

Simulazioni Meteorologiche ad Alta Risoluzione dell'Alluvione del 1994

Stefano Alessandrini¹, Scott Meech¹, Will Chapman²

¹National Center for Atmospheric Research, Boulder (CO), USA

²University of San Diego (UCSD), San Diego (CA), USA



Commemorazione dell'alluvione del 1994

6 Novembre , 2019, Alessandria

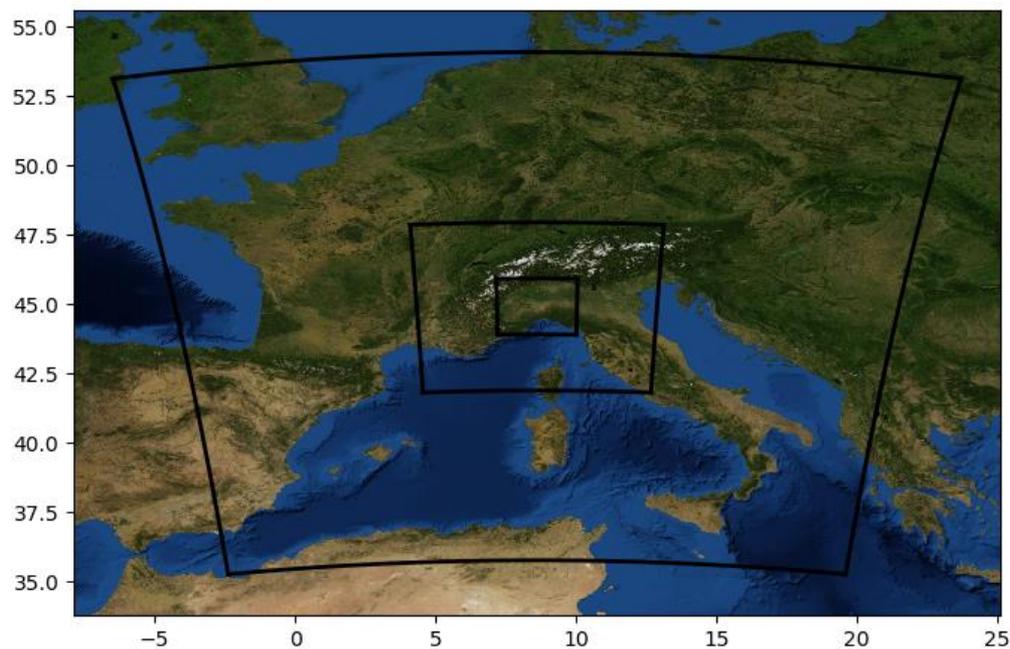


Introduzione

- Principali obiettivi:
 - 1) Valutazione della qualità di simulazioni ad alta risoluzione (3 km) per la previsione dell'evento del 1994
 - 2) Valutazione dei miglioramenti possibili tramite l'applicazione di tecniche di post-processing
- Un archivio di previsioni a 3 km (re-forecast) di 30 anni (Ottobre-Novembre 1984-2013) e' stato costruito tramite il modello WRF
- Le tecniche Analog Ensemble (AnEn) e convolutional Neural Network sono state utilizzate per migliorare le stime di precipitazione giornaliera dal modello
- Come osservazioni di riferimento sono stati utilizzati i dati di precipitazione giornaliera forniti su un grigliato regolare (0.125°) da ARPA Piemonte ottenuti con la tecnica di "optimal interpolation"

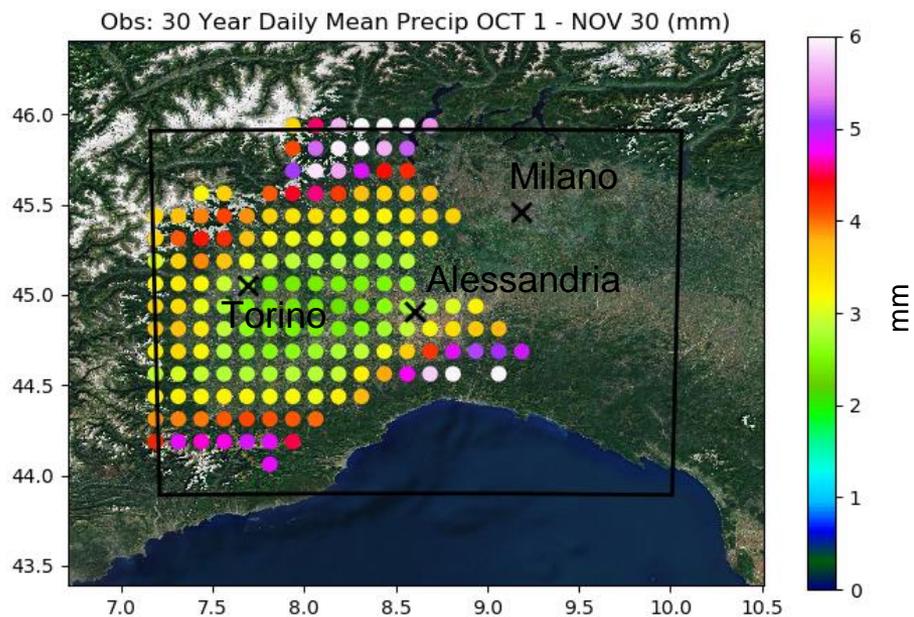
Simulazioni di WRF

- 3 griglie: 30 km, 10 km, 3.3 km
- NOAA CFSR condizioni iniziali e al contorno (risoluzione 0.5°)
- Schema di microfisica: Opzione 6 Hong and Lim (2006, JKMS)
- 30 anni Ottobre-Novembre, precipitazione giornaliera (12 UTC -12 UTC)

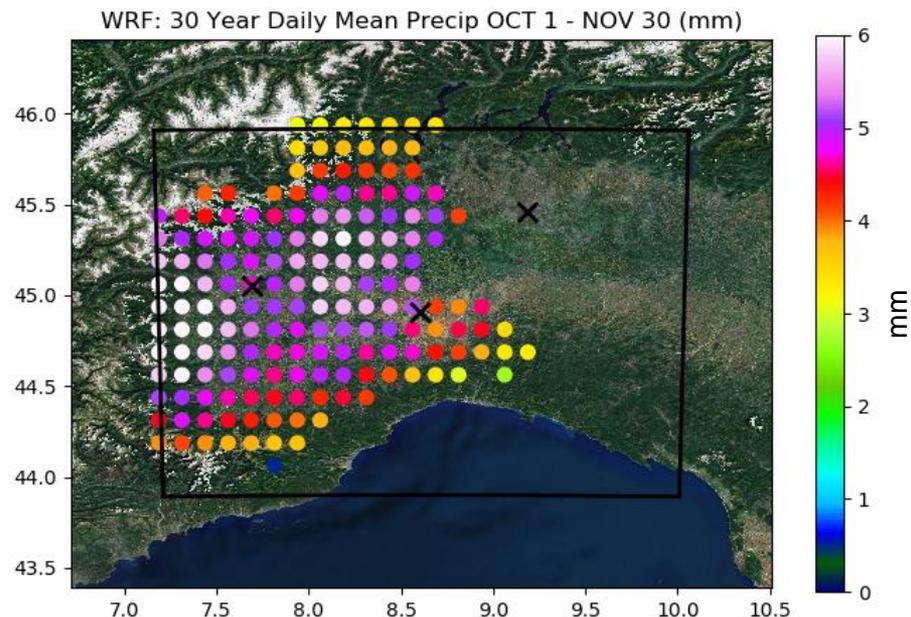


Simulazioni di WRF e dati osservati (Arpa Piemonte)

Precipitazioni medie giornaliere osservate



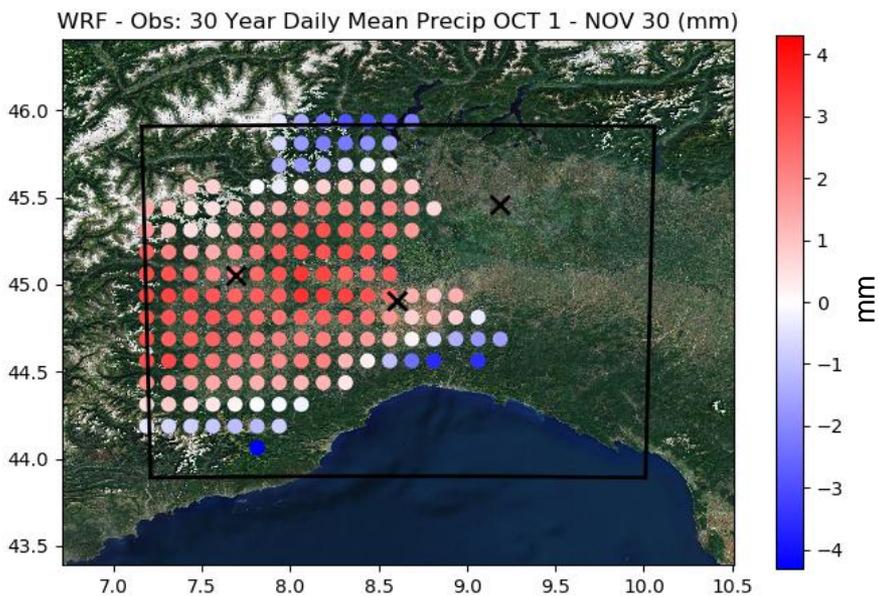
Precipitazioni medie giornaliere simulate (WRF)



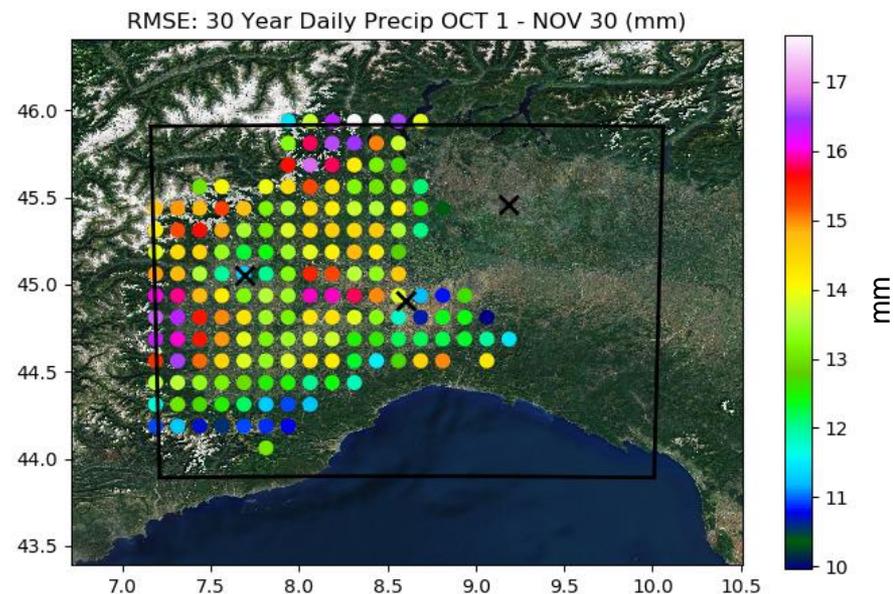
NB: Dati WRF interpolati (NN) su griglia osservazioni

Simulazioni di WRF e dati osservati (Arpa Piemonte)

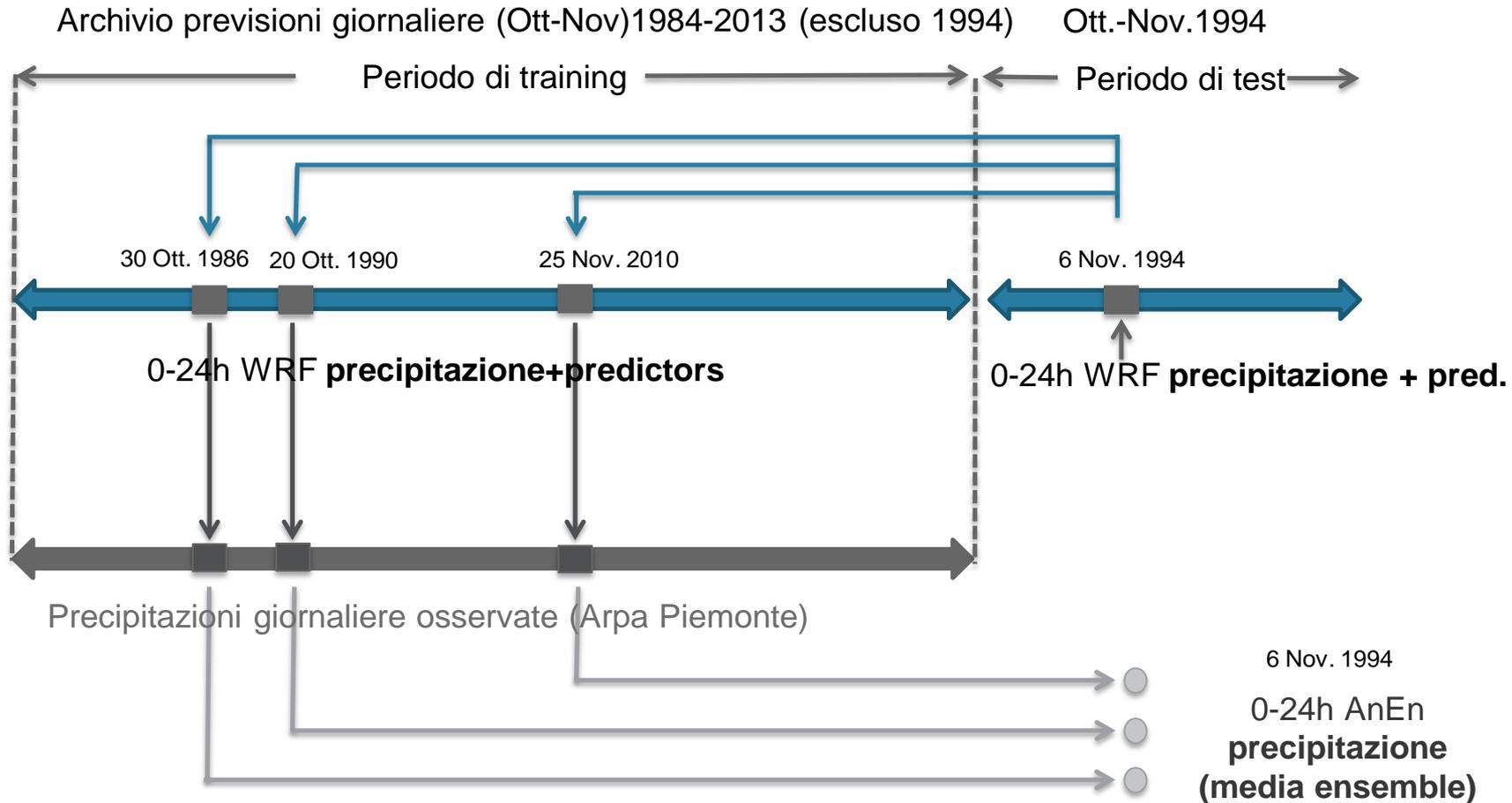
Bias (WRF-misure)



RMSE (WRF vs misure)

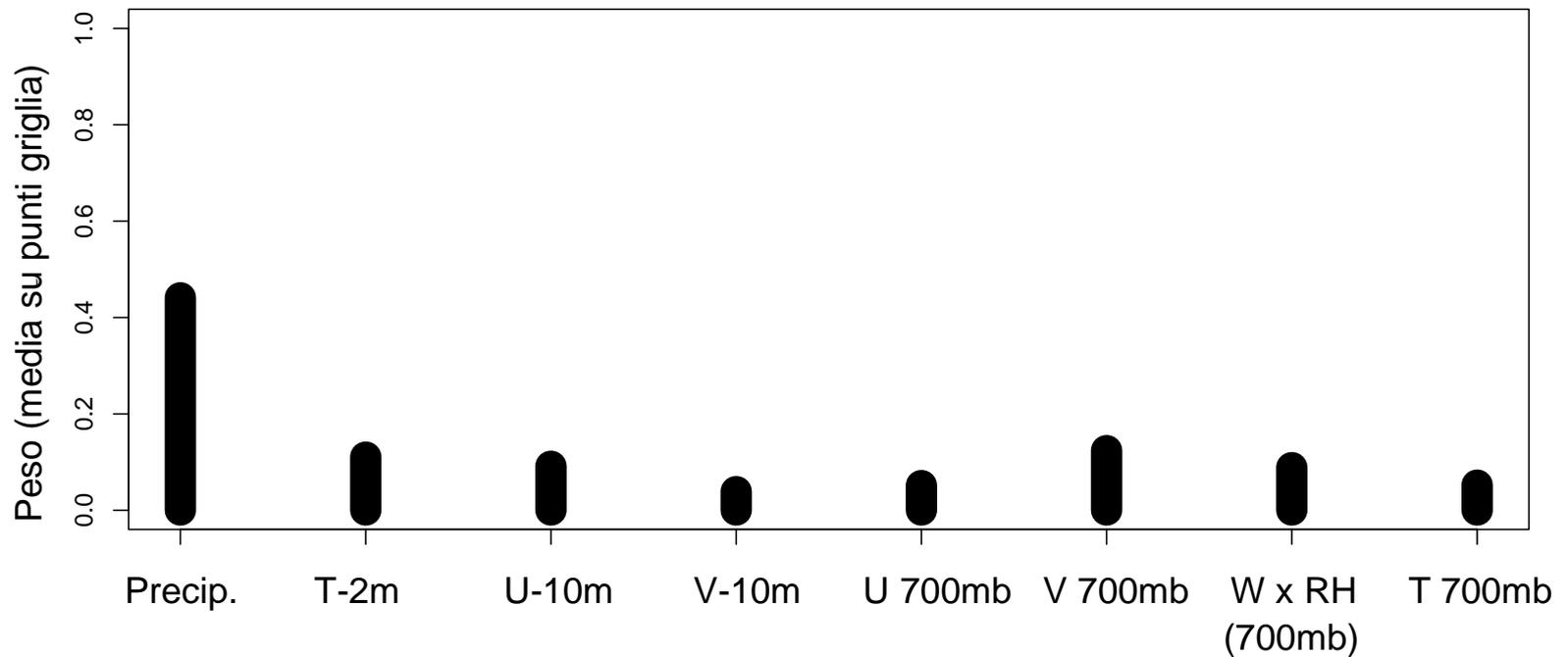


L'Analog Ensemble (3-membri) ensemble



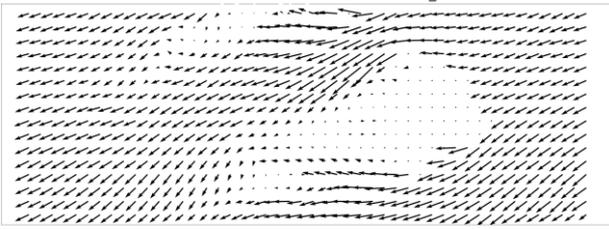
Importanza delle variabili meteorologiche per il post-processing (AnEn)

- Ottimizzazione tramite “brute force” su periodo 1984-2013 (escluso 1994)
- Ottimizzazione effettuata indipendentemente su ogni punto



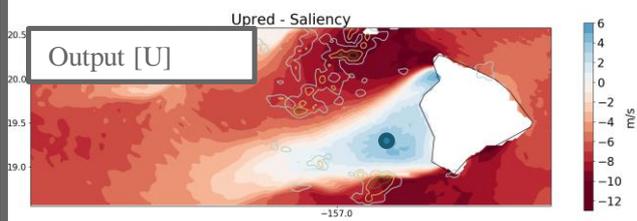
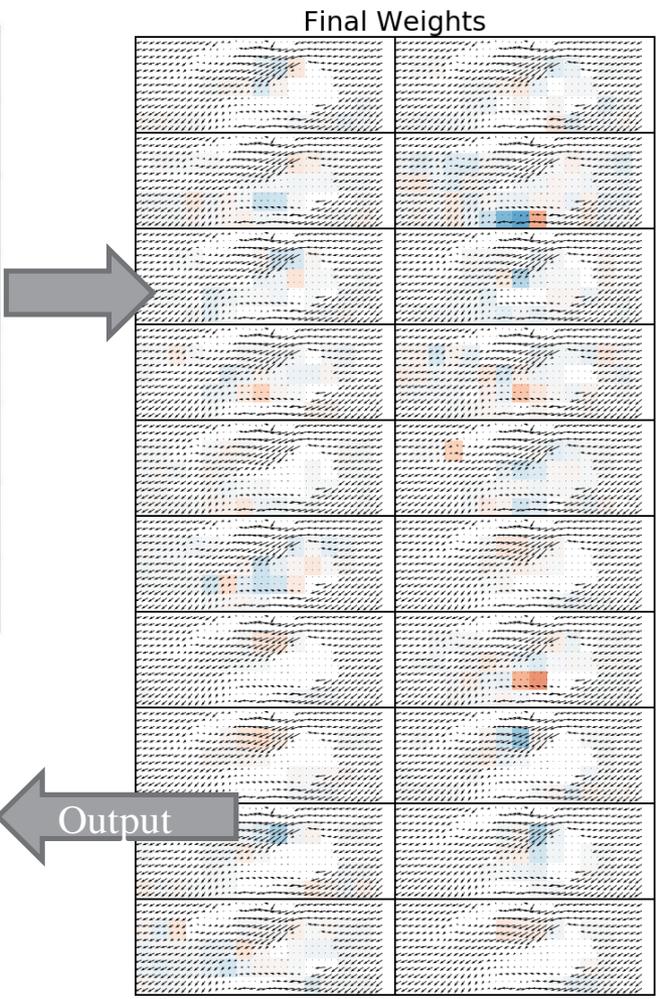
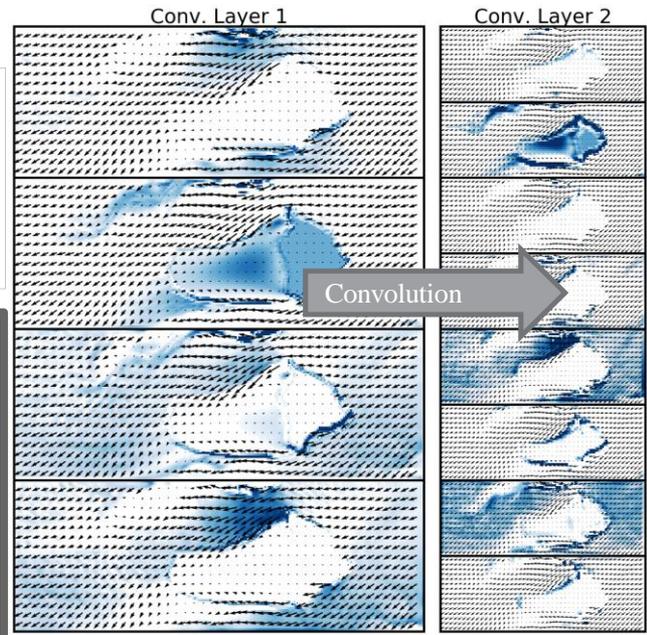
Deep Learning con Convolutional Neural networks

Input



Convolutional Neural Networks:

- Tecnica di Deep Learning che agisce su immagini di dati.
- ‘Convolutional Kernels’ sviluppano relazioni spazio-temporali fra le immagini in input e l’output desiderato.
- Questi Kernels formano mappe stratificate, a vari livelli di astrazione, per evidenziare i dettagli salienti per la previsione.
- Input: intero grigliato di dati medi giornalieri: Precip., T-2, U-10m, V-10m, U 700mb, V 700mb, W x RH, T 700mb
- Output: intero grigliato di precipitazione giornaliera

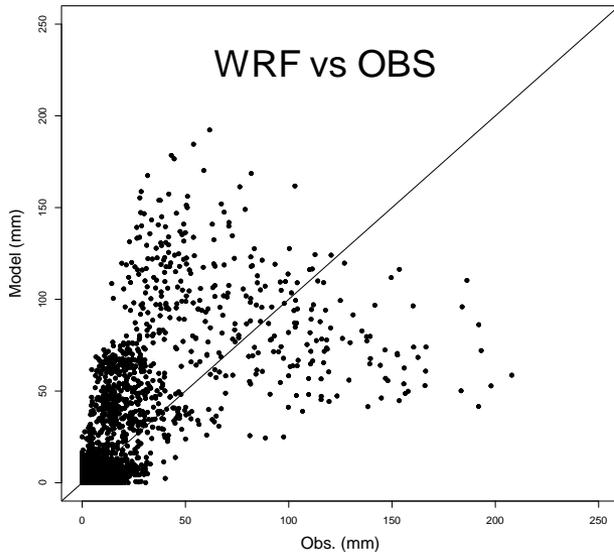


Creata da Will Chapman (UCSD)

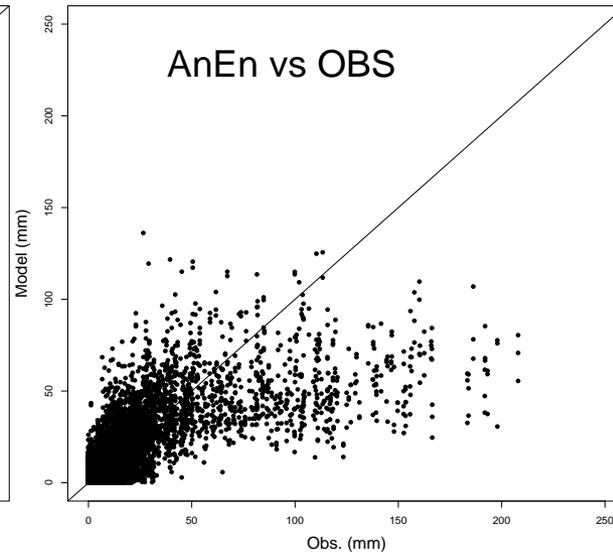
Analisi prestazioni sul testing dataset (Ott-Nov 1994)

Dati di precipitazione giornaliera

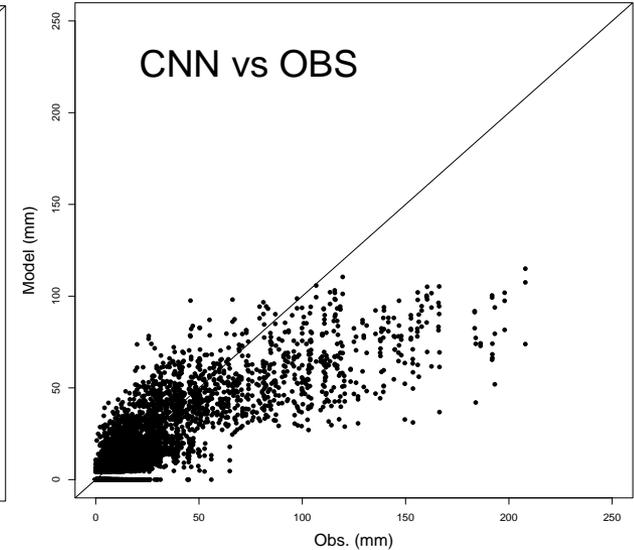
$R^2= 0.52$
RMSE=14.8 mm
Bias= 1.69 mm



$R^2= 0.61$
RMSE= 10.4 mm
Bias= **-0.05 mm**



$R^2= \mathbf{0.78}$
RMSE= **7.9 mm**
Bias= **-1.27 mm**



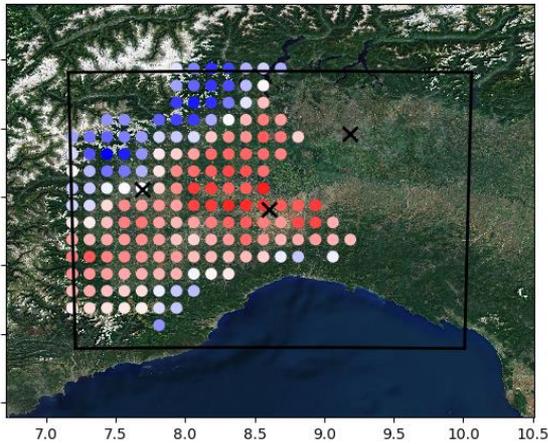
Analisi prestazioni per l'evento 4 Nov 12 UTC - 7 Nov 12 UTC , 1994

Precip (WRF) – Precip (Obs)

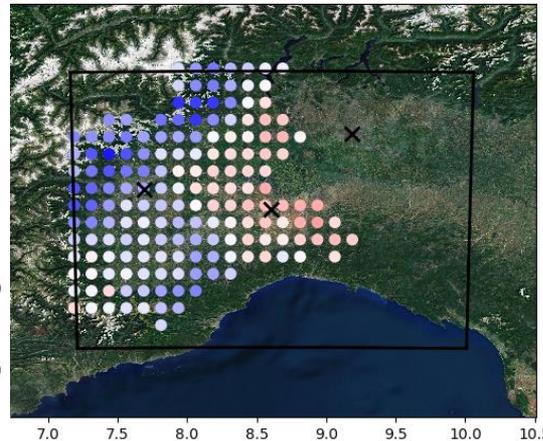
Precip (AnEn) – Precip (Obs)

Precip (CNN) – Precip (Obs)

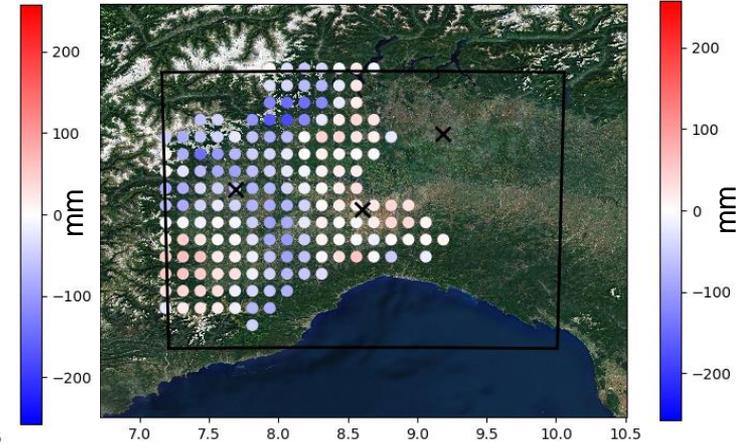
WRF - OBS: 5 NOV to 7 NOV ACCUMULATED PRECIP (mm)



AnEn - OBS: 5 NOV to 7 NOV ACCUMULATED PRECIP (mm)



CNN - OBS: 5 NOV to 7 NOV ACCUMULATED PRECIP (mm)



Conclusioni

- Simulazioni di WRF a 3 km effettuate per un periodo di 30 anni (Ott - Nov)
- WRF tende a sovrastimare nelle aree pianeggianti e sottostimare in orografia complessa
- Due differenti tecniche di post-processing AnEn (point based) e CNN (grid-based) applicate per migliorare il campo di precipitazione
- Entrambe migliorano le stime di precipitazione di WRF (RMSE e correlazione)
- CNN ottiene i risultati migliori grazie alla possibilità' di considerare informazioni dell'intera griglia durante il training
- Persiste una tendenza a sottostimare eventi sopra 100 mm specialmente sulle zone alpine settentrionali
- Per ovviare a questo problema, ulteriori variabili meteorologiche saranno utilizzate in input per il post-processing