

“Ensemble forecast” per i venti capoluoghi di regione italiani: affidabilità delle previsioni a breve-medio termine di temperatura e precipitazione

Autore: Edoardo Simonelli

Supervisori: Raffaele Salerno (1), Enrico Maggioni (1), Alessandro Perotto (1), Piero Lionello (2)

(1) Centro Epson Meteo, Sesto San Giovanni, Milano

(2) Dipartimento di Scienze e Tecnologie Biologiche ed Ambientali, Università del Salento, Lecce

Parole chiave: Multi-model Ensemble, Probabilistico, Spread, Temperatura, Precipitazione

Sommario: L’Ensemble Forecasting è un metodo usato nella previsione numerica che supera l’approccio deterministico, introducendo il concetto di previsione meteorologica probabilistica. Attraverso un articolato processo di assimilazione di tutte le misure meteorologiche a disposizione provenienti da satelliti, stazioni al suolo, navi, aerei, radiosondaggi, radar, si definisce l’*analisi*, ovvero lo stato attuale dell’atmosfera, da cui si generano diverse condizioni iniziali perturbate, la cui evoluzione spazio-temporale fornisce uno spettro di future condizioni meteorologiche. Dell’ensemble si utilizza la media che agisce come un filtro sugli errori dei singoli membri, e lo spread, ovvero lo sparpagliamento dei membri, visualizzabile con il classico “spaghetti plot”, che fornisce una misura dell’incertezza della previsione, e, quindi, della predicibilità di uno stato futuro.

In questo lavoro di tesi ci si è concentrati sull’affidabilità della previsione di un multi-model ensemble, confrontando le osservazioni rilevate attraverso una rete di stazioni meteorologiche certificate sul territorio italiano e la media degli otto membri ensemble del Centro Epson Meteo. Lo studio è stato condotto sui 20 capoluoghi di regione italiani per la previsione di temperatura, concentrandosi, inizialmente, sulla propagazione nel tempo dell’errore. Successivamente, analizzando i percentili di temperatura, si è stimato lo spread dell’ensemble, rappresentato dai valori di deviazione standard, per valutare l’effettiva incertezza previsionale. Per le città di Bologna, Firenze, Palermo, Potenza, Roma, Torino e Venezia è stato esaminato anche l’andamento delle precipitazioni, attraverso uno studio delle probabilità degli eventi di pioggia previsti e di alcuni indici previsionali quali l’Hit Rate, il False Alarm Rate e l’Equitable Threat Score. Lo studio considera il periodo di diciotto mesi compreso tra il 1° Aprile 2017 e il 30 Settembre 2018. I risultati hanno evidenziato la sostanziale affidabilità della previsione.

1. Introduzione

Le condizioni dell’atmosfera sono in continuo mutamento per effetto di un gran numero di perturbazioni, quali onde e vortici su varie scale spaziali e temporali che ne influenzano l’evoluzione. Tradizionalmente, la previsione numerica del tempo è definita come un problema alle condizioni iniziali in cui lo stato dell’atmosfera viene predetto in modo deterministico, risolvendo un set di equazioni con condizioni al contorno fissate.

Una limitazione alla prevedibilità del tempo deriva essenzialmente da quattro fattori;

- ❖ le equazioni usate in un modello non descrivono in modo esaustivo tutti i processi che si verificano in atmosfera;

- ❖ la risoluzione dei modelli non è sufficiente a descrivere tutti i moti che avvengono in atmosfera;
- ❖ le osservazioni per la definizione delle condizioni iniziali non sono disponibili in quantità sufficienti;
- ❖ i dati osservati sono affetti da errori di varia natura.

Questi elementi spiegano il motivo per il quale in ogni previsione del tempo vi è sempre una certa percentuale di errore. Essendo l’atmosfera un sistema caotico, gli errori presenti nella condizione iniziale, anziché propagarsi linearmente, crescono in modo esponenziale al passare del tempo. La crescita dell’errore nella previsione singola, e, quindi, l’orizzonte temporale oltre il quale la predicibilità perde di valore, dipende da altri fattori quali il regime circolatorio, la stagione e il dominio geografico.

I sistemi caotici hanno una sensibilità estrema alle condizioni iniziali, al punto che una previsione degli stati futuri è, di fatto, impossibile persino se i processi fisici e le equazioni che lo governano fossero noti con precisione assoluta. Inoltre, i modelli riproducono la dinamica atmosferica in modo semplificato, con errori strutturali che persistono durante la simulazione e si ripresentano se il modello è usato più volte in casi simili. Nella sostanza, sono dovuti a formulazioni non accurate di tutti quei processi fisici che necessitano di una risoluzione spaziale più elevata rispetto a quella della griglia di calcolo e per i quali si rende utile la parametrizzazione. Questi processi vengono, in genere, rappresentati da modelli statistici che intendono riprodurre l'effetto esercitato sulle variabili prognostiche del modello meteorologico. Tra i processi che vengono parametrizzati, vi è la turbolenza nello strato limite planetario, i fenomeni che avvengono nei primi strati del suolo del modello e legati alla vegetazione, quelli di natura microfisica e i processi radiativi. Gli errori stocastici, invece, non sono riproducibili ed avvengono ad ogni passo temporale a causa di inaccuranze numeriche come l'approssimazione di termini discretizzati.

Queste problematiche hanno fatto emergere il problema del limite della previsione di tipo deterministico, obbligando ad inquadrare la previsione meteorologica in un contesto di tipo probabilistico.

Sull'intero territorio italiano, per una molteplicità di variabili meteorologiche fondamentali, viene utilizzato un modello ad ensemble che fornisce una previsione probabilistica.

L'idea che sta alla base della costruzione di un Ensemble Prediction System (EPS) è quella di avere a disposizione un grande numero di condizioni iniziali possibili dell'atmosfera, distribuite secondo una densità di probabilità definita nello spazio delle fasi. Ogni singola condizione iniziale, una volta evoluta, corrisponde ad una previsione deterministica. Il modello numerico procede ad integrare le equazioni tante volte quanti sono gli stati scelti nella funzione iniziale di probabilità. Tale procedura richiede ingenti risorse di calcolo e, di conseguenza, il tempo di calcolo necessario al modello per effettuare tutte le integrazioni rappresenta un fattore limitante. È fondamentale valutare, pertanto, il numero ottimale di membri

dell'ensemble da includere nel sistema, compatibilmente con la risoluzione spaziale del modello numerico a disposizione al fine di ottenere i risultati nel tempo utile per la previsione. A tal fine è importante che le condizioni iniziali siano scelte in modo opportuno, in particolare soddisfacendo due requisiti.

Il primo requisito afferma che il campione degli stati iniziali deve fornire una stima realistica della distribuzione di probabilità degli errori dell'analisi; il secondo requisito dice che le traiettorie dello spazio delle fasi calcolate dal modello numerico devono essere buone approssimazioni delle traiettorie atmosferiche. L'approccio semplicistico di prelevare del tutto casualmente alcuni stati iniziali dalla funzione di densità di probabilità come condizioni perturbate non produrrebbe una distribuzione realistica degli stati previsti. Per ovviare a questo problema, sono state sviluppate, nel corso degli anni, diverse tecniche per generare le piccole perturbazioni da sommare, poi, all'analisi imperturbata e creare così l'insieme degli stati iniziali da far evolvere applicando le equazioni della fisica dell'atmosfera.

Tipicamente, osservando l'evoluzione della distribuzione, si nota che le traiettorie di ciascun membro dell'ensemble sono, all'inizio, poco differenti l'una dall'altra. Ciò significa che tutte le integrazioni del modello numerico producono inizialmente previsioni abbastanza simili: di conseguenza, la distribuzione di probabilità che descrive l'incertezza sullo stato dell'atmosfera in questa fase della previsione non è molto maggiore di quella che si ha all'istante iniziale. Ad un tempo successivo, invece, le traiettorie potranno divergere sensibilmente. È quindi logico immaginare che l'evoluzione più probabile sia rappresentata dallo scenario indicato dal maggior numero di elementi che appaiono simili tra loro. Ecco perché si parla di previsione probabilistica.

L'evoluzione della dispersione delle traiettorie permette di stimare la natura della distribuzione che è indicativa dell'incertezza della previsione. Se si avesse avuto a disposizione solamente la previsione inizializzata con lo stato imperturbato, si sarebbe stati costretti a dare credito ad una previsione, senza poterne valutare l'affidabilità.

Una semplice applicazione delle previsioni probabilistiche è quella di mediane i membri per ottenere una singola previsione, che nell'ipotesi che gli errori siano casuali, rappresenterebbe l'evoluzione maggiormente probabile e, *in media*¹,

escludere che un singolo elemento dell'ensemble, anche se tra quelli che maggiormente divergono dal

¹ L'ensemble Mean è solo in media più accurata, Per un fissato evento e orizzonte temporale non si può

con l'errore minore. La motivazione è legata al fatto che, così facendo, si ottiene una previsione che è più accurata in media di quella singola inizializzata con lo stato imperturbato. Il comportamento, dipendente dal tempo, della previsione media di ensemble è differente da quello che avrebbe una singola previsione che evolve a partire dalla media delle condizioni iniziali. Un modello numerico è, in effetti, una funzione altamente non lineare che trasforma un insieme di condizioni iniziali dell'atmosfera in un insieme di condizioni atmosferiche previste.

Nel contesto delle previsioni meteorologiche, il beneficio della media dell'ensemble sembra derivare, in primo luogo, dalla mediazione degli elementi tra i membri dell'EPS che si trovano in disaccordo e dal mettere invece, in rilievo, le caratteristiche che generalmente sono condivise dagli altri elementi. In modo particolare, nelle previsioni che arrivano a scadenze temporali molto lunghe, le mappe della media dell'ensemble tendono a smussare ulteriormente l'informazione meteorologica contenuta nel maggior numero di scenari divergenti, facendo così perdere importanza alle evoluzioni estreme previste. La media dell'ensemble è in grado di migliorare la previsione solo fino al momento in cui si verifica un cambiamento del regime atmosferico, individuabile con la divergenza degli scenari calcolati.

Un altro aspetto particolarmente importante di questo approccio probabilistico è la sua capacità di dare informazioni sull'incertezza della previsione. Qualitativamente, si ha più fiducia nel fatto che la media dell'ensemble sia vicina all'evoluzione che seguirà poi l'atmosfera se la dispersione degli elementi dell'EPS è piccola; mentre se questi si sparpagliano allora significa che la previsione sullo stato futuro dell'atmosfera è poco affidabile.

Inoltre, un ensemble che considera anche la variabilità associata alle differenti parametrizzazioni e schematizzazioni della fisica offre uno spread più elevato il che comporta un maggior numero di soluzioni considerate e una previsione migliore.

Il principale scopo di questo lavoro è stato quello di analizzare la previsione ad ensemble a breve-medio termine e verificarne attraverso lo spread la

comportamento medio, rappresenti una previsione più accurata dell'ensemble mean.

² Oltre alla possibilità di perturbare la condizione iniziale come espresso nel paragrafo introduttivo, un

reale incertezza e, quindi, la sua affidabilità nel tempo. Lo studio è stato condotto per le previsioni di temperatura per i venti capoluoghi di regione italiani e per la precipitazione per sette città italiane (Bologna, Firenze, Palermo, Potenza, Roma, Torino, Venezia). Il confronto tra le osservazioni e le previsioni attraverso la media dell'ensemble hanno consentito di valutare l'affidabilità e la degradazione nel tempo della previsione stessa.

2. Metodologia

Nella prima parte del lavoro ci si è focalizzati sulla previsione della temperatura dell'aria che, insieme con la piovosità, rappresenta il parametro più importante nella descrizione del clima di un luogo. Con i suoi cicli, giornaliero e stagionale, influenza le abitudini quotidiane e regola i ritmi della natura modificando l'ambiente intorno a noi.

La temperatura è un parametro che dipende da numerosi fattori locali che ne condizionano l'andamento, determinandone un'estrema variabilità sia nel tempo che nello spazio.

Sono stati analizzati e confrontati i dati di temperatura osservata e prevista rispettivamente per il giorno corrente e per i quattro giorni successivi.

I dati di temperatura osservata, forniti dal Centro Epsos Meteo, provengono dalle stazioni certificate di MeteoNetwork e dai bollettini Metar, che sono rappresentazioni concise in codice del tempo osservato in una certa località, emesse regolarmente ogni 30 o 60 minuti per l'aviazione.

I dati di temperatura prevista derivano, invece, dal multi-model ensemble del Centro Epsos Meteo formato da:

- 3 membri WRF3.9 ARW
- 3 membri WRF3.9 NMM
- 2 membri modello ETA versione 2010²

Tutti i vari modelli sono inizializzati dal modello GFS, sia dal run deterministico, che dai membri dell'ensemble GFS. Da sottolineare, inoltre che essi hanno core dinamici differenti e utilizzano schemi convettivi, di suoli, di boundary layer e microfisici diversi. I dati di temperatura sui quali si è basato lo studio rappresentano la media ensemble degli 8

ensemble prediction system può essere concepito sfruttando uno stesso modello con una fisica perturbata, o ancora come un insieme di vari modelli con schemi fisici differenti come nel nostro caso.

membri appena citati. Il primo passo è stato quello di procedere alla depurazione dei dati, eliminando dalla serie tutte le ore o i giorni in cui mancava l'osservazione e/o la previsione. È stato, così, possibile calcolare lo scarto tra la temperatura osservata e quella prevista dalla media dell'ensemble rispettivamente per i cinque giorni in cui è stata presa in esame la previsione. L'errore, espresso in valore assoluto, è stato calcolato ad ogni intervallo orario. Si è proceduto, infine, a mediarlo sulle 24 ore giornaliere e, ulteriormente, in un valore medio mensile per le venti città italiane prese a riferimento. In seconda analisi, si è passati ad esaminare i percentili. Nello specifico, sono stati presi in esame il ventesimo e l'ottantesimo percentile tra gli otto membri ensemble per i cinque giorni di previsione e, naturalmente, per tutto il periodo osservato. Con cadenza oraria sono state calcolate le percentuali in cui si è rimasti al di sotto del ventesimo percentile, al di sopra dell'ottantesimo percentile e comprese tra il ventesimo e l'ottantesimo. Nel dettaglio del caso di studio, al di sotto del ventesimo percentile c'è l'insieme delle temperature sovrastimate, mentre al di sopra dell'ottantesimo c'è l'insieme delle temperature sottostimate. Parallelamente a ciò, è stata calcolata la deviazione standard ed è stato fornito un valore medio su ogni previsione temporale relativamente all'intero periodo di studio per tutti e 20 i capoluoghi di regione.

Nell'ultima parte del lavoro, sono stati esaminati i dati relativi alle precipitazioni. Come detto in precedenza, l'analisi è stata condotta per 7 città rappresentative delle diverse macroaree geografiche italiane. Si tratta di Bologna, Firenze, Palermo, Potenza, Roma, Torino e Venezia, città per le quali le serie di pioggia sono più coerenti e con meno interruzioni di dati. Nonostante ciò, anche in questo caso, si è reso doveroso eseguire un lavoro di analisi preliminare, rimuovendo i dati mancanti e quelli di chiaro errore strumentale. I dati a nostra disposizione riguardano la precipitazione osservata e le previsioni per il giorno corrente e ad uno e a due giorni con relativa probabilità di pioggia. Si ricorda che al di sotto del 45% di probabilità, la pioggia prevista viene azzerata. Quindi, nel nostro caso, con otto membri ensemble viene data la probabilità di pioggia se almeno quattro prevedono pioggia e, conseguentemente, si assegna il valore medio, espresso in mm, della precipitazione che quei membri hanno previsto. Si è proceduto calcolando la cumulata giornaliera di pioggia registrata attraverso le osservazioni sul territorio e la cumulata prevista dal multi-model ensemble cui è

stata associata, ai fini dell'analisi, il massimo delle probabilità previste ora per ora per quel dato giorno. Si è optato per tale scelta, perché facendo la media delle probabilità, avremmo considerato tutte le ore dell'evento di pioggia comprese quelle di inizio e fine, in cui la probabilità è più bassa e, in questo modo, il valore stesso sarebbe sceso abbondantemente sotto quello che possiamo indicare come valore realistico di probabilità. A seguire, è stato effettuato un confronto tra il numero di giorni piovosi osservati e il numero di quelli previsti fino a due giorni di distanza con probabilità superiore al 40, 60 e 80% e sono state calcolate le relative percentuali rispetto ai giorni piovosi osservati. Come vedremo nel paragrafo relativo ai risultati, tali dati saranno presentati graficamente, suddivisi rispettivamente per i diciotto mesi del periodo considerato.

Molti fenomeni meteorologici, tra cui la precipitazione, possono essere considerati come semplici eventi binari e le previsioni per questi eventi vengono emesse come "istruzioni" che avranno o non avranno luogo (Jolliffe and Stephenson 2003). Nella verifica delle previsioni per gli eventi binari, le possibili soluzioni per un evento su un determinato fenomeno si distinguono in termini di corrispondenza tra previsioni e osservazioni. In particolare, per un evento binario come la precipitazione è possibile individuare quattro possibili uscite, definite come:

1) *Hits*; 2) *False Alarms*; 3) *Misses*; 4) *Correct Rejections* indicati rispettivamente con FO, FX, XO, XX. Nel caso della precipitazione, con il termine "Hits" si indicano gli eventi di pioggia previsti dal modello ed effettivamente registrati dalle stazioni di misura; i "False Alarms" sono gli eventi previsti dal modello e non osservati, "Misses" gli eventi non previsti dal modello, ma osservati dalle stazioni pluviometriche, mentre il termine "Correct Rejections" sta ad indicare gli eventi non previsti e non registrati sul territorio.

Il numero totale di eventi è la somma di tutte le possibili soluzioni: $N = FO + FX + XO + XX$

Il numero di eventi osservati è: $M = FO + XO$, mentre il numero degli eventi non osservati è:

$$X = FX + XX$$

Questi quattro possibili risultati sono stati calcolati per tutti i giorni del periodo preso in esame tenendo presente le tre previsioni oggetto di studio, ovvero per il giorno corrente, per la previsione ad un giorno e per la previsione a due giorni di distanza. Sfruttando queste informazioni, ci si è concentrati sull'analisi di tre indici previsionali di precipitazione, quali "Hit Rate", "False Alarm

Rate” ed “Equitable Threat Score”, esaminati anch’essi per i tre casi di previsione.

Hit Rate (Hr) è il rapporto tra il numero degli eventi previsti e osservati FO e il numero degli eventi osservati M, ed è definito come:

$$Hr = \frac{FO}{M}; \quad (0 \leq Hr \leq 1); \quad (2.1)$$

quanto più grande è l’indice Hit Rate, tanto più piccolo è il numero degli eventi mancati. False Alarm Rate (Fr) è il rapporto tra il numero degli eventi di falso allarme FX e il numero degli eventi non osservati X, ed è definito come:

$$Fr = \frac{FX}{FX+}; \quad (0 \leq Fr \leq 1); \quad (2.2)$$

quanto più basso è il valore del False Alarm Rate, tanto più piccolo è il numero degli eventi di falso allarme e l’accuratezza della previsione è più alta.

Equitable Threat Score (ETS) è definite come:

$$ETS = \frac{FO-Sf}{FO+FX+XO-Sf}; \quad (-\frac{1}{3} \leq ETS \leq 1); \quad (2.3)$$

$$Sf = Pc (FO + FX); \quad Pc = \frac{M}{N}; \quad (2.4)$$

dove Pc è definita “Frequenza Relativa Climatologica. Quanto più vicino all’unità è il valore dell’ETS, tanto maggiore è l’accuratezza della previsione. ETS ha il valore minimo di -1/3 quando:

$$FO = XX = 0 \text{ e } FX = XO = N/2$$

3. Risultati

Considerando la previsione delle temperature, i due grafici di Fig.1 e di Fig. 2 mostrano l’errore medio giornaliero (in valore assoluto) tra l’osservazione e la previsione della media ensemble. Il colore nero evidenzia lo scarto medio giornaliero tra l’osservazione e la previsione per il giorno corrente. Si è deciso di prendere come riferimento le due città di Torino ed Aosta nei mesi di Luglio – Agosto 2017 per evidenziare due situazioni molto diverse nell’accordo tra osservazione e previsione. Per la città di Torino, è emerso un errore medio contenuto che si attesta attorno ad 1,4 nella previsione per il giorno corrente fino a salire progressivamente a 2 nella previsione a distanza di 4 giorni, evidenziato dalla serie di colore celeste, a testimonianza di un progressivo decadimento dell’affidabilità della previsione all’aumentare della distanza temporale. Per contro, guardando al grafico di Fig. 2 emerge in prima analisi un errore decisamente più elevato; valori medi che si aggirano attorno a 3 gradi con vari picchi superiori a 5. Inoltre, non è più così evidente la degradazione della previsione con la distanza temporale. A parità di stagione, una differenza così netta è sicuramente legata ad una differente posizione geografica tra le due città e ad un’orografia della città di Aosta decisamente più complessa e, pertanto, più soggetta ad errori nella previsione. Inoltre, bisogna considerare l’incertezza dovuta al microclima particolare di Aosta con spiccate caratteristiche continentali rispetto ad un regime di temperature legato ad un clima mediterraneo della città di Torino.

Le tabelle 1, 2, 3, 4 presentate successivamente mostrano, invece, l’errore medio mensile per quattro città italiane: Trento, Roma, Bologna e Palermo, rappresentative di quattro differenti aree geografiche.

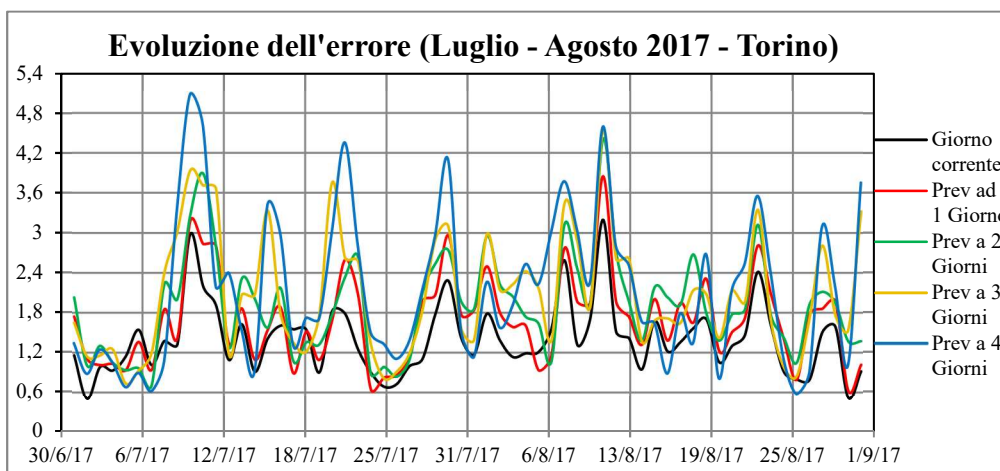


Fig. 1 – Valore assoluto dell’errore medio giornaliero (in °C) tra l’osservazione e le previsioni per il giorno corrente e fino a 4 giorni per la città di Torino per i mesi di Luglio e Agosto 2017. Il grafico si riferisce all’ensemble mean forecast

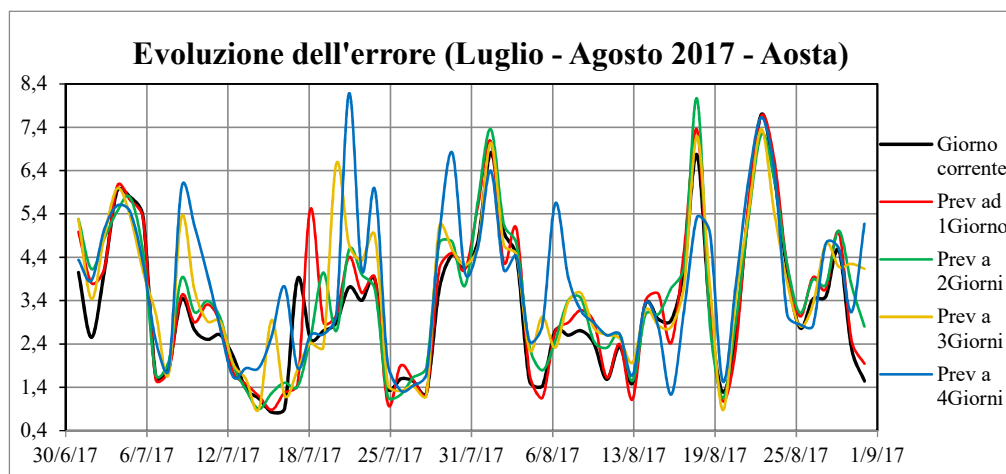


Fig. 2 – Grafico analogo a quello in figura 1, ma per la città di Aosta per i due mesi di Luglio ed Agosto 2017

Trento	G. corr	A 1G	A 2G	A 3G	A 4G
Apr 17	2,19	2,27	2,28	2,23	2,27
Mag 17	2,59	2,84	2,94	3,11	3,17
Giu 17	2,90	3,15	3,28	3,32	3,57
Lug 17	3,61	3,88	4,05	4,19	4,26
Ago 17	4,23	4,49	4,63	4,83	4,90
Set 17	4,14	4,46	4,68	4,71	4,83
Ott 17	4,49	4,58	4,69	4,74	4,72
Nov 17	5,03	4,98	4,95	4,97	4,90
Dic 17	5,60	5,39	5,33	5,48	5,46
Gen 18	4,61	4,50	4,70	4,71	4,60
Feb 18	2,14	2,23	2,26	2,41	2,56
Mar 18	2,64	2,68	2,74	2,83	3,12
Apr 18	2,97	3,13	3,25	3,22	3,15
Mag 18	4,30	4,64	4,96	5,18	5,33
Giu 18	2,95	3,21	3,45	3,53	3,63
Lug 18	3,16	3,29	3,42	3,60	3,66
Ago 18	4,17	4,29	4,26	4,24	4,16
Set 18	4,20	4,28	4,41	4,51	4,55

Tab. 1 – Errore medio mensile in valore assoluto tra temperatura osservata e prevista – Trento

Roma	G. corr	A 1G	A 2G	A 3G	A 4G
Apr 17	1,21	1,14	1,24	1,30	1,41
Mag 17	1,37	1,26	1,28	1,28	1,29
Giu 17	1,26	1,27	1,40	1,46	1,60
Lug 17	1,43	1,55	1,62	1,68	1,91
Ago 17	1,58	1,79	1,89	1,98	1,89
Set 17	1,77	2,00	2,13	2,32	2,45
Ott 17	1,46	1,51	1,61	1,66	1,75
Nov 17	1,55	1,62	1,66	1,71	1,83
Dic 17	1,60	1,55	1,61	1,74	1,80
Gen 18	1,83	1,78	1,88	1,83	2,18
Feb 18	1,79	1,95	2,10	2,43	2,60
Mar 18	1,76	1,70	1,73	1,72	1,75
Apr 18	1,59	1,56	1,59	1,50	1,51
Mag 18	1,54	1,62	1,81	1,99	2,08
Giu 18	1,44	1,50	1,59	1,58	1,71
Lug 18	1,38	1,34	1,37	1,39	1,49
Ago 18	2,13	2,20	2,33	2,50	2,54
Set 18	1,63	1,75	1,89	1,99	2,05

Tab. 2 – Errore medio mensile in valore assoluto tra temperatura osservata e prevista – Roma

Bologna	G. corr	A 1G	A 2G	A 3G	A 4G
Apr 17	1,22	1,25	1,42	1,69	1,73
Mag 17	1,14	1,33	1,43	1,52	1,66
Giu 17	1,22	1,15	1,33	1,49	1,72
Lug 17	1,22	1,30	1,39	1,57	1,62
Ago 17	1,20	1,43	1,49	1,60	1,75
Set 17	1,40	1,61	1,80	1,88	2,06
Ott 17	1,83	2,01	2,14	2,25	2,24
Nov 17	1,78	1,73	1,79	1,76	1,69
Dic 17	2,28	2,11	1,95	2,09	2,14
Gen 18	2,12	2,17	2,16	2,25	2,26
Feb 18	1,16	1,33	1,49	1,57	1,78
Mar 18	1,43	1,64	1,85	1,88	2,06
Apr 18	1,34	1,49	1,54	1,46	1,52
Mag 18	1,24	1,32	1,51	1,67	1,63
Giu 18	1,25	1,22	1,23	1,21	1,46
Lug 18	1,29	1,31	1,35	1,44	1,58
Ago 18	1,39	1,51	1,55	1,64	1,66
Set 18	1,16	1,25	1,39	1,63	1,75

Tab. 3 – Errore medio mensile in valore assoluto tra temperatura osservata e prevista – Bologna

Palermo	G. corr	A 1G	A 2G	A 3G	A 4G
Apr 17	1,53	1,46	1,42	1,60	1,61
Mag 17	1,66	1,62	1,52	1,66	1,78
Giu 17	1,48	1,50	1,56	1,46	1,51
Lug 17	1,72	1,68	1,65	1,71	1,76
Ago 17	1,93	1,90	1,84	1,82	1,83
Set 17	1,19	1,18	1,28	1,27	1,30
Ott 17	1,22	1,25	1,22	1,20	1,23
Nov 17	1,37	1,28	1,36	1,31	1,41
Dic 17	1,73	1,72	1,60	1,58	1,68
Gen 18	1,68	1,62	1,60	1,66	1,79
Feb 18	1,64	1,53	1,61	1,75	1,92
Mar 18	1,81	1,85	1,93	1,92	2,08
Apr 18	1,64	1,65	1,68	1,71	1,54
Mag 18	1,53	1,54	1,56	1,65	1,77
Giu 18	1,87	1,83	1,90	1,87	1,86
Lug 18	1,78	1,80	1,82	1,87	1,95
Ago 18	1,22	1,29	1,35	1,44	1,49
Set 18	1,25	1,32	1,31	1,37	1,37

Tab. 4 – Errore medio mensile in valore assoluto tra temperatura osservata e prevista – Palermo

Anche per queste 4 città, è evidente un andamento crescente dello scarto tra osservazione e previsione, indice di una accuratezza della previsione di temperatura che, inevitabilmente, peggiora con il trascorrere dei giorni. Inoltre, si può notare come l'errore medio non superi i due gradi per Bologna, Roma e Palermo; è chiaramente più elevato a Trento, altra città insieme con Aosta caratterizzata da una complessa orografia. Inoltre, questi due capoluoghi hanno un dato osservato poco attendibile, che rende, inevitabilmente, più complesso il lavoro preliminare dell'*analisi*.

Successivamente, si è passati ad inquadrare la previsione di temperatura attraverso un'analisi statistica dei percentili e della deviazione standard. L'obiettivo è stato quello di verificare la consistenza dello spread dell'ensemble rispetto alla reale incertezza previsionale. In tabella 5 sono riportate in maniera riassuntiva per ciascuna città le percentuali in cui la temperatura osservata è stata rispettivamente inferiore a quella prevista relativa al 20° percentile (colonne grigie), superiore a quella relativa all'80° percentile (colonne celesti) e compresa tra il 20° e l'80° percentile (colonne viola). Per molte delle città analizzate, la percentuale dei dati orari di temperatura osservata

all'interno della fascia compresa tra il 20° e l'80° percentile oscilla tra il 50 e il 60. Si tratta, inoltre, di una percentuale che si mantiene pressoché costante nel tempo fino al quarto giorno di previsione esaminato, a testimonianza del fatto che lo spread dell'ensemble è consistente con la reale incertezza previsionale. Per la città di Trento e, in misura minore per Aosta, si osserva una sovrastima nella previsione di temperatura, mentre, per Cagliari, Campobasso, Catanzaro, Genova, Napoli, Potenza e Trieste si denota una generale sottostima. Per quel che concerne le città costiere, la sottostima deriva principalmente dall'azione mitigatrice del mare sull'atmosfera dove le oscillazioni annuali e diurne nelle temperature risultano fortemente attenuate. Per quanto riguarda, invece, le città continentali, è opportuno fare una distinzione tra i capoluoghi di Trento ed Aosta da un lato e Campobasso e Potenza dall'altro. Geograficamente i primi due risentono di un clima tipico delle zone di fondovalle con marcate inversioni termiche soprattutto durante la stagione invernale, motivo cui potrebbe essere imputata la sovrastima nelle temperature. La sottostima delle seconde due, invece, seppur poste ad una altitudine superiore ai 700 metri, potrebbe essere dovuta al fatto che, non trovandosi strettamente all'interno di conche, non risentono degli effetti tipici del clima delle valli.

	Prev G. Corrente			Prev ad 1 Giorno			Prev a 2 Giorni			Prev a 3 Giorni			Prev a 4 Giorni		
	%<20	%>80	%IN	%<20	%>80	%IN	%<20	%>80	%IN	%<20	%>80	%IN	%<20	%>80	%IN
Ancona	25,1	22,5	52,9	26,7	21,1	53,0	28,2	20,7	52,0	27,9	20,1	52,8	28,7	19,8	52,3
Aosta	32,0	19,9	56,1	32,5	18,8	57,5	33,9	18,4	56,3	35,0	18,7	55,7	34,5	18,6	56,2
Bari	27,6	16,9	56,2	28,0	17,9	55,4	28,7	17,7	54,9	28,8	17,8	54,6	28,2	18,1	54,9
Bologna	22,9	22,5	56,7	23,8	19,2	59,0	24,9	19,2	58,3	25,4	19,4	57,8	25,2	19,1	57,9
Cagliari	12,9	29,3	57,9	13,9	25,7	60,9	14,5	25,2	60,9	15,8	24,3	60,5	15,7	23,8	61,0
Campobasso	9,7	43,2	48,9	10,6	40,7	50,6	11,9	39,2	50,8	12,5	37,2	52,2	12,9	35,9	53,2
Catanzaro	5,0	38,3	56,8	6,1	35,2	58,9	6,8	33,6	59,9	7,0	32,6	60,6	7,4	31,6	61,2
Firenze	17,7	32,3	51,1	18,3	28,7	54,1	19,4	26,6	55,2	20,0	26,7	54,5	19,9	25,1	56,0
Genova	4,1	61,9	34,8	4,1	60,5	36,2	4,3	59,5	37,0	4,7	57,8	38,2	5,4	57,2	38,3
L'Aquila	28,2	15,0	62,2	30,0	14,4	61,0	31,2	13,5	60,0	32,3	14,2	58,8	32,2	13,0	59,4
Milano	15,8	34,5	52,0	17,5	30,6	54,5	18,3	28,6	55,7	19,5	27,9	55,2	20,3	27,1	55,3
Napoli	10,8	31,5	58,6	10,9	29,1	61,0	11,0	27,6	62,2	11,8	27,3	62,0	12,3	26,7	61,9
Palermo	15,8	30,1	54,1	15,9	27,8	56,4	15,5	26,5	58,1	15,1	26,1	58,7	14,4	25,0	60,5
Perugia	17,7	44,6	38,6	18,4	41,3	41,3	18,6	38,6	43,4	19,2	37,2	44,3	20,0	35,4	45,5
Potenza	10,4	33,3	58,7	11,4	31,2	60,3	12,9	30,2	60,1	13,3	29,3	60,4	13,7	27,7	61,7
Roma	25,0	23,6	51,8	26,7	20,1	53,8	27,3	19,3	53,9	27,2	19,4	54,1	26,9	19,1	54,7
Torino	17,1	29,4	56,3	23,4	23,3	56,1	27,5	21,5	53,9	29,7	20,9	52,3	29,9	21,0	52,2
Trento	68,6	8,4	28,4	70,9	9,2	26,4	72,3	9,3	24,9	71,9	9,6	25,2	70,0	9,3	27,2
Trieste	10,6	34,3	59,5	10,8	33,5	60,0	11,1	32,2	60,9	11,4	31,5	61,4	11,6	31,2	61,6
Venezia	27,3	19,2	54,0	29,1	19,0	52,6	30,4	18,6	51,6	29,7	19,1	51,8	30,2	19,2	51,2

Tab. 5 – Percentuale dei dati orari con temperatura osservata inferiore al 20° percentile (colonna grigia); percentuale dei dati orari con temperatura osservata superiore all'80° percentile (colonna celeste); percentuale dei dati orari con temperatura osservata compresa tra il 20° e l'80° percentile (colonna viola)

La tabella 6 evidenzia i valori di deviazione standard rispetto alla media dell'ensemble che, naturalmente, a partire dalla previsione per il giorno corrente, crescono man mano che ci si sposta verso il quarto giorno di previsione. Gli indici più elevati per Trento ed Aosta denotano una maggiore variabilità e, quindi, uno spread più grande tra gli otto membri ensemble. I grafici di figura 3 e di figura 4 mostrano per Bologna, come unico esempio per il solo mese di Luglio 2017, l'andamento della temperatura osservata ora per ora rispetto a quelli che sono il 20° e l'80° percentile. Il grafico di figura 3 si

riferisce alla previsione per il giorno corrente, mentre, il grafico di figura 4 riguarda la previsione fatta a 4 giorni di distanza. Innanzitutto, è possibile notare come, mediamente, la temperatura osservata, rappresentata dalla serie in celeste, rientri all'interno della fascia dei percentili in esame.

L'altro dato interessante riguarda, ovviamente, l'ampliamento della forbice tra il 20° e l'80° percentile a dimostrazione di un aumento della deviazione standard e, quindi, dello spread dell'ensemble.

	Deviazione Standard (σ)						Deviazione Standard (σ)				
	G. corr	A 1G	A 2G	A 3G	A 4G		G. corr	A 1G	A 2G	A 3G	A 4G
Ancona	2,16	2,38	2,47	2,58	2,67	Milano	1,81	1,97	2,07	2,16	2,28
Aosta	4,20	4,47	4,49	4,60	4,67	Napoli	2,48	2,81	2,91	3,00	3,09
Bari	2,25	2,56	2,67	2,78	2,84	Palermo	2,30	2,64	2,76	2,87	2,97
Bologna	1,81	2,02	2,17	2,30	2,44	Perugia	1,53	1,78	1,90	1,99	2,12
Cagliari	2,28	2,59	2,74	2,85	2,97	Potenza	2,12	2,31	2,45	2,55	2,69
Campobasso	1,52	1,75	1,85	1,98	2,12	Roma	1,91	2,23	2,35	2,46	2,59
Catanzaro	2,14	2,47	2,59	2,73	2,83	Torino	1,89	1,91	1,98	2,10	2,22
Firenze	1,71	1,99	2,13	2,22	2,35	Trento	3,07	3,42	3,50	3,53	3,58
Genova	2,15	2,42	2,56	2,61	2,73	Trieste	3,46	3,58	3,58	3,63	3,69
L'Aquila	2,84	2,95	2,96	3,06	3,10	Venezia	2,10	2,26	2,34	2,47	2,55

Tab. 6 – Media sull'intero periodo di osservazione di tutti i valori orari di Dev. St. per i 4 giorni di previsione

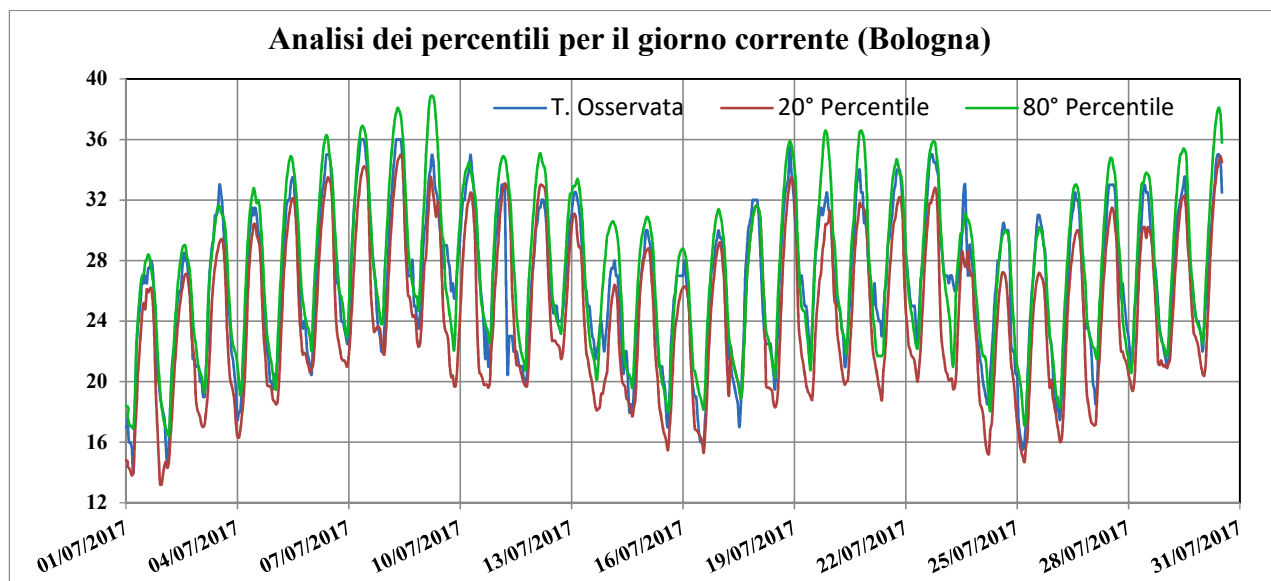


Fig. 3 – Dati orari della temperatura osservata e del 20° e 80° percentile per il mese di Luglio 2017

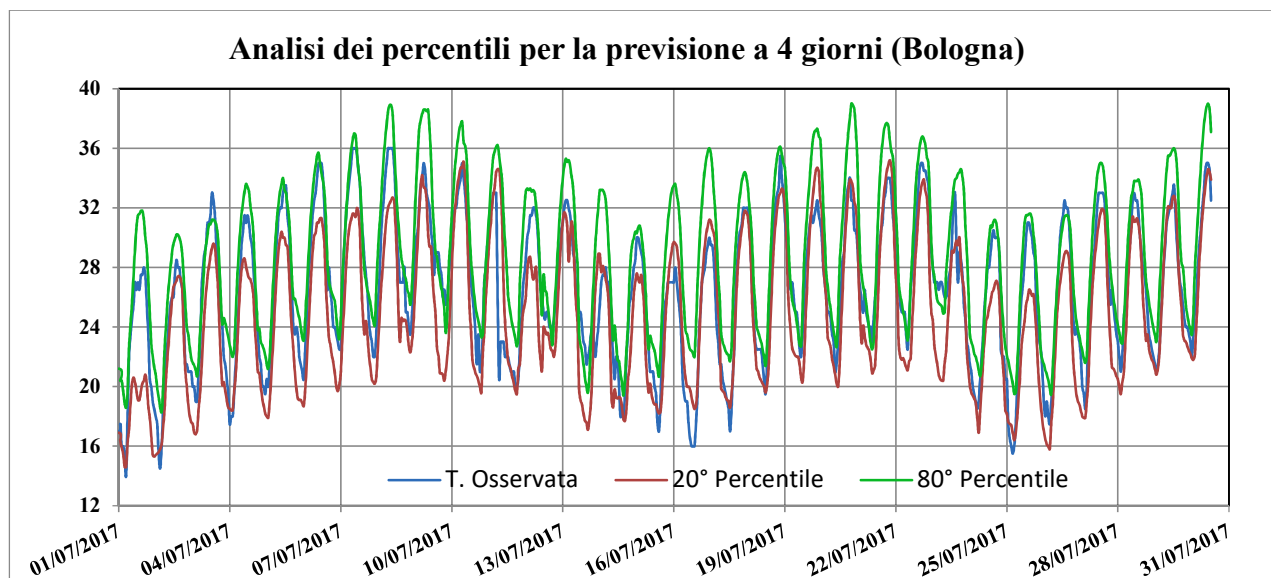


Fig. 4 – Dati orari della temperatura osservata e del 20° e 80° percentile per il mese di Luglio 2017

L’ultima parte del lavoro di tesi ha riguardato lo studio della previsione di precipitazione. Si è deciso di riportare come esempio la città di Bologna e, nello specifico, i grafici di figura 5, 6 e 7 evidenziano il numero di giorni piovosi rapportati al numero di quelli previsti con le varie probabilità di accadimento, rispettivamente per la previsione del giorno corrente e fino a due giorni di distanza.

È possibile osservare per Bologna una percentuale generalmente alta di giorni piovosi previsti dalla media ensemble con una progressiva diminuzione della stessa con la distanza temporale dall’evento di pioggia. Il tutto è chiaramente visibile anche dal

grafico di figura 8, in cui sono stati riportati gli eventi mancati che risultano complessivamente bassi. In tabella 7 è stato riportato il caso di Venezia, la città in cui si è riscontrato, mediamente, il più alto numero di giorni piovosi mancati dal multi-model ensemble, percentuali evidenziate anche in tabella 8. Per le altre città, invece, emergono percentuali sostanzialmente elevate dei giorni piovosi previsti ed effettivamente osservati con una progressiva e naturale degradazione allontanandosi man mano nel tempo dall’evento di pioggia, ma, anche e soprattutto, aumentando la probabilità con cui gli otto membri del modello erano concordi sulla previsione.

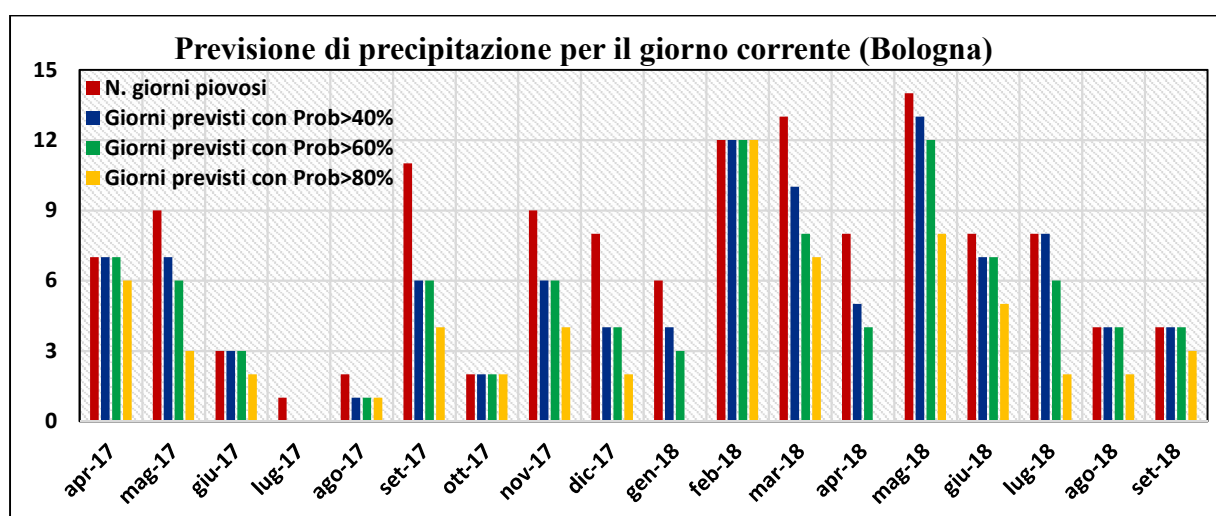


Fig. 5 – Numero di giorni piovosi confrontati con quelli previsti con le probabilità del 40, 60, 80% nella previsione per il giorno corrente

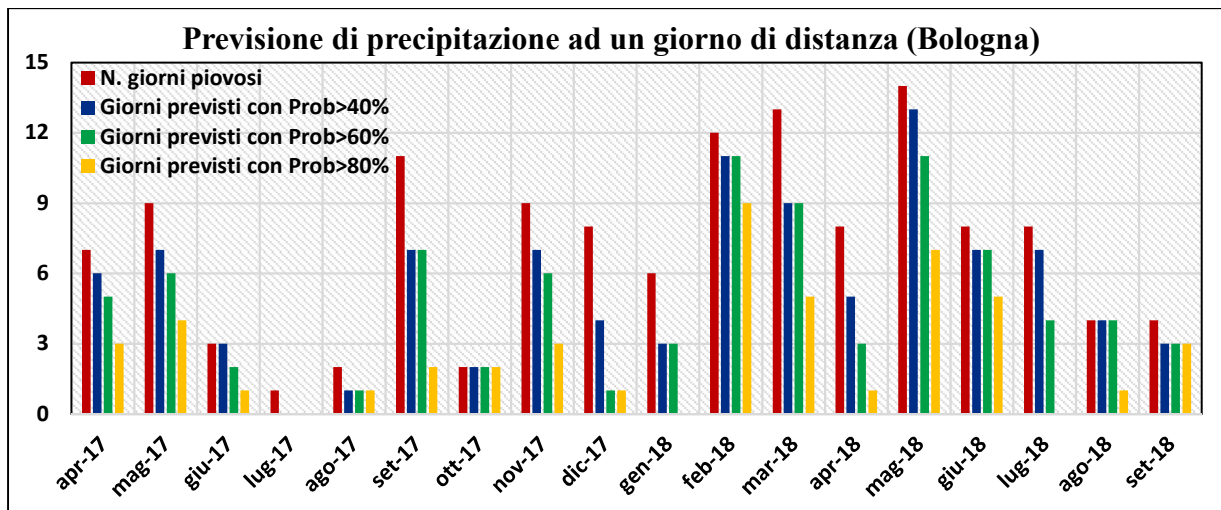


Fig. 6 – Numero di giorni piovosi confrontati con quelli previsti con le probabilità del 40, 60, 80% nella previsione ad un giorno di distanza

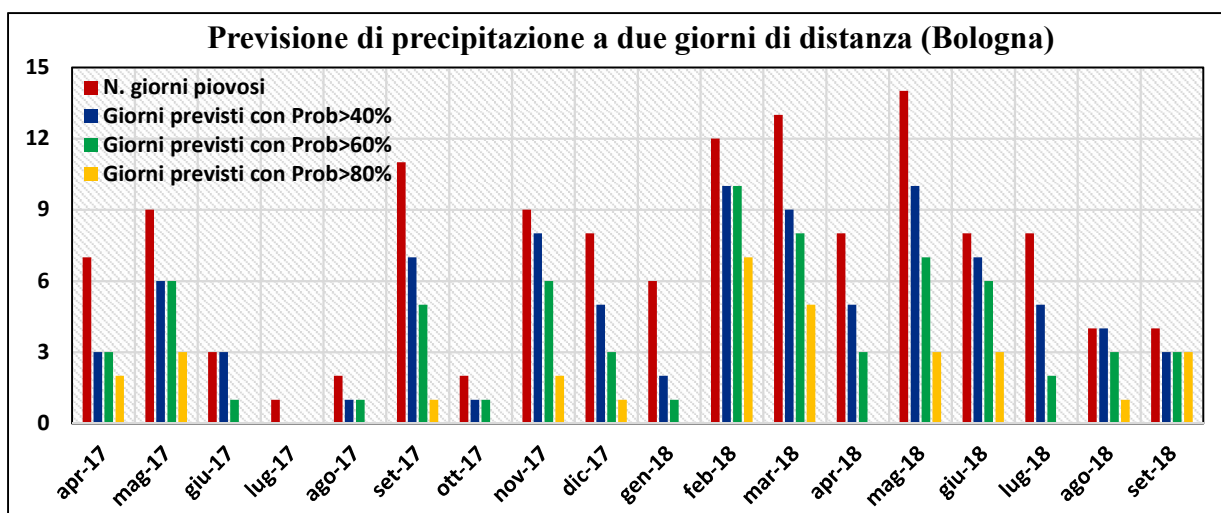


Fig. 7 – Numero di giorni piovosi confrontati con quelli previsti con le probabilità del 40, 60, 80% nella previsione a due giorni di distanza

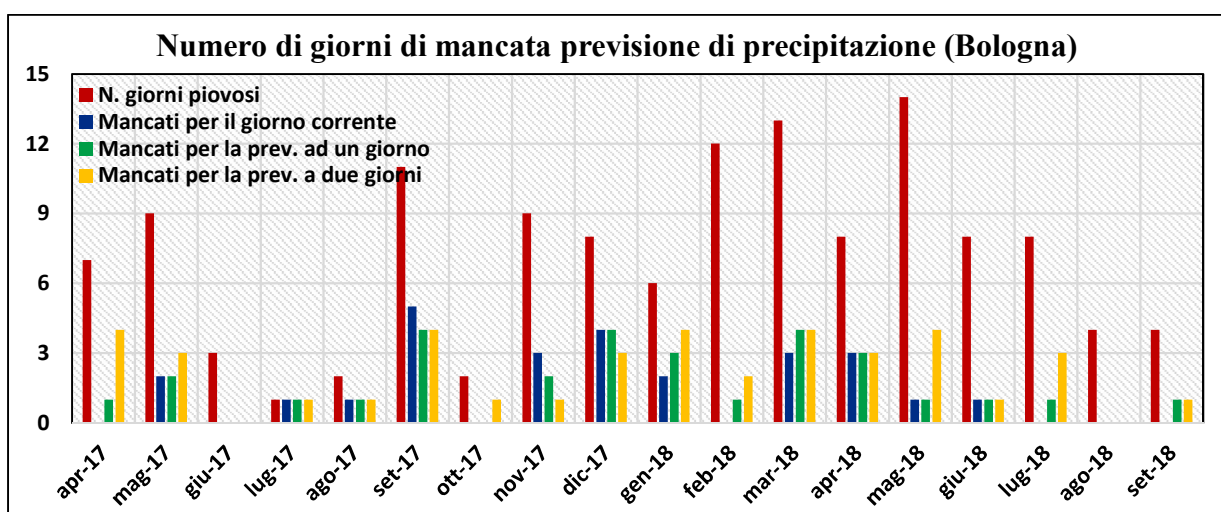


Fig. 8 – Numero di giorni piovosi confrontati con quelli non previsti dal multi-model ensemble con le probabilità del 40, 60, 80%.

Venezia	Oss	Prev g.corr (>40)	Prev a 1g (>40)	Prev a 2g (>40)	Prev g.corr (>60)	Prev a 1g (>60)	Prev a 2g (>60)	Prev g.corr (>80)	Prev a 1g (>80)	Prev a 2g (>80)	Manc g.corr	Manc a 1g	Manc a 2g
Apr 17	16	12	11	10	9	11	7	3	6	1	4	5	6
Mag 17	11	10	9	5	7	6	3	4	0	0	1	2	6
Giu 17	6	1	1	1	0	0	0	0	0	0	5	5	5
Lug 17	7	4	3	2	2	3	1	1	1	1	3	4	5
Ago 17	5	3	4	3	1	1	1	1	0	0	2	1	2
Set 17	17	15	12	13	13	11	8	9	7	2	2	5	4
Ott 17	16	2	1	1	2	1	1	1	1	1	14	15	15
Nov 17	15	10	10	9	7	8	6	3	4	3	5	5	6
Dic 17	17	7	8	8	3	6	6	2	0	1	10	9	9
Gen 18	14	4	4	4	4	4	4	3	3	3	10	10	10
Feb 18	10	9	8	7	8	8	6	5	3	3	1	2	3
Mar 18	19	15	12	11	13	12	9	11	4	5	4	7	8
Apr 18	16	9	8	6	7	5	5	3	4	2	7	8	10
Mag 18	7	7	7	3	4	6	1	1	1	0	0	0	4
Giu 18	5	4	3	3	3	3	2	2	2	2	1	2	2
Lug 18	9	7	7	3	4	5	2	0	2	0	2	2	6
Ago 18	8	5	6	6	4	5	5	2	3	1	3	2	2
Set 18	8	3	3	3	3	3	3	1	1	1	5	5	5

Tab. 7 – Confronto mensile tra il numero di giorni piovosi osservati, previsti e mancati rispettivamente per la previsione del giorno stesso e fino a due giorni di distanza per la città di Venezia

	% giorni piovosi prev con prob > 40			% giorni piovosi prev con prob > 60			% giorni piovosi prev con prob > 80		
	G corrente	Prev a 1G	Prev a 2G	G corrente	Prev a 1G	Prev a 2G	G corrente	Prev a 1G	Prev a 2G
Bologna	79,8	76,7	69,0	73,6	65,9	53,5	48,8	37,2	24,0
Firenze	87,3	85,5	81,8	80,9	76,4	69,1	56,4	46,4	45,5
Palermo	72,0	62,0	60,0	53,0	48,0	43,0	26,0	19,0	19,0
Potenza	83,3	78,1	78,9	74,6	70,2	64,0	47,4	39,5	34,2
Roma	70,1	65,6	61,1	60,5	52,9	48,4	35,7	29,9	29,3
Torino	78,0	79,3	78,0	67,7	67,1	67,7	43,3	48,2	40,9
Venezia	61,7	56,8	47,6	45,6	47,6	34,0	25,2	20,4	12,6

Tab. 8 – Percentuali dei giorni piovosi previsti dal multi-model ensemble, mediate sui 18 mesi di studio

	Prev giorno corrente			Prev ad 1 giorno di distanza			Prev a 2 giorni di distanza		
	Hr	Fr	ETS	Hr	Fr	ETS	Hr	Fr	ETS
Bologna	0,80	0,28	0,27	0,77	0,26	0,27	0,69	0,23	0,25
Firenze	0,87	0,31	0,25	0,85	0,32	0,24	0,82	0,27	0,27
Palermo	0,72	0,24	0,23	0,61	0,21	0,21	0,59	0,19	0,21
Potenza	0,83	0,39	0,18	0,77	0,39	0,15	0,78	0,36	0,18
Roma	0,70	0,17	0,35	0,65	0,15	0,33	0,61	0,14	0,31
Torino	0,78	0,22	0,35	0,79	0,23	0,35	0,77	0,22	0,35
Venezia	0,62	0,19	0,27	0,57	0,14	0,28	0,47	0,16	0,20

Tab. 9 – Hit rate, False Alarm Rate ed Equitable Threat Score calcolati su un periodo di osservazione compreso tra il 1° Aprile 2017 e il 30 Settembre 2018

In ultimo si è passati a studiare gli indici previsionali di precipitazione quali l’Hit Rate, il False Alarm Rate e l’Equitable Threat Score calcolati, considerando i 18 mesi di studio e di cui si è fatto menzione nel paragrafo dedicato alla metodologia. Complessivamente, si riscontrano valori elevati per l’Hit Rate, con una leggera diminuzione con la distanza temporale dall’evento e, in maniera quasi complementare, un basso valore per i falsi allarmi (previsti e non osservati) e un indice ETS complessivamente alto.

4. Conclusioni

In questo studio si è utilizzato il multi-model ensemble del Centro Epson Meteo formato da 3 membri WRF3.9 ARW, 3 membri WRF3.9 NMM, 2 membri modello ETA versione 2010. Si tratta di modelli numerici meteorologici (NWP) a scala limitata impiegati per simulare l’evoluzione del tempo sull’Italia, tutti inizializzati dal modello GFS. Le previsioni della media ensemble sono state confrontate con le osservazioni di temperatura disponibili nei 20 capoluoghi di regione italiani. L’evoluzione dell’errore medio giornaliero evidenzia la degradazione della qualità della previsione meteorologica su un orizzonte temporale esaminato di 4 giorni.

Mediamente, gran parte delle città hanno registrato uno scarto (in °C) pari a 1,47 nella previsione per il giorno corrente fino a 1,77 nella previsione a 4 giorni. Soltanto Aosta e Trento evidenziano un errore più elevato, di 2,85 (giorno corrente) e 3,07 (a 4 giorni) per la prima e 3,66 (giorno corrente) e 4,05 (a 4 giorni) per la seconda. Al di sotto dei 2 gradi, la previsione viene considerata accettabile; un errore superiore non rappresenta una buona previsione. Successivamente, prendendo come riferimento il 20° e l'80° percentile dell'ensemble, si è visto che la percentuale dei valori di temperatura registrata racchiusa all'interno di tale fascia risulta essere piuttosto costante con l'orizzonte temporale scelto ed è compresa tra il 50 e il 60% per molti dei capoluoghi studiati. Naturalmente, nella previsione a 4 giorni, aumenta l'incertezza della stessa come testimoniato dall'incremento della deviazione standard. La previsione di precipitazione è stata analizzata per un ristretto numero di città (Bologna, Firenze, Palermo, Potenza, Roma, Torino, Venezia) rappresentative delle diverse aree geografiche italiane. Ci si è concentrati sulla corrispondenza tra giorni piovosi osservati e giorni piovosi previsti rispettivamente con probabilità maggiore del 40, 60 e 80%. I valori di probabilità attesi sono strettamente legati al numero dei membri dell'ensemble che hanno previsto la precipitazione rispetto al totale. Riguardo la previsione per il giorno corrente, si tratta di percentuali superiori al 70 per tutte le città esaminate ad esclusione di un 61% di Venezia. Si tratta di risultati che, inevitabilmente, peggiorano con la distanza dall'evento di pioggia e, in misura maggiore, con l'aumentare della probabilità di accadimento fissata al 60 e 80%. Infine, si sono considerati tre indici previsionali di precipitazione (Hit Rate, False Alarm Rate ed Equitable Threat Score) al fine di valutare la percentuale degli eventi di pioggia previsti, mancati e di falso allarme. Bologna, Firenze, Palermo, Potenza, Roma e Torino hanno registrato nella previsione per il giorno corrente valori dell'Hit Rate elevati, compresi tra 0,70 e 0,87 (considerando che il valore dell'unità è il massimo in termini di accuratezza della previsione). Per Venezia l'indice Hr è relativamente più basso (0,62). L'accuratezza della previsione è confermata dall'indice Fr attorno a 0,20 per tutte le città analizzate tranne che per Potenza, lievemente più alto, maggiore di 0,30. Il valore dell'indice ETS è, anch'esso in linea con quanto emerso dai primi due, attestandosi su valori positivi, complessivamente maggiori di 0,20. Gli indici Hr ed ETS peggiorano con la distanza temporale dall'evento, mentre i

valori dell'indice Fr si mantengono pressoché invariati. I dati nella sostanza mostrano la bontà della previsione meteorologica.

5. Bibliografia e Sitografia

- Ensemble-based atmospheric data assimilation, Thomas M. Hamill (2006)
- Increasing the Skill of Probabilistic Forecasts: Understanding Performance Improvements from Model-Error Representations, J. Berner, K.R. Fossell, S.-Y. Ha, J. P. Hacker, C. Snyder (2015)
- Predictability of Weather and Climate, Tim Palmer, Renate Hagedorn (2009)
- Manuale di Meteorologia, Centro Epsom Meteo
- Improving High-Resolution Weather Forecasts Using the Weather Research and Forecasting (WRF) Model with an Updated Kain-Fritsch Scheme, Yue Zheng (2016)
- www.meteonetwork.it
- <https://www.meteo.it/giornale/didattica/>
- <http://www.lamma.rete.toscana.it/la-previsione-probabilistica>
- <https://www.ncdc.noaa.gov/data-access/model-data/model-datasets/global-ensemble-forecast-system-gef>
- <https://www.ecmwf.int/en/forecasts/charts/product-descriptions/Medium-range%20forecasts>
- <http://www2.mmm.ucar.edu/wrf/users/>
- <https://dtcenter.org/wrf-nmm/users/>

