gli RCM, che sono implementati attraverso uno o più domini di simulazione annidati a risoluzioni crescenti (Fig. 1). Il downscaling statistico o empirico si basa invece su osservazioni meteo-climatiche storiche, raccolte a scala locale, e consiste nel determinare relazioni empiriche tra queste osservazioni locali (predittandi) e le variabili simulate a grande scala dai GCM (predittori). Queste relazioni sono poi usate per mappare a più alta risoluzione le variabili di interesse, anche laddove le osservazioni storiche non sono disponibili. Una grande varietà di metodi statistici viene definita e applicata in letteratura (www.ipcc.ch, Evans et al. 2012, Jalota et al. 2018). Si noti che, in termini di risorse computazionali richieste, il secondo approccio è molto meno oneroso rispetto al primo. Tuttavia, il downscaling statistico non assicura la consistenza meteorologica delle variabili analizzate, al contrario del downscaling dinamico. I due approcci possono anche essere combinati, utilizzando un metodo ibrido nel quale il downscaling statistico è applicato ai risultati dei modelli RCM.

La letteratura scientifica ha dimostrato il valore aggiunto dei metodi di downscaling dinamico nel simulare il clima in regioni caratterizzate da topografia complessa e nel riprodurre fenomeni meteo-climatici di meso-scala ed estremi, in particolare per quanto riguarda i fenomeni di precipitazione (Prein et al. 2015). Nell'utilizzo degli output degli RCM negli studi di impatto una fonte di errore considerevole è però legata alle deviazioni sistematiche (*bias*) che li affliggono, così come possono affliggere anche i GCM che li alimentano. I *bias* possono essere causati dalle

impostazioni dei modelli, dalle condizioni al contorno imperfette, dalla discretizzazione nel tempo e nello spazio, o da una serie di altri fattori: si veda Christensen et al. (2008), Teutschbein and Seibert (2010). Proprio perché si tratta di problemi noti, in letteratura sono stati introdotti molti metodi per la correzione dei *bias* dei modelli nella valutazione delle diverse variabili, come la precipitazione e la temperatura (vedi ad es. Teutschbein and Seibert, 2012).

Come per i GCM, anche a ogni metodo di downscaling e alle sue impostazioni è associata un'incertezza intrinseca, che si aggiunge alle componenti di incertezza precedentemente citate. Come si è visto nel paragrafo 2.3, un metodo per considerare queste incertezze è l'utilizzo di un approccio di ensemble. Per questo motivo, negli ultimi decenni la comunità scientifica ha intrapreso sforzi coordinati crescenti per realizzare ensembles di proiezioni climatiche ottenute tramite diverse catene modellistiche di GCM e RCM. Si vedano ad esempio i progetti PRUDENCE (Christensen and Christensen, 2007), ENSEMBLES (Van der Linden and Mitchell 2009) e gli esperimenti del consorzio CORDEX, in particolare EURO-CORDEX (Jacob et al. 2014).

3.2 Metodi di downscaling per la valutazione dei consumi energetici futuri degli edifici

Nel contesto della previsione della domanda energetica futura per il riscaldamento e il raffrescamento degli edifici Belcher et al. (2005) e Guan (2009) identificano diverse categorie di metodi di downscaling allo stato dell'arte per ottenere dati meteorologici futuri, i più interessanti dei quali sono i seguenti:

- downscaling dinamico tramite RCM
- costruzione di serie meteorologiche sintetiche future tramite applicazione di "stochastic weather generators" (generatori stocastici di dati meteorologici) sulla base di serie di dati storici e risultati dei GCM (downscaling statistico)
- aggiustamento di serie di misure meteorologiche storiche o attuali sulla base dei risultati delle proiezioni climatiche di GCM con il metodo del "morphing" (downscaling statistico).

In Moazami et al. (2019) sono citati anche i metodi ibridi, che combinano più approcci.

Tra i metodi con maggior numero di applicazioni in letteratura spicca il morphing per la produzione di TRY futuri. Gli algoritmi utilizzati per il morphing consentono di considerare i cambiamenti medi delle condizioni climatiche preservando sequenze realistiche di dati meteorologici (Belcher et al. 2005): si calcolano le medie mensili delle variabili meteorologiche

di interesse simulate da GCM e i relativi cambiamenti (idealmente sulla base di periodi di riferimento di almeno 30 anni) per l'area di interesse. Sulla base di questi risultati si possono applicare tre operazioni generiche alle osservazioni orarie che costituiscono i TRY: 1) *shifting* (con l'aggiunta di un termine additivo), 2) stretching lineare in base a un fattore di scala, 3) *shifting* e stretching combinati. Il morphing presenta alcuni vantaggi pratici:

- il riferimento climatico (baseline), cioè il TRY rappresentativo delle condizioni climatiche presenti o passate, è affidabile in quanto costituito da osservazioni reali
- le condizioni meteo-climatiche locali sono riprodotte accuratamente
- le caratteristiche del ciclo diurno reale sono conservate
- la sequenza meteo-climatica futura conserva ragionevolmente la consistenza meteorologica
- TRY e risultati dei modelli climatici sono facilmente disponibili
- il metodo è poco dispendioso dal punto di vista computazionale.

Allo stesso tempo il morphing presenta alcune limitazioni: i dati futuri hanno le stesse caratteristiche e variabilità dei dati presenti (circostanza che potrebbe non essere veritiera, ad esempio, per la frequenza degli eventi estremi, per la quale si attende un aumento).

L'utilizzo di *weather generators* è anch'esso relativamente economico dal punto di vista computazionale (benché più costoso del morphing), ma richiede la disponibilità di dataset piuttosto estesi di osservazioni meteorologiche storiche di buona qualità (non sempre disponibili), per effettuare un training adeguato dello strumento (Herrera et al. 2017). Gli algoritmi consentono di produrre serie meteorologiche sintetiche con proprietà statistiche comparabili a quelle delle misurazioni storiche. Negli anni si sono sviluppati numerosissimi *weather generators* (si veda Allegato 1). Tra le limitazioni più significative di questo tipo di modelli vi è il fatto che essi possono non riprodurre in maniera corretta gli eventi estremi. Ciò accade quando le serie storiche utilizzate come "guida" per la statistica sono relativamente brevi, e contengono perciò un numero statisticamente inadeguato di tali eventi. Inoltre, poiché gli algoritmi utilizzati sono basati su criteri puramente statistici, e prescindono dalla fisica dei processi, i risultati possono non essere meteorologicamente consistenti per le diverse variabili. La natura stocastica del metodo richiede inoltre che grandi quantità di dati siano generati per ottenere risultati rappresentativi. Herrera et al. (2017) suggeriscono che l'approccio più affidabile sia accoppiare *weather generators* e proiezioni climatiche generate da RCMs.

Il downscaling dinamico è il metodo più oneroso dal punto di vista computazionale, e richiede un expertise specifico nella rappresentazione numerica dei processi fisici. Negli anni le simulazioni mediante RCM sono diventate sempre più comuni e diffuse, raggiungendo risoluzioni spaziali sempre maggiori. Attualmente griglie con passi dell'ordine di 10 km, o anche inferiori, sono diventate lo standard. Questo metodo presenta il vantaggio di produrre campi meteorologici realmente consistenti, poiché si basa su modelli numerici che tengono in considerazione i processi fisici e non semplicemente su serie di dati storici, e di risolvere correttamente processi legati alla topografia complessa. Così come per i *weather generators*, anche per i modelli RCM è necessario prendere in considerazione un numero di anni simulati sufficientemente ampio da risultare climatologicamente rappresentativo. Un approccio basato su un singolo anno simulato potrebbe produrre infatti risultati fuorvianti.

L'Allegato 1 riporta una collezione di studi di impatto che applicano i metodi descritti ed esamina i risultati ottenuti da questi lavori.

3.3 Selezione del metodo di downscaling per la Provincia di Trento

Una recente analisi di Moazami et al. (2019) ha preso in esame 111 articoli scientifici pubblicati dopo il 2001 che trattano la valutazione dell'impatto dei cambiamenti climatici sulla domanda energetica degli edifici. Quest'analisi ha rilevato che il 52% di tali studi utilizza metodi di downscaling statistico (tra i quali il più applicato è il morphing), il 13% metodi di downscaling dinamico, il 25% metodi ibridi, il 10% approcci basati sulle osservazioni storiche (quindi il 38% degli articoli utilizza i risultati prodotti da RCM).

L'applicazione preliminare di un *weather generator* (AWE-GEN; Fatichi et al. 2011; Ivanov et al. 2007) ai dati storici selezionati per l'area di studio (si veda Sez. 4) ha rivelato che tale strumento non è in grado di riprodurre cicli giornalieri realistici per le variabili di interesse, in particolare per la temperatura. Questo può essere ragionevolmente imputato al fatto che il modello (che, nonostante si basi principalmente sul training statistico, include alcune parametrizzazioni fisiche, in particolare per la radiazione solare) non è stato sviluppato per un contesto di terreno complesso, pertanto gli effetti dell'orografia complessa sulla radiazione e, di conseguenza, sulla temperatura potrebbero non essere riprodotti accuratamente. I modelli delle distribuzioni statistiche parametriche che il *weather generator* utilizza potrebbero inoltre non essere adeguate alle

distribuzioni osservate per i dati storici che si è cercato di riprodurre. Di conseguenza tale metodo di downscaling è stato scartato per il presente studio.

Alla luce dei risultati dell'analisi della letteratura scientifica e di quanto evidenziato sopra, il metodo di downscaling selezionato per lo studio dedicato alla Provincia di Trento consiste in un metodo ibrido che combina downscaling dinamico e morphing. Questo comporta la necessità di:

- effettuare la selezione e l'analisi di dati storici locali per costruire anni meteorologici caratteristici (TRY),
- analizzare i risultati di un ensemble di modelli RCM
- e applicare il morphing per ottenere i parametri meteo-climatici futuri.

4. Analisi delle serie storiche di temperatura e radiazione per il territorio provinciale

4.1 Selezione delle stazioni meteorologiche per l'analisi

Tra le diverse serie storiche di temperatura e radiazione solare virtualmente disponibili, se ne sono selezionate e analizzate 11, provenienti da stazioni meteorologiche rappresentative delle aree maggiormente abitate del territorio della Provincia autonoma di Trento e delle quote al di sotto dei 700 m s.l.m. Le stazioni appartengono alle reti osservative meteorologiche e agro-meteorologiche che supportano il monitoraggio meteo-climatologico del territorio provinciale, gestite da Meteotrentino (www.meteotrentino.it) e dalla Fondazione Edmund Mach - FEM (www.fmach.it). A queste si aggiunge la stazione installata dal 2002 presso il Molino Vittoria, in centro città a Trento, e gestita dal Gruppo di Fisica dell'Atmosfera dell'Università di Trento - APG UNITN (www.ing.unitn.it/~prometeo/home.htm). La dislocazione delle 11 stazioni selezionate è riportata in Fig. 2.

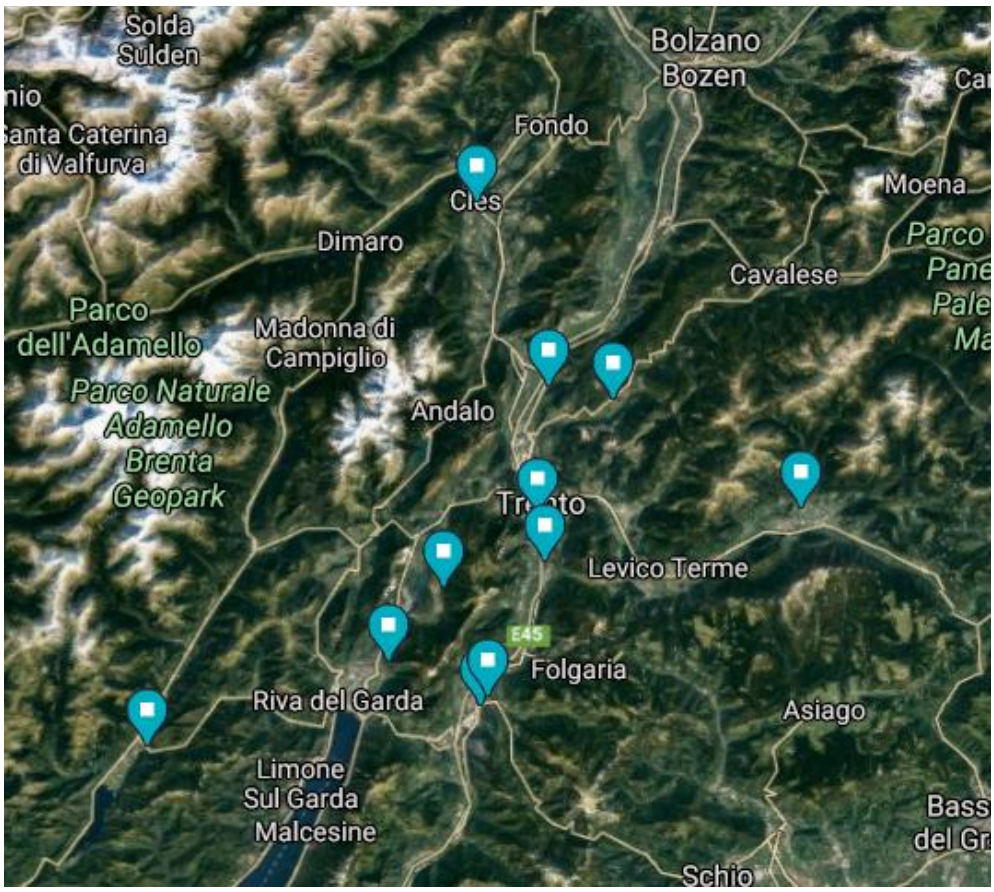


Figura 2. Localizzazione delle stazioni meteorologiche selezionate per l'analisi dei dati storici per la Provincia Autonoma di Trento (fonte: Google Maps).

Stazione	Ente gestore	Area geografica	Quota	Fascia altimetrica	Periodo analizzato
Arco	FEM	bassa Valle del Sarca e Alto Garda	83 m m.s.l.	< 100 m m.s.l.	1983-2019
Rovereto	FEM	Val Lagarina, città di Rovereto	171 m m.s.l.	100-300 m m.s.l.	1999-2019
Rovereto	Meteotrentino	Val Lagarina, città di Rovereto	203 m m.s.l.	100-300 m m.s.l.	1992-2019
Trento Sud	FEM	Valdadige a sud di Trento, città di Trento	185 m m.s.l.	100-300 m m.s.l.	1983-2019
S. Michele all'Adige	FEM	Valdadige a nord di Trento	205 m m.s.l.	100-300 m m.s.l.	1983-2019
Molino Vittoria	APG UNITN	città di Trento	224 m m.s.l.	100-300 m m.s.l.	2003-2019
Storo	FEM	Valle del Chiese	384 m m.s.l.	300-500 m m.s.l.	2003-2019
Telve	FEM	Valsugana	408 m m.s.l.	300-500 m m.s.l.	2003-2019
Cavedine	FEM	Valle dei Laghi	549 m m.s.l.	500-700 m m.s.l.	2002-2019
Cembra	Meteotrentino	Val di Cembra	652 m m.s.l.	500-700 m m.s.l.	1994-2019
Cles	FEM	Val di Non	652 m m.s.l.	500-700 m m.s.l.	1983-2019

Tabella 1. Stazioni selezionate per l'analisi dei dati storici e caratteristiche principali.

Per ciascuno dei due centri urbani principali (Trento e Rovereto) si sono selezionate due stazioni, mentre le rimanenti stazioni sono distribuite nelle valli principali del territorio provinciale. La scelta delle stazioni ha tenuto conto della loro rappresentatività in termini di posizione geografica e quota: in particolare, si sono individuate quattro fasce altitudinali di riferimento: sotto i 100 m s.l.m., 100-300 m s.l.m., 300-500 m s.l.m., 500-700 m s.l.m. (vedi Tab. 1) Come ulteriore criterio di individuazione si è valutata la disponibilità di serie di dati sufficientemente lunghe e continue da presentare una significativa valenza climatologica. Le raccomandazioni dell'Organizzazione Mondiale della Meteorologia suggeriscono idealmente 30 anni o più, un requisito difficilmente soddisfatto, specialmente per le serie di radiazione, che in Trentino risultano spesso più brevi. Altro importante criterio di selezione è l'omogeneità, ossia l'assenza di disomogeneità determinate da differenti condizioni di installazione, cambiamenti avvenuti nel tempo nei dintorni della stazione che ne abbiano modificato le condizioni microclimatiche, differenti calibrazioni del sensore, e altre cause non riconducibili a fattori propriamente meteorologici. Sono riportati in letteratura diversi metodi di omogeneizzazione delle serie che presentino discontinuità. Tuttavia, le serie analizzate

per il presente studio sono risultate perlopiù troppo corte (si passa da un massimo di 37 anni, 1983-2019, a un minimo di 17 anni, 2003-2019; cfr. Tab. 1) per essere sottoposte a un processo di omogeneizzazione dei dati. Peraltro, tali metodi risultano di agevole ed efficace implementazione solo per serie di osservazioni con risoluzione mensile o minore, mentre risultano di difficile applicazione per serie con frequenza temporale più elevata (come quella giornaliera e oraria che sono di interesse in questo studio). Inoltre, un ulteriore criterio per la selezione delle stazioni è la buona qualità dei dati stessi che compongono le serie storiche, ossia l'assenza di dati errati o dubbi (che possono derivare da malfunzionamenti dei sensori o del sistema di acquisizione, condizioni climatiche o ambientali sfavorevoli, …), determinata in questo studio grazie a controlli di qualità specifici applicati alle osservazioni per entrambe le variabili di interesse (Estévez et al. 2011; Laiti et al. 2014; WMO 2008). Si sottolinea il fatto che i criteri di lunghezza, continuità, omogeneità e qualità delle serie storiche meteorologiche sono difficilmente tutti soddisfatti da una stessa serie. Inoltre, è più comune che essi siano rispettati dalle serie di temperatura che dalle serie di radiazione, per due principali motivi: 1) i sensori di radiazione (radiometri o piranometri) sono stati storicamente installati più tardi rispetto ai sensori di temperatura (in particolare per la rete osservativa di Meteotrentino); 2) le misure di radiazione sono maggiormente esposte ad errori e malfunzionamenti rispetto a quelle di temperatura. Una dimostrazione di tali criticità è rappresentata dal fatto che per la realizzazione dell'Atlante solare del Trentino, a fronte della virtuale disponibilità di oltre 100 stazioni radiometriche, se ne sia potuto utilizzare solo un sottoinsieme molto più limitato, e si sia dovuta limitare l'analisi a un solo decennio di dati (cfr. Laiti et al., 2014; https://climatlas.fbk.eu).

4.2 L'analisi statistica delle serie storiche selezionate

L'analisi delle serie storiche così controllate e selezionate ha permesso di calcolare grandezze statistiche annuali e pluriennali, nonché altri parametri meteo-climatici di interesse per lo studio dei consumi energetici degli edifici in base alla variabilità climatica (in particolare in riferimento a quanto contenuto nella norma UNI 10349:2016 "Riscaldamento e raffrescamento degli edifici"): la temperatura (media, minima e massima) e la radiazione solare giornaliera medie mensili, l'escursione giornaliera di temperatura media mensile, alcuni percentili rappresentativi delle condizioni estreme inferiori e superiori (ossia delle condizioni di progetto invernali ed estive) per entrambe le variabili di interesse, i gradi giorno di riscaldamento e raffrescamento, le tendenze

(modellate come trend lineari nel tempo) di variazione di alcune delle quantità precedentemente citate, alcuni indici di cambiamento climatico appartenenti al set *ETCCDI* (*Expert Team on Climate Change Detection and Indices*; Peterson, 2005). Inoltre, dove la lunghezza delle serie e la conseguente disponibilità di dati lo ha permesso, sono stati costruiti gli *anni meteorologici tipici* (*Test Reference Year, TRY*) e gli *anni estremi di riferimento* (*Extreme Reference Year, ERY*) per le applicazioni legate alla simulazione dinamica delle prestazioni energetiche degli edifici, sia in condizioni caratteristiche che in condizioni estreme (Pernigotto et al., 2020). Nell' Allegato 2 si riportano i sopraelencati risultati delle analisi svolte per le singole stazioni, in forma di scheda, assieme ad alcune considerazioni di carattere generale.

4.3 Sintesi dei risultati dell'analisi delle serie storiche

4.3.1 Tendenze osservate per le medie mensili di temperatura

Tra i risultati più significativi dell'analisi delle serie storiche rientrano i valori stimati per le variazioni osservate per le temperature medie mensili, ossia i valori dei coefficienti angolari (pendenze) dei trend lineari stimati sulla base delle osservazioni storiche (Fig. 3). Si osservi che, con l'esclusione del mese di maggio, la tendenza al riscaldamento è in generale evidente (i coefficienti sono sempre positivi, con poche anomalie) e il valore mediano delle pendenze (calcolato sulla base degli 11 valori forniti dalle 11 stazioni) rimane quasi sempre nell'intervallo 0.05-0.10°C anno^{-1}. Questi valori sono leggermente superiori ai valori riportati dalla letteratura: l'ultimo rapporto ISPRA sullo stato del clima italiano (ISPRA, 2019) stima infatti la tendenza all'aumento della temperatura media annuale a livello nazionale pari a 0.38°C per decade (per il periodo compreso tra il 1981 e il 2018), più accentuata in estate e primavera che in inverno e autunno (si veda l'Allegato 1 per una rassegna dei cambiamenti climatici in termini di temperatura osservati a livello europeo, nazionale e locale). Il quadro descritto è particolarmente coerente con quanto determinato per le stazioni con le serie temporalmente più estese, ossia con le stime statisticamente più robuste e significative. Il mese di maggio evidenzia un comportamento sistematicamente differente, con una predominanza di tendenze stimate negative o nulle (cioè di diminuzione o stasi della temperatura media mensile), evidenziate in maniera particolare dall'analisi delle serie più brevi (statisticamente meno significative), e un range di variabilità delle stime più ampio. Anche il mese di dicembre mostra valori di incremento della temperatura mediamente inferiori rispetto agli altri mesi.

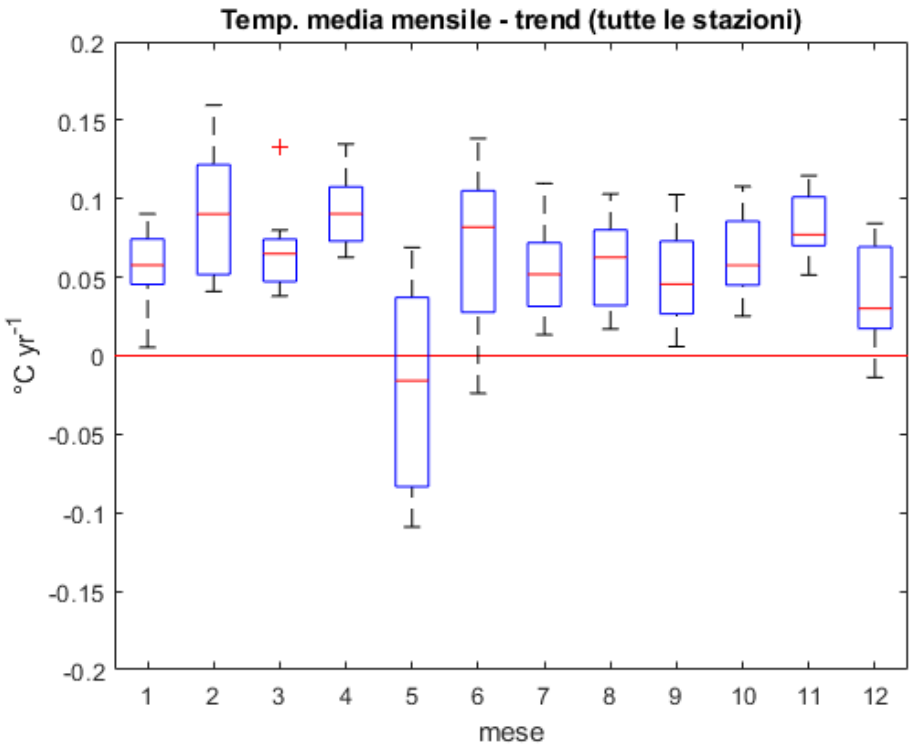


Figura 3. Box plot[2] dei valori dei coefficienti di pendenza dei trend lineari di temperatura media mensile aggregati su base mensile. Ogni box rappresenta i coefficienti stimati per le 11 stazioni analizzate.

Si noti che l'analisi delle tendenze delle temperature minime e massime medie mensili e dei percentili P5 e P95 delle temperature medie giornaliere su base mensile ha permesso di ipotizzare una discreta sovrapponibilità tra i trend stimati per le temperature medie e quelli stimati per le temperature estreme inferiori e superiori (vedi Allegato 2).

[2] In statistica il box plot (diagramma a scatola) è una rappresentazione grafica utilizzata per descrivere la distribuzione statistica di un campione tramite indici di dispersione e di posizione. In particolare, nel box plot sopra rappresentato ogni rettangolo blu (la scatola) mostra l'intervallo tra primo e terzo quartile (25° e 75° percentile) della distribuzione dei valori dei coefficienti dei trend lineari (11 valori, uno per ogni stazione) per un singolo mese, il segmento rosso all'interno della scatola indica la mediana, i "baffi" tratteggiati in nero sono delimitati dal massimo e dal minimo dei valori, dati singoli identificati come valori anomali sono rappresentati da una croce rossa. In questo modo sono rappresentati quattro intervalli ugualmente popolati della distribuzione statistica (i quartili appunto).

4.3.2 Tendenze osservate per le medie mensili di radiazione

Le variazioni osservate per la variabile radiazione sono state ritenute statisticamente meno significative di quelle ottenute per la variabile temperatura, anche a causa delle già citate numerose problematiche che affliggono i dati di radiazione, sensibilmente più esposti a disomogeneità ed errori rispetto ai dati di temperatura. L'analisi delle serie storiche ha infatti evidenziato alcune sospette disomogeneità nei dati, purtroppo non risolvibili. Una rappresentazione grafica della distribuzione dei coefficienti di variazione della radiazione giornaliera media mensile aggregata per tutte le stazioni è comunque presentata in Fig. 4: nella maggior parte dei mesi dell'anno il range dei valori delle tendenze si trova a cavallo dello zero (quindi non è chiaro se si osservi un generale e univoco aumento o diminuzione), con valori mediani sulle 11 stazioni selezionate che sono più nettamente positivi nei mesi di marzo, aprile, giugno, agosto e ottobre (fino circa a 0.1 MJ m^{-2} d^{-1} $anno^{-1}$) e prettamente negativi in maggio (pari circa a -0.2 MJ m^{-2} d^{-1} $anno^{-1}$), in accordo con l'anomalo trend negativo di temperatura osservato in tale mese. L'incertezza di queste stime si accompagna al fatto che la letteratura scientifica recente prevede nei prossimi decenni (fino a fine secolo) per l'area alpina una diminuzione della radiazione incidente al suolo o al massimo una variazione pressoché nulla, dovute all'aumento della nuvolosità nella regione (Jerez et al., 2015).

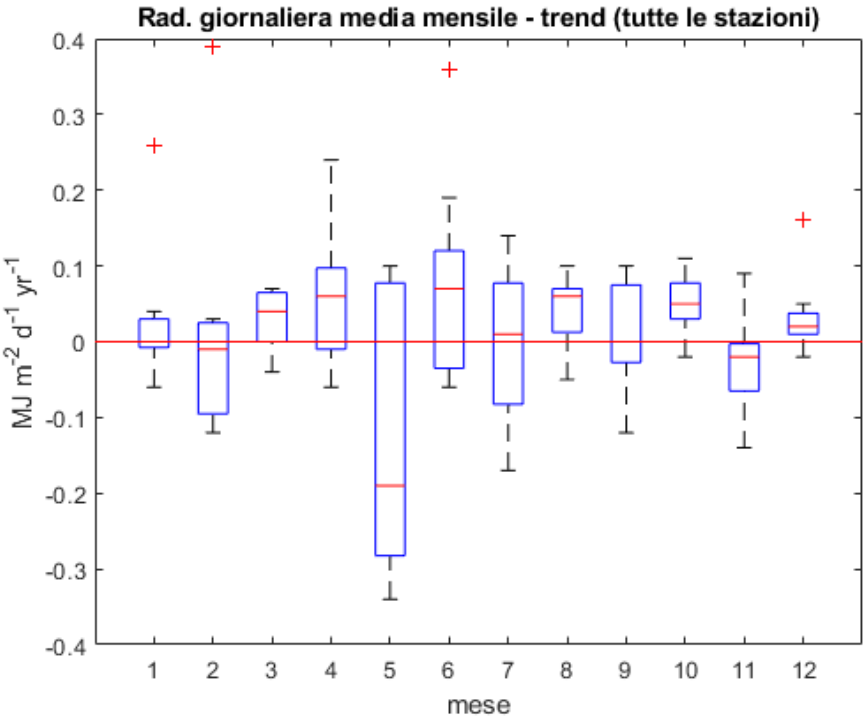


Figura 4. Box plot dei valori dei coefficienti di pendenza dei trend lineari di radiazione giornaliera media mensile. Ogni box rappresenta i coefficienti stimati per le 11 stazioni analizzate.

4.3.3 Tendenze osservate per i gradi giorno

Per quanto concerne i gradi giorno, si riportano di seguito i grafici delle serie storiche dei valori di gradi giorno di riscaldamento raggruppati per fasce altimetriche (Fig. 5-8). Stazioni appartenenti ad una stessa fascia altimetrica rivelano un buon accordo dei risultati, indipendentemente dalla lunghezza delle serie storiche analizzate. Questo conferma la tendenza alla diminuzione dei gradi giorno di riscaldamento, coerentemente con l'aumento delle temperature. I trend lineari stimati per presentano invece pendenze e intervalli di confidenza differenti, principalmente in funzione dell'estensione temporale della serie storica. Si devono considerare come maggiormente robuste e significative le tendenze stimate sulla base delle serie con estensione maggiore di 30 anni.

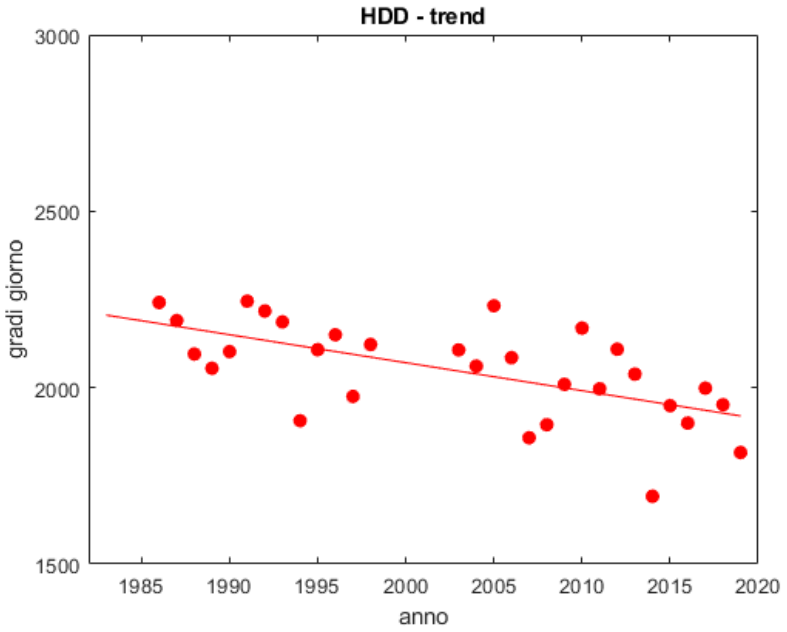


Figura 5. Serie storiche di HDD per l'unica stazione della fascia altimetrica 0-100m m.s.l. (Arco) e relativo trend lineare stimato.

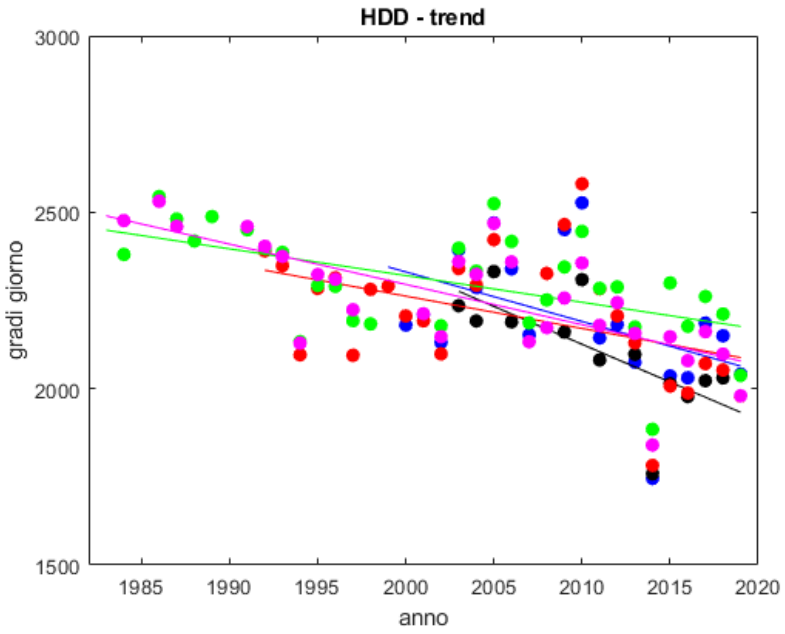


Figura 6. Serie storiche di HDD per le stazioni della fascia altimetrica 100-300 m m.s.l. (in blu la stazione di Rovereto FEM, in rosso la stazione di Rovereto Meteotrentino, in magenta la stazione di Trento Sud, in verde la stazione di San Michele all'Adige, in nero la stazione di Molino Vittoria) e relativi trend lineari stimati.

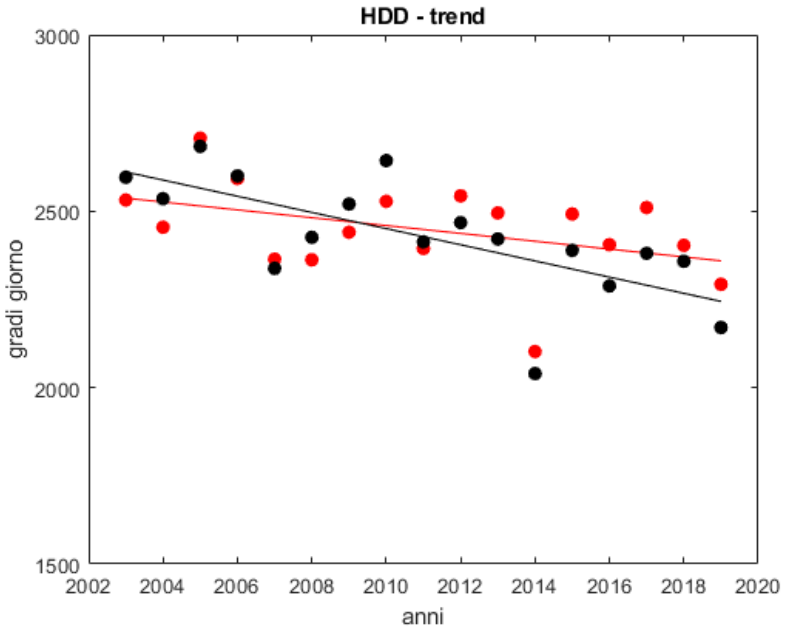


Figura 7. Serie storiche di HDD per le stazioni della fascia altimetrica 300-500 m m.s.l. (in rosso la stazione di Storo e in nero la stazione di Telve) e relativi trend lineari stimati.

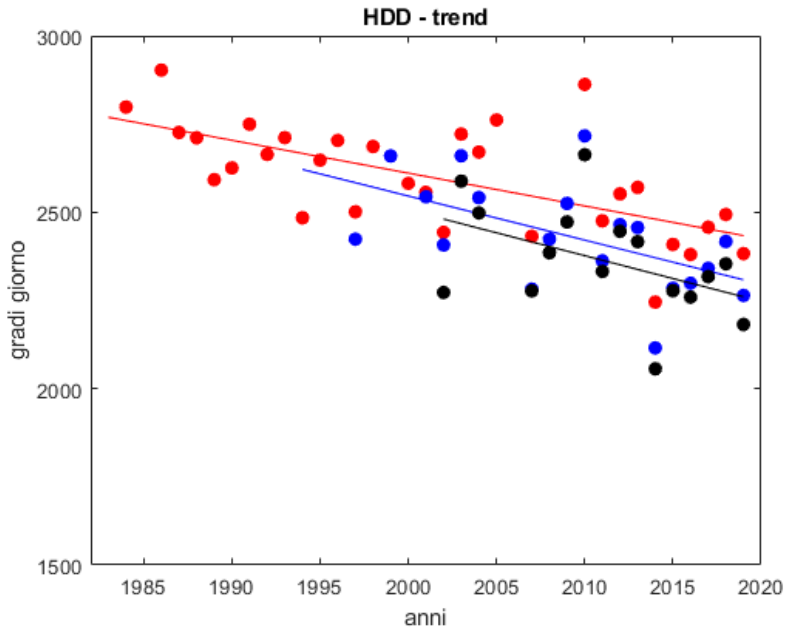


Figura 8. Serie storiche di HDD per le stazioni della fascia altimetrica 500-700 m m.s.l. (in rosso la stazione di Cles, in nero la stazione di Cavedine, in blu la stazione di Cembra) e relativi trend lineari stimati.

Per il periodo di analisi (1983-2019), trascurando la variabilità climatica locale e i microclimi urbani e non, è possibile affermare che la tendenza complessiva alla riduzione dei gradi giorno di riscaldamento osservata per la Provincia di Trento è verosimilmente dell'ordine dei -10 HDD anno^{-1}, con la tendenza ad un'accelerazione negli ultimi anni che potrebbe arrivare fino ai -20 HDD anno^{-1}. Questi risultati sono in buon accordo con quanto evidenziato dalla letteratura scientifica per l'area di interesse, che riporta valori tra -5 e -13 HDD anno^{-1} circa, per periodi di riferimento variabili situati tra il 1981 e il 2017 (EEA, 2017; www.eea.europa.eu/data-and-maps/indicators/heating-degree-days-2/assessment; Spinoni et al., 2015, 2018; ISPRA, 2017; si veda anche l'Allegato 1).

La tendenza all'aumento dei gradi giorno di raffrescamento appare di interpretazione generale meno univoca, per i valori ridotti assunti da tale variabile e l'elevata variabilità interannuale. Dovendo fornire una stima, si può verosimilmente ipotizzare una tendenza all'aumento dell'ordine al massimo dei 5 CDD anno^{-1}. Le stime riportate dalla letteratura scientifica per la regione variano tra circa 1 e 4 CDD anno^{-1} (EEA, 2017; www.eea.europa.eu/data-and-maps/indicators/heating-degree-days-2/assessment; Spinoni et al., 2015, 2018; si veda anche l'Allegato 1).

Le considerazioni riportate in generale per il gruppo di stazioni selezionate nei paragrafi 4.3.1 e 4.3.3 non dettagliano la variabilità locale legata agli effetti meteorologici tipicamente urbani, come l'isola di calore urbano, e alla loro possibile variazione nel quadro dell'aumento globale delle temperature. In particolare, per le stazioni di ambito prettamente urbano non è stato osservato alcun pattern sistematico che possa essere ricondotto con chiarezza a tali fenomeni.

4.3.4 Tendenze osservate per gli indici di cambiamento climatico

Sono stati calcolati per ogni stazione quattro indici annuali di cambiamento climatico appartenenti al set di indici ETCCDI (http://etccdi.pacificclimate.org/list_27_indices.shtml), che forniscono un'indicazione accessoria rispetto ai parametri che quantificano il cambiamento dei fabbisogni di riscaldamento e raffrescamento come i gradi giorno. Questi indici sono:

- FD: numero di giorni di gelo (giorni nei quali la temperatura minima < 0°C)
- ID: numero di giorni di ghiaccio (giorni nei quali la temperatura massima < 0°C
- SU: numero di giorni estivi (giorni nei quali la temperatura massima > 25°C)
- TR: numero di notti tropicali (notti nelle quali la temperatura minima > 20°C).

Per quanto concerne tali indici, quasi tutte le stazioni restituiscono un quadro coerente con l'aumento generalizzato delle temperature, nonostante l'elevata variabilità interannuale di questi parametri e la limitata lunghezza di alcune serie di dati, che impediscono di ottenere quadri certi per alcuni indici e alcune stazioni. Le tendenze sono declinate diversamente in funzione della quota e del microclima locale di ogni stazione, ma in generale si osserva: i) una diminuzione di FD e ID, ossia degli indici associati alle condizioni estreme di temperatura più bassa (fabbisogno di riscaldamento), particolarmente evidente e chiara per FD, ii) un aumento degli indici SU e TR, ossia degli indici legati alle condizioni estreme di temperatura più elevata (fabbisogno di raffrescamento), particolarmente evidente e chiaro per SU. Si veda per esempio la Fig. 9, nella quale sono stati accostati i risultati di tale analisi per le tre stazioni che coprono la fascia altitudinale 500-700 m s.l.m.: la serie più lunga (in rosso) restituisce un quadro molto chiaro per FD e SU, meno per ID e TR (complici anche i valori piuttosto ridotti assunti da tali indici e la variabilità interannuale, che combinati mascherano un'eventuale tendenza), mentre le serie più corte (in blu e nero) non mostrano tendenze evidenti ma appaiono coerenti con la serie più lunga nel periodo di sovrapposizione.

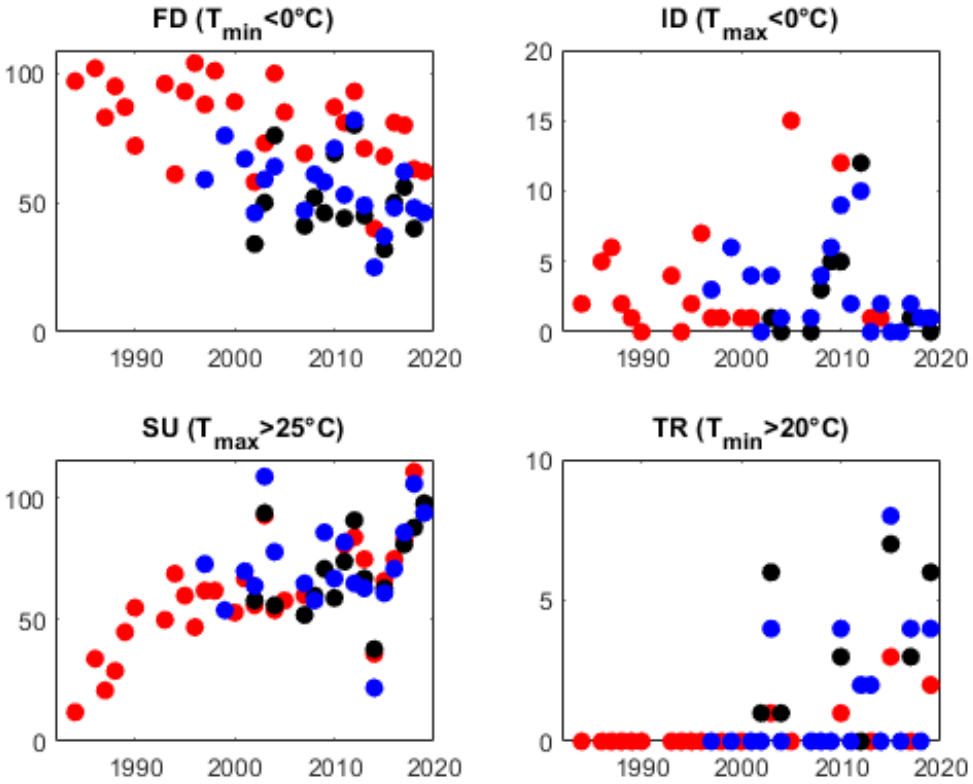


Figura 9. Andamento storico degli indici ETCCDI per le stazioni di Cles (in rosso), Cembra (in blu) e Cavedine (in nero). FD: numero di giorni di gelo, ID: numero di giorni di ghiaccio, SU: numero di giorni estivi, TR: numero di notti tropicali.

5. Analisi dei modelli climatici e delle proiezioni di temperatura

5.1 Selezione di un ensemble di modelli climatici

Per l'analisi delle proiezioni climatiche si è deciso di non adottare un approccio deterministico, ma di considerare invece un ensemble di modelli climatici, cioè un insieme di più modelli, in maniera tale da considerare l'incertezza nelle proiezioni determinata dalla scelta stessa del modello climatico. L'ensemble selezionato è composto da 16 membri estratti dal database di simulazioni fornito dal consorzio EURO-CORDEX (Jacob et a. 2014): sono stati scelti quattro GCM, alimentati dai due scenari emissivi, uno intermedio (RCP4.5) e il più elevato (RCP8.5), ognuno accoppiato con gli stessi due RCM (si veda la Tab. 2 per la definizione completa dei membri dell'ensemble). Questo criterio di scelta permette di campionare la variabilità data dalla scelta dei GCM che "guidano" le simulazioni regionali ma anche degli RCM utilizzati, nonché quella legata agli scenari emissivi.

Membri dell'ensemble	GCM	RCP	RCM
#1, #2	CNRM-CM5	RCP4.5, RCP8.5	CCLM4-8-17
#3, #4	CNRM-CM5	RCP4.5, RCP8.5	RCA4
#5, #6	EC-EARTH	RCP4.5, RCP8.5	CCLM4-8-17
#7, #8	EC-EARTH	RCP4.5, RCP8.5	RCA4
#9, #10	MPI-ESM-LR	RCP4.5, RCP8.5	CCLM4-8-17
#11, #12	MPI-ESM-LR	RCP4.5, RCP8.5	RCA4
#13, #14	HadGEM2-ES	RCP4.5, RCP8.5	CCLM4-8-17
#15, #16	HadGEM2-ES	RCP4.5, RCP8.5	RCA4

Tabella 2. Definizione dei membri dell'ensemble di modelli climatici utilizzato, in funzione della catena modellistica adottata per ciascuno di essi all'interno del consorzio EURO-CORDEX.

I gruppi modellistici che hanno fornito le proiezioni considerate (ottenute tramite il servizio C3S - Copernicus Climate Change Service) sono:

- CNRM-CERFACS - Centre Européen de Recherche et de Formation Avancée en Calcul Scientifique, Francia, per CNRM-CM5
- ICHEC – Irish Center for High-End Computing, Irlanda, per EC-EARTH
- MPI – Max Planck Institute, Germania, per MPI-ESM-LR
- UK MetOffice, Regno Unito, per HadGEM2-ES

- CLM-Community – Climate Limited-area Modeling Community, Europe, per CCLM4-8-17
- SMHI – Swedish Meteorological and Hydrological Institute, Svezia, per RCA4.

5.2 Analisi delle proiezioni climatiche di temperatura

La piattaforma Copernicus (https://climate.copernicus.eu/) ha consentito di scaricare i risultati delle proiezioni di temperatura media mensile di EURO-CORDEX per ognuno dei membri di ensemble scelti per tutto il dominio di simulazione (ossia il dominio europeo) su di una griglia costituita da celle di dimensione pari a 0.11º × 0.11º (pari a circa 12.5 km × 12.5 km). I run sono stati scaricati per il periodo temporale che comprende gli anni dal 1981 al 2070, per coprire l'intero periodo di analisi delle serie storiche (1983-2019) e i trentenni climatologici di riferimento centrati sugli anni orizzonte 2030 (2016-2045) e 2050 (2036-2065). A questo scopo sono stati sfruttati sia i run modellistici denominati "run storici" (svolti con una catena modellistica che accoppia GCM e RCM, ma non caratterizzati da diversi scenari di emissione; anni 1981-2005), che le proiezioni vere e proprie (svolte con una catena modellistica che accoppia GCM e RCM alimentata da scenari di emissione futuri; anni 2006-2070). Questo significa che i due membri di ensemble relativi ad una stessa catena modellistica (uguali GCM e RCM) divergono in base allo scenario RCP adottato solo dal 2006 in poi. Oltre a queste simulazioni, a scopo di validazione, sono stati scaricati anche i run detti "di valutazione", che consistono in simulazioni effettuate con gli RCM guidati dalle rianalisi ERA-Interim di ECMWF (anni 1989-2008 per CCLM4-8-17, anni 1981-2010 per RCA4).

Il confronto tra le temperature medie mensili calcolate per ogni singolo anno sulla base delle osservazioni con le temperature medie mensili fornite dai run di valutazione e dai run storici per i rispettivi periodi di sovrapposizione ha evidenziato *bias* medi (cioè differenze medie) dell'ordine di -5÷-3 °C e -7÷-5 °C rispettivamente. Tali *bias*, piuttosto significativi, sono dovuti in parte al *bias* intrinseco delle catene modellistiche utilizzate e in parte al fatto che per ogni stazione meteorologica analizzata sono stati estratti i valori simulati relativi alla cella corrispondente alle coordinate della stazione stessa; le dimensioni delle celle della griglia di simulazione (12.5 km × 12.5 km) sono rilevanti rispetto alla complessità morfologica del territorio di analisi (le valli trentine presentano mediamente larghezze dell'ordine di pochi chilometri con escursioni altimetriche anche fino a 2000 m tra fondovalle e creste), pertanto la quota media della cella del modello può essere sensibilmente diversa dalla quota della stazione che ricade in tale cella; tale

differenza di quota contribuisce ad aumentare il *bias* tra osservazioni e simulazioni (si noti che il gradiente verticale di temperatura standard in troposfera libera è pari a 6.5°C km^{-1}).

Ipotizzando che siano costanti nel tempo per ciascun modello e ciascuna cella di griglia, i *bias* tra modelli e misure sono automaticamente rimossi dall'applicazione del passaggio successivo dell'analisi dei risultati dei modelli, che consiste nel calcolo di differenze di temperatura tra diversi periodi di riferimento. Per ogni stazione sono state infatti calcolate le differenze di temperatura medie mensili tra i tre trentenni di riferimento centrati sull'anno 2016 (anno base del PEAP), il 2030 (anno orizzonte del PEAP) e il 2050, e il trentennio centrato sull'anno base di ogni serie storica (cioè sul suo anno centrale). Queste differenze mensili sono state in seguito utilizzate per applicare il morphing ai TRY e agli ERY (assunti come rappresentativi dell'anno base di ogni singola serie), proiettandoli al 2016, al 2030 e al 2050. Per ciascuna stazione, ognuno dei 16 membri dell'ensemble di proiezioni climatiche fornisce 12 valori mensili di variazione di temperatura media per ciascuno dei tre anni orizzonte (2016, 2030, 2050). Si è scelto di considerare il valore della variazione di temperatura minimo, medio e massimo dei 16 valori relativi ai membri dell'ensemble, per rappresentare sia la media di ensemble sia il range di variabilità e incertezza delle proiezioni climatiche.

Oltre a questa analisi, funzionale al downscaling, si sono anche stimati preliminarmente i trend lineari di variazione per le serie di temperatura media mensile estratte dai modelli climatici per ciascuna stazione, sia per il periodo di disponibilità delle osservazioni storiche (per confronto) che per l'intero periodo disponibile (1981-2070).

5.3 Risultati dell'analisi delle proiezioni climatiche

5.3.1 Panoramica dei risultati

In generale le proiezioni di temperatura fornite dai diversi membri di ensemble sono abbastanza comparabili. Se aggregate sulla base del modello GCM di origine (Fig. 10), tale coerenza è evidente, a meno della variabilità interannuale intrinseca di ogni aggregazione di modelli. L'aumento delle temperature nel periodo 1981-2070 è chiaro in ogni mese dell'anno e quantificabile mediamente tra circa 0.03 e 0.04°C $anno^{-1}$. Nei mesi più caldi si nota però come i membri appartenenti al modello HadGEM2-ES restituiscano temperature mediamente più elevate e in aumento più pronunciato rispetto agli altri GCM.

Se i risultati delle proiezioni sono invece aggregati sulla base dello scenario emissivo che alimenta le diverse simulazioni (RCP4.5 o RCP8.5) siamo in grado di distinguere come i due scenari emissivi scelti si biforchino chiaramente solo nell'ultima pare del periodo temporale considerato, indicativamente a partire dal 2050 (Fig. 11). Questo appare particolarmente chiaro per alcuni mesi come settembre, ottobre e novembre, mentre è parzialmente mascherato dalla variabilità interannuale nei mesi restanti.

5.3.2 Risultati in termini di trend lineari di variazione

Volendo quantificare in maniera più precisa i cambiamenti climatici previsti dall'ensemble di proiezioni analizzate per il periodo 1981-2070, sono stati stimati i trend di variazione lineare delle temperature medie mensili per ognuna delle stazioni analizzate. L'attenzione è stata posta sui valori assunti dal coefficiente di pendenza dei trend stimati e sull'intervallo di confidenza al 95% associato a tale parametro. In Fig. 12 sono rappresentati per ciascuna stazione i 16 coefficienti stimati dai membri di ensemble, la media dei 16 coefficienti ottenuti e i limiti inferiore e superiore dell'intervallo di confidenza (calcolati come valori minimo e massimo tra i 16 valori del parametro in oggetto disponibili per l'ensemble).

A meno di differenze di secondaria importanza, si nota come i risultati siano simili e coerenti per tutte le stazioni:

- il limite inferiore dell'intervallo di confidenza non scende (quasi) mai sotto la linea dello zero, segnalando che l'aumento delle temperature previsto sul lungo periodo non è in discussione;
- il limite superiore dell'intervallo di confidenza e i valori stimati per il coefficiente di pendenza non salgono (quasi) mai sopra il valore di 0.1°C anno^{-1};
- il valore medio del coefficiente di pendenza (mediato sui 16 membri che compongono l'ensemble) varia tra circa 0.03 e 0.05°C anno^{-1};
- il coefficiente di pendenza ha valori minimi nei mesi primaverili (marzo, aprile e maggio) e nel mese di novembre;
- il coefficiente di pendenza ha valori massimi nei mesi invernali (dicembre, gennaio e febbraio) e nei mesi estivi (in particolare luglio e agosto).

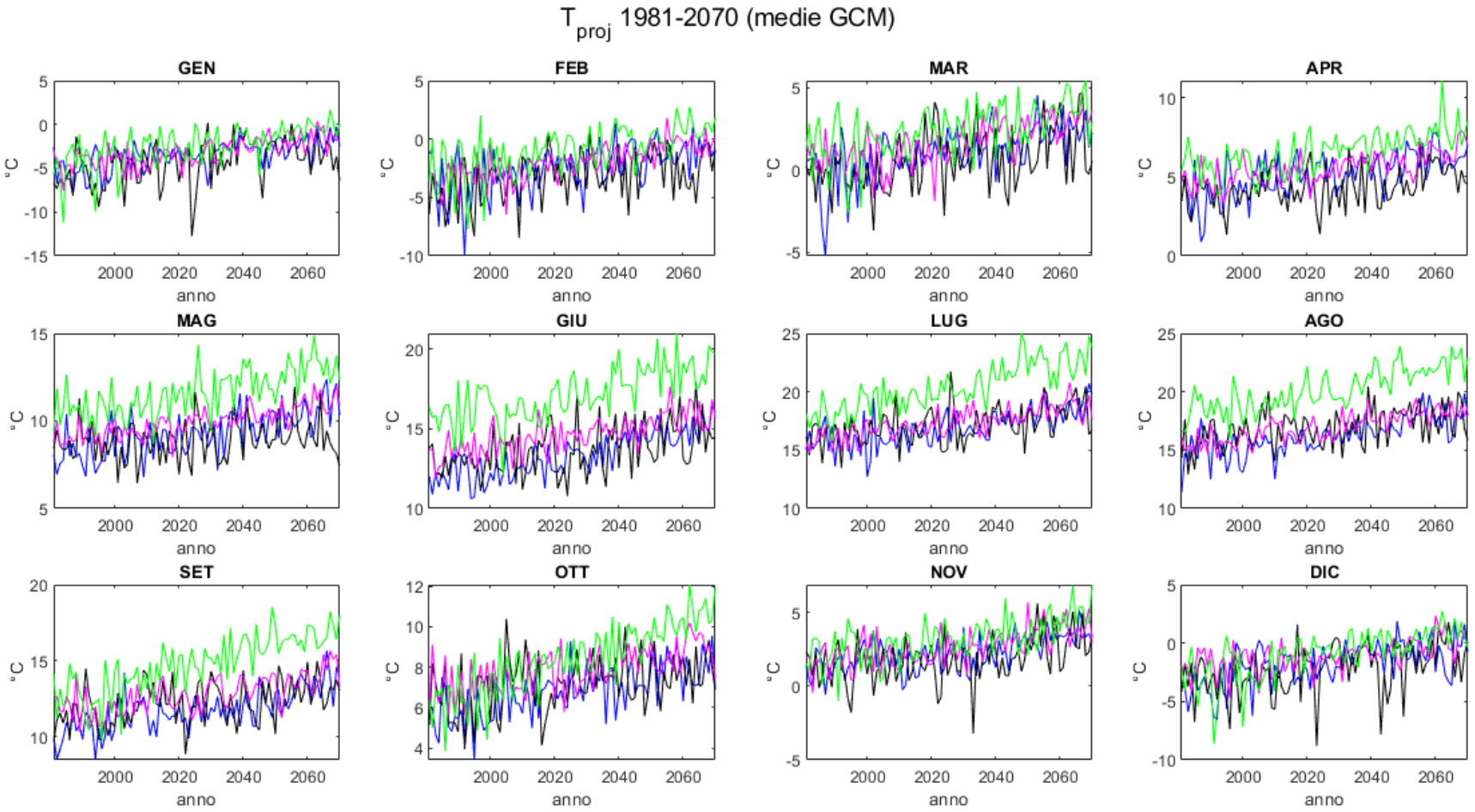


Figura 10. Serie temporale delle temperature medie mensili previste dai quattro diversi modelli GCM considerati (sono stati mediati i risultati per i quattro membri di ensemble che utilizzano ogni singolo GCM). Ogni colore corrisponde a un diverso GCM: CNRM-CM5 (nero), EC-EARTH (blu), MPI-ESM-LR (magenta) e HadGEM2-ES (verde).

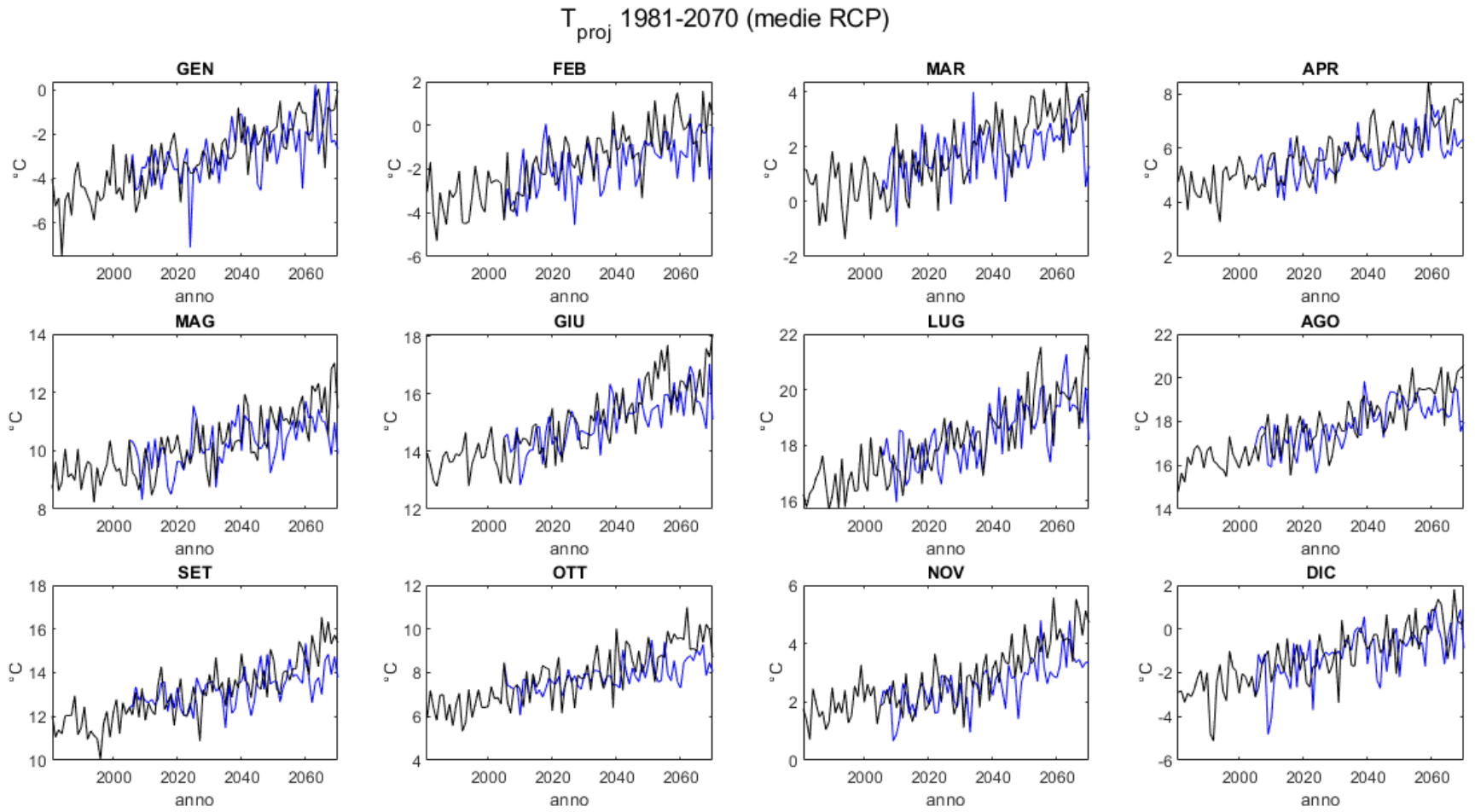


Figura 11. Serie temporale delle temperature medie mensili previste dai due scenari emissivi considerati (sono stati mediati i risultati per gli otto membri di ensemble che utilizzano il singolo RCP: in blu RCP4.5 e in nero RCP8.5).

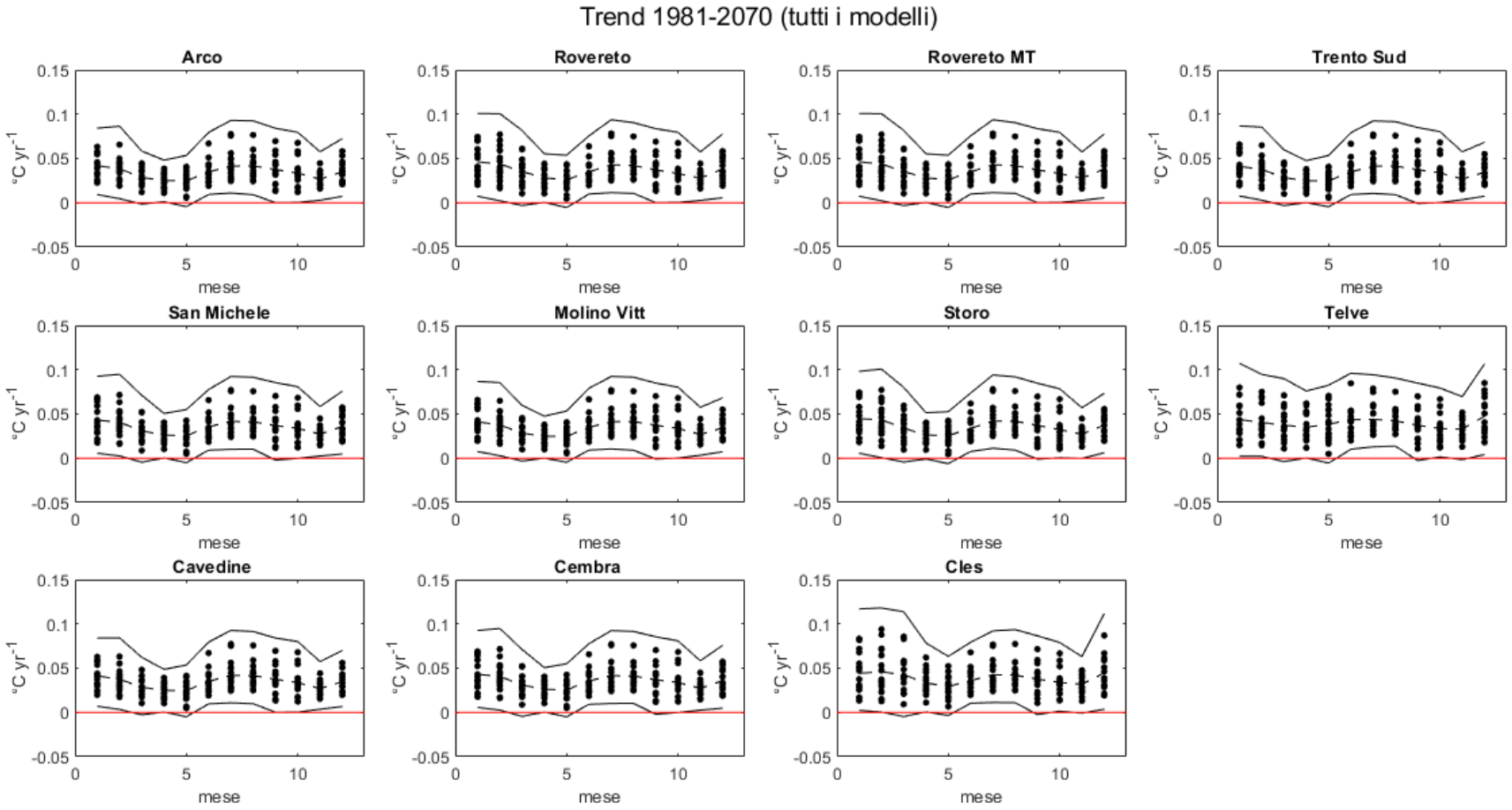


Figura 12. Trend lineari stimati per le temperature medie mensili per il periodo 1981-2070: per ogni stazione i pallini neri rappresentano i 16 valori stimati del coefficiente di pendenza per ogni membro dell'ensemble, la linea tratteggiata ne indica la media, le linee continue rappresentano il limite inferiore (valore minimo tra i 16 stimati) e superiore (valore massimo tra i 16 stimati) degli intervalli di confidenza al 95% associati a questi coefficienti.

Il ciclo annuale dei coefficienti di variazione della temperatura media mensile presenta quindi forti analogie con quanto evidenziato dall'aggregazione dei risultati dell'analisi dei dati storici (anche se limitata al solo periodo di disponibilità dei dati), sia per quanto riguarda i valori (poco più elevati in media per le osservazioni che per i modelli) che per quanto concerne l'andamento nei diversi mesi dell'anno (cfr. Fig. 3).

Se la stessa analisi si applica solo al periodo in cui sono disponibili dati storici, è possibile confrontare direttamente i trend stimati a partire dalle misure (in blu in Fig. 13) e quelli stimati sulla base dei risultati dei modelli climatici (in nero in Fig. 13). Tenendo conto di tutta la variabilità data dal considerare un ensemble di modelli, si ottiene un'ampiezza del range coperto dagli intervalli di confidenza più elevata rispetto a quella data dall'analisi delle osservazioni. È però interessante notare come l'ampiezza dell'intervallo di confidenza associato ai dati storici sia comparabile al range di valori coperto dai 16 valori del coefficiente di pendenza stimati dai 16 membri di ensemble. Per alcune stazioni la corrispondenza tra stime da misurazioni storiche e stime da modello è ragionevolmente buona (ad es. San Michele, Cavedine, Molino Vittoria, Storo e Telve), mentre per altre risulta abbastanza povera (ad es. Cles, Trento Sud). In questo frangente, sorprendentemente, la lunghezza della serie storica, fattore primario per la robustezza delle stime dei trend di variazione lineare delle serie di dati, non sembra essere un fattore determinante nella concordanza tra osservazioni storiche e modelli climatici.

5.3.3 Risultati in termini di incrementi di temperatura per gli anni orizzonte

Gli incrementi di temperatura futuri, stimati a partire dai modelli climatici utilizzando le temperature medie mensili valutate sui trentenni climatologici di riferimento (ossia i trentenni centrati sugli anni di riferimento: anno base, 2016, 2030, 2050), rappresentano il risultato più rilevante di questa sezione, perché costituiscono il punto di partenza per l'applicazione del metodo di morphing. Ognuno dei 16 membri di ensemble fornisce 12 valori di variazione della temperatura (ΔT) per i 12 mesi dell'anno, per ciascuno dei tre anni orizzonte considerati:

- $\Delta T_{2016} = T_{2016} - T_{base}$
- $\Delta T_{2030} = T_{2030} - T_{2016}$
- $\Delta T_{2050} = T_{2050} - T_{2016}$

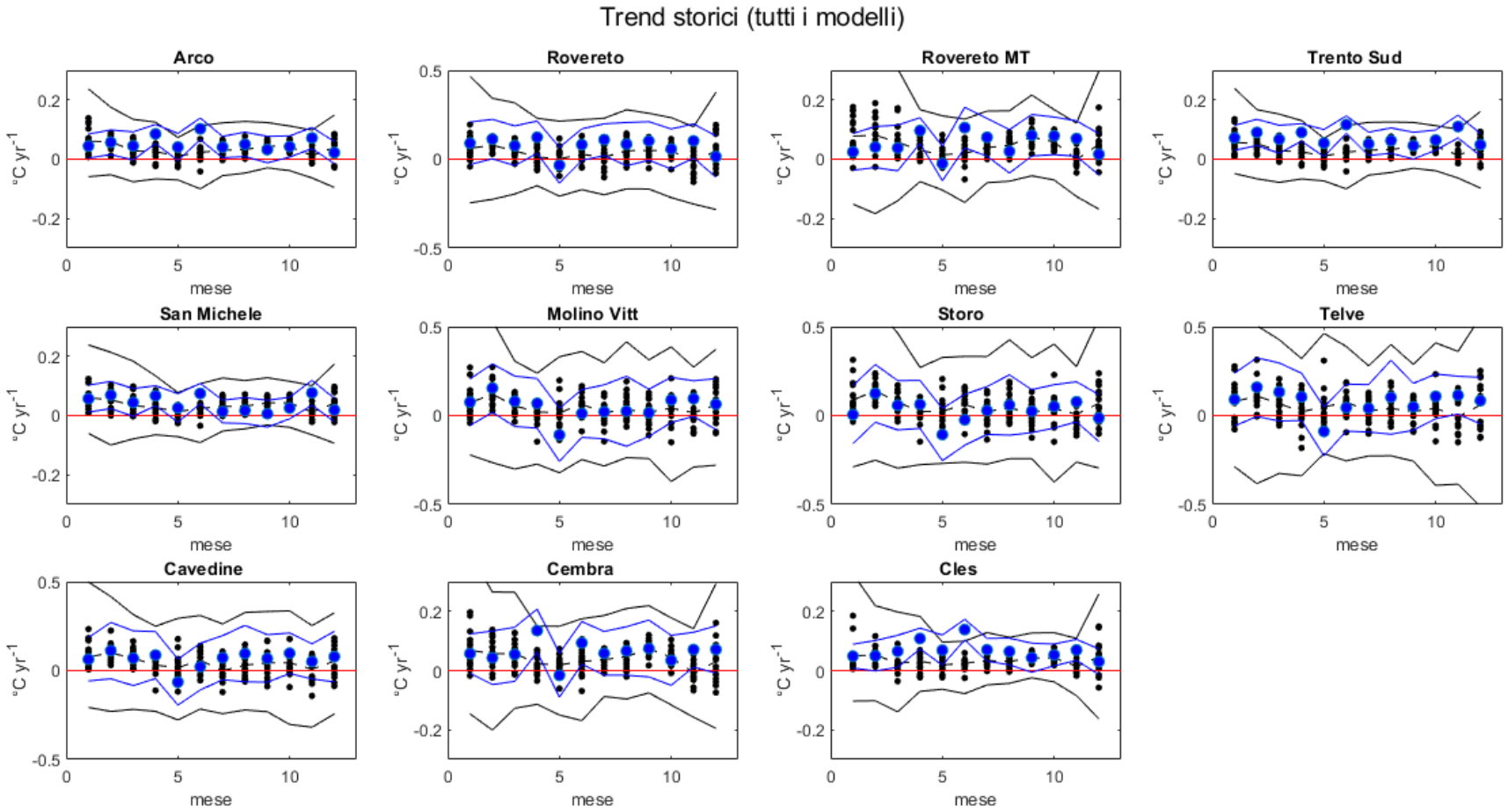


Figura 13. Confronto tra i coefficienti angolari dei trend stimati sulla base dei dati storici disponibili e sulla base dei risultati dell'analisi dei modelli climatici per i soli anni nei quali sono disponibili i dati storici. In nero i valori dei coefficienti per i 16 membri di ensemble (pallini), la media di tali valori (linea tratteggiata), i limiti superiore e inferiore degli intervalli di confidenza associati (linee continue). In blu i valori dei coefficienti stimati a partire dalle osservazioni storiche (pallini) e gli intervalli di confidenza associati (linee continue).

Si noti che le variazioni di temperatura ΔT_{2016} sono calcolate rispetto alle temperature medie mensili riferite all'anno base, cioè centrale, di ogni serie storica. Il calcolo e l'applicazione di ΔT_{2016} nella procedura di morphing sono necessari proprio perché ogni stazione ha un diverso anno base (al quale sono riferiti TRY e ERY calcolati sulla base delle osservazioni storiche); per poter "proiettare" i parametri meteo-climatici di tutte le stazioni all'anno di riferimento comune del PEAP, il 2016. Di conseguenza, nonostante il 2016 non rappresenti un anno "futuro" in senso stretto (dato che il presente studio viene svolto nell'anno 2020), il morphing basato sulle proiezioni climatiche è necessariamente applicato anche per arrivare a tale orizzonte temporale comune.

Si noti inoltre che nelle proiezioni climatiche analizzate i due scenari emissivi considerati divergono a partire dall'anno 2006. Quindi il periodo storico analizzato per ogni stazione (dal primo anno di disponibilità al 2019 compreso) include parzialmente anche gli spezzoni di simulazione che appartengono agli scenari futuri (anni 2006-2019). Analogamente, il trentennio centrato sull'anno 2016 include spezzoni di simulazione che appartengono ai run storici (anni 2001-2005).

Ai fini dell'applicazione del downscaling dei dati dell'ensemble di modelli climatici utilizzati, per ogni stazione, per ogni mese e per ogni orizzonte temporale sono stati considerati:

- la media dei ΔT (media di 16 valori corrispondenti ai 16 membri di ensemble),
- il minimo dei ΔT menzionati,
- il massimo dei ΔT menzionati,

in maniera tale da considerare media e range di variabilità/incertezza dell'ensemble di modelli.

In Tab. 3-4 e Fig. 14 sono rappresentati sinteticamente i valori assunti da ΔT_{2030} e ΔT_{2050} per ciascuna stazione, in termini di media, minimo e massimo di ensemble. Mentre ΔT_{2030} mostra valori medi sempre minori di 1°C (mediamente pari a circa 0.5°C), con minimi quasi ovunque oscillanti intorno allo zero e massimi inferiori a 2°C (mediamente pari a circa 1.2°C), ΔT_{2050} assume valori medi compresi tra 1 e 2°C (mediamente pari a circa 1.3°C), con minimi sempre significativamente maggiori di 0°C, ad eccezione dei primi mesi dell'anno (mediamente pari a circa 0.5°C), e massimi che toccano i 3.5°C o più (mediamente pari a circa 2.6°C). Questo indica che gli incrementi di temperatura media mensile stimati dal 2016 al 2030 sono dell'ordine di 0.5°C (tendenza media corrispondente: 0.033°C anno^{-1}), mentre dal 2030 al 2050 si stima un ulteriore aumento di circa 0.8°C (tendenza media corrispondente: 0.038°C anno^{-1}), valori coerenti con i tassi di riscaldamento stimati da ISPRA (2015), pari a 0.04 °C anno^{-1} per lo scenario RCP8.5

(0.02°C anno^{-1} per lo scenario RCP4.5). Si noti che il range di variabilità dato dall'ensemble di modelli è significativamente ampio per entrambi gli anni orizzonte e del tutto comparabile al valore assoluto del parametro di riferimento (rispettivamente ΔT_{2030} e ΔT_{2050}). Infatti, i valori massimi di ensemble, che rappresentano l'estremo superiore delle stime fornite dai modelli climatici, indicano tendenze al riscaldamento circa doppie rispetto a quelle medie, intorno a 0.07-0.08°C anno^{-1}.

Come era lecito aspettarsi, gli incrementi maggiori si hanno nei mesi invernali e nei mesi estivi, mentre la primavera e i mesi autunnali presentano incrementi più contenuti, coerentemente con quanto osservato nell'analisi storica delle osservazioni raccolte presso le stazioni meteorologiche del territorio.

ΔT_{2030} (°C)	Gen	Feb	Mar	Apr	Mag	Giu	Lug	Ago	Set	Ott	Nov	Dic
min	0.18	-0.03	0.09	-0.05	0.13	0.18	-0.01	-0.09	-0.36	-0.09	-0.27	-0.20
media	0.71	0.79	0.62	0.45	0.47	0.58	0.53	0.58	0.34	0.45	0.32	0.64
max	1.85	1.80	1.18	0.97	0.97	1.12	1.08	1.33	1.21	1.01	0.99	1.38

Tabella 3. Valori mensili minimi, medi e massimi di ensemble per ΔT_{2030} (valori mediati sulle 11 stazioni di analisi).

ΔT_{2050} (°C)	Gen	Feb	Mar	Apr	Mag	Giu	Lug	Ago	Set	Ott	Nov	Dic
min	0.46	-0.12	0.08	0.42	0.61	0.76	0.61	0.86	0.19	0.35	0.57	0.58
media	1.67	1.46	1.30	1.06	1.13	1.51	1.56	1.68	1.15	1.09	1.15	1.36
max	2.19	2.19	2.19	2.19	2.19	2.19	2.19	2.19	2.19	2.19	2.19	2.19

Tabella 4. Valori mensili minimi, medi e massimi di ensemble per ΔT_{2050} (valori mediati sulle 11 stazioni di analisi).

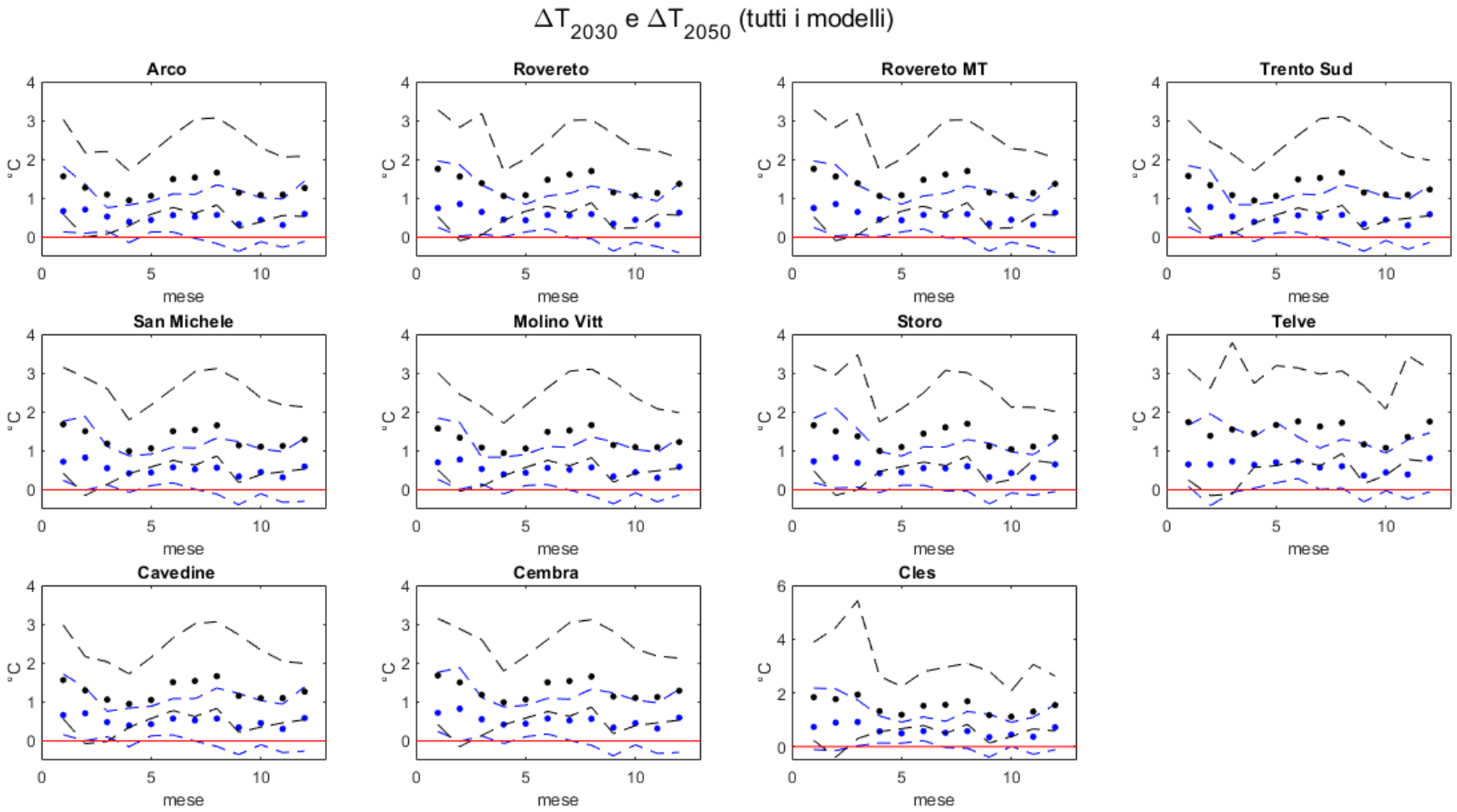


Figura 14. ΔT mensile medio (pallini), minimo e massimo (linee tratteggiate) di ensemble per gli anni orizzonte 2030 e 2050 (calcolato rispetto all'anno di riferimento del PEAP, 2016) per ciascuna stazione; in blu ΔT_{2030}, in nero ΔT_{2050}.

6. Applicazione del morphing e risultati

6.1 Applicazione del morphing a TRY e ERY

Si è scelto di applicare il metodo di downscaling adottato, cioè il morphing, agli anni caratteristici (TRY) ed estremi (ERY), calcolati sulla base delle osservazioni storiche per le stazioni selezionate (si noti che per una stazione, Rovereto di Meteotrentino, tale risultato non si è potuto valutare, in quanto la serie di dati di radiazione era troppo limitata nel tempo). Delle due variabili che compongono TRY e ERY, il morphing è stato applicato solo alla temperatura, mentre per la radiazione solare si è deciso di non alterare i dati in virtù del fatto che 1) le osservazioni di radiazione analizzate presentavano sospette disomogeneità non correggibili, 2) l'analisi dei dati storici ha evidenziato trend di variazione molto incerti, 3) la letteratura scientifica evidenzia per le Alpi proiezioni di radiazione costante o in lieve diminuzione (Jerez et al., 2015). Nell'applicazione del morphing si sono considerati gli incrementi futuri della temperatura media mensile (ΔT) ricavati dall'analisi dei modelli climatici (Sez. 5.3.3) e dall'assunzione dei trend storici osservati come estendibili agli anni oltre il 2019 (Sez. 4.3.1). Tali incrementi sono stati applicati sia agli anni caratteristici (TRY) che agli anni estremi (ERY), in virtù del fatto che la variazione degli estremi di temperatura è stata giudicata comparabile a quella delle medie di temperatura (cf. Sez. 4.3.1 e Allegato 2). Pertanto, sono state calcolate quattro versioni future di TRY ed ERY per ogni stazione di analisi e per ogni orizzonte temporale (2016, 2030, 2050), basate su:

1. proiezione del trend stimato sulla base delle osservazioni agli anni orizzonte di interesse (inclusa la variazione stimata dell'ampiezza del range diurno di temperatura - DTR),
2. ΔT medio ricavato dalla media dei membri dell'ensemble di modelli climatici,
3. ΔT minimo ricavato dai membri dell'ensemble di modelli climatici,
4. ΔT massimo ricavato dai membri dell'ensemble di modelli climatici.

La versione del morphing applicata su base mensile prende in considerazione solo lo "shifting" dei valori di temperatura che compongono TRY ed ERY, ossia una componente additiva, ad esclusione del caso in cui si utilizza il trend stimato dai dati storici: in questo caso viene applicata anche l'operazione di "stretching" per modellare il cambiamento dell'ampiezza del ciclo giornaliero di temperatura (vedi Sez. 3.2). Questo perché le proiezioni climatiche utilizzate, ottenute tramite la piattaforma Copernicus, consistono in valori futuri medi mensili di temperatura,

ma non contengono indicazioni sulla variazione dell'ampiezza del ciclo giornaliero di temperatura e sulle temperature minime o massime giornaliere. Diversamente, l'analisi dei dati storici ha permesso di determinare le tendenze di variazione di tali parametri: quasi tutte le stazioni hanno evidenziato tendenze incerte, caratterizzate da un intervallo di confidenza sul coefficiente di variazione lineare perfettamente a cavallo dello zero. Questo giustifica ulteriormente la scelta di trascurare il termine di "stretching" nel morphing basato sui risultati degli RCM.

A valle delle operazioni di morphing, i dati finali di ogni mese che compone l'anno caratteristico sono stati raccordati con quelli iniziali del mese successivo per continuità, in analogia a quanto fatto in fase di creazione di TRY e ERY. Un esempio dei risultati ottenuti è riportato in Fig. 15.

In sintesi, il risultato finale dello studio presente consiste nelle serie annuali, formate da 8760 dati orari di temperatura e radiazione ognuna, che costituiscono i TRY e gli ERY futuri elaborati in quattro versioni (trend storico e trend minimo, medio e massimo da ensemble di RCM) per ciascuno dei tre orizzonti temporali 2016, 2030 e 2050 e per ciascuna delle 10 stazioni selezionate. In totale si tratta quindi di 120 TRY e 120 ERY futuri, che si aggiungono ai 10 TRY e ai 10 ERY rappresentativi dei periodi di disponibilità dei dati storici.

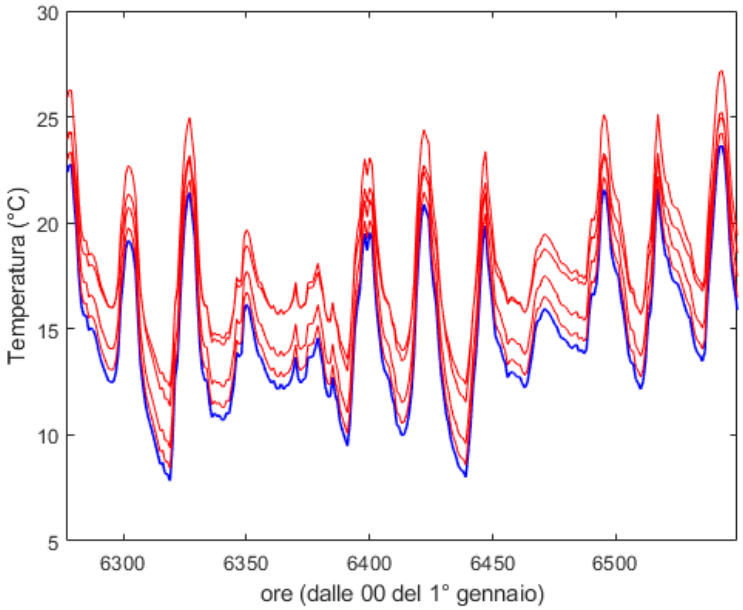


Figura 15. Esempio di risultati finali del downscaling per la stazione di Cembra per l'anno 2050. In blu il TRY originale (ottenuto dall'analisi dei dati storici e riferito all'anno centrale della serie), in rosso i quattro TRY futuri ottenuti grazie all'applicazione del metodo di morphing.

6.2 Evoluzione dei gradi giorno calcolati sulla base dei TRY futuri

In seguito all'applicazione del morphing, è stata verificata la coerenza dei valori futuri dei gradi giorno di riscaldamento e raffrescamento calcolabili a partire dai TRY futuri con le variazioni stimate a partire dall'analisi statistica delle osservazioni storiche (Sez. 4.3.2). I valori di HDD e CDD passati (relativi all'anno base di ciascuna stazione) e futuri (per ciascun TRY futuro prodotto per ciascun orizzonte temporale) sono riportati nelle Tab. 5-12.

HDD @anno base	**ARC**	**ROV**	**TNS**	**SMI**	**MV**	**STO**	**TEL**	**CAV**	**CEM**	**CLE**
Analisi dati storici	2174	2331	2395	2405	2062	2490	2437	2487	2561	2679

Tabella 5. HDD per ciascuna stazione analizzata per il rispettivo anno base (calcolati grazie all'analisi dei dati storici).

HDD @2016	**ARC**	**ROV**	**TNS**	**SMI**	**MV**	**STO**	**TEL**	**CAV**	**CEM**	**CLE**
TRY_{2016} (trend storico)	2041	2237	2184	2268	1984	2447	2340	2413	2510	2548
TRY_{2016} (modelli climatici; min)	2180	2358	2418	2439	2096	2526	2473	2524	2578	2759
TRY_{2016} (modelli climatici; media)	2092	2303	2316	2323	2050	2471	2420	2470	2511	2588
TRY_{2016} (modelli climatici; max)	2006	2240	2215	2194	2000	2411	2365	2411	2430	2422

Tabella 6. HDD stimati per l'anno 2016 per ciascuna stazione analizzata (calcolati sulla base dei TRY futuri).

HDD @2030	**ARC**	**ROV**	**TNS**	**SMI**	**MV**	**STO**	**TEL**	**CAV**	**CEM**	**CLE**
TRY_{2030} (trend storico)	1919	2054	1988	2140	1769	2328	2071	2225	2352	2407
TRY_{2030} (modelli climatici; min)	2141	2327	2372	2387	2070	2492	2448	2487	2548	2662
TRY_{2030} (modelli climatici; media)	1998	2195	2218	2221	1953	2364	2310	2376	2408	2464
TRY_{2030} (modelli climatici; max)	1834	2024	2036	2017	1802	2184	2134	2225	2242	2191

Tabella 7. HDD stimati per l'anno 2030 per ciascuna stazione analizzata (calcolati sulla base dei TRY futuri).

HDD @2050	ARC	ROV	TNS	SMI	MV	STO	TEL	CAV	CEM	CLE
TRY_{2050} (trend storico)	1746	1810	1712	1960	1469	2163	1696	1965	2129	2209
TRY_{2050} (modelli climatici; min)	2032	2245	2261	2282	2000	2415	2373	2418	2462	2565
TRY_{2050} (modelli climatici; media)	1877	2058	2100	2093	1836	2234	2155	2252	2276	2301
TRY_{2050} (modelli climatici; max)	1677	1824	1897	1863	1637	1980	1877	2053	2044	1946

Tabella 8. HDD stimati per l'anno 2050 per ciascuna stazione analizzata (calcolati sulla base dei TRY futuri).

CDD @anno base	ARC	ROV	TNS	SMI	MV	STO	TEL	CAV	CEM	CLE
Analisi dati storici	210	259	236	242	252	150	167	138	113	113

Tabella 9. CDD per ciascuna stazione analizzata per il rispettivo anno base (calcolati grazie all'analisi dei dati storici).

CDD @2016	ARC	ROV	TNS	SMI	MV	STO	TEL	CAV	CEM	CLE
TRY_{2016} (trend storico)	265	310	287	268	250	153	174	152	120	156
TRY_{2016} (modelli climatici; min)	215	256	236	243	241	143	161	132	115	114
TRY_{2016} (modelli climatici; media)	237	273	260	267	259	154	172	144	125	129
TRY_{2016} (modelli climatici; max)	265	289	292	298	273	163	182	154	136	150

Tabella 10. CDD stimati per l'anno 2016 per ciascuna stazione analizzata (calcolati sulla base dei TRY futuri).

CDD @2030	ARC	ROV	TNS	SMI	MV	STO	TEL	CAV	CEM	CLE
TRY_{2030} (trend storico)	325	427	345	294	253	169	205	197	149	214
TRY_{2030} (modelli climatici; min)	223	270	250	257	252	150	170	141	122	124
TRY_{2030} (modelli climatici; media)	267	306	292	299	295	177	200	167	145	150
TRY_{2030} (modelli climatici; max)	348	359	370	374	349	209	238	201	185	198

Tabella 11. CDD stimati per l'anno 2030 per ciascuna stazione analizzata (calcolati sulla base dei TRY futuri).

CDD @2050	ARC	ROV	TNS	SMI	MV	STO	TEL	CAV	CEM	CLE
TRY_{2050} (trend storico)	425	625	449	338	274	202	270	288	209	320
TRY_{2050} (modelli climatici; min)	266	313	293	300	304	182	204	172	151	147
TRY_{2050} (modelli climatici; media)	335	372	358	364	369	224	255	213	190	194
TRY_{2050} (modelli climatici; max)	490	485	509	513	501	303	347	300	283	298

Tabella 12. CDD stimati per l'anno 2050 per ciascuna stazione analizzata (calcolati sulla base dei TRY futuri).

Nel calcolo delle variazioni future di HDD e CDD rispetto all'anno base di ogni serie sono state ipotizzate variazioni lineari per i periodi di interesse, cioè per gli anni compresi tra ciascun anno base e ognuno dei tre anni orizzonte. I risultati di questa analisi sono sintetizzati nelle Tab. 13-18.

Per quanto concerne le variazioni future di gradi giorno di riscaldamento (Tab. 13-15), il confronto delle diverse stime con quanto evidenziato dall'analisi dei dati storici evidenzia che, per quasi tutte le stazioni, i TRY futuri più coerenti sono quelli ottenuti sulla base delle variazioni di temperatura osservate per il periodo storico (com'era ovvio aspettarsi) e quelli ottenuti applicando gli incrementi di temperatura massimi evidenziati dall'ensemble di modelli climatici. Sulla base di queste stime, e aggregando i valori su tutte le stazioni di analisi, fino al 2050 ci si aspetta che gli HDD diminuiscano di circa 12-14 HDD $anno^{-1}$, mentre la media di ensemble indicherebbe una variazione molto minore, dell'ordine di circa -6 HDD $anno^{-1}$. Tali stime corrispondono a una diminuzione degli HDD che può essere quantificata come variabile tra -4% e -11% dal 2016 al 2030, e tra -10% e -21% dal 2016 al 2050.

HDD $anno^{-1}$	ARC	ROV	TNS	SMI	MV	STO	TEL	CAV	CEM	CLE
Analisi dati storici	-7.9	-14.0	-11.4	-7.2	-21.5	-11.1	-22.9	-13.0	-12.5	-9.3
TRY_{2030} (trend storico)	-8.9	-13.4	-14.1	-9.1	-15.6	-8.6	-19.4	-13.5	-11.3	-10.1
TRY_{2030} (modelli climatici; min)	0.4	3.9	1.5	2.3	6.8	7.2	7.2	6.7	3.8	6.2
TRY_{2030} (modelli climatici; media)	-5.5	-4.0	-5.3	-5.5	-2.4	-3.8	-3.4	-3.1	-11.1	-7.0
TRY_{2030} (modelli climatici; max)	-11.2	-13.0	-12.0	-14.1	-12.4	-15.8	-14.4	-13.8	-29.1	-19.8

Tabella 13. Trend di variazione di HDD per ciascuna stazione tra l'anno base delle serie e l'anno 2016.

HDD anno^{-1}	ARC	ROV	TNS	SMI	MV	STO	TEL	CAV	CEM	CLE
Analisi dati storici	-7.9	-14.0	-11.4	-7.2	-21.5	-11.1	-22.9	-13.0	-12.5	-9.3
TRY$_{2030}$ (trend storico)	-8.8	-13.2	-14.0	-9.1	-15.4	-8.5	-19.3	-13.4	-11.3	-10.1
TRY$_{2030}$ (modelli climatici; min)	-1.1	-0.2	-0.8	-0.6	0.4	0.1	0.6	0.0	-0.7	-0.6
TRY$_{2030}$ (modelli climatici; media)	-6.1	-6.5	-6.1	-6.3	-5.7	-6.6	-6.7	-5.7	-8.3	-8.0
TRY$_{2030}$ (modelli climatici; max)	-11.7	-14.6	-12.4	-13.4	-13.7	-16.1	-15.9	-13.4	-17.2	-18.1

Tabella 14. Trend di variazione di HDD per ciascuna stazione tra l'anno base delle serie e l'anno 2030.

HDD anno^{-1}	ARC	ROV	TNS	SMI	MV	STO	TEL	CAV	CEM	CLE
Analisi dati storici	-7.9	-14.0	-11.4	-7.2	-21.5	-11.1	-22.9	-13.0	-12.5	-9.3
TRY$_{2030}$ (trend storico)	-8.7	-12.7	-13.9	-9.1	-15.2	-8.4	-19.0	-13.2	-11.2	-10.0
TRY$_{2030}$ (modelli climatici; min)	-2.9	-2.1	-2.7	-2.5	-1.6	-1.9	-1.6	-1.7	-2.6	-2.4
TRY$_{2030}$ (modelli climatici; media)	-6.1	-6.7	-6.0	-6.4	-5.8	-6.6	-7.2	-5.9	-7.4	-8.0
TRY$_{2030}$ (modelli climatici; max)	-10.1	-12.4	-10.2	-11.1	-10.9	-13.1	-14.4	-11.0	-13.4	-15.6

Tabella 15. Trend di variazione di HDD per ciascuna stazione tra l'anno base delle serie e l'anno 2050.

Passando all'analisi delle variazioni dei gradi giorno di raffrescamento (Tab. 16-18), i TRY futuri che forniscono le stime di variazione di CDD più simili a quanto restituito dall'analisi dei dati storici sono ancora una volta (ovviamente) quelli ottenuti sulla base delle variazioni di temperatura osservate per il periodo storico, assieme e quelli ottenuti applicando gli incrementi di temperatura medi e massimi per l'ensemble di modelli climatici. Questa osservazione non è valida per tutte le stazioni; si noti che i bassi valori assoluti assunti dal parametro CDD per le stazioni di analisi, combinati con la sua elevata variabilità interannuale e la durata limitata di alcune serie storiche, hanno prodotto stime scarsamente robuste dei trend storici di CDD. In base a queste considerazioni, mediando su tutte le stazioni di analisi, fino al 2050 ci si attende che i CDD aumentino mediamente di circa 2-3 CDD anno^{-1}, mentre l'estremo superiore dell'ensemble di modelli indicherebbe un incremento di 4-5 CDD anno^{-1}. Le stime corrispondono a una

diminuzione dei CDD che può essere quantificata come variabile tra 12% e 36% dal 2016 al 2030, e tra 36% e 87% dal 2016 al 2050.

CDD anno^{-1}	ARC	ROV	TNS	SMI	MV	STO	TEL	CAV	CEM	CLE
Analisi dati storici	4.0	6.9	3.5	1.3	-0.3	0.4	-0.3	2.7	1.6	3.2
TRY$_{2030}$ (trend storico)	3.7	7.3	3.4	1.7	-0.4	0.6	1.4	2.5	1.6	3.3
TRY$_{2030}$ (modelli climatici; min)	0.3	-0.4	0.0	0.1	-2.2	-1.4	-1.2	-1.1	0.4	0.1
TRY$_{2030}$ (modelli climatici; media)	1.8	2.0	1.6	1.7	1.4	0.8	1.0	1.1	2.7	1.2
TRY$_{2030}$ (modelli climatici; max)	3.7	4.3	3.7	3.7	4.2	2.6	3.0	2.9	5.1	2.8

Tabella 16. Trend di variazione di CDD per ciascuna stazione tra l'anno base delle serie e l'anno 2016.

CDD anno^{-1}	ARC	ROV	TNS	SMI	MV	STO	TEL	CAV	CEM	CLE
Analisi dati storici	4.0	6.9	3.5	1.3	-0.3	0.4	-0.3	2.7	1.6	3.2
TRY$_{2030}$ (trend storico)	4.0	8.0	3.8	1.8	0.1	1.0	2.0	3.0	1.9	3.7
TRY$_{2030}$ (modelli climatici; min)	0.4	0.5	0.5	0.5	0.0	0.0	0.2	0.2	0.5	0.4
TRY$_{2030}$ (modelli climatici; media)	2.0	2.2	1.9	2.0	2.3	1.4	1.7	1.5	1.7	1.4
TRY$_{2030}$ (modelli climatici; max)	4.8	4.8	4.6	4.6	5.1	3.1	3.7	3.2	3.9	3.1

Tabella 17. Trend di variazione di CDD per ciascuna stazione tra l'anno base delle serie e l'anno 2030.

CDD anno^{-1}	ARC	ROV	TNS	SMI	MV	STO	TEL	CAV	CEM	CLE
Analisi dati storici	4.0	6.9	3.5	1.3	-0.3	0.4	-0.3	2.7	1.6	3.2
TRY$_{2030}$ (trend storico)	4.4	8.9	4.3	2.0	0.6	1.3	2.6	3.8	2.5	4.4
TRY$_{2030}$ (modelli climatici; min)	1.1	1.3	1.2	1.2	1.3	0.8	0.9	0.9	1.0	0.7
TRY$_{2030}$ (modelli climatici; media)	2.6	2.8	2.5	2.5	3.0	1.9	2.3	1.9	2.0	1.7
TRY$_{2030}$ (modelli climatici; max)	5.7	5.5	5.6	5.5	6.4	3.9	4.6	4.1	4.4	3.9

Tabella 18. Trend di variazione di CDD per ciascuna stazione tra l'anno base delle serie e l'anno 2050.

I risultati riportati per le variazioni future di HDD e CDD appaiono in buon accordo con quanto riportato dalla letteratura scientifica in merito alle variazioni osservate negli ultimi decenni (si veda Sez. anche 4.3.3). Il report di ISPRA (2017) indica infatti per l'area delle Alpi variazioni future stimate di HDD al 2030 (rispetto al periodo 2001-2015) comprese tra -6 e -11%, e al 2050 comprese tra -13 e -18%. Si noti che uno studio analogo per i gradi giorno di raffrescamento non è ancora pubblicato. Il rapporto dell'EEA (2017) prevede per tutto il 21° secolo diminuzioni di HDD maggiori degli aumenti dei CDD in valore assoluto, ma non in valore relativo, in analogia a quanto determinato da questo studio.

In termini di variazione dei fabbisogni energetici degli edifici, valutabili unicamente in maniera qualitativa (data la necessità di applicare un modello energetico per convertire i gradi giorno in consumi energetici corrispondenti), quelli legati al raffrescamento estivo cresceranno in termini percentuali in maniera molto più significativa rispetto alla diminuzione dei fabbisogni per il riscaldamento invernale, anche in virtù del fatto che la domanda di energia per il riscaldamento è tipicamente soddisfatta grazie a tecnologie più efficienti rispetto al raffrescamento. Questi cambiamenti condurranno a notevoli variazioni nel profilo stagionale della domanda energetica per il condizionamento degli edifici residenziali della Provincia di Trento.

7. Conclusioni

7.1 Sintesi delle attività svolte

Lo studio svolto per il downscaling delle proiezioni climatiche al 2030 per il territorio della Provincia di Trento ai fini della quantificazione dell'impatto del cambiamento climatico sui consumi energetici per riscaldamento e raffrescamento degli edifici si è sviluppato attraverso le seguenti attività:

- analisi comprensiva della letteratura scientifica di settore, valutazione comparativa e individuazione dei metodi di downscaling delle proiezioni climatiche allo stato dell'arte e adeguati al contesto di analisi;
- analisi storica delle serie di dati da osservazioni di temperatura e radiazione solare per 11 stazioni meteorologiche selezionate in quanto climatologicamente significative e rappresentative del territorio (per le fasce altimetriche inferiori ai 700 m s.l.m.), con determinazione delle statistiche e dei parametri di progetto più significativi indicati dalla norma UNI 10349:2016;
- determinazione delle tendenze di variazione della temperatura e della radiazione solare su base mensile, dei gradi giorno di riscaldamento e raffrescamento, degli indici di cambiamento climatico del set ETCCDI per le 11 stazioni meteorologiche selezionate nei periodi di disponibilità delle osservazioni storiche (al massimo per il periodo 1983-2019);
- analisi delle proiezioni di temperatura media mensile per il territorio di interesse per il periodo 1981-2070, sulla base di un ensemble di 16 membri appartenenti alle simulazioni climatiche fornite dal consorzio EURO-CORDEX;
- verifica dell'inadeguatezza di un *weather generator* stocastico come strumento per il downscaling delle proiezioni climatiche per il territorio di interesse;
- downscaling e proiezione futura di TRY e ERY calcolati per le stazioni selezionate agli anni 2016, 2030 e 2050, applicando un metodo ibrido costituito dall'applicazione del metodo detto "morphing" utilizzando incrementi futuri di temperatura previsti 1) grazie ai trend lineari stimati sulla base delle osservazioni storiche e 2) grazie alle proiezioni climatiche fornite dall'ensemble di RCM (valori minimo, medio e massimo dell'ensemble);
- calcolo delle variazioni future dei gradi giorno stimati a partire dai TRY futuri e confronto con i trend di variazione evidenziati dall'analisi delle serie storiche.

7.2 Sintesi dei risultati ottenuti

I risultati ottenuti grazie al presente studio rappresentano i dati di input necessari per valutare in maniera scientificamente robusta e comprensiva quale sarà l'effetto del cambiamento climatico in atto sulla variazione all'anno 2030 (ed eventualmente al 2050) dei consumi energetici richiesti per il riscaldamento e il raffrescamento degli edifici residenziali della Provincia autonoma di Trento, rispetto ai consumi stimabili per l'anno 2016, quale anno base di riferimento del PEAP.

L'analisi delle serie storiche selezionate per il territorio trentino per il periodo 1983-2019 ha evidenziato chiare tendenze di incremento delle temperature medie mensili dell'ordine di 0.05-0.10°C anno^{-1}, con un andamento stagionale caratterizzato da minimi in maggio e dicembre. Tale quadro è pienamente confermato (in valori assoluti e ciclo annuale) dall'analisi dei trend lineari stimati a partire dai risultati dell'ensemble di modelli RCM analizzato per il periodo 1981-2070. L'aumento medio delle temperature previsto per i prossimi decenni fino al 2050 si attesta intorno tra 0.035 e 0.04 °C anno^{-1} (in pieno accordo con quanto riportato dalla letteratura scientifica).

Per quanto concerne la radiazione solare, invece, l'analisi delle serie storiche non fornisce un quadro univoco, bensì proiezioni di segno incerto. La letteratura indica anch'essa una sostanziale previsione di stasi (o leggera diminuzione) di tale parametro meteo-climatico, dovuta all'aumento della nuvolosità sull'area alpina. Anche in base a tali osservazioni, il metodo di downscaling applicato per la stima dei TRY e degli ERY futuri è stato applicato alla sola variabile temperatura, mentre i dati di radiazione non sono stati modificati.

Le serie storiche di gradi giorno di riscaldamento e raffrescamento rivelano una tendenza complessiva alla riduzione dei primi verosimilmente dell'ordine dei -10 HDD anno^{-1} e all'aumento dei secondi al massimo di 5 CDD anno^{-1}. Queste stime sono in ottimo accordo con quanto riportato dalla letteratura scientifica in merito. I valori futuri di HDD e CDD calcolati sulla base dei TRY futuri per gli anni 2016, 2030 e 2050 restituiscono variazioni lineari stimate coerenti con i valori osservati e la letteratura scientifica pertinente, pari a circa -6÷-12 HDD anno^{-1} e 2÷4 CDD anno^{-1} rispettivamente. In termini percentuali si è stimato che gli HDD diminuiranno di una quantità tra -4% e -11% dal 2016 al 2030, e tra -10% e -21% dal 2016 al 2050, mentre contemporaneamente i CDD aumenteranno meno in valore assoluto, ma maggiormente in valore percentuale (tra 12% e 36% dal 2016 al 2030, tra 36% e 87% dal 2016 al 2050). Di conseguenza, in termini di variazione dei fabbisogni energetici degli edifici, quelli legati al raffrescamento estivo cresceranno in termini percentuali in maniera più significativa rispetto alla diminuzione dei fabbisogni per il

riscaldamento invernale. Tali mutamenti daranno origine a notevoli variazioni nel profilo stagionale della domanda energetica per il condizionamento degli edifici residenziali della Provincia di Trento.

7.3 Potenziali sviluppi futuri

Lo studio presente può essere potenzialmente approfondito e sviluppato in futuro secondo alcune delle seguenti ipotesi:

- selezionando ed includendo altre stazioni di analisi, rappresentative di ulteriori aree geografiche/zone climatiche del Trentino oppure di fasce altimetriche superiori ai 700 m m.s.l.;
- analizzando ulteriori parametri climatici, come umidità dell'aria e intensità del vento, per costruire TRY e ERY che li includano (e che quindi abbiano potenzialmente anche utilizzi diversi da quello presente, ad esempio per la stima della produzione da fonti rinnovabili come solare e eolico);
- analizzando proiezioni climatiche di temperatura con risoluzione temporale più elevata, ad esempio giornaliera o oraria, o proiezioni climatiche per le temperature minime o massime, per comprendere più in dettaglio come varieranno gli estremi di temperatura e implementare il metodo di morphing di conseguenza (ad es. applicando lo stretching del ciclo giornaliero di temperatura);
- analizzando proiezioni climatiche di radiazione solare ed includendo tale variabile nell'implementazione del metodo di morphing;
- analizzando le proiezioni climatiche per un periodo più ampio di quello scelto, ad es. spingendo l'analisi fino al 2100;
- analizzando i dati storici e le proiezioni climatiche in funzione dell'elevazione del terreno (quota), per individuare eventuali relazioni sistematiche;
- investigando in dettaglio le differenze tra le stazioni di ambito urbano e quelle di ambito rurale, ad es. analizzando le tendenze nel tempo di variabili come l'intensità dell'isola di calore urbano;
- calcolando i valori futuri di ulteriori parametri meteo-climatici, di interesse per applicazioni in altri settori (ad es. gradi giorno annuali non limitati al periodo di riscaldamento o

raffrescamento per applicazioni idrologiche, gradi giorno di crescita per applicazioni fenologiche, …).

I risultati presentati da questo documento, oltre a supportare le elaborazioni e le proposte del Piano Energetico Ambientale Provinciale, potrebbero essere resi disponibili in futuro anche per i professionisti che operano nel settore della pianificazione urbana e della progettazione di edifici. Oltre a mettere a disposizione il dataset dei risultati (ossia le elaborazioni statistiche, i TRY, gli ERY, i valori di HDD e CDD, sia presenti che futuri), un elemento di arricchimento potrebbe essere rappresentato dal provvedere alla formazione specifica dei professionisti sull'argomento del cambiamento climatico in generale e in particolare sui contenuti del presente studio, allo scopo di fornire gli elementi per un utilizzo consapevole dei risultati stessi nella pratica professionale. Un riferimento in questo senso è rappresentato dal progetto "ClimaMI – Climatologia per le attività professionali e l'adattamento ai cambiamenti climatici urbani nel Milanese", che mira a fornire una base operativa, solida, organizzata e aggiornata di informazioni e dati climatici necessari come punto di riferimento concreto e imprescindibile per l'adattamento al cambiamento climatico locale nell'ambito dell'area metropolitana di Milano (https://www.progettoclimami.it/).

8. Bibliografia

Siti web

Joint CCl/CLIVAR/JCOMM Expert Team on Climate Change Detection and Indices (ETCCDI)

http://etccdi.pacificclimate.org/index.shtml

Meteotrentino – Archivo dati delle stazioni meteorologiche

http://storico.meteotrentino.it/web.htm

CERFACS - Climate modeling and Global change (GLOBC) team

https://cerfacs.fr/en/climate-modelling-and-global-change-globc/?cn-reloaded=1

Copernicus Climate Change Service – C3S

https://climate.copernicus.eu

Atlante climatico del Trentino

https://climatlas.fbk.eu

Fondazione E. Mach - Unità Agrometeorologia e Sistemi Informatici

https://meteo.fmach.it/meteo/index.php

Climate Limited-area Modeling Community

https://wiki.coast.hzg.de/clmcom

EEA - Heating and cooling degree days

www.eea.europa.eu/data-and-maps/indicators/heating-degree-days-2/assessment

Fondazione E. Mach

www.fmach.it

Irish Centre for High-End Computing

www.ichec.ie

Osservatorio Meteorologico Molino Vittoria

www.ing.unitn.it/~prometeo/home.htm

Intergovernmental Panel on Climate Change - IPCC

www.ipcc.ch

Meteotrentino

www.meteotrentino.it

UK MetOffice

www.metoffice.gov.uk

Istituto Max Planck

www.mpg.de

Swedish Meteorological and Hydrological Institute

www.smhi.se

Pubblicazioni

Allen, M.R., O.P. Dube, W. Solecki, F. Aragón-Durand, W. Cramer, S. Humphreys, M. Kainuma, J. Kala, N. Mahowald, Y. Mulugetta, R. Perez, M. Wairiu, and K. Zickfeld, 2018: Framing and Context. In: Global Warming of 1.5°C. An IPCC Special Report on the impacts of global warming of 1.5°C above pre-industrial levels and related global greenhouse gas emission pathways, in the context of strengthening the global response to the threat of climate change, sustainable development, and efforts to eradicate poverty [Masson-Delmotte, V., P. Zhai, H.-O. Pörtner, D. Roberts, J. Skea, P.R. Shukla, A. Pirani, W. Moufouma-Okia, C. Péan, R. Pidcock, S. Connors, J.B.R. Matthews, Y. Chen, X. Zhou, M.I. Gomis, E. Lonnoy, T. Maycock, M. Tignor, and T. Waterfield (eds.)]. https://www.ipcc.ch/sr15/

Belcher SE, Hacker JN, Power DS. Constructing design weather data for future climates. Building Services Engineering Research and Technology 2005;26(1):49–61. https://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1191/0143624405bt112oa?journalCode=bsea

Berardi, U., Jafarpur, P., 2020: Assessing the impact of climate change on building heating and cooling energy demand in Canada. Renewable and Sustainable Energy Reviews 121, 109681. DOI: 10.1016/j.rser.2019.10968. https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S136403211930886X

Christensen JH, Christensen OB (2007): A summary of the PRUDENCE model projections of changes in European climate by the end of this century. Clim Chang 81:7–30. doi:10.1007/s10584-006-9210-7. https://link.springer.com/article/10.1007/s10584-006-9210-7

Christensen, J. H., Boberg, F., Christensen, O. B., and LucasPicher, P (2008): On the need for bias correction of regional climate change projections of temperature and precipitation, Geophys. Res. Lett., 35, L20709, doi:10.1029/2008GL035694. https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1029/2008GL035694

D'Amico, a., G. Ciulla, D. Panno, S. Ferrari, 2020: Building energy demand assessment through heating degree days: the importance of a climatic dataset. Appl Energy, 242, pp. 1285-1306, DOI: 10.1016/J.APENERGY.2019.03.167. https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0306261919305744

De Rosa, M., V. Bianco, F. Scarpa, L. A. Tagliafico, 2015: Historical trends and current state of heating and cooling degree days in Italy. Energy Conversion and Management 90, 323–335. DOI: 10.1016/j.enconman.2014.11.022. https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0196890414009789

DPR 412/1993: Regolamento recante norme per la progettazione, l'installazione, l'esercizio e la manutenzione degli impianti termici degli edifici ai fini del contenimento dei consumi di energia, in attuazione dell'art. 4, comma 4, della legge 9 gennaio 1991, n. 10. https://www.normattiva.it/uri-res/N2Ls?urn:nir:stato:legge:1993;412~%7B%7Dart2!vig=

EEA (2017): Climate change, impacts and vulnerability in Europe 2016. An indicator-based report. EEA Report No 1/2017. https://www.eea.europa.eu/publications/climate-change-impacts-and-vulnerability-2016

Estévez, J., P. Gavilán, J.V. Giráldez, 2011: Guidelines on validation procedures for meteorological data from automatic weather stations. Journal of Hydrology, 402, 1-2, 144-154, DOI: 10.1016/j.jhydrol.2011.02.031. https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0022169411001594

Evans, J.P., J. L. McGregor, and K. McGuffie (2012): Future Regional Climates. In: The future of the World's climate, Eds. A. Henderson-Sellers and K. McGuffie, 223–252, Elsevier.

Fatichi, S., Ivanov, V.Y., E. Caporali, 2011: Simulation of future climate scenarios with a weather generator, Advances in Water Resources, 34, 448–467, DOI: 10.1016/j.advwatres.2010.12.013. https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0309170811000042

Finkelstein, J.M., R. E. Schafer, 1971: Improved goodness-of-fit tests, Biometrika, 58, 3, 641–645, DOI: 10.1093/biomet/58.3.641. https://www.jstor.org/stable/2334400

Guan L., 2009: Preparation of future weather data to study the impacts of climate change on buildings. Build Environ, 44:793–800. DOI: 10.1016/j.buildenv.2008.05.021. https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0360132308001376

Herrera, M., S. Natarajan, D.A. Coley, T. Kershaw, A.P. Ramallo-González, M. Eames, et al. (2017): A review of current and future weather data for building simulation. Build Serv Eng Res Technol, 143624417705937 (2017), DOI: 10.1177/0143624417705937. https://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1177/0143624417705937

ISPRA (2015): Il clima futuro in Italia: analisi delle proiezioni dei modelli regionali, Stato dell'Ambiente 58/2015, ISBN 978-88-448-0723-8. https://www.isprambiente.gov.it/it/pubblicazioni/stato-dellambiente/il-clima-futuro-in-italia-analisi-delle-proiezioni-dei-modelli-regionali

ISPRA (2017): Consumi energetici e heating degree days (HDD) a confronto. Proiezioni al 2050 degli HDD in differenti scenari climatici. Rapporto 277/2017, ISBN 978-88-448-0875-4. https://www.snpambiente.it/2018/01/09/consumi-energetici-e-heating-degree-days-hdd-a-confronto-proiezioni-al-2050-degli-hdd-in-differenti-scenari-climatici/

ISPRA (2019): Gli indicatori del clima in Italia nel 2018, Stato dell'Ambiente 88/2019, ISBN 978-88-448-0955-3. https://www.isprambiente.gov.it/it/pubblicazioni/stato-dellambiente/gli-indicatori-del-clima-in-italia-nel-2018

Ivanov, V.Y., Bras, R.L., and Curtis, D.C., 2007: A weather generator for hydrological, ecological, and agricultural applications, Water Resources Research, 43, W10406, DOI: 10.1029/ 2006WR005364. https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1029/2006WR005364

Jacob, Daniela & Petersen, Juliane & Eggert, Bastian & Alias, Antoinette & Christensen, Ole & Bouwer, Laurens & Braun, Alain & Colette, Augustin & Déqué, Michel & Georgievski, Goran & Georgopoulou, Elena & Gobiet, Andreas & Menut, Laurent & Nikulin, Grigory & Haensler, Andreas & Hempelmann, Nils & Jones, Colin & Keuler, Klaus & Kovats, Sari & Yiou, Pascal. (2014). EURO-CORDEX: New high-resolution climate change projections for European impact research. Regional Environmental Change. 14. 10.1007/s10113-013-0499-2. https://link.springer.com/article/10.1007/s10113-013-0499-2

Jalota, S.K., B.B. Vashisht, Sandeep Sharma, Samanpreet Kaur (2018): Chapter 2 - Climate Change Projections. In: Understanding Climate Change Impacts on Crop Productivity and Water Balance. Editor(s): S.K. Jalota, B.B. Vashisht, Sandeep Sharma, Samanpreet Kaur, Academic Press, pp 55-86, ISBN 9780128095201, DOI: 10.1016/B978-0-12-809520-1.00002-1. https://www.sciencedirect.com/book/9780128095201/understanding-climate-change-impacts-on-crop-productivity-and-water-balance

Jerez, S., Tobin, I., Vautard, R. et al., 2015: The impact of climate change on photovoltaic power generation in Europe. Nat Commun 6, 10014, DOI: 10.1038/ncomms10014. https://www.nature.com/articles/ncomms10014

Laiti, L., D. Andreis, F. Zottele, L. Giovannini, L. Panziera, G. Toller, D. Zardi, 2014: A Solar Atlas for the Trentino Region in the Alps: Quality Control of Surface Radiation Data. Energy Procedia, 59, 336-343, DOI: 10.1016/j.egypro.2014.10.386. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1876610214017536

Moazami, A., Nik VM, Carlucci S, Geving S., 2019: Impacts of future weather data typology on building energy performance – Investigating long-term patterns of climate change and extreme weather conditions. Appl Energy, 238, 696–720. DOI: 10.1016/j.apenergy.2019.01.085. https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0306261919300868

Pachauri et al., 2014 (IPCC, 2014): Climate Change 2014: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, R.K. Pachauri and L.A. Meyer (eds.)]. IPCC, Geneva, Switzerland, 151 pp.

Pernigotto, G., A. Prada, A. Gasparella, 2020: Extreme Reference Years for Building Energy Performance Simulation. Journal of Building Performance Simulation, 13(2), 152-166. DOI: 10.1080/19401493.2019.1585477. https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/19401493.2019.1585477?journalCode=tbps20

Peterson, T.C., 2005: Climate Change Indices. WMO Bulletin, 54 (2), 83-86. http://etccdi.pacificclimate.org/papers/WMO.Bulletin.April.2005.indices.pdf

Prein, A.F., Gobiet, A., Suklitsch, M. et al., 2013: Added value of convection permitting seasonal simulations. Clim Dyn 41, 2655–2677, DOI: 10.1007/s00382-013-1744-6. https://link.springer.com/article/10.1007/s00382-013-1744-6

Spinoni, J., J. Vogt, P. Barbosa (2015): European degree-day climatologies and trends for the period 1951-2011. Int. J. Climatol., 35, pp. 25-36, DOI: 10.1002/joc.3959. https://rmets.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/joc.3959

Spinoni, J., J.V. Vogt, P. Barbosa, A. Dosio, N. McCormick, A. Bigano, H.M. Füssel (2018): Changes of heating and cooling degree-days in Europe from 1981 to 2100. Int. J. Climatol., DOI: 10.1002/joc.5362. https://rmets.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/joc.5362

Teutschbein, C. and Seibert, J. (2010): Regional Climate Models for Hydrological Impact Studies at the Catchment Scale: A Review of Recent Modeling Strategies, Geography Compass, 4, 834–860, DOI:10.1111/j.1749-8198.2010.00357.x. https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1749-8198.2010.00357.x

Teutschbein, C. and Seibert, J. (2012): Bias correction of regional climate model simulations for hydrological climate-change impact studies: Review and evaluation of different methods, Journal of Hydrology, 456–457, 12-29, DOI: 10.1016/j.jhydrol.2012.05.052. https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0022169412004556

UNI 10349-1:2016. Riscaldamento e raffrescamento degli edifici - Dati climatici - Parte 1: Medie mensili per la valutazione della prestazione termo-energetica dell'edificio e metodi per ripartire l'irradianza solare nella frazione diretta e diffusa e per calcolare l'irradianza solare su di una superficie inclinata.

UNI 10349-3:2016. Riscaldamento e raffrescamento degli edifici - Dati climatici - Parte 3: Differenze di temperatura cumulate (gradi giorno) ed altri indici sintetici.

UNI/TR 10349-2:2016. Riscaldamento e raffrescamento degli edifici - Dati climatici - Parte 2: Dati di progetto.

van der Linden, Paul & Mitchell, J., 2009: ENSEMBLES: climate change and its impacts: summary of research and results from the ENSEMBLES project. Met Office Hadley Centre FitzRoy Road Exeter EX1 3PB UK, 160. https://www.eea.europa.eu/data-and-maps/indicators/global-and-european-temperature-1/ensembles-climate-change-and-its

WMO (World Meteorological Organization), 2008: Guide to Meteorological Instruments and Methods of Observations. WMO-No.8, Geneva, Switzerland.

Allegato 1: Analisi della letteratura scientifica relativa ai metodi di downscaling delle proiezioni climatiche per la valutazione della domanda energetica degli edifici per il riscaldamento e il raffrescamento (versione completa in lingua inglese)

Key words:

climate change – climate models – RCM – GCM – climate projections – climate scenario – future climate – future weather – downscaling – temperature – buildings – energy demand – degree days – HDD – CDD – typical weather – TMY – TRY – morphing – weather generator – Alps – alpine region – complex topography.

Index

1. Introduction 2
   1.1. Degree days 2
   1.2. Typical Meteorological Year or Test Reference Year 4
   1.3. Climate models and climate projections 4
   1.4. Downscaling of climate models 5
2. Downscaling methods used for impact studies on building energy demand 6
   2.1. Extrapolating statistical methods 7
   2.2. Morphing method 7
   2.3. Diurnal modelling method 8
   2.4. Stochastic weather models 8
   2.5. Dynamical downscaling 9
   2.6. General considerations 9
3. Review of impact studies 10
   3.1. Extrapolating statistical method 10
   3.2. Morphing method 11
   3.3. Stochastic weather models 14
   3.4. Dynamic downscaling method 16
   3.5. Other methods 19
   3.6. Further evaluations and recommendations 19
4. The area of interest: context and available data 20
   4.1. Past trends and future projections of temperature 21
   4.2. Past trends and future projections of HDD and CDD 22
   4.3. Available future climate simulations 23
   4.4. Available historical data for temperature 25
   4.5. Available data for DD and TMY for the Province of Trento 26
5. Proposal of a methodology for future DD estimates for the Province of Trento 26
6. References 29

1. Introduction

The energy demand for heating and cooling of buildings is strongly influenced by local environmental conditions, i.e. by local weather and climate conditions in the first place, depending on the considered time scale of analysis. Weather is indeed one of the main factors to consider when designing a building because it represents the most important boundary condition that affects the dynamic behaviour of the building (D'Amico et al. 2019). Given their relatively long service life (in the order of 50 years), both existing and new buildings will face in the near future, and have already been facing in recent years, climate change and global warming effects induced by anthropogenic emissions of greenhouse gases (see Allen et al. 2018). Indeed, at global scale a decrease in the energy need for heating and an increase for cooling are expected, characterized by different patterns for different regions of the world (Isaac and van Vuuren, 2009).

In order to be able to assess quantitatively the future variations of the energy demand from building heating and cooling at regional and local scale, future projections of the climate-derived parameters that are typically used to estimate the energy demand of buildings or to simulate their energy consumption are needed for design and planning purposes. Among these parameters, degree days are one of the simplest and most widely adopted.

1.1. Degree days

The concept of "degree day" (DD), originally developed by Thom (1952, 1954) is one of the simplest methods to estimate heating and cooling energy demands of buildings from climate data. This parameter quantifies the cumulated positive or negative deviation from a reference temperature, and is indeed easy to calculate and widely used.

DDs are computed as a measure of how much (in degrees) and how long (in days) the outside air temperature is below or above a certain reference temperature, i.e. the base temperature, during a conventional one-year long period (measure unit: °C day). For Heating Degree Days (HDDs) the base temperature is the outside air temperature below which the building needs heating (during the heating period). Conversely, for Cooling Degree Days (CDDs) the base temperature is the outside air temperature above which the building needs cooling (during the cooling period). The calculation involves the evaluation of the integral in time of the temperature curve truncated above (for HDDs) or below (for CDDs) the base temperature.

In the literature, several ways of calculating the DDs can be found (see De Rosa et al. 2015):

- Mean Degree-Hours (MDH): DDs are calculated from hourly temperature records (this is also the Italian calculation method; UNI 10349-3: 2016);
- Eurostat methodology, which uses daily mean temperature (notice that a jump discontinuity occurrs when daily mean temperature falls below the base temperature);
- on the basis of daily maximum and minimum temperatures: e.g. ASHRAE standard (ASHRAE 2009), UK MetOffice equations;
- by estimate of monthly DDs from the mean monthly temperature and the monthly standard deviation; e.g. Hitchin's formula (Hitchin 1983), Schoenau and Kerig (1980).

The MDH is the most rigorous and mathematically precise method of calculating DDs, and is defined as the ratio of the sum of hourly temperature differences to 24. Only positive differences are summed; in the case of HDD, when the outdoor temperature exceeds the base temperature, the value of DD is null (D'Amico et al. 2019, De Rosa et al. 2015).

$$if\ \left(T_b - T_{oj}\right) > 0\ then\ dd = \frac{\sum_{j=1}^{24}\left(T_b - T_{oj}\right)}{24}$$

where dd is the daily degree days for one day, T_b the base temperature, T_{oj} the outdoor temperature in the j-th jour of the day.

UK MetOffice equations, on the other hand, approximate this integral:

$$DD = \int dd \ dt = \int (T_b - T_o)\, dt$$

by the expressions reported in the following table, based on minimum and maximum daily temperatures:

Condition	Daily heating DD
$T_{max} < T_b$	$dd = T_b - (T_{max} + T_{min})/2$
$T_{min} < T_b \ and \ (T_{max} - T_b) < (T_b - T_{min})$	$dd = (T_b - T_{min})/2 - (T_{max} - T_b)/4$
$T_{max} > T_b \ and \ (T_{max} - T_b) > (T_b - T_{min})$	$dd = (T_b - T_{min})/4$
$T_{min} \geq T_b$	$dd = 0$

In USA and Germany they use the following expressions:

$$if \ T_{max} < T_b \ then \ dd = T_b - (T_{max} + T_{min})/2$$

$$if \ T_{min} \geq T_b \ then \ dd = (T_{max} + T_{min})/2 - T_b$$

If mean daily temperature is used, as in ASHRAE standard:

$$if \ (T_b > T_{oi}) \ then \ DD = \sum_{i=1}^{n} (T_b - T_{oi})$$

where n is the number of days in the conventional heating perios, T_b the base temperature, T_{oi} the outside temperature of the i-th day. Notice that for the above equations are defined for HDDs; for the calculation of CDDs opposite conditions for $T_b - T_o$ should be used (see Spinoni et al. 2018, De Rosa et al. 2015).

In general, expressions based on mean daily temperature, including when calculated from T_{min} and T_{max}, are expectedly less precise than the formulation based on hourly data, that should always be the preferred option if hourly data are available. Formulas based on monthly data are even less accurate and should be used only when no other data are available. However, they are useful especially for the reconstruction of past time series of DDs, for periods for which hourly or daily data are not available.

For Italy, the base temperature for heating is equal to 18°C and defined periods for heating are defined by the law, on the basis of the climate category of the area of interest (DPR 412/1993, UNI 10349 2016). For CDDs no standard base temperature is conventionally adopted (21°C is often used). Different applications and countries may correspond to different base temperatures and different calculation periods.

Notice that D'amico et al. (2019) demonstrated that the assessment of a building energy demand through the use of DDs is reliable only if the determination of this climate index is done on the basis of the same weather data that would be used for the dynamic building simulation. If the DD index is not correctly calculated, determining the building energy performance simply as a function of DD may lead to imprecise evaluations. To link the building energy performance with the correct DD value, they suggest that it is necessary to calculate DD based on the same Typical Meteorological Year (TMY) or Test Reference Year (TRY) that would be used for building energy dynamical evaluations and design (see next section). This marks an important difference between those applications that directly attempt to estimate the change in DDs and those who focus on TMY or TRY, from which the DD variation can be calculated later.

1.2. Typical Meteorological Year or Test Reference Year

Another widely used climate-related parameter for the assessment of building energy demand is the Typical Meteorological Year (TMY) or the Test Reference Year (TRY). This is a one-year long synthetic sequence of hourly meteorological data, actually observed at a specific location, selected from an historical time series whose lenght should be sufficiently representative of the local climate normals (i.e. ideally 30 years, according to WMO indications). For each month of the year, the individual month whose statistics are closest to the long-term average statistics is chosen from the multi-annual time series; these twelve months, potentially coming from different years, are then concatenated to form the TMY or the TRY (Berardi and Jafarpur 2020). For the selection of representative years, the Finkelstein-Schafer (Finkelstein and Schafer, 1971) or the Kolmogorov-Smirnov statistics are typically used. Many authors have developed TMY and TRY for many locations worldwide, e.g. Chan et al. (2006), Kalogirou (2003), Lam et al. (1986), Anderson et al. (2007).

Different types of TMY and TRY are based on the analysis of a different set of meteorological variables, by assignment of different weights for different variables in the selection procedure, depeding on the application of interest. TMY and TRY are used as input in the dynamic simulation of building energy demand (thermal TMY), of energy production from renewable systems (photovoltaic and eolic TMY), of atmospheric pollution processes (environmental TMY), etc.

Notice that, by definition, TMY and TRY do not represent climate extremes, thus they are not suitable for any design application referred to worst-case conditions. As a consequence, HDDs and CDDs calculated from TMY or TRY are considered to be representative of the typical or average climate (cf. D'Amico et al. 2019).

1.3. Climate models and climate projections

The climate-related parameters presented above are tipically calculated from good-quality historical meteorological observations collected at weather stations. This means that they are only available for past or present conditions, with varying availability in time and at a limited number of specific sites, which could potentially imply that they are insufficient for a thorough characterization of the area of interest and, especially, of future conditions.

In order to obtain future parameter values reflecting the expected evolution of the climate, projections of future climate are needed, as merely extrapolating past trends derived from observations can lead to erroneous results, expecially in the long term. Quantitative projections of climate change at global scale are provided by so-called General Circulation Models (GCMs). They typically couple the evolution in time of the physics of the atmosphere and the ocean, as well as of other components of the climate system (e.g. vegetation, soils, criosphere, etc.). GCM outputs typically represent average values of meteorological parameters over a region or the entire globe with a spatial resolution in the order of 100 km and a monthly temporal resolution (www.ipcc.ch, Evans et al. 2012, Jalota et al. 2018).

GCMs are validated against past climate conditions to check if they are able to simulate the past evolution of the climate system by means of running so-called "reanalyses" (simulations of past periods). This allows to determine whether they can provide reliable results. If this is the case, they are used to forecast climate changes under various future scenarios. Scenarios for climate simulations are related to future anthropogenic emissions of greenhouse gases (GHGs) and to future socio-economic and technological evolutions as well. The Intergovernmental Panel for Climate Change (IPCC) created a first set of scenarios, introduced in the IPCC Special Report on Emissions Scenarios (SRES) in 1996 (Nakicenovic et al. 2000, Carter 2007). At present, the Representative Concentration Pathways (RCPs), defined by the Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) fifth assessment report in 2014, are the standard scenarios adopted for most climate change studies (Pachauri et al. 2014). Four RCPs are defined, i.e. RCP 2.6, RCP4.5, RCP6.0 and RCP 8.5, with reference to the radiative forcings caused by GHG emissions in the year 2100 with respect to

pre-industrial values. RCP 2.6 is a mitigation scenario where the increase of global mean temperature remains likely below 2°C, thanks to a decrease of GHG emissions by mid-century. RCP 4.5 and 6.0 are intermediate stabilization pathways characterised by a stabilisation of emissions shortly after 2100. RCP 8.5 is the high-end, worst-case scenario, characterised by continuously increasing GHG emissions.

Uncertainty in climate projections descends from many sources: scenario uncertainty, intrinsic model uncertainty (depending on the individual model setup and parameterizations), uncertainty associated with the internal variability of the climate, uncertainty of observations used for model validation, and others. To address at least the uncertainty associated with the different models, ensembles of climate simulations (typically obtained from GCMs developed by different institutions) are often used instead of single-model runs, in order to be able to identify not only an ensemble-mean signal but also a range of variability for the variables of interest (www.ipcc.ch, Evans et al. 2012, Jalota et al. 2018).

1.4. Downscaling of climate models

As cited above, GCMs typically have spatial resolutions too low to adequately resolve features of regional-scale climate, and both spatial and temporal resolutions that are too coarse for the direct application of their results in impact studies. Indeed, building energy assessment usually requires daily or hourly weather data that are site-specific. Thus, a "downscaling" process needs to be applied to GCM results to enhance the detail level in space, e.g. to go down to finer grid spacings, and in time, depending on the application but also on the characteristic climatology of the area of interest (e.g. finer resolutions are typically needed for more complex topography areas).

In climate science, downscaling approaches can be classified in general as either dynamic or statistical (or empirical). The first approach makes use of Regional Climate Models (RCMs), i.e. climate models applied on limited domains with higher spatial (and temporal) resolution than GCMs, able to solve atmospheric processes at finer scales than GCMs. GCMs simulations provide boundary conditions to RCMs runs, the finer resolutions being reached through one or more nested simulation domains.

Statistical or empirical downscaling, on the other hand, exploits historical observations collected at local scale to determine empirical relations between them (the predictands) and the coarse-scale atmospheric variables (the predictors) provided by GCMs. These relations are then used to map higher spatial resolution fields from the coarse ones provided by GCMs. A wide number of statistical downscaling methods, using deterministic or stochastic approaches, are available in the literature and have also been applied to RCM output (www.ipcc.ch, Evans et al. 2012, Jalota et al. 2018).

Notice that the second approach is much less demanding in computational terms than the first. However, unlike dynamic downscaling, statistical downscaling does not ensure the conservation of the meteorological cosistency of the variables, and strongly depends on the availability of good-quality meteorological observations, which is not always the case.

There is a third approach that consists of a combination of the two main approaches and is referred to as "hybrid downscaling".

There is currently high confidence that dynamical downscaling improves the simulation of regional climate in regions with highly variable topography, or with regard to meso-scale phenomena and extremes. RCMs are tested to evaluate whether they show improvements over GCMs thanks to the increase in spatial resolution. "Added value" is a measure of the extent to which the dynamically downscaled climate is closer to observations than the GCM (or the coarser-scale RCM) from which the boundary conditions were mutuated. Recent studies have demonstrated that the added value is particularly relevant for precipitation, when convection-permitting spatial resolutions are adopetd, i.e. when a horizontal resolution of less than 4 km is used. This allows the use of explicit solving schemes

for convection processes, with considerable improvements in the simulations of convective precipitation events (Prein et al. 2015).

Despite the improvements that the use of RCM simulations is able to bring to climate projections, their application to impact studies can be challenging due to the risk of considerable biases (due to the model setup and parameterizations, imperfect boundary conditions, discretization in time and space, …), as in the case of GCMs (Christensen et al., 2008; Teutschbein and Seibert, 2010). To deal with these biases, several "bias correction" methods, typically based on historical observations, have been developed, ranging from very simple scaling methods to rather sophisticated approaches (notice that bias correction is also applied to results from GCMs). A review of available bias correction methods for precipitation and temperature is offered for example by Teutschbein and Seibert (2012).

As for GCMs, intrinsic uncertainty is associated with single model runs, depending also on the chosen GCM-RCM pairing. As a matter of fact, to address this issue coordinated RCM experiments and RCM ensembles have become more and more common in recent years. Examples of such efforts are the PRUDENCE (Christensen and Christensen, 2007), ENSEMBLES (Van der Linden and Mitchell 2009) and EURO-CORDEX projects (Jacob et al. 2014). An analysis fo the robustness of such different climate projections is given by Christensen et al. (2019).

2. Downscaling methods used for impact studies on building energy demand

In the context of forecasting the future energy demand for building heating and cooling, Belcher et al. (2005) reviewed four categories of methods that have been used to downscale coarse-scale GCM projections to obtain future weather data:

- dynamical downscaling by means of RCMs that can adequately resolve small-scale atmospheric processes over a limited domain;
- stochastic weather generation by means of "weather generators" that derive synthetic weather time series on the basis of historical time series and associated statistics;
- interpolation in space and time of GCM output (the authors say that this method is not generally used because global-scale climate model outputs are often significantly biased);
- time series adjustment or "morphing", a method that adjusts present-day or past weather observations by the changes projected by GCMs (or RCMs).

The second and the fourth methods belong to the category of statistical downscaling methods. The latter, morphing, is formalized by the authors in the above cited paper, for different meteorological variables.

Guan (2009) also reviewed the methods used to produce future weather data for the study of the impact of climate change on building energy demand. She discussed four types of methods, using a classification and a terminology that are slightly different from that of Belcher et al. (2005):

- extrapolating statistical methods, that extrapolates historical weather data to predict future weather conditions (e.g. the prediction of building energy consumption using degree-days);
- imposed offset methods, that consists in imposing predicted future climate change information from climate models on top of recorded reference year weather data; this includes two approaches: considering only the potential change of individual weather parameters, i.e. the already cited morphing method, or considering the close relationship between two or more variables, e.g. temperature and humidity (as in e.g. Degelman 2003, Guan et al. 2005);
- use of weather generators or stochastic weather models;
- dynamical downscaling.

Guan (2009) also took into consideration the diurnal modelling method, which makes use of current TRY/TMY data and modelling equations for the diurnal cycle of the considered weather variables. This method could reasonably also be listed among imposed offset methods.

From a very general point of view, it is possible to identify two categories of methods: those that rely on historical weather data (e.g. imposed offset methods and weather generators), that belong to the statistical downscaling methods, and those who do not, i.e. essentially dynamical downscaling. Moazami et al. (2019) also cite the category of hybrid methods, that combine both approaches.

Lastly, notice that methods for producing future weather files can also be cathegorized as either absolute or relative methods (Cox et al. 2013): in the former case, projections of weather parameters from climate simulations are used directly (this is the case for example of dynamical downscaling and many weather generators), while in the latter case projections of expected changes in weather parameters are used. The projected changes are then added either to a synthetic weather series derived from a weather generator, or to an existing (observational) weather series, in order to produce the final future weather file (as in the case of the morphing method, for example). Given that climate simulations are typically affected by biases, this second approach presents the advantage of removing this issue (under the assumption that present and future simulations have the same biases). However, the comparison between an absolute and a relative method by Eames et al. (2012) found that the weather generator method used produces more realistic projections than the relative method (morphing).

More details, as well as the advantages and disadvantages of the most diffused and relevant methods among those listed above are discussed below, as reported in the literature.

2.1. Extrapolating statistical methods

According to Guan (2009) the application of these methods includes the prediction of building energy consumption trends using degree-day. As already stated in the Introduction, the degree-day method is a single-measure steady-state (i.e., non-dynamic) method for the estimation of building energy consumption, differently from dynamic building simulations carried out on the basis of time series of hourly data (i.e., TMY and TRY).

The author says that the advantage of this method is that it is simple and fast, but it is also potentially affected by great estimate errors. Indeed, it considers only trends of dry-bulb temperature for HDDs and CDDs (for the latter being possibly more adequate the use of wet-bulb temperature), while, for example, solar radiation or humidity are not considered at all. This appears coherent with what already written in the Introduction, that estimates of the building energy demand based on variations of DD values that were not inferred from projected TMY or TRY are likely to be less accurate, as they are not accurately representative of the “typical” weather.

2.2. Morphing method

This method seems to be the most widely used in the literature for preparing future weather files (TMY/TRY) to study future building energy demand. The algorithms used to morph present-day observations allow to encapsulate the average weather conditions of future climate scenarios whilst preserving realistic weather sequences (Belcher et al. 2005).

Monthly averages are ideally evaluated on a 30-years baseline and average changes of monthly-mean values of the weather variables are determined from GCM (or RCM) predictions for a given location. Then, three generic operations can be applied to observed hourly data: 1) shifting (by an additive term), 2) linear stretching by a scaling factor, 3) shifting and stretching (the option typically applied to temperature), depending whether only mean and/or also variance change, or if the variable is of on-off switch type (e.g. solar radiation). The method may not only be used for downscaling climate change effects, but also to model Urban Heat Island (UHI) effects (see for

example Crawley (2008), who described various scenarios of climate change and UHI for 25 locations worldwide).

According to Belcher et al. (2005), Guan (2009) and Moazami (2019), morphing has several practical advantages:

- the climate baseline is very reliable, given that it is represented by actual observations;
- local weather conditions are well-captured;
- the nature of the diurnal cycle is retained;
- the resulting weather sequence is likely to be meteorologically consistent;
- projected temperature increases are available from IPCC or other organizations, as well as TMY and TRY data for the current climate are also normally available for building design;
- the method is computationally cheap.

Limitations are that morphed weather data for future climates have the same character and variability of present-day climate; this may not be true, for example for what concerns the frequency of extremes, which is expected to change in the majority of climate projections. Moreover, temperature is assumed to increase almost constantly over a day, i.e. increases of daily maximum and minimum temperature are assumed to be the same as the predicted increase of average temperature (unless scaling is applied). A last potentially critical aspect is the fact that the reference time frame may be different for the present-day typical weather file and the GCM.

2.3. Diurnal modelling method

If not only the projected average value of change is available for a specific key climatic parameter, but more detailed information of future change is available (i.e. projected temperature change in daily mean, maximum and minimum temperatures are available), then the diurnal modelling method can be applied to generate future hourly data. In this case, the current TRY/TMY weather data will first be used to determine the coefficients of equations modelling the diurnal cycle of the variable of interest and to validate the model, for example the well-known model for the diurnal temperature cycle discussed by Parton and Logan (1981), which uses minimum and maximum daily temperature as independent variables. Once the diurnal cycle model is constructed and calibrated, future projections (i.e. future values of daily maximum and minimum temperature) are used as an input to the model to estimate future hourly weather data for the weather parameter of interest (Guan, 2009).

However, the idealization of the diurnal cycle may lead to biased predictions, as it often places the daily minimum and maximum temperatures at approximately the same time of day, which would actually vary from day to day in the real data. An obvious advantage of the method is that, differentely from morphing, it is able to reproduce different increases of daily maximum and minimum temperature. This method is also relatively cheap from the computational point of view.

2.4. Stochastic weather models

The use of weather generators, as proposed for example by Wilks and Wilby (1999), Kilsby et al. (2007) Fatichi et al. (2011), van Paassen and Luo (2002) and Adelard et al. (2000), is also a relatively cheap method to generate future weather data, but it requires large datasets of good-quality historical observations to appropriately train the model, which are not always available.

Herrera et al. (2017) offer an overview of the characteristics of this approach. Weather generators use computer algorithms that produce synthetic time-series of weather variables with statistical properties comparable to existing historical records. Weather generators are often developed in two steps: firstly, by modelling of daily precipitation and then generating the remaining variables of interest, often maximum and minimum temperature and solar radiation. Other variables, such as wind direction and speed, are then derived from the key variables. The decision of either a wet or dry day typically depends whether the amount of rainfall observed is above or below a certain threshold (usually, 0.02 mm). Weather generators can be classified depending on the assumptions

made of the variables on which they are based. The majority of the most widely used weather generators are parametric, which means that they involve assumptions about the statistical properties and distribution functions of the inputs. Non-parametric weather generators are data-driven, and often use resampling and simulation methods that do not need to meet any inherent data assumption. A weather generator which combines the two options is called a semi-parametric weather generator. Herrera et al. (2017) also offers a non-exhaustive list of the most widely used weather generators, belonging to the different types cited above: WGEN, CLIGEN, CLimGen, Met&Roll, CRU-WG, WeaGETS, WETTREG, AnaWEGE, SUWG, Meteonorm (parametric weather generators), LARS-WG (semi-parametric), KnnCAD (non parametric). Please refer to the paper for details.

According to Herrera et al. (2017), the primary limitation of weather generators is that they are unlikely to represent correctly the occurrence of extreme events, as these will rarely occurr in the relatively short historic record used to generate the synthetic data. In addition, a potentially critical aspect is that there is the inherent assumption that future weather patterns will be the same as those observed historically. Moreover, the results may not always be meteorologically consistent for the different variables, which is an important withdraw. Because of the stochastic nature of the method, in principle, it may be necessary to generate great amounts of weather data over the desired time periods, in order to obtain representative results, including some extreme weather conditions statistically representative for the location of interest (only if extremes have already been sampled by historical time series).

However, the application of stochastic weather models in generating future weather data by coupling them with projections from climate models is significant, as weather generators can easily produce multiple realisations of hourly variables for many different scenarios. Herrera et al. (2017) suggests that this would be the most reliable approach to use, especially if results from RCMs are included, although not being the best suited to assess severe events.

2.5. Dynamical downscaling

Dynamical downscaling has become more and more common as computing resources have improved along the years and the availability of RCM simulations has increased, thanks also the projects like ENSEMBLES or CORDEX, reaching finer and finer horizontal resolutions. At present, a grid spacing of the order of 10 km (or less) is rather common. As already said, RCMs are capable of enhancing mesoscale and topography-related processes, thus providing more reliable forecasts of the future climate at local level with respect to GCMs.

This method presents the great advantage of being able to produce truly meteorologically consistent results for the different climate variables, as it implements climate process physics, and not being constrained by historical data, but, at the same time, it is the most computationally expensive method of all, and requires very specific expertise.

Similarly to the stochastic weather model, this method also requires the generation of multiple years of weather data to find a representative weather pattern for a desired time period, e.g. to extract a future typical weather year (cf. Section 3.4). Impact studies based on a single-year approach could in fact produce severely misleading results.

2.6. General considerations

Guan (2009) argued that, except for the imposed offset methods, the other methods are either too simplistic or too complex or computationally intensive. In their opinion, overall, morphing is the most practical method for developing future weather data, and climate models should be used to generate average changes of climatic parameters to be used as input for simpler methods. However, this consideration was probably appropriate at the time the paper was published, but may look antiquate nowadays, especially for what concerns the evaluations based on computational costs and the availability of RCM simulations. To this regard, notice that a recent analysis by Moazami et al. (2019)

based on 111 scientific articles dealing with the assessment of the impact of climate change on the performance of the buildings (published after 2001 and detected from Web of Science and Scopus databases) revealed that 52% of the studies dealing with impacts of climate change on building energy demand used statistical downscaling methods (including morphing, which seems to be the most widely applied), 13% applied dynamical downscaling and 25% were based on hybrid methodologies combining both approaches. This means that at least 38% of the total investigated papers applied results from dynamical downscaling, despite the fact that RCMs have become of common use only in recent years.

3. Review of impact studies

A literature review of applications of the different methods is offered in the next chapter, in order to give a wider picture of the possible solutions.

3.1. Extrapolating statistical method

Applications of this methods to the estimate of future energy needs for buildings can be found in Rosenthal et al. (1995), Belzer et al. (1996) and Sailor and Pavlova (2003). Sailor and Pavlova (2003) removed trends linked to non-climate factors (such as changes in building stock, per capita income and energy prices) from air conditioning electricity monthly consumption data for the US. The electricity consumption and climate data (monthly totals of CDD and HDD and mean monthly wind speed) were then used to develop a linear regression model. Only the term corresponding to the change in CDD was then applied to estimate the change in electricity demand, by applying hypothetical arbitrary percentages of increase to this climate index.

The impact of climate warming on Swiss building energy demand was investigated by Christenson et al. (2006) by means of a method they called “degree-days method”. They developed a procedure to estimate HDDs and CDDs from monthly temperature data, and applied it to four representative Swiss locations. The procedure included the initial calculation of DDs on the basis of the difference between monthly mean temperatures (weighted by the appropriate number of days in a month) and base temperature. Then a correction factor was added, estimated by regressing the differences between the results obtained from the initial monthly estimate and those from the application of the much more precise standard daily equation for DD (see Section 1.1), on associated monthly mean temperatures. The correction factors were inferred from an analysis conducted for the years 1981–2003, when daily data were available for regression against monthly data. In this way, past trends were determined from homogenized temperature data for the period 1901–2003, finding that HDDs have decreased by 11–18%, depending on the considered base temperature (8, 10 or 12 °C) and location.

The range of possible future trends for the 21st century was assessed based on simulated changes in long-term monthly mean temperatures for the 2020s, 2050s and 2080s relative to the 1961–1990 average, taken from 41 regional climate change scenarios derived from 35 simulations with 8 GCMs (obtained from the Data Distribution Centre of the Intergovernmental Panel on Climate Change - IPCC-DDC). Given the very coarse resolution of the GCMs, regional scenarios were obtained by statistical downscaling, using the method of Gyalistras et al. (1994) to map the temperature scenarios to a 5 km grid Gyalistras et al. (2003). From the set of scenarios, annual HDD and CDD were determined and only those marking the upper and lower limits for projections were chosen and considered in the study. For the period 1975–2085, the scenario calculations suggested a further decrease of HDDs between 13% and 87%. In the period 1975–2085, CDDs are projected to increase by up to 2100%. HDD showed the largest absolute and the CDD the largest relative sensitivity to warming. Projections were found to be particularly sensitive to the choice of temperature scenario (Christenson et al. 2006).

3.2. Morphing method

One of the first applications of the morphing method is the work by Belcher et al. (2005), in which the authors formalize the morphing algorithms for different weather variables. They calculated future changes in HDDs in UK from future weather data produced by the morphing method, combining observed weather data with results from coarse-resolution climate models. They used the CIBSE - Chartered Institution of Building Services Engineers Test Reference Years and Design Summer Years as present-day baseline, and climate simulations from the UK Climate Impacts Programme (2002) regional model. Climate modelling provided mean-monthly values of climate variables on a 50 km grid for three time slices (2011-2040, 2041-2070, 2071-2100) and the 1961-1990 baseline, under four emission scenarios. The morphing method was applied on monthly basis and a sinusoidal smoothing filter was applied across a 24-h period at the beginning and end of each month to avoid discontinuities in the resulting time series. HDDs calculated from the weather data (TRYs) morphed to future climates showed a marked reduction compared to the baseline period, between 25 and 40% under the 2080s climate with a medium-high emission scenario. A comparison with HDDs calculated directly from the climate model results revealed good accordance and, according to the authors, indicated a good reliability of the morphing method.

Crawley (2008) used the morphing method to generate weather files describing various scenarios of climate change in 2100 and Urban Heat Island (UHI) at present. For this study, typical and extreme meteorological weather data were created for 25 locations (distributed across 20 climate regions) for building simulation, to predict how diurnal patterns are affected and the annual energy performance impacts. In cold climates, the net change to the annual energy use due to climate change will be a reduction on the order of 10% or more. Temperate, mid-latitude climates are predicted to face the largest change, with a swapping from heating (with a reduction of 25%) to cooling (with an increase of 15% in cooling energy). Low-energy buildings designed to minimize energy use will be the least affected, with impacts in the range of 5-10%. The author decided to select for the analysis for each location the two years which resulted in the highest and lowest energy use after running energy simulations. The selected years were then morphed according to the changes predicted by the Hadley CM3 GCM data for the four SRES climate scenarios: the highest and lowest energy years were modified to account for the monthly predicted changes in diurnal temperature range, drybulb temperature and cloud cover effects on solar radiation.

In Australia, Wang et al. (2010) used the projections based on the nine climate models and three emission scenarios in the impact assessment of the energy requirement of a modern house. The existing local TMY weather files of five cities were assumed to be the reference climate at 1990, and projected changes in the monthly-mean local temperature, relative humidity and solar radiation from 1990 to 2100 from 9 GCMs under three carbon emission scenarios were incorporated to construct future weather data files by the morphing technique. It was found that significant climate change impact on energy requirements may occur within the lifespan of existing housing stock. The total heating and energy energy requirement of newly constructed 5 star houses is projected to vary significantly in the range of -26% to 101% by 2050 and -48% to 350% by 2100 respectively.

Using the morphing method with projected mean monthly changes from a selected GCM under two emission scenarios, Chan (2011) illustrated an increase in air conditioning energy use ranging from 2.6 to 14.3% for office buildings and 3.7–24% for residential buildings as a result of future change in Hong Kong.

In Canada, Robert and Kummert (2012) used the morphing method to developed hourly future climate data to evaluate the performance of a zero-energy building in the future. Morphing was applied to typical horizon years representative of future climate and also on a month-by-month and year-by-year basis using raw data from a selected GCM. A 50-year series of hourly weather data is obtained and analyzed for two different locations. The data are then used to simulate the performance of a netzero energy home, designed using historical data. The results show that the

building misses the net-zero energy target for most years. The year-to-year variability of the total energy use is relatively small but the impact on the energy excess or shortage in relation to the net-zero target is significant. It was concluded that climate-sensitive buildings such as net zero energy buildings should always be designed utilizing weather data that take into account climate change.

Jentsch et al. (2013) used the morphing technique to illustrate the practicality of generating future weather files for locations worldwide from readily available data sets. An approach is presented for morphing EnergyPlus/ESP-r Weather (EPW) data with UK Met Office Hadley Centre general circulation model (GCM) predictions for a medium-high (SRES A2). It was found that, UK, the GCM morphed data shows a smoothing effect relative to data generated from the corresponding regional climate model (RCM) outputs. This demonstrated that there was a need for more detailed RCM data to become widely available and be used.

Moreover, Shen (2017) used TMY weather data morphed by the outputs from GCM to predict the impacts of future energy use patterns for residential buildings in the United States, by using EnergyPlus model, illustrating the substantial impacts of climate change on residential and office building energy use during the year 2040–2069 in four cities. The change of annual energy use is predicted to range from −1.64% to 14.07% for residential building and from −3.27% to −0.12%for office building under SRES A2.

Guarino et al. (2019) proposed to fuse data (mean air temperature, wind speed and horizontal solar radiation) from several different GCMs (for the 2006-2100 period), rather than considering the climate change forecasted by each single model, in order to provide a robust combined model for morphing an existing weather data file and more reliable estimates of future energy use for heating and cooling. In order to fuse tha GCMs data, the time series were first decomposed into three additive components: an average trend (approximated by a robust linear fit), a seasonality term (approximated by a 12-month periodic sinusoid term) and residuals (whose distribution can be approximated with a Gaussian distribution). The combination coefficients were determined by means of a regression based only on the robust linear trend term, to reduce the risk of overfitting. 309 months of temperature, wind and solar radiation data from ERA-Interim reanalyses and historical runs from four models for the city of Palermo (Italy) were used for the regression; the obtained coefficients were then applied to produce a unified future forecast model based on RCP 4.5 and RCP 8.5 scenarios.

The study by Berardi and Jafarpur (2020) investigates the effects of climate changes on the heating and cooling energy demand of buildings in the city of Toronto. Statistical and dynamical downscaling methods are used to generate several future weather files, starting from different versions of the Canadian Weather Year for Energy Calculation – CWEC (for periods 1959-1989 and 1998-2014). In statistical downscaling, CCWorldWeatherGen and WeatherShift™ are used, while in the dynamical downscaling approach the Hadley Regional Model 3 (HRM3), coupled with the Hadley Climate Model 3 (HadCM3) and the SRES A2 emission scenario, is used.

The Climate Change World Weather Generator (CCWorldWeatherGen) tool (https://energy.soton.ac.uk/ccworldweathergen/), based on Microsoft® Excel and created by Jentsch et al. (2008), allows for the fast projection of future climate change to an existing TMY file (http://www.energy.soton.ac.uk/ccworldweathergen/). According to Moazami et al. (2017), the most suitable GCM for applying the morphing technique was the HadCM3 for SRES A2 emission scenario, representing “business as usual” conditions, which is also the one forcing the dynamical downscaling (this allows for a direct comparison). WeatherShift™ belongs to Arup and Argos Analytics and blends 14 GCMs made available under IPCC for future climate projection (http://www.weather-shift.com/). The WeatherShift™ tool too develops a future weather file for each inputted TMY. Future weather files created by CCWorldWeatherGen were selected for the period 2041-2070, while in WeatherShift™ the period 2056-2075 under the RCP8.5 emission scenario was chosen for the

simulations. Notice that WeatherShift™ offers a cumulative distribution function (CDF) for each of the variables, allowing the users to assign a likelihood to the projections.

HRM3 results for 2041–2070 were directly used to generate a typical weather file, estimating hourly values for each meteorological parameter by linear interpolation of the 3-hourly temporal resolution data. The future weather data sets generated by the different methods were then used for simulating the energy demand of 16 building prototypes, estimating an average decrease of 18%–33% for heating energy use and an average increase of 15%–126% for cooling energy use by 2070, depending on the typical weather file and building typology considered. Given the large ranges of variation of the estimates, Berardi and Jafarpur (2020) concluded that the best option for future weather file generation would be the use of multiple GCMs rather than just a single model.

Andric et al. (2017) also used CCWorld-WeatherGen to create three future weather scenarios, corresponding to RCP2.6, RCP6.0 and RCP8.5 (along with one building renovation scenario), for five characteristic worldwide locations, morphing EPW weather files by HadCM3 (Hadley Center Coupled Model, version 3 – coupled atmosphere-ocean generalcirculation model) results. For this study, the 2010–2050 horizon was considered with a 10 year time step (i.e. only the years 2010, 2020, 2030, 2040 and 2050 are considered). The same approach was used by Andric et al. (2016) for a similar study carried out at district level in Portugal.

The work by Moazami et al. (2019) provides an overview of the major approaches to create future weather data sets based on statistical and dynamical downscaling of climate models. A number of weather data sets (74 future weather data files) for Geneva (Switzerland) to account for both typical and extreme climate conditions were synthesized and applied to the energy simulation of a set of ASHRAE standard reference buildings. The weather data sets that are used in this work were generated using three future weather generator tools (CCWorldWeatherGen and WeatherShift™, implementing the morphing method, and Meteonorm, belonging to the category of stochastic weather generators) and one RCM (RCA4, the 4th generation of the Rossby Centre Regional Atmospheric Climate Model), that was applied for downscaling four different GCMs. According to the results, all the methods provide enough information to study the long-term impacts of climate change on average. However, the results also revealed that assessing the energy robustness of buildings only under typical future conditions is not sufficient. It is concluded that only those weather files generated based on dynamical downscaling, that take into consideration both typical and extreme conditions, are the most reliable for providing representative boundary conditions to test the energy robustness of buildings under future climate uncertainties.

CCWorldWeatherGen was used also by Ciancio et al. (2020) in an article that explores the relative impact of global warming across the different regional climates of Europe comparing present and estimated future energy needs of a hypothetical residential house located in 19 cities characterized by different latitude and Köppen-Geiger class, for the progressive increase in average temperatures in 2050 and 2080.

The WeatherShift™ tool was adopted in the study by Dino and Akgül (2019), for assessing climate change impact on typical mid-rise residential buildings in four representative cities with different climatic characteristics in Turkey. Three different scenarios that characterize different solutions towards space cooling are developed, from naturally ventilated to fully air-conditioned. Two different emissions scenarios, RCP4.5 and RCP8.5 are analysed. From the investigation HDDs are expected to decrease by 491-961 °C d, while CDDs to increase by 154-415 °C d. The results based on energy simulations indicate that pronounced overheating will be experienced in the future, which will have a strong effect on cooling energy use and/or occupant comfort.

A third tool for the morphing method was developed by Jiang et al. (2019), called Weather Morph: Climate Change Weather File Generator (accessible online at http://139.62.210.131/weatherGen/). It usesd HadCM3 GCM results for SRES scenarios.

In synthesis, the literature descending from the application of the morphing method appears to be rather large, even in recent years, a fact the testifies the wide applicability of the technique, a fact certainly due also to its viability and the relatively low computational resources that are required. Some tools have indeed been developed that implement the morphing method, namely CCWorldWeatherGen and WeatherShift™. Comparison studies carried out for the morphing method cite the need for including results from dynamical downscaling, i.e. RCMs, in the morphing procedure instead of results from coarse-scale GCMs or the opportunity of preferring the direct results from pure dynamical downscaling. This recommendation can be ascribed to some of the limitations of the morphing method, which are listed in Section 2. In any case, the morphing method could be still find application when fast and simple estimates of future weather files are needed.

3.3. Stochastic weather models

Based on the probabilistic UK Climate Projections UKCP09 (Mylona 2012), a stochastic weather generator that generates 5-km resolution future weather files with either daily or hourly time step, consistent with the underlying climate projections, was produced by the University of Newcastle (Jones et al. 2010). As for the majority of weather generators, the weather signal is created by using daily precipitation as the primary variable while other variables are created using mathematical and statistical relationships with daily precipitation and the previous day's weather. The general procedure uses the baseline climate (1961-1990) to calibrate the weather generator rainfall model, then change factors derived from projections are applied to generate the future precipitation. Finally the other variables are calculated conditioned by the precipitation and appropriate UKCP09 climate change factors. Hourly data are then disaggregated from the daily signal using relationships derived from observations. The weather generator outputs nine variables for the daily signal: daily precipitation, maximum temperature, minimum temperature, sunshine fraction, vapour pressure, relative humidity, direct radiation, diffuse radiation and potential evapotranspiration. The hourly signal contains the variables hourly precipitation, temperature, vapour pressure, relative humidity, sunshine fraction, diffuse radiation and direct radiation. Wind speed, wind direction, air pressure and cloud cover are generated in a consistent manner with the rest of the weather signal (Kershaw et al. 2010). UKCP09 weather generator outputs 3000 years at time (for 100 runs, each representing a sampling of the climate data PDFs, 30 years of weather data are generated), allowing the creation of 100 probabilistic future typical years.

Kershaw et al. (2011) explored whether it is possible to create probabilistic future reference years using the UKCP09 weather generator to model future building performance (see also Eames et al. 2011), by collapsing the full set of UKCP09 outputs into a single reference year or a small number of reference years without loosing most of the information about the potential range of building responses. They modelled the energy use of a building with 3000 example years produced by the UKCP09 weather generator, then compared the results with those from single probabilistic reference years. They found that almost the full range of values predicted by the 3000 files can be estimated using the probabilistic reference years, using significantly less computational time. This approach relies on the fact that UKCP09 climate projections are in probablistic form.

Eames et al. (2012) conducted a comparison between morphing and the UKCP09 weather generator. The study showed that the weather generator is able to statistically produce weather data consistent with historical observations for several variables, except for some issues at hourly time-scales for sunshine hours and the direct and diffuse radiation. On the other hand, the use of UKCP09 climate change anomalies within the morphing procedure gives an unrealistic representations of future temperatures (especially for extremes, that were overestimated), limiting its use. In addition, the weather generator offers a consistent, finer spatial resolution than the morphing method, which relies on the number and locations of weather stations.

The UKCP09 weather generator has also been used in UK-focused impact studies concerning sectors different from that of the building energy demand, such as assessment for water resources

at catchment scale (Harris et al. 2014), modelling of the irrigation demand (Green and Weatherhead, 2014), future projection of droughts (Chun et al. 2013).

Among the many available weather generator tools (cf. Herrera et al. 2017), the Meteonorm software is a well-known and widely applied weather generator (developed by Meteotest) that can extrapolate hourly data from statistical weather data and uses spatial interpolation to provide typical weather data for any site in the world, particularly in areas where historical data are not available, for the 1981–90 and 1991–2010 periods (http://www.meteonorm.com). It combines its climate database, spatial interpolation tool, and stochastic weather generator with global radiation data obtained from the Global Energy Balance Archive (GEBA). It provides weather variables such as global irradiance on a horizontal plane at the ground level, dry-bulb temperature, dew-point temperature and wind speed. Values are delivered as monthly and yearly long-term means, and data time series at the hourly (and minute) time resolution are generated stochastically and correspond to typical weather years that can readily be used for dynamic building simulation. As reported by Ebrahimpour and Maerefat (2010), the TMY generated using Meteonorm software has very good agreement with the long-term average recorded data during the year.

The paper by Ciulla et al. (2015) used Metenorm to update DDs for some Italian cities for the last decade, in order to overcome the obsolescence of the used weather data (based on monthly time series monitored before 1994, according to the Italian technical rules of the time) that may lead to an incorrect assessment of energy performances.

Yassaghi et al. (2019) carried out a comparison between outputs of three different weather tools in generating future weather data: the Advanced WEather GENerator (AWE-GEN) developed by the University of Michigan, the CCWorldWeatherGen (based on the morphing method) and Meteonorm. The SRES A2 scenario was used and three future time slices (2020, 2050 and 2080) were simulated. The predicted temperature varied significantly across weather generators, while global horizontal irradiation and wind speed showed small variations across weather generators and through all periods. Data produced for wind speed for all generators had many outliers. The difference in the results of the weather variables may be due to the methods of generation by weather generators, emissions scenarios/climate models, time periods, baselines, or the source data from which the baselines are generated. However, the discrepancies in the final results of the weather generators were assessed as a whole for the different time series produced. The authors concluded that inter-variable correlations, especially fro radiation quantities, need to be considered as model parameters in generating future data files, and projections should preferably draw upon joint distributions of more than just one variable.

If we focus on weather generators applications in regions characerized by a topography as complex as that of the area of interest for this work, where statistical downscaling is exceptionally difficult, the model of Keller et al. (2015) must be cited, although no application to the field of building energy analysis is known. It is a Richardson-type weather generator (Richardson, 1981; Dubrovsky, 1997) that can be run in multi-site mode so that the inter-station correlation is maintained in the synthetic time-series. It has been extensively validated against station observations over a typical catchment in Switzerland (Keller et al., 2015) and the temperature model has been validated over 26 selected stations over Switzerland (Keller et al. 2017). The mean statistics are well captured but with a slight warm bias in the generated series. Similarly to the precipitation model, an underestimation of inter-annual variability, extremes and multi-day spells has been found. In the study by Keller et al. (2017) the weather generator is applied to provide synthetic future precipitation and temperature daily time-series for 26 Swiss stations. The weather generator is calibrated over a 30-year period of 1980–2009, while climate change information for the end of the 21st century (2070–2099) is obtained from regional climate model projections of the ENSEMBLES project and used to perturb the weather generator realizations (Jones et al. 2011). The results are also compared with those provided by the so-called “delta-change” approach (see section 3.5). The weather generator is used to produce

multiple realizations for each of the 26 stations analyzed: first, the calibration over 1980–2009 is run several times, resulting in an ensemble of 100 synthetic time-series of 30 year length, reflecting current climate conditions. Second, for 2070–2099 the calibrated weather generator is separately adjusted according to projected change for each of the 12 model chains taken into considerations (scenarios). Henceforth, a set of 100 × 12 time-series of 30 year length is generated, reflecting future climate conditions. The comparison of the weather generator with a delta-change approach shows specific benefits and limitations for both methods. The weather generator adds important complementary information with respect to a delta-change approach, such as changes in the temporal structure and an account on projection uncertainty on the local scale.

A second weather generator that has been tested in complex topography is for example the one developed by Breinl et al. (2013, 2015): it generates daily values of meteorological variables in multi-site model and presents the characteristics of being able to generate precipitation and temperature extremes exceeding the observations used for training.

Peleg et al. (2017) introduced AWE-GEN-2d (Advanced WEather GENerator for a two-dimensional grid), that simulates the key climate variables (e.g., precipitation, cloud cover, shortwave radiation, air temperature, vapor pressure, relative humidity, wind speed, and atmospheric pressure) at high spatial and temporal resolution for a distributed domain in a gridded form. The model was tested in the Engelberg region, an area with complex topography in the Swiss Alps, and can also be used in the context of climate change. The model combines physical and stochastic approaches to simulate key meteorological variables at high spatial and temporal resolution: 2 km x 2 km and 5 min for precipitation and cloud cover and 100 m x 100 m and 1 h for near-surface air temperature, solar radiation, vapor pressure, atmospheric pressure, and near-surface wind. The model requires spatially distributed data for the calibration process, which can be obtained by remote sensing devices (weather radar and satellites), reanalysis data sets and ground stations.

Only very recently Dubrovsky et al. (2020) presented results of a pilot experiment made with new parametric multi-site multi-variable stochastic daily weather generator SPAGETTA. This tool also works in gridded mode, as AWE-GEN-2d. In evaluating the generator, the spatial and temporal temperature autocorrelations derived from the synthetic series were found to perfectly fit the values derived from the calibration data. The results indicate a very good correspondence between characteristics derived from synthetic and calibration data. As part of the validation tests, the performance of the WG is compared with a RCM, which shows a similar performance as the generator. In an experiment, the use of the WG for the future climate is also demonstrated. However, to our knowledge, this tool is not yet fully tested and available.

In general, many weather generators are available in the literature: the choice of the best one for the application of interest should be based on the capability or not to provide hourly data, on the availability of multi-site or, better, gridded mode, on the achievable spatial resolution, on the straightforwardness of the tool, e.g. in terms of parameters derived from climate models needed for the implementation of future time series. The great advantage that weather generators bring is the possibility of obtaining multiple high-resolution time series that allow the assessment of a range of uncertainty. Notice that some tools belonging to this category are not available due to the fact that they are proprietary softwares (e.g. the widely used Meteonorm).

3.4. Dynamic downscaling method

The study by Nik and Kalagasidis (2013) compared the energy performance of 153 residential buildings in Stockholm under 12 climate scenarios (including 3 emission scenarios and different GCM-RCM couplings) for the period 1961-2100 to assess the different contributions to climate change impacts uncertainties. The results showed that the future heating demand will decrease at the end of the studied period (2018-2100) by around 25-30% with respect to 2011, while the cooling demand will increase by 500% (although this does not represent a huge increase in absolute terms). Results for the heating demand can differ for about 30% between the scenarios and even more for

the cooling demand. The ranking of the factors in determining the uncertainty of the final estimates of the heating demand is as follows: 1) different GCMs (30%), 2) different RCMs (10%), 3) emissions scenarios (11%).

The paper by Berger et al. (2014) builds upon regionally downscaled weather data from future climate scenarios and applies these to dynamic thermal simulation of nine sample office buildings in Vienna, Austria. The results of the RCM REMO UBA (RCM of the Max Planck Institute in Hamburg, Germany) were used for climate data sets generation. Climate change runs for the whole 21st century under the emission scenario SRES A1B with 10 km resolution are used. Values of both heating and cooling demands under current and future conditions are calculated and compared: in relative terms while heating demands diminish (11-56% by 2050), cooling requirements generally rise significantly (up to 91%).

Kikumoto et al. (2015) constructed future (2030s, i.e. 2031–2035) standard regional weather data by direct dynamical downscaling method based on version 4 of the Model for Interdisciplinary Research on Climate (MIROC) and the Weather Research and Forecasting (WRF) model (Skamarock et al., 2008) down to 2 km resolution under the RCP4.5 scenario. The results confirm that the weather data generated via the dynamical downscaling method can predict local climate. By comparing the results for the present (year 2007, identified as the most typical for the 2006-2010 baseline) and future (year 2034) conditions, the impact of climate change on the energy performance of a detached house was estimated and the sensible heat load for a house in Tokyo was predicted to increase by 15% under the considered conditions.

An approach to synthesize typical (and extreme) weather data sets out of RCMs was also proposed by Nik (2016). He suggested an easy-to-use method to decrease the number of simulations for the impact assessment of climate change in energy and building studies by synthesizing three sets of weather data (one typical and two extremes) out of one or more RCMs, without losing the quality and details of the original future climate scenarios. The application of the method is assessed for buildings in Geneva and Stockholm. The proposed method is based on model data for a 30-year period: the typical downscaled year (TDY), representing the typical conditions during the considered period, is synthesized in a similar way as TMY, i.e. selecting twelve typical meteorological months and concatenating them to create a weather file for one year. In this work, the TDY creation is based on the hourly values of the outdoor air temperature only. For each grid cell and for each single month, the temperature distribution quantiles are calculated and compared to the 30-years quantiles (the reference to identify the “most typical” month). This is analogous to applying the Finkelstein–Schafer statistics. Results show that using the synthesized data sets provides an accurate estimation of future conditions, and that variations and uncertainties of future climate are represented by the synthesized data.

In the study by Arima et al. (2016), the Model for Interdisciplinary Research on Climate version 4(MIROC4h) was dynamically downscaled down to 2-km resolution for the city of Tokyo, for the month of August for the present (2001–2010) and the near future (2026–2035), using the RCP4.5 scenario. Weather data that represent the average weather conditions during 10-year periods were selected. The bias of both RCM and GCM was corrected with observations, and a prototype of the near-future design weather data for the 2030s was obtained. Building energy simulations were conducted to assess the impact of climate change on energy consumption of a two-story detached house in Tokyo. Under these conditions, total sensible heat load in August increased 26%, and the latent heat load increased 10%.

Future changes of HDD and CDD in China in the 21st century, with and without considering the population factor, are investigated by Shi et al. (2018) based on four sets of climate change simulations using the regional climate model version RegCM4.4 (Giorgi et al. 2012) driven by four GCMs, under RCP4.5 and RCP8.5 scenarios and at a horizontal resolution of 25 km. The calculation of DDs is based on daily mean temperatures. A significant decrease of HDD can be found over China

without considering population factor, with greater decrease over high elevation and high latitude regions. The CDD projections without considering population show an increase observed over most parts of China except the Tibetan Plateau, where the CDD remained zero because of the cold climate even under global warming. For this region of the world the different future changes of HDD and CDD when considering and disregarding the effects on future energy consumption of the population growth showed relevant discrepancies.

Spinoni et al. (2018) assessed the changes of CDDs and HDDs over Europe from 1981 to 2100 thanks to the analysis of 11 high-resolution (12.5 km), bias-adjusted RCM simulations (Dosio, 2016) belonging to the EURO-CORDEX ensemble. The two parameters of interest were computed directly from projected daily minimum and maximum temperatures (UK MetOffice method; see in Spinoni et al. 2018), under RCP4.5 and RCP8.5 scenarios, for a near future period (2041–2070) and far future (2070–2100). The bias adjustment was based on temperature data from the E-OBS dataset (Haylock et al. 2008). The modelling results were preliminarly validated for the baseline period 1981–2010 against values of HDD and CDD obtained by indipendent datasets and interpolated for comparison by means of a kriging with external drift method, using elevation as driving variable. Predicted trends of HDD and CDD from 1981 to 2100, together with their uncertainties, are analysed. For both RCPs, all simulations project a significant decrease for HDD, especially over Scandinavia and European Russia, and an increase of CDD which peaks over the Mediterranean region and the Balkans. Overall, degree-day trends do not show remarkable differences if population weighting is applied. If a constant population scenario is considered, the decrease in HDD (from -9% to -30% compared to 1981-2010) will outbalance the increase in CDD (45-170%) at the end of the 21st century over most of Europe. Thus the related energy demand is expected to decrease. If, however, population projections over the 21st century are included in the calculations, it is shown that despite the persisting warming, the energy demand will increase over northern Europe, the Baltic countries, Great Britain, Ireland, Benelux, the Alps, Spain, and Cyprus, resulting in an overall increase over Europe.

The paper by Ramon et al. (2020) presents the application of a very high-resolution RCM (COSMO -CLM driven by the EC-Earth GCM), i.e. a convection-permitting climate model (grid resolution < 4 km) with a 2.8 km grid, to obtain HDDs and CDDs for the RCP 8.5 climate change scenario for Belgium. Notice that the climate model realisation chosen is the member with the most median climate change signal regarding temperature, precipitation and widespread circulation patterns for the RCP8.5 scenario. A bias correction is also applied on the hourly temperature fields (see the paper). According to the authors, the use of such a high resolution improves the representation of local temperature differences and is able to produce data with a higher temporal resolution (e.g. hourly resolution for the calcluation of DDS instead of daily), which allow more precise results than, e.g. in Spinoni et al. (2018) where daily values and coarser-scale grid were used. The results demonstrate a decrease of HDDs of 27% between 1976–2004 and 2070–2098. In contrast, the CDD were found to increase with a factor 2.4 from in the same timeline. Smaller reductions in average HDD were moreover found in urban areas compared to rural areas.

Compared to the morphing method, not many examples of approaches purely based on dynamical downscaling were found in the literature. However, some hybrid applications including the use of future temperature projections coming from RCMs (and not from GCMs) were already reviewed in the sections dedicated to the other methods. See for example Belcher et al. (2005), Moazami et al. (2019), Berardi and Jafarpur (2020). An advantage of impact studies based on dynamic downscaling seems to be the fact that changes in DDs can be directly calculated from the model results, if a climatologically sound number of simulated years is provided. Some authors even obtained TMYs directly from RCMs (cf. Nik 2016). Notice that papers based on RCM results reviewed here appear also to be of quite recent publication, that is from the last few years. This could depend on the fact that the high computational costs they demand have become more and more affordable in recent

years. The availability of RCM ensembles and of very high-resolution RCM runs is indeed improved a lot recently.

3.5. Other methods

Simpler approaches have also been tested in the literature and are briefly reported here for completeness.

As an example, Cox et al. (2013) tested whether, in the absence of hourly-resolution data, a future weather file constructed from a coarse (annual) estimate of future air temperature change can provide useful estimates of future energy demand of a building located in Denmark. According to the authors, results based on both the degree-day method and dynamic simulations suggest that this is indeed the case. They constructed three future weather files based on a relative approach: 1) by adding the expected annual offset in air temperature to a past design reference year, 2) by adding the monthly offsets, 3) by adding the expected hourly increases. In all three cases, only the air temperature parameter of the design reference year was changed. All other parameters were unaltered.

Many studies, especially not very recent ones but not only, adopted indeed the simple option of summing projected increases in mean annual temperatures (or multiplying precipitation totals by projected rates of change) to present-day weather files. This approach is also known as “delta-change” approach (cf. Keller et al. 2017). The recent paper by Waddicor et al. (2019) for example estimated future energy demand for a building located in the city of Turin by simply adding temperature rises predicted by GCMs to the temperature climate files for future years.

3.6. Further evaluations and recommendations

According to the recommendations by Ramon et al. (2019), dynamic downscaling and weather generators are identified as the most useful for the estimation of the average energy consumption and thermal comfort in both average and extreme situations. Climate models have the advantage to better represent extreme weather events and climate variability of the territory of interest, while weather generators have the advantage of generating multiple climate realizations.

In particular, meso-scale simulations by CPMs (convection-permitting models) are able to explicitly resolve urban effects and deep atmospheric convection. On the other side, CPMs require a high computational time and are typically available for only one or a few realizations of the future climate and for few regions of the world. As a consequence, they lack information on the uncertainty of the climate change signal stemming from either physical parameterizations or climate variability, as we do not have access to ensembles of realizations. Notice however, that using a CPM is much less important for the accuracy of the predicted temperature variable than it is for precipitation: Prein et al. (2013) only noticed a small improvement in summer temperatures, that could hardly be attributed to the CPCSs, since they adfirmed it is also achievable by very simple altitude correction and without any high resolution dynamical simulation. Another point to be noticed for climate models, both GCMs and RCMs, is that they tipically need a bias correction procedure to be applied to the results, relying on historical observational data (as in the case of validation and statistical downscaling operations).

An important advantage of weather generators is that they allow to integrate the distribution used for the climate change signal and to account for potential changes in weather patterns and climate variability. Some weather generators furthermore allow to investigate the climate change uncertainty by considering various possible climate realizations, that can be created by randomly selecting a climate change signal at the beginning of the weather generation. However, weather generators can possibly lead to meteorological inconsistencies and, even if they potentially allow a high spatial resolution, there is no correlation between two time-series generated for two adjacent grid cells as a point-based process is used. Moreover, However, large amounts of data are needed to train the model, as statistical relations between variables as well as distributions are based on baseline data given to the model to generate future data.

Concering the morphing method, Ramon et al. (2019) recap the the low computational time they require, allowing multiple climate change scenarios to be easily applied. An important drawback of the morphing method is that the future weather data have the same character and variability as the current weather data: this means that changes in frequency of (extreme) weather events are not considered. In addition, they may possibly lead to meteorological inconsistencies. Jentsch et al. (2013) pointed out the use of RCM data for morphing is recommended, instead of using GCMs.

As mentioned before, climate models are typically multi-year datasets, usually covering periods of 30 years, and also weather generators can result in multi-year datasets. The advantage of longer periods of data is the likelihood that they are covering both typical and extreme weather conditions for that period. However, in order to reduce the computational time of energy building simulations and depending on the application of interest, weather data files for selected years can be developed, i.e. one-year weather data files representing typical years or extreme years (from which representative DD values can be calculated). Typical years can either be based on observational data or data from a climate model. It is possible for example to create typical year data for locations without observational data by means of interpolation of the observed data of several relevant other locations (cf. the Meteonorm software). The typical downscaled year (TDY) developed by Nik (2016, 2017) is an example of a typical year based on RCM data.

In synthesis, when investigating the average energy consumption of buildings, typical years are preferred, while to ensure resilience in extreme weather conditions, multi-year datasets or extreme weather years are better suited. It is also important to select the most appropriate method to create the future weather data: while morphing is suited to investigate the average energy performance in a future climate realization, it is less suited for the assessment in extreme conditions. Dynamically downscaled climate models can be used for both average as extreme assessment purposes, in particular when downscaled to convection-permitting scales (bu they only represent one future climate realization). As climate change is inherently linked with uncertainties, considering different possible climate realizations is of major importance to design robust buildings. When addressing uncertainties is part of the research goal, probably the weather generators are the most appropriate to address several climate change scenarios. Nevertheless, they could result in meteorological inconsistencies. Further research is needed to investigate how dynamical downscaling and weather generator methodologies can be combined to keep the detailed representation of local climate processes and combine this with climate change uncertainties Ramon et al. (2019).

4. The area of interest: context and available data

The Province of Trento is a small (approximately 6000 km^2) Italian region located in the Italian Alps at around 46°N and 11°E. Its topography is almost entirely montainous, and consists of many valleys and mountain chains. To the south, the largest Italian lake, Lake Garda, and the Adige river Valley open to the Po Valley area. The complex orography and the strong vertical gradients that characterize the territory give origin to a rather high variability in the spatial distribution of climate variables (Laiti et al. 2014, Giovannini et al. 2014). This poses a serious challenge for both the observation and the modeling of such quantities, as well as for impact studies based on climate data. See for example the investigation by Laiti et al. (2018), where the aspect of the spatial scale of representativeness of climate datasets to be used in impact studies is extensively analysed.

It is expected then that much attention needs to be paid in this work to the identification of the most adequate tools and data for the downscaling of climate change projections, in order to thoroughly reproduce the spatial patterns of variation of temperature in the region in the future, with a particular focus on how elevation affects the variable of interest.

4.1. Past trends and future projections of temperature

In 2019, the annual temperature for Europe was the highest on record, closely followed by 2014, 2015 and 2018. It was warmer than 1981-2010 average over almost the whole of Europe and in all seasons, in particular over Central and eastern areas. The annual means of both minimum and maximum daily temperatures were above average almost everywhere in Europe, with maximum temperatures generally showing larger anomalies than minimum temperatures (European State of Climate 2019, https://climate.copernicus.eu/ESOTC/2019).

The last Italian report on the state of the climate (ISPRA 2019) says that the characteristics of the year 2018 in Italy have been the heat and the new records for mean annual temperature (+1.71°C with respect to the 1961-1990 baseline) and minimum daily temperature annual mean (+1.68°C). The estimate of the variation rate of mean temperature between 1981 and 2018 is +0.38 °C per decade (+0.42 °C / 10 years for maximum temperature and +0.35 °C / 10 years for minimum temperature). On seasonal basis the temperature variation rates are larger for summer and spring (+0.50 °C / 10 years) than for winter and fall. In general the increase of temperatures has been larger in Northern Italy, including the Apine chain, than in the rest of the country.

A report on the future climate in Italy by ISPRA (2015) analysed climate projections until 2100 from four 50-km grid RCMs belonging to the MED-CORDEX ensemble, under RCP4.5 and RCP8.5 emission scenarios. Three 30-years time slices were taken into account (2021-2050, 2041-2070 e 2061-2090), adopting as baseline the reference period 1971-2000. Taking into account the spread of the RCMs ensemble, until 2021-2050 increases of mean, maximum and minimum temperature are projected to be below 2°C for both scenarios, while the ensemble mean indicates increases of around 1.5 °C. The work reports some indication of a most pronounced heating over the northern part of peninsula, in particular with reference to the climate extremes. For mean temperature the increase over the century is expected to be between 1.8 and 3.1°C for scenario RCP4.5 and between 3.5 and 5.4°C for scenario RCP8.5. The heating trend of the ensemble mean is estimated to be +0.2°C / 10 years for RCP4.5 and +0.4°C/10 years for RCP8.5.

Many peer-reviewed scientific publications contain projections for the Alpine climate in general, that are hence valid for the area of interest for this work. In particular, the paper by Gobiet et al. (2014) offers a comprehensive review of the expected 21st century climate change in the European Alps, based on RCM simulations from the ENSEMBLES project. They states that under the SRES A1B emission scenario, about 0.25 °C warming per decade until the mid of the 21st century and accelerated 0.36 °C warming per decade in the second half of the century is expected, confirming the magnitude of the trends indicated in ISPRA (2015). Warming will also probably be associated with changes in the seasonality of precipitation, global radiation, and relative humidity, and more intense precipitation extremes and flooding potential in the colder part of the year. Observational evidence and models suggests that near-surface temperature trends can considerably depend on elevation, with an amplification of warming rates often found at high elevations, presumably connected to the snow albedo feed-back (Kotlarski et al. 2012).

No specifically targeted study or analysis on future climate changes in the Province of Trento is available at present. However, data and information on observed variations in temperature and other climate variables can be found in the Climate Atlas of the Province of Trento (https://climatlas.fbk.eu/), in the publication by PAT (2008), on the website http://www.climatrentino.it/. A two-century long historical time series was reconstructed for the city of Trento in the dissertation by Zaniboni (2016), for the period 1816-2015, confirming the record temperature of the most recent years and the acceleration of the warming trend in the last decades (i.e. after 1980).

4.2. Past trends and future projections of HDD and CDD

Some reports and studies are also available, that assess the past, recent and future evolution of HDD and CDD in Europe and in the Alpine area in the context of the warming trends described in the preceding paragraphs, although without specific focus on the area of interest. Notice that baseline periods, horizon periods, study areas and methodology are not homogeneous. Hence the results are not immediately comparable, except for what concerns the order of magnitude of the variations.

The "Climate change, impacts and vulnerability in Europe 2016" report (EEA, 2017), using the DD calculation approach developed by the UK Met Office and baseline temperatures for HDDs and CDDs of 15.5 °C and 22 °C respectively as in (Spinoni et al., 2015), indicates that the number of (population-weighted) HDDs decreased by 8.2 % between the periods 1951–1980 and 1981–2014 in Europe; the reduction trend during the period 1981–2014 was rather large, on average 9.9 HDDs per year (0.45 % per year). The decrease in HDDs has been particularly strong in the Alps (especially in the western Alps), and the Baltic and Scandinavian countries. On the other hand, the number of population-weighted CDDs increased by 49.1 % between the periods 1951–1980 and 1981–2014; the growth rate during the period 1981–2014 was on average 1.2 CDDs per year (1.9 % per year). The largest absolute increase for CDDs occurred in southern Europe, but also the Po Valley area represents a hotspost for CDD increase. According to the EEA report, the projected decrease in HDDs as a result of future climate change during the 21st century is somewhat larger than the projected increase in CDDs in absolute terms. However, in economic terms, these two effects will be almost equal in Europe, being cooling generally more expensive than heating.

The EEA website (https://www.eea.europa.eu/data-and-maps/indicators/heating-degree-days-2/assessment), updated in 2019, reported data slightly different from the above report: the annual population-weighted HDD decreased by 6 % between the periods 1950–1980 and 1981–2017; the decrease during the period 1981–2017 was on average 6.5 HDDs per year. The largest decrease occurred in northern Europe and in Italy. The annual population-weighted CDD increased by 33 % between the periods 1950–1980 and 1981–2017; the increase during the period 1981–2017 was on average 0.9 HDDs per year. The largest increase occurred in southern Europe. In the future, the observed trend in HDD and CDD is projected to continue throughout the 21st century. The largest absolute decreases in HDDs are expected in northern and south-eastern Europe; the largest absolute increases in CDDs are expected in southern Europe. The decrease in HDDs in Europe is projected to be much larger than the increase in CDDs in absolute terms. However, as already suggested, a given change in CDDs generally has larger economic impacts than the same change in HDDs, because cooling is almost exclusively produced from electricity, whereas heating is often derived from energy carriers with lower specific costs and primary energy requirements.

In the study carried out for Italy by ISPRA (2017) historical values of HDDs have been calculated by ISPRA from weather stations observations (Fioravanti et al. 2015, 2019) according to the JRC methodology (see the report), while future projections of anomalies have been provided by the CMCC for five 30-years periods until 2050 (centered at 2030, 2035, 2040, 2045, 2050) and for two emission scenarios (RCP4.5 and RCP8.5). Past values of HDD have been interpolated on a high resolution 1-km grid, exploiting the good correlation of the parameters with terrain elevation. The climate model used in the RCM COSMO-CLM run by the CMCC at 8-km resolution, driven by the GCM CMCC-CM (grid: 80 km). As baseline, monthly means of HDD for the period 2001-2015 have been adopted. These have been summed to the corresponding monthly anomalies for the five 30-years periods. Then the monthly projections of HDD have been aggragated on annual basis. For the climatic zone E+F (i.e. including the Alps, the Po Valley and the Appennines) the variations of HDD with respect to the 2001-2015 values are estimated to be between -6 and -11% at 2030 and between -13 and -18% at 2050. To the author's knowledge, the corresponding report for CDDs has not been released.

Kitous and Després (2018) JRC report from the PESETA III project contains projections of the change of HHDs and CDDs until 2100 for Europe, based on bias-adjusted temperatures from five GCMs models under the RCP8.5 scenario. The majority of the models show small increments or decrements until 2030-2040 and accelerating trends of change in the following years. Indeed, according to this work, most of the climate change impacts on energy demand will take place in the long-term (second half of the century).

Among scientific articles, Spinoni et al. (2015) analysed European HDD and CDD climatologies and trends for the period 1951–2011 using both daily (not homogenized) and monthly (homogenized) observations of maximum, minimum and mean temperature to reconstruct DD series onto a 25 km grid, by interpolation with Kriging with External Drift scheme (KED; Hengl et al. 2003), with smoothed elevation as external drift. For the period 1950-2010 they found linear trends of variation of -3.9 and 0.9 DD year^{-1} (for HDD and CDD respectively) for the region of the Alps and of −2.8 and 1.9 DD year^{-1} for Italy. The variations appears more exacerbated in the mountain areas: splitting the 1981-2010 period the Alpine warming trends appears even more pronounced, that is −5.8 HDD year^{-1}.

Spinoni et al. (2018) performed analysis for trends of HDD and CDD from 1981 to 2100 in Europe similarly to Spinoni et al. (2015) using climate models, based on 11 high-resolution EURO-CORDEX simulations at 12.5 km resolution for two emission representative concentration pathways (RCP4.5 and RCP8.5). The simulations are validated over the period 1981–2010 with an independent dataset, and results are analysed for near (2041–2070) and far future (2071–2100). HDD and CDD values were computed directly from projected bias-adjusted daily minimum and maximum temperatures from the simulations, bias-adjusted based on E-OBS dataset (Dosio, 2016). HDD and CDD have been mapped by means of KED for comparison with an independent dataset. For both RCPs, all simulations project a significant decrease for HDD, especially over Scandinavia and European Russia, and an increase of CDD which peaks over the Mediterranean region and the Balkans. Overall, degree-day trends do not show remarkable differences if population weighting is applied. If a constant population scenario is considered, the decrease in HDD will outbalance the increase in CDD in the 21st century over most of Europe. Thus the related energy demand is expected to decrease. The trends for the Province of Trento can be estimated from the maps in the paper to be between -4 and -12 HDD year^{-1} and between +2 and +4 CDD year^{-1}.

At Italian level, De Rosa et al. (2015) used the ASHRAE method to calculate HDD and CDD for several Italian cities, Trento included, based on daily meteorological data in the period 1978–2013, in order to analyze their trends in the last years. See the paper for graphical results. Concerning future projections, the paper by Faggian et al. (2018) foresees a substantial reduction of HDD (25%) and a increase of CDD between 100 and 140% for the mid-century horizon (2021-2050) with respect to the 1961-1990 baseline. Ten RCM simulations from the ENSEMBLES project, as well as E-OBS and MESAN observational datasets, were used for the analysis.

4.3. Available future climate simulations

The Alps represent an ambitious test ground for regional climate simulations trying to reproduce mean climate and extremes, in particular, but not only, for precipitation, due to their very complex topography and to the high spatial variability that arises from it. From a literature review, the best climate simulations using the recent RCP emission scenarios available at present for the area of interest are essentially identified as:

- the EURO-CORDEX ensemble, i.e. the RCM ensemble for Europe of the World Climate Research Program Coordinated Regional Downscaling Experiment (CORDEX), that has been established in order to provide a coordination of regional climate downscaling experiments; within EURO-CORDEX, RCM historical and future climate simulations have been completed at grid resolutions of 50 and 12 km for various scenarios and GCM-RCM couples (Jacob et al. 2014, 2020; Torma et al. 2015; Prein and Gobiet 2016);

- the COSMO-CLM (Rockel et al. 2008) single-RCM simulations performed by CMCC - Centro Euro-Mediterraneo sui Cambiamenti Climatici over Italy at 8 (CCLM 8) and 2.2 km (CCLM 2.2) resolution respectively (see Reder et al. 2020).

The performance of the EURO-CORDEX ensemble was evaluated firstly by Kotlarski et al. (2014), confirming the ability of the RCMs to capture the basic features of the European climate, including its variability in space and time, but also identifying non-negligible deficiencies. The E-OBS dataset was used as observational reference in the analysis.

CCLM 8 performances have been already widely evaluated over the Italian peninsula (se for example Bucchignani et al. 2016; Montesarchio et al. 2014; Zollo et al. 2016), highlighting a good agreement with several observational datasets in terms of mean and extreme values of precipitation and especially temperature. Furthermore, CCLM 8 has been used as input for several impact applications (Vezzoli et al. 2015; Reder et al. 2016; Ciervo et al. 2017; Rianna et al. 2020).

CCLM 2.2 has output frequency of 3 h (instead of 6 h, like CCLM 8), is forced by CCLM 8 simulation and covers a smaller area, centered over the Alpine space. This is probably the only CPM potentially available over the area of interest, and the highest resolution one.

In Reder et al. (2020) the results of the above cited RCM experiments (EURO-CORDEX ensemble mean, CCLM 8 and CCLM 2.2) at different spatial (12, 8 and 2.2 km) and temporal (daily, 6 h and 3 h) scales are compared to gridded and point-scale observational datasets of precipitation. The observational datasets used for the validation are APGD EURO4M (Isotta et al. 2014) for daily values and a number of local weather stations by ARPA Lombardia for sub-daily values. This paper provides a significant contribution on the debate in the climate community to establish the added value of very high-resolution configurations with respect to current state-of-the-art climate simulations (10-15 km). Convection-permitting simulations (CCLM 2.2), characterized by a horizontal resolution < 4 km, are introduced in this comparative evaluation of the performance of regional climate models over the complex orography of the Alps. Even though the focus is on precipitation events, not on temperature, a better representation of orography and convective precipitation processes can be expected to improve also simulated temperature to some extent. The results show, at daily scale, a clear gain, i.e. “added value”, in climate model performances moving from lower to higher horizontal resolution. The simulation with the finest grid proves to better capture local precipitation dynamics at higher altitudes in terms of both sub-daily precipitation and extreme events.

Moving from the EURO CORDEX ensemble mean to CCLM 8, the obtained added value is evident, in particular at higher altitudes. Moving from CCLM 8 to CCLM 2.2, such an improvement is attenuated and some loss of performance is observed for extreme precipitation events. However, such a loss could be associated with the spatial resolution of the EURO4M observational dataset (nominal resolution: 5 km; effective resolution: 10-15 km; Isotta et al. 2014) considered as reference for the evaluation, a scale that is intermediate between the two climate experiments. In general CCLM models show an improvement in values and spatial distribution with respect to EURO-CORDEX ensemble mean. However, all climate experiments overestimate the overall precipitation at both the daily and the sub-daily scale, especially in the range 750-1500 m a.s.l. (+32%) and above 1500 m a.s.l (+63%). This again could partially be attributed to negative biases of the observational precipitation dataset used.

Notice, however, that as far as temperature is concerned, 10-km resolution RCMs are applicable in relatively small scale climate impact studies with a comparable quality as on well investigated larger scales (Suklitsch et al. 2011). Given the very good correlation of the temperature variable with terrain elevation, very high spatial resolutions are not as necessary as they are for applications concerned with precipitation estimates.

Among climate change impact studies for the area of interest, Majone et al. (2016) investigated how climate change is expected to cause alterations of streamflow in the river Noce basin, with possible relevant consequences on hydropower production. Projected changes of precipitation and temperature were derived from a reduced ensemble of four RCM runs for 2040-2070 under the old SRES A1B scenario. The projections came from ENSEMBLE project model runs; their selection was carried out as in Deidda et al. (2013) in the framework of the FP7 CLIMB (Climate Induced Changes on the Hydrology of Mediterranean Basins; http://www.climb-fp7.eu). Bias-correction and downscaling techniques were applied precipitation and temperature fields, using empirical quantile-quantile transformations (Teutschbein and Seibert, 2012). Temperature fields were further interpolated at 1-km resolution using the technique by Barnes (1964, 1973) and a time-varying lapse-rate, as described in Liston and Elder (2006), to proper account for the different elevations between RCM orography, measuring stations, and the 1-km DTM.

The OrientGate project (http://orientgateproject.rec.org/), dealing with the same topics as the above-cited paper, i.e. climate change impacts on hydropower production, includes a pilot study n. 5 that focuses on the Province of Trento. In the context of this activity, the climate scenarios adopted are RCMs with a 14-km grid, run by the CMCC for RCP4.5 and RCP8.5 scenarios, for the near (2020-2050) and the far future (2040-2070).

The recent investigation of the impact of climate change on grapevine phenology, as influenced by terrain altitude, by Alikadic et al. (2019) still makes use of “old” ENSEMBLES climate projections (Van der Linden and Mitchell, 2009) for the SRES A1B scenario, comparing the periods 2021–2050 and 2071–2099 to the 1961–1990 baseline. A statistical downscaling scheme was applied to obtain the daily temperature series needed by the phenological model. For this purpose, the weather generator RMAWGEN (Cordano and Eccel, 2016) was applied to monthly mean values of temperature for the two future time windows. RMAWGEN was developed as an open source R package (R Development Core Team, 2008), and is an auto-regressive, multi-site stochastic generator, where both spatial and meteorological consistency are maintained in the simulated series over an area. To take into account the uncertainty of climatic projections, 200 annual stochastic realizations were generated for each station and for each time window. The coldest and the warmest realizations were then chosen as cold and warm scenarios respectively. These temperatires were interpolated using the Optimal Interpolation methods (Uboldi et al., 2008).

4.4. Available historical data for temperature

The historical temperature datasets that are available for the area of interest are a few and not many of them have very high spatial resolution, which might be a problem in the context of the characteristic features and spatial scales of varaibility of the climate parameters for the area of interest.

Speaking of low-resolution datasets (in the order of tenths of km), reanalyses can be mentioned, e.g. MERRA2 produced by NASA and characterized by a 50 km resolution, ERA-Interim and ERA5 produced by ECMWF (respectively 80 and 30 km resolution), NCEP CFS reanalysis produced by NCEP (56 km resolution). These products will probably be not very useful for the provincial-scale study.

Among available gridded datasets coming from ground-based observations, we find E-OBS (Haylock et al. 2008), whose nominal spatial resolution (25 km) is rather coarse for the application of interest. As a matter of fact, its effective spatial resolution is potentially very low in the area of interest and inadequate for the purposes of this study (cf. Laiti et al. 2018). The MESoscale ANalysis system - MESAN dataset (Landelius et al., 2016), which come from regional-scale reanalysis and assimilates local observations, could represent a useful dataset for this study, given that its nominal spatial resolution is 5 km (cf. Laiti et al. 2018).

At local scale the temperature observations from the many local meteorological networks managed by Meteotrentino (see a map at https://content.meteotrentino.it/dati-meteo/stazioni/mappe/googlemapstaz.aspx) and FEM institutions are available (see a map at https://meteo.fmach.it/meteo/mappa.php) (cf. Laiti et al. 2014). They include a considerably high number of weather stations, that are preferentially located at the floor of the valleys of the region. The resulting spatial coverage is not homogeneous (and should be investigated in order to select the most representative ones and avoid duplications; a spatial mapping procedure could probably help overcoming the problem). However, these observations are only partially quality checked and they are not checked at all for homogeneity on routinary basis. Thus an analysis facing these two aspects and investigating also the temporal availability of the data is preliminarly needed.

An additional resource could be represented by the weather simulations performed by the Atmospheric Physics Group of the University of Trento by means of the WRF model since 2016 (reference). They reach a resolution of 1 km and are run by assimilating observations from local weather stations. However, their temporal availability is rather limited.

4.5. Available data for DD and TMY for the Province of Trento

Country-level values of HDDs and CDDs are provided by Eurostat (https://appsso.eurostat.ec.europa.eu/nui/show.do?dataset=nrg_chdd_a&lang=en) for the last years.

On the website of the Comitato Termotecnico Italiano (www.cti2000.it) the TMY data are available for different Italian cities, Trento included. The TMY for Trento, built after UNI EN ISO 15297 indications, has been produced from observations collected at Trento Sud weather station (managed by Meteotrentino) (reference Antonacci/Baggio).

UNI 10349:2016 provides the annual HDDs (heating period: 15 April – 14 October) and CDDs (cooling period: 15 October – 14 April) for Trento for different base temperature values (see also D.P.R. 412/93). For other places, DDs must be calculated after UNI 10349-3, starting from the TMY and applying corrections from UNI 10349-1.

5. Proposal of a methodology for future DD estimates for the Province of Trento

The aim of the study that needs to be carried out for this project can be essentially synthesized as the production of future estimates of HDD and CDD (for the estimate of building energy demand) for the horizon year 2030 with respect to the year 2016, which represents the baseline for the PEAP analysis. Baseline and scenario time windows need to be chosen adequately, according to the application aim but also to the availability of observations and climate simulations. The usual recommendation is to adopt 30-years periods as sound climatological baselines, however shorter periods (in the order of 10-15 years) have also been used in similar analyses (cf. for example ISPRA 2017). Possible choices could be to compare the 2010-2019 and the 2026-2035 decades, that are roughly centered around the two relevant years 2016 and 2030, in order to fully exploit the availability of historical data until the end of 2019. Concerning the climate simulations, the reference historic baseline will probably be less recent than the 2010-2019 window, according to the availability of historical runs (hindcast and control simulations) of the chosen climate model(s). For example, EURO-CORDEX hindcast simulations often end in 2008, while control runs typically end in 2005 (and scenarios start in 2006).

Concerning the downscaling method to be adopted, it appears quite evident from the literature review that, among the methods illustrated in Sections 2 and 3, a hybrid combination of dynamic downscaling (RCMs) and weather generators is the preferred option for the assessment of typical future weather data. Morphing technique could also represent a possible alternative to the use of weather generators, even for benchmarking, due to its simplicity and wide applicability in the

production of future typical weather time series (i.e. TMY). The fact that the baseline and the future time window are not so far away one from another should attenuate some drawbacks typical of the morphing technique.

For the choice of the climate projections to be used, experts from the field should be involved in the evaluations and providing institutions should be asked for willingness to contribute. The alternatives are:

- using an ensemble of RCMs or the ensemble mean provided by the EURO-CORDEX consortium (grid resolution: 12 km)
- or using single-model runs of the COSMO-CLM model run by the CMCC (grid resolution: 8 or 2.2 km).

The convenience of adopting a very high-resolution model performing convection-permitting simulations should be evaluated, given the challenges of modeling the climate in complex-orography regions and the “added value” that this approach brings (however not imprescindible for temperature). The importance of taking into consideration an ensemble of projections instead of single runs when exploiting EURO-CORDEX results, allowing a quantification of the uncertainty, needs to be balanced against the higher resolution achievable by COSMO-CLM simulations. Until now, other impact studies carried out for the Province of Trento territory do not highlight any strictly preferred climate model choice.

In any case, the literature review highlighted the opportunity of using at least RCP4.5 and RCP8.5 scenarios, which have been used by almost all the papers that were reviewed here and represent a reasonable range of scenario uncertainty.

To go down to higher spatial detail, i.e. to the weather station scale, to the municipality scale or to the desired final grid spacing (to be determined), further downscaling must be performed. To this aim, a stochastic weather generator tool, used in multi-site or gridded mode, could be used. The best option would probably be to select a weather generator able to produce hourly (instead of daily) results in gridded format. However, given the large amount of tools available in the literature (cf. sections 2.4 and 3.3), the advice of some experts in the field could be useful for identifying the best choice. In particular, the weather generators that have been tested already in mountainous context should be taken into consideration first.

The weather generator could be applied to produce a future multi-year time series for each grid cell / station site, from which a future TMY could be extracted in order to calculate future DDs for the different time windows of interest. Otherwise, multiple realizations for the same baseline and horizon year could be obtained in order to infer a lower and an upper limit for future DDs and assess a range of uncertainty for this variable (performing multiple realizations for each grid cell will probably be too demanding from the computational point of view).

If the morphing technique is adopted, the weather generator could be used to obtain baseline TMY at locations where no historical observation is available (i.e. used as spatial interpolator). These TMYs, corresponding to final grid cells, could be then morphed according to RCM-inferred changes and used for the calculation of “gridded” DD values. Notice that “gridded” TMY and DDs could also be obtained directly from RCMs, although with rather coarse resolution, especially if observations compare very well with model results. On the contrary, if TMYs and changes in DDs will be evaluated only at station sites, further mapping would be needed to obtain a final gridded output or results at municipality scale.

A comparative analysis of the historical time series of HDD and CDD, as obtained from different datasets available such as E-OBS, MESAN, local weather stations, as well as from the selected RCM simulations (both from direct calculation or from the determination first of TMYs), could be implemented, to analyse absolute values, trends and correlations. Indeed, the evaluation (validation)

of the RCM(s) for historical periods must be based in principle on the variable of primary interest, i.e. degree days (DDs).

The calculation method used for DD determination is also subjected to multiple options: ideally, the formulations based on hourly values of temperature should be used, as it is the most precise, but the time resolution of the available data (i.e. daily for E-OBS) and models (6 or 3 hours) must be taken into account; approaches based on daily mean temperature or on daily minimum and maximum temperatures could also be used. As stated by D'Amico et al. (2019), the best option would be calculating DDs from a typical weather time series, i.e. from hourly values belonging to a TMY. However, different algorithms could be used when determining single-year DDs (for the analysis of historical trends) and DDs for time windows representative of typical weather conditions and typical energy consumption. In this case, an assessment of the differences induced by the different calculation approach could be performed. As a general indication, the same formulation used by national or regional institutions should be preferred for homogeneity and comparability reasons.

Concerning historical temperature observations, the data from the local weather stations surely represent the best available dataset for model evaluation/validation, eventual bias correction and statistical downscaling. They are probably the only observational data source that allows reaching a spatial resolution comparable to the characteristic scale of variability of temperature in the area (E-OBS and MESAN are too coarse). Applying statistical downscaling procedures, i.e. trying to enhance the spatial resolution of modelled fields, based on coarse-resolution observational references would lead to misleading inaccurate and/or erroneos results. Stations belonging both to Meteotrentino and FEM could be used, after a careful (but not too demanding) analysis of the data availability, data quality (and homogeneity) check (see for example ISPRA 2016) and network redundancy. If mapping is needed at any stage, spatial interpolation procedures like Optimal Interpolation or Kriging with External Drift should be used. In case predictors are to used in the mapping, terrain elevation and/or land use (urban vs. others) are the most suitable candidates.

As for the final results, a discussion should be opened regarding the desired format of the results, e.g. gridded values or point-values at station sites (or at municipality centroids) of present and future HDD and CDD, present and future TMY, etc. The analysis could be stratified by elevation intervals, if useful (e.g. 0-750 m, 750-1500 m, above 1500 m), considering where the majority of the population lives and what heating and cooling energy sources and systems are mainly used for the different elevation ranges. For example, urban areas could be analysed separately, given their different energy consumption patterns and that they also suffer Urban Heat Island effects. Depending on the spatial resolution of the climate model adopted, some indications about the future magnitude of the UHI might be present or not, and simplified evaluation by means of the morphing technique as in Crawley (2008) might be carried out, by mutuating information from the UHI studies by Giovannini et al. (2011).

According to what written above, the next steps of the work are:

- the collection, quality check and selection of historical time series from local weather stations (and other observational datasets if available and adequate)
- the selection and collection of the climate model(s) for dynamic downscaling.

This will already allow the evaluation of the RCM simulations, the analysis and comparison of past observed and modelled trends of HDDs and CDDs, a first estimate of future HDDs and CDDs as directly computed from RCM results.

References

Adelard L, Boyer H, Garde F, Gatina JC. A detailed weather data generator for building simulations. Energy and Buildings 2000;31(1):75–88.

Alikadic, A., I. Pertot, E. Eccel, C. Dolci, C. Zarbo, A. Caffarra, R. De Filippi, C. Furlanello (2019): The impact of climate change on grapevine phenology and the influence of altitude: a regional study. Agric. For. Meteor., 271, pp. 73-82.

Allen, M.R., O.P. Dube, W. Solecki, F. Aragón-Durand, W. Cramer, S. Humphreys, M. Kainuma, J. Kala, N. Mahowald, Y. Mulugetta, R. Perez, M. Wairiu, and K. Zickfeld (2018): Framing and Context. In: Global Warming of 1.5°C. An IPCC Special Report on the impacts of global warming of 1.5°C above pre-industrial levels and related global greenhouse gas emission pathways, in the context of strengthening the global response to the threat of climate change, sustainable development, and efforts to eradicate poverty [Masson-Delmotte, V., P. Zhai, H.-O. Pörtner, D. Roberts, J. Skea, P.R. Shukla, A. Pirani, W. Moufouma-Okia, C. Péan, R. Pidcock, S. Connors, J.B.R. Matthews, Y. Chen, X. Zhou, M.I. Gomis, E. Lonnoy, T. Maycock, M. Tignor, and T. Waterfield (eds.)].

Anderson TN, Duke M, Carson JK. A typical meteorological year for energy simulations in Hamilton, New Zealand. IPENZ engineering treNz 2007-003, ISSN 1177-0422.

Andrić, I., A. Pina, P. Ferrão, J. Fournier, B. Lacarrière, O. Le Corre (2017): The impact of climate change on building heat demand in different climate types. Energy Build., 149, pp. 225-234, 10.1016/j.enbuild.2017.05.047

Andrić, I., N. Gomes, A. Pina, P. Ferrão, J. Fournier, B. Lacarrière, et al. (2016): Modeling the long-term effect of climate change on building heat demand: Case study on a district level. Energ Buildings, 126 (2016), pp. 77-93 https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.04.082

Arima, Y., R. Ooka, H. Kikumoto, T. Yamanaka (2016): Effect of climate change on building cooling loads in Tokyo in the summers of the 2030s using dynamically downscaled GCM data. Energy Build, 114 (2016), pp. 123-129. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.08.019

ASHRAE. ASHRAE handbook: fundamentals. American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers. Atlanta, GA (USA); 2009.

Barnes, S.L., 1964. A technique formaximazing details in numerical weathermap analysis. J. Appl. Meteorol. 3, 396–409.

Barnes, S.L., 1973. Mesoscale objective analysis using weighted timesetime observations. NOAA Tech. Memo. ERL NSSL-62. Tech. rep. National Severe Storms Laboratory, Norman, OK.

Belcher SE, Hacker JN, Power DS. Constructing design weather data for future climates. Building Services Engineering Research and Technology 2005;26(1):49–61.

Belzer DB, Scott MJ, Sands RD. Climate change impacts on US commercial building energy consumption: an analysis using sample survey data. Energy Sources 1996;18:177–201.

Berardi, U., Jafarpur, P. (2020): Assessing the impact of climate change on building heating and cooling energy demand in Canada. Renewable and Sustainable Energy Reviews 121, 109681. DOI: 10.1016/j.rser.2019.109681

Berardi, U., P. Jafarpur (2020) Assessing the impact of climate change on building heating and cooling energy demand in Canada. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 121, 109681, https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.109681.

Berger, T., C. Amann, H. Formayer, A. Korjenic, B. Pospischal, C. Neururer, R. Smutny (2014): Impacts of climate change upon cooling and heating energy demand of office buildings in Vienna, Austria. Energy Build., 80, pp. 517-530

Breinl K, Turkington T, Stowasser M. 2013. Stochastic generation of multi-site daily precipitation for applications in risk management. J. Hydrol. 498: 23–35.

Breinl, K., T. Turkington, M. Stowasser (2015): Simulating daily precipitation and temperature: a weather generation framework for assessing hydrometeorological hazards. Meteorol. Appl., 22 (3), pp. 334-347.

Bucchignani E, Montesarchio M, Zollo AL, Mercogliano P. 2016. High resolution climate simulations with COSMO-CLM over Italy: performance evaluation and climate projections for the 21st century. Int. J. Climatol., doi: 10.1002/joc.4379.

Carter, T.R., M. Hulme, M. Lal (2007): General guidelines on the use of scenario data for climate impact and adaptation assessment.

Chan LS, Chow TT, Fong KF, Lin Z. Generation of a typical meteorological year for Hong Kong. Energy Convers Manage 2006;47:87–96.

Chan, A.L.S. (2011): Developing future hourly weather files for studying the impact of climate change on building energy performance in Hong Kong. Energy and Buildings 43, 2860–2868. doi: 10.1016/j.enbuild.2011.07.003

Christensen JH, Christensen OB (2007) A summary of the PRUDENCE model projections of changes in European climate by the end of this century. Clim Chang 81:7–30. doi:10.1007/s10584-006-9210-7

Christensen, J. H., Boberg, F., Christensen, O. B., and LucasPicher, P.: On the need for bias correction of regional climate change projections of temperature and precipitation, Geophys. Res. Lett., 35, L20709, doi:10.1029/2008GL035694, 2008.

Christensen, J.H., Larsen, M.A.D., Christensen, O.B. et al. Robustness of European climate projections from dynamical downscaling. Clim Dyn 53, 4857–4869 (2019). https://doi.org/10.1007/s00382-019-04831-z

Christenson M., Manz H, Gyalistras D. (2006): Climate warming impact on degree-days and building energy demand in Switzerland. Energy Convers Manag, 47, 671–86. https://doi.org/10.1016/j.enconman.2005.06.009.

Chun, K.P., Wheater, H.S., and Onof, C., 2013. Comparison of drought projections using two UK weather generators. Hydrological Sciences Journal, 58 (2), 295–309. doi:10.1080/02626667.2012.754544

Ciancio, Virgilio & Salata, Ferdinando & Falasca, Serena & Curci, Gabriele & Golasi, Iacopo & Wilde, Pieter. (2020). Energy demands of buildings in the framework of climate change: an investigation across Europe. Sustainable Cities and Society. 60. 102213. DOI: 10.1016/j.scs.2020.102213.

Ciervo, F., Rianna, G., Mercogliano, P. et al. Effects of climate change on shallow landslides in a small coastal catchment in southern Italy. Landslides 14, 1043–1055 (2017). https://doi.org/10.1007/s10346-016-0743-1

Ciulla, G., V. Lo Brano, E. Moreci (2015): Degree days and building energy demand. Proceedings of 3rd Southern African Solar Energy Conference. South Africa. 11–13 May 2015.

Cordano, E., Eccel, E., 2016. Stochastic weather series generation tools in R environment. Ital. J.Agrometeorol. 21 (3), 31–42.

Cox R.A., M. Drews, C. Rode, S. Balslev Nielsen (2013): Simple future weather files for estimating heating and cooling demand. Building and Environment 83 (2015) 104e114. DOI: 10.1016/j.buildenv.2014.04.006

Crawley DB (2008) Estimating the impacts of climate change and urbanization on building performance, Journal of Building Performance Simulation, 1:2, 91-115, DOI: 10.1080/19401490802182079

D'Amico, a., G. Ciulla, D. Panno, S. Ferrari (2020): Building energy demand assessment through heating degree days: the importance of a climatic dataset. Appl Energy, 242, pp. 1285-1306, 10.1016/J.APENERGY.2019.03.167.

De Rosa, M., V. Bianco, F. Scarpa, L. A. Tagliafico (2015): Historical trends and current state of heating and cooling degree days in Italy. Energy Conversion and Management 90, 323–335. http://dx.doi.org/10.1016/j.enconman.2014.11.022.

Degelman LO. Which came first – building cooling loads or global warming? A cause and effect examination. Building Services Engineering Research and Technology 2003;23(4):259–67.

Deidda, R., Marrocu, M., Caroletti, G., Pusceddu, G., Langousis, A., Lucarini, V., Puliga, M., Speranza, A., 2013. Regional climate models' performance in representing precipitation and temperature over selected Mediterranean areas. Hydrol. Earth Syst. Sci. 17 (12), 5041–5059 (URL http://www.hydrol-earth-syst-sci.net/17/5041/2013/).

Dino, G., I., Meral Akgül, C., (2019): Impact of climate change on the existing residential building stock in Turkey: An analysis on energy use, greenhouse gas emissions and occupant comfort, Renew. Energy, 141, 828-846. DOI: 10.1016/j.renene.2019.03.150

Dosio A. 2016. Projections of climate change indices of temperature and precipitation from an ensemble of bias-adjusted high-resolution EURO-CORDEX regional climate models. J. Geophys. Res. Atmos. 121(10): 5488–5511. https://doi.org/10.1002/2015JD024411.

Dubrovsky M. 1997. Creating daily weather series with use of the weather generator. Environmetrics 8(5): 409–424, doi: 10.1002/(SICI)1099-095X(199709/10)8:5<409::AID-ENV261>3.0.CO;2–0.

Dubrovsky, M., Huth, R., Dabhi, H. et al. Parametric gridded weather generator for use in present and future climates: focus on spatial temperature characteristics. Theor Appl Climatol 139, 1031–1044 (2020). https://doi.org/10.1007/s00704-019-03027-z

Eames, M., T. Kershaw, D. Coley (2010): On the creation of future probabilistic design weather years from UKCP09. Build Serv Eng Res Technol, 32 (2010), pp. 127-142, DOI: 10.1177/0143624410379934.

Eames, M., T. Kershaw, D. Coley (2012): A comparison of future weather created from morphed observed weather and created by a weather generator. Build Environ, 56 (2012), pp. 252-264. DOI: 10.1016/j.buildenv.2012.03.006

Ebrahimpour, Abdulsalam & Maerefat, Mehdi. (2010). A method for generation of typical meteorological year. Energy Conversion and Management - ENERG CONV MANAGE. 51. 410-417. 10.1016/j.enconman.2009.10.002.

EEA (2017): Climate change, impacts and vulnerability in Europe 2016. An indicator-based report. EEA Report No 1/2017.

Evans, J.P., J. L. McGregor, and K. McGuffie (2012): Future Regional Climates. In: The future of the World's climate, Eds. A. Henderson-Sellers and K. McGuffie, 223–252, Elsevier.

Faggian, P., Riva, G.M., Bonanno, R. (2018): Stima dei gradi-giorno per la valutazione del fabbisogno energetico nazionale nei prossimi decenni. Ingegneria dell'Ambiente, 5, 4/2018, DOI: 10.32024/ida.v5i4.p01.

Fatichi S, Ivanov VY, Caporali E. 2011. Simulation of future climate scenarios with a weather generator. Adv. Water Resour. 34(4): 448–467, doi: 10.1016/j.advwatres.2010.12.013.

Finkelstein, J.M., R. E. Schafer, Improved goodness-of-fit tests, Biometrika, Volume 58, Issue 3, December 1971, Pages 641–645, https://doi.org/10.1093/biomet/58.3.641

Fioravanti G., Fraschetti P., Perconti W., Piervitali E., e Desiato F., 2016, Controlli di qualità delle serie di temperatura e precipitazione, Rapporto ISPRA / Stato dell'Ambiente 66/2016.

Fioravanti G., Piervitali E. e Desiato F., 2015, Recent changes of temperature extremes over Italy: an index-based analysis, Theor. Appl. Climatol., Vol. 119, No 1-2 2015, doi:10.1007/s00704-014-1362-1.

Fioravanti G., Piervitali E. e Desiato F., 2019, A new homogenized daily data set for temperature variability assessment in Italy, in corso di pubblicazione su Int. J. Climatol. doi: 10.1002/joc.6177.

Giorgi, F., Coppola, E., Solmon, F., et al., 2012. RegCM4: model description a nd illustrative basic performance over selected CORDEX domains. Clim. Res. 52, 7e29.

Giovannini, L., Antonacci, G., Zardi, D., Laiti, L., Panziera, L. (2014): Sensitivity of simulated wind speed to spatial resolution over complex terrain. Energy Procedia, 59, 323-329. DOI: 10.1016/j.egypro.2014.10.384.

Giovannini, L., D. Zardi, and M. de Franceschi, 2011: Analysis of the Urban Thermal Fingerprint of the City of Trento in the Alps. J. Appl. Meteor. Climatol., 50, 1145–1162, https://doi.org/10.1175/2010JAMC2613.1.

Giovannini, Lorenzo & Zardi, Dino & De Franceschi, Massimiliano. (2011). Analysis of the Urban Thermal Fingerprint of the City of Trento in the Alps. Journal of Applied Meteorology and Climatology. 50. 1145-1162. 10.1175/2010JAMC2613.1.

Gobiet A, Kotlarski S, Beniston M, Heinrich G, Rajczak J, Stoffel M (2014) 21st century climate change in the European Alps—a review. Sci Tot Environ 493:1138–1151.

Green, M., E. K. Weatherhead (2014): Irrigation demand modelling using the UKCP09 weather generator: lessons learned. Journal of Water and Climate Change, 5 (2): 117–127. https://doi.org/10.2166/wcc.2013.052

Guan L. Preparation of future weather data to study the impacts of climate change on buildings. Build Environ 2009, 44:793–800. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2008.05.021.

Guan, L., Yang, J., Bell, J.M. A method of preparing future hourly weather data for the study of the impact of global warming on built environment. Proceedings of the International Conference. QUT Research Week, Brisbane, 4–8 July, 2005.

Guarino, F., D. Croce, I. Tinnirello, M. Cellura (2019): Data fusion analysis applied to different climate change models: An application to the energy consumptions of a building office. Energy & Buildings 196, 240–254. DOI: 10.1016/j.enbuild.2019.05.002

Gyalistras D, von Storch H, Fischlin A, Beniston M. Linking GCM-simulated climatic changes to ecosystem models: Case studies of statistical downscaling in the Alps. Clim Res 1994;4:167–89.

Gyalistras D. Development and validation of a high-resolution monthly gridded temperature and precipitation data set for Switzerland (1951–2000). Clim Res 2003;25(1):55–83.

Harris CNP, Quinn AD, Bridgeman J. The use of probabilistic weather generator information for climate change adaptation in the UK water sector. Met Apps. 2014;21(2):129–40.

Harris, C. N. P., A. D. Quinn and J. Bridgeman (2014): The use of probabilistic weather generator information forclimate change adaptation in the UK water sector. Meteorol. Appl. 21: 129–140, DOI: 10.1002/met.1335.

Haylock MR, Hofstra N, Klein Tank AMG, Klok EJ, Jones PD, New M (2008) A European daily high-resolution gridded dataset of surface temperature and precipitation. J Geophys Res 113:1–12, D20119. doi:10.1029/2008JD10201

Hengl, Tomislav & Heuvelink, Gerard & Stein, Alfred. (2003). Comparison of kriging with external drift and regression-kriging. Technical Note.

Herrera, M., S. Natarajan, D.A. Coley, T. Kershaw, A.P. Ramallo-González, M. Eames, et al. (2017): A review of current and future weather data for building simulation. Build Serv Eng Res Technol, 143624417705937 (2017), DOI: 10.1177/0143624417705937

Hitchin ER (1983): Estimating monthly degree-days. Build Serv Eng Res Technol, 4, 159–62. https://doi.org/10.1177/014362448300400404.

Isaac, M., D.P. van Vuuren (2009): Modeling global residential sector energy demand for heating and air conditioning in the context of climate change. Energy Policy, 37(2), 507-521.

Isotta, F. A., et al. (2014), The climate of daily precipitation in the Alps: Development and analysis of a high-resolution grid dataset from pan-Alpine rain-gauge data, Int. J. Climatol., 34(5), 1657–1675.

ISPRA (2015): Il clima futuro in Italia: analisi delle proiezioni dei modelli regionali, Stato dell'Ambiente 58/2015, ISBN 978-88-448-0723-8.

ISPRA (2017): Consumi energetici e heating degree days (HDD) a confronto. Proiezioni al 2050 degli HDD in differenti scenari climatici. Rapporto 277/2017, ISBN 978-88-448-0875-4.

ISPRA (2019): Gli indicatori del clima in Italia nel 2018, Stato dell'Ambiente 88/2019, ISBN 978-88-448-0955-3.

Jacob, D., Teichmann, C., Sobolowski, S. et al. Regional climate downscaling over Europe: perspectives from the EURO-CORDEX community. Reg Environ Change 20, 51 (2020). https://doi.org/10.1007/s10113-020-01606-9

Jacob, Daniela & Petersen, Juliane & Eggert, Bastian & Alias, Antoinette & Christensen, Ole & Bouwer, Laurens & Braun, Alain & Colette, Augustin & Déqué, Michel & Georgievski, Goran & Georgopoulou, Elena & Gobiet, Andreas & Menut, Laurent & Nikulin, Grigory & Haensler, Andreas & Hempelmann, Nils & Jones, Colin & Keuler, Klaus & Kovats, Sari & Yiou, Pascal. (2014). EURO-CORDEX: New high-resolution climate change projections for European impact research. Regional Environmental Change. 14. 10.1007/s10113-013-0499-2.

Jalota, S.K., B.B. Vashisht, Sandeep Sharma, Samanpreet Kaur (2018): Chapter 2 - Climate Change Projections. In: Understanding Climate Change Impacts on Crop Productivity and Water Balance. Editor(s): S.K. Jalota, B.B. Vashisht, Sandeep Sharma, Samanpreet Kaur, Academic Press, pp 55-86, ISBN 9780128095201, https://doi.org/10.1016/B978-0-12-809520-1.00002-1.

Jentsch, M.F., A.S. Bahaj, P.B. James (2008): Climate change future proofing of building -generation and assessment of building simulation weather files, Energy Build. 40 (12), 2148–2168, DOI: 10.1016/j.enbuild.2008.06.005

Jentsch, M.F., P.A.B. James, L. Bourikas, A.S. Bahaj (2013): Transforming existing weather data for worldwide locations to enable energy and building performance simulation under future climates. Renewable Energy, 55, 514-524. DOI: 10.1016/j.renene.2012.12.049

Jiang, A., Xudong Liu, Emily Czarnecki, Chengyi Zhang (2019): Hourly weather data projection due to climate change for impact assessment on building and infrastructure. Sustainable Cities and Society 50 (2019) 101688. DOI: 10.1016/j.scs.2019.101688.

Jones PD, Harpham C, Goodess CM, Kilsby CG. 2011. Perturbing a weather generator using change factors derived from regional climate model simulations. Nonlinear Processes Geophys. 18(4): 503–511, doi: 10.5194/npg-18-503-2011.

Jones, Phil and Harpham, Colin and Kilsby, Chris and Glenis, Vassilis and Burton, Aidan (2010) UK Climate Projections science report: Projections of future daily climate for the UK from the Weather Generator. Project Report. UK Climate Projections 2009.

K.P. Chun, H.S. Wheater & C. Onof (2013) Comparison of drought projections using two UK weather generators, Hydrological Sciences Journal, 58:2, 295-309, DOI: 10.1080/02626667.2012.754544

Kalogirou A. Generation of typical meteorological year (TMY-2) for Nicosia, Cyprus. Renew Energy 2003;28:2317–34.

Keller D. E., Fischer A. M., Liniger M. A., Appenzeller C. & Knutti R. 2017 Testing a weather generator for downscaling climate change projections over Switzerland. Int. J. Climatol. 37 (2), 928–942. DOI: 10.1002/joc.4750.

Keller DE, Fischer AM, Frei C, Liniger MA, Appenzeller C, Knutti R. 2015. Implementation and validation of a Wilks-type multi-site daily precipitation generator over a typical Alpine river catchment. Hydrol. Earth Syst. Sci. 19(5): 2163–2177, doi: 10.5194/hess-19-2163-2015.

Kershaw T, Eames M, Coley D. (2011): Assessing the risk of climate change for buildings: a comparison between multi-year and probabilistic reference year simulations. Build Environ 46:1303-8.

Kershaw T, Eames M, Coley D. Comparison of multi-year and reference year building simulations. Building Serv Eng Res Technol; published online10 August 2010; doi:10.1177/0143624410374689.

Kikumoto, H., R. Ooka, et al. (2015): Study on the future weather data considering the global and local climate change for building energy simulation. Sustain. Cities Soc., 14, pp. 404-413

Kilsby CG, Jones PD, Burton A, FordAC, FowlerHJ, Harpham C, James P, Smith A, Wilby RL. 2007. A daily weather generator for use in climate change studies. Environ. Model. Softw. 22(12): 1705–1719, doi: 10.1016/j.envsoft.2007.02.005.

Kitous A., Després J., Assessment of the impact of climate change on residential energy demand for heating and cooling, EUR 29084 EN, Publications Office of the European Union, Luxembourg, 2018, ISBN 978-92-79-77861-2, doi:10.2760/96778, JRC108692

Kotlarski S, Keuler K, Christensen OB, Colette A, Déqué M, Gobiet A, Goergen K, Jacob D, Lüthi D, van Meijgaard E, Nikulin G, Schär C, Teichmann C, Vautard R, Warrach-Sagi K, Wulfmeyer V (2014) Regional climate modeling on European scales: a joint standard evaluation of the EURO-CORDEX RCM ensemble. Geosci Model Dev 7(4):1297–1333. https://doi.org/10.5194/gmd-7-1297-2014

Kotlarski, S., Bosshard, T., Lüthi, D. et al. Elevation gradients of European climate change in the regional climate model COSMO-CLM. Climatic Change 112, 189–215 (2012). DOI: 10.1007/s10584-011-0195-5.

Laiti, L., Andreis, D., Zottele, F., Giovannini, L., Panziera, L., Toller, G., Zardi, D. (2014): A solar atlas for the Trentino region in the Alps: Quality control of surface radiation data. Energy Procedia, 59, 336-343. DOI: 10.1016/j.egypro.2014.10.386.

Laiti, L., Mallucci, S., Piccolroaz, S., Bellin, A.., Zardi, D., Fiori, A., Nikulin, G., Majone, B. (2018): Testing the Hydrological Coherence of High-Resolution Gridded Precipitation and Temperature Data Sets. Water Resources Research, 54(3), 1999-2016. DOI: 10.1002/2017WR021633.

Lam C, Hui CM, Chan LS. A statistical approach to the development of a typical meteorological year for Hong Kong. Architect Sci Rev 1986;39:201–9.

Landelius, T., Dahlgren, P., Gollvik, S., Jansson, A., & Olsson, E. (2016). A high-resolution regional reanalysis for Europe. Part 2: 2D analysis of surface temperature, precipitation and wind. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 142, 2132–2142. https://doi.org/10.1002/qj.2813

Liston, G.E., Elder, K., 2006. A meteorological distribution system for high-resolution terrestrial ModModel (MicroMet). J. Hydrometeorol. 7, 217–234.

Majone, B., F. Villa, R. Deidda, A. Bellin (2016): Impact of climate change and water use policies on hydropower potential in the south-eastern alpine region Sci. Total Environ., 543, pp. 965-980

Moazami, A., Nik VM, Carlucci S, Geving S. (2019): Impacts of future weather data typology on building energy performance – Investigating long-term patterns of climate change and extreme weather conditions. Appl Energy, 238, 696–720. DOI: 10.1016/j.apenergy.2019.01.085.

Moazami, A., S. Carlucci, S. Geving (2017): Critical analysis of software tools aimed at generating future weather files with a view to their use in building performance simulation. Energy Proc, 132, pp. 640-645.

Moazami, A., Vahid M. Nik, Salvatore Carlucci, Stig Geving (2019): Impacts of future weather data typology on building energy performance – Investigating long-term patterns of climate change and extreme weather conditions. Applied Energy, 238, 696-720. DOI: 10.1016/j.apenergy.2019.01.085

Montesarchio M, Zollo A, Bucchignani E, Mercogliano P, Castellari S. 2014. Performance evaluation of high-resolution regional climate simulations in the Alpine space and analysis of extreme events. J. Geophys. Res.-Atmos. 119: 3222–3237, doi: 10.1002/2013JD021105.

Mylona, A. (2012): The use of UKCP09 to produce weather files for building simulation. Build Serv Eng Res Technol, 33 (2012), pp. 51-62, 10.1177/0143624411428951.

Nakicenovic N, Alcamo J, Davis G, de Vries B, Fenhann J, Gaffin S, Gregory K, et al. Special report on emissions scenarios: a special report of working group III of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge, U.K.: Cambridge University Press; 2000. p. 599. Accessed on December 4th, 2019, http://www.grida.no/climate/ipcc/emission/index.htm.

Nik, V.M. (2017): Application of typical and extreme weather data sets in the hygrothermal simulation of building components for future climate - a case study for a wooden frame wall. Energ. Buildings, 154, pp. 30-45, 10.1016/j.enbuild.2017.08.042

Nik, V.M., A.S. Kalagasidis (2013): Impact study of the climate change on the energy performance of the building stock in Stockholm considering four climate uncertainties. Build Environ, 60, 291-304.

Nik, VM (2016): Making energy simulation easier for future climate—synthesizing typical and extreme weather data sets out of regional climate models (RCMs). Appl Energ; 177: 204–226.

Pachauri et al. 2014 (IPCC, 2014): Climate Change 2014: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, R.K. Pachauri and L.A. Meyer (eds.)]. IPCC, Geneva, Switzerland, 151 pp.

Parton WJ, Logan JA. A model for diurnal variation in soil and air temperature. Agricultural Meteorology 1981;23:205–16.

PAT (2008): Progetto clima 2008. Previsioni e conseguenze dei cambiamenti climatici in Trentino.

Peleg, N., S. Fatichi, A. Paschalis, P. Molnar, P. Burlando (2017): An advanced stochastic weather generator for simulating 2-d high resolution climate variables. J. Adv. Model. Earth Syst., 9 (2017), pp. 1595-1627, 10.1002/2016MS000854.

Prein AF, Gobiet A (2016) Impacts of uncertainties in European gridded precipitation observations on regional climate analysis. Int J Climatol 37(1):305–327. https://doi.org/10.1002/joc.4706

Prein AF, Langhans W, Fosser G, Ferrone A, Ban N, Goergen K, Keller M, Tölle M, Gutjahr O, Feser F, Brisson E, Kollet S, Schmidli J, van Lipzig NPM, Leung R (2015) A review on regional convection-permitting climate modeling: demonstrations, prospects, and challenges. Rev Geophys 53 (2):323–361. https://doi.org/10.1002/2014rg000475

Prein, A.F., Gobiet, A., Suklitsch, M. et al. Added value of convection permitting seasonal simulations. Clim Dyn 41, 2655–2677 (2013). https://doi.org/10.1007/s00382-013-1744-6

Ramon, D., K. Allacker, F. De Troyer, H. Wouters, N.P.M. van Lipzig (2020): Future heating and cooling degree days for Belgium under a high-end climate change scenario. Energy and Buildings, 216, Article 109935. DOI: 10.1016/j.enbuild.2020.109935

Ramon, Delphine & Allacker, Karen & Lipzig, Nicole & Troyer, Frank & Wouters, Hendrik. (2019). Future Weather Data for Dynamic Building Energy Simulations: Overview of Available Data and Presentation of Newly Derived Data for Belgium. 10.1007/978-981-13-3284-5_6.

Reder, A., Raffa, M., Montesarchio, M. et al. (2020): Performance evaluation of regional climate model simulations at different spatial and temporal scales over the complex orography area of the Alpine region. Nat Hazards 102, 151–177. https://doi.org/10.1007/s11069-020-03916-x

Reder, Alfredo & Rianna, Guido & Mercogliano, Paola & Pagano, Luca. (2016). Assessing the Potential Effects of Climate Changes on Landslide Phenomena Affecting Pyroclastic Covers in Nocera Area (Southern Italy). Procedia Earth and Planetary Science. 16. 166-176. 10.1016/j.proeps.2016.10.018.

Richardson CW. 1981. Stochastic simulation of daily precipitation, temperature, and solar radiation. Water Resour. Res. 17(1): 182–190, doi: 10.1029/WR017i001p00182.

Richardson CW. 1981. Stochastic simulation of daily precipitation, temperature, and solar radiation. Water Resour. Res. 17(1): 182–190, doi: 10.1029/WR017i001p00182.

Robert, A., M. Kummert (2012): Designing net-zero energy buildings for the future climate, not for the past. Build Environ, 55 (2012), pp. 150-158, DOI: 10.1016/j.buildenv.2011.12.014

Rosenthal DH, Gruenspecht HK, Moran EA. Effects of global warming on energy use for space heating and cooling in the United States. Energy Journal 1995;16(2):77–96.

Sailor DJ, Pavlova AA. Air conditioning market saturation and long-term response of residential cooling energy demand to climate change. Energy 2003;28(9):941–51.

Schoenau GJ, Kehrig RA. A method for calculating degree-days to any base temperature. Energy Build 1980;14:299–302.

Shen, P. (2017): Impacts of climate change on U.S. building energy use by usingdownscaled hourly future weather data. Energy and Buildings 134, 61–70. DOI: 10.1016/j.enbuild.2016.09.028

Shi, Y., D.F. Zhang, Y. Xu, B.T. Zhou (2018): Changes of heating and cooling degree days over China in response to global warming of 1.5 °C, 2 °C, 3 °C and 4 °C. Adv. Clim. Chang. Res., 9 (3) (2018), pp. 192-200.

Skamarock, W. C., Klemp, J. B., Dudhia, J., Gill, D. O., Barker, D., Duda, M. G., … Powers, J. G. (2008). A Description of the Advanced Research WRF Version 3 (No. NCAR/TN-475+STR). University Corporation for Atmospheric Research. doi:10.5065/D68S4MVH.

Spinoni, J., J. Vogt, P. Barbosa (2015): European degree-day climatologies and trends for the period 1951-2011. Int. J. Climatol., 35, pp. 25-36, 10.1002/joc.3959

Spinoni, J., J.V. Vogt, P. Barbosa, A. Dosio, N. McCormick, A. Bigano, H.M. Füssel (2018): Changes of heating and cooling degree-days in Europe from 1981 to 2100. Int. J. Climatol., 10.1002/joc.5362

Suklitsch, M., Gobiet, A., Truhetz, H. et al. Error characteristics of high resolution regional climate models over the Alpine area. Clim Dyn 37, 377–390 (2011). https://doi.org/10.1007/s00382-010-0848-5

Teutschbein, C. and Seibert, J.: Bias correction of regional climate model simulations for hydrological climate-change impact studies: Review and evaluation of different methods,

Teutschbein, C. and Seibert, J.: Regional Climate Models for Hydrological Impact Studies at the Catchment Scale: A Review of Recent Modeling Strategies, Geography Compass, 4, 834–860, doi:10.1111/j.1749-8198.2010.00357.x, 2010.

Thom, HCS (1952): Sesonal degree-day statistics for the United States. Mon. Wea. Rev., 80 (9): 143–147. https://doi.org/10.1175/1520-0493(1952)080<0143:SDSFTU>2.0.CO;2

Thom, HCS (1954): The rational relationship between heating degree days and temperature. Mon. Weather Rev. 82: 1–6. https://doi.org/10.1175/1520-0493(1954)082<0001:TRRBHD>2.0.CO;2

Torma C, Giorgi F, Coppola E (2015) Added value of regional climate modeling over areas characterized by complex terrain-precipitation over the Alps. J Geophys Res Atmos 120(9):3957–3972. https://doi.org/10.1002/2014jd022781

Uboldi, F., Lussana, C., Salvati, M., 2008. Three-dimensional spatial interpolation of surface meteorological observations from high-resolution local networks. Meteorol. Appl. 15, 331–345.

van der Linden, Paul & Mitchell, J. (2009). ENSEMBLES: climate change and its impacts: summary of research and results from the ENSEMBLES project. Met Office Hadley Centre FitzRoy Road Exeter EX1 3PB UK, 160.

van Paassen AHC, Luo QX. Weather data generator to study climate change on buildings. Building Services Engineering Research and Technology 2002, 23:251–8.

Vezzoli R, Mercogliano P, Pecora S, Zollo AL, Cacciamani C. Hydrological simulation of Po River (North Italy) discharge under climate change scenarios using the RCM COSMO-CLM. Sci Total Environ. 2015;521-522:346-358. doi:10.1016/j.scitotenv.2015.03.096

Waddicor, D., E. Fuentes, L. Siso, J. Salom, B. Favre, C. Jimenez, M. Azar (2016): Climate change and building ageing impact on building energy performance and mitigation measures application: a case study in Turin, northern Italy. Build. Environ., 102, pp. 13-25.

Wang, X., D. Chen, Z. Ren (2010): Assessment of climate change impact on residential building heating and cooling energy requirement in Australia. Build Environ, 45, pp. 1663-1682. DOI: 10.1016/j.buildenv.2010.01.022

Wilks DS, Wilby RL. 1999. The weather generation game: a review of stochastic weather models. Prog. Phys. Geogr. 23(3): 329–357, doi: 10.1177/030913339902300302.

Yassaghi, H., N. Mostafavi, S. Hoque (2019): Evaluation of current and future hourly weather data intended for building designs: a Philadelphia case study. Energy Build., 199, pp. 491-511

Zaniboni (2016): tesi di laurea

Zollo, A.L., V. Rillo, E. Bucchignani, et al. (2016): Extreme temperature and precipitation events over Italy: assessment of high resolution simulations with COSMO-CLM and future scenarios. Int. J. Climatol., 36 (2) (2016), pp. 987-1005, 10.1002/joc.4401

DPR 412/1993

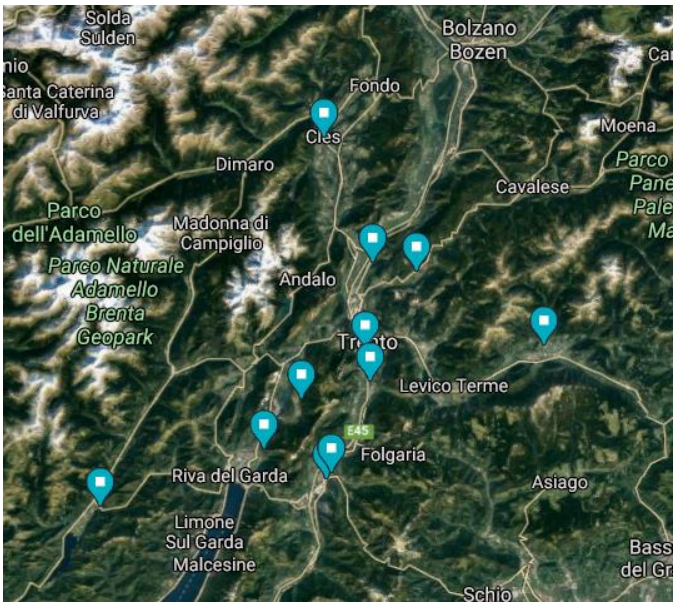
UNI 10349 2016

Allegato 2: Analisi delle serie storiche di temperatura e radiazione. Schede di sintesi dei risultati per le singole stazioni.

Si riporta di seguito una sintesi dei risultati delle analisi statistiche e climatologiche svolte per le stazioni meteorologiche selezionate per la Provincia autonoma di Trento, in forma di scheda. Le stazioni rappresentative di una stessa area geografica o fascia altitudinale, anche quando appartenenti a diverse reti di monitoraggio, sono accostate in sequenza per facilità di interpretazione dei risultati e confronto. Segue un commento alle tendenze e ai risultati più rilevanti.

Premessa: Analisi delle serie storiche di temperatura e radiazione

Le serie storiche di temperatura e radiazione solare disponibili per un insieme selezionato di 11 stazioni meteorologiche, rappresentative delle aree maggiormente abitate del territorio della Provincia autonoma di Trento e delle quote al di sotto dei 700 m s.l.m., sono state selezionate e analizzate. Le stazioni appartengono alle reti osservative meteorologiche e agro-meteorologiche che supportano il monitoraggio meteo-climatologico del territorio provinciale, gestite da Meteotrentino (www.meteotrentino.it) e dalla Fondazione Edmund Mach (www.fmach.it; sono state incluse 5 delle 6 stazioni della Fondazione considerate di riferimento per il territorio: Arco, Cles, San Michele all'Adige, Telve, Trento Sud). Una delle stazioni incluse, installata presso il Molino Vittoria in centro città a Trento, è invece gestita dal Gruppo di Fisica dell'Atmosfera dell'Università di Trento (www.ing.unitn.it/~prometeo/home.htm). Le 11 stazioni selezionate sono rappresentate nell'immagine sottostante (fonte: Google Maps): per i due centri urbani principali (Trento e Rovereto) sono state selezionate due stazioni, mentre le rimanenti stazioni sono distribuite nelle valli del territorio provinciale.



I criteri di individuazione delle stazioni meteorologiche selezionate e analizzate, oltre alla rappresentatività in termini di posizione geografica e quota (sono state individuate quattro fasce altitudinali di riferimento: sotto i 100 m s.l.m., 100-300 m s.l.m., 300-500 m s.l.m., 500-700 m s.l.m.), sono legati alla disponibilità di serie di dati sufficientemente lunghe e continue da avere una significativa valenza climatologica (secondo le raccomandazioni del WMO idealmente 30 anni o più, un requisito difficilmente soddisfabile, specialmente per le serie di radiazione che in Trentino

sono molto spesso più corte), che siano allo stesso tempo omogenee (cioè prive di disomogeneità determinate da differenti condizioni di installazione, cambiamenti nel tempo delle condizioni micro-climatiche, diverse calibrazioni del sensore, …). Si noti che, in generale, le serie analizzate sono troppo corte per essere sottoposte a un processo di omogeneizzazione dei dati, che inoltre è di agevole ed efficace implementazione solo per osservazioni con risoluzione mensile o minore, mentre risulta di difficile applicazione per le scale temporali minori (come quella giornaliera e oraria che sono di interesse in questo studio). Inoltre, un ulteriore criterio è la buona qualità dei dati stessi che compongono le serie storiche, ossia l'assenza di dati errati o dubbi (che possono derivare da malfunzionamenti dei sensori o del sistema di acquisizione, condizioni climatiche o ambientali sfavorevoli, …), determinata in questo studio grazie a controlli di qualità specifici applicati alle osservazioni per entrambe le variabili di interesse (Estévez et al. 2011; Laiti et al. 2014; WMO 2008). Si sottolinea il fatto che i criteri di lunghezza, continuità, omogeneità e qualità delle serie storiche meteorologiche sono di difficile soddisfazione, e che è più comune che essi siano rispettati dalle serie di temperatura che dalle serie di radiazione. Questo perché i sensori di radiazione (radiometri o piranometri) sono stati storicamente installati più tardi rispetto ai sensori di temperatura (in particolare per la rete osservativa di Meteotrentino); inoltre, le misure di radiazione sono maggiormente prone ad errori e malfunzionamenti rispetto a quelle di temperatura. Una dimostrazione di tali criticità è rappresentata dal limitato set di stazioni scelte per la realizzazione dell'Atlante solare del Trentino a fronte della teorica disponibilità di oltre 100 stazioni radiometriche, e dalla scelta obbligata di considerare un solo decennio di dati (cf. Laiti et al., 2014; https://climatlas.fbk.eu).

L'analisi delle serie storiche così controllate e selezionate ha permesso di calcolare grandezze statistiche annuali e pluriannuali, nonché altri parametri meteo-climatici di interesse per lo studio dei consumi energetici degli edifici in base alla variabilità climatica (in particolare in riferimento a quanto contenuto nella norma UNI 10349:2016 "Riscaldamento e raffrescamento degli edifici"): la temperatura (media, minima e massima) e la radiazione solare giornaliera medie mensili, l'escursione giornaliera di temperatura media mensile, alcuni percentili per entrambe le variabili di interesse, i gradi giorno di riscaldamento e raffrescamento, le tendenze (modellate come trend lineari nel tempo) di variazione di alcune delle quantità precedentemente citate, alcuni indici di cambiamento climatico appartenenti al set ETCCDI (Expert Team on Climate Change Detection and Indices; Peterson, 2005). Inoltre, dove la lunghezza delle serie e la conseguente

disponibilità di dati lo ha permesso, sono stati costruiti anni meteorologici tipici (Test Reference Year, TRY) e anni estremi di riferimento (Extreme Reference Year, ERY) per applicazioni legate alla simulazione dinamica delle prestazioni energetiche degli edifici in condizioni caratteristiche e in condizioni estreme (Pernigotto et al., 2020).

Si riporta di seguito una sintesi dei risultati delle analisi svolte per le singole stazioni selezionate, in forma di scheda. Le stazioni rappresentative di una stessa area geografica o fascia altitudinale, anche quando appartenenti alle diverse reti di monitoraggio, sono accostate in sequenza per facilità di interpretazione dei risultati e confronto. Seguono alcune considerazioni generali sui risultati per fornire un quadro di interpretazione comune.

1. Stazione Arco (Fondazione E. Mach)

Stazione e disponibilità dei dati

La stazione di Arco si trova a sud dell'abitato di Arco, dove la Valle dei Laghi si allarga a nord della propaggine settentrionale del Lago di Garda. Grazie alla sua posizione, questa stazione gode degli effetti di mitigazione delle temperature associati alla presenza del lago e alle circolazioni tipiche della zona (es. la brezza di lago detta Ora del Garda). Considerati gli anni inclusi nell'analisi (maggiori della soglia dei 30 anni), l'anno base per questa serie, ossia l'anno centrale della stessa, è il 2001 (vedi Tab. 1).

Coordinate	**Long.**	**Lat.**	**Quota**
	10.88716°	45.9104°	83 m s.l.m.
Temperatura	**Anno di inizio**	**Anno finale**	**Lunghezza**
	1983	2019	37 anni
Radiazione	**Anno di inizio**	**Anno finale**	**Lunghezza**
	1983	2019	37 anni

Tabella 1. Caratteristiche della stazione e delle serie storiche analizzate.

In seguito ai controlli di completezza e qualità dei dati di temperatura e radiazione, le disponibilità di dati validi per singolo mese risultano come di seguito riportato in Tab. 2 e 3 (si noti che i singoli mesi con meno del 90% di dati validi sono stati esclusi dalle successive analisi statistiche per assicurare la rappresentatività delle stesse).

	Gen.	**Feb.**	**Mar.**	**Apr.**	**Mag.**	**Giu.**	**Lug.**	**Ago.**	**Set.**	**Ott.**	**Nov.**	**Dic.**
1983	52%	98%	92%	97%	95%	90%	97%	95%	83%	94%	97%	99%
1984	98%	97%	89%	99%	99%	99%	97%	98%	99%	100%	99%	99%
1985	97%	99%	99%	100%	98%	100%	91%	94%	97%	83%	100%	100%
1986	100%	100%	100%	100%	100%	100%	97%	96%	99%	98%	100%	100%
1987	100%	100%	99%	100%	100%	99%	95%	100%	99%	99%	100%	100%
1988	99%	100%	100%	100%	99%	98%	97%	96%	98%	100%	100%	100%
1989	99%	99%	100%	100%	100%	96%	99%	100%	99%	95%	93%	99%
1990	97%	100%	100%	100%	93%	91%	92%	99%	97%	99%	97%	100%
1991	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	99%	100%	100%	100%	100%
1992	100%	100%	99%	99%	100%	98%	99%	87%	100%	100%	100%	100%
1993	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
1994	100%	100%	100%	99%	100%	99%	96%	100%	100%	94%	94%	100%
1995	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	99%	100%	92%
1996	98%	100%	100%	95%	95%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%
1997	100%	100%	100%	100%	98%	100%	100%	99%	100%	99%	99%	100%
1998	100%	100%	100%	100%	100%	100%	98%	98%	97%	100%	96%	100%

1999	99%	99%	98%	86%	98%	87%	100%	74%	99%	97%	100%	100%
2000	87%	100%	88%	97%	69%	34%	88%	94%	86%	40%	0%	74%
2001	60%	59%	26%	83%	48%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
2002	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	87%	100%	100%	100%
2003	100%	100%	100%	100%	78%	100%	98%	100%	100%	100%	100%	100%
2004	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2005	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2006	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2007	96%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2008	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2009	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2010	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2011	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	92%	100%	100%
2012	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2013	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2014	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2015	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2016	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2017	100%	100%	100%	100%	100%	99%	94%	99%	100%	100%	100%	100%
2018	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%
2019	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Tabella 2. Disponibilità di dati validi di temperatura per singolo mese.

	Gen.	**Feb.**	**Mar.**	**Apr.**	**Mag.**	**Giu.**	**Lug.**	**Ago.**	**Set.**	**Ott.**	**Nov.**	**Dic.**
1983	52%	98%	92%	97%	95%	90%	93%	94%	83%	94%	98%	100%
1984	98%	97%	89%	99%	99%	99%	98%	98%	99%	100%	99%	99%
1985	97%	99%	99%	100%	98%	100%	91%	94%	97%	83%	100%	100%
1986	100%	100%	100%	100%	100%	99%	97%	96%	99%	98%	100%	100%
1987	100%	100%	99%	100%	100%	99%	95%	100%	99%	99%	100%	100%
1988	99%	100%	100%	100%	99%	98%	96%	96%	98%	100%	100%	100%
1989	99%	99%	100%	100%	100%	96%	99%	100%	99%	95%	92%	99%
1990	97%	100%	100%	90%	0%	85%	92%	99%	97%	99%	97%	100%
1991	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	99%	100%	100%	100%	100%
1992	100%	100%	99%	99%	100%	98%	99%	87%	100%	99%	100%	100%
1993	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
1994	100%	100%	100%	99%	100%	99%	95%	100%	100%	94%	94%	100%
1995	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	99%	100%	92%
1996	98%	100%	100%	95%	95%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%
1997	100%	100%	100%	100%	98%	100%	100%	99%	100%	99%	99%	100%
1998	100%	100%	100%	99%	100%	100%	99%	78%	97%	100%	96%	100%
1999	99%	99%	98%	87%	98%	87%	100%	74%	99%	97%	100%	100%
2000	87%	100%	88%	97%	69%	34%	88%	94%	100%	40%	0%	74%

2001	60%	59%	26%	83%	48%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
2002	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	87%	100%	100%	100%
2003	100%	100%	100%	100%	78%	100%	98%	100%	74%	71%	100%	100%
2004	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2005	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2006	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2007	96%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2008	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2009	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2010	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2011	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	92%	100%	100%
2012	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2013	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2014	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2015	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2016	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2017	100%	100%	100%	100%	100%	99%	94%	99%	100%	100%	100%	100%
2018	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%
2019	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Tabella 3. Disponibilità di dati validi di radiazione per singolo mese.

La serie di temperatura non ha evidenziato particolari errori sistematici o inomogeneità, a parte un'interruzione importante a cavallo tra gli anni 2000 e 2002. A seguito dei controlli di qualità, si è deciso di non escludere alcun dato. La serie di radiazione, oltre alla stessa interruzione presentata dalla serie di temperatura, presenta anche alcuni brevi periodi caratterizzati da valori anomali legati a probabili malfunzionamenti dello strumento, che sono stati manualmente esclusi dalle analisi seguenti. Il resto dei dati di radiazione è stato incluso nelle analisi.

Statistiche climatologiche di interesse.

Sono di seguito riportate alcune statistiche climatologiche di interesse determinate in riferimento alla norma UNI 10349:2016 e allo studio dei consumi energetici degli edifici in base alla variabilità climatica. Le grandezze medie mensili riportate in Tab. 4 sono calcolate con un metodo robusto, ossia calcolando prima i cicli giornalieri medi mensili per singolo mese e solo in seguito la grandezza di interesse (media, minima, massima mensile o cumulata giornaliera nel caso della radiazione), in maniera tale da ridurre l'influenza di dati mancanti o non validi. Infine, sono calcolate le medie sull'intero periodo di analisi.

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
Tmed	3.12	4.71	8.94	12.69	16.84	20.70	23.06	22.48	18.38	13.32	7.68	3.63
Tmin	0.31	1.53	5.21	8.76	12.52	15.97	18.07	17.60	14.18	9.83	4.83	0.96
Tmax	8.13	9.34	13.19	16.61	20.90	24.94	27.81	27.55	23.43	18.24	12.53	8.89
DTR	7.82	7.81	7.98	7.85	8.38	8.97	9.74	9.95	9.25	8.41	7.70	7.93
IRmed	4.75	7.28	11.67	14.35	17.41	19.86	20.32	17.78	12.96	7.90	4.81	3.90

Tabella 4. Statistiche medie mensili per la stazione di analisi. Le temperature (Tmed, Tmin, Tmax, DTR cioè Diurnal Temperature Range) sono espresse in °C, mentre la radiazione giornaliera (IRmed) è espressa in MJ m^{-2} d^{-1}.

I trend lineari di variazione nel tempo delle statistiche mensili, basati sulle medie mensili calcolate per singolo anno, sono stati stimati assieme ai relativi intervalli di confidenza al 95% per i coefficienti angolare e intercetta della retta stimata. Per interesse sono riportati solo i valori relativi al coefficiente angolare che identifica la variazione annuale legata (verosimilmente) al cambiamento climatico (Tab. 5).

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
Tmed	0.044	0.057	0.045	0.085	0.041	0.103	0.041	0.050	0.032	0.043	0.072	0.022
Tmin	0.053	0.065	0.036	0.072	0.033	0.090	0.037	0.053	0.036	0.043	0.090	0.023
Tmax	0.030	0.042	0.044	0.095	0.044	0.116	0.048	0.056	0.031	0.039	0.039	0.029
DTR	-0.022	-0.024	0.009	0.023	0.011	0.026	0.011	0.003	-0.005	-0.003	-0.051	0.006
IRmed	0.004	0.007	0.047	0.089	0.079	0.079	0.067	0.073	0.061	0.037	-0.013	0.006

Tabella 5. Coefficienti di dei trend lineari di variazione delle statistiche medie mensili riportate in Tab. 4 per il periodo di analisi. I trend delle temperature sono espressi in °C y^{-1}, mentre quelli di radiazione sono espressi in MJ m^{-2} d^{-1} y^{-1}.

I coefficienti di variazione (pendenza della retta) delle statistiche di temperatura e i relativi intervalli inferiori e superiori di confidenza al 95% sono rappresentati in Fig. 1. L'analisi storica sul periodo disponibile evidenzia trend di aumento delle temperature stimati dell'ordine di 0.05-0.10 °C $anno^{-1}$ afflitti da un'incertezza abbastanza limitata, dato che gli intervalli di confidenza non includono o quasi variazioni negative. Le temperature massime presentano un intervallo di confidenza più ampio, quindi stime meno certe, rispetto agli altri parametri. Per l'escursione diurna di temperatura le stime sono abbastanza incerte (a cavallo dello zero).

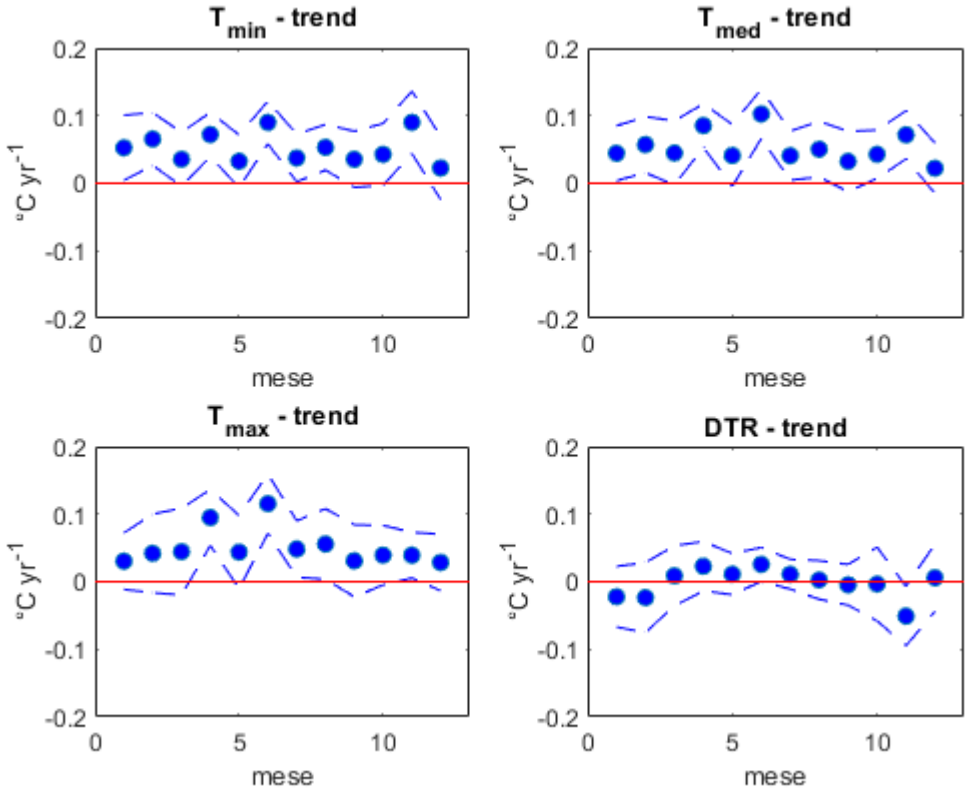


Figura 1. Coefficienti di variazione delle statistiche di temperatura mensili (cerchi) e relativi intervalli inferiori e superiori di confidenza al 95% (linee tratteggiate).

Le temperature di progetto invernali ed estive sono state ricavate dall'analisi dei percentili 1 e 99 rispettivamente dei singoli valori di temperatura medi giornalieri, suddivisi su base mensile e annuale. In particolare, la temperatura di progetto invernale coincide con il percentile P1 delle temperature medie giornaliere di gennaio, mentre la temperatura di progetto estiva è assunta pari al percentile P99 delle temperature medie giornaliere di luglio. I relativi coefficienti dei trend lineari evidenziati dai dati storici, che evidenziano un chiaro incremento, sono riportati per completezza (assieme agli estremi dell'intervallo di confidenza al 95%).

T progetto invernale: -4.30 °C

Coefficiente di variazione: 0.077 °C anno^{-1} [0.016; 0.140]

T progetto estiva: 31.75 °C (DTR: 9.74 °C)

Coefficiente di variazione: 0.066 °C anno^{-1} [0.021; 0.112]

Il calcolo dei gradi giorno di riscaldamento e raffrescamento è stato svolto per ogni singolo anno della serie storica, escludendo gli anni nei quali i mesi interessati appartenenti alla stagione del riscaldamento o del raffrescamento presentano meno del 90% di dati validi. I risultati sono rappresentati in Fig. 2, mentre i trend di variazione sono riportati in Tab. 6 e 7. È evidente una tendenza di riduzione dei gradi giorno di riscaldamento, mentre i gradi giorno di raffrescamento restituiscono un quadro di crescita, anche se più limitata in valore assoluto.

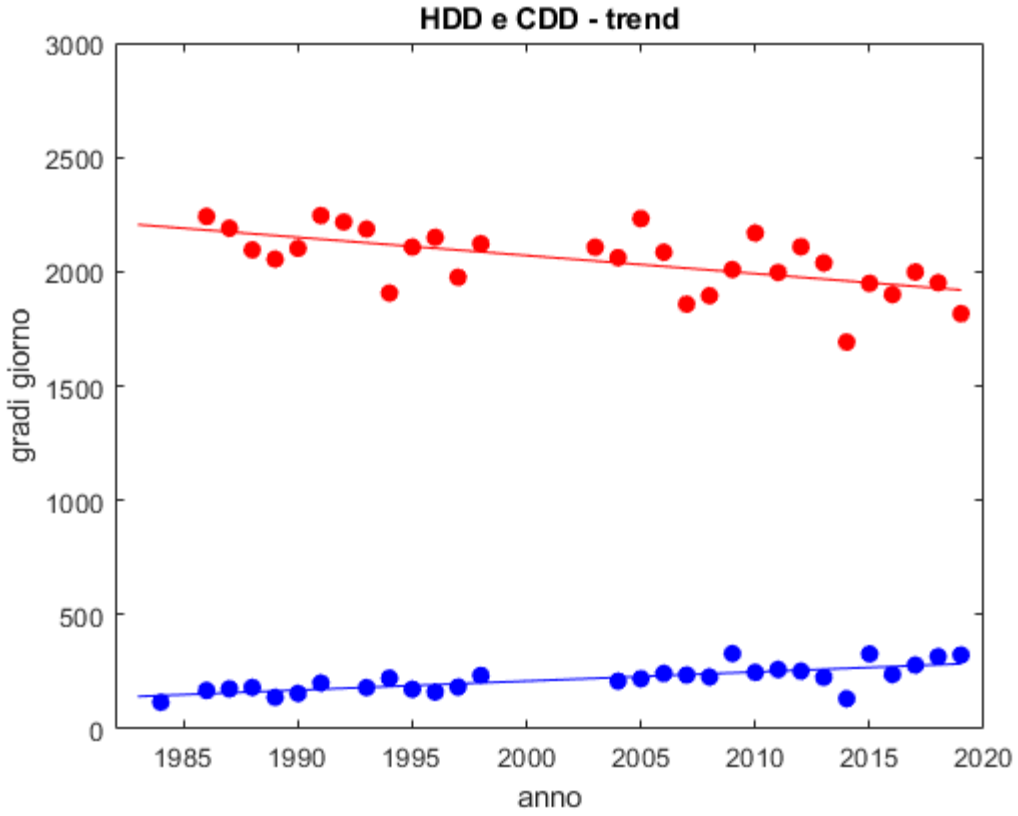


Figura 2. Serie storica dei gradi di giorno (cerchi) di riscaldamento (in rosso) e di raffrescamento (in blu), e relativi trend lineari di variazione nel tempo stimati (linee continue).

HDD	Valore	Estremo inf	Estremo sup
Pendenza (HDD anno^{-1})	-7.94	-11.86	-4.01
Intercetta (HDD)	17942	-	-

Tabella 6. Trend lineare di variazione stimato per i gradi giorno di riscaldamento. Sono riportati gli estremi inferiore e superiore dell'intervallo di confidenza al 95% per la pendenza della retta.

CDD	Valore	Estremo inf	Estremo sup
Pendenza (CDD anno^{-1})	3.96	2.60	5.33
Intercetta (CDD)	-7720	-	-

Tabella 7. Trend lineare di variazione stimato per i gradi giorno di raffrescamento. Sono riportati gli estremi inferiore e superiore dell'intervallo di confidenza al 95% per la pendenza della retta.

La costruzione del TRY e del ERY per la serie di interesse ha determinato la selezione dei seguenti anni per ogni singolo mese (vedi Tab. 8). Gli anni di riferimento risultano rappresentativi del periodo nel quale i dati sono disponibili (1999-2019, anno centrale: 2001).

	Gen.	**Feb.**	**Mar.**	**Apr.**	**Mag.**	**Giu.**	**Lug.**	**Ago.**	**Set.**	**Ott.**	**Nov.**	**Dic.**
TRY	1999	2010	2010	2004	2006	1994	1991	1988	2013	2015	2017	1993
ERY	2007	2019	2012	2007	2009	2019	2015	2009	2011	2011	2006	2015

Tabella 8. Anni selezionati per singolo mese nella costruzione degli anni caratteristici.

Sono stati calcolati alcuni indici climatologici annuali di cambiamento climatico appartenenti al set di indici ETCCDI (http://etccdi.pacificclimate.org/list_27_indices.shtml), che forniscono un'indicazione accessoria (non comparabile in termini quantitativi ma solo qualitativi) rispetto al cambiamento dei fabbisogni di riscaldamento e raffrescamento indicato dai gradi giorno. Questi indici sono:

- numero di giorni di gelo FD (giorni nei quali la temperatura minima < 0°C)
- numero di giorni di ghiaccio ID (giorni nei quali la temperatura massima < 0°C
- numero di giorni estivi SU (giorni nei quali la temperatura massima > 25°C)
- numero di notti tropicali TR (notti nelle quali la temperatura minima > 20°C).

È evidente come il primo indice diminuisca nel tempo, mentre il terzo e il quarto presentano un chiaro aumento negli anni, confermando il riscaldamento climatico in atto (Fig. 3). Il secondo indice non fornisce un quadro chiaro. La dispersione dei dati è piuttosto alta, segnale di una marcata variabilità interannuale di questi parametri. Per tale motivo i trend lineari rappresentati hanno rappresentatività limitata.

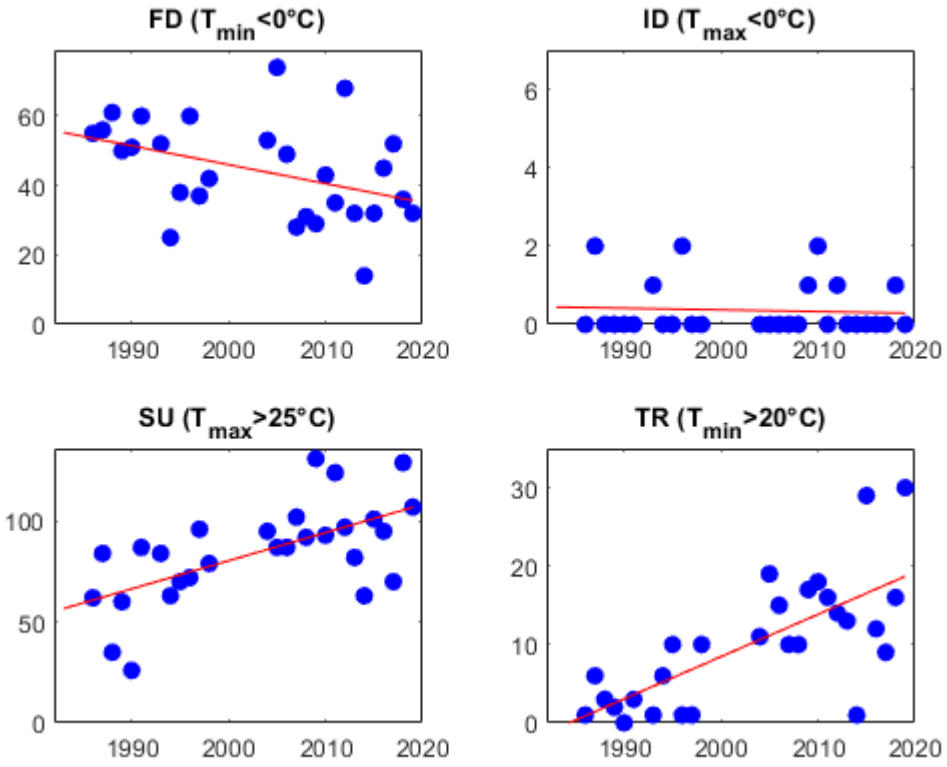


Figura 3. Serie storiche degli indici ETCCDI (in blu) e relativi trend lineari stimati (in rosso).

2. Stazione Rovereto (Fondazione E. Mach)

Stazione e disponibilità dei dati

La stazione di Rovereto si trova nella parte meridionale della città, poco lontano dalla confluenza del torrente Leno e del fiume Adige, sul fondovalle della Val Lagarina. Considerati gli anni inclusi nell'analisi (minori della soglia dei 30 anni), l'anno base per questa serie, cioè l'anno centrale della stessa, è il 2009 (vedi Tab. 9). Si noti che la durata della serie è significativamente minore dei 30 anni raccomandati per le analisi climatologiche.

Coordinate	**Long.**	**Lat.**	**Quota**
	11.0197°	45.87825°	171 m s.l.m.
Temperatura	**Anno di inizio**	**Anno finale**	**Lunghezza**
	1999	2019	21 anni
Radiazione	**Anno di inizio**	**Anno finale**	**Lunghezza**
	1999	2019	21 anni

Tabella 9. Caratteristiche della stazione e delle serie storiche analizzate.

In seguito ai controlli di completezza e qualità dei dati di temperatura e radiazione, le disponibilità di dati validi per singolo mese risultano come di seguito riportato in Tab. 10 e 11 (si noti che i singoli mesi con meno del 90% di dati validi sono stati esclusi dalle successive analisi statistiche per assicurare la rappresentatività delle stesse).

	Gen.	**Feb.**	**Mar.**	**Apr.**	**Mag.**	**Giu.**	**Lug.**	**Ago.**	**Set.**	**Ott.**	**Nov.**	**Dic.**
1999	82%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	97%
2000	94%	100%	100%	100%	84%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2001	100%	100%	97%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2002	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2003	100%	100%	100%	100%	96%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2004	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2005	100%	100%	99%	100%	100%	100%	99%	99%	100%	100%	100%	100%
2006	100%	100%	100%	100%	100%	100%	97%	100%	100%	100%	100%	100%
2007	100%	100%	100%	100%	100%	100%	98%	100%	100%	100%	100%	100%
2008	100%	100%	81%	87%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2009	100%	100%	100%	100%	99%	100%	95%	100%	100%	100%	99%	100%
2010	100%	100%	98%	100%	100%	100%	75%	100%	100%	100%	98%	97%
2011	100%	96%	98%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%
2012	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	98%	100%	100%	100%	99%
2013	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	95%	100%	100%	100%	100%
2014	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2015	100%	91%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

2016	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2017	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2018	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2019	100%	100%	98%	100%	99%	100%	100%	100%	97%	100%	100%	100%

Tabella 10. Disponibilità di dati validi di temperatura per singolo mese.

	Gen.	**Feb.**	**Mar.**	**Apr.**	**Mag.**	**Giu.**	**Lug.**	**Ago.**	**Set.**	**Ott.**	**Nov.**	**Dic.**
1999	81%	93%	100%	100%	37%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2000	100%	100%	100%	100%	84%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2001	100%	100%	97%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2002	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2003	100%	100%	100%	100%	96%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2004	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2005	100%	100%	99%	100%	100%	100%	99%	99%	97%	99%	100%	100%
2006	100%	100%	100%	100%	100%	100%	97%	100%	100%	100%	100%	100%
2007	100%	100%	100%	100%	100%	100%	98%	100%	100%	100%	100%	100%
2008	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2009	100%	100%	100%	100%	99%	100%	95%	100%	100%	100%	99%	100%
2010	100%	100%	98%	100%	100%	100%	75%	100%	100%	100%	100%	100%
2011	100%	72%	98%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%
2012	84%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	98%	100%	100%	100%	99%
2013	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	95%	100%	100%	100%	100%
2014	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2015	100%	91%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2016	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2017	100%	100%	100%	100%	100%	100%	96%	100%	100%	100%	100%	100%
2018	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2019	100%	100%	98%	100%	99%	100%	100%	100%	97%	100%	100%	100%

Tabella 11. Disponibilità di dati validi di radiazione per singolo mese.

La serie di temperatura non ha evidenziato particolari interruzioni, mancanze, errori sistematici o inomogeneità, perciò, a seguito dei controlli di qualità, si è deciso di non escludere alcun dato. La serie di radiazione invece presenta alcuni brevi periodi caratterizzati da valori anomali legati a probabili malfunzionamenti dello strumento, che sono stati manualmente esclusi dalle analisi seguenti. Il resto dei dati è stato incluso nelle analisi.

Statistiche climatologiche di interesse.

Sono di seguito riportate alcune statistiche climatologiche di interesse in riferimento alla norma UNI 10349:2016 e allo studio dei consumi energetici degli edifici in base alla variabilità

climatica. Le grandezze medie mensili riportate in Tab. 12 sono calcolate con un metodo robusto, ossia calcolando prima i cicli giornalieri medi mensili per singolo mese e solo in seguito la grandezza di interesse (media, minima, massima mensile o cumulata giornaliera), in maniera tale da ridurre l'influenza di dati mancanti o non validi. Infine, sono calcolate le medie sull'intero periodo di analisi.

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
Tmed	1.63	4.09	8.94	13.18	17.23	21.45	22.98	22.37	17.83	12.85	7.00	2.14
Tmin	-0.94	0.69	4.25	8.08	11.82	15.71	17.26	16.90	13.03	9.31	4.60	-0.17
Tmax	6.57	9.52	14.92	18.73	22.90	27.42	29.44	29.11	24.32	18.71	11.69	6.89
DTR	7.51	8.83	10.67	10.65	11.08	11.71	12.19	12.21	11.29	9.39	7.09	7.07
IRmed	4.50	7.20	11.59	14.48	17.55	20.16	20.29	17.78	13.37	8.09	4.60	3.78

Tabella 12. Statistiche medie mensili per la stazione di analisi. Le temperature (Tmed, Tmin, Tmax, DTR - Diurnal Temperature Range) sono espresse in °C, mentre la radiazione giornaliera (IRmed) è espressa in MJ m^{-2} d^{-1}.

I trend lineari di variazione nel tempo delle statistiche mensili, basati sulle medie mensili per singolo anno, sono stati stimati assieme ai relativi intervalli di confidenza al 95% per i coefficienti angolare e intercetta della retta. Per interesse sono riportati solo i valori relativi al coefficiente angolare che identifica la variazione annuale legata (verosimilmente) al cambiamento climatico (Tab. 13).

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
Tmed	0.090	0.113	0.076	0.124	-0.034	0.082	0.110	0.085	0.103	0.058	0.103	0.015
Tmin	0.051	0.122	0.033	0.073	-0.038	0.044	0.068	0.047	0.079	0.008	0.109	-0.037
Tmax	0.155	0.095	0.135	0.198	-0.008	0.122	0.170	0.141	0.165	0.165	0.109	0.154
DTR	0.104	-0.028	0.102	0.125	0.030	0.077	0.103	0.093	0.086	0.157	0.000	0.191
IRmed	-0.045	-0.118	-0.002	0.019	-0.185	-0.045	-0.031	0.024	-0.001	0.046	-0.048	0.013

Tabella 13. Coefficienti di dei trend lineari di variazione delle statistiche medie mensili riportate in Tab. 12 per il periodo di analisi. I trend delle temperature sono espressi in °C y^{-1}, mentre quelli di radiazione sono espressi in MJ m^{-2} d^{-1} y^{-1}.

I coefficienti di variazione delle statistiche di temperatura e i relativi intervalli inferiori e superiori di confidenza al 95% sono rappresentati in Fig. 4. L'analisi storica sul periodo disponibile evidenzia tendenze di aumento delle temperature stimate dell'ordine di 0.05-0.1°C $anno^{-1}$ afflitte da un'incertezza abbastanza rilevante (cfr. il grafico corrispondente per la stazione di Arco ad esempio), dato che gli intervalli di confidenza si spingono fino a includere variazioni negative. Il trend negativo stimato per il mese di maggio appare in contrasto con quanto stimato per gli altri mesi dell'anno. Le temperature massime presentano un intervallo di confidenza più ampio, quindi

stime meno certe, rispetto agli altri parametri. Il range di temperatura diurno presenta una probabile tendenza all'aumento.

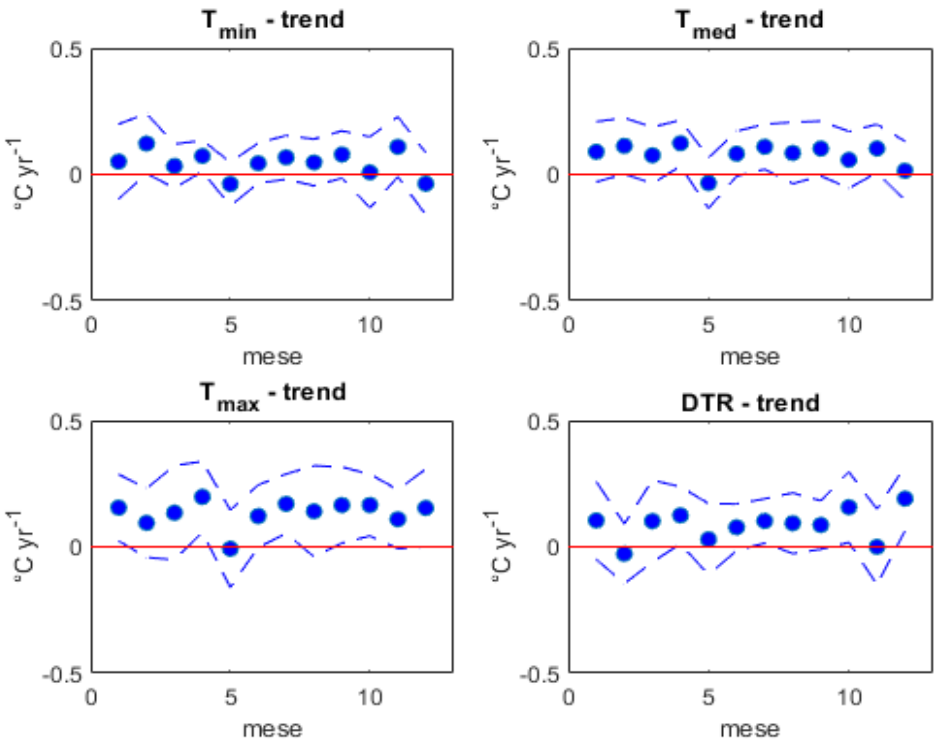


Figura 4. Coefficienti di variazione delle statistiche di temperatura mensili (pallini) e relativi intervalli inferiori e superiori di confidenza al 95% (linee tratteggiate).

Le temperature di progetto invernali ed estive sono state ricavate dall'analisi dei percentili 1 e 99 rispettivamente dei valori di temperatura medi giornalieri singoli, suddivisi su base mensile e annuale. In particolare, la temperatura di progetto invernale coincide con il percentile P1 delle temperature medie giornaliere di gennaio, mentre la temperatura di progetto estiva è assunta pari al percentile P99 delle temperature medie giornaliere di luglio. I relativi coefficienti dei trend lineari evidenziati dai dati storici sono riportati per completezza (assieme agli estremi dell'intervallo di confidenza al 95%).

T progetto invernale: -5.30 °C

Coefficiente di variazione: 0.041 °C anno^{-1} [-0.122; 0.203]

T progetto estiva: 33.80 °C (DTR: 12.19 °C)

Coefficiente di variazione: 0.180 °C anno^{-1} [0.047; 0.312]

Il calcolo dei gradi giorno di riscaldamento e raffrescamento è stato svolto per ogni singolo anno della serie storica, escludendo gli anni nei quali i mesi interessati appartenenti alla stagione del riscaldamento o del raffrescamento presentano meno del 90% di dati validi. I risultati sono rappresentati in Fig. 5, mentre i trend di variazione sono riportati in Tab. 14 e 15. È evidente una tendenza di riduzione dei gradi giorno di riscaldamento, mentre i gradi giorno di raffrescamento restituiscono un quadro di crescita, anche se più limitata in valore assoluto.

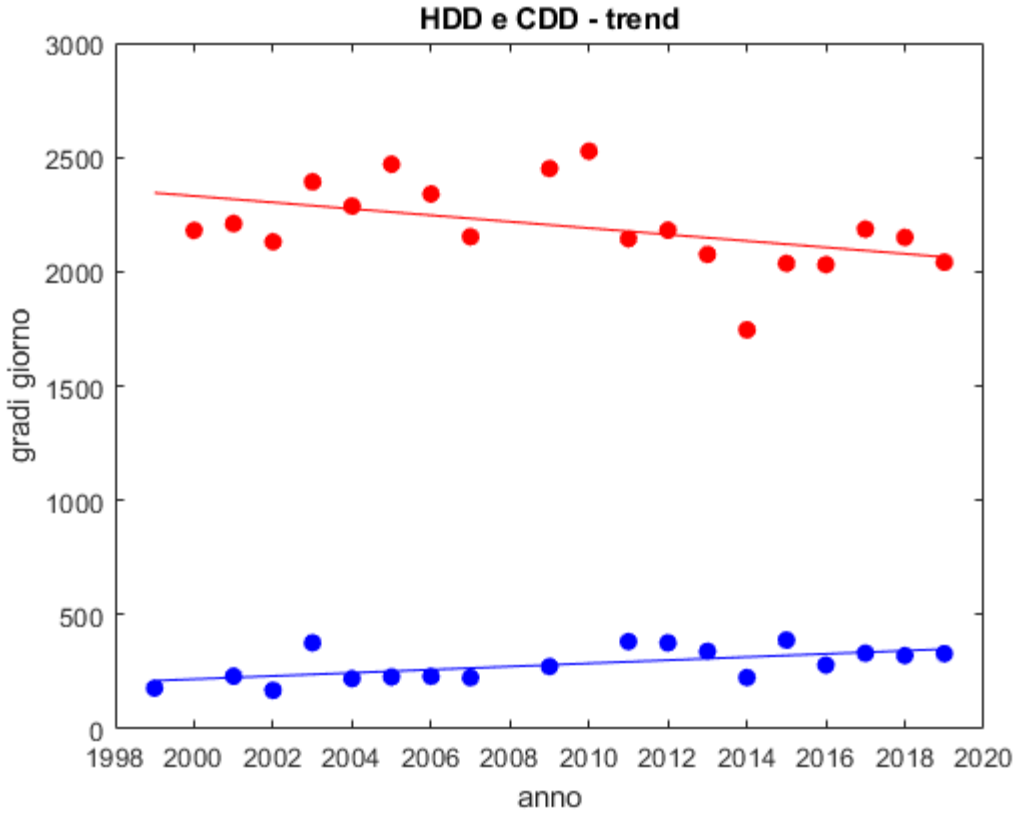


Figura 5. Serie storica dei gradi di giorno (cerchi) di riscaldamento (in rosso) e di raffrescamento (in blu), e trend lineari di variazione nel tempo stimati (linee continue).

HDD	Valore	Estremo inf	Estremo sup
Pendenza (HDD anno^{-1})	-14.04	-27.99	-0.09
Intercetta (HDD)	30414	-	-

Tabella 14. Trend lineare di variazione stimato per i gradi giorno di riscaldamento. Sono riportati gli estremi inferiore e superiore dell'intervallo di confidenza al 95% per la pendenza della retta.

CDD	Valore	Estremo inf	Estremo sup
Pendenza (CDD anno^{-1})	6.92	2.02	11.82
Intercetta (CDD)	-13618	-	-

Tabella 15. Trend lineare di variazione stimato per i gradi giorno di raffrescamento. Sono riportati gli estremi inferiore e superiore dell'intervallo di confidenza al 95% per la pendenza della retta.

La costruzione del TRY e del ERY per la serie di interesse ha determinato la selezione dei seguenti anni per ogni singolo mese (vedi Tab. 16). Gli anni caratteristici risultano rappresentativi del periodo nel quale i dati sono disponibili (1999-2019, anno centrale: 2009).

	Gen.	**Feb.**	**Mar.**	**Apr.**	**Mag.**	**Giu.**	**Lug.**	**Ago.**	**Set.**	**Ott.**	**Nov.**	**Dic.**
TRY	2016	2013	1999	2006	2012	2002	2005	2004	2004	2015	2017	2003
ERY	2007	2007	2019	2011	2011	2003	2015	2011	2011	2011	2015	2015

Tabella 16. Anni selezionati per singolo mese nella costruzione degli anni caratteristici.

Gli indici climatologici annuali di cambiamento climatico appartenenti al set di indici ETCCDI sono riprodotti in Fig. 6. Le tendenze di riduzione dei primi due indici e di aumento degli ultimi due (coerentemente con il riscaldamento climatico evidenziato) sono meno evidenti rispetto ad altre serie storiche caratterizzate da lunghezza maggiore. In particolate, l'indice ID non restituisce un quadro chiaro, anche in ragione dei valori molto limitati assunti dall'indice. La dispersione dei dati è piuttosto alta, segnale di una marcata variabilità interannuale di questi parametri.

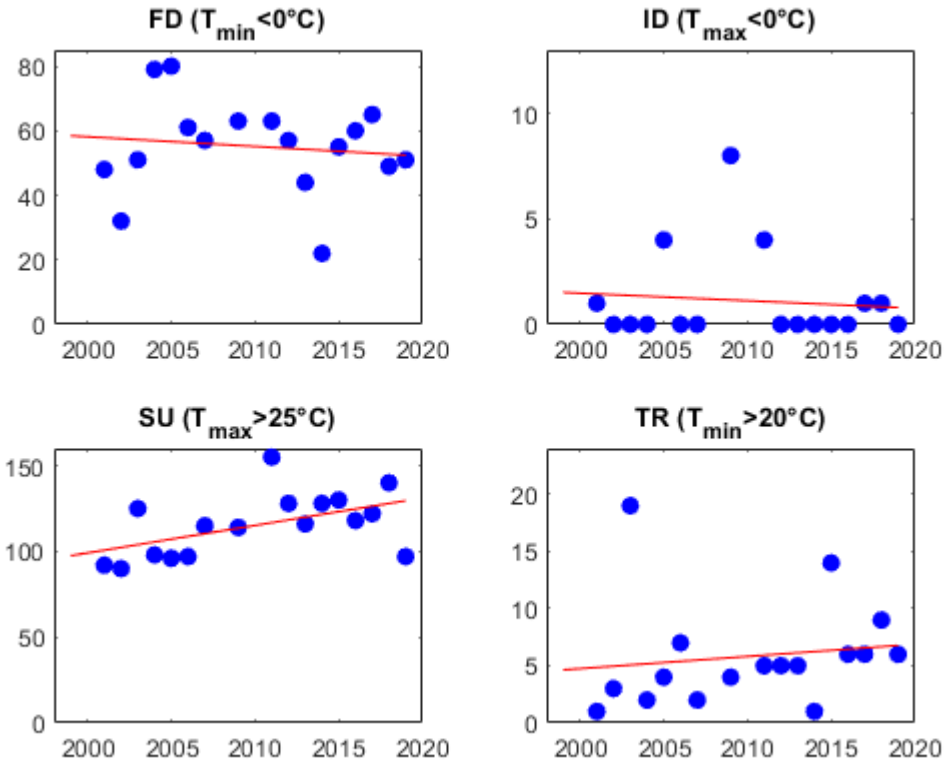


Figura 6. Serie storiche degli indici ETCCDI (in blu) e relativi trend lineari stimati (in rosso).

3. Stazione Rovereto T0147 (Meteotrentino)

Stazione e disponibilità dei dati

La stazione di Rovereto sorge nella città di Rovereto, poco lontano dal MART, sul fondo della valle del fiume Adige (Val Lagarina) ma in prossimità della parete orientale della valle. Considerati gli anni inclusi nell'analisi (maggiori della soglia dei 30 anni per la temperatura), l'anno base per questa serie, cioè l'anno centrale della stessa, per quanto riguarda la temperatura è il 2005 (vedi Tab. 17).

Coordinate	**Long.**	**Lat.**	**Quota**
	11.044°	45.896°	203 m s.l.m.
Serie di temperatura	**Anno di inizio**	**Anno finale**	**Lunghezza**
	1992	2019	28 anni
Serie di radiazione	**Anno di inizio**	**Anno finale**	**Lunghezza**
	2012	2019	8 anni

Tabella 17. Caratteristiche della stazione e delle serie storiche analizzate.

In seguito ai controlli di qualità dei dati di temperatura e radiazione, le disponibilità di dati validi per singolo mese sono risultate come di seguito riportato in Tab. 18 e 19 (si noti che i singoli mesi con meno del 90% di dati validi sono stati esclusi dalle successive analisi statistiche per assicurare la rappresentatività delle stesse).

	Gen.	**Feb.**	**Mar.**	**Apr.**	**Mag.**	**Giu.**	**Lug.**	**Ago.**	**Set.**	**Ott.**	**Nov.**	**Dic.**
1992	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
1993	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
1994	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
1995	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
1996	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
1997	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
1998	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%
1999	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	99%
2000	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%
2001	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2002	99%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%
2003	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2004	100%	100%	98%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%
2005	100%	99%	100%	100%	99%	99%	100%	100%	99%	100%	96%	100%
2006	97%	99%	99%	99%	100%	100%	100%	86%	77%	99%	47%	0%
2007	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	31%	100%	100%	100%	100%
2008	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	48%	100%	100%	100%	100%

2009	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2010	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	99%
2011	100%	100%	100%	100%	100%	100%	86%	100%	100%	100%	100%	100%
2012	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2013	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2014	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%
2015	100%	100%	98%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2016	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2017	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2018	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2019	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Tabella 18. Disponibilità di dati validi di temperatura per singolo mese.

	Gen.	**Feb.**	**Mar.**	**Apr.**	**Mag.**	**Giu.**	**Lug.**	**Ago.**	**Set.**	**Ott.**	**Nov.**	**Dic.**
2011	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	32%	94%	94%
2012	96%	99%	97%	98%	99%	98%	99%	99%	98%	99%	97%	96%
2013	99%	99%	98%	98%	97%	99%	100%	100%	100%	98%	99%	98%
2014	98%	98%	99%	98%	99%	99%	97%	99%	100%	98%	97%	99%
2015	99%	99%	98%	99%	98%	99%	99%	99%	100%	99%	100%	100%
2016	99%	100%	99%	99%	97%	99%	99%	99%	100%	99%	98%	100%
2017	99%	97%	98%	99%	99%	98%	99%	99%	98%	100%	98%	98%
2018	99%	99%	98%	99%	98%	100%	99%	100%	100%	98%	99%	100%
2019	99%	98%	99%	97%	99%	100%	98%	99%	98%	98%	96%	96%

Tabella 19. Disponibilità di dati validi di radiazione per singolo mese.

La serie non ha evidenziato particolari interruzioni, mancanze, errori sistematici o inomogeneità dei dati che la costituiscono, a parte un'interruzione piuttosto lunga (circa 1 anno) a cavallo tra 2006 e 2007 per la serie di temperatura. Si noti che i dati di temperatura sono a risoluzione oraria fino alle ore 11:00 del 14.10.2004, poi a risoluzione pari a 15 minuti, mentre i dati di radiazione, inizialmente a risoluzione pari a 5 minuti, passano a 15 minuti dopo le ore 14:30 del 29.3.2012. È stato quindi necessario aggiustare le diverse risoluzioni orarie, tenendo in debito conto le diverse unità di misura utilizzate. La serie di radiazione appare molto più limitata nel tempo della serie di temperatura (meno di 8 anni).

Statistiche climatologiche di interesse.

Sono di seguito riportate alcune statistiche climatologiche di interesse in riferimento alla norma UNI 10349:2016 e allo studio dei consumi energetici degli edifici in base alla variabilità climatica. Le grandezze medie mensili riportate in Tab. 20 sono calcolate con un metodo robusto,

ossia calcolando prima i cicli giornalieri medi mensili e in seguito la grandezza di interesse (media, minima, massima o cumulate giornaliera) in maniera tale da ridurre l'influenza dei dati mancanti o non validi.

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
Tmed	1.70	4.03	8.87	12.83	17.46	21.53	23.41	23.16	17.88	12.79	6.85	2.06
Tmin	-0.83	0.40	4.03	7.86	12.11	15.89	17.54	17.49	13.12	9.30	4.45	-0.10
Tmax	6.53	9.78	15.02	18.45	23.14	27.46	29.92	29.93	24.23	18.29	11.26	6.43
DTR	7.36	9.38	10.99	10.60	11.02	11.56	12.38	12.45	11.12	8.99	6.81	6.52
IRmed	3.32	5.06	8.88	13.11	15.84	20.08	19.90	17.28	11.62	7.02	3.46	2.81

Tabella 20. Statistiche medie mensili per la stazione di analisi. Le temperature (T, Tmin, Tmax, DTR – Diurnal Temperature Range) sono espresse in °C, mentre la radiazione giornaliera (IR) è espressa in MJ m^{-2} d^{-1}.

I trend lineari di variazione nel tempo delle statistiche mensili sono stati stimati grazie a Matlab assieme ai relativi intervalli di confidenza al 95% sui coefficienti di pendenza e intercetta, Per interesse sono riportati solo i valori relativi al coefficiente di pendenza che identifica la variazione legata (verosimilmente) al cambiamento climatico (Tab. 21).

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
Tmed	0.025	0.041	0.038	0.097	-0.015	0.106	0.074	0.026	0.081	0.079	0.070	0.017
Tmin	0.032	0.089	0.072	0.109	0.031	0.115	0.113	0.078	0.115	0.091	0.101	0.008
Tmax	-0.017	-0.058	-0.007	0.089	-0.053	0.094	0.054	-0.035	0.038	0.040	-0.010	0.013
DTR	-0.049	-0.147	-0.080	-0.019	-0.084	-0.021	-0.059	-0.113	-0.077	-0.051	-0.110	0.005
IRmed	0.257	0.390	0.585	0.241	-0.338	0.355	0.111	-0.048	0.098	0.112	0.094	0.161

Tabella 21. Coefficienti di dei trend lineari di variazione delle statistiche medie mensili riportate in Tab. 20 per il periodo di analisi. I trend delle temperature sono espressi in °C y^{-1}*, mentre quelli di radiazione sono espressi in MJ* m^{-2} d^{-1} y^{-1}.

I coefficienti di variazione delle statistiche di temperatura e i relativi intervalli inferiori e superiori di confidenza al 95% sono rappresentati in Fig. 7. È evidente come l'analisi storica sul periodo disponibile riveli trend di aumento delle temperature afflitti da un'incertezza non eccessiva per le temperature medie e minime. Il segnale è meno chiaro e univoco per i mesi di maggio e dicembre e per le temperature massime. L'ampiezza dell'escursione termica giornaliera mostra una tendenza alla diminuzione.

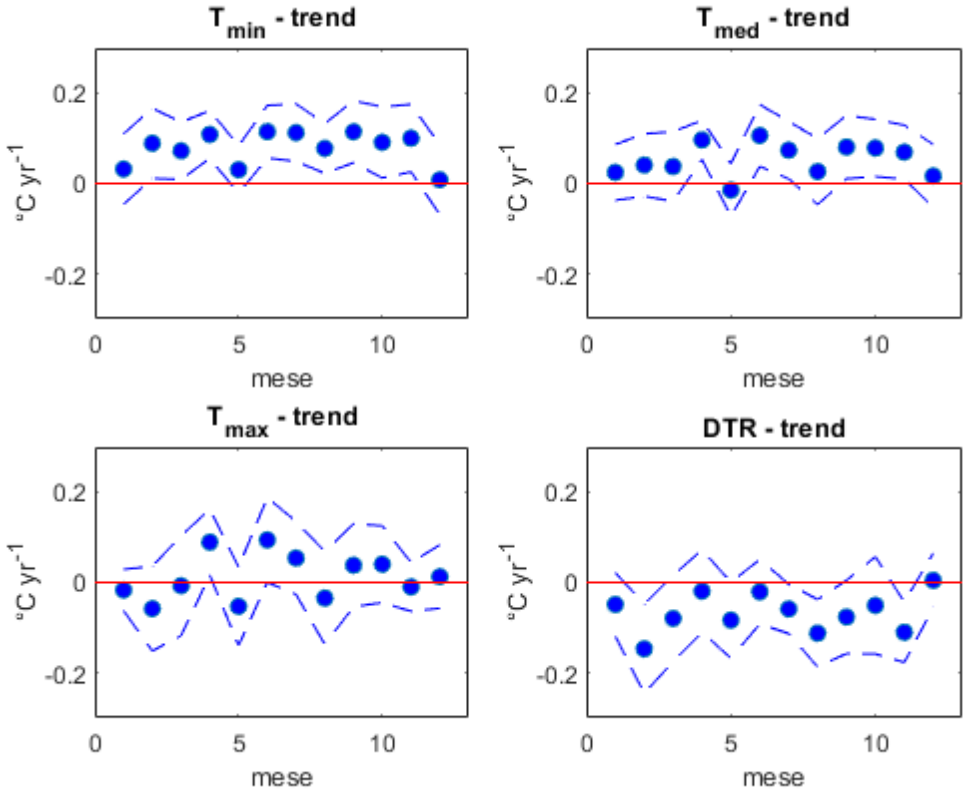


Figura 7. Coefficienti di variazione delle statistiche di temperatura mensili (pallini) e relativi intervalli inferiori e superiori di confidenza al 95% (linee tratteggiate).

Le temperature di progetto invernali e estive sono state ricavate dall'analisi dei percentili 1 e 99 rispettivamente dei valori di temperatura medi giornalieri singoli, suddivisi su base mensile e annuale. In particolare, la temperatura di progetto invernale coincide con il percentile P1 delle temperature medie giornaliere di gennaio, mentre la temperatura di progetto estiva è assunta pari al percentile P99 delle temperature medie giornaliere di luglio. I relativi coefficienti dei trend lineari evidenziati dai dati storici sono riportati per completezza (assieme agli estremi dell'intervallo di confidenza al 95%).

T progetto invernale: -5.09 °C

Coefficiente di variazione: 0.046 °C anno^{-1} [-0.056; 0.147]

T progetto estiva: 34.55 °C (DTR: 12.38 °C)

Coefficiente di variazione: 0.047 °C anno^{-1} [-0.035; 0.130]

Il calcolo dei gradi giorno di riscaldamento e raffrescamento è stato svolto per ogni singolo anno della serie storica, escludendo gli anni nei quali i mesi interessati appartenenti alla stagione del riscaldamento o del raffrescamento presentano meno del 90% di dati validi. I risultati sono rappresentati in Fig. 8, mentre i trend di variazione sono riportati in Tab. 22 e 23. È evidente una tendenza di riduzione dei gradi giorno di riscaldamento, mentre i gradi giorno di raffrescamento restituiscono un quadro di crescita, anche se più limitata in valore assoluto.

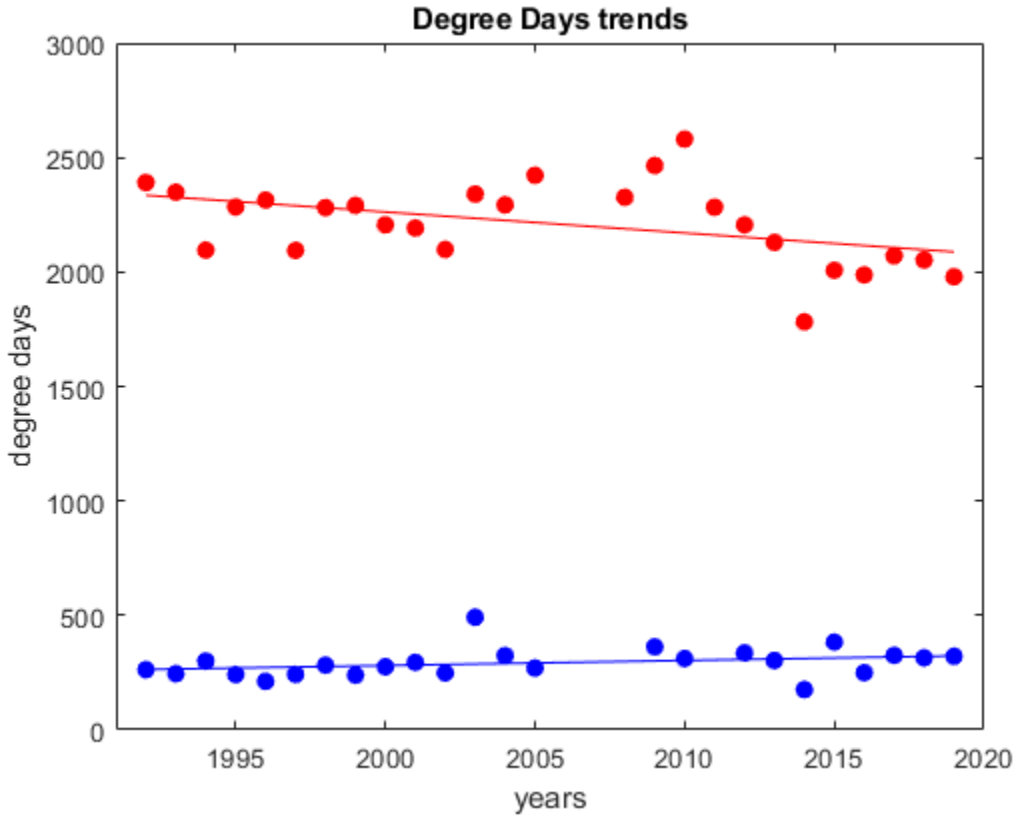


Figura 8. Serie storica dei gradi di giorno (pallini) di riscaldamento (in rosso) e di raffrescamento (in blu), e trend lineari di variazione nel tempo stimati (linee continue).

HDD	**Valore**	**Estremo inf**	**Estremo sup**
Pendenza (HDD anno^{-1})	-9.16	-17.01	-1.32
Intercetta (HDD)	20590	-	-

Tabella 22. Trend lineare di variazione stimato per i gradi giorno di riscaldamento. Sono riportati gli estremi inferiore e superiore dell'intervallo di confidenza al 95% per la pendenza della retta.

CDD	Valore	Estremo inf	Estremo sup
Pendenza (CDD anno^{-1})	2.20	-0.87	5.27
Intercetta (CDD)	-4114	-	-

Tabella 23. Trend lineare di variazione stimato per i gradi giorno di raffrescamento. Sono riportati gli estremi inferiore e superiore dell'intervallo di confidenza al 95% per la pendenza della retta.

Gli anni caratteristici non sono stati determinati in quanto la lunghezza della serie di radiazione è troppo breve e non rappresentativa dal punto di vista climatologico.

Sono stati calcolati alcuni indici climatologici annuali di cambiamento climatico appartenenti al set di indici ETCCDI (Fig. 9). Il primo e il quarto indice mostrano tendenze chiare alla diminuzione e all'aumento rispettivamente, in coerenza con il riscaldamento climatico osservato. Gli altri due indici non forniscono un quadro di facile interpretazione. La marcata variabilità interannuale crea una dispersione dei dati piuttosto elevata.

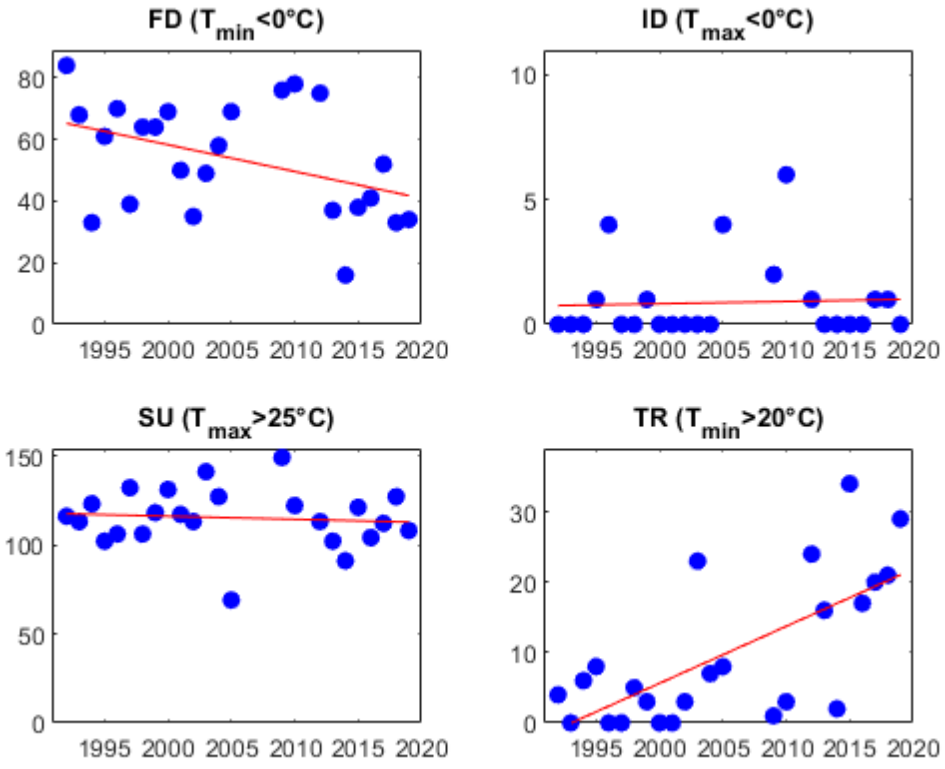


Figura 9. Serie storiche degli indici ETCCDI (in blu) e relativi trend lineari stimati (in rosso).

4. Stazione Trento Sud (Fondazione E. Mach)

Stazione e disponibilità dei dati

La stazione di Trento Sud sorge alcuni chilometri a sud della città di Trento, nei pressi dell'aeroporto di Mattarello, in area classificabile come agricola. Considerati gli anni inclusi nell'analisi (maggiori della soglia dei 30 anni), l'anno base per questa serie, cioè l'anno centrale della stessa, per quanto riguarda la temperatura è il 2001 (vedi Tab. 24).

Coordinate	**Long.**	**Lat.**	**Quota**
	11.126421°	46.021824°	185
Serie di temperatura	**Anno di inizio**	**Anno finale**	**Lunghezza**
	1983	2019	37
Serie di radiazione	**Anno di inizio**	**Anno finale**	**Lunghezza**
	1983	2019	37

Tabella 24. Caratteristiche della stazione e delle serie storiche analizzate.

In seguito ai controlli di qualità dei dati di temperatura e radiazione, le disponibilità di dati validi per singolo mese sono risultate come di seguito riportato in Tab. 25 e 26 (si noti che i singoli mesi con meno del 90% di dati validi sono stati esclusi dalle successive analisi statistiche per assicurare la rappresentatività delle stesse).

	Gen.	**Feb.**	**Mar.**	**Apr.**	**Mag.**	**Giu.**	**Lug.**	**Ago.**	**Set.**	**Ott.**	**Nov.**	**Dic.**
1983	53%	99%	85%	99%	98%	97%	97%	97%	84%	98%	96%	99%
1984	98%	100%	94%	99%	99%	100%	89%	99%	99%	100%	100%	99%
1985	54%	99%	99%	100%	97%	99%	98%	99%	94%	83%	100%	99%
1986	95%	99%	99%	100%	100%	99%	97%	95%	100%	100%	96%	95%
1987	100%	99%	99%	100%	100%	99%	98%	100%	99%	100%	99%	92%
1988	89%	99%	100%	100%	99%	97%	99%	97%	81%	100%	93%	99%
1989	98%	89%	99%	100%	100%	95%	99%	94%	100%	100%	100%	95%
1990	87%	99%	94%	98%	97%	98%	99%	99%	99%	100%	100%	99%
1991	100%	99%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
1992	100%	100%	99%	97%	100%	98%	98%	83%	95%	99%	99%	100%
1993	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	95%	100%	100%	99%
1994	99%	99%	100%	100%	100%	98%	99%	100%	100%	100%	100%	100%
1995	99%	100%	100%	100%	100%	100%	91%	100%	99%	99%	99%	98%
1996	98%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	99%	100%	100%	100%	100%
1997	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	97%	100%	100%	100%
1998	100%	100%	100%	100%	99%	99%	97%	98%	99%	93%	83%	99%
1999	98%	96%	93%	86%	90%	75%	94%	22%	99%	94%	100%	100%
2000	100%	100%	100%	96%	78%	29%	66%	36%	91%	37%	11%	83%
2001	100%	94%	100%	100%	100%	100%	98%	96%	100%	100%	100%	100%

2002	100%	100%	97%	100%	100%	100%	100%	88%	100%	100%	100%	100%
2003	100%	100%	100%	97%	96%	96%	95%	100%	100%	100%	99%	100%
2004	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2005	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%
2006	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%
2007	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%
2008	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2009	99%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2010	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2011	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	94%	99%	100%
2012	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2013	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2014	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%
2015	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2016	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2017	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2018	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	97%	100%	100%	100%
2019	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Tabella 25. Disponibilità di dati validi di temperatura per singolo mese.

	Gen.	**Feb.**	**Mar.**	**Apr.**	**Mag.**	**Giu.**	**Lug.**	**Ago.**	**Set.**	**Ott.**	**Nov.**	**Dic.**
1983	53%	99%	85%	99%	98%	97%	98%	97%	84%	98%	97%	100%
1984	98%	100%	94%	99%	99%	100%	96%	99%	99%	100%	100%	78%
1985	54%	99%	99%	100%	97%	99%	98%	99%	94%	83%	100%	99%
1986	95%	99%	99%	100%	100%	99%	97%	96%	100%	100%	96%	94%
1987	100%	99%	99%	100%	100%	99%	98%	100%	99%	100%	99%	94%
1988	89%	86%	100%	100%	99%	97%	99%	99%	86%	100%	97%	99%
1989	98%	99%	99%	100%	100%	89%	64%	58%	100%	100%	100%	95%
1990	81%	98%	93%	98%	97%	98%	99%	90%	99%	93%	87%	99%
1991	100%	99%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
1992	100%	100%	99%	97%	100%	98%	98%	68%	95%	99%	99%	100%
1993	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	87%	95%	100%	100%	99%
1994	99%	99%	100%	100%	100%	98%	99%	100%	100%	100%	100%	100%
1995	99%	100%	100%	100%	100%	100%	91%	100%	99%	99%	99%	98%
1996	98%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	99%	100%	100%	100%	100%
1997	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%
1998	100%	100%	100%	100%	99%	99%	97%	98%	99%	93%	83%	99%
1999	98%	96%	92%	85%	90%	57%	93%	23%	99%	94%	100%	100%
2000	100%	100%	100%	96%	78%	19%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
2001	0%	0%	0%	0%	0%	34%	98%	96%	100%	100%	100%	100%
2002	100%	100%	97%	100%	100%	100%	100%	88%	100%	100%	100%	100%
2003	100%	100%	100%	93%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	99%	100%

2004	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2005	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%
2006	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%
2007	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%
2008	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2009	97%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2010	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2011	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	94%	100%	100%
2012	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2013	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2014	100%	100%	100%	100%	100%	100%	97%	100%	100%	100%	100%	100%
2015	100%	100%	100%	100%	61%	98%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2016	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2017	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2018	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2019	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Tabella 26. Disponibilità di dati validi di radiazione per singolo mese.

La serie di temperatura non ha evidenziato particolari errori sistematici o inomogeneità, a parte una scarsità di dati a cavallo tra gli anni 1999 e 2000. A seguito dei controlli di qualità, si è deciso di non escludere alcun dato. La serie di radiazione, oltre alla stessa interruzione presentata dalla serie di temperatura (che si estende anche all'anno 2001), presenta anche numerosi brevi periodi caratterizzati da valori anomali legati a probabili malfunzionamenti dello strumento, che sono stati manualmente esclusi dalle analisi seguenti. Il resto dei dati di radiazione è stato incluso nelle analisi.

Statistiche climatologiche di interesse.

Sono di seguito riportate alcune statistiche climatologiche di interesse in riferimento alla norma UNI 10349:2016 e allo studio dei consumi energetici degli edifici in base alla variabilità climatica. Le grandezze medie mensili riportate in Tab. 27 sono calcolate con un metodo robusto, ossia calcolando prima i cicli giornalieri medi mensili e in seguito la grandezza di interesse (media, minima, massima o cumulate giornaliera) in maniera tale da ridurre l'influenza dei dati mancanti o non validi.

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
Tmed	1.23	3.60	8.67	12.60	16.92	20.67	23.08	22.35	17.84	12.45	6.15	1.54
Tmin	-1.32	0.08	3.82	7.51	11.63	15.25	17.40	16.88	13.23	8.94	3.61	-0.71
Tmax	6.28	9.24	14.64	17.93	22.26	26.13	28.91	28.55	23.76	18.02	11.09	6.40
DTR	7.60	9.16	10.83	10.42	10.63	10.88	11.51	11.67	10.53	9.08	7.47	7.11
IRmed	4.82	7.52	11.75	14.57	17.65	20.06	20.75	17.84	13.14	8.27	4.91	3.67

Tabella 27. Statistiche medie mensili per la stazione di analisi. Le temperature (T, Tmin, Tmax, DTR – Diurnal Temperature Range) sono espresse in °C, mentre la radiazione giornaliera (IR) è espressa in MJ m^{-2} d^{-1}.

I trend lineari di variazione nel tempo delle statistiche mensili sono stati stimati grazie a Matlab assieme ai relativi intervalli di confidenza al 95% sui coefficienti di pendenza e intercetta, Per interesse sono riportati solo i valori relativi al coefficiente di pendenza che identifica la variazione legata (verosimilmente) al cambiamento climatico (Tab. 28).

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
Tmed	0.072	0.090	0.067	0.090	0.054	0.117	0.052	0.063	0.046	0.064	0.110	0.049
Tmin	0.089	0.110	0.077	0.098	0.073	0.131	0.069	0.089	0.067	0.082	0.138	0.056
Tmax	0.026	0.058	0.051	0.089	0.043	0.111	0.046	0.042	0.025	0.027	0.038	0.022
DTR	-0.062	-0.052	-0.026	-0.008	-0.030	-0.019	-0.023	-0.048	-0.042	-0.054	-0.100	-0.034
IRmed	0.011	0.003	0.042	0.075	0.097	0.125	0.084	0.063	0.052	0.028	-0.015	0.009

Tabella 28. Coefficienti di dei trend lineari di variazione delle statistiche medie mensili riportate in Tab. 27 per il periodo di analisi. I trend delle temperature sono espressi in °C y^{-1}, mentre quelli di radiazione sono espressi in MJ m^{-2} d^{-1} y^{-1}.

I coefficienti di variazione (pendenza della retta) delle statistiche di temperatura e i relativi intervalli inferiori e superiori di confidenza al 95% sono rappresentati in Fig. 10. L'analisi storica sul periodo disponibile evidenzia trend di aumento delle temperature stimati dell'ordine di 0.05-0.10 °C $anno^{-1}$ afflitti da un'incertezza abbastanza limitata, dato che gli intervalli di confidenza non includono o quasi variazioni negative. Le temperature massime presentano un intervallo di confidenza più ampio e stime meno certe, rispetto agli altri parametri di temperatura. Per l'escursione diurna di temperatura le stime forniscono un quadro di sostanziale riduzione.

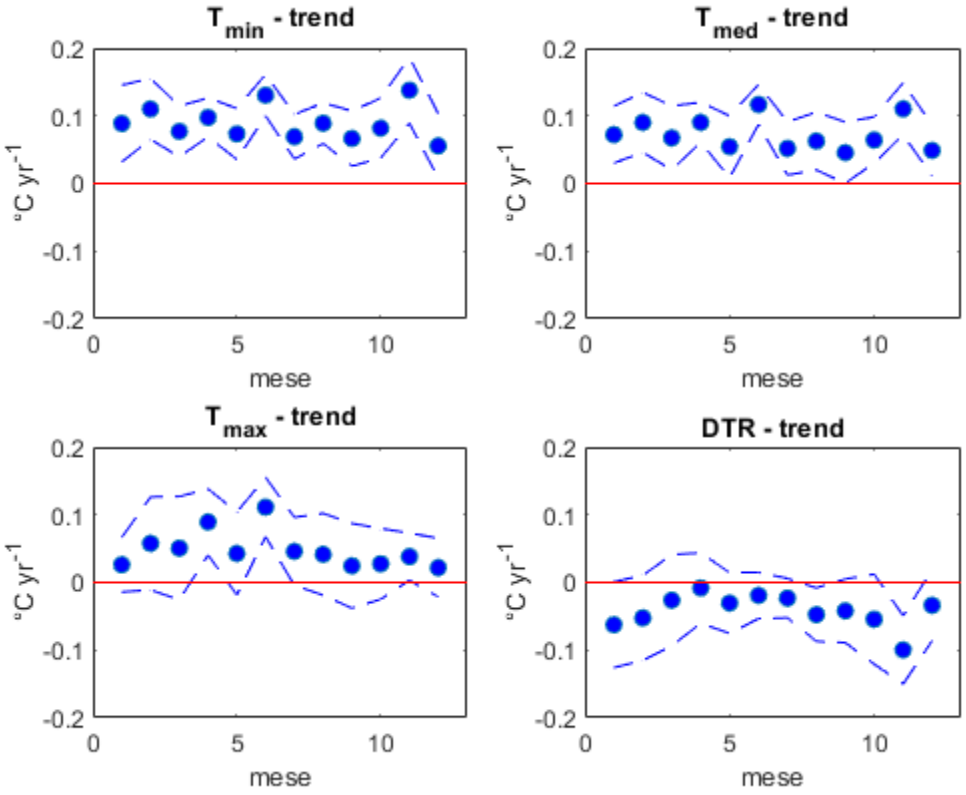


Figura 10. Coefficienti di variazione delle statistiche di temperatura mensili (pallini) e relativi intervalli inferiori e superiori di confidenza al 95% (linee tratteggiate).

Le temperature di progetto invernali e estive sono state ricavate dall'analisi dei percentili 1 e 99 rispettivamente dei valori di temperatura medi giornalieri singoli, suddivisi su base mensile e annuale. In particolare, la temperatura di progetto invernale coincide con il percentile P1 delle temperature medie giornaliere di gennaio, mentre la temperatura di progetto estiva è assunta pari al percentile P99 delle temperature medie giornaliere di luglio. I relativi coefficienti dei trend lineari evidenziati dai dati storici sono riportati per completezza (assieme agli estremi dell'intervallo di confidenza al 95%).

T progetto invernale: -5.97 °C

Coefficiente di variazione: 0.098 °C anno^{-1} [0.028; 0.168]

T progetto estiva: 33.13 °C (DTR: 11.51 °C)

Coefficiente di variazione: 0.066 °C anno^{-1} [0.009; 0.122]

Il calcolo dei gradi giorno di riscaldamento e raffrescamento è stato svolto per ogni singolo anno della serie storica, escludendo gli anni nei quali i mesi interessati appartenenti alla stagione del riscaldamento o del raffrescamento presentano meno del 90% di dati validi. I risultati sono rappresentati in Fig. 11, mentre i trend di variazione sono riportati in Tab. 29 e 30. È evidente una tendenza di riduzione dei gradi giorno di riscaldamento, mentre i gradi giorno di raffrescamento restituiscono un quadro di crescita, anche se più limitata in valore assoluto.

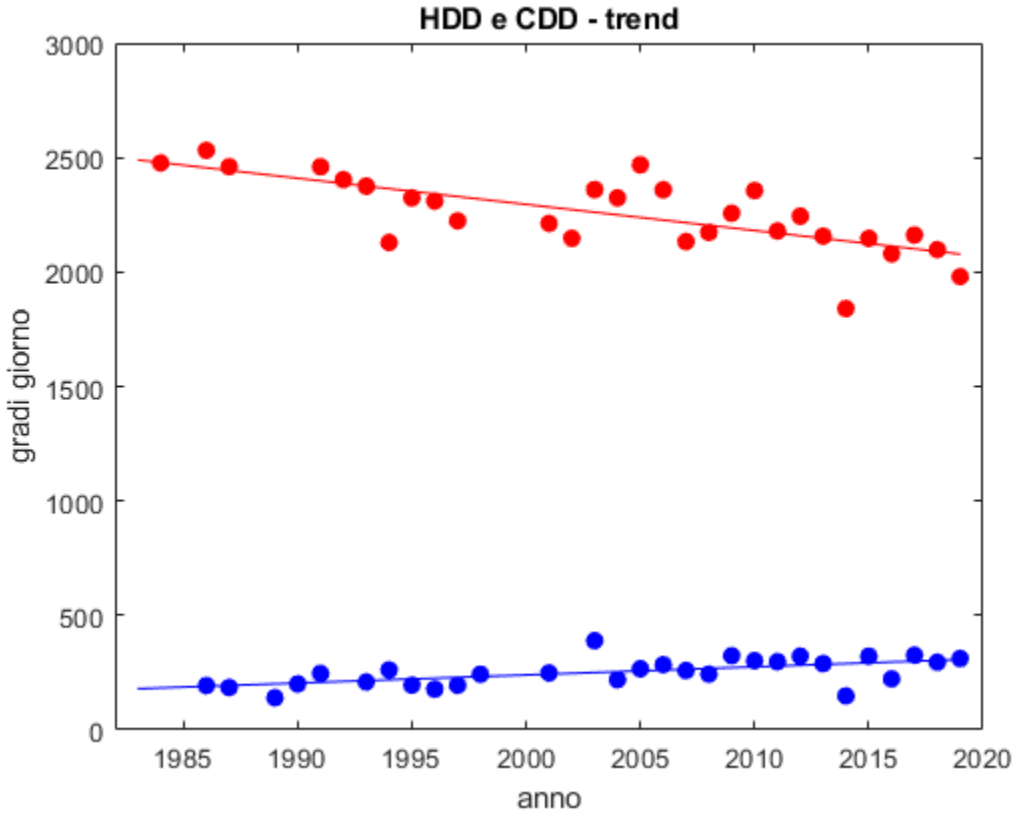


Figura 11. Serie storica dei gradi di giorno (pallini) di riscaldamento (in rosso) e di raffrescamento (in blu), e trend lineari di variazione nel tempo stimati (linee continue).

HDD	**Valore**	**Estremo inf**	**Estremo sup**
Pendenza (HDD anno^{-1})	-11.42	-15.61	-7.22
Intercetta (HDD)	25129	-	-

Tabella 29. Trend lineare di variazione stimato per i gradi giorno di riscaldamento. Sono riportati gli estremi inferiore e superiore dell'intervallo di confidenza al 95% per la pendenza della retta.

CDD	Valore	Estremo inf	Estremo sup
Pendenza (CDD anno^{-1})	3.54	1.66	5.41
Intercetta (CDD)	-6832	-	-

Tabella 30. Trend lineare di variazione stimato per i gradi giorno di raffrescamento. Sono riportati gli estremi inferiore e superiore dell'intervallo di confidenza al 95% per la pendenza della retta.

La costruzione del TRY e del ERY per la serie di interesse ha determinato la selezione dei seguenti anni per ogni singolo mese (vedi Tab. 31). Gli anni caratteristici risultano rappresentativi del periodo nel quale i dati sono disponibili (1983-2019, anno centrale: 2001).

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
TRY	2011	2010	2010	2004	2006	1994	1998	2010	2005	2002	1995	1992
ERY	2019	1998	2012	2007	2009	2019	2015	2003	2011	2011	2006	2015

Tabella 31. Anni selezionati per singolo mese nella costruzione degli anni caratteristici.

Sono stati calcolati alcuni indici climatologici annuali di cambiamento climatico appartenenti al set di indici ETCCDI (http://etccdi.pacificclimate.org/list_27_indices.shtml), che forniscono un'indicazione accessoria rispetto ai fabbisogni di riscaldamento e raffrescamento (Fig. 12). È evidente come il primo indice diminuisca nel tempo, mentre il terzo e il quarto presentano un chiaro aumento negli anni, confermando il riscaldamento climatico in atto. Il secondo indice non fornisce un quadro molto chiaro. La dispersione dei dati è piuttosto alta, segnale di una marcata variabilità interannuale di questi parametri. Per tale motivo i trend lineari rappresentati possono avere rappresentatività limitata.

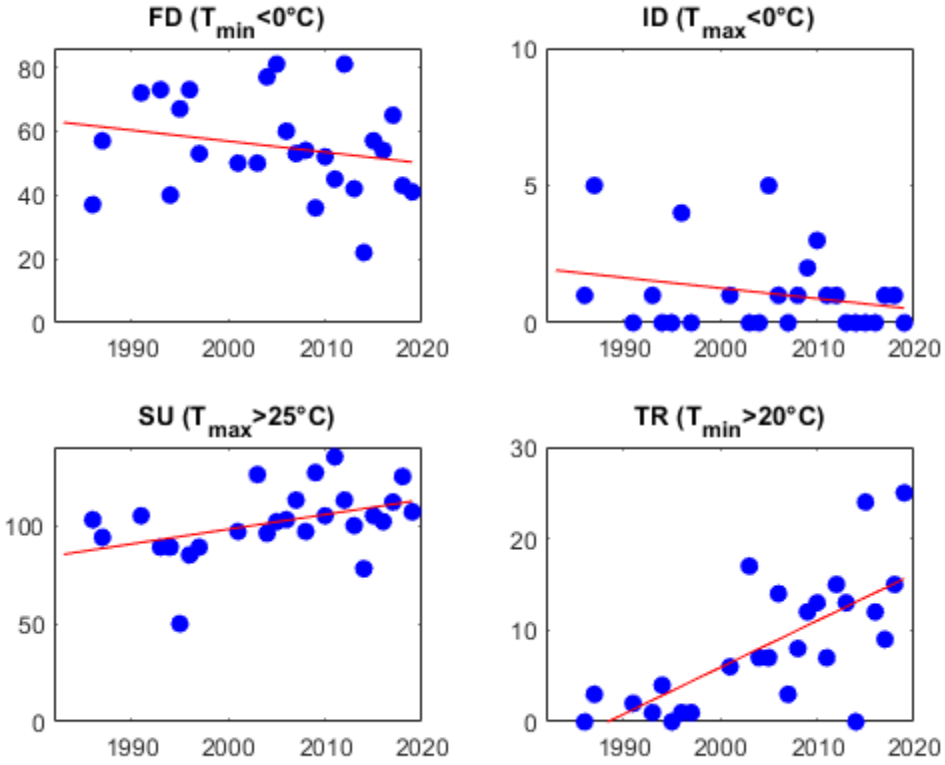


Figura 12. Serie storiche degli indici ETCCDI (in blu) e relativi trend lineari stimati (in rosso).

5. Stazione San Michele all'Adige (Fondazione e. Mach)

Stazione e disponibilità dei dati

La stazione di San Michele all'Adige sorge a sud dell'abitato di San Michele, in zona agricola. Considerati gli anni inclusi nell'analisi (maggiori della soglia dei 30 anni), l'anno base per questa serie, cioè l'anno centrale della stessa, è il 2001 (vedi Tab. 32).

Coordinate	**Long.**	**Lat.**	**Quota**
	11.134459°	46.189358°	205 m s.l.m.
Temperatura	**Anno di inizio**	**Anno finale**	**Lunghezza**
	1983	2019	37 anni
Radiazione	**Anno di inizio**	**Anno finale**	**Lunghezza**
	1983	2019	37 anni

Tabella 32. Caratteristiche della stazione e delle serie storiche analizzate.

In seguito ai controlli di qualità dei dati di temperatura e radiazione, le disponibilità di dati validi per singolo mese sono risultate come di seguito riportato in Tab. 33 e 34 (si noti che i singoli mesi con meno del 90% di dati validi sono stati esclusi dalle successive analisi statistiche per assicurare la rappresentatività delle stesse).

	Gen.	**Feb.**	**Mar.**	**Apr.**	**Mag.**	**Giu.**	**Lug.**	**Ago.**	**Set.**	**Ott.**	**Nov.**	**Dic.**
1983	52%	98%	95%	89%	95%	94%	96%	94%	81%	96%	96%	98%
1984	97%	99%	93%	98%	99%	98%	98%	87%	93%	100%	91%	99%
1985	93%	98%	95%	96%	97%	99%	97%	97%	97%	83%	99%	100%
1986	100%	96%	100%	100%	99%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	98%
1987	100%	99%	99%	100%	99%	99%	99%	99%	100%	99%	100%	100%
1988	100%	100%	100%	100%	100%	100%	98%	99%	99%	99%	98%	100%
1989	99%	100%	98%	100%	99%	100%	100%	100%	99%	99%	100%	100%
1990	97%	85%	97%	78%	89%	99%	98%	99%	99%	100%	100%	100%
1991	100%	99%	100%	100%	100%	100%	99%	97%	99%	100%	100%	98%
1992	96%	100%	99%	99%	100%	99%	99%	81%	99%	100%	100%	100%
1993	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%
1994	100%	100%	100%	99%	100%	99%	98%	100%	100%	100%	100%	100%
1995	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	98%	99%	100%	99%	98%
1996	97%	100%	100%	100%	100%	99%	98%	100%	100%	100%	100%	100%
1997	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	99%	100%
1998	100%	100%	83%	100%	100%	98%	91%	94%	94%	100%	100%	100%
1999	95%	70%	99%	83%	91%	88%	95%	79%	94%	77%	24%	65%
2000	99%	98%	98%	100%	100%	100%	100%	29%	0%	0%	0%	0%
2001	45%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	78%	100%	100%	98%	100%
2002	97%	100%	100%	100%	97%	100%	100%	100%	100%	98%	100%	99%

2003	100%	100%	99%	99%	94%	91%	98%	99%	98%	99%	99%	98%
2004	100%	100%	93%	99%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%
2005	100%	100%	99%	100%	98%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2006	100%	100%	100%	100%	95%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%
2007	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	98%	97%	100%	98%
2008	100%	100%	100%	100%	91%	90%	86%	100%	100%	100%	100%	100%
2009	100%	100%	100%	100%	100%	95%	92%	100%	100%	100%	100%	100%
2010	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2011	100%	100%	100%	100%	95%	100%	100%	100%	100%	97%	100%	100%
2012	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2013	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2014	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2015	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2016	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2017	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2018	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2019	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	94%	100%	100%	100%	100%

Tabella 33. Disponibilità di dati validi di temperatura per singolo mese.

	Gen.	**Feb.**	**Mar.**	**Apr.**	**Mag.**	**Giu.**	**Lug.**	**Ago.**	**Set.**	**Ott.**	**Nov.**	**Dic.**
1983	52%	98%	95%	89%	95%	87%	39%	89%	81%	96%	97%	99%
1984	97%	99%	93%	98%	99%	98%	98%	87%	93%	100%	91%	99%
1985	93%	98%	95%	96%	97%	99%	97%	97%	97%	83%	99%	100%
1986	100%	96%	100%	100%	99%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	99%
1987	100%	99%	99%	100%	99%	99%	99%	99%	100%	99%	100%	100%
1988	100%	100%	100%	100%	100%	100%	98%	99%	99%	99%	98%	100%
1989	99%	100%	98%	100%	100%	100%	99%	100%	99%	100%	100%	100%
1990	100%	100%	99%	99%	100%	99%	98%	100%	99%	100%	100%	100%
1991	100%	99%	100%	100%	100%	100%	99%	99%	99%	100%	100%	98%
1992	96%	100%	99%	99%	100%	99%	99%	81%	99%	100%	100%	100%
1993	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%
1994	100%	100%	100%	99%	100%	100%	98%	100%	100%	100%	100%	100%
1995	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	98%	99%	100%	99%	98%
1996	97%	100%	100%	100%	100%	99%	98%	100%	100%	100%	100%	100%
1997	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	99%	100%
1998	100%	99%	83%	100%	100%	99%	95%	72%	53%	100%	100%	100%
1999	96%	69%	99%	83%	91%	87%	94%	79%	68%	0%	0%	74%
2000	99%	70%	0%	0%	0%	0%	58%	76%	100%	100%	100%	100%
2001	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	78%	100%	100%	96%	100%
2002	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2003	100%	100%	100%	100%	93%	91%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2004	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%

2005	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2006	100%	100%	100%	100%	95%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%
2007	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	98%	97%	100%	98%
2008	100%	100%	100%	100%	91%	90%	86%	100%	100%	100%	100%	100%
2009	100%	100%	100%	100%	100%	95%	92%	100%	100%	100%	100%	100%
2010	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2011	100%	100%	100%	100%	95%	100%	100%	100%	100%	97%	100%	100%
2012	100%	100%	99%	100%	98%	56%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2013	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	98%	100%	100%
2014	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2015	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2016	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2017	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2018	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2019	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	94%	100%	100%	100%	100%

Tabella 34. Disponibilità di dati validi di radiazione per singolo mese.

La serie non ha evidenziato particolari interruzioni, mancanze, errori sistematici o inomogeneità dei dati che la costituiscono, a parte un periodo di alcuni mesi nel quale mancano i dati a cavallo tra 1999 e 2000. La serie di temperatura non presenta valori anomali, mentre per la serie di radiazione è stato necessario escludere manualmente dalle successive analisi alcuni brevi periodi caratterizzati da malfunzionamenti o errori di altro genere. Il resto dei dati di radiazione sono stati inclusi nell'analisi.

Statistiche climatologiche di interesse.

Sono di seguito riportate alcune statistiche climatologiche di interesse in riferimento alla norma UNI 10349:2016 e allo studio dei consumi energetici degli edifici in base alla variabilità climatica. Le grandezze medie mensili riportate in Tab. 35 sono calcolate con un metodo robusto, ossia calcolando prima i cicli giornalieri medi mensili e in seguito la grandezza di interesse (media, minima, massima o cumulate giornaliera) in maniera tale da ridurre l'influenza dei dati mancanti o non validi.

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
Tmed	0.93	3.55	8.81	12.76	17.06	20.61	22.78	22.06	17.65	12.30	5.88	1.35
Tmin	-1.59	0.17	4.26	7.97	11.96	15.16	17.24	16.76	13.11	8.85	3.39	-0.99
Tmax	6.39	9.39	14.74	18.22	22.42	26.09	28.64	28.22	23.84	18.28	11.16	6.62
DTR	7.98	9.22	10.48	10.25	10.46	10.93	11.40	11.46	10.73	9.43	7.76	7.61
IRmed	4.66	7.46	11.84	15.48	18.74	21.07	21.22	18.34	13.40	8.12	4.76	3.83

Tabella 35. Statistiche medie mensili per la stazione di analisi. Le temperature (T, Tmin, Tmax, DTR – Diurnal Temperature Range) sono espresse in °C, mentre la radiazione giornaliera (IR) è espressa in MJ m^{-2} d^{-1}.

I trend lineari di variazione nel tempo delle statistiche mensili sono stati stimati grazie a Matlab assieme ai relativi intervalli di confidenza al 95% sui coefficienti di pendenza e intercetta, Per interesse sono riportati solo i valori relativi al coefficiente di pendenza che identifica la variazione legata (verosimilmente) al cambiamento climatico (Tab. 36).

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
Tmed	0.058	0.069	0.045	0.068	0.026	0.075	0.013	0.017	0.006	0.025	0.077	0.019
Tmin	0.057	0.077	0.040	0.057	0.011	0.058	0.013	0.026	0.017	0.021	0.095	0.010
Tmax	0.031	0.040	0.033	0.072	0.019	0.076	0.013	0.001	-0.010	0.006	0.024	0.016
DTR	-0.026	-0.036	-0.007	0.015	0.008	0.018	0.000	-0.024	-0.027	-0.015	-0.071	0.006
IRmed	0.044	0.026	0.069	0.101	0.097	0.116	0.070	0.061	0.075	0.054	0.009	0.040

Tabella 36. Coefficienti di dei trend lineari di variazione delle statistiche medie mensili riportate in Tab. 35 per il periodo di analisi. I trend delle temperature sono espressi in °C y^{-1}, mentre quelli di radiazione sono espressi in MJ m^{-2} d^{-1} y^{-1}.

L'analisi storica sul periodo disponibile evidenzia trend di aumento delle temperature stimati dell'ordine di 0.05 °C $anno^{-1}$ afflitti da un'incertezza abbastanza limitata, dato che gli intervalli di confidenza includono poche variazioni negative. Le temperature massime presentano un intervallo di confidenza più ampio, quindi stime meno certe, rispetto agli altri parametri. Per l'escursione diurna di temperatura le stime sono abbastanza incerte (a cavallo dello zero).

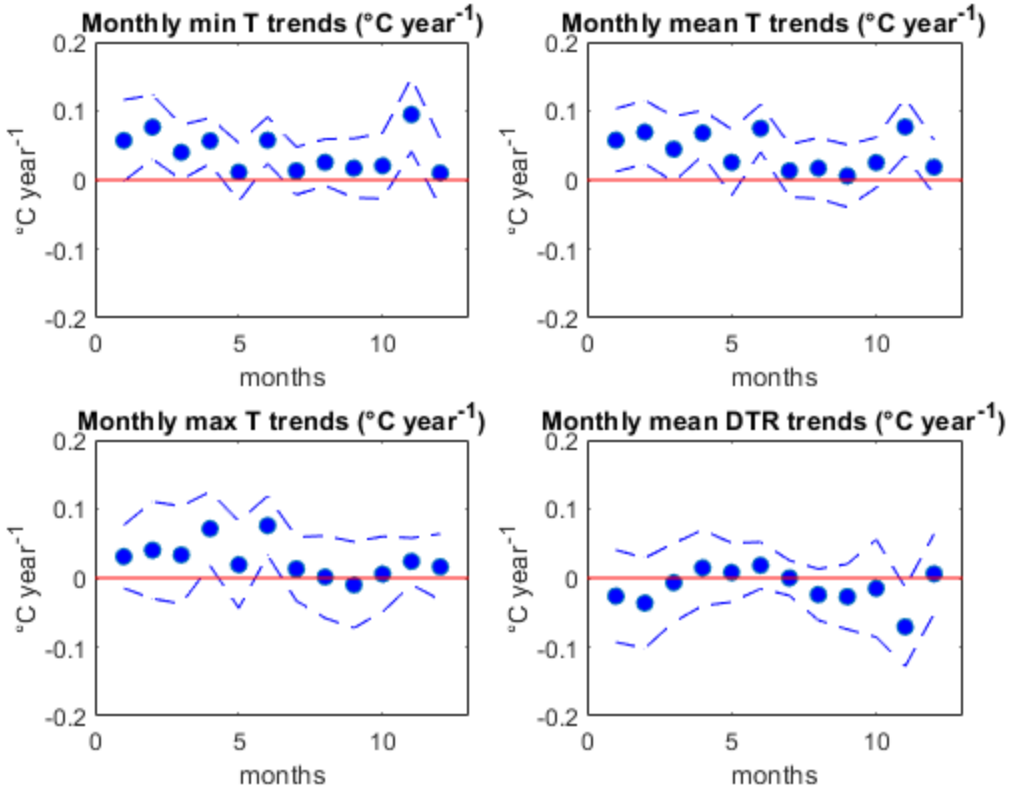


Figura 13. Coefficienti di variazione delle statistiche di temperatura mensili (pallini) e relativi intervalli inferiori e superiori di confidenza al 95% (linee tratteggiate).

Le temperature di progetto invernali e estive sono state ricavate dall'analisi dei percentili 1 e 99 rispettivamente dei valori di temperatura medi giornalieri singoli, suddivisi su base mensile e annuale. In particolare, la temperatura di progetto invernale coincide con il percentile P1 delle temperature medie giornaliere di gennaio, mentre la temperatura di progetto estiva è assunta pari al percentile P99 delle temperature medie giornaliere di luglio. I relativi coefficienti dei trend lineari evidenziati dai dati storici sono riportati per completezza (assieme agli estremi dell'intervallo di confidenza al 95%).

T progetto invernale: -6.60 °C

Coefficiente di variazione: 0.067 °C anno^{-1} [-0.012; 0.145]

T progetto estiva: 32.71 °C (DTR: 11.40 °C)

Coefficiente di variazione: 0.022 °C anno^{-1} [-0.021; 0.065]

Il calcolo dei gradi giorno di riscaldamento e raffrescamento è stato svolto per ogni singolo anno della serie storica, escludendo gli anni nei quali i mesi interessati appartenenti alla stagione del riscaldamento o del raffrescamento presentano meno del 90% di dati validi. I risultati sono rappresentati in Fig. 14, mentre i trend di variazione sono riportati in Tab. 37 e 38. È evidente una tendenza di riduzione dei gradi giorno di riscaldamento, mentre i gradi giorno di raffrescamento restituiscono un quadro di sostanziale stasi.

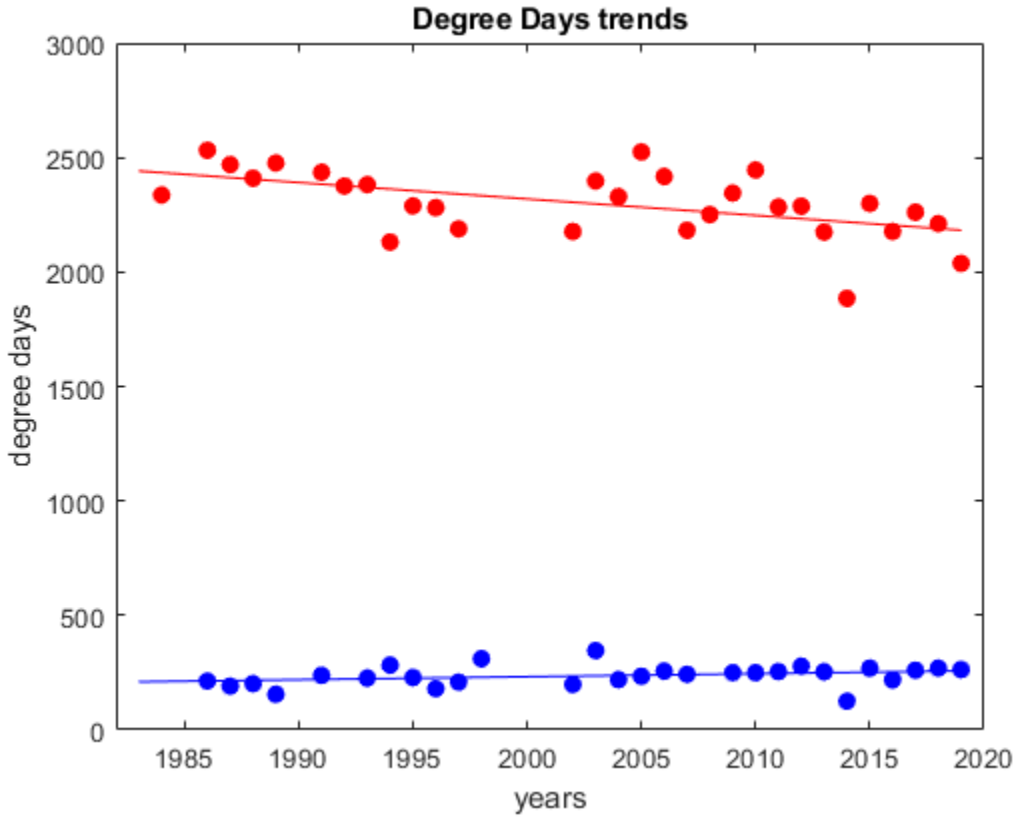


Figura 14. Serie storica dei gradi di giorno (pallini) di riscaldamento (in rosso) e di raffrescamento (in blu), e trend lineari di variazione nel tempo stimati (linee continue).

HDD	**Valore**	**Estremo inf**	**Estremo sup**
Pendenza (HDD anno^{-1})	-7.18	-11.55	-2.82
Intercetta (HDD)	16682	-	-

Tabella 37. Trend lineare di variazione stimato per i gradi giorno di riscaldamento. Sono riportati gli estremi inferiore e superiore dell'intervallo di confidenza al 95% per la pendenza della retta.

CDD	Valore	Estremo inf	Estremo sup
Pendenza (CDD anno^{-1})	1.32	-0.35	2.99
Intercetta (CDD)	-2406	-	-

Tabella 38. Trend lineare di variazione stimato per i gradi giorno di raffrescamento. Sono riportati gli estremi inferiore e superiore dell'intervallo di confidenza al 95% per la pendenza della retta.

La costruzione del TRY e del ERY per la serie di interesse ha determinato la selezione dei seguenti anni per ogni singolo mese (vedi Tab. 39). Gli anni caratteristici risultano rappresentativi del periodo nel quale i dati sono disponibili (1983-2019, anno centrale: 2001).

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
TRY	2009	2018	2008	2006	2006	1996	2005	1988	2005	1998	1995	1983
ERY	2019	1998	2012	2007	2011	2003	2015	2003	2011	2014	2010	2018

Tabella 39. Anni selezionati per singolo mese nella costruzione degli anni caratteristici.

Sono stati inoltre calcolati alcuni indici climatologici annuali di cambiamento climatico appartenenti al set di indici ETCCDI (Fig. 15). La tendenza alla diminuzione del primo indice (FD) e all'incremento del quarto indice (TR) sono abbastanza evidenti e coerenti con la tendenza di aumento delle temperature. Il terzo indice (SU) presenta incrementi meno evidenti che per altre serie di durata analoga. I valori indicano comunque una elevata dispersione legata alla forte variabilità interannuale.

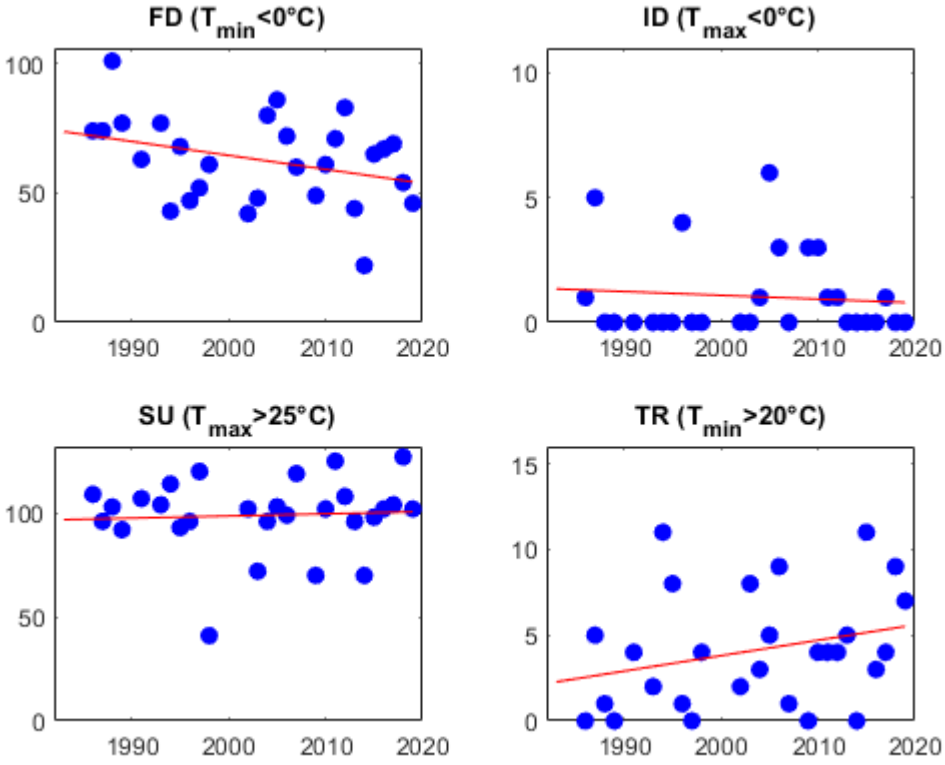


Figura 15. Serie storiche degli indici ETCCDI (in blu) e relativi trend lineari stimati (in rosso).

6. Stazione Molino Vittoria (Università di Trento)

Stazione e disponibilità dei dati

La stazione di Molino Vittoria sorge nel centro della città di Trento, ed è posizionata a alcune decine di metri dal suolo, sulla sommità di una torre. Pertanto, non è strettamente rappresentativa dei fenomeni che avvengono a livello del suolo. Considerati gli anni inclusi nell'analisi (minori della soglia dei 30 anni), l'anno base per questa serie, cioè l'anno centrale della stessa, è il 2011 (vedi Tab. 40).

Coordinate	**Long.**	**Lat.**	**Quota**
	11.1°	46.05°	224 m s.l.m.
Serie di temperatura	Anno di inizio	Anno finale	Lunghezza
	2003	2019	17 anni
Serie di radiazione	Anno di inizio	Anno finale	Lunghezza
	2003	2019	17 anni

Tabella 40. Caratteristiche della stazione e delle serie storiche analizzate.

In seguito ai controlli di qualità dei dati di temperatura e radiazione, le disponibilità di dati validi per singolo mese sono risultate come di seguito riportato in Tab. 41 e 42 (si noti che i singoli mesi con meno del 90% di dati validi sono stati esclusi dalle successive analisi statistiche per assicurare la rappresentatività delle stesse).

	Gen.	**Feb.**	**Mar.**	**Apr.**	**Mag.**	**Giu.**	**Lug.**	**Ago.**	**Set.**	**Ott.**	**Nov.**	**Dic.**
2003	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2004	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2005	100%	100%	100%	100%	100%	100%	59%	73%	100%	100%	100%	100%
2006	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2007	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	81%
2008	76%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2009	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2010	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2011	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2012	100%	79%	57%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%
2013	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2014	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2015	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	97%	99%	100%	100%	100%
2016	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2017	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%
2018	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2019	88%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Tabella 41. Disponibilità di dati validi di temperatura per singolo mese.

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
2003	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2004	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2005	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2006	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2007	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	81%
2008	76%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2009	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2010	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2011	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2012	100%	79%	57%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2013	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2014	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2015	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	97%	99%	100%	100%	100%
2016	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2017	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%
2018	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2019	88%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Tabella 42. Disponibilità di dati validi di radiazione per singolo mese.

La serie non ha evidenziato particolari interruzioni, mancanze, errori sistematici o inomogeneità dei dati che la costituiscono, anzi è caratterizzata da un'ottima continuità e qualità. Tutti i dati sono stati inclusi nell'analisi.

Statistiche climatologiche di interesse.

Sono di seguito riportate alcune statistiche climatologiche di interesse in riferimento alla norma UNI 10349:2016 e allo studio dei consumi energetici degli edifici in base alla variabilità climatica. Le grandezze medie mensili riportate in Tab. 43 sono calcolate con un metodo robusto, ossia calcolando prima i cicli giornalieri medi mensili e in seguito la grandezza di interesse (media, minima, massima o cumulate giornaliera) in maniera tale da ridurre l'influenza dei dati mancanti o non validi.

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
Tmed	2.41	4.73	9.31	13.93	17.76	22.29	23.95	23.31	18.88	13.47	7.55	2.77
Tmin	0.36	2.03	5.58	9.97	13.51	17.77	19.30	18.93	15.05	10.67	5.58	0.89
Tmax	5.73	8.64	13.89	18.32	22.11	26.98	29.12	28.48	23.71	17.50	10.68	5.94
DTR	5.38	6.61	8.31	8.35	8.61	9.21	9.82	9.55	8.66	6.83	5.10	5.05
IRmed	5.07	7.54	12.47	15.84	19.21	21.78	22.08	18.73	14.30	8.66	5.01	4.24

Tabella 43. Statistiche medie mensili per la stazione di analisi. Le temperature (T, Tmin, Tmax, DTR – Diurnal Temperature Range) sono espresse in °C, mentre la radiazione giornaliera (IR) è espressa in MJ m^{-2} d^{-1}.

I trend lineari di variazione nel tempo delle statistiche mensili sono stati stimati grazie a Matlab assieme ai relativi intervalli di confidenza al 95% sui coefficienti di pendenza e intercetta, Per interesse sono riportati solo i valori relativi al coefficiente di pendenza che identifica la variazione legata (verosimilmente) al cambiamento climatico (Tab. 44).

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
Tmed	0.075	0.154	0.080	0.069	-0.109	0.012	0.021	0.024	0.016	0.088	0.096	0.064
Tmin	0.069	0.194	0.088	0.067	-0.040	0.016	0.032	0.039	0.050	0.044	0.129	0.035
Tmax	0.065	0.098	0.062	0.079	-0.165	-0.014	0.028	0.025	-0.018	0.132	0.039	0.133
DTR	-0.004	-0.097	-0.026	0.011	-0.124	-0.029	-0.004	-0.013	-0.068	0.088	-0.090	0.099
IRmed	-0.003	-0.052	0.002	0.062	-0.196	0.070	0.014	0.099	-0.024	0.091	-0.043	0.048

Tabella 44. Coefficienti di dei trend lineari di variazione delle statistiche medie mensili riportate in Tab. 43 per il periodo di analisi. I trend delle temperature sono espressi in °C y^{-1}, mentre quelli di radiazione sono espressi in MJ m^{-2} d^{-1} y^{-1}.

I coefficienti di variazione delle statistiche di temperatura e i relativi intervalli inferiori e superiori di confidenza al 95% sono rappresentati in Fig. 16. È evidente come l'analisi storica sul periodo disponibile evidenzi trend di aumento delle temperature afflitti da notevole incertezza, in quanto l'intervallo di confidenza risulta a cavallo dello zero per quasi tutti i mesi analizzati. Inoltre, il mese di maggio mostra una tendenza alla diminuzione delle temperature. Tale anomalia è verosimilmente legata alla durata limitata della serie di dati o a una tendenza di breve periodo, dato che non trova riscontro in alcune delle serie più estese. Per l'escursione diurna di temperatura le stime sono abbastanza incerte (a cavallo dello zero).

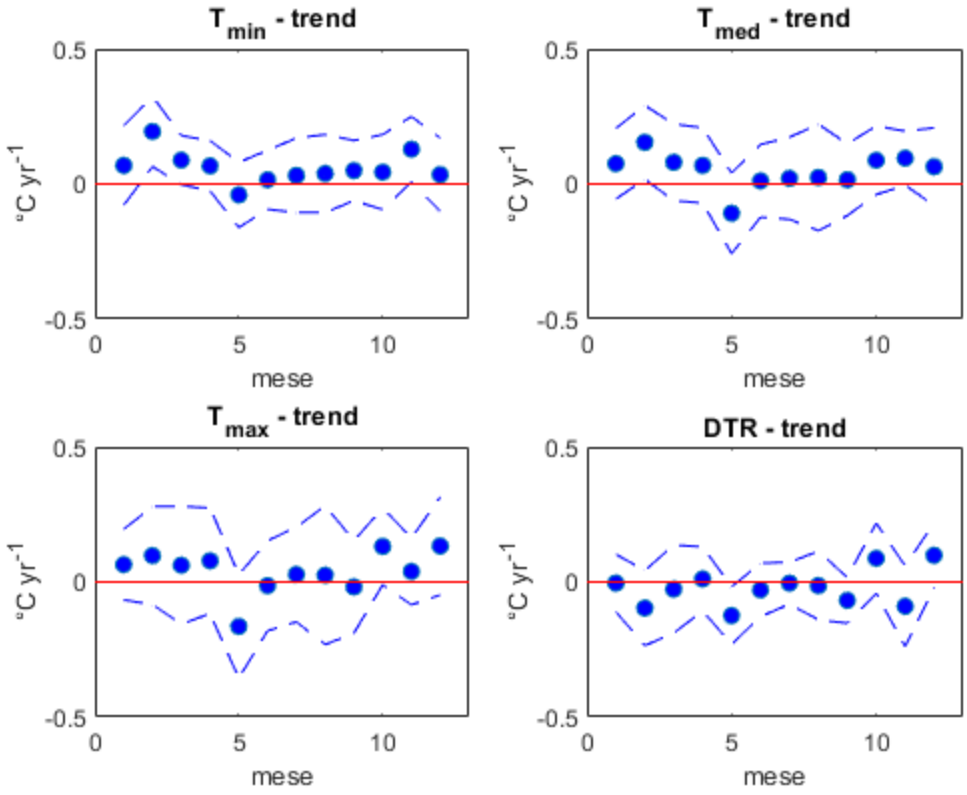


Figura 16. Coefficienti di variazione delle statistiche di temperatura mensili (pallini) e relativi intervalli inferiori e superiori di confidenza al 95% (linee tratteggiate).

Le temperature di progetto invernali e estive sono state ricavate dall'analisi dei percentili 1 e 99 rispettivamente dei valori di temperatura medi giornalieri singoli, suddivisi su base mensile e annuale. In particolare, la temperatura di progetto invernale coincide con il percentile P1 delle temperature medie giornaliere di gennaio, mentre la temperatura di progetto estiva è assunta pari al percentile P99 delle temperature medie giornaliere di luglio. I relativi coefficienti dei trend lineari evidenziati dai dati storici sono riportati per completezza (assieme agli estremi dell'intervallo di confidenza al 95%).

T progetto invernale: -3.67 °C

Coefficiente di variazione: 0.093 °C anno^{-1} [-0.118; 0.304]

T progetto estiva: 33.53 °C (DTR: 9.82 °C)

Coefficiente di variazione: -0.006 °C anno^{-1} [-0.178; 0.166]

Il calcolo dei gradi giorno di riscaldamento e raffrescamento è stato svolto per ogni singolo anno della serie storica, escludendo gli anni nei quali i mesi interessati appartenenti alla stagione del riscaldamento o del raffrescamento presentano meno del 90% di dati validi. I risultati sono rappresentati in Fig. 17, mentre i trend di variazione sono riportati in Tab. 45 e 46. È evidente una tendenza di riduzione dei gradi giorno di riscaldamento, mentre i gradi giorno di raffrescamento restituiscono un quadro di sostanziale stasi.

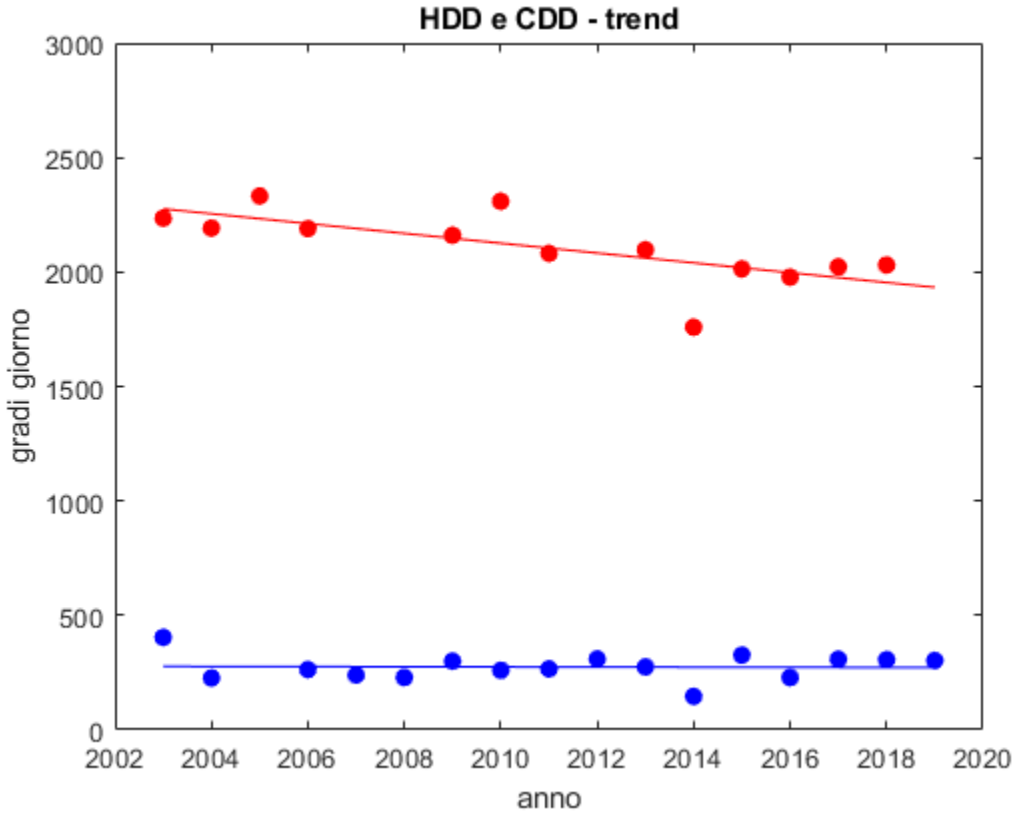


Figura 17. Serie storica dei gradi di giorno (pallini) di riscaldamento (in rosso) e di raffrescamento (in blu), e trend lineari di variazione nel tempo stimati (linee continue).

HDD	**Valore**	**Estremo inf**	**Estremo sup**
Pendenza (HDD anno^{-1})	-21.45	-35.32	-7.58
Intercetta (HDD)	45232	-	-

Tabella 45. Trend lineare di variazione stimato per i gradi giorno di riscaldamento. Sono riportati gli estremi inferiore e superiore dell'intervallo di confidenza al 95% per la pendenza della retta.

CDD	Valore	Estremo inf	Estremo sup
Pendenza (CDD anno^{-1})	-0.33	-6.91	6.26
Intercetta (CDD)	929	-	-

Tabella 46. Trend lineare di variazione stimato per i gradi giorno di raffrescamento. Sono riportati gli estremi inferiore e superiore dell'intervallo di confidenza al 95% per la pendenza della retta.

La costruzione del TRY e del ERY per la serie di interesse ha determinato la selezione dei seguenti anni per ogni singolo mese (vedi Tab. 47). Gli anni caratteristici risultano rappresentativi del periodo nel quale i dati sono disponibili (2003-2019, anno centrale: 2011).

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
TRY	2016	2011	2008	2017	2008	2009	2012	2004	2004	2008	2016	2011
ERY	2015	2019	2019	2007	2009	2003	2006	2003	2011	2017	2015	2015

Tabella 47. Anni selezionati per singolo mese nella costruzione degli anni caratteristici.

Sono stati inoltre calcolati alcuni indici climatologici annuali di cambiamento climatico appartenenti al set di indici ETCCDI (Fig. 18). La breve durata della serie storica non permette di osservare trend molto chiari e significativi per questi indici, anche a causa della pronunciata dispersione dei valori da essi assunti.

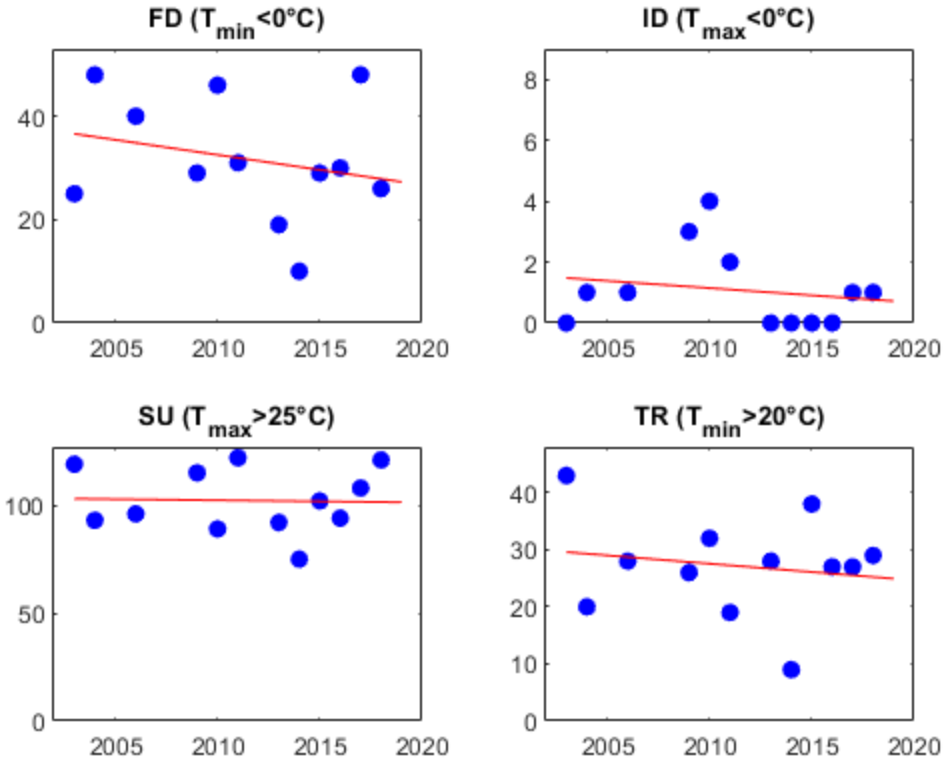


Figura 18. Serie storiche degli indici ETCCDI (in blu) e relativi trend lineari stimati (in rosso).

7. Stazione Storo (Fondazione E. Mach)

Stazione e disponibilità dei dati

La stazione di Storo si trova poco a ovest dell'abitato di Storo, in Valle del Chiese, in una zona agricola. Considerati gli anni inclusi nell'analisi (minori della soglia dei 30 anni), l'anno o base per questa serie, cioè l'anno centrale della stessa, è il 2011 (vedi Tab. 48).

Coordinate	**Long.**	**Lat.**	**Quota**
	10.562442°	45.84676°	384 m s.l.m.
Temperatura	**Anno di inizio**	**Anno finale**	**Lunghezza**
	2003	2019	17 anni
Radiazione	**Anno di inizio**	**Anno finale**	**Lunghezza**
	2003	2019	17 anni

Tabella 48. Caratteristiche della stazione e delle serie storiche analizzate.

In seguito ai controlli di qualità dei dati di temperatura e radiazione, le disponibilità di dati validi per singolo mese risultano come di seguito riportato in Tab. 49 e 50 (si noti che i singoli mesi con meno del 90% di dati validi sono stati esclusi dalle successive analisi statistiche per assicurare la rappresentatività delle stesse).

	Gen.	**Feb.**	**Mar.**	**Apr.**	**Mag.**	**Giu.**	**Lug.**	**Ago.**	**Set.**	**Ott.**	**Nov.**	**Dic.**
2003	100%	100%	100%	100%	100%	100%	98%	100%	100%	100%	100%	100%
2004	100%	100%	99%	99%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%
2005	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2006	100%	100%	99%	100%	97%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%
2007	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	99%	100%
2008	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2009	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	98%	100%	100%	100%	100%
2010	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2011	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2012	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2013	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2014	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2015	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2016	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2017	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2018	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	97%	100%	100%	100%
2019	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Tabella 49. Disponibilità di dati validi di temperatura per singolo mese.

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
2003	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
2004	0%	0%	0%	67%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%
2005	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2006	100%	100%	99%	100%	97%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%
2007	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	99%	100%	99%	100%
2008	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2009	100%	100%	76%	0%	90%	100%	99%	98%	100%	100%	100%	100%
2010	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	90%	0%	0%
2011	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	48%	100%	100%	100%	100%
2012	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	77%	100%
2013	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2014	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2015	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2016	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2017	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2018	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2019	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Tabella 50. Disponibilità di dati validi di radiazione per singolo mese.

La serie di temperatura non ha evidenziato particolari interruzioni, mancanze, errori sistematici o inomogeneità dei dati che la costituiscono, perciò, a seguito dei controlli di qualità, si è deciso di non escludere alcun dato. La serie di radiazione invece presenta alcuni periodi afflitti da anomali ed errori sistematici, probabilmente dovuti a calibrazioni errate del sensore, in particolare negli anni 2003, 2004, 2010 e 2011. Questi valori sono quindi stati esclusi dalle analisi successive.

Statistiche climatologiche di interesse.

Sono di seguito riportate alcune statistiche climatologiche di interesse in riferimento alla norma UNI 10349:2016 e allo studio dei consumi energetici degli edifici in base alla variabilità climatica. Le grandezze medie mensili riportate in Tab. 51 sono calcolate con un metodo robusto, ossia calcolando prima i cicli giornalieri medi mensili per singolo mese e solo in seguito la grandezza di interesse (media, minima, massima mensile o cumulata giornaliera), in maniera tale da ridurre l'influenza di dati mancanti o non validi. Infine, sono calcolate le medie sull'intero periodo di analisi.

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
Tmed	0.47	2.55	7.15	11.52	15.26	19.58	21.17	20.51	16.56	11.75	6.12	0.74
Tmin	-2.32	-1.09	2.03	6.44	10.13	14.30	15.66	15.10	11.76	7.96	3.46	-1.65
Tmax	5.54	8.20	13.23	16.76	20.38	24.94	27.11	26.68	22.58	17.34	10.88	5.66
DTR	7.86	9.29	11.20	10.32	10.26	10.64	11.45	11.58	10.82	9.38	7.42	7.32
IRmed	4.64	7.06	11.81	14.71	17.33	20.03	20.59	17.40	12.78	8.14	4.62	3.80

Tabella 51. Statistiche medie mensili per la stazione di analisi. Le temperature (Tmed, Tmin, Tmax, DTR - Diurnal Temperature Range) sono espresse in °C, mentre la radiazione giornaliera (IR) è espressa in MJ m^{-2} d^{-1}.

I trend lineari di variazione nel tempo delle statistiche mensili, basati sulle medie mensili per singolo anno, sono stati stimati assieme ai relativi intervalli di confidenza al 95% per i coefficienti di pendenza e intercetta della retta. Per interesse sono riportati solo i valori relativi al coefficiente di pendenza che identifica la variazione annuale legata (verosimilmente) al cambiamento climatico (Tab. 52).

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
Tmed	0.005	0.125	0.058	0.063	-0.107	-0.024	0.028	0.059	0.025	0.052	0.078	-0.014
Tmin	-0.007	0.154	0.046	0.057	-0.020	-0.027	0.026	0.067	0.054	0.002	0.107	-0.041
Tmax	0.033	0.063	0.065	0.077	-0.180	-0.017	0.047	0.083	0.013	0.128	0.039	0.087
DTR	0.040	-0.091	0.019	0.020	-0.161	0.010	0.021	0.016	-0.040	0.126	-0.068	0.128
IRmed	-0.063	-0.116	-0.014	-0.063	-0.292	-0.058	-0.122	-0.010	-0.046	-0.019	-0.138	-0.024

Tabella 52. Coefficienti di dei trend lineari di variazione delle statistiche medie mensili riportate in Tab. 51 per il periodo di analisi. I trend delle temperature sono espressi in °C y^{-1}, mentre quelli di radiazione sono espressi in MJ m^{-2} d^{-1} y^{-1}.

I coefficienti di variazione delle statistiche di temperatura e i relativi intervalli inferiori e superiori di confidenza al 95% sono rappresentati in Fig. 19. L'analisi storica sul periodo disponibile evidenzia un trend non omogeneo di aumento delle temperature stimato dell'ordine di 0.05°C $anno^{-1}$ con intervalli di confidenza sufficientemente ampi e trend mensili vicini allo zero o leggermente negativi tali da rivelare che la variazione positiva è statisticamente molto incerta. Questa discrepanza rispetto ad altre serie storiche analizzate è probabilmente legata alla lunghezza limitata della serie. Le temperature massime presentano un intervallo di confidenza più ampio, quindi stime meno certe, rispetto agli altri parametri. Per l'escursione diurna di temperatura le stime sono abbastanza incerte (a cavallo dello zero).

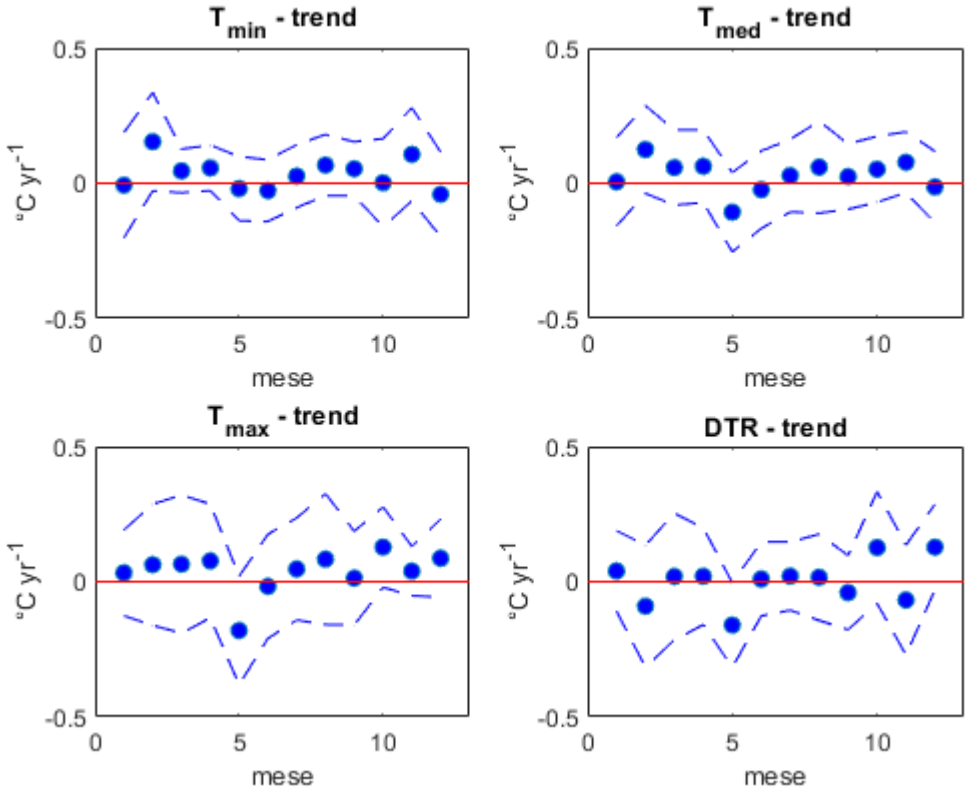


Figura 19. Coefficienti di variazione delle statistiche di temperatura mensili (pallini) e relativi intervalli inferiori e superiori di confidenza al 95% (linee tratteggiate).

Le temperature di progetto invernali ed estive sono state ricavate dall'analisi dei percentili 1 e 99 rispettivamente dei valori di temperatura medi giornalieri singoli, suddivisi su base mensile e annuale. In particolare, la temperatura di progetto invernale coincide con il percentile P1 delle temperature medie giornaliere di gennaio, mentre la temperatura di progetto estiva è assunta pari al percentile P99 delle temperature medie giornaliere di luglio. I relativi coefficienti dei trend lineari evidenziati dai dati storici sono riportati per completezza (assieme agli estremi dell'intervallo di confidenza al 95%).

T progetto invernale: -6.73 °C

Coefficiente di variazione: 0.013 °C anno^{-1} [-0.209; 0.235]

T progetto estiva: 31.68 °C (DTR: 11.45 °C)

Coefficiente di variazione: 0.003 °C anno^{-1} [-0.191; 0.198]

Il calcolo dei gradi giorno di riscaldamento e raffrescamento è stato svolto per ogni singolo anno della serie storica, escludendo gli anni nei quali i mesi interessati appartenenti alla stagione del riscaldamento o del raffrescamento presentano meno del 90% di dati validi. I risultati sono rappresentati in Fig. 20, mentre i trend di variazione sono riportati in Tab. 53 e 54. È evidente una tendenza di riduzione dei gradi giorno di riscaldamento, mentre i gradi giorno di raffrescamento restituiscono un quadro di sostanziale stasi.

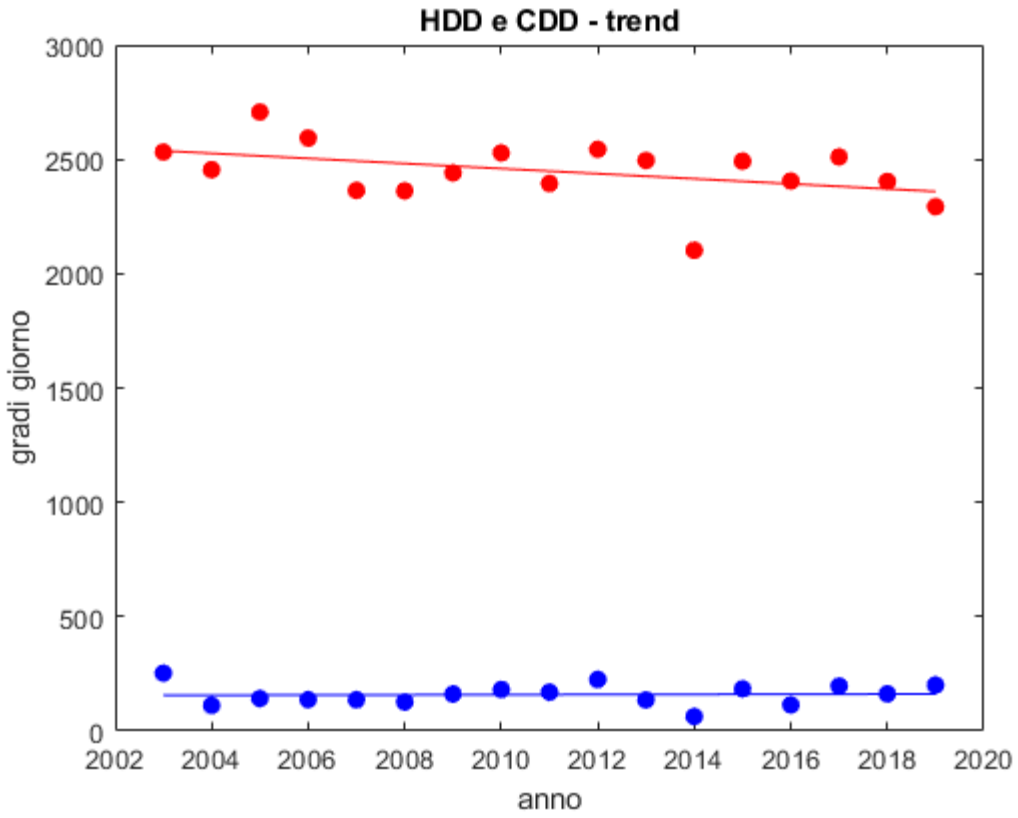


Figura 20. Serie storica dei gradi di giorno (pallini) di riscaldamento (in rosso) e di raffrescamento (in blu), e trend lineari di variazione nel tempo stimati (linee continue).

HDD	**Valore**	**Estremo inf**	**Estremo sup**
Pendenza (HDD anno^{-1})	-11.11	-24.26	2.05
Intercetta (HDD)	24787	-	-

Tabella 53. Trend lineare di variazione stimato per i gradi giorno di riscaldamento. Sono riportati gli estremi inferiore e superiore dell'intervallo di confidenza al 95% per la pendenza della retta.

CDD	Valore	Estremo inf	Estremo sup
Pendenza (CDD anno^{-1})	0.35	-4.66	5.36
Intercetta (CDD)	-542	-	-

Tabella 54. Trend lineare di variazione stimato per i gradi giorno di raffrescamento. Sono riportati gli estremi inferiore e superiore dell'intervallo di confidenza al 95% per la pendenza della retta.

La costruzione del TRY e del ERY per la serie di interesse ha determinato la selezione dei seguenti anni per ogni singolo mese (vedi Tab. 55). Gli anni caratteristici risultano rappresentativi del periodo nel quale i dati sono disponibili (2003-2019 per la temperatura, anno centrale: 2011).

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
TRY	2009	2010	2015	2017	2006	2005	2005	2010	2005	2012	2008	2011
ERY	2007	2019	2012	2007	2009	2019	2015	2012	2011	2019	2014	2006

Tabella 55. Anni selezionati per singolo mese nella costruzione degli anni caratteristici.

Sono stati calcolati alcuni indici climatologici annuali di cambiamento climatico appartenenti al set di indici ETCCDI (Fig. 21). È evidente che la dispersione dei dati è piuttosto alta, segnale di una marcata variabilità interannuale di questi parametri. Inoltre, la lunghezza limitata della serie porta a stimare trend meno evidenti che per altre serie di dati. I valori degli indici appaio comunque coerenti con quelli mostrati dalla serie storica di Telve, che appartiene alla stessa fascia altitudinale.

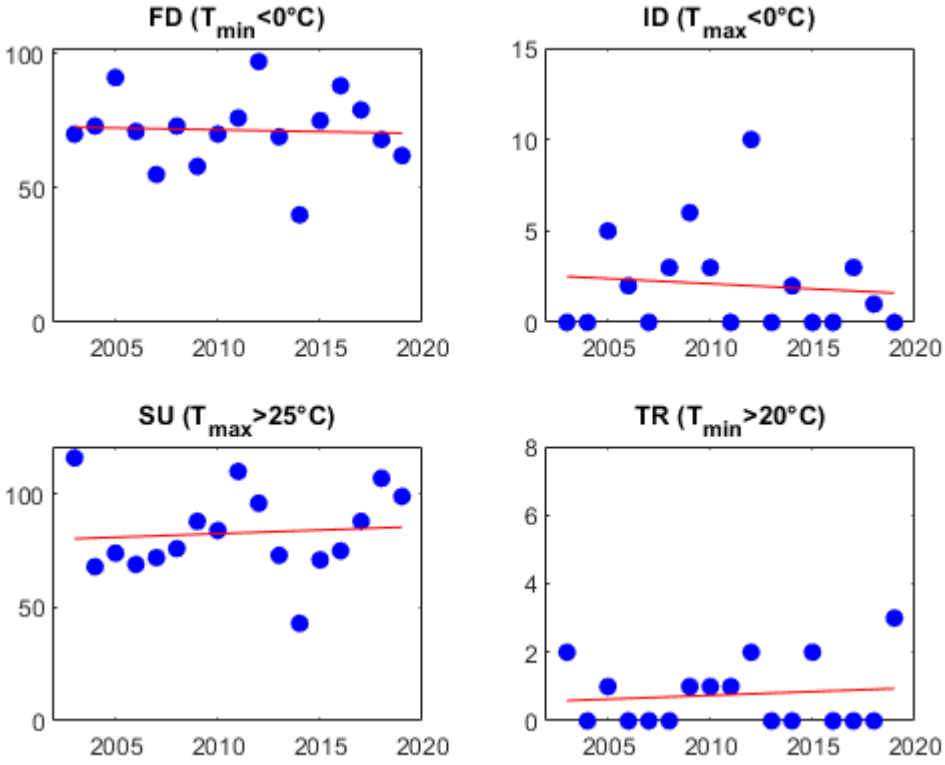


Figura 21. Serie storiche degli indici ETCCDI (in blu) e relativi trend lineari stimati (in rosso).

8. Stazione Telve (Fondazione E. Mach)

Stazione e disponibilità dei dati

La stazione di Telve si trova in Valsugana, poco a sud dell'abitato di Telve, in zona agricola. Considerati gli anni inclusi nell'analisi (minori della soglia dei 30 anni), l'anno base per questa serie, cioè l'anno centrale della stessa, è il 2011 (vedi Tab. 56).

Coordinate	**Long.**	**Lat.**	**Quota**
	11.47749°	46.058048°	408 m s.l.m.
Temperatura	**Anno di inizio**	**Anno finale**	**Lunghezza**
	2003	2019	17 anni
Radiazione	**Anno di inizio**	**Anno finale**	**Lunghezza**
	2003	2019	17 anni

Tabella 56. Caratteristiche della stazione e delle serie storiche analizzate.

In seguito ai controlli di qualità dei dati di temperatura e radiazione, le disponibilità di dati validi per singolo mese risultano come di seguito riportato in Tab. 57 e 58 (si noti che i singoli mesi con meno del 90% di dati validi sono stati esclusi dalle successive analisi statistiche per assicurare la rappresentatività delle stesse).

	Gen.	**Feb.**	**Mar.**	**Apr.**	**Mag.**	**Giu.**	**Lug.**	**Ago.**	**Set.**	**Ott.**	**Nov.**	**Dic.**
2003	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	98%	100%	100%	100%	100%
2004	100%	100%	100%	100%	100%	100%	97%	65%	98%	100%	100%	100%
2005	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	75%	100%	99%	100%
2006	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%
2007	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2008	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2009	100%	100%	100%	100%	100%	91%	100%	55%	100%	100%	100%	100%
2010	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2011	100%	100%	100%	100%	100%	100%	93%	100%	100%	100%	100%	100%
2012	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%
2013	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2014	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2015	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2016	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%
2017	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2018	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2019	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Tabella 57. Disponibilità di dati validi di temperatura per singolo mese.

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
2003	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
2004	0%	14%	100%	100%	100%	100%	97%	65%	98%	100%	100%	100%
2005	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	75%	100%	99%	100%
2006	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%
2007	100%	99%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2008	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2009	100%	100%	100%	100%	100%	91%	100%	55%	100%	100%	100%	100%
2010	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2011	100%	100%	100%	100%	100%	100%	93%	100%	100%	100%	100%	100%
2012	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%
2013	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2014	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2015	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2016	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%
2017	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2018	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	22%
2019	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Tabella 58. Disponibilità di dati validi di radiazione per singolo mese.

La serie di temperatura non ha evidenziato particolari interruzioni, mancanze, errori sistematici o inomogeneità dei dati che la costituiscono, perciò, a seguito dei controlli di qualità, si è deciso di non escludere alcun dato. La serie di radiazione invece presenta alcuni periodi caratterizzati da errori sistematici legati a calibrazione errata (anno 2003 e parte del 2004) o offset notturno delle osservazioni, che sono stati manualmente esclusi dalle analisi seguenti. Il resto dei dati è stato incluso nelle analisi.

Statistiche climatologiche di interesse.

Sono di seguito riportate alcune statistiche climatologiche di interesse in riferimento alla norma UNI 10349:2016 e allo studio dei consumi energetici degli edifici in base alla variabilità climatica. Le grandezze medie mensili riportate in Tab. 59 sono calcolate con un metodo robusto, ossia calcolando prima i cicli giornalieri medi mensili per singolo mese e solo in seguito la grandezza di interesse (media, minima, massima mensile o cumulata giornaliera), in maniera tale da ridurre l'influenza di dati mancanti o non validi. Infine, sono calcolate le medie sull'intero periodo di analisi.

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
Tmed	0.58	2.63	7.34	11.87	15.55	19.81	21.45	20.82	16.61	11.62	6.03	1.03
Tmin	-1.80	-0.67	2.71	6.97	10.39	14.30	15.63	15.19	11.81	8.11	3.70	-1.09
Tmax	4.71	7.36	12.89	17.12	20.67	25.11	27.29	26.91	22.53	16.71	10.01	5.18
DTR	6.51	8.03	10.19	10.15	10.28	10.80	11.65	11.72	10.72	8.60	6.31	6.27
IRmed	5.28	8.25	12.75	16.01	18.68	21.00	21.65	18.65	13.95	8.77	5.29	4.29

Tabella 59. Statistiche medie mensili per la stazione di analisi. Le temperature (Tmed, Tmin, Tmax, DTR - Diurnal Temperature Range) sono espresse in °C, mentre la radiazione giornaliera (IR) è espressa in MJ m^{-2} d^{-1}.

I trend lineari di variazione nel tempo delle statistiche mensili, basati sulle medie mensili per singolo anno, sono stati stimati assieme ai relativi intervalli di confidenza al 95% per i coefficienti di pendenza e intercetta della retta. Per interesse sono riportati solo i valori relativi al coefficiente di pendenza che identifica la variazione annuale legata (verosimilmente) al cambiamento climatico (Tab. 60).

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
Tmed	0.090	0.160	0.133	0.105	-0.089	0.045	0.041	0.103	0.049	0.108	0.115	0.084
Tmin	0.066	0.199	0.117	0.090	-0.010	0.028	0.061	0.090	0.109	0.080	0.141	0.055
Tmax	0.096	0.090	0.117	0.118	-0.168	0.031	0.016	0.097	-0.011	0.133	0.068	0.138
DTR	0.031	-0.109	-0.001	0.029	-0.158	0.002	-0.045	0.007	-0.120	0.053	-0.073	0.083
IRmed	-0.010	-0.110	0.004	-0.024	-0.262	0.023	-0.102	0.011	-0.120	0.034	-0.093	0.000

Tabella 60. Coefficienti di dei trend lineari di variazione delle statistiche medie mensili riportate in Tab. 59 per il periodo di analisi. I trend delle temperature sono espressi in °C y^{-1}, mentre quelli di radiazione sono espressi in MJ m^{-2} d^{-1} y^{-1}.

I coefficienti di variazione delle statistiche di temperatura e i relativi intervalli inferiori e superiori di confidenza al 95% sono rappresentati in Fig. 22. L'analisi storica sul periodo disponibile evidenzia trend di aumento delle temperature stimati dell'ordine di 0.05-0.15°C $anno^{-1}$ afflitti da un'incertezza importante, tanto che gli intervalli di confidenza si spingono fino a includere variazioni negative. La variazione negativa stimata per il mese di maggio appare in contrasto con quanto stimato per gli altri mesi. Le temperature massime presentano un intervallo di confidenza più ampio, quindi stime meno certe, rispetto agli altri parametri.

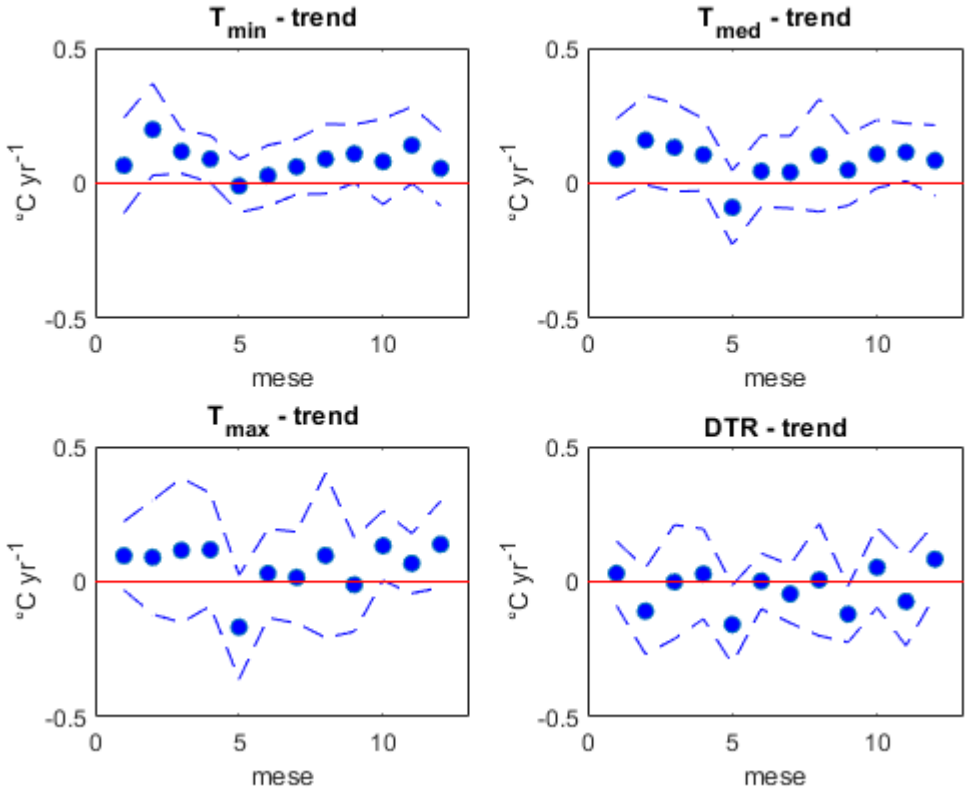


Figura 22. Coefficienti di variazione delle statistiche di temperatura mensili (pallini) e relativi intervalli inferiori e superiori di confidenza al 95% (linee tratteggiate).

Le temperature di progetto invernali e estive sono state ricavate dall'analisi dei percentili 1 e 99 rispettivamente dei valori di temperatura medi giornalieri singoli, suddivisi su base mensile e annuale. In particolare, la temperatura di progetto invernale coincide con il percentile P1 delle temperature medie giornaliere di gennaio, mentre la temperatura di progetto estiva è assunta pari al percentile P99 delle temperature medie giornaliere di luglio. I relativi coefficienti dei trend lineari evidenziati dai dati storici sono riportati per completezza (assieme agli estremi dell'intervallo di confidenza al 95%).

T progetto invernale: -6.33 °C

Coefficiente di variazione: 0.115 °C anno^{-1} [-0.090; 0.320]

T progetto estiva: 31.94 °C (DTR: 11.65 °C)

Coefficiente di variazione: -0.035 °C anno^{-1} [-0.222; 0.152]

Il calcolo dei gradi giorno di riscaldamento e raffrescamento è stato svolto per ogni singolo anno della serie storica, escludendo gli anni nei quali i mesi interessati appartenenti alla stagione del riscaldamento o del raffrescamento presentano meno del 90% di dati validi. I risultati sono rappresentati in Fig. 23, mentre i trend di variazione sono riportati in Tab. 61 e 62. È evidente una tendenza di riduzione dei gradi giorno di riscaldamento, mentre i gradi giorno di raffrescamento restituiscono un quadro di sostanziale stasi.

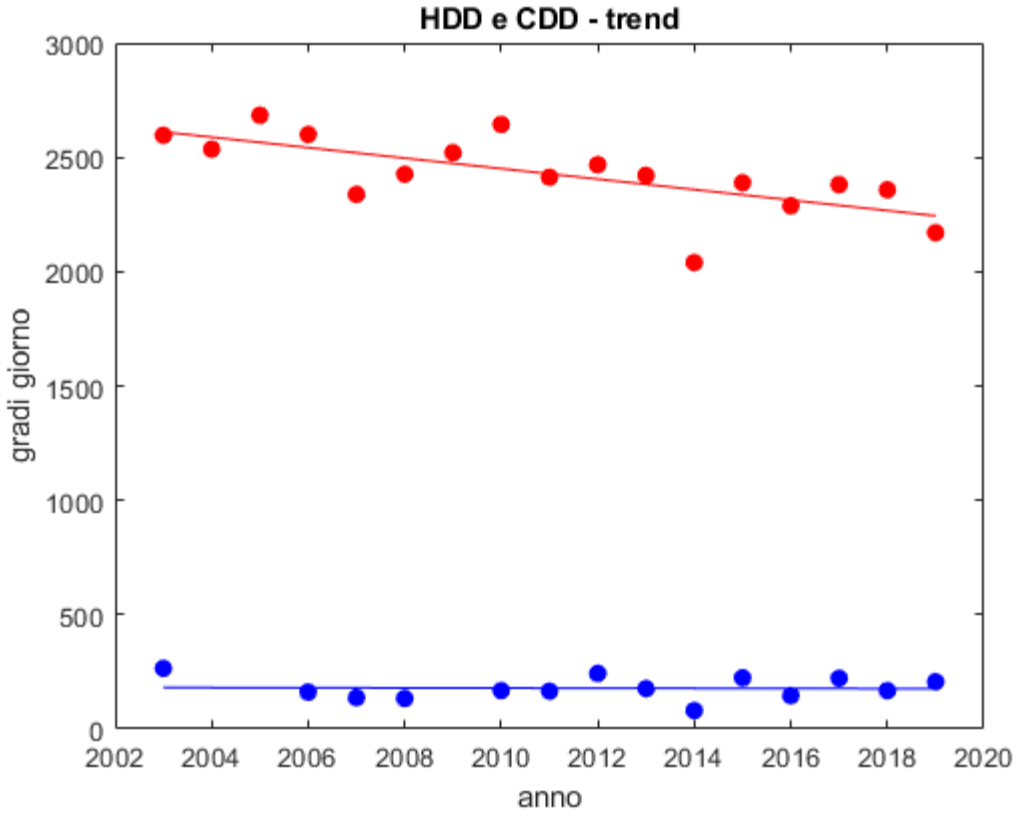


Figura 23. Serie storica dei gradi di giorno (pallini) di riscaldamento (in rosso) e di raffrescamento (in blu), e trend lineari di variazione nel tempo stimati (linee continue).

HDD	**Valore**	**Estremo inf**	**Estremo sup**
Pendenza (HDD anno^{-1})	-22.93	-36.01	-9.85
Intercetta (HDD)	48540	-	-

Tabella 61. Trend lineare di variazione stimato per i gradi giorno di riscaldamento. Sono riportati gli estremi inferiore e superiore dell'intervallo di confidenza al 95% per la pendenza della retta.

CDD	Valore	Estremo inf	Estremo sup
Pendenza (CDD anno^{-1})	-0.33	-6.74	6.08
Intercetta (CDD)	835	-	-

Tabella 62. Trend lineare di variazione stimato per i gradi giorno di raffrescamento. Sono riportati gli estremi inferiore e superiore dell'intervallo di confidenza al 95% per la pendenza della retta.

La costruzione del TRY e del ERY per la serie di interesse ha determinato la selezione dei seguenti anni per ogni singolo mese (vedi Tab. 63). Gli anni caratteristici risultano rappresentativi del periodo nel quale i dati sono disponibili (2003-2019, anno centrale: 2011).

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
TRY	2016	2015	2011	2017	2006	2014	2012	2018	2004	2012	2013	2004
ERY	2019	2019	2012	2007	2009	2019	2015	2012	2011	2017	2015	2015

Tabella 63. Anni selezionati per singolo mese nella costruzione degli anni caratteristici.

Sono stati calcolati alcuni indici climatologici annuali di cambiamento climatico appartenenti al set di indici ETCCDI (Fig. 24). I primi due indici mostrano una diminuzione, anche se non molto pronunciato, mentre il terzo e il quarto indice mostrano un leggero aumento. L'estensione limitata della serie può essere la probabile ragione del fatto che i trend non sono particolarmente pronunciati. La dispersione dei dati è piuttosto alta, segnale di una marcata variabilità interannuale di questi parametri.

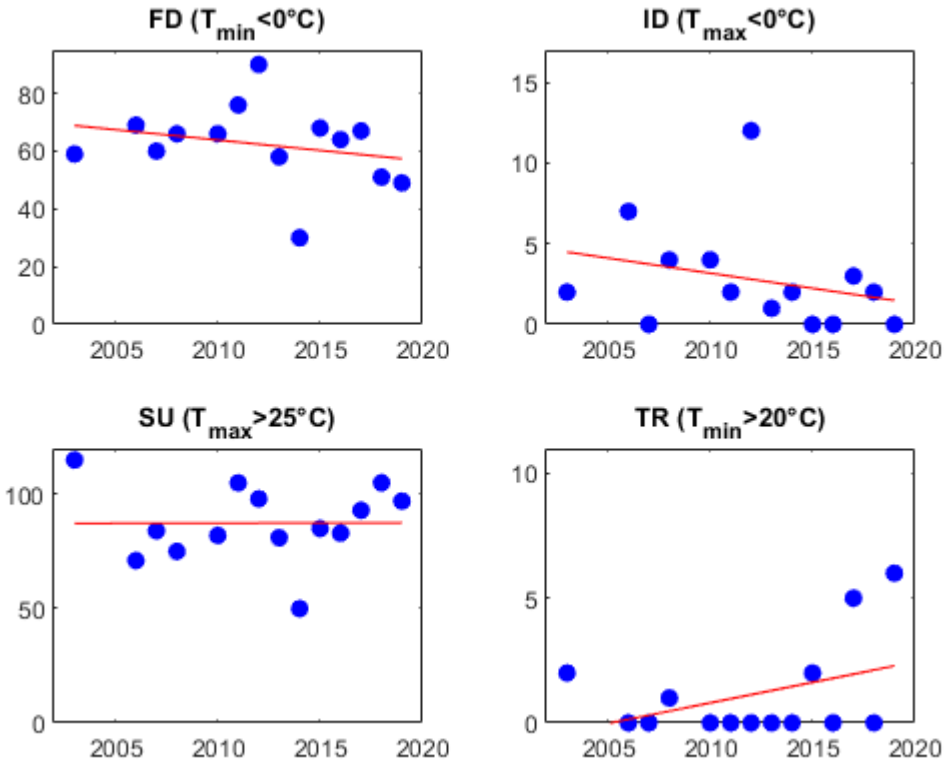


Figura 24. Serie storiche degli indici ETCCDI (in blu) e relativi trend lineari stimati (in rosso).

9. Stazione Cavedine (Fondazione E. Mach)

Stazione e disponibilità dei dati

La stazione di Cavedine si trova poco lontano dall'abitato di Cavedine, nella Val Cavedine, una valle laterale parallela alla Valle dei Laghi, ai piedi delle pendici occidentali del Monte Bondone. Considerati gli anni inclusi nell'analisi (minori della soglia dei 30 anni), l'anno base per questa serie, cioè l'anno centrale della stessa, è il 2010-2011 (vedi Tab. 64).

Coordinate	**Long.**	**Lat.**	**Quota**
	10.981014°	45.985001°	549 m s.l.m.
Temperatura	**Anno di inizio**	**Anno finale**	**Lunghezza**
	2002	2019	18 anni
Radiazione	**Anno di inizio**	**Anno finale**	**Lunghezza**
	2002	2019	18 anni

Tabella 64. Caratteristiche della stazione e delle serie storiche analizzate.

In seguito ai controlli di qualità dei dati di temperatura e radiazione, le disponibilità di dati validi per singolo mese risultano come di seguito riportato in Tab. 65 e 66 (si noti che i singoli mesi con meno del 90% di dati validi sono stati esclusi dalle successive analisi statistiche per assicurare la rappresentatività delle stesse).

	Gen.	**Feb.**	**Mar.**	**Apr.**	**Mag.**	**Giu.**	**Lug.**	**Ago.**	**Set.**	**Ott.**	**Nov.**	**Dic.**
2002	97%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2003	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	98%	100%	100%
2004	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2005	100%	100%	100%	80%	100%	100%	100%	98%	60%	100%	100%	100%
2006	100%	100%	92%	62%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2007	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%
2008	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2009	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2010	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2011	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2012	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2013	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2014	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2015	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2016	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2017	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2018	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2019	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Tabella 65. Disponibilità di dati validi di temperatura per singolo mese.

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
2002	98%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2003	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	98%	100%	100%
2004	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2005	100%	100%	100%	86%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%
2006	100%	100%	95%	73%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2007	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	99%	100%	100%	100%
2008	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%
2009	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2010	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2011	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2012	100%	100%	12%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	98%	100%
2013	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2014	100%	100%	82%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2015	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2016	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2017	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2018	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	17%
2019	75%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Tabella 66. Disponibilità di dati validi di radiazione per singolo mese.

La serie di temperatura non ha evidenziato particolari interruzioni, mancanze, errori sistematici o inomogeneità dei dati che la costituiscono, perciò, a seguito dei controlli di qualità, si è deciso di non escludere alcun dato. La serie di temperatura invece presenta alcuni brevi periodi caratterizzati da errori legati a offset notturno delle osservazioni, che sono stati manualmente esclusi dalle analisi seguenti. Il resto dei dati è stato incluso nelle analisi, nonostante alcuni sospetti di inomogeneità dei dati (es. lieve abbassamento dei valori negli ultimi anni possibilmente dovuto a deterioramento del sensore o sporcamento della cupola del radiometro).

Statistiche climatologiche di interesse.

Sono di seguito riportate alcune statistiche climatologiche di interesse in riferimento alla norma UNI 10349:2016 e allo studio dei consumi energetici degli edifici in base alla variabilità climatica. Le grandezze medie mensili riportate in Tab. 67 sono calcolate con un metodo robusto, ossia calcolando prima i cicli giornalieri medi mensili per singolo mese e solo in seguito la grandezza di interesse (media, minima, massima mensile o cumulata giornaliera), in maniera tale da ridurre l'influenza di dati mancanti o non validi. Infine, sono calcolate le medie sull'intero periodo di analisi.

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
Tmed	1.31	2.66	6.77	11.16	14.94	19.52	21.12	20.40	16.24	11.52	6.34	2.16
Tmin	-0.82	0.02	3.11	7.09	10.57	14.71	16.09	15.67	12.34	8.64	4.26	0.20
Tmax	6.04	7.25	11.57	15.48	19.25	23.98	26.17	25.68	21.43	16.26	10.58	6.87
DTR	6.86	7.23	8.46	8.39	8.68	9.27	10.07	10.01	9.09	7.62	6.32	6.67
IRmed	4.86	7.70	12.32	15.79	19.27	22.20	22.20	19.02	14.21	8.87	4.94	3.95

Tabella 67. Statistiche medie mensili per la stazione di analisi. Le temperature (Tmed, Tmin, Tmax, DTR - Diurnal Temperature Range) sono espresse in °C, mentre la radiazione giornaliera (IR) è espressa in MJ m^{-2} d^{-1}.

I trend lineari di variazione nel tempo delle statistiche mensili, basati sulle medie mensili per singolo anno, sono stati stimati assieme ai relativi intervalli di confidenza al 95% per i coefficienti di pendenza e intercetta della retta. Per interesse sono riportati solo i valori relativi al coefficiente di pendenza che identifica la variazione annuale legata (verosimilmente) al cambiamento climatico (Tab. 68).

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
Tmed	0.064	0.112	0.070	0.087	-0.065	0.022	0.073	0.096	0.068	0.098	0.051	0.078
Tmin	0.073	0.118	0.071	0.078	-0.019	0.003	0.053	0.076	0.079	0.059	0.062	0.054
Tmax	0.024	0.058	0.054	0.098	-0.092	0.024	0.088	0.128	0.080	0.165	0.030	0.188
DTR	-0.049	-0.059	-0.017	0.020	-0.073	0.021	0.036	0.052	0.000	0.106	-0.032	0.134
IRmed	0.001	-0.054	-0.037	0.039	-0.158	-0.020	0.010	0.070	-0.002	0.071	-0.020	0.031

Tabella 68. Coefficienti di dei trend lineari di variazione delle statistiche medie mensili riportate in Tab. 67 per il periodo di analisi. I trend delle temperature sono espressi in °C y^{-1}, mentre quelli di radiazione sono espressi in MJ m^{-2} d^{-1} y^{-1}.

I coefficienti di variazione delle statistiche di temperatura e i relativi intervalli inferiori e superiori di confidenza al 95% sono rappresentati in Fig. 25. L'analisi storica sul periodo disponibile evidenzia trend di aumento delle temperature stimati dell'ordine di 0.05-0.1°C $anno^{-1}$ afflitti da un'incertezza importante, tanto che gli intervalli di confidenza si spingono fino a includere variazioni negative. La variazione negativa stimata per il mese di maggio appare in contrasto con quanto stimato per gli altri mesi. Le temperature massime presentano un intervallo di confidenza più ampio e maggiore variabilità, quindi stime meno certe, rispetto agli altri parametri. Per l'escursione diurna di temperatura le stime sono abbastanza incerte (a cavallo dello zero).

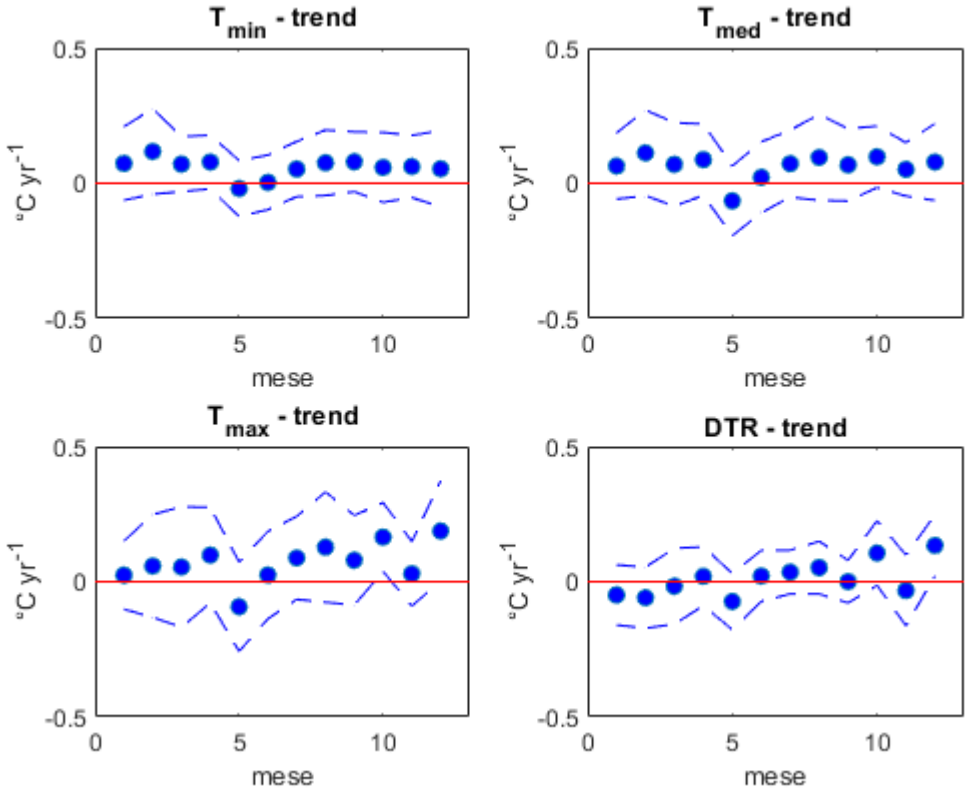


Figura 25. Coefficienti di variazione delle statistiche di temperatura mensili (pallini) e relativi intervalli inferiori e superiori di confidenza al 95% (linee tratteggiate).

Le temperature di progetto invernali e estive sono state ricavate dall'analisi dei percentili 1 e 99 rispettivamente dei valori di temperatura medi giornalieri singoli, suddivisi su base mensile e annuale. In particolare, la temperatura di progetto invernale coincide con il percentile P1 delle temperature medie giornaliere di gennaio, mentre la temperatura di progetto estiva è assunta pari al percentile P99 delle temperature medie giornaliere di luglio. I relativi coefficienti dei trend lineari evidenziati dai dati storici sono riportati per completezza (assieme agli estremi dell'intervallo di confidenza al 95%).

T progetto invernale: -5.54 °C

Coefficiente di variazione: 0.129 °C anno^{-1} [-0.035; 0.292]

T progetto estiva: 30.45 °C (DTR: 10.07 °C)

Coefficiente di variazione: 0.064 °C anno^{-1} [-0.111; 0.239]

Il calcolo dei gradi giorno di riscaldamento e raffrescamento è stato svolto per ogni singolo anno della serie storica, escludendo gli anni nei quali i mesi interessati appartenenti alla stagione del riscaldamento o del raffrescamento presentano meno del 90% di dati validi. I risultati sono rappresentati in Fig. 26, mentre i trend di variazione sono riportati in Tab. 69 e 70. È evidente una tendenza di riduzione dei gradi giorno di riscaldamento, mentre i gradi giorno di raffrescamento restituiscono un quadro di sostanziale stasi.

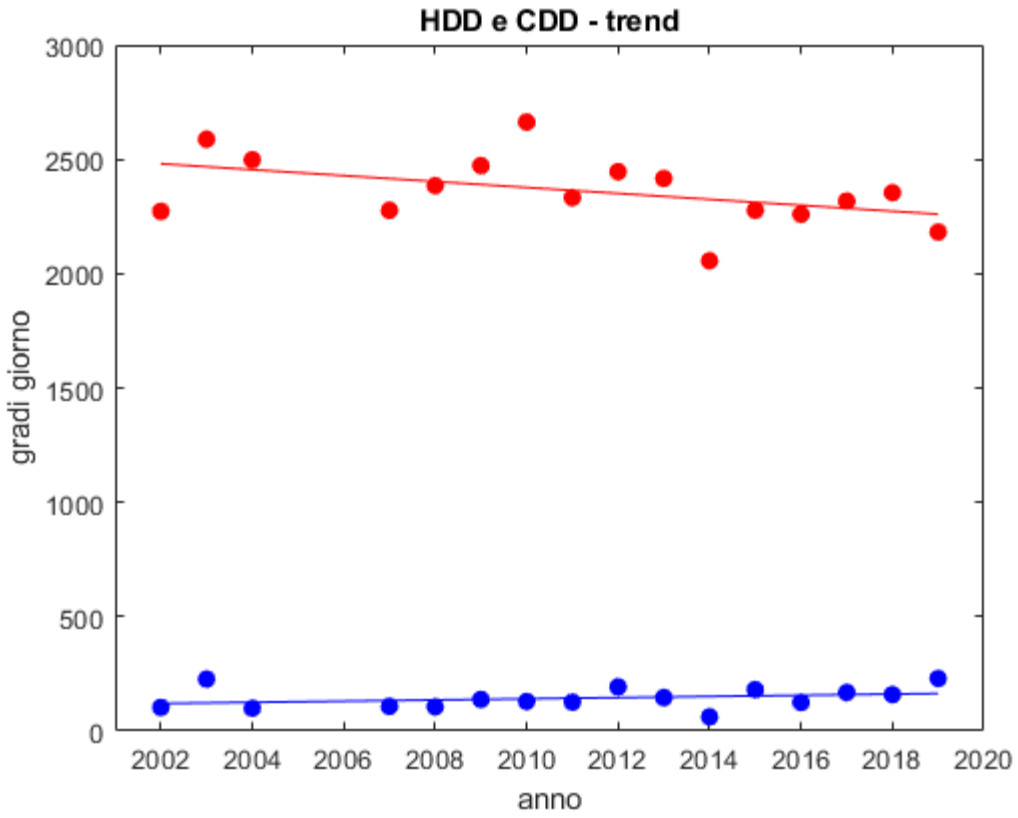


Figura 26. Serie storica dei gradi di giorno (pallini) di riscaldamento (in rosso) e di raffrescamento (in blu), e trend lineari di variazione nel tempo stimati (linee continue).

HDD	**Valore**	**Estremo inf**	**Estremo sup**
Pendenza (HDD anno^{-1})	-12.97	-27.44	1.51
Intercetta (HDD)	28441	-	-

Tabella 69. Trend lineare di variazione stimato per i gradi giorno di riscaldamento. Sono riportati gli estremi inferiore e superiore dell'intervallo di confidenza al 95% per la pendenza della retta.

CDD	Valore	Estremo inf	Estremo sup
Pendenza (CDD anno^{-1})	2.57	-2.24	7.38
Intercetta (CDD)	-5031	-	-

Tabella 70. Trend lineare di variazione stimato per i gradi giorno di raffrescamento. Sono riportati gli estremi inferiore e superiore dell'intervallo di confidenza al 95% per la pendenza della retta.

La costruzione del TRY e del ERY per la serie di interesse ha determinato la selezione dei seguenti anni per ogni singolo mese (vedi Tab. 71). Gli anni caratteristici risultano rappresentativi del periodo nel quale i dati sono disponibili (2002-2019, anno centrale: 2010-2011).

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
TRY	2003	2010	2008	2014	2012	2002	2012	2010	2004	2012	2010	2003
ERY	2014	2019	2019	2007	2009	2003	2015	2003	2011	2017	2015	2015

Tabella 71. Anni selezionati per singolo mese nella costruzione degli anni caratteristici.

Sono stati calcolati alcuni indici climatologici annuali di cambiamento climatico appartenenti al set di indici ETCCDI (Fig. 27). I primi due indici mostrano una leggera diminuzione, mentre il terzo e il quarto un leggero aumento. Queste tendenze, coerenti con il riscaldamento climatico, non sono particolarmente pronunciate probabilmente per l'estensione temporale limitata della serie. La dispersione dei dati è piuttosto alta, segnale di una marcata variabilità interannuale di questi parametri.

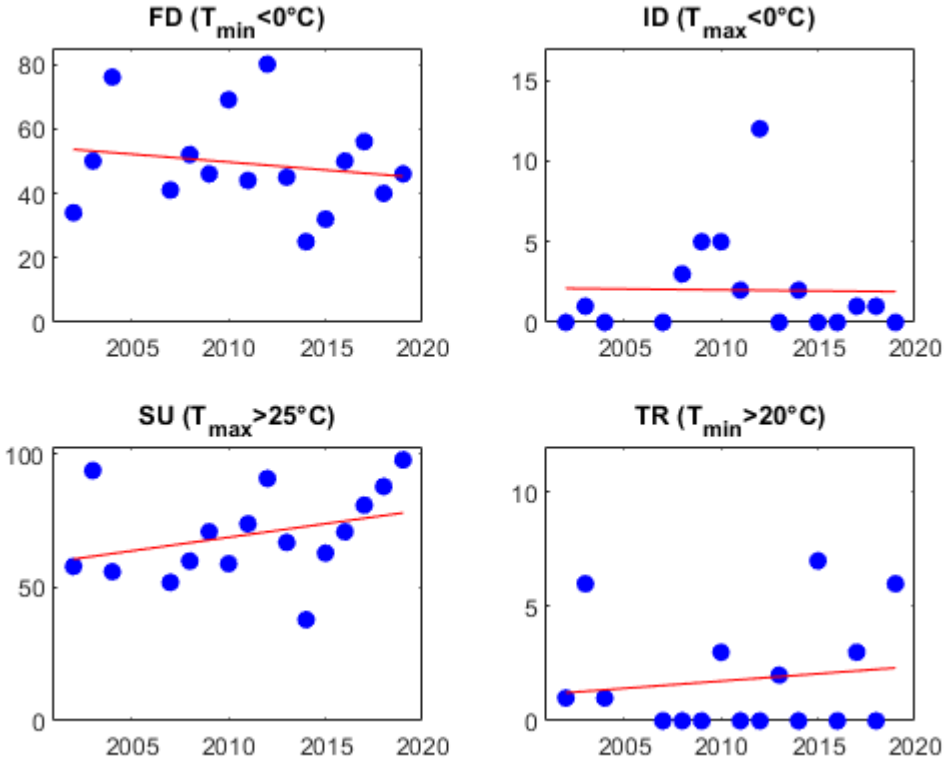


Figura 27. Serie storiche degli indici ETCCDI (in blu) e relativi trend lineari stimati (in rosso).

10. Stazione Cembra T0118 (Meteotrentino)

Stazione e disponibilità dei dati

La stazione di Cembra si trova ai margini dell'abitato di Cembra, in Val di Cembra. Considerati gli anni inclusi nell'analisi (minori della soglia dei 30 anni), l'anno base per questa serie considerando la disponibilità di dati di temperatura, cioè l'anno centrale della stessa, è il 2006-2007 (vedi Tab. 30).

Coordinate	**Long.**	**Lat.**	**Quota**
	11.217711°	46.170372°	652 m s.l.m.
Temperatura	**Anno di inizio**	**Anno finale**	**Lunghezza**
	1994	2019	26 anni
Radiazione	**Anno di inizio**	**Anno finale**	**Lunghezza**
	2003	2019	17 anni

Tabella 30. Caratteristiche della stazione e delle serie storiche analizzate.

In seguito ai controlli di qualità dei dati di temperatura e radiazione, le disponibilità di dati validi per singolo mese risultano come di seguito riportato in Tab. 31 e 32 (si noti che i singoli mesi con meno del 90% di dati validi sono stati esclusi dalle successive analisi statistiche per assicurare la rappresentatività delle stesse).

	Gen.	**Feb.**	**Mar.**	**Apr.**	**Mag.**	**Giu.**	**Lug.**	**Ago.**	**Set.**	**Ott.**	**Nov.**	**Dic.**
1994	31%	100%	100%	98%	100%	100%	100%	100%	100%	29%	45%	100%
1995	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	41%
1996	100%	100%	100%	72%	50%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
1997	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
1998	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	36%	58%	100%
1999	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2000	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	83%	99%
2001	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2002	100%	100%	100%	99%	99%	100%	100%	99%	100%	100%	99%	100%
2003	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	93%	100%
2004	100%	100%	98%	100%	100%	100%	94%	100%	100%	100%	99%	100%
2005	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	61%	74%	100%
2006	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	41%	96%
2007	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%
2008	100%	100%	100%	100%	92%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2009	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2010	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	98%	100%	99%	100%	100%
2011	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%
2012	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

2013	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2014	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2015	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2016	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2017	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2018	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2019	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Tabella 31. Disponibilità di dati validi di temperatura per singolo mese.

	Gen.	**Feb.**	**Mar.**	**Apr.**	**Mag.**	**Giu.**	**Lug.**	**Ago.**	**Set.**	**Ott.**	**Nov.**	**Dic.**
2003	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	4%	94%
2004	93%	97%	92%	89%	90%	90%	85%	88%	89%	93%	91%	90%
2005	88%	89%	90%	91%	92%	93%	92%	91%	90%	56%	66%	93%
2006	89%	92%	91%	91%	92%	91%	92%	89%	88%	89%	35%	87%
2007	89%	90%	93%	94%	96%	96%	97%	95%	96%	94%	89%	92%
2008	90%	93%	94%	94%	89%	96%	97%	96%	96%	95%	92%	91%
2009	91%	89%	92%	94%	95%	95%	95%	95%	95%	95%	91%	92%
2010	90%	90%	93%	94%	96%	96%	95%	93%	94%	95%	90%	90%
2011	88%	91%	95%	95%	96%	95%	97%	96%	97%	100%	100%	99%
2012	100%	100%	100%	99%	100%	99%	99%	99%	99%	100%	98%	99%
2013	99%	99%	99%	99%	99%	99%	100%	100%	100%	99%	99%	99%
2014	98%	99%	99%	99%	99%	99%	97%	99%	100%	99%	98%	100%
2015	99%	100%	100%	100%	99%	99%	99%	100%	99%	99%	100%	100%
2016	99%	100%	100%	100%	99%	99%	99%	99%	100%	100%	99%	100%
2017	99%	99%	100%	100%	100%	99%	100%	99%	98%	100%	99%	98%
2018	99%	100%	72%	100%	99%	100%	99%	100%	100%	98%	99%	100%
2019	99%	98%	100%	99%	100%	100%	99%	99%	99%	99%	97%	99%

Tabella 32. Disponibilità di dati validi di radiazione per singolo mese.

La serie di temperatura non ha evidenziato particolari interruzioni, mancanze, errori sistematici o inomogeneità dei dati che la costituiscono, perciò, a seguito dei controlli di qualità, si è deciso di non escludere alcun dato. La serie di radiazione inizia solo nel 2003, ed è completa solo a partire dal 2004, ma non presenta particolari problematiche. Tra il 2012 e il 2016 però le osservazioni mostrano valori leggermente più bassi che potrebbero far pensare a un problema legato al deterioramento del sensore o allo sporcamento della cupola del radiometro.

Statistiche climatologiche di interesse.

Sono di seguito riportate alcune statistiche climatologiche di interesse in riferimento alla norma UNI 10349:2016 e allo studio dei consumi energetici degli edifici in base alla variabilità

climatica. Le grandezze medie mensili riportate in Tab. 33 sono calcolate con un metodo robusto, ossia calcolando prima i cicli giornalieri medi mensili per singolo mese e solo in seguito la grandezza di interesse (media, minima, massima mensile o cumulata giornaliera), in maniera tale da ridurre l'influenza di dati mancanti o non validi. Infine, sono calcolate le medie sull'intero periodo di analisi.

	Gen.	**Feb.**	**Mar.**	**Apr.**	**Mag.**	**Giu.**	**Lug.**	**Ago.**	**Set.**	**Ott.**	**Nov.**	**Dic.**
Tmed	0.83	2.53	6.78	10.59	14.85	18.79	20.60	20.12	15.69	11.17	5.46	1.50
Tmin	-1.41	-0.61	2.55	6.14	10.25	13.89	15.46	15.17	11.50	8.01	3.31	-0.45
Tmax	4.83	7.37	12.41	15.84	19.84	23.97	26.18	25.90	21.13	16.07	9.12	5.05
DTR	6.24	7.98	9.86	9.70	9.59	10.08	10.73	10.73	9.64	8.06	5.81	5.49
IRmed	4.53	6.84	11.36	14.59	17.24	19.30	19.37	16.24	12.23	7.89	4.45	3.80

Tabella 33. Statistiche medie mensili per la stazione di analisi. Le temperature (Tmed, Tmin, Tmax, DTR - Diurnal Temperature Range) sono espresse in °C, mentre la radiazione giornaliera (IR) è espressa in MJ m^{-2} d^{-1}.

I trend lineari di variazione nel tempo delle statistiche mensili, basati sulle medie mensili per singolo anno, sono stati stimati assieme ai relativi intervalli di confidenza al 95% per i coefficienti di pendenza e intercetta della retta. Per interesse sono riportati solo i valori relativi al coefficiente di pendenza che identifica la variazione annuale legata (verosimilmente) al cambiamento climatico (Tab. 34).

	Gen.	**Feb.**	**Mar.**	**Apr.**	**Mag.**	**Giu.**	**Lug.**	**Ago.**	**Set.**	**Ott.**	**Nov.**	**Dic.**
Tmed	0.057	0.043	0.055	0.135	-0.016	0.093	0.058	0.066	0.075	0.035	0.071	0.071
Tmin	0.069	0.073	0.072	0.134	0.013	0.101	0.078	0.072	0.093	0.044	0.087	0.065
Tmax	0.049	0.003	0.041	0.151	-0.050	0.080	0.040	0.044	0.044	0.004	0.046	0.081
DTR	-0.021	-0.070	-0.031	0.017	-0.064	-0.020	-0.038	-0.028	-0.050	-0.040	-0.041	0.016
IRmed	0.028	-0.012	0.053	-0.035	-0.291	-0.049	-0.168	0.017	-0.035	0.011	-0.072	0.020

Tabella 34. Coefficienti di dei trend lineari di variazione delle statistiche medie mensili riportate in Tab. 33 per il periodo di analisi. I trend delle temperature sono espressi in °C y^{-1}, mentre quelli di radiazione sono espressi in MJ m^{-2} d^{-1} y^{-1}.

I coefficienti di variazione delle statistiche di temperatura e i relativi intervalli inferiori e superiori di confidenza al 95% sono rappresentati in Fig. 22. L'analisi storica sul periodo disponibile evidenzia trend di aumento delle temperature stimati dell'ordine di 0.05-0.1°C $anno^{-1}$ con gli intervalli di confidenza che indicano che la variazione positiva è statisticamente abbastanza certa. Le temperature massime presentano un intervallo di confidenza più ampio, quindi stime meno certe, rispetto agli altri parametri. La temperatura del mese di maggio presenta un

comportamento diverso da quello degli altri mesi, con una tendenza nulla o leggermente negativa. Per l'escursione diurna di temperatura le stime sono abbastanza incerte (a cavallo dello zero).

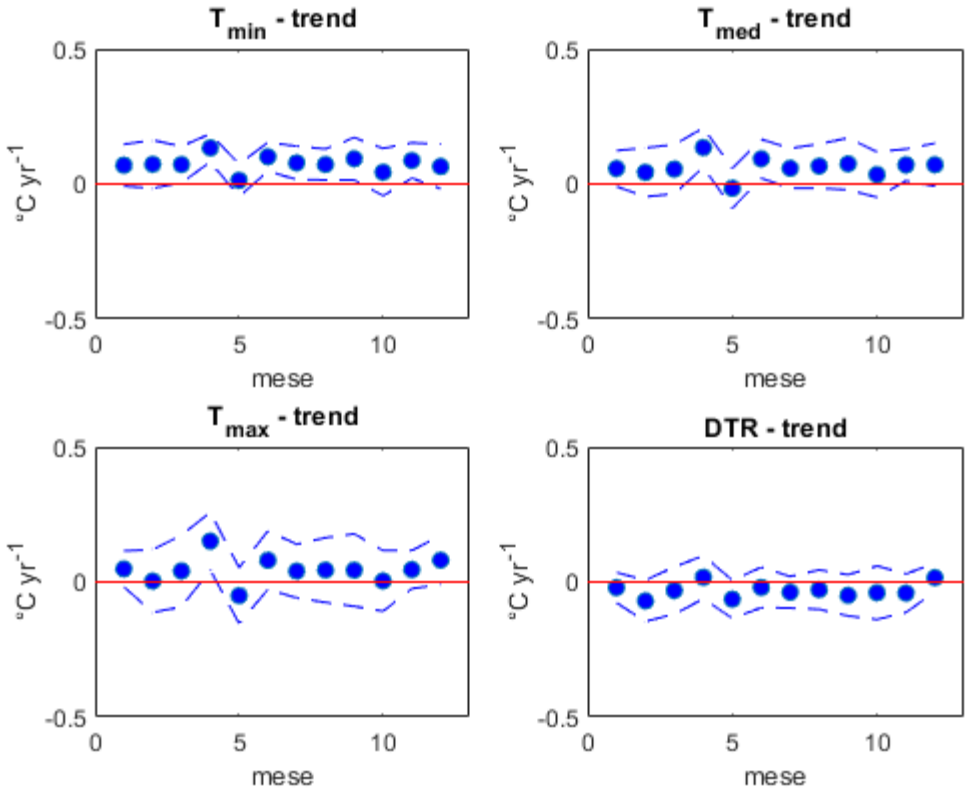


Figura 28. Coefficienti di variazione delle statistiche di temperatura mensili (pallini) e relativi intervalli inferiori e superiori di confidenza al 95% (linee tratteggiate).

Le temperature di progetto invernali e estive sono state ricavate dall'analisi dei percentili 1 e 99 rispettivamente dei valori di temperatura medi giornalieri singoli, suddivisi su base mensile e annuale. In particolare, la temperatura di progetto invernale coincide con il percentile P1 delle temperature medie giornaliere di gennaio, mentre la temperatura di progetto estiva è assunta pari al percentile P99 delle temperature medie giornaliere di luglio. I relativi coefficienti dei trend lineari evidenziati dai dati storici sono riportati per completezza (assieme agli estremi dell'intervallo di confidenza al 95%).

T progetto invernale: -6.35 °C

Coefficiente di variazione: 0.093 °C anno^{-1} [-0.022; 0.209]

T progetto estiva: 30.70 °C (DTR: 10.73 °C)

Coefficiente di variazione: 0.036 °C anno^{-1} [-0.067; 0.140]

Il calcolo dei gradi giorno di riscaldamento e raffrescamento è stato svolto per ogni singolo anno della serie storica, escludendo gli anni nei quali i mesi interessati appartenenti alla stagione del riscaldamento o del raffrescamento presentano meno del 90% di dati validi. I risultati sono rappresentati in Fig. 29, mentre i trend di variazione sono riportati in Tab. 35 e 36. È evidente una tendenza di riduzione dei gradi giorno di riscaldamento, mentre i gradi giorno di raffrescamento restituiscono un quadro di sostanziale stasi.

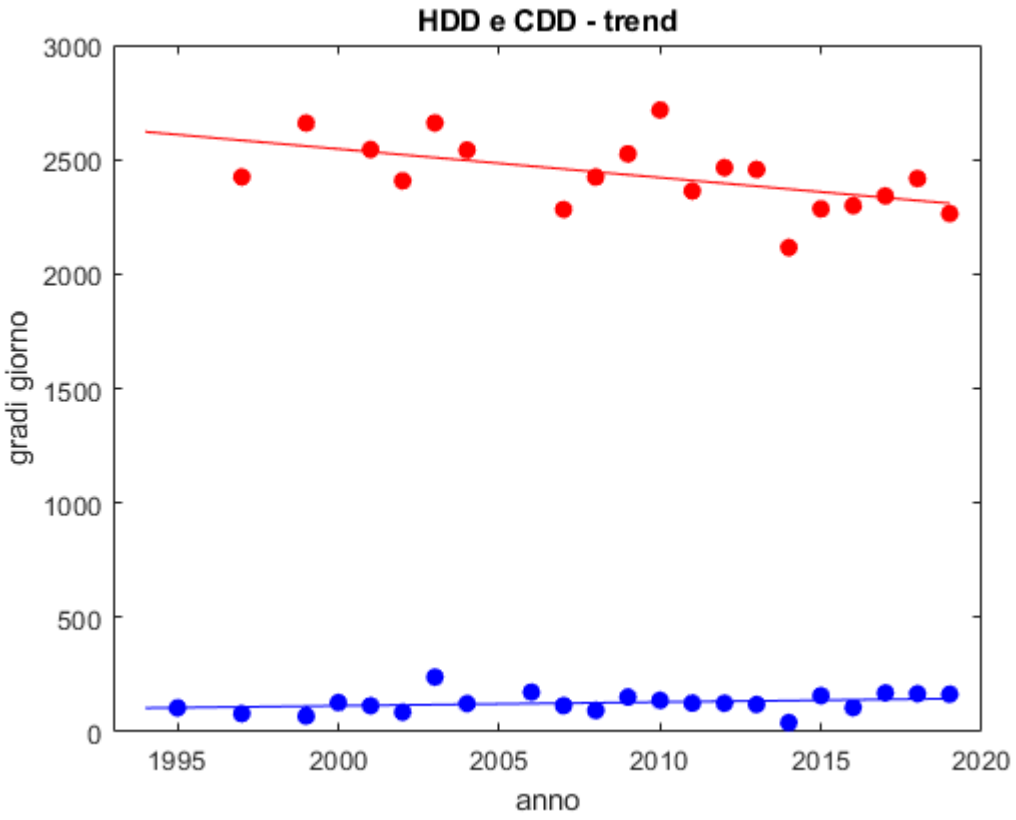


Figura 29. Serie storica dei gradi di giorno (pallini) di riscaldamento (in rosso) e di raffrescamento (in blu), e trend lineari di variazione nel tempo stimati (linee continue).

HDD	**Valore**	**Estremo inf**	**Estremo sup**
Pendenza (HDD anno^{-1})	-12.51	-22.34	-2.69
Intercetta (HDD)	27571	-	-

Tabella 35. Trend lineare di variazione stimato per i gradi giorno di riscaldamento. Sono riportati gli estremi inferiore e superiore dell'intervallo di confidenza al 95% per la pendenza della retta.

CDD	Valore	Estremo inf	Estremo sup
Pendenza (CDD anno^{-1})	1.63	-1.06	4.32
Intercetta (CDD)	-3148	-	-

Tabella 36. Trend lineare di variazione stimato per i gradi giorno di raffrescamento. Sono riportati gli estremi inferiore e superiore dell'intervallo di confidenza al 95% per la pendenza della retta.

La costruzione del TRY e del ERY per la serie di interesse ha determinato la selezione dei seguenti anni per ogni singolo mese (vedi Tab. 37). Gli anni caratteristici risultano rappresentativi del periodo nel quale i dati sono disponibili (2004-2019 per la temperatura, anno centrale: 2011-2012).

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
TRY	2013	2004	2008	2006	2006	2007	2019	2010	2013	2016	2016	2004
ERY	2012	2019	2012	2007	2009	2006	2006	2009	2018	2009	2015	2016

Tabella 37. Anni selezionati per singolo mese nella costruzione degli anni caratteristici.

Sono stati calcolati alcuni indici climatologici annuali di cambiamento climatico appartenenti al set di indici ETCCDI (Fig. 30). I primi due indici diminuiscono nel tempo, mentre il terzo e il quarto presentano un aumento negli anni, coerentemente con il quadro di riscaldamento climatico. Tuttavia, la dispersione dei dati è piuttosto alta, segnale di una marcata variabilità interannuale di questi parametri, e assieme alla durata limitata della serie questo non permette di osservare trend significativi come per altre stazioni con serie storiche più estese.

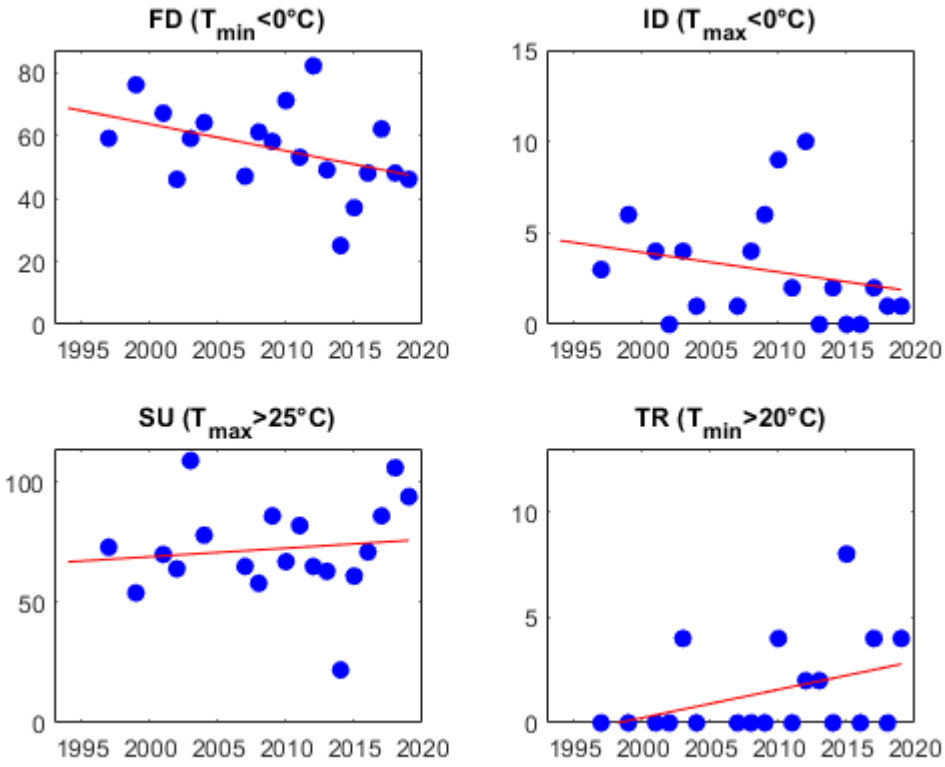


Figura 30. Serie storiche degli indici ETCCDI (in blu) e relativi trend lineari stimati (in rosso).

11. Stazione Cles (Fondazione E. Mach)

Stazione e disponibilità dei dati

La stazione di Cles si trova nell'abitato di Cles, in Val di Non, poco lontano dalle rive del Lago di S.Giustina. Considerati gli anni inclusi nell'analisi (maggiori della soglia dei 30 anni), l'anno base per questa serie, cioè l'anno centrale della stessa, è il 2001 (vedi Tab. 80).

Coordinate	**Long.**	**Lat.**	**Quota**
	11.039959°	46.361172°	652 m s.l.m.
Temperatura	**Anno di inizio**	**Anno finale**	**Lunghezza**
	1983	2019	37 anni
Radiazione	**Anno di inizio**	**Anno finale**	**Lunghezza**
	1983	2019	37 anni

Tabella 80. Caratteristiche della stazione e delle serie storiche analizzate.

In seguito ai controlli di qualità dei dati di temperatura e radiazione, le disponibilità di dati validi per singolo mese risultano come di seguito riportato in Tab. 81 e 82 (si noti che i singoli mesi con meno del 90% di dati validi sono stati esclusi dalle successive analisi statistiche per assicurare la rappresentatività delle stesse).

	Gen.	**Feb.**	**Mar.**	**Apr.**	**Mag.**	**Giu.**	**Lug.**	**Ago.**	**Set.**	**Ott.**	**Nov.**	**Dic.**
1983	53%	99%	98%	96%	97%	97%	89%	85%	82%	97%	96%	99%
1984	98%	100%	94%	98%	99%	99%	98%	99%	99%	100%	100%	99%
1985	97%	99%	100%	100%	99%	99%	98%	100%	97%	84%	99%	100%
1986	100%	97%	100%	100%	100%	99%	99%	96%	92%	92%	100%	100%
1987	99%	91%	96%	99%	98%	99%	95%	99%	95%	98%	99%	99%
1988	99%	100%	100%	100%	99%	100%	99%	93%	99%	99%	100%	100%
1989	99%	100%	100%	100%	100%	100%	98%	100%	100%	100%	100%	100%
1990	100%	100%	97%	100%	99%	100%	99%	100%	93%	99%	99%	97%
1991	100%	99%	100%	100%	99%	88%	100%	99%	99%	100%	100%	100%
1992	100%	100%	99%	99%	99%	99%	99%	82%	100%	100%	100%	100%
1993	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%
1994	100%	100%	100%	100%	100%	99%	99%	100%	100%	100%	100%	100%
1995	99%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	99%	100%	98%
1996	98%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	98%
1997	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
1998	100%	99%	100%	99%	100%	99%	99%	96%	96%	99%	99%	100%
1999	98%	98%	97%	89%	99%	99%	99%	86%	99%	100%	100%	100%
2000	100%	100%	100%	98%	97%	90%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2001	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%
2002	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

2003	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	93%	100%	99%	98%
2004	97%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2005	98%	95%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2006	100%	100%	100%	87%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%
2007	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%
2008	100%	100%	100%	100%	99%	100%	99%	99%	100%	100%	100%	46%
2009	60%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2010	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2011	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	98%	100%	100%	97%
2012	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2013	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2014	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2015	100%	100%	100%	100%	100%	95%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2016	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%
2017	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2018	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%
2019	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Tabella 81. Disponibilità di dati validi di temperatura per singolo mese.

	Gen.	**Feb.**	**Mar.**	**Apr.**	**Mag.**	**Giu.**	**Lug.**	**Ago.**	**Set.**	**Ott.**	**Nov.**	**Dic.**
1983	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
1984	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
1985	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
1986	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
1987	0%	0%	0%	0%	0%	82%	95%	99%	95%	98%	99%	99%
1988	99%	100%	100%	100%	99%	100%	99%	93%	99%	99%	99%	100%
1989	99%	100%	100%	100%	100%	100%	98%	100%	100%	100%	100%	100%
1990	100%	100%	97%	100%	99%	100%	99%	100%	93%	100%	99%	97%
1991	99%	99%	100%	100%	100%	62%	100%	99%	99%	100%	100%	100%
1992	100%	100%	99%	99%	99%	99%	99%	82%	100%	100%	100%	100%
1993	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%
1994	100%	100%	100%	100%	100%	99%	99%	100%	100%	100%	100%	100%
1995	99%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	99%	100%	98%
1996	98%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	98%
1997	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%
1998	100%	99%	100%	99%	100%	99%	99%	95%	97%	99%	99%	100%
1999	91%	98%	97%	89%	99%	99%	99%	86%	99%	100%	100%	100%
2000	100%	100%	100%	98%	70%	0%	60%	100%	100%	100%	100%	100%
2001	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%
2002	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2003	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	93%	100%	99%	98%
2004	97%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

2005	98%	95%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2006	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%
2007	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%
2008	100%	100%	100%	100%	99%	100%	99%	99%	100%	100%	100%	46%
2009	60%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2010	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2011	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	98%	100%	100%	97%
2012	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2013	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2014	100%	100%	100%	100%	3%	0%	0%	35%	100%	100%	100%	100%
2015	100%	100%	100%	100%	100%	95%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2016	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%
2017	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2018	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%
2019	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Tabella 82. Disponibilità di dati validi di radiazione per singolo mese.

La serie di temperatura non ha evidenziato particolari interruzioni, mancanze, errori sistematici o inomogeneità dei dati che la costituiscono, perciò, a seguito dei controlli di qualità, si è deciso di non escludere alcun dato. La serie di radiazione invece presenta un problema sistematico nei primi 5 anni, legato al troncamento anomalo dei valori registrati sopra una certa soglia. Inoltre, i mesi centrali dell'anno 2014 sono caratterizzati da valori bassi in maniera anomala (forse a causa dello sporcamento della cupola del radiometro). Questi valori sono quindi stati esclusi dalle analisi successive (e riducono il dataset disponibile per la determinazione di TRY e ERY).

Statistiche climatologiche di interesse.

Sono di seguito riportate alcune statistiche climatologiche di interesse in riferimento alla norma UNI 10349:2016 e allo studio dei consumi energetici degli edifici in base alla variabilità climatica. Le grandezze medie mensili riportate in Tab. 83 sono calcolate con un metodo robusto, ossia calcolando prima i cicli giornalieri medi mensili per singolo mese e solo in seguito la grandezza di interesse (media, minima, massima mensile o cumulata giornaliera), in maniera tale da ridurre l'influenza di dati mancanti o non validi. Infine, sono calcolate le medie sull'intero periodo di analisi.

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
Tmed	-0.08	1.67	6.03	9.84	14.25	17.90	20.01	19.51	15.26	10.35	4.36	0.55
Tmin	-3.05	-2.06	1.22	4.78	8.91	12.21	14.29	14.10	10.65	6.79	1.57	-2.07
Tmax	5.01	7.12	11.94	15.30	19.57	23.28	25.66	25.39	21.00	15.68	9.13	5.25
DTR	8.06	9.17	10.71	10.51	10.66	11.08	11.37	11.29	10.36	8.89	7.56	7.33
IRmed	5.34	8.16	12.61	15.68	18.52	20.63	20.77	18.08	13.48	8.45	5.13	4.31

Tabella 83. Statistiche medie mensili per la stazione di analisi. Le temperature (Tmed, Tmin, Tmax, DTR - Diurnal Temperature Range) sono espresse in °C, mentre la radiazione giornaliera (IR) è espressa in MJ m^{-2} d^{-1}.

I trend lineari di variazione nel tempo delle statistiche mensili, basati sulle medie mensili per singolo anno, sono stati stimati assieme ai relativi intervalli di confidenza al 95% per i coefficienti di pendenza e intercetta della retta. Per interesse sono riportati solo i valori relativi al coefficiente di pendenza che identifica la variazione annuale legata (verosimilmente) al cambiamento climatico (Tab. 84).

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
Tmed	0.049	0.050	0.065	0.108	0.069	0.138	0.070	0.064	0.044	0.053	0.070	0.030
Tmin	0.054	0.059	0.063	0.099	0.063	0.126	0.059	0.067	0.043	0.052	0.088	0.030
Tmax	0.028	0.031	0.062	0.114	0.064	0.146	0.081	0.058	0.041	0.048	0.030	0.025
DTR	-0.025	-0.028	-0.001	0.015	0.001	0.020	0.021	-0.009	-0.002	-0.004	-0.057	-0.004
IRmed	0.029	0.033	0.067	0.136	0.074	0.192	0.142	0.100	0.098	0.085	0.005	0.030

Tabella 84. Coefficienti di dei trend lineari di variazione delle statistiche medie mensili riportate in Tab. 83 per il periodo di analisi. I trend delle temperature sono espressi in °C y^{-1}, mentre quelli di radiazione sono espressi in MJ m^{-2} d^{-1} y^{-1}.

I coefficienti di variazione delle statistiche di temperatura e i relativi intervalli inferiori e superiori di confidenza al 95% sono rappresentati in Fig. 31. L'analisi storica sul periodo disponibile evidenzia trend di aumento delle temperature stimati dell'ordine di 0.05-0.15 °C $anno^{-1}$ con gli intervalli di confidenza che indicano che la variazione positiva è statisticamente certa, grazie alla lunghezza della serie e all'affidabilità delle stime che ne consegue. Le temperature massime presentano un intervallo di confidenza più ampio, quindi stime meno certe, rispetto agli altri parametri. Per l'escursione diurna di temperatura le stime sono abbastanza incerte (a cavallo dello zero).

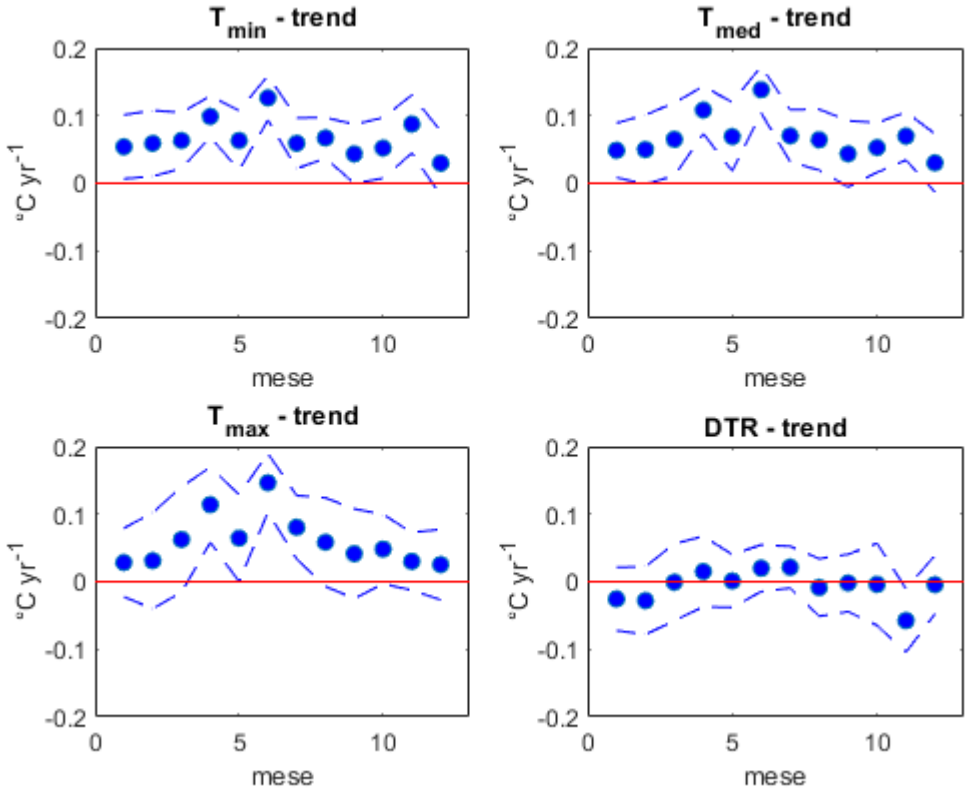


Figura 31. Coefficienti di variazione delle statistiche di temperatura mensili (pallini) e relativi intervalli inferiori e superiori di confidenza al 95% (linee tratteggiate).

Le temperature di progetto invernali e estive sono state ricavate dall'analisi dei percentili 1 e 99 rispettivamente dei valori di temperatura medi giornalieri singoli, suddivisi su base mensile e annuale. In particolare, la temperatura di progetto invernale coincide con il percentile P1 delle temperature medie giornaliere di gennaio, mentre la temperatura di progetto estiva è assunta pari al percentile P99 delle temperature medie giornaliere di luglio. I relativi coefficienti dei trend lineari evidenziati dai dati storici sono riportati per completezza (assieme agli estremi dell'intervallo di confidenza al 95%).

T progetto invernale: -7.95 °C

Coefficiente di variazione: 0.097 °C anno^{-1} [0.020; 0.173]

T progetto estiva: 29.84 °C (DTR: 11.37 °C)

Coefficiente di variazione: 0.102 °C anno^{-1} [0.060; 0.144]

Il calcolo dei gradi giorno di riscaldamento e raffrescamento è stato svolto per ogni singolo anno della serie storica, escludendo gli anni nei quali i mesi interessati appartenenti alla stagione del riscaldamento o del raffrescamento presentano meno del 90% di dati validi. I risultati sono rappresentati in Fig. 32, mentre i trend di variazione sono riportati in Tab. 85 e 86. È evidente una tendenza di riduzione dei gradi giorno di riscaldamento, mentre i gradi giorno di raffrescamento restituiscono un quadro di crescita, anche se più limitata in valore assoluto.

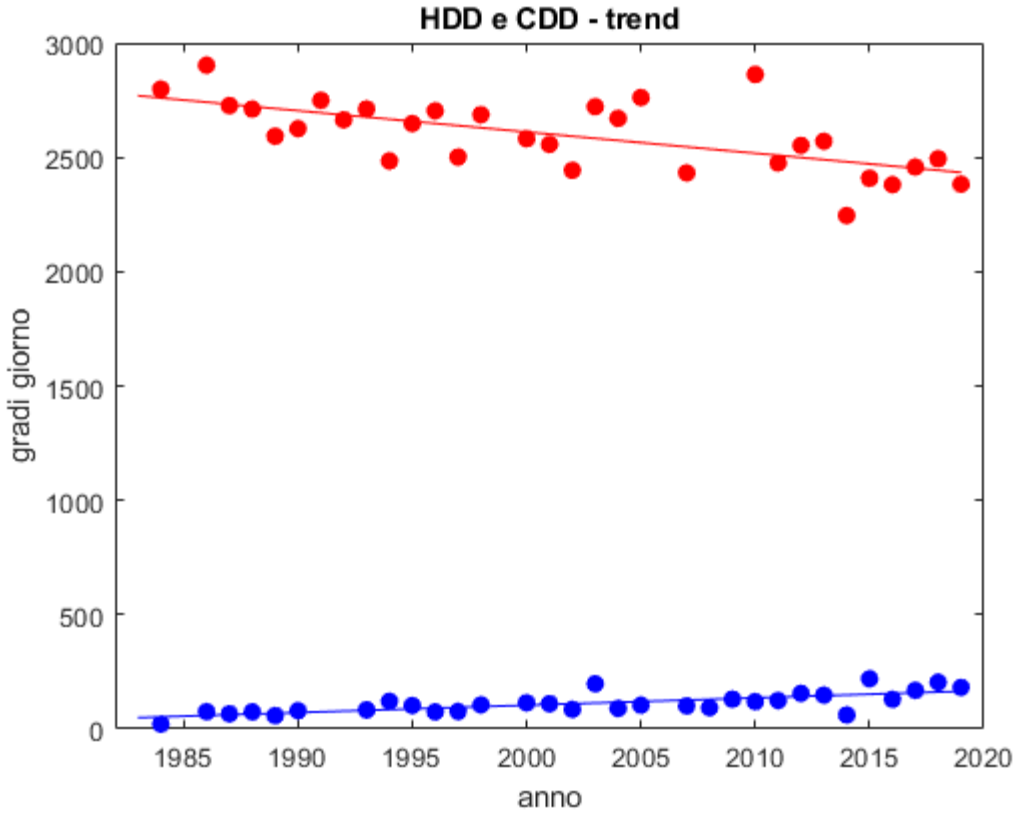


Figura 32. Serie storica dei gradi di giorno (pallini) di riscaldamento (in rosso) e di raffrescamento (in blu), e trend lineari di variazione nel tempo stimati (linee continue).

HDD	**Valore**	**Estremo inf**	**Estremo sup**
Pendenza (HDD anno^{-1})	-9.31	-13.47	-5.15
Intercetta (HDD)	21231	-	-

Tabella 85. Trend lineare di variazione stimato per i gradi giorno di riscaldamento. Sono riportati gli estremi inferiore e superiore dell'intervallo di confidenza al 95% per la pendenza della retta.

CDD	Valore	Estremo inf	Estremo sup
Pendenza (CDD anno^{-1})	3.20	2.06	4,34
Intercetta (CDD)	-6295	-	-

Tabella 86. Trend lineare di variazione stimato per i gradi giorno di raffrescamento. Sono riportati gli estremi inferiore e superiore dell'intervallo di confidenza al 95% per la pendenza della retta.

La costruzione del TRY e del ERY per la serie di interesse ha determinato la selezione dei seguenti anni per ogni singolo mese (vedi Tab. 87). Gli anni caratteristici risultano rappresentativi del periodo nel quale i dati sono disponibili (1983-2019 per la temperatura, anno centrale: 2001).

	Gen.	Feb.	Mar.	Apr.	Mag.	Giu.	Lug.	Ago.	Set.	Ott.	Nov.	Dic.
TRY	2003	2018	2008	2002	1997	1994	2005	1998	2015	2015	2016	2011
ERY	2007	2019	2012	2007	2009	2019	2015	2003	2018	2018	2015	2015

Tabella 87. Anni selezionati per singolo mese nella costruzione degli anni caratteristici.

Sono stati calcolati alcuni indici climatologici annuali di cambiamento climatico appartenenti al set di indici ETCCDI (Fig. 33). È evidente come il primo indice diminuisca in maniera pronunciata nel tempo, mentre il terzo presenta un pronunciato aumento negli anni. Il secondo e il quarto indice non evidenziano tendenze altrettanto chiare e coerenti con la tendenza di riscaldamento climatico. La dispersione dei dati è piuttosto alta, segnale di una marcata variabilità interannuale di questi parametri, ma la lunghezza della serie permette di stimare trend più rappresentativi che per altre serie di dati.

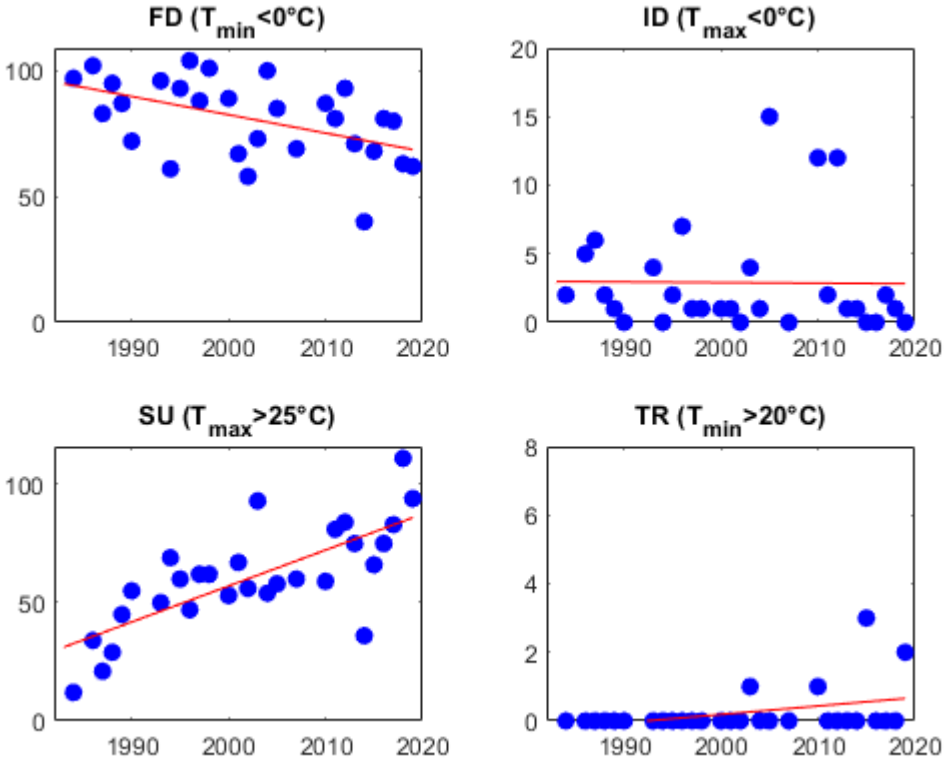


Figura 33. Serie storiche degli indici ETCCDI (in blu) e relativi trend lineari stimati (in rosso).

Considerazioni generali

Variazione delle temperature medie mensili

I coefficienti di variazione nel tempo (pendenze) dei trend lineari di temperatura media mensile per tutte le stazioni analizzate sono inclusi nel box plot di Fig. 34. Con l'esclusione del mese di maggio, la significatività dei valori stimati per le diverse stazioni per il trend di riscaldamento è evidente: la distribuzione dei valori rimane grossomodo nell'intervallo 0.05-0.010 °C anno^{-1}, e comunque sopra lo zero (ossia con valori sempre positivi), con pochi valori anomali (outlier). Questo quadro è coerente con quanto determinato per le stazioni con le serie temporalmente più estese. Il mese di maggio evidenzia un comportamento diverso da quello di tutti gli altri mesi, con una predominanza di tendenze stimate negative o nulle, cioè di diminuzione della temperatura (evidenziate in maniera particolare dall'analisi delle serie più brevi) e un range di variabilità delle stime molto ampio. Questa osservazione appare sistematica, seppur associata ad un periodo di analisi più breve del trentennio climatologicamente significativo. Si noti che le considerazioni fatte non includono i valori degli intervalli di confidenza per le tendenze stimate.

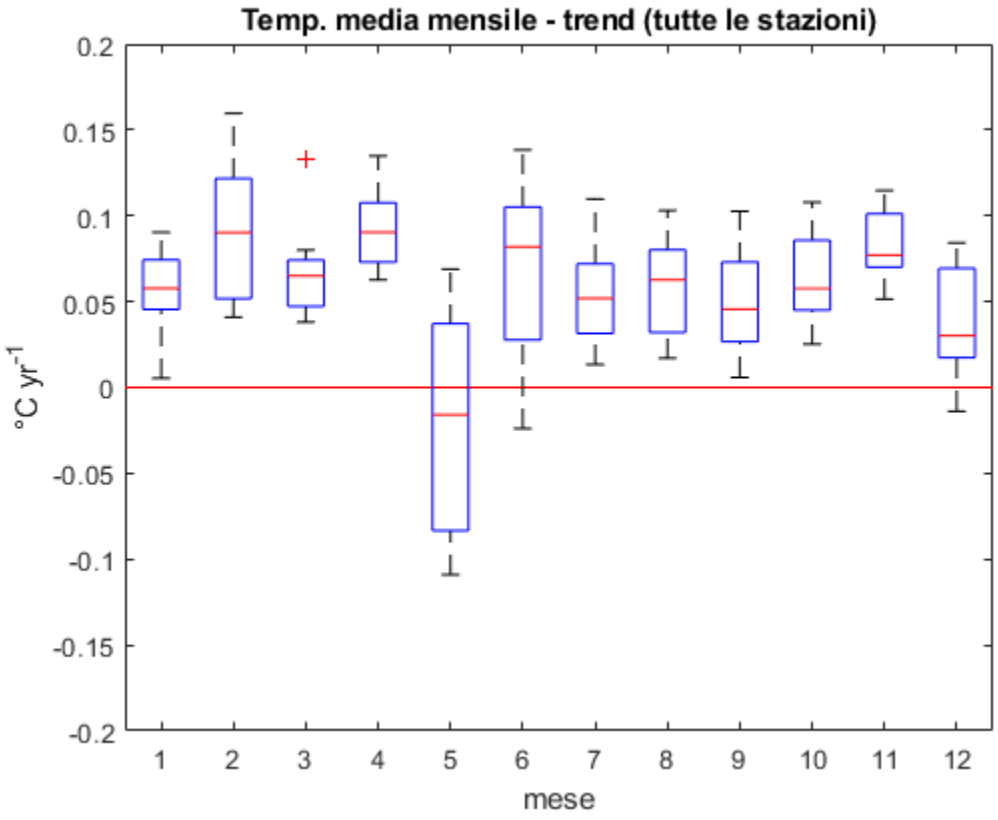


Figura 34. Box plot dell'insieme dei coefficienti dei trend lineari di temperatura media mensile per tutte le stazioni analizzate.

Variazione dei gradi giorno

Di seguito si riportano i grafici delle serie storiche dei valori di gradi giorno di riscaldamento raggruppati per fasce altimetriche:

- 0-100 m (Fig. 35)
- 100-300 m (Fig. 36)
- 300-500 m (Fig. 37)
- 500-700 m (Fig. 38).

Il confronto grafico tra stazioni appartenenti alle stesse fasce altimetriche rivela un buon accordo dei risultati, indipendentemente dalla lunghezza della serie storica analizzata. Questo conferma l'attendibilità della tendenza di diminuzione dei gradi giorno di riscaldamento stimato (e coerente con l'aumento delle temperature). È ovvio che invece i trend lineari stimati presentino pendenze (e intervalli di confidenza) diverse a seconda dell'estensione della serie utilizzata per stimarli. In particolare, si devono considerare come maggiormente significative le tendenze stimate sulla base delle serie con estensione maggiore di 30 anni.

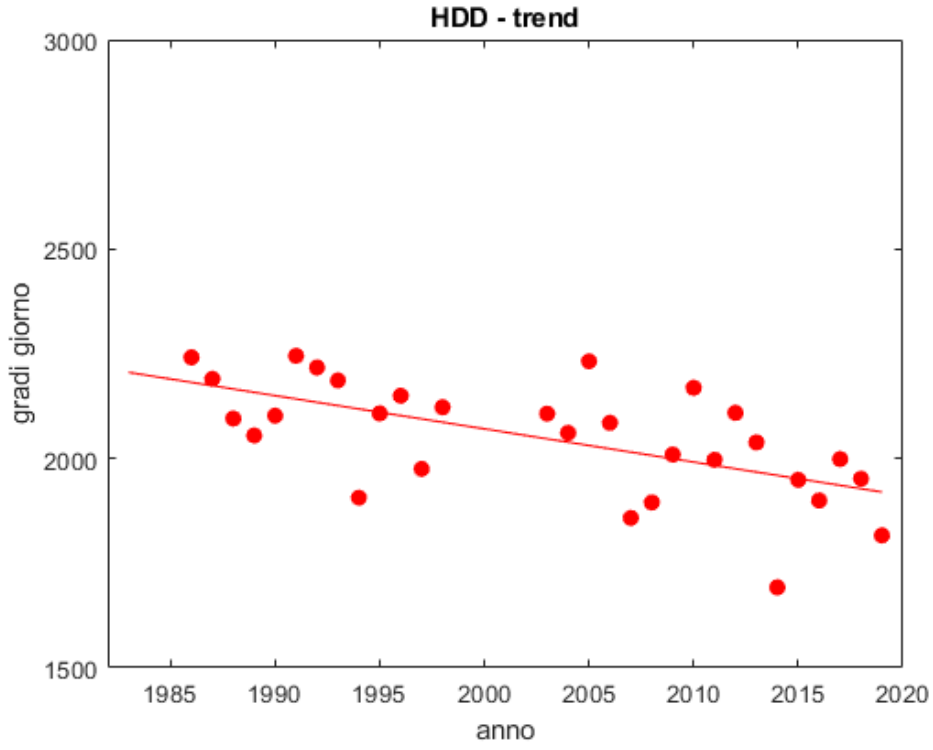


Figura 35. Serie storiche di HDD per le stazioni della fascia altimetrica 0-100m m.s.l. (in rosso la stazione di Arco) e relativi trend lineari stimati.

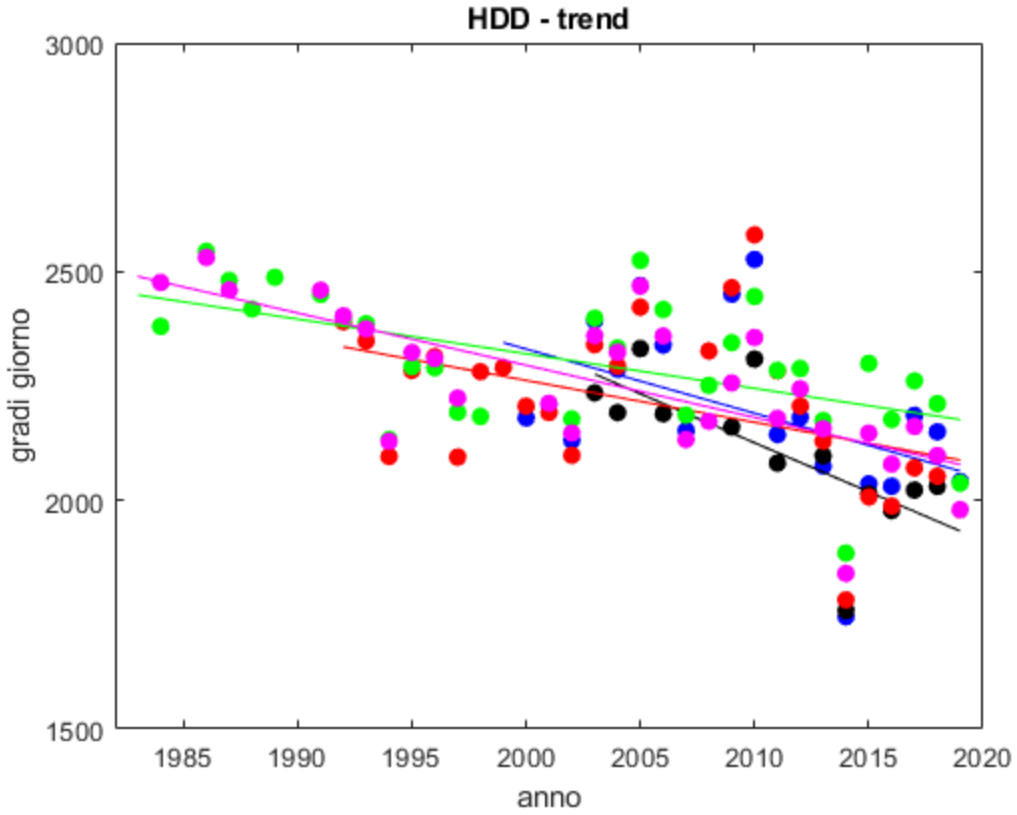


Figura 36. Serie storiche di HDD per le stazioni della fascia altimetrica 100-300 m m.s.l. (in blu la stazione di Rovereto FEM, in rosso la stazione di Rovereto Meteotrentino, in magenta la stazione di Trento Sud, in verde la stazione di San Michele all'Adige, in nero la stazione di Molino Vittoria) e relativi trend lineari stimati.

La stazione di Arco, nella fascia altitudinale più bassa, fornisce una stima del trend di diminuzione dei gradi giorno di riscaldamento di circa 8 HDD anno^{-1}.

Per la fascia altitudinale tra 100 e 300 m m.s.l. (per la quale sono presenti più stazioni che per altre fasce, in virtù del fatto che essa ospita i maggiori centri urbani e la maggior parte della popolazione provinciale), si noti la concordanza del rate di diminuzione dei gradi giorno per le stazioni con le serie più estese (Rovereto Meteotrentino, Trento Sud, San Michele all'Adige; Fig. 36), per le quali i trend stimati hanno circa la stessa magnitudine (dell'ordine di -10 HDD anno^{-1}). Le serie più brevi presentano stime del trend di diminuzione dei gradi giorno di riscaldamento più elevate in valore assoluto per minori durate (circa -15 e -20 HDD anno^{-1}). Questo sembrerebbe suggerire un'accelerazione della tendenza al riscaldamento negli ultimi anni rispetto ai decenni precedenti.

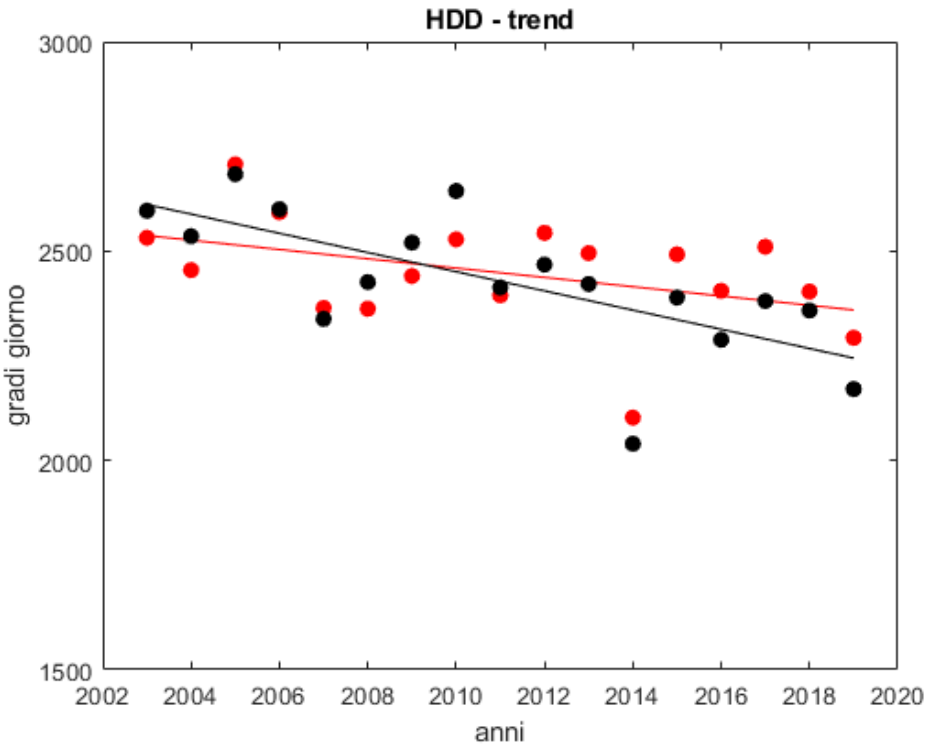


Figura 37. Serie storiche di HDD per le stazioni della fascia altimetrica 300-500 m m.s.l. (in rosso la stazione di Storo e in nero la stazione di Telve) e relativi trend lineari stimati.

Le due stazioni in Fig. 37 (nella fascia tra 300 e 500 m m.s.l.) restituiscono due valori differenti per la tendenza di diminuzione dei gradi giorno di riscaldamento nonostante abbiano la stessa estensione temporale, circa -11 e -23 HDD anno^{-1}. Si sottolinea il fatto che le due serie hanno entrambe durata inferiore ai 30 anni, pertanto i trend stimati presentano intervalli di confidenza abbastanza ampi e affidabilità relativamente bassa.

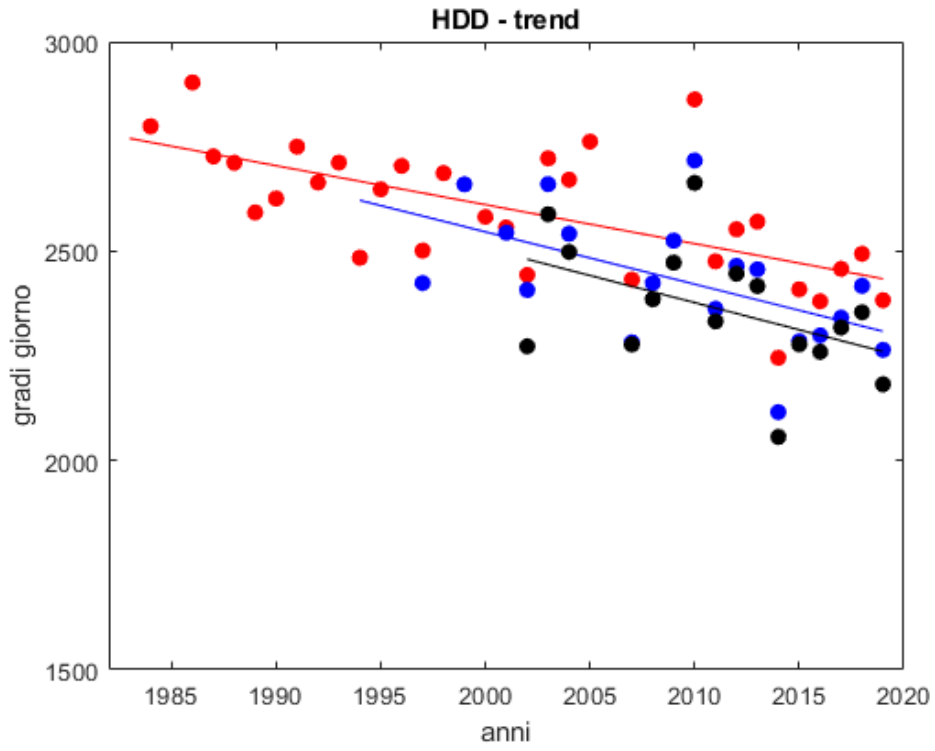


Figura 38. Serie storiche di HDD per le stazioni della fascia altimetrica 500-700 m m.s.l. (in rosso la stazione di Cles, in nero la stazione di Cavedine, in blu la stazione di Cembra) e relativi trend lineari stimati.

Le stazioni per la fascia altimetrica più elevata (Fig. 38) evidenziano trend di diminuzione più rilevanti in valore assoluto per le serie più brevi, con valori che variano tra -9 e -13 HDD anno^{-1}, circostanza che pare suggerire nuovamente un'accelerazione del riscaldamento negli ultimi anni.

In conclusione, per il periodo di analisi (1983-2019) è possibile affermare che la tendenza alla riduzione dei gradi giorno di riscaldamento (trascurando la variabilità climatica locale e i diversi microclimi urbani e non) è verosimilmente dell'ordine dei -10 HDD anno^{-1}, con la tendenza ad un'accelerazione negli ultimi anni che può arrivare fino ai -20 HDD anno^{-1}. Questi risultati sono in buon accordo con quanto evidenziato dalla letteratura scientifica: il rapporto "Climate change, impacts and vulnerability in Europe 2016" (EEA, 2017) indica per il periodo 1981-2014 un trend di riduzione medio di -9.9 HDD anno^{-1}, particolarmente pronunciato sulle Alpi e le regioni baltiche e scandinave; il sito web della EEA, aggiornato nel 2019, riporta un dato leggermente minore per il periodo 1981-2017, ossia -6.5 HDD anno^{-1}, (www.eea.europa.eu/data-and-maps/indicators/heating-degree-days-2/assessment); Spinoni et al. (2015) stimano una riduzione di -5.8 HDD anno^{-1} per il periodo 1981-2010 per la regione alpine; nello studio di ISPRA (2017) le variazioni previste rispetto al periodo 2001-2015 per la zona climatica che include le Alpi sono

comprese tra -6 e -11% al 2030 (cioè tra -5 e -13 HDD anno^{-1} circa, per valori medi di HDD pari a 2000-2500 HDD nel periodo 2001-2015); in Spinoni et al. (2018) i trend previsti per il 21° secolo per la Provincia di Trento sono compresi tra -4 e -12 HDD anno^{-1}.

La tendenza all'aumento dei gradi giorno di raffrescamento (CDD) appare di interpretazione generale meno semplice, anche a causa dei valori piuttosto ridotti assunti da tale variabile (specialmente per le stazioni alle quote più elevate) e dell'elevata variabilità interannuale del dato, due fattori che in combinazione rendono più complessa l'individuazione di un trend chiaro e affidabile. Dovendo fornire una stima, possiamo verosimilmente ipotizzare una tendenza all'aumento dell'ordine al massimo dei 5 CDD anno^{-1}. Tale ipotesi non contempla la variabilità locale legata agli effetti meteorologici tipicamente urbani (come l'isola di calore urbano) e alla loro variazione nel quadro dell'aumento generale delle temperature. Le stime segnalate dalla letteratura scientifica per le variazioni di gradi giorno di raffrescamento sono di 1.2 CDD anno^{-1} per il periodo 1981-2014 (EEA, 2017), 0.9 CDD anno^{-1} per il periodo 1981-2017 (www.eea.europa.eu/data-and-maps/indicators/heating-degree-days-2/assessment), 0.9 CDD anno^{-1} per il periodo 1950-2010 (Spinoni et al., 2015), tra 2 e 4 CDD anno^{-1} nel corso del 21° secolo secondo le proiezioni (Spinoni et al. 2018).

Variazione degli estremi di temperatura e radiazione

In relazione alle tendenze di variazione degli estremi di temperatura e radiazione, l'analisi delle tendenze dei percentili mensili P5 e P95 (calcolati sulla base dei valori medi giornalieri), rispettivamente associabili ai valori medi mensili minimi e massimi, ha permesso di verificare l'ottima corrispondenza con le variazioni delle quantità medie per la temperatura. Si veda in Fig. 40 l'ottima sovrapposizione tra i coefficienti di pendenza dei trend lineari di P5, temperatura minima e temperatura media mensili (pannello in alto a destra), e P95, temperatura massima e temperatura media mensili (pannello in alto a sinistra). Tale osservazione suggerisce la possibilità di utilizzare per le temperature le tendenze stimate per le quantità medie mensili anche per le quantità che identificano gli estremi.

Per quanto riguarda la radiazione cumulata giornaliera, a seconda delle durata delle serie, sono stati individuate tendenze più o meno affidabili dei percentili: in generale, per le serie più brevi non è osservata una chiara tendenza (gli intervalli di confidenza, più ampi per il percentile P5 che per P95, cadono generalmente a cavallo dello zero), mentre le serie più lunghe suggeriscono

i) un verosimile leggero incremento generalizzato (osservato in tutti i mesi, ma con valori minori per i mesi più freddi) del percentile P95 (cioè degli estremi superiori) dell'ordine al massimo di 0.1-0.2 MJ m^{-2} d^{-1} $anno^{-1}$ nei mesi estivi (cioè dell'ordine di circa 1/100 del valore medio mensile assoluto; cf. Fig. 40, pannello in basso a sinistra), ii) mentre i percentili mensili P5 (cioè gli estremi inferiori) presentano variazioni statisticamente affidabili solo nei mesi estivi, dell'ordine di 0.2-0.3 MJ m^{-2} d^{-1} $anno^{-1}$, e variazioni nulle negli altri mesi (cf. Fig. 40, pannello in basso a destra). La variazione stimata per la rispettiva variabile media mensile (in magenta in Fig. 40) corrisponde abbastanza bene alla variazione stimata per il P95 ma non per il P5. In conclusione, la scarsità di informazioni statisticamente certe su questo aspetto e le molte problematiche che affliggono i dati di radiazione (più esposti a inomogeneità ed errori rispetto ai dati di temperatura) inducono ad essere molto cauti sulle tendenze della variabile radiazione sopra descritte, sia per i valori medi che per gli estremi, rispetto alla variabile temperatura.

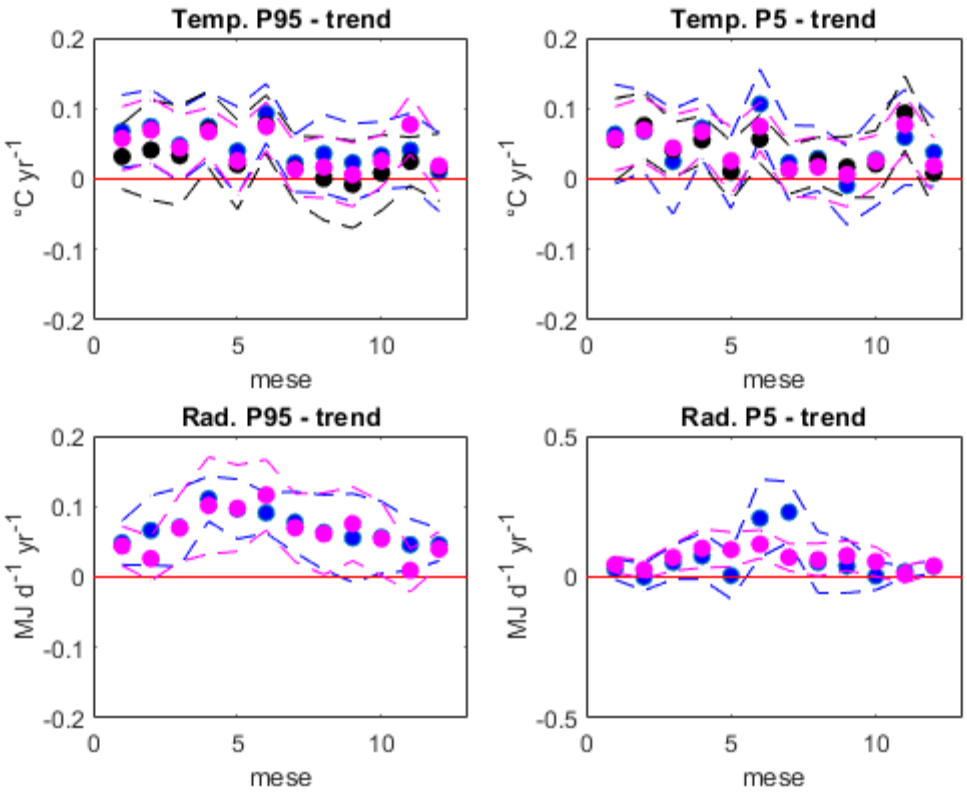


Figura 40. Coefficienti di variazione lineare (e rispettivi intervalli di confidenza) stimati per i percentili P95 (estremo superiore) e P5 (estremo inferiore) di temperatura (pannelli superiori) e radiazione (pannelli inferiori) in blu. Nei pannelli superiori sono riportati per confronto i coefficienti di variazione della temperatura media mensile (in magenta) e massima (pannello di sinistra) oppure minima (pannello di destra) in nero. Nei pannelli inferiori è riportata solo la variazione della radiazione cumulata giornaliera media mensile (in magenta). La stazione analizzata è San Michele all'Adige.

Variazione degli indici di cambiamento climatico (ETCCDI)

Per quanto concerne gli indici ETCCDI considerati, quasi tutte le stazioni restituiscono un quadro coerente, nonostante l'elevata variabilità interannuale evidenziata da tali parametri e la troppo breve lunghezza di alcune serie di dati impediscano di avere quadri certi per alcuni indici e alcune stazioni. Tali tendenze sono declinate diversamente in funzione della quota e del microclima locale, ma in generale si osserva: i) una diminuzione degli indici FD e ID, particolarmente evidente e chiaro per FD, ossia degli indici associati alle condizioni estreme di temperatura più bassa, ii) un aumento degli indici SU e TR, particolarmente evidente e chiaro per SU, ossia degli indici legati alle condizioni estreme di temperatura più elevata. Si veda per esempio Fig. 39, nella quale sono stati accostati i risultati di tale analisi per le tre stazioni che coprono la fascia altitudinale 500-700 m s.l.m.: la serie più lunga restituisce un quadro molto chiaro per FD e SU, meno per ID e TR (complici anche i valori piuttosto ridotti assunti da tali indici e la variabilità interannuale che maschera un'eventuale tendenza), e le serie più corte appaiono coerenti ad essa nel periodo di sovrapposizione. Tale quadro concorda perfettamente con il contesto di aumento generale delle temperature evidenziato dalle analisi statistiche, portando a una diminuzione dei giorni e delle notti freddi e a un aumento di quelli caldi.

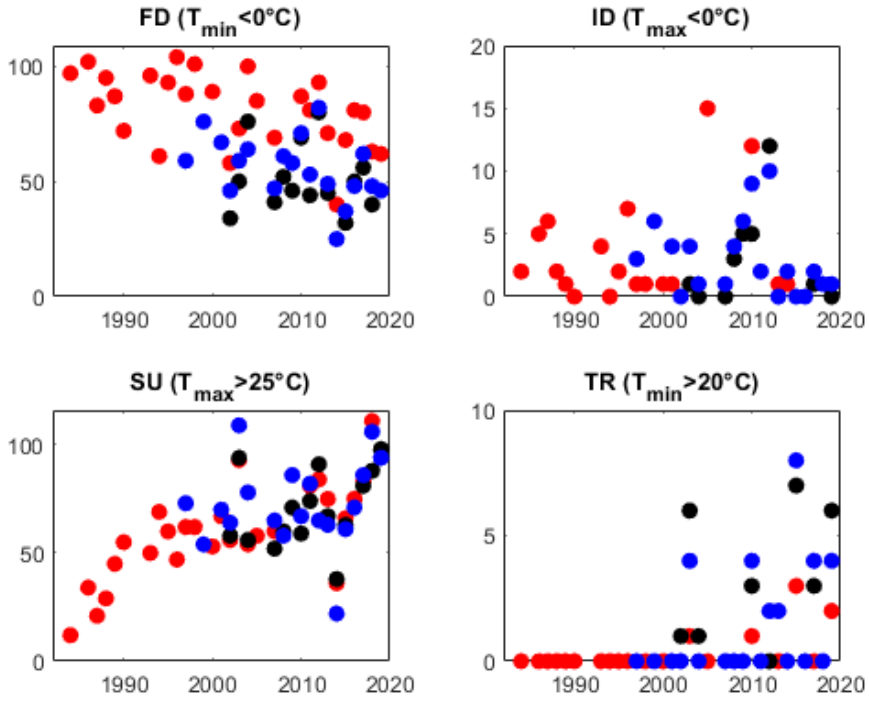


Figura 39. Andamento storico degli indici ETCCDI per le stazioni di Cles (in rosso), Cembra (in blu) e Cavedine (in nero).

Bibliografia

http://etccdi.pacificclimate.org/index.shtml

http://storico.meteotrentino.it/web.htm

https://climatlas.fbk.eu

https://meteo.fmach.it/meteo/index.php

www.eea.europa.eu/data-and-maps/indicators/heating-degree-days-2/assessment

www.fmach.it

www.ing.unitn.it/~prometeo/home.htm

www.meteotrentino.it

EEA (2017): Climate change, impacts and vulnerability in Europe 2016. An indicator-based report. EEA Report No 1/2017.

Estévez, J., P. Gavilán, J.V. Giráldez, 2011: Guidelines on validation procedures for meteorological data from automatic weather stations. Journal of Hydrology, 402, 1-2, 144-154, DOI: 10.1016/j.jhydrol.2011.02.031.

ISPRA (2017): Consumi energetici e heating degree days (HDD) a confronto. Proiezioni al 2050 degli HDD in differenti scenari climatici. Rapporto 277/2017, ISBN 978-88-448-0875-4.

Laiti, L., D. Andreis, F. Zottele, L. Giovannini, L. Panziera, G. Toller, D. Zardi, 2014: A Solar Atlas for the Trentino Region in the Alps: Quality Control of Surface Radiation Data. Energy Procedia, 59, 336-343, DOI: 10.1016/j.egypro.2014.10.386.

Pernigotto, G., A. Prada, A. Gasparella. 2020: Extreme Reference Years for Building Energy Performance Simulation. Journal of Building Performance Simulation, 13(2), 152-166. DOI: 10.1080/19401493.2019.1585477.

Peterson, T.C., 2005: Climate Change Indices. WMO Bulletin, 54 (2), 83-86.

Spinoni, J., J. Vogt, P. Barbosa (2015): European degree-day climatologies and trends for the period 1951-2011. Int. J. Climatol., 35, pp. 25-36, 10.1002/joc.3959

Spinoni, J., J.V. Vogt, P. Barbosa, A. Dosio, N. McCormick, A. Bigano, H.M. Füssel (2018): Changes of heating and cooling degree-days in Europe from 1981 to 2100. Int. J. Climatol., 10.1002/joc.5362

UNI 10349-1:2016. Riscaldamento e raffrescamento degli edifici - Dati climatici - Parte 1: Medie mensili per la valutazione della prestazione termo-energetica dell'edificio e metodi per

ripartire l’irradianza solare nella frazione diretta e diffusa e per calcolare l’irradianza solare su di una superficie inclinata.

UNI 10349-3:2016. Riscaldamento e raffrescamento degli edifici - Dati climatici - Parte 3: Differenze di temperatura cumulate (gradi giorno) ed altri indici sintetici.

UNI/TR 10349-2:2016. Riscaldamento e raffrescamento degli edifici - Dati climatici - Parte 2: Dati di progetto.

WMO (World Meteorological Organization), 2008: Guide to Meteorological Instruments and Methods of Observations. WMO-No.8, Geneva, Switzerland.