WORKSHOP DIGHE E TERRITORIO — LA REALTÀ DEL TRENTINO · TRENTO, 8 OTTOBRE 2026

Evoluzione degli strumenti previsionali per gli apporti idrici e delle metodologie per la gestione ottimale della risorsa

UNI TN – DICAM

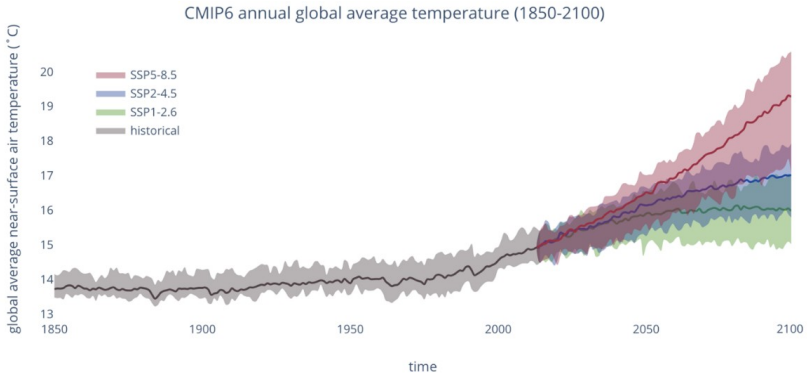
Diego Avesani — Gruppo di Idrologia, DICAM, Università di Trento

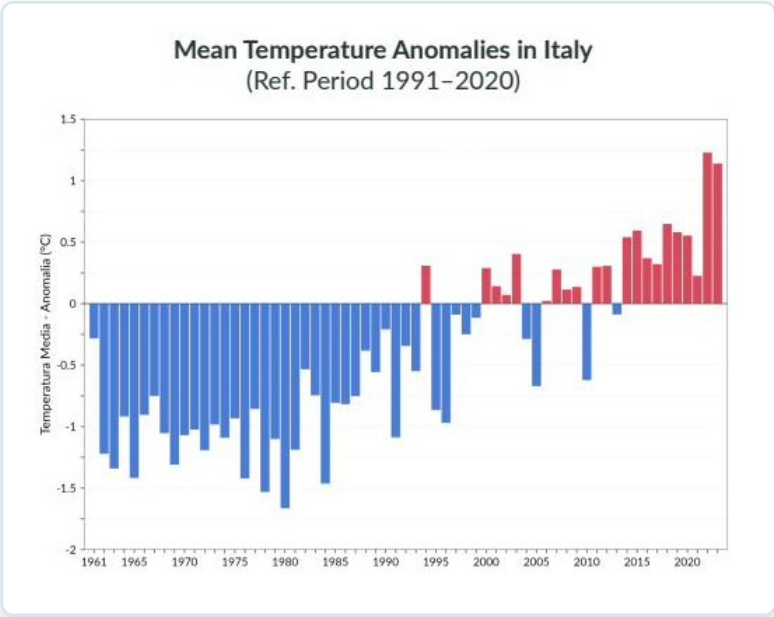
Hydrology & Water Resources Engineering Lab

IL CONTESTO

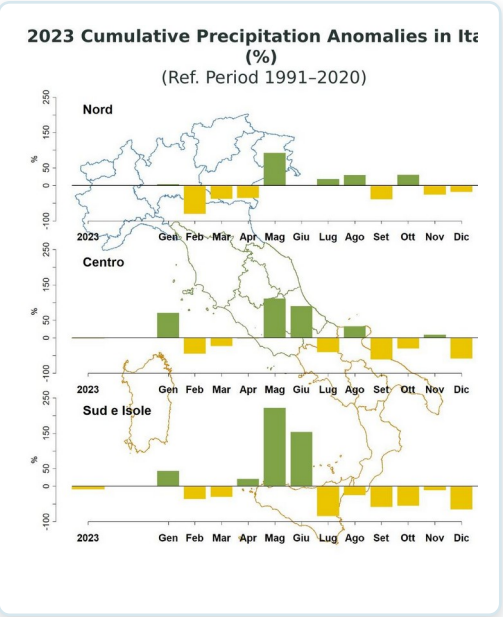
Un clima che è già cambiato

- Temperature medie in aumento, in modo sempre più marcato dagli anni 2010
- Eventi estremi su entrambi i fronti: alluvioni intense e periodi di siccità severa
- I dati mostrano un vero e proprio cambio di regime, con un'alternanza più netta tra surplus e deficit
- I bacini alpini (a forte componente nivale) sono particolarmente sensibili





Anomalie di temperatura media in Italia, 1961–2023 (ISPRA)



Anomalie cumulate di precipitazione, 2023, per macroarea (ISPRA)

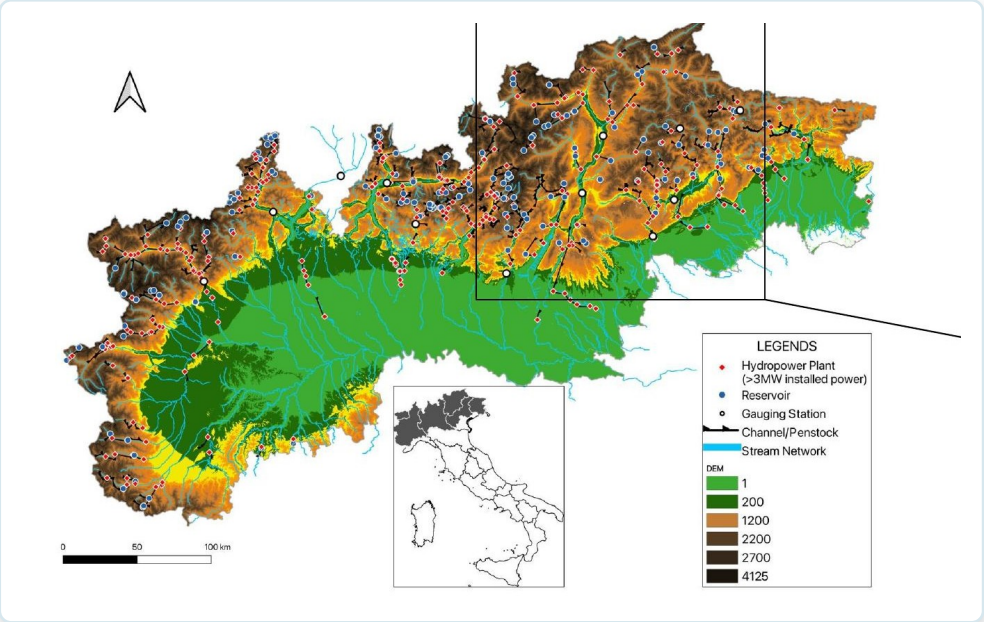
La complessità del contesto alpino

1/3 della popolazione italiana

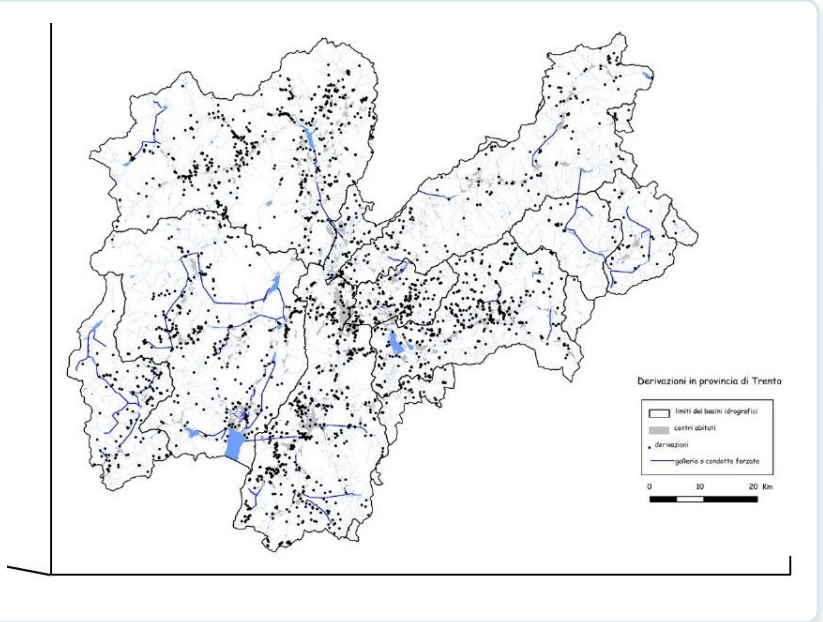
Il 50% del PIL

Il 40% del fabbisogno agricolo del Paese (ovvero del fabbisogno idrico)

L'energia idroelettrica soddisfa il 15% del fabbisogno energetico del Paese.



Bacino dell'Adige: DEM, centrali idroelettriche, invasi e stazioni di misura

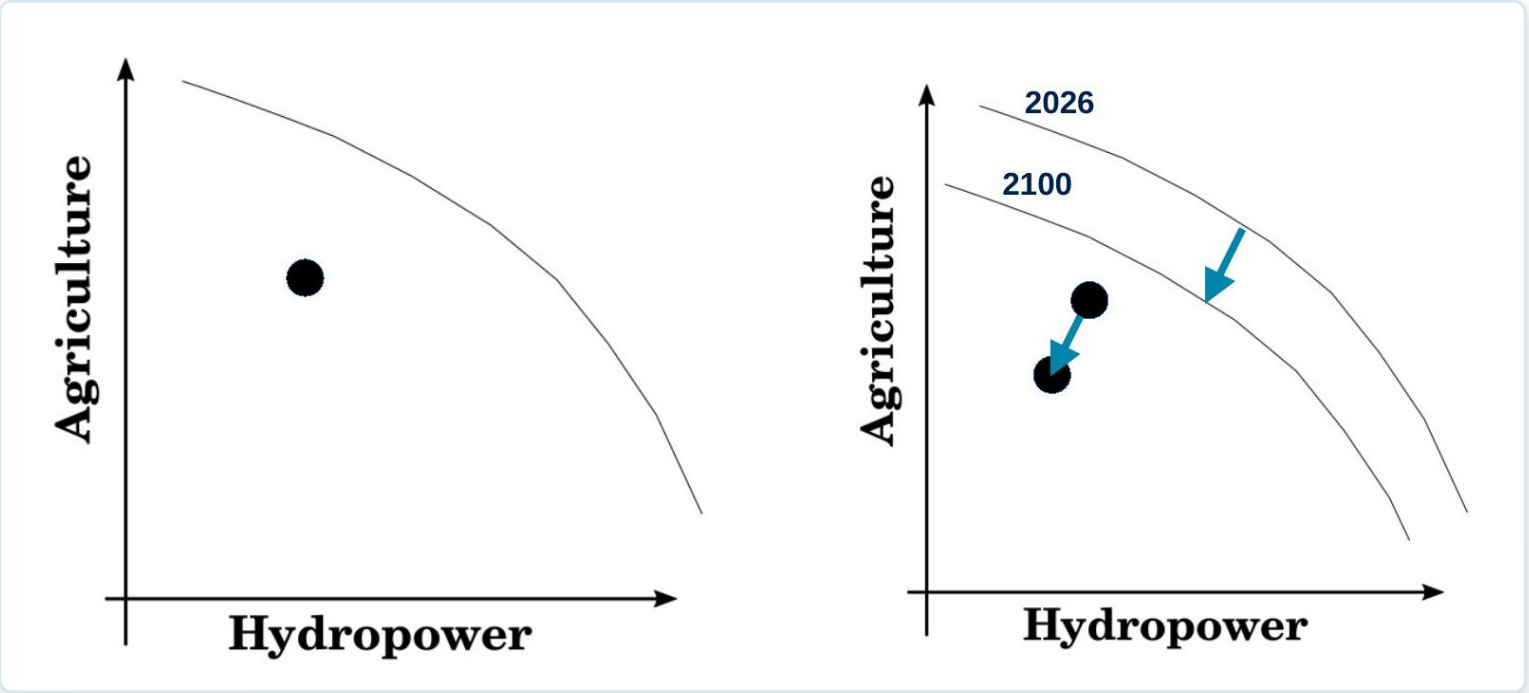


Derivazioni in provincia di Trento

- Bacini a dominanza nivale: gran parte dell'apporto annuo dipende dall'accumulo e dallo scioglimento della neve
- Forte variabilità spaziale: quota, esposizione e uso del suolo cambiano il comportamento idrologico da versante a versante
- Il serbatoio è lo strumento che regola questa irregolarità nel tempo, per l'energia, l'irriguo, il potabile e la sicurezza dalle piene

Perché importante previsione e gestione

Il fronte di Pareto si sposta



Il compromesso tra agricoltura e idroelettrico si sposta con il clima: nel 2100 lo stesso punto operativo rende meno su entrambi i fronti

Come

L'evoluzione degli strumenti: dati, neve, scala stagionale, machine learning, decisione

Verso dove

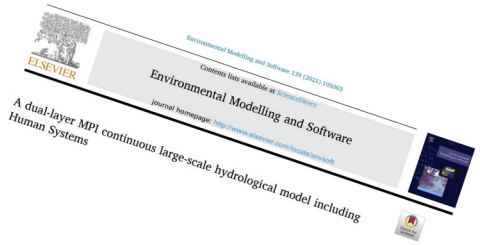
Prospettive e collegamento con la gestione operativa delle dighe

IL PERCORSO

Desiderata

Ogni passaggio corregge o introduce una componente dell'incertezza

01	**Previsioni meteo su diverse scale**	Precipitazione, temperatura, radiazione, umidità e vento
02	**Post-processing**	Interpolazione, correzione del bias e disaggregazione temporale
03	**Stato del bacino**	Neve, suolo e condizioni iniziali determinano la risposta
04	**Modello idrologico**	Trasforma le forzanti in deflussi e apporti al serbatoio
05	**Decisione**	Regole operative e ottimizzazione usano scenari



Dai modelli concettuali ai modelli distribuiti

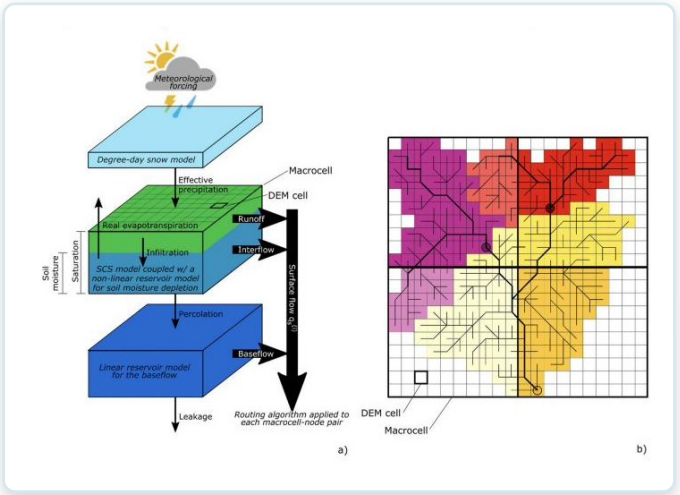
Prima: modello concettuale

Il bacino come un'unica "scatola": pochi parametri, calibrati sulla portata osservata alla chiusura

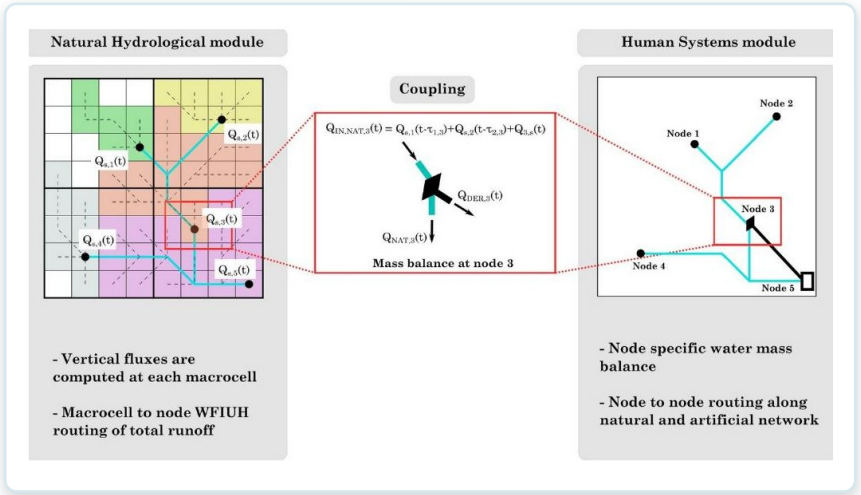
Oggi: modello distribuito

Il bacino discretizzato in celle, con l'aggiunta esplicita del sistema antropico: dighe, derivazioni, restituzioni, impianti run-of-the-river

Note: HYPERstreamHS: modello distribuito: permette accopiamento diretto con dati meteo preservando la risposta geomorfologica del bacino



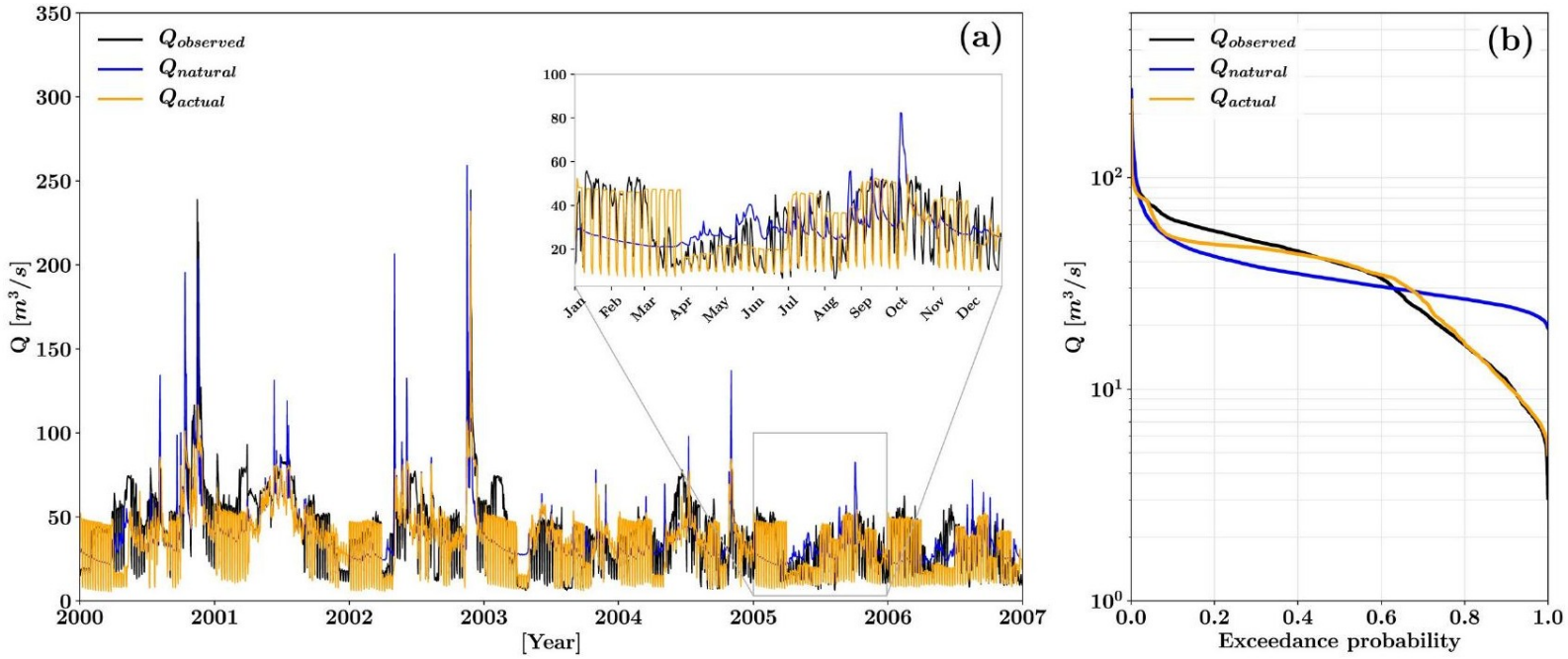
Schema di modello distribuito: HyperStreamHS (Avesani et al. 2021)



Accoppiamento tra parte naturale e parte antropica

Il valore aggiunto: accuratezza e velocità

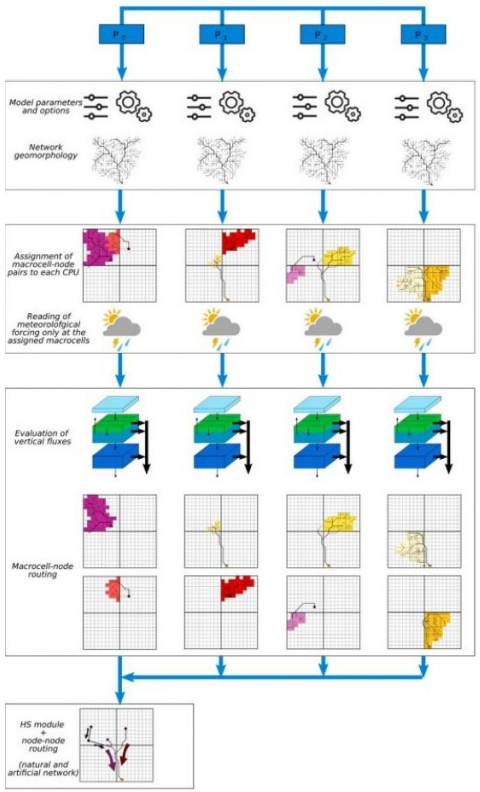
Includere dighe, derivazioni, restituzioni e impianti run-of-the-river migliora l'accuratezza della portata simulata (Avesani et al., 2021).

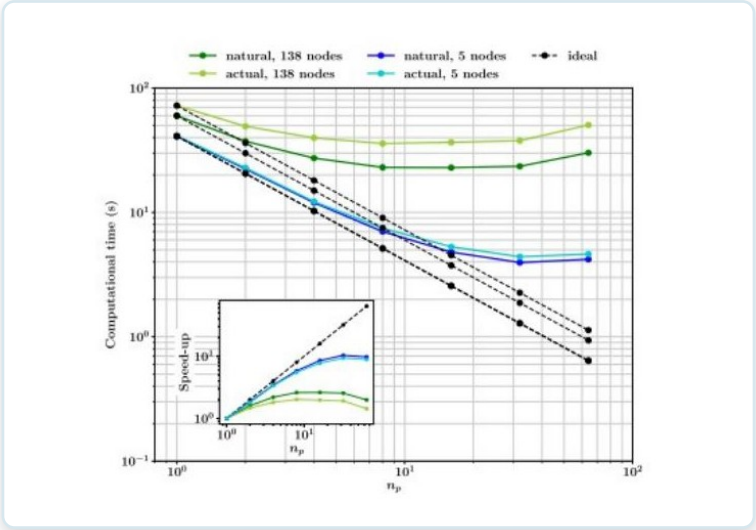


Accuratezza: la portata "attuale" segue l'osservato molto meglio della "naturale"

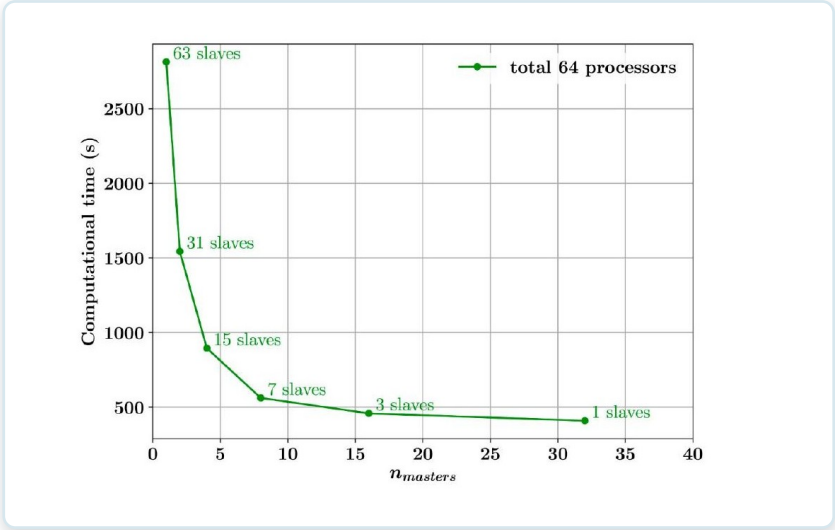
Il valore aggiunto: accuratezza e velocità

HPC: high performance computing — il modello è parallelizzato su due livelli, uno per la simulazione e uno per la calibrazione





Primo livello: sottodomini spaziali

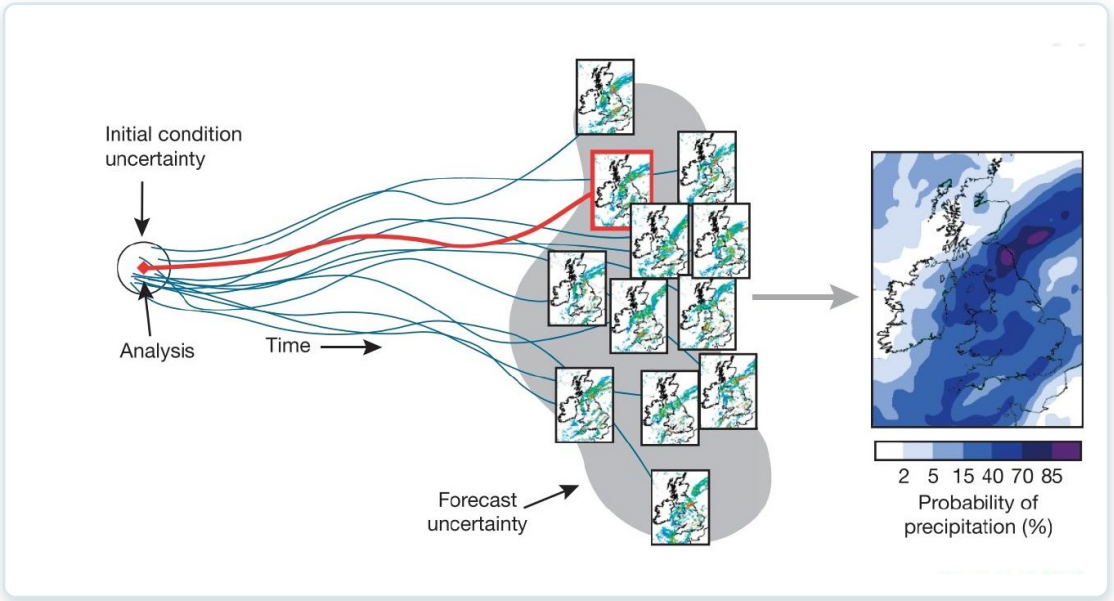


Secondo livello: esecuzioni multiple per la calibrazione

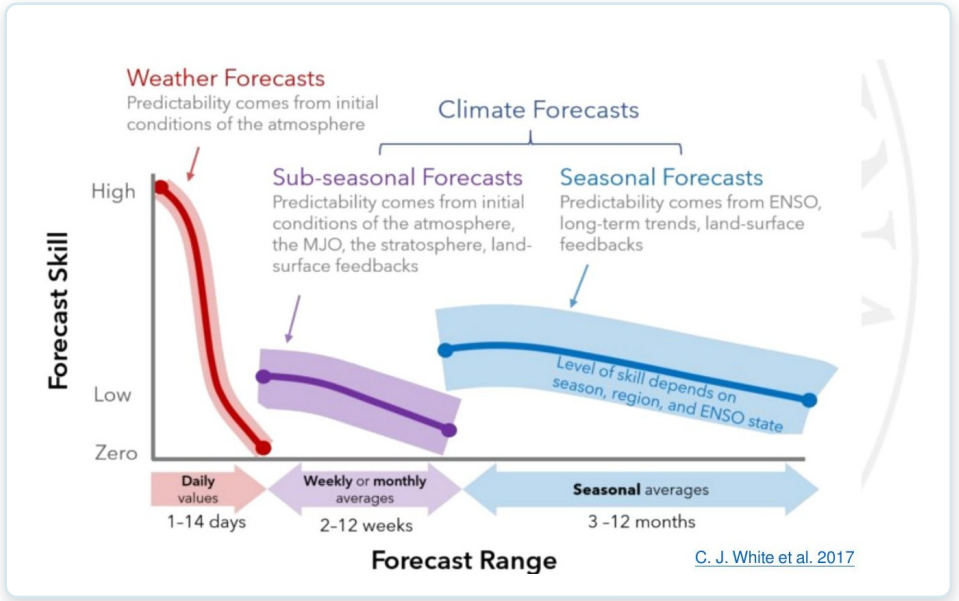
Avesani et al. 2021, Environmental Modelling & Software — modello idrologico MPI a doppio livello con sistemi antropici

Previsione

- La previsione meteorologica è passata da un valore deterministico unico a previsioni d'insieme (ensemble): decine di realizzazioni che rappresentano l'incertezza
- Ma la capacità predittiva (skill) non è la stessa a tutti gli orizzonti: cala rapidamente dai giorni alle settimane, fino quasi ad annullarsi alla scala stagionale

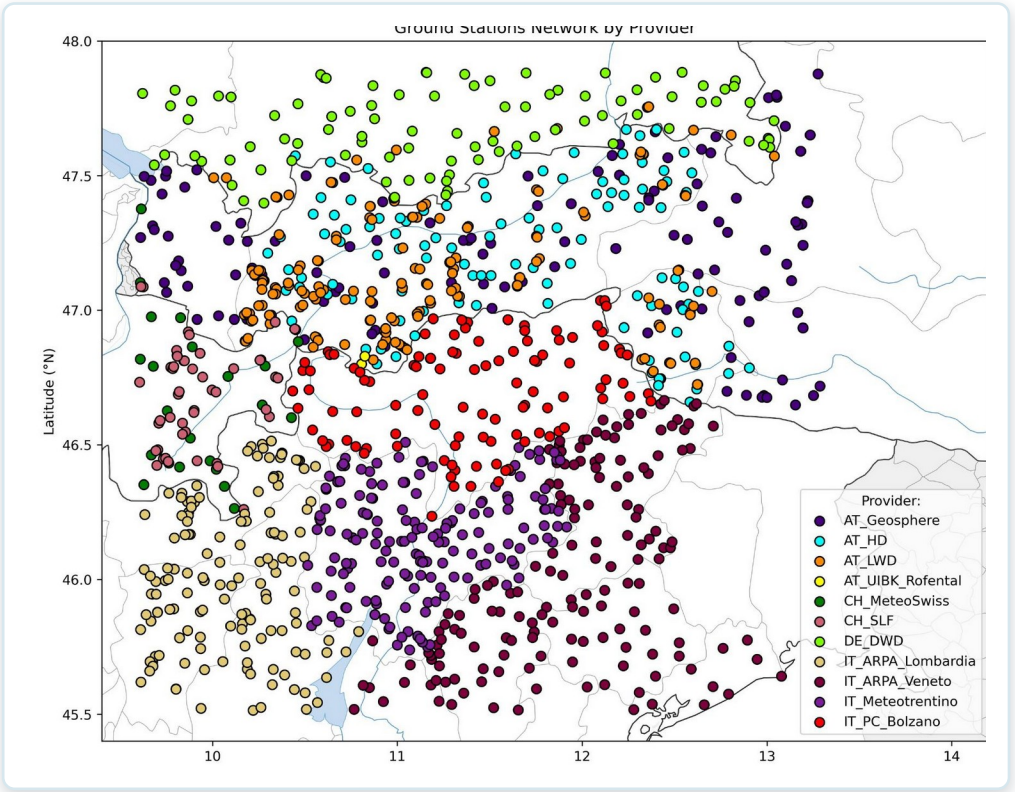


Un ensemble di previsioni rappresenta l'incertezza (Bauer et al., 2015)



La skill previsionale decade rapidamente dal breve al lungo termine (White et al., 2017)

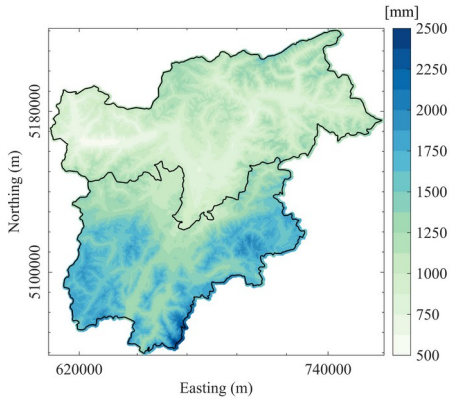
Il punto di partenza: la qualità del dato osservato

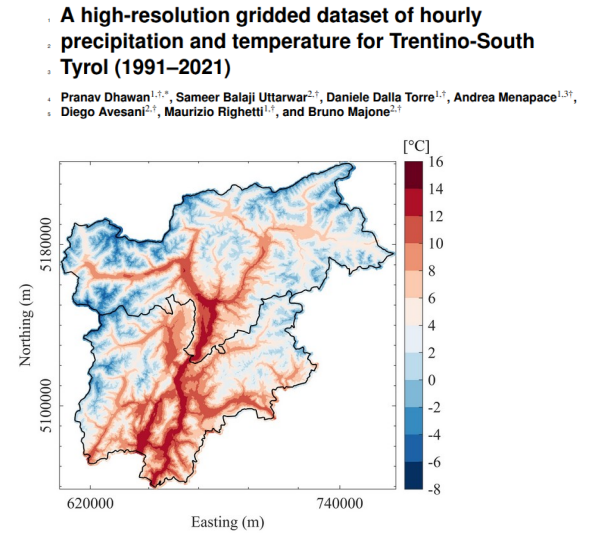


Rete di stazioni meteo nell'area Euregio, colorate per ente gestore

~1100 stazioni, periodo 1990–2025

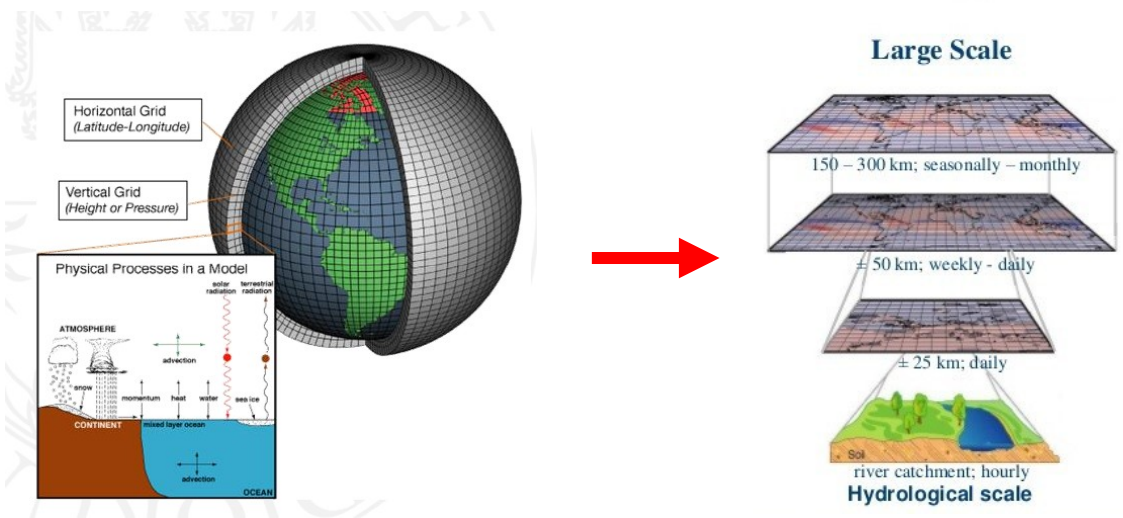
- Variabili: temperatura, precipitazione, umidità relativa, radiazione, vento — non tutte le stazioni misurano tutte le variabili
- Pipeline di controllo qualità a più livelli: range check, persistence check, coerenza spaziale con le stazioni vicine
- Risultato: un dataset "pulito" con flag di qualità, base indispensabile per calibrare e validare i modelli a valle

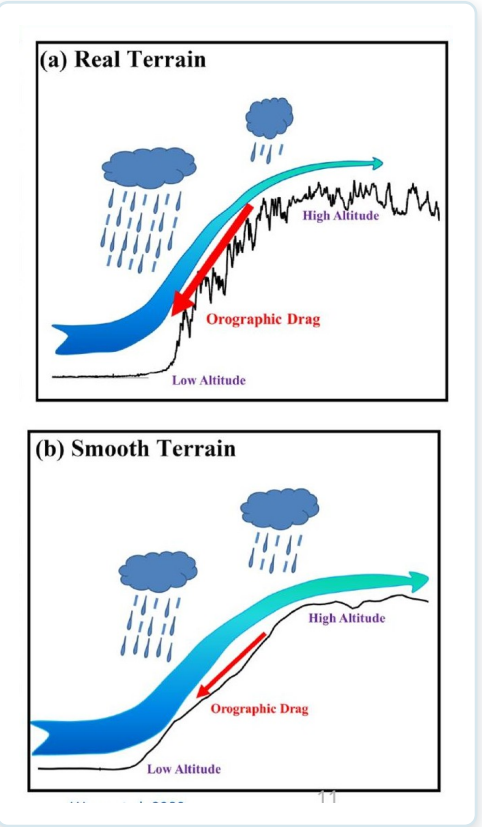




Le sfide del contesto alpino

- La topografia variabile influenza fortemente il flusso atmosferico, generando pattern meteorologici molto localizzati — difficili da rappresentare in un modello NWP
- Le sfide includono: scarsità di stazioni di qualità, fenomeni meteo dipendenti dalla quota, pattern localizzati
- Il modello NWP globale, per la risoluzione grossolana della griglia, usa parametrizzazioni sub-griglia avanzate per rappresentare questi processi fisici





Il drag orografico: un terreno "appianato" (bassa risoluzione) non riproduce il sollevamento reale (Wang et al., 2020)

Il sistema di previsione stagionale SEAS5

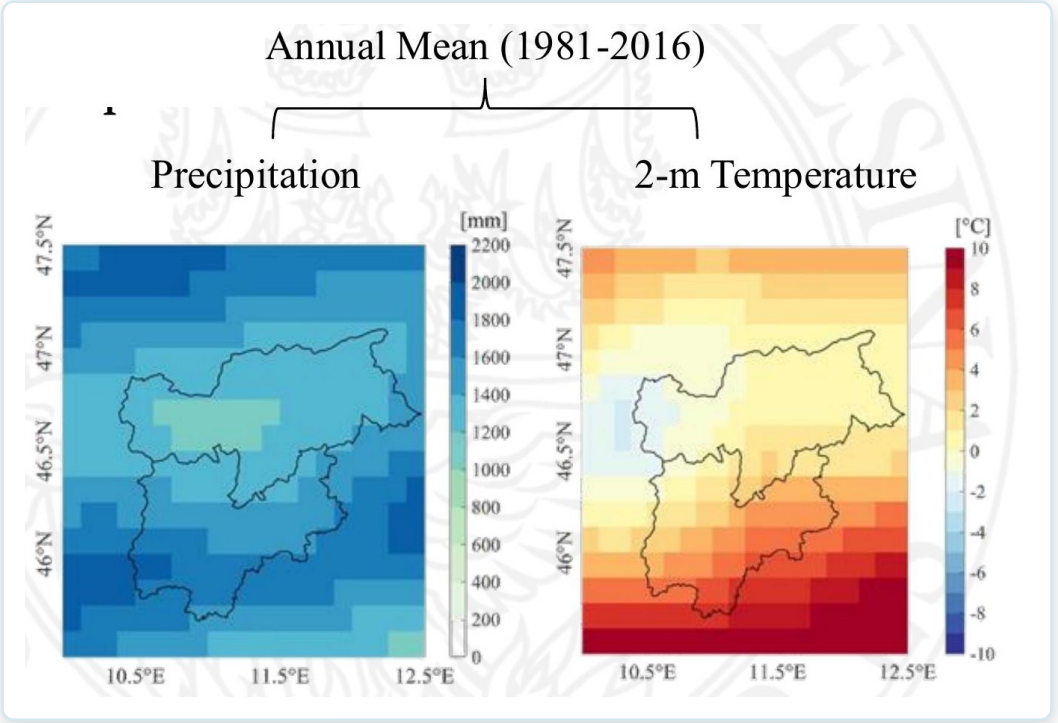
- Previsione stagionale a 7 mesi: inizializzata ogni mese, con passo temporale di 6 ore
- Dati storici dal 1981 al 2016, per precipitazione e temperatura a 2 m

Esempio: griglia sull'area alpina

93 × 41 × 25 × 861

longitudini · latitudini · membri d'insieme · passi da 6h

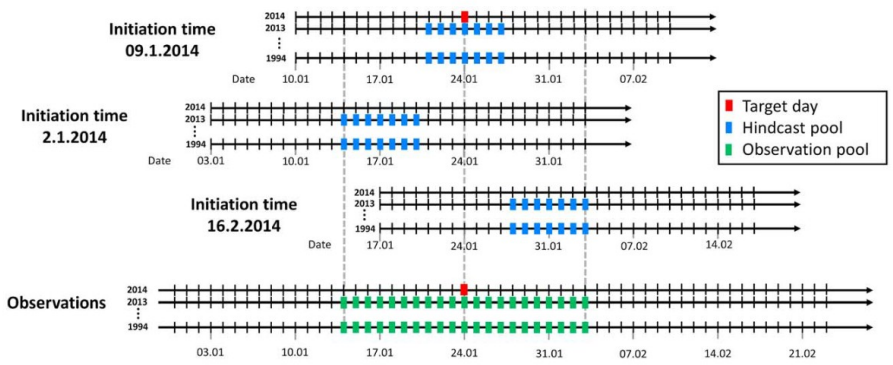
Risoluzione: 0.125° × 0.125°



Media annua di precipitazione e temperatura a 2m, 1981–2016 (SEAS5)

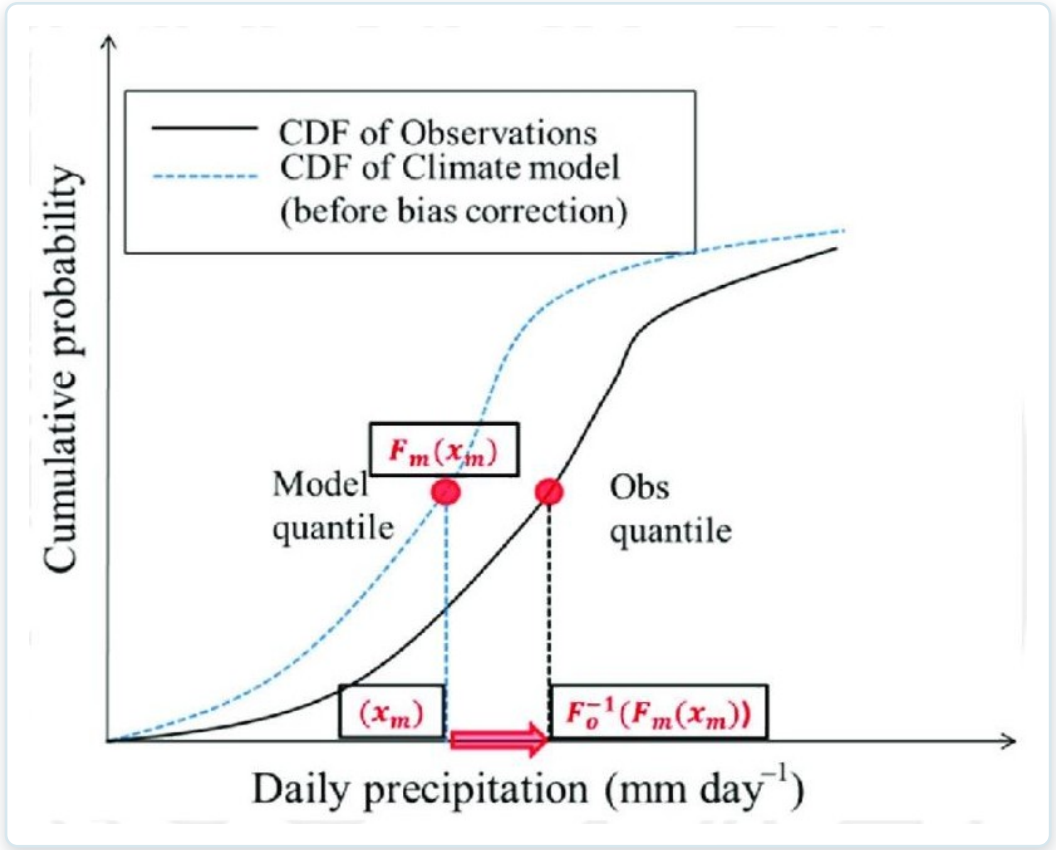
Le sfide del post-processing

- I metodi tradizionali assumono stazionarietà: la relazione statistica tra previsione e osservazione è considerata costante nel tempo
- È complesso incorporare predittori aggiuntivi e relazioni non lineari
- Il machine learning può superare questi limiti — ma sono ancora pochi gli studi di post-processing ML in regioni montane complesse



(Monhart et al, 2018)

Note: Osservato, diversi varianti sia nel “tempo” che nello “spazio”



Il quantile mapping allinea la CDF del modello a quella osservata (Kim et al., 2016)

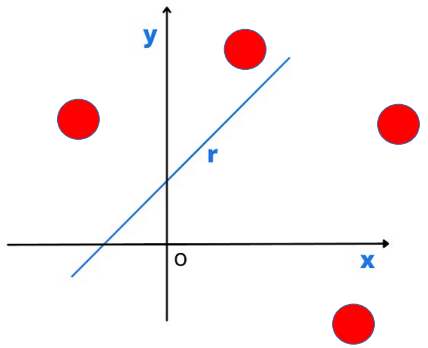
Perché le reti neurali

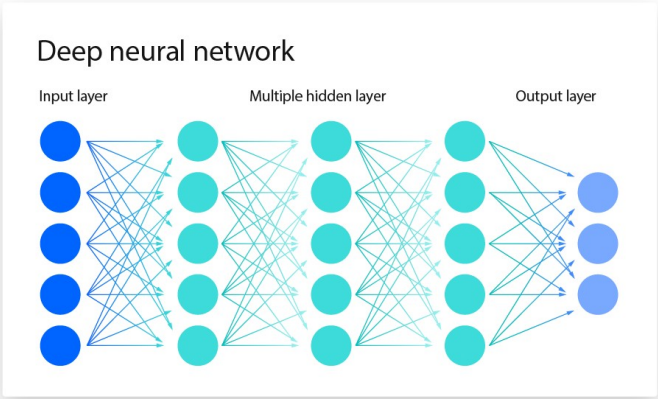
Problema

I metodi statistici tradizionali faticano a incorporare variabili ambientali statiche e dinamiche aggiuntive, per catturare dipendenze non lineari

Obiettivo

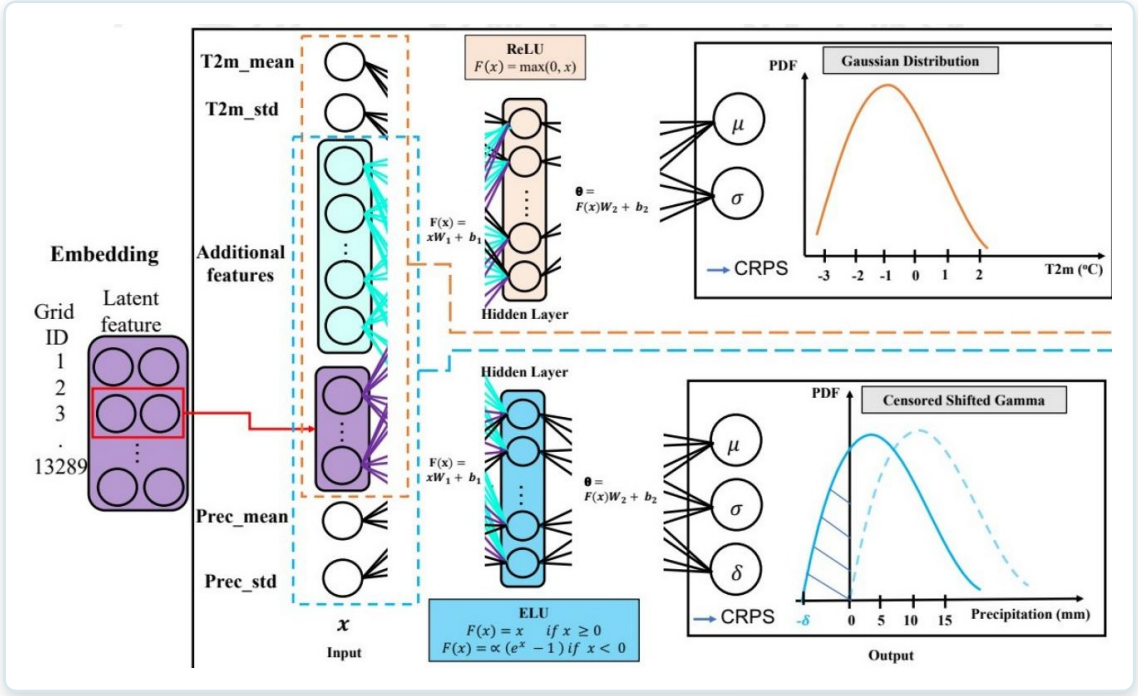
Superare questo limite con un metodo di regressione distribuzionale basato su reti neurali (DRN), come strumento di post-processing





Distributional Regression Neural Networks (DRN)

- La tecnica DRN collega le variabili predittive ai parametri della distribuzione, imparando le relazioni non lineari in modo data-driven (Rasp & Lerch, 2018)
- Input: predittori d'insieme del modello NWP · Output: parametri della distribuzione · Loss: CRPS



Dai predittori ai parametri di temperatura (Gaussiana) e precipitazione (Gamma censurata) — Rasp & Lerch, 2018

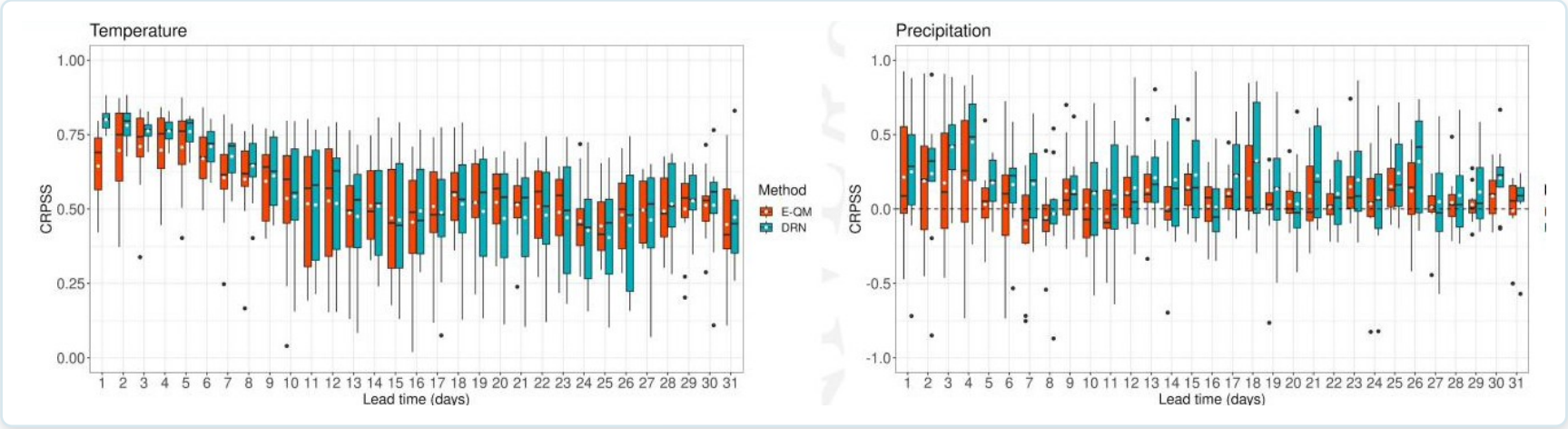
Il contributo del machine learning

Approccio classico

Quantile mapping: corregge il bias punto per punto sulle distribuzioni statistiche osservate

Approccio data-driven

Reti neurali (DRN) al posto del quantile mapping per correggere le previsioni SEAS5



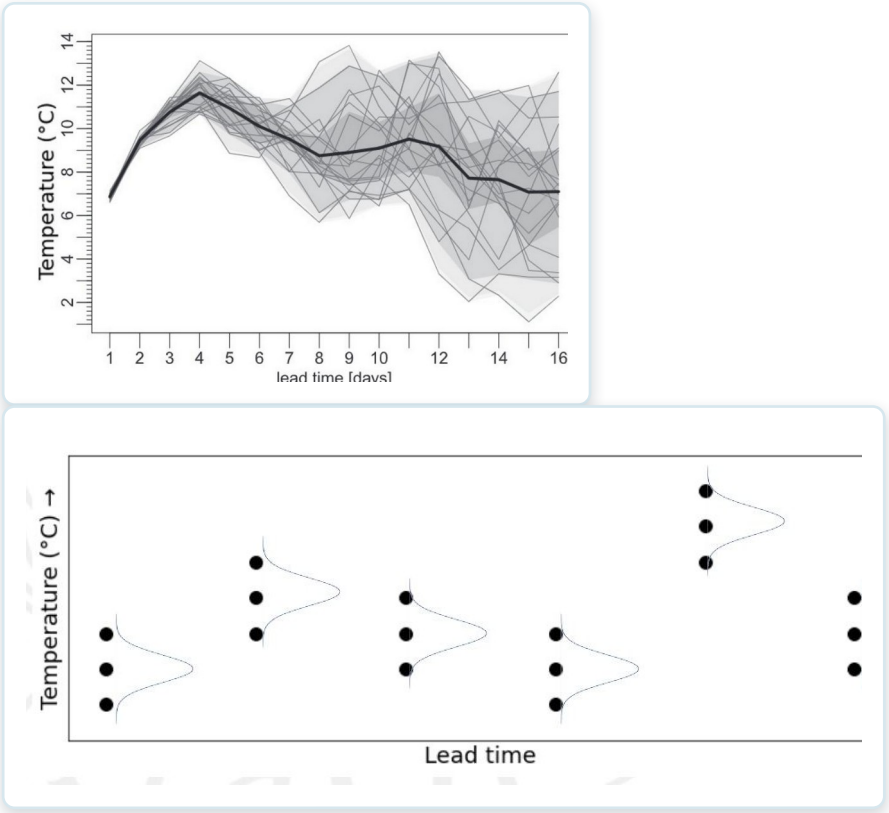
CRPSS per lead time: quantile mapping (E-QM) vs rete neurale (DRN), temperatura e precipitazione (Uttarwar et al., DICAM)

Un primo bilancio

- I modelli di post-processing basati su reti neurali superano il tradizionale E-QM, soprattutto a lead time brevi e in terreno complesso
- Incorporare variabili meteorologiche e locali aggiuntive permette di cogliere relazioni non lineari, migliorando l'accuratezza
- L'analisi di importanza delle variabili conferma il valore delle variabili ambientali statiche e dinamiche
- Limite: questi modelli processano ogni punto griglia singolarmente, perdendo la dipendenza spazio-temporale

Perché il multivariato

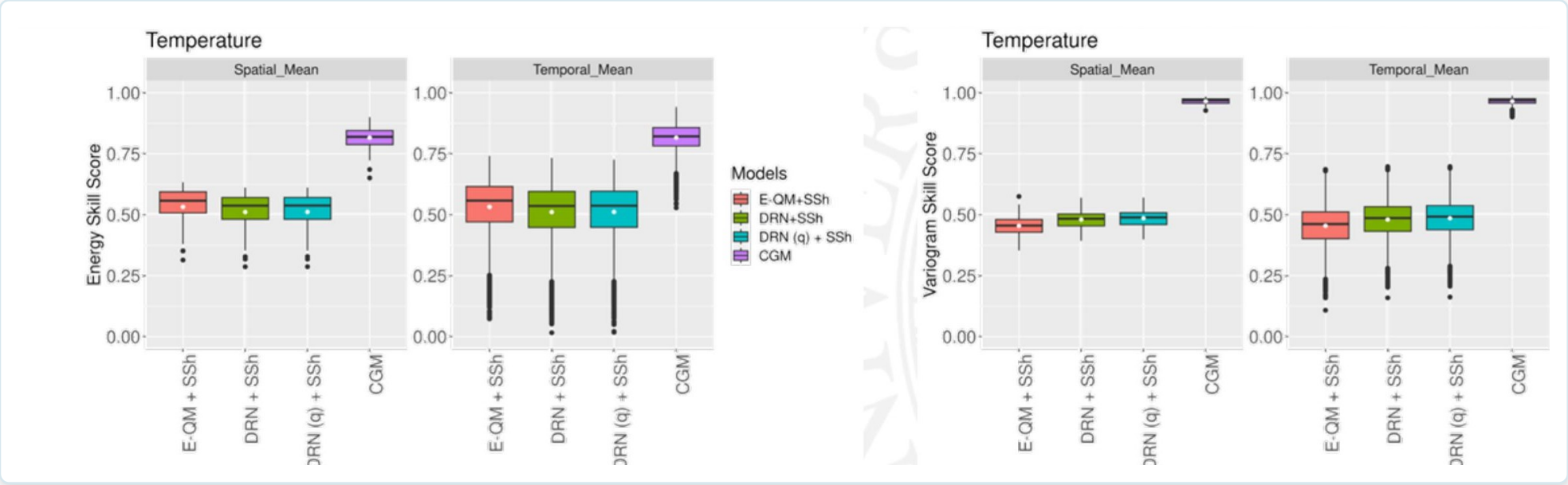
- Problema: il post-processing univariato non preserva le dipendenze spaziali, temporali o tra variabili
- Obiettivo: superare questo limite con il post-processing multivariato, per preservare la dipendenza temporale



Traiettorie d'insieme e distribuzioni marginali per lead time: corrette singolarmente, perdono la coerenza nel tempo

Verso il post-processing multivariato

- I metodi "a due passaggi" correggono ogni variabile separatamente, poi ricostruiscono le dipendenze con un modello a copula
- Un modello generativo condizionato (CGM) impara direttamente la distribuzione congiunta, preservando la dipendenza temporale tra le previsioni



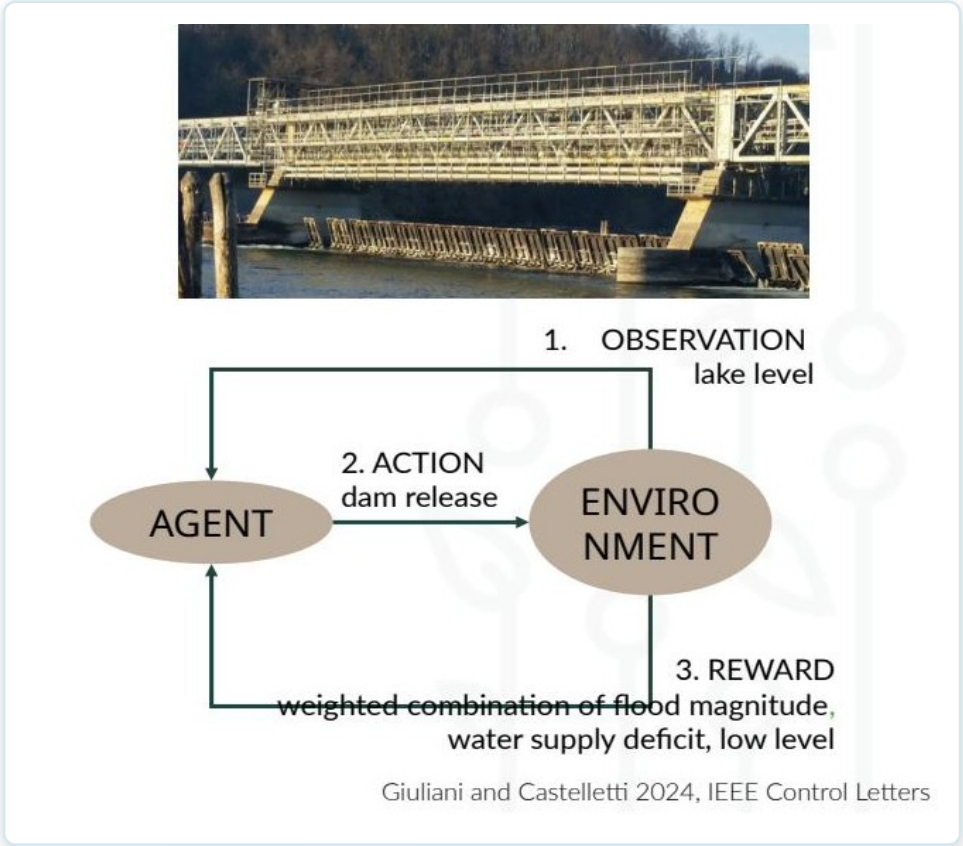
Energy e Variogram Skill Score: il CGM supera nettamente i metodi a due passaggi nella correzione della temperatura a 2m (Uttarwar et al., lavoro in preparazione, periodo di ricerca al KIT)

Dalla previsione alla decisione operativa

Non basta prevedere: la previsione va tradotta in una regola di rilascio. Un framework agente–ambiente collega osservazione, azione e obiettivi di gestione:

1. **Osservazione:** livello dell'invaso
2. **Azione:** rilascio dalla diga
3. **Obiettivo (reward):** rischio piena · deficit idrico · livello minimo

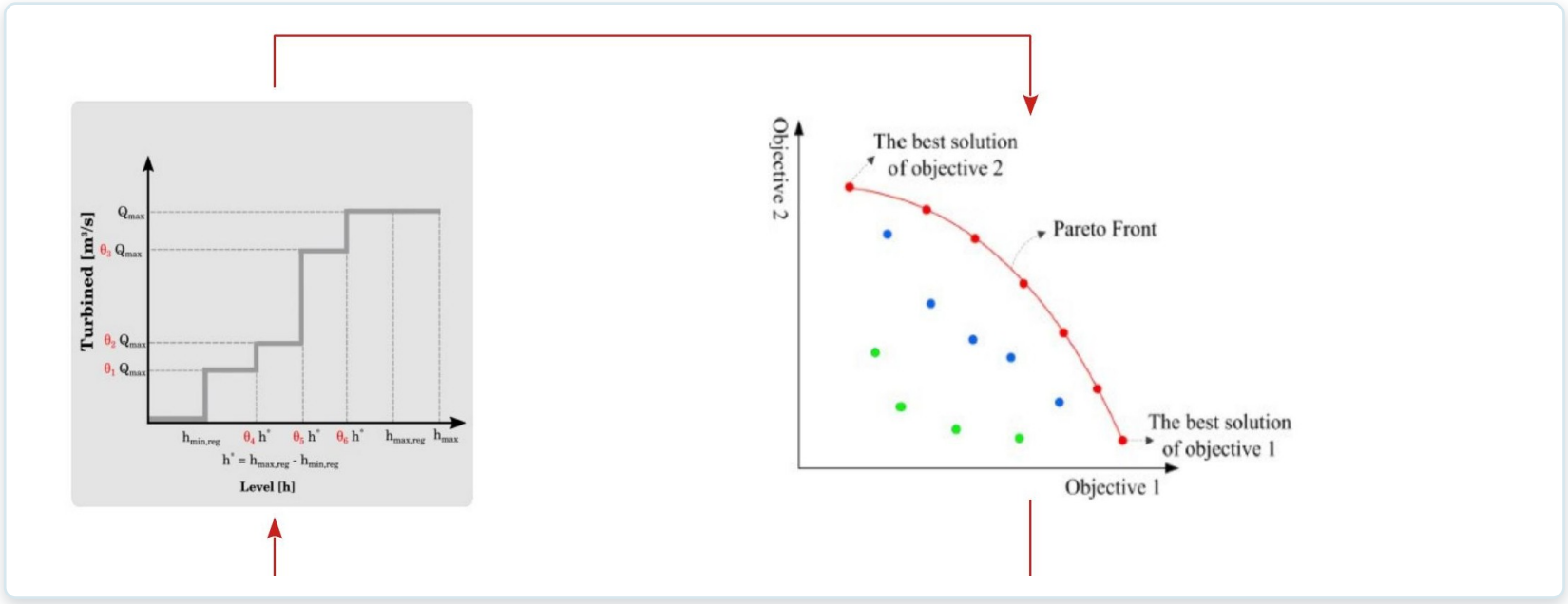




Lago di Como: modello operativo multi-obiettivo (Giuliani & Castelletti, 2024)

Dalla regola ai molti obiettivi

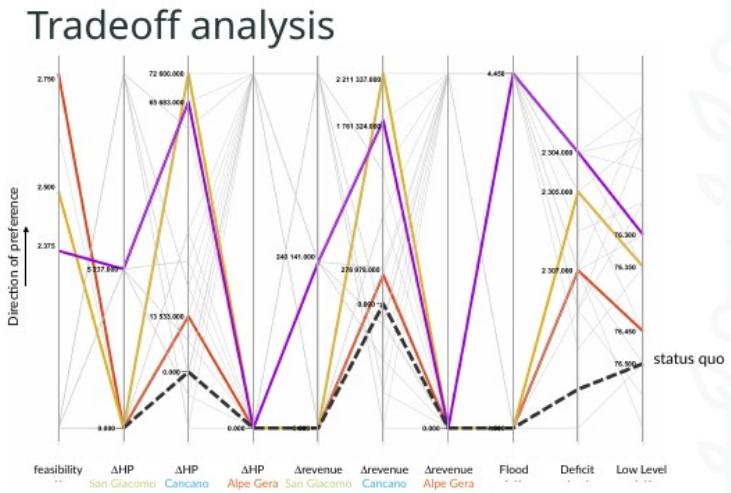
- Il rilascio non è un valore fisso, ma una regola parametrica: soglie di livello (θ1, θ2, θ3) definiscono quanto turbinare in funzione della quota dell'invaso
- I parametri si trovano per ottimizzazione multi-obiettivo: non una soluzione unica, ma un fronte di Pareto di compromessi tra obiettivi in conflitto



Regola di rilascio e fronte di Pareto tra obiettivi in conflitto (Avesani & Giuliani, Dams & Reservoirs Day 2026)

Il rialzo delle dighe come adattamento

- Con il Politecnico di Milano: il rialzo dei serbatoi esistenti può aumentare la resilienza alla siccità nelle Alpi italiane?
- Un framework di screening a più criteri (aree protette, idoneità strutturale, sforzo relativo, idrologia, infrastrutture) individua le opzioni più promettenti
- L'analisi di trade-off multi-settoriale mostra: più accumulo non significa automaticamente più resilienza alla siccità





Opzioni di rialzo dighe nel bacino dell'Adda (Merlo, Giuliani, Boes, Di Marco, Avesani, Majone, Castelletti — AGU/EGU 2025–2026)

Ringraziamenti





















IN SINTESI

Tre messaggi da portare a casa

1. L'evoluzione va dal singolo modello a un sistema integrato: dato → modello → previsione → decisione
2. La scala stagionale richiede un post-processing accurato per essere utilizzabile a livello locale
3. Si deve collegare questi strumenti alle decisioni operative dei gestori delle dighe in un contesto multi-obiettivo

Grazie per l'attenzione

Diego Avesani — DICAM, Università di Trento