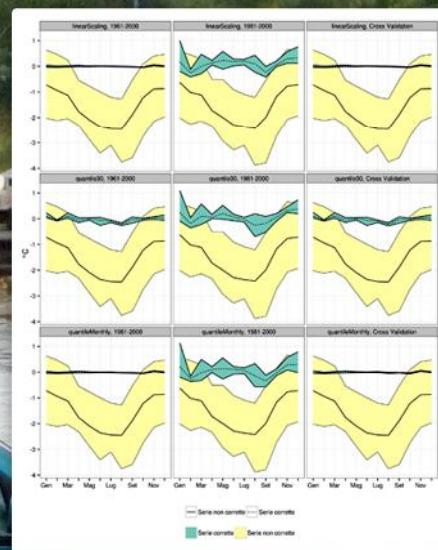
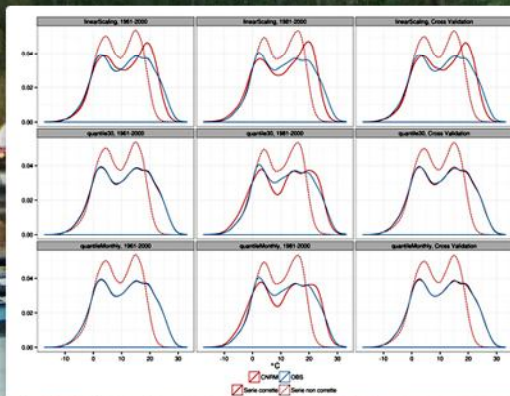
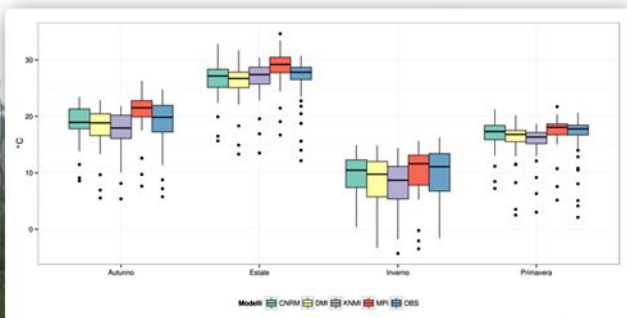




ISPRA

Istituto Superiore per la Protezione
e la Ricerca Ambientale

Calibrazione e test di metodi per il *downscaling* empirico - statistico e la correzione degli errori dei modelli climatici





ISPRA

Istituto Superiore per la Protezione
e la Ricerca Ambientale

Calibrazione e test di metodi per il *downscaling* empirico - statistico e la correzione degli errori dei modelli climatici

Informazioni legali

L'istituto Superiore per la Protezione e la Ricerca Ambientale (ISPRA) e le persone che agiscono per conto dell'Istituto non sono responsabili per l'uso che può essere fatto delle informazioni contenute in questo rapporto.

ISPRA – Istituto Superiore per la Protezione e la Ricerca Ambientale
Via Vitaliano Brancati, 48 – 00144 Roma
www.isprambiente.gov.it

ISPRA, Stato dell'Ambiente 56/2015

ISBN 978-88-448-0707-8

Riproduzione autorizzata citando la fonte

Elaborazione grafica ISPRA

Grafica di copertina: Franco Iozzoli
Foto di copertina: Franco Iozzoli

Coordinamento editoriale:
Daria Mazzella
ISPRA - Settore Editoria

Aprile 2015

Autori

Guido Fioravanti, Emanuela Piervitali (ISPRA).

Contributi e ringraziamenti

Si ringrazia Franco Desiato (ISPRA) per la revisione e i suggerimenti

Indice

1. INTRODUZIONE.....	6
2. DATI.....	8
2.1 Dati osservati.....	8
2.2 Simulazioni dei modelli regionali (RCM).....	14
3. METODI.....	15
3.1 Metodi MOS utilizzati	15
3.1.1 <i>Linear Scaling per temperatura e precipitazione</i>	15
3.1.2 <i>Local Intensity Scaling (LOCI) per la precipitazione</i>	16
3.1.3 <i>Quantile Mapping</i>	17
3.2 Metodi di validazione	19
3.2.1 <i>Schemi di calibrazione/validazione</i>	19
3.2.2 <i>Metodi statistici di validazione</i>	20
4. RISULTATI	21
4.1 Simulazioni RCM non corrette.....	21
4.2 Valutazione statistica dei metodi MOS.....	23
4.2.1 <i>Valori medi di temperatura e precipitazione</i>	23
4.2.2 <i>Adattamento delle serie simulate alle serie osservate</i>	34
4.2.3 <i>Estremi di temperatura e precipitazione</i>	44
5. CONCLUSIONI.....	49
6. APPENDICE.....	51
6.1 Elaborazione dei file netCDF	51
6.2 Valutazione della bontà dell'adattamento delle serie osservate ai modelli teorici.....	52
6.3 Finestra di correzione per il Quantile Mapping.....	54
Bibliografia	56

1. INTRODUZIONE

Le proiezioni del clima futuro sono generalmente il risultato delle simulazioni dei modelli climatici globali (GCM) che, assieme ai dati osservati, rappresentano la miglior fonte di informazione per comprendere le dinamiche e l'evoluzione del clima passato, presente e futuro (Fowler et al., 2007; Ehret et al., 2012). Sebbene i GCM siano basati su principi fisici ben definiti e siano in grado di riprodurre le caratteristiche medie osservate del clima recente e passato, la bassa risoluzione spaziale del loro output, compresa all'incirca tra 250 e 600 km (Olsson et al., 2013), rende il loro utilizzo poco adatto alle esigenze degli utilizzatori finali, che necessitano di un'attenta valutazione degli impatti a scala regionale o locale. Al di sotto dei 200 km, i GCM non sono in grado di fornire informazioni attendibili per diverse variabili necessarie, per esempio, ad una corretta modellizzazione dei processi idrogeologici (Ehret et al., 2012). Il *downscaling* (Maraun et al., 2010) rappresenta lo strumento per incrementare la risoluzione spaziale dei modelli GCM e rappresentare meglio i fenomeni a scala regionale e locale. Si distingue tra *downscaling* dinamico (DD) e *downscaling* statistico (SD). Entrambi gli approcci sono presi in esame nell'ambito del progetto europeo COST VALUE 2012-2015 (www.value-cost.eu), che ha come obiettivo quello di costituire una rete europea per la validazione e lo sviluppo di metodi di *downscaling* e favorire la collaborazione fra comunità scientifica e *stakeholders*.

Il *downscaling* dinamico consiste nell'utilizzo di un modello RCM (*Regional Climate Model*) che, innestandosi su un modello GCM da cui vengono acquisite le condizioni iniziali e al contorno, produce le proiezioni climatiche su un'area limitata (tipicamente dell'ordine di 5000 x 5000 km²) con risoluzione spaziale più elevata (tipicamente dell'ordine di 10-50 km). Ciò garantisce una rappresentazione più dettagliata delle caratteristiche geografiche e dei processi fisici che influenzano il clima nel dominio di interesse.

Nel corso dell'ultimo decennio diversi progetti internazionali hanno utilizzato modelli RCM per generare proiezioni regionali del clima futuro. Tra di essi, a livello europeo sono in evidenza il progetto ENSEMBLES (Van der Linden and Mitchell, 2009; www.ensembles-eu.org) e il progetto Med-CORDEX (Ruti et al., 2013; www.medcordex.eu). Utilizzando 15 diversi modelli climatici ad alta risoluzione (25km) di 13 istituti europei, il progetto ENSEMBLES ha prodotto le proiezioni fino al 2100 dei principali parametri climatici sull'Europa. Otto modelli globali hanno simulato il clima futuro utilizzando come forzante lo scenario di emissioni A1B (Nakicenovic et al., 2000). Il più recente Med-CORDEX rientra nell'ambito del più vasto progetto internazionale CORDEX (Giorgi et al., 2009), volto allo studio del *downscaling* del clima regionale. Med-CORDEX fornisce proiezioni fino al 2100 per l'area del Mediterraneo, secondo gli scenari IPCC RCP4.5 e RCP8.5 (van Vuuren et al., 2011), ad una risoluzione spaziale che varia tra 12.5 e 50 km.

Essendo basato su leggi fisiche, il *downscaling* dinamico riesce a fornire una buona risposta al riscaldamento globale e all'aumento della concentrazione di gas serra previsti per il futuro. D'altra parte, le simulazioni mediante RCM possono risultare onerose sia in termini di tempo che di risorse di calcolo e comunque non risultano esenti da errori sistematici che ne possono limitare l'utilizzo negli studi di impatti in idrologia, ecologia e agricoltura (Wetterhall et al., 2012; Teutschbein e Seibert, 2012; Olsson et al., 2013). Inoltre, per quanto assai migliore rispetto ai GCM, la risoluzione spaziale degli RCM può risultare inadeguata quando siano necessarie informazioni fino al dettaglio di un punto stazione come accade spesso per la precipitazione (Wetterhall et al., 2012).

Il *downscaling* statistico rappresenta un approccio alternativo o complementare, per ottenere simulazioni a scala locale. L'idea di base consiste nell'individuare, per il presente e il passato, robuste relazioni empirico-statistiche fra le variabili a larga scala (predittori) simulate da un modello globale o regionale e le variabili osservate a scala locale (predittandi) oggetto di interesse (Benestad et al., 2008) e successivamente nell'applicare tali relazioni alle simulazioni future. Il vantaggio del *downscaling* statistico rispetto a quello dinamico sta nella possibilità di utilizzare e ottenere informazioni su un singolo punto stazione e di non essere dispendioso in termini di calcolo. Il limite maggiore consiste invece nell'assumere l'ipotesi, tutt'altro che scontata, che le relazioni empirico-statistiche individuate siano valide anche per il clima futuro (Piani et al., 2010a).

Un esempio di *downscaling* statistico è basato sull'utilizzo di un modello di regressione per spiegare la

temperatura a 2 metri (variabile locale) tramite predittori a larga scala quali la temperatura a 850 hPa (T850), la pressione a livello del mare (MSLP) e l'altezza geopotenziale a 500 hPa (Z500) (Tomozeiu et al., 2007; Desiato et al., 2010). Un modello di questo tipo si basa su una relazione interpretabile dal punto di vista fisico, capace di catturare il segnale del cambiamento climatico (Gutiérrez et al., 2013), che si ritiene valida anche per il futuro (*stationarity hypothesis*). Questo approccio poggia inoltre sull'ipotesi che le simulazioni del modello siano perfette, ovvero forniscano una corretta rappresentazione del clima a larga scala. In questo senso si parla di tecniche di *downscaling* di tipo *Perfect Prognosis* (Perfect Prog).

Relazioni empirico-statistiche tra campi simulati e osservazioni possono essere definite anche per correggere le variabili di interesse direttamente simulate dai modelli globali o regionali. Per questa tipologia di metodi statistici si usa il termine *Bias Correction*, oppure MOS (*Model Output Statistics*). Le correzioni operate mediante MOS riguardano: (1) le distorsioni dei modelli RCM rispetto alla climatologia osservata; (2) le distorsioni introdotte dalla diversa (generalmente più alta) risoluzione spaziale delle serie osservate. In questo senso il MOS si può intendere come un metodo di *downscaling* da utilizzare non in alternativa al *downscaling* dinamico, ma come uno strumento in grado di "raffinare" le simulazioni dei modelli RCM. Per sottolineare l'obiettivo di ridurre gli errori degli output dei modelli, oltre a quello di scendere di scala, questi metodi vengono indicati anche come "metodi di *downscaling* empirico-statistico e di correzione degli errori" (DECMS - "*Empirical statistical downscaling and error correction methods*", Themeßl et al., 2010).

Nella letteratura recente sono presenti svariati esempi di uso del MOS per correggere le distorsioni dei campi di temperatura e precipitazione. Ad esempio, Teutschbein e Seibert (2012) presentano una rassegna di diversi metodi MOS e mostrano come questi metodi si possano utilizzare per correggere le serie di temperatura e precipitazione generate da 11 modelli RCM, evidenziando come i diversi metodi di correzione incidano sulle simulazioni dei modelli idrologici.

Diversi lavori impiegano valori osservati areali, disponibili su un grigliato con la stessa risoluzione delle simulazioni RCM, per la calibrazione/validazione dei metodi MOS (Piani et al., 2010a, 2010b; Kurnik et al., 2012; Themeßl et al., 2012). In questo caso le relazioni empirico-statistiche vanno intese come semplici metodi di correzione ma non di *downscaling*. Altri lavori, che utilizzano invece dati osservati puntuali provenienti da stazioni di misura, correggono le simulazioni RCM e le riportano a scala locale. L'uso del MOS per ottenere un'informazione a livello puntuale viene illustrato da Wilcke et al. (2013), Gudmundsson et al. (2012) e Ines et al. (2010). A tal proposito Maraun et al. (2013) hanno messo in evidenza i limiti dei metodi MOS che correggono la varianza (in particolare il *Quantile Mapping*), quando i dati osservati presentano una risoluzione spaziale molto più alta rispetto a quella del modello.

In questo rapporto sono state applicate tre diverse metodologie di tipo MOS (*Linear Scaling*, LOCI e *Quantile Mapping*) per correggere le simulazioni di quattro modelli RCM, inclusi nel progetto ENSEMBLES, utilizzando un insieme di serie giornaliere di temperatura (massima e minima) e precipitazione per l'Italia. Gli output dei modelli RCM si riferiscono a simulazioni forzate con condizioni al contorno fornite dalle rianalisi ERA-40 (Uppala et al., 2005) dello ECMWF, che rappresentano la migliore stima degli stati storici dell'atmosfera nel tempo e nello spazio. L'efficacia di ciascun metodo MOS è stata valutata nel periodo 1961-2000, utilizzando tre diverse strategie di validazione. L'analisi ha riguardato il valore medio e la variabilità delle simulazioni corrette e gli indici estremi di temperatura e precipitazione da esse derivati.

L'obiettivo di questo lavoro è quello di indicare quanto ciascuno dei metodi analizzati sia in grado di correggere le distorsioni che caratterizzano le serie simulate dai modelli RCM rispetto alle serie osservate, ai fini di una loro possibile applicazione alle simulazioni future.

2. DATI

2.1 Dati osservati

Le serie di dati giornalieri di temperatura massima (Tmax) e minima (Tmin) e di precipitazione sono state individuate a partire da un set iniziale di serie annuali, estratte dal database del sistema SCIA (www.scia.isprambiente.it - Desiato 2007; Desiato et al., 2006, 2007, 2011) imponendo specifici requisiti di qualità, completezza e continuità dei dati.

Per quanto riguarda la qualità dei dati, essi vengono dapprima sottoposti a molteplici controlli di validità da parte degli organismi titolari delle reti di monitoraggio e ulteriori verifiche vengono effettuate nella fase di calcolo degli indicatori del sistema SCIA (Baffo et al., 2005a; 2005b).

Per quanto riguarda la completezza e la continuità dei dati, le serie annuali sono state selezionate sulla base dei criteri già definiti per l'elaborazione e la stima delle tendenze delle serie annuali di temperatura media e precipitazione cumulata (Desiato et al., 2012). In particolare, le serie annuali individuate coprono il periodo 1961-2000 e soddisfano i seguenti requisiti: 1) hanno un numero minimo di dati disponibili pari all'86% della lunghezza della serie; 2) hanno al loro interno un numero massimo di 4 anni consecutivi mancanti; 3) hanno gli ultimi tre anni disponibili.

Le serie di temperatura minima e massima sono state inoltre sottoposte a test di omogeneità al fine di rilevare, a livello annuale, la presenza di eventuali disomogeneità (*breakpoint*) dovute a fattori esterni non climatici (quali lo spostamento della stazione di misura, la sostituzione della strumentazione, cambiamenti nell'esposizione dello strumento etc.), che possono alterare il segnale climatico delle serie (Aguilar et al., 2003). Non avendo disponibilità di metadati per la ricostruzione della storia di ciascuna stazione (Peterson et al., 1998), lo studio dell'omogeneità è stato condotto impiegando esclusivamente metodi statistici, quali il *penalized t-test* (Wang et al. 2007) e il *penalized F-test* (Wang, 2008) secondo la procedura iterativa descritta in Desiato et al. (2012). In particolare, sono state mantenute solo le serie che a livello annuale non presentano alcuna disomogeneità statisticamente significativa; le serie caratterizzate dalla presenza di uno o più *breakpoint* sono state invece scartate. Il criterio adottato ovviamente non consente di risolvere tutte le possibili disomogeneità; tuttavia permette di individuare ed eliminare i problemi potenzialmente più significativi che possono alterare le corrispondenti serie giornaliere e quindi garantisce la robustezza dei risultati ottenuti (Moberg and Jones, 2005). Nessun test di omogeneità è stato invece condotto per le serie di precipitazione a causa della forte variabilità temporale e spaziale che caratterizza tale parametro e quindi delle difficoltà e incertezze nell'identificazione di *breakpoint* in assenza di metadati.

Da questo insieme di serie annuali di temperatura e di precipitazione sono state selezionate le serie giornaliere sulla base di ulteriori criteri di completezza e continuità definiti a livello giornaliero: 1) al massimo 15 giorni mancanti in un anno e non più di 3 giorni mancanti in un mese; 2) minimo numero di anni disponibili pari all'80%; 3) non più di 4 anni consecutivi mancanti all'interno della serie. Infine, per ottenere una distribuzione abbastanza uniforme delle stazioni sul territorio italiano, sono state scartate alcune stazioni dalle aree con densità molto più elevata della media, mantenendo quelle con il minor numero di dati mancanti.

Il set finale di stazioni per ciascun parametro risulta costituito da 35 stazioni di temperatura minima, 42 stazioni di temperatura massima e 34 stazioni di precipitazione cumulata (tabella 2.1). La distribuzione spaziale delle stazioni è mostrata nelle mappe delle figure 2.1, 2.2, 2.3, rispettivamente per ciascun parametro.

Tabella 2.1 - Stazioni che forniscono le serie giornaliere di temperatura (minima e massima) e precipitazione

Stazione	Quota s.l.m. (m)	Regione	Rete	Tmin	Tmax	Prec
Torino/Bric della Croce	710	Piemonte	Sinottica	x	x	x
Torino/Caselle	287	Piemonte	Sinottica		x	
Brescia/Ghedi	97	Lombardia	Sinottica		x	x
Milano/Linate	103	Lombardia	Sinottica	x	x	
Milano/Malpensa	211	Lombardia	Sinottica	x	x	
Dobbiaco	1226	Trentino-Alto Adige	Sinottica		x	
Paganella	2129	Trentino-Alto Adige	Sinottica	x		
Passo Rolle	2006	Trentino-Alto Adige	Sinottica	x	x	
Treviso/Istrana	46	Veneto	Sinottica	x	x	x
Venezia/Tessera	6	Veneto	Sinottica	x	x	
Verona/Villafranca	68	Veneto	Sinottica	x	x	x
Tarvisio	778	Friuli-Venezia Giulia	Sinottica		x	
Trieste	20	Friuli-Venezia Giulia	Sinottica	x	x	x
Monte Cimone	2173	Emilia-Romagna	Sinottica	x	x	
Piacenza	138	Emilia-Romagna	Sinottica	x	x	x
Rimini	13	Emilia-Romagna	Sinottica	x	x	x
Capo Mele	221	Liguria	Sinottica	x	x	
Arezzo	249	Toscana	Sinottica	x	x	x
Firenze/Peretola	38	Toscana	Sinottica	x		
Grosseto	7	Toscana	Sinottica			x
Pisa/S. Giusto	6	Toscana	Sinottica	x	x	x
Frontone	574	Marche	Sinottica			x
Frosinone	185	Lazio	Sinottica	x	x	
LATINA	26	Lazio	Sinottica	x		x
Monte Terminillo	1875	Lazio	Sinottica	x	x	
Ponza	185	Lazio	Sinottica			x
Pratica di Mare	21	Lazio	Sinottica		x	x
Roma Fiumicino	3	Lazio	Sinottica	x		
Roma/Ciampino	105	Lazio	Sinottica	x		x
Vigna di Valle	266	Lazio	Sinottica	x		
Pescara	11	Abruzzo	Sinottica	x	x	
Campobasso	807	Molise	Sinottica	x	x	x
Termoli	44	Molise	Sinottica			x
Capo Palinuro	185	Campania	Sinottica	x	x	x
Grazzanise	10	Campania	Sinottica		x	x
Napoli/Capodichino	72	Campania	Sinottica		x	
Trevico	1093	Campania	Sinottica		x	
Bari/Palese Macchie	49	Puglia	Sinottica	x	x	
Brindisi	10	Puglia	Sinottica	x		x
Brindisi	10	Puglia	Sinottica			
Gioia del Colle	350	Puglia	Sinottica	x	x	x

Stazione	Quota s.l.m. (m)	Regione	Rete	Tmin	Tmax	Prec
Marina di Ginosa	12	Puglia	Sinottica	x	x	
S. Maria di Leuca	112	Puglia	Sinottica	x	x	x
Cariati Marina	10	Calabria	Regionale - ARPA Calabria			x
Catanzaro	334	Calabria	Regionale - ARPA Calabria	x		
Cittanova	407	Calabria	Regionale - ARPA Calabria	x	x	
Monte Scuro	1720	Calabria	Sinottica		x	
Rocella Ionica	5	Calabria	Regionale - ARPA Calabria			x
San Sosti	404	Calabria	Regionale - ARPA Calabria			x
Sant'Agata del Bianco	380	Calabria	Regionale - ARPA Calabria			x
Scilla	73	Calabria	Regionale - ARPA Calabria			x
Catania/Fontanarossa	17	Sicilia	Sinottica	x	x	
Catania/Sigonella	22	Sicilia	Sinottica			x
Cozzo Spadaro	51	Sicilia	Sinottica		x	x
Messina	51	Sicilia	Sinottica		x	x
Palermo/Punta Raisi	21	Sicilia	Sinottica		x	
Pantelleria	170	Sicilia	Sinottica		x	x
Trapani/Birgi	14	Sicilia	Sinottica	x	x	x
Ustica	251	Sicilia	Sinottica			x
Alghero	40	Sardegna	Sinottica		x	
Cagliari/Elmas	5	Sardegna	Sinottica	x	x	x
Capo Bellavista	150	Sardegna	Sinottica		x	



Figura 2.1 – *Distribuzione spaziale delle stazioni che forniscono le serie di temperatura minima.*



Figura 2.2 – Distribuzione spaziale delle stazioni che forniscono le serie di temperatura massima.



Figura 2.3 - *Distribuzione spaziale delle stazioni che forniscono le serie di precipitazione.*

2.2 Simulazioni dei modelli regionali (RCM)

I dati giornalieri simulati di temperatura minima e massima e di precipitazione cumulata per il periodo 1961-2000 sono stati estratti dagli output di 4 diversi modelli regionali prodotti nell'ambito del progetto ENSEMBLES (Tabella 2.2). L'utilizzo di più modelli consente di avere una misura dell'incertezza delle simulazioni (Déqué et al., 2007; Teutschbein and Seibert, 2010). I modelli selezionati dispongono dei dati su grigliato lat/lon regolare con risoluzione orizzontale di 25 km. Poiché l'obiettivo di questo lavoro è quello di testare tre metodologie MOS, sono state utilizzate le simulazioni aventi come condizioni al contorno le rianalisi ERA-40 dell'ECMWF (Maraun et al., 2010; Teutschbein e Seibert, 2012). Mentre gli errori associati alle simulazioni GCM/RCM sono frutto sia dell'incertezza del modello regionale che del modello globale su cui l'RCM viene innestato, le simulazioni RCM guidate dalle rianalisi (*hindcast*, Rummukainen 2010) consentono di individuare gli errori sistematici propri del modello RCM. Dosio e Paruolo (2011) mostrano che i modelli regionali guidati da modelli GCM evidenziano un *bias* maggiore di quello dei modelli forzati da rianalisi. Per ottenere le serie simulate di temperatura e precipitazione è stata utilizzato il metodo del "*nearest neighbor*", estraendo dalla griglia il valore areale della cella più vicina a ciascun punto stazione. Ulteriori dettagli riguardo all'elaborazione dei campi simulati sono descritti in Appendice.

Tabella 2.2 - Modelli RCM selezionati dal progetto ENSEMBLE

Acronimo	Istituto	RCM	GCM
DMI	Danish Meteorological Institute	HIRHAM	ARPEGE
KNMI	The Royal Netherlands Meteorological Institute	RACMO	ECHAM5
MetoHC	UK Met Office, Hadley Centre for Climate Prediction and Research	HadRM3Q0	HadCM3Q0
MPI-M	Max Plank Institute for Meteorology	REMO	ECHAM5

3. METODI

3.1 Metodi MOS utilizzati

Numerosi metodi MOS per la correzione dei campi simulati da RCM sono stati sviluppati negli ultimi anni (Boé et al., 2007; Graham et al., 2007; Leander and Buishand, 2007; Lenderik et al., 2007; Dobler and Ahrens, 2008; Piani et al., 2010a; 2010b; Themeßl et al., 2010).

Tre di questi metodi sono stati qui applicati agli output di 4 RCM: il *Linear Scaling*, il *Local Intensity Scaling (LOCI)* e il *Quantile Mapping*. Essi effettuano una correzione delle serie simulate per renderle “simili” in senso statistico a quelle osservate. Il concetto di similitudine tra serie simulate e osservate varia in base al metodo utilizzato. Il *Linear Scaling* corregge la distorsione del momento primo (il valor medio) delle serie simulate; il LOCI, una variante del *Linear Scaling* per le sole serie di precipitazione, corregge sia il momento primo della serie che la frequenza dei giorni piovosi; il *Quantile Mapping* interviene su tutta la distribuzione simulata, al fine di correggere anche i momenti di ordine superiore.

Per ciascun metodo il processo di analisi si distingue in una fase di calibrazione, che consiste nell'individuare i fattori di correzione da applicare a ciascuna delle serie simulate, e in una successiva fase di validazione, che consiste nel valutare la bontà del processo di correzione su un set di dati indipendente da quello di calibrazione.

3.1.1 Linear Scaling per temperatura e precipitazione

Il *Linear Scaling* (LS) rappresenta uno dei metodi di correzione più semplici e immediati da implementare, tanto da essere preso come termine di confronto (*benchmark*) rispetto a metodi più sofisticati quali il *Quantile Mapping* (Wetterhall et al., 2012; Schmidli et al., 2006).

Il LS effettua una correzione delle serie giornaliere in modo che nel periodo di calibrazione le medie simulate coincidano con quelle osservate. Tale correzione avviene tramite un fattore di scala (additivo nel caso della temperatura, moltiplicativo per la precipitazione) che registra lo scarto tra serie osservate e simulate nel periodo di calibrazione. Per tener conto del ciclo annuale, la correzione può essere operata sia a livello mensile che stagionale.

Per la temperatura il fattore di correzione è dato dalla differenza fra la media mensile dei dati osservati e la media mensile dei dati simulati nel periodo di calibrazione c :

$$(1) \quad T'_{c,sim}(g) = T_{c,sim}(g) + \mu(T_{c,obs}(g)) - \mu(T_{c,sim}(g))$$

dove $T_{c,sim}(g)$ è la temperatura giornaliera (g) simulata (*sim*) nel periodo di calibrazione (c) e $T'_{c,sim}(g)$ è la medesima temperatura ma corretta. Le quantità $\mu(T_{c,obs}(g))$ e $\mu(T_{c,sim}(g))$ rappresentano rispettivamente la media mensile (o stagionale) osservata (*obs*) e simulata nel periodo di calibrazione.

Una volta identificato il fattore di correzione $\mu(T_{c,obs}(g)) - \mu(T_{c,sim}(g))$, per correggere la temperatura nel periodo di validazione v basterà allora applicare la relazione:

$$(2) \quad T'_{v,sim}(g) = T_{v,sim}(g) + \mu(T_{c,obs}(g)) - \mu(T_{c,sim}(g))$$

Per la precipitazione P vale una relazione analoga del tipo:

$$(3) \quad P'_{c, sim}(g) = P_{c, sim}(g) \frac{\mu(P_{c, obs}(g))}{\mu(P_{c, sim}(g))}$$

dove $P'_{c, sim}(g)$ è la precipitazione giornaliera corretta nel periodo di calibrazione e $\mu(P_{c, obs}(g))$ e $\mu(P_{c, sim}(g))$ rappresentano rispettivamente la media della precipitazione cumulata mensile (stagionale) osservata e simulata nel periodo di calibrazione.

Il LS compare in letteratura anche con il nome di *Direct Approach* (Maraun et al., 2010) e non va confuso con il *Delta Method* (Maraun et al., 2010). Quest'ultimo infatti si distingue dal *Direct Method* per il fatto di utilizzare un analogo fattore di scala per correggere le serie osservate invece che quelle simulate.

3.1.2 Local Intensity Scaling (LOCI) per la precipitazione

Il *Local Intensity Scaling* (LOCI) (Schmidli et al., 2006; Themeßl et al., 2010) è una variante del LS specifica per la precipitazione. Il LOCI infatti corregge il valor medio delle serie simulate previa correzione della frequenza dei giorni asciutti/piovosi (*dry/wet days*). Il LOCI quindi risponde alla necessità di correggere il problema dei modelli RCM noto come "*drizzling effect*" (Olsson et al. 2013; Wilcke et al., 2013; Teutschbein and Seibert, 2010), cioè la simulazione di un numero eccessivo di giorni di pioggia di bassa intensità (*drizzle*). La correzione della frequenza dei giorni asciutti e con pioggia è di particolare rilevanza quando si applicano in cascata modelli di impatto idrologici (Schmidli et al., 2006).

Il primo passo del LOCI consiste nel rimuovere la precipitazione spuria, definendo nel periodo di calibrazione un valore soglia al di sotto del quale i valori delle serie simulate di precipitazione vengono posti uguali a zero. Il valore soglia può essere ricavato mediante la relazione:

$$(4) \quad \tilde{P}_{c, sim}(g) = ecdf_{c, sim}^{-1}(ecdf_{c, obs}(\tilde{P}_{obs}(g)))$$

$\tilde{P}_{obs}(g)$ rappresenta il valore minimo di precipitazione rilevato nelle serie osservate. Per le serie qui in esame tale valore è pari a 0.1 mm. La frequenza dei giorni asciutti (precipitazione inferiore a 0.1 mm) si ricava dalla relazione $ecdf_{c, obs}(\tilde{P}_{obs}(g))$, dove $ecdf_{c, obs}$ è la funzione di ripartizione empirica (*Empirical Cumulative Distribution Function*) calcolata sulle serie osservate (*obs*) nel periodo di calibrazione (*c*). L'inverso della funzione di ripartizione empirica $ecdf_{c, sim}^{-1}$ restituisce proprio il valore soglia di precipitazione cercato per le serie simulate. Annullando tutti i valori inferiori a $\tilde{P}_{c, sim}(g)$ si garantisce che nel periodo di calibrazione le serie simulate presentino la medesima frequenza di giorni asciutti delle serie osservate. Nella formula (4) la precipitazione minima osservata $\tilde{P}_{obs}(g)$ è uguale nel periodo di calibrazione e validazione, giustificando l'assenza del pedice identificativo corrispondente. Per correggere la distorsione dei valori giornalieri nel periodo di calibrazione si applica la relazione:

$$(5) \quad P'_{c, sim}(g) = \max\{\tilde{P}_{obs}(g) + s(P_{c, sim}(g) - \tilde{P}_{c, sim}(g)), 0\}$$

con s un fattore di scala così definito:

$$(6) \quad s = \frac{\mu(P_{c,obs}(g) > 0) - \tilde{P}_{obs}(g)}{\mu(P_{c,sim}(g) > \tilde{P}_{c,sim}) - \tilde{P}_{c,sim}(g)}$$

Il medesimo fattore di scala può essere a sua volta utilizzato per correggere la precipitazione giornaliera nel periodo di validazione. Come per il LS la correzione può essere implementata su base stagionale o mensile.

3.1.3 Quantile Mapping

Il *Quantile Mapping* (QM, talora indicato anche come *Quantile-Quantile Mapping*) è un metodo utilizzato per correggere la distribuzione di probabilità di una serie simulata. A differenza del LS e del LOCI, quindi, il QM non si limita a una semplice correzione del valor medio di ciascuna serie simulata, ma ne corregge anche la variabilità complessiva. Questo aspetto lo rende potenzialmente più efficace per la correzione dei valori estremi (Wetterhall et al., 2012).

In termini generali l'idea del QM è di individuare, per ciascun quantile della serie simulata, il quantile corrispondente nella distribuzione dei dati osservati.

Il QM può essere implementato utilizzando un modello teorico per descrivere la funzione di distribuzione cumulata (CDF) delle serie osservate e/o simulate (questo approccio viene anche denominato *Distribution-Based Scaling*) oppure adottando un approccio puramente empirico, che utilizza una distribuzione di ripartizione empirica (ECDF). Ines e Hansen (2006), ad esempio, utilizzano un modello di tipo gamma per le serie osservate di precipitazione e una funzione di distribuzione cumulata empirica per le corrispondenti serie simulate. Gudmundsson et al. (2012) evidenziano una migliore performance di un approccio puramente empirico nel ridurre gli errori sistematici nei campi di precipitazione. Themeßl et al. (2010) utilizzano un approccio empirico per correggere la precipitazione simulata di un modello RCM nella regione Alpina.

In questo lavoro, dopo aver valutato la possibilità di adottare un modello teorico di tipo normale per approssimare le serie di temperatura e un modello di tipo gamma per le serie di precipitazione, si è preferito un approccio puramente empirico. La bontà dell'adattamento dei modelli teorici suddetti ai dati è stata valutata mediante il test di Kolmogorov-Smirnov e i risultati sono riportati in Appendice.

Per quanto riguarda le precipitazioni, il QM effettua una correzione sia in termini di frequenza che di intensità. Il QM adotta lo stesso procedimento già illustrato nel LOCI per individuare la soglia di precipitazione rispetto a cui correggere la frequenza dei giorni asciutti/piovosi (4).

Il passo successivo vale indistintamente per le serie di temperatura e precipitazione. Per ogni evento simulato $X_{c,sim}$ viene calcolata la corrispondente probabilità cumulata $p_{c,sim}$ mediante la funzione ECDF simulata:

$$(7) \quad p_{c,sim} = ecdf_{c,sim}(X_{c,sim}(g))$$

Quindi, utilizzando l'inversa della ECDF delle serie osservate, si risale all'evento osservato che nel periodo di calibrazione ha associata una probabilità pari a $p_{c,sim}$:

$$(8) \quad X_{c,obs}(g) = ecdf_{c,obs}^{-1}(p_{c,sim})$$

Per ogni valore simulato $X_{c,sim}$ viene così individuato un fattore di correzione $\Delta X_{c,sim}(g)$ pari a:

$$(9) \quad \Delta X_c(g) = ecdf_{c,obs}^{-1}(p_{c,sim}) - ecdf_{c,sim}^{-1}(p_{c,sim})$$

Analogamente a Boé et al. (2007), tra un fattore di correzione e l'altro è stata applicata un'interpolazione lineare.

La correzione di una serie tramite QM è schematizzata in figura 3.1.

Anche qui è possibile tener conto del ciclo annuale operando le correzioni su base mensile o stagionale (una ECDF empirica e simulata per ciascun mese dell'anno o per ciascuna stagione). Il QM offre inoltre la possibilità di effettuare una correzione specifica per ciascuno dei 365 giorni dell'anno. In tal caso per correggere, ad esempio, i valori in data 1° aprile basterà costruire la corrispondente ECDF con tutti i valori osservati in data 1° aprile all'interno del periodo di riferimento (calibrazione/validazione). Per garantire una dimensione campionaria sufficientemente grande e una maggiore robustezza dei risultati è prassi effettuare questo tipo di correzione selezionando una finestra di valori attorno alla data di riferimento. Wilcke et al. (2013), ad esempio, utilizzano una finestra di 15 giorni, selezionando per ciascun giorno dell'anno i 15 giorni che lo precedono e i 15 giorni che lo seguono (31 giorni complessivamente) per un totale di 620 dati su un periodo di 20 anni.

I fattori di correzione qui utilizzati per correggere le serie simulate sono stati definiti sia sulla base di ECDF (empiriche e simulate) mensili che sulla base di ECDF giornaliere, costruite con una finestra mobile di dimensione 30 giorni (v. in Appendice i dettagli relativi a questa scelta). Nel seguito ci si riferisce alla correzione su base mensile con la sigla QM-Mon e a quella giornaliera con la sigla QM-30. Una questione di rilievo riguarda il trattamento dei dati simulati che escono dall'intervallo dei dati osservati. Qui i valori simulati che superano il massimo osservato vengono corretti mediante un fattore di correzione costante, pari al massimo fattore di correzione tra quelli individuati (Boé et al., 2007; Déqué, 2007). Una correzione analoga viene applicata ai valori di temperatura inferiori al valore minimo osservato. Per la precipitazione, valori inferiori alla soglia di 0.1 mm sono invece posti uguali a zero. Il problema dei valori simulati che escono dall'intervallo dei valori osservati è di particolare rilievo per la gestione dei nuovi estremi (Thiemeßl et al, 2012).

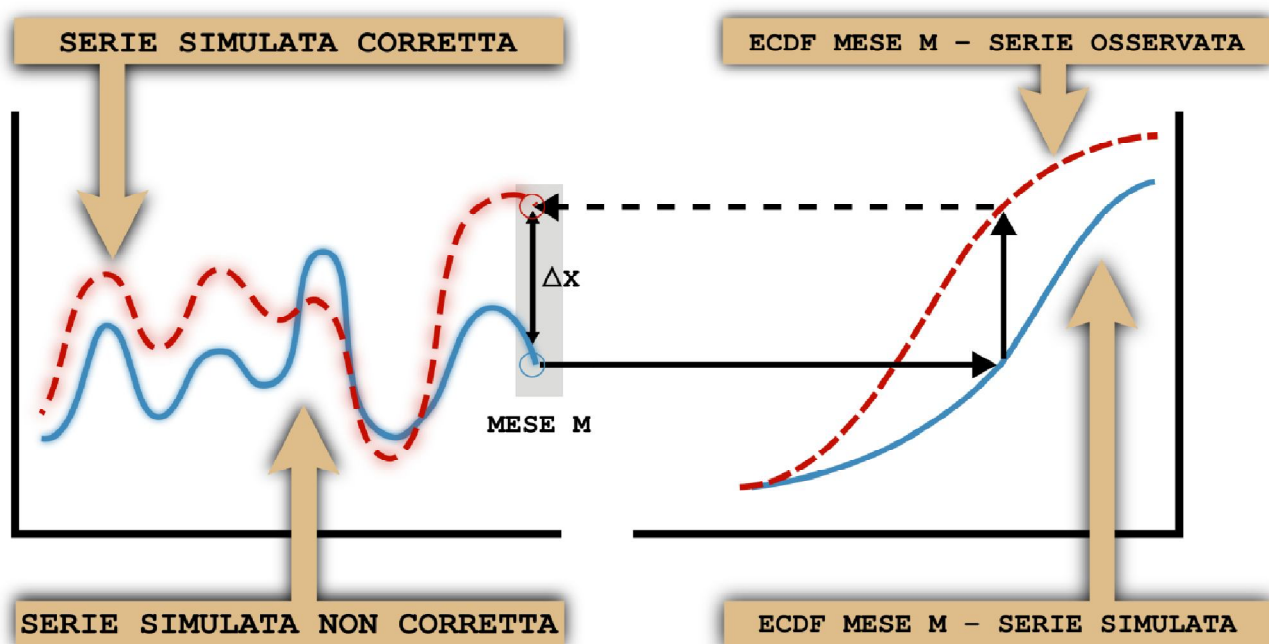


Figura 3.1 – Procedura di correzione di una serie tramite QM

3.2 Metodi di validazione

3.2.1 Schemi di calibrazione/validazione

Per analizzare l'efficacia dei diversi metodi di *downscaling* è necessario scegliere (1) un periodo di calibrazione su cui definire le relazioni di correzione tra serie osservate e serie simulate e (2) un corrispondente periodo di validazione dove analizzare l'errore caratteristico di ciascun metodo.

In questo lavoro sono stati seguiti tre diversi schemi di calibrazione e validazione. Il primo, *Calibration Identical Validation* (CIV) utilizza il medesimo quarantennio 1961-2000, sia in fase di calibrazione che in fase di validazione. Il secondo, *Split-Sample* (SS), utilizza il ventennio 1961-1980 per il processo di calibrazione e il successivo ventennio 1981-2000 per la validazione. Il terzo schema adotta un approccio noto come *Leave-one-out Cross Validation* (LOOCV, Hastie et al., 2001), nel quale all'interno del quarantennio 1961-2000 trenta anni sono usati per la calibrazione e i restanti dieci vengono di volta in volta corretti. In questo modo, dopo quattro cicli il periodo 1961-2000 risulta interamente corretto senza mai sovrapporre il periodo di calibrazione con quello di validazione (tabella 3.1). Uno schema di questo tipo è utilizzato ad esempio da Themeßl et al. (2010, 2012) e Gudmundsson et al. (2012).

Il secondo e terzo schema si caratterizzano per l'utilizzo di un set di dati di validazione indipendente da quelli impiegati in fase di calibrazione. L'utilizzo di dati indipendenti risponde alla necessità di valutare la robustezza dei diversi metodi MOS rispetto all'ipotesi che le relazioni di correzione definite nel presente/passato rimangano o meno valide anche per il futuro. Questo punto è molto delicato in quanto ci si attende che in futuro le variabili climatiche possano assumere valori al di fuori dell'intervallo presente/passato.

Nel secondo schema sono stati individuati i ventenni 1961-1980 per la calibrazione e 1981-2000 per la validazione, per valutare la validità dei metodi MOS in una situazione di non stazionarietà del clima. A questo proposito va ricordato che per l'Italia, è stato individuato un cambiamento del trend (*change point*) della temperatura media in Italia proprio all'inizio degli anni '80 (Toreti e Desiato, 2007).

Per quanto riguarda il primo schema di validazione va invece osservato esso non fornisce informazioni sul comportamento dei metodi di correzione sotto condizioni climatiche differenti da quelle attuali. Tuttavia, il suo uso si giustifica osservando che un metodo di correzione che lavora bene nel presente è sicuramente preferibile a un metodo di correzione che produce risultati non soddisfacenti nelle condizioni attuali (Teutschbein e Seibert, 2012).

Tabella 3.1 – Schemi di calibrazione/validazione

Calibration Identical Validation (CIV)	
Calibrazione: 1961-2000	Validazione: 1961-2000
Split Sample validation (SS)	
Calibrazione: 1961-1980	Validazione: 1981-2000
Leave-one-out Cross Validation (LOOCV)	
Calibrazione: 1971-2000	Validazione: 1961-1970
Calibrazione: 1961-1970 + 1981-2000	Validazione: 1971-1980
Calibrazione: 1961-1980 + 1991-2000	Validazione: 1981-1990
Calibrazione: 1961-1990	Validazione: 1991-2000

3.2.2 Metodi statistici di validazione

Differenti statistiche sono state utilizzate nella fase di valutazione dei risultati.

La differenza tra serie osservate e simulate, prima e dopo il *downscaling*, viene solitamente espressa in termini di *bias*:

$$(10) \quad \mu(X_{obs}(g)) - \mu(X_{sim}(g))$$

che rappresenta la distorsione in media tra la realtà osservata e un modello RCM in un intervallo temporale. Il *bias* prende in esame solo il momento primo della distribuzione (il valore medio) ma non fornisce alcuna indicazione riguardo altri aspetti delle serie temporali quali la variabilità dei dati, gli eventi estremi etc. Ad esempio, come già osservato in merito ai campi di precipitazione, è noto che i modelli RCM soffrono del cosiddetto *drizzle effect*.

Strumenti più utili per una valutazione complessiva dei metodi MOS qui proposti sono il quantile plot, le funzioni di densità delle distribuzioni e i diagrammi di Taylor.

Il **quantile plot** viene utilizzato per mettere a confronto i quantili calcolati mediante i dati numerici osservati (asse delle ascisse) con i quantili calcolati mediante i corrispettivi dati numerici simulati (asse delle ordinate). Quanto più i punti nel grafico si addensano lungo la secante del primo quadrante tanto più le distribuzioni sono simili.

I diagrammi di Taylor (Taylor, 2001) consentono di valutare la somiglianza tra serie osservate e simulate. La somiglianza si esprime in termini di correlazione, RMSE e deviazione standard. Queste tre statistiche definiscono la posizione di un punto stazione (serie simulata, asse y) rispetto alla serie osservata (asse x). Gli estremi delle frecce visualizzano la posizione della serie simulata prima e dopo il *downscaling*, ovvero forniscono un'indicazione del contributo che i metodi di correzione hanno sulle statistiche suddette. L'uso dello RMSE e della correlazione sono particolarmente interessanti in quanto permettono di analizzare l'effetto che i metodi di correzione hanno sulla struttura temporale delle serie simulate. Tale analisi è possibile in quanto le simulazioni prese in esame sono forzate dalle rianalisi ECMWF che, come già osservato, dovrebbero garantire un allineamento tra le serie temporali osservate e quelle simulate.

4. RISULTATI

E' stata valutata in primo luogo la capacità di riprodurre i valori di temperatura minima e massima e di precipitazione cumulata da parte degli RCM (simulazioni non corrette), tramite un confronto con i dati osservati, considerando il periodo di analisi 1961-2000.

Sono stati poi valutati, sempre rispetto alle osservazioni, i risultati ottenuti dopo l'applicazione dei diversi metodi MOS, confrontando con l'analisi statistica le simulazioni corrette e non corrette. Le analisi sono state effettuate considerando i valori medi, la variabilità e gli indici estremi di temperatura minima, temperatura massima e precipitazione cumulata (come in Themeßl et al., 2010 e 2012; Turco et al., 2011). Gli indici estremi sono stati selezionati dal set di indici definiti a livello internazionale dall'ETCCDI (*Expert Team on Climate Change Detection and Indices*) del CCI/CLIVAR (*Commission for Climatology/Climate Variability and Predictability Working Group on Climate Change Detection*, Peterson et al. 2001).

4.1 Simulazioni RCM non corrette

Per confrontare le simulazioni dei modelli RCM con i dati osservati, è stata calcolata la distribuzione statistica dei valori medi stagionali in tutti i punti stazione nel periodo 1961-2000. Il risultato è rappresentato graficamente tramite box-plot nelle figure 4.1, 4.2 e 4.3, rispettivamente per temperatura massima, temperatura minima e precipitazione cumulata.

Le simulazioni dei modelli RCM tendono generalmente a sovrastimare le temperature minime in tutte le stagioni, ad eccezione del KNMI che riproduce temperature prossime a quelle osservate. Le differenze più elevate si riscontrano in estate per le simulazioni dei modelli CNRM, DMI, MPI, che indicano valori medi stagionali superiori alle osservazioni di circa 3°C. In accordo con le osservazioni, la differenza interquartile media di questi 3 modelli è maggiore in inverno (+6°C) e in autunno (+5°C) e minore in primavera (-3°C) e in estate (-3°C); il modello KNMI mostra invece un *range* interquartile superiore a quello delle osservazioni in tutte le stagioni.

Per quanto riguarda la temperatura massima, si evidenzia una sovrastima da parte del modello MPI in tutte le stagioni, tranne quella invernale (rispetto alle osservazioni +2°C in primavera, +1°C in autunno, +3°C in estate) e una sottostima da parte dei modelli DMI e KNMI in tutte le stagioni, eccetto l'estate. Il modello CNRM mostra valori medi stagionali prossimi a quelli osservati. La differenza interquartile di tutti i modelli è minore in estate e in primavera e maggiore in autunno e in inverno, come riscontrato per le serie osservate.

Per quanto riguarda la precipitazione (fig. 4.3), si evidenzia una forte variabilità fra un modello e l'altro in tutte le stagioni e in particolare un forte disaccordo tra serie osservate e serie simulate in autunno (la stagione con le precipitazioni cumulate più elevate), sia in termini di valor medio, sottostimato da parte di tutti i modelli, che in termini di *range* interquartile. In questa stagione il valore medio più basso, inferiore di circa 110 mm rispetto alle osservazioni, viene simulato dal modello CNRM; questo modello presenta inoltre una differenza interquartile molto inferiore a quella osservata (25 mm a fronte dei 95 mm delle osservazioni). Valori cumulati mediamente più bassi e una minore variabilità caratterizzano il modello CNRM anche per la stagione invernale. In inverno i restanti modelli (DNMI, KNMI, MPI) presentano un valor medio prossimo a quello osservato ma un *range* interquartile decisamente minore (KNMI, 52 mm) o maggiore (MPI, 110 mm) di quello osservato (89 mm). La stagione primaverile sembra essere caratterizzata da un maggior accordo tra serie simulate e serie osservate. Mediamente i modelli registrano un *range* interquartile di 72 mm e un valor medio di 158 mm, prossimi a quelli osservati (rispettivamente 78 e 165 mm). In estate i modelli CNRM e MPI offrono una buona distribuzione dei dati, mentre i modelli KNMI e DMI si caratterizzano per un *range* interquartile decisamente inferiore a quello delle serie osservate.

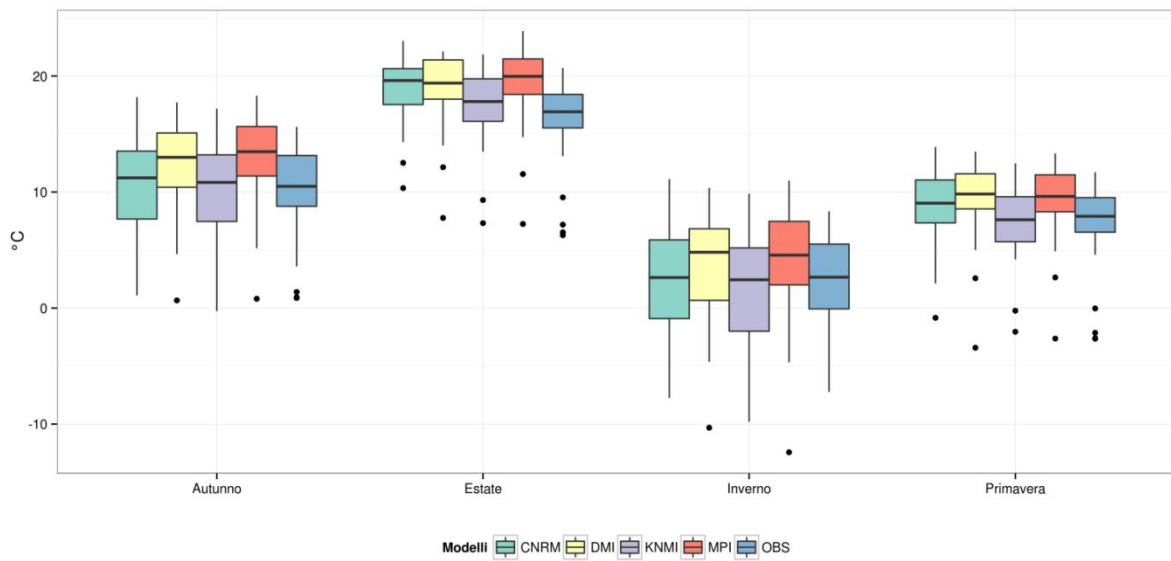


Figura 4.1- Boxplot Tmin, modelli non corretti. Distribuzione nei punti stazione mediata sul periodo 1961-2000.

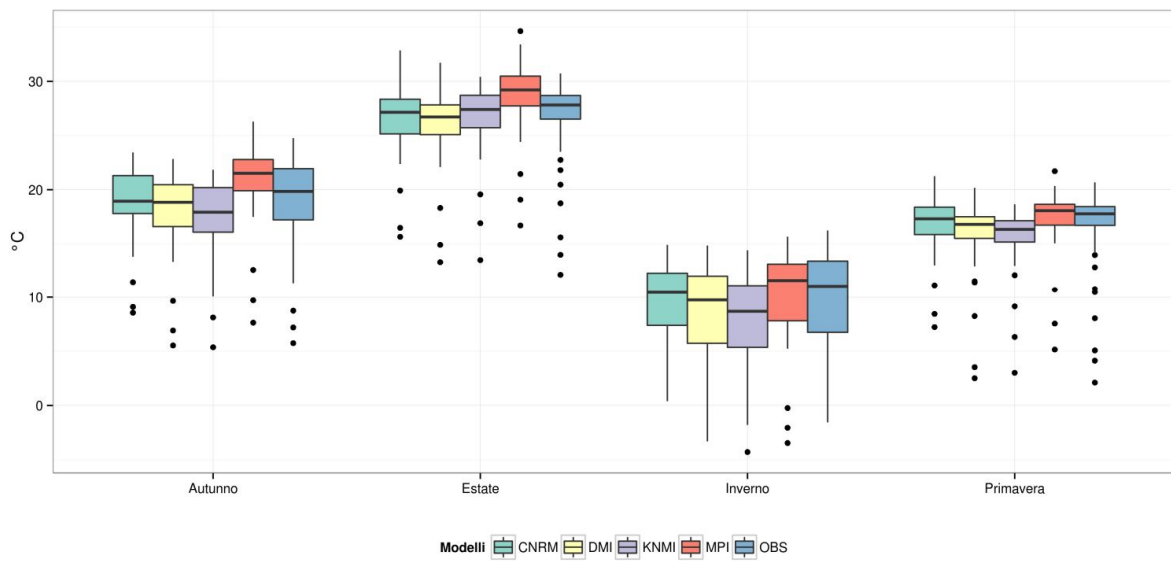


Figura 4.2 - Come in figura 4.1 ma per Tmax.

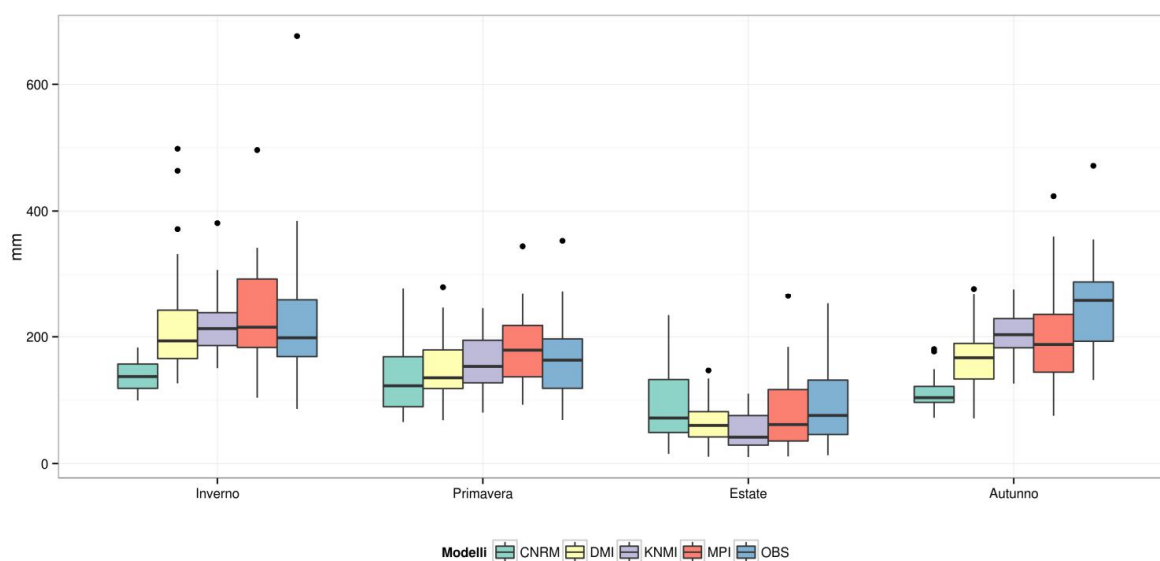


Figura 4.3- Come in figura 4.1 ma per precipitazione.

4.2 Valutazione statistica dei metodi MOS

4.2.1 Valori medi di temperatura e precipitazione

Una prima analisi ha riguardato il *bias* medio mensile, cioè la differenza fra la media mensile delle simulazioni di ciascun modello RCM e quella delle osservazioni. Nelle tabelle 4.1 e 4.2 i risultati ottenuti per le serie di temperatura sono sinteticamente riportati in termini di valor medio sui modelli, mentre l'andamento del *bias* medio mensile è mostrato rispettivamente nelle figure 4.4 e 4.5, insieme al massimo e il minimo dei valori del *bias* mensile dei 4 modelli (*spread*).

In generale i modelli sovrastimano la temperatura minima mensile, con un *bias* medio mensile negativo delle simulazioni non corrette che supera i 2°C nei mesi estivi e uno *spread* delle simulazioni RCM di 2-3°C. Tutti i metodi di correzione migliorano sensibilmente le simulazioni dei modelli. Nel caso dello schema CIV (colonna di sinistra) si ottiene per costruzione un *bias* nullo (o quasi nullo) relativo alle simulazioni corrette con il LS (che opera una correzione della media) e con il QM (che corregge tutta la distribuzione). Lo schema di validazione SS (colonna centrale) presenta il *bias* medio mensile più alto, comunque non superiore a 0.4°C in valore assoluto. Il LOOCV (colonna a destra) mostra buoni risultati per tutti i metodi di correzione.

Il grafico di figura 4.5 mostra per la temperatura massima un *bias* medio mensile leggermente inferiore a quello osservato per la temperatura minima, con una differenza di circa 1°C durante i mesi estivi. Tuttavia l'elevata ampiezza dello *spread* (circa 4°C in estate) indica uno scarso accordo fra i modelli e la realtà osservata e fra i modelli stessi. Come per la temperatura minima, tutti i metodi di correzione migliorano sensibilmente le simulazioni, correggendole in maniera abbastanza uniforme in tutti i mesi. Lo schema di validazione SS (colonna centrale) presenta il *bias* medio mensile più alto, con il valore massimo di 0.6°C nei mesi di gennaio e dicembre.

Le simulazioni di precipitazione non corrette (figura 4.6 e tabella 4.3) mostrano un massimo del *bias* nei mesi autunnali (dell'ordine di 25-30 mm), caratterizzato da un elevato *spread* dei valori simulati dai 4 modelli (fino a circa 50 mm nel mese di novembre). Nella colonna di sinistra, dove sono riportati i risultati relativi allo schema di validazione CIV, si osserva un *bias* nullo in corrispondenza del LS/LOCI (come previsto per costruzione), e un *bias* prossimo allo zero per il QM e in particolare per il QM-30. Un buon risultato si ottiene con lo schema di validazione LOOCV (colonna a destra) per

tutti i metodi MOS. Anche applicando lo schema SS (colonna al centro) il *bias* medio viene ridotto in tutti i mesi, sebbene in misura minore. I valori medi più alti si ottengono in autunno (10-12 mm), mentre lo *spread* maggiore (20-25 mm) si osserva in autunno e in primavera.

Il contributo apportato dai diversi metodi MOS alla distorsione tra serie osservate e serie simulate a livello giornaliero viene evidenziato mediante i boxplot di figura 4.7, 4.8 e 4.9, relativi alla distribuzione del *bias* giornaliero dei singoli punti stazione. Nei grafici di esempio il *bias* giornaliero rappresenta il valor medio del singolo punto stazione sul periodo 1981-2000 (quello caratterizzato dalla distorsione maggiore a livello mensile) e le serie corrette si riferiscono al metodo QM-Mon.

I grafici mettono in evidenza per tutti i modelli un notevole miglioramento delle simulazioni di temperatura minima e massima sia in termini di *bias* medio giornaliero che di differenza interquartile; ciò indica in generale un migliore accordo fra simulazioni e osservazioni in tutte le stazioni. Questo miglioramento è particolarmente evidente per le simulazioni di temperatura minima (figura 4.7), per le quali la distorsione relativa alle serie non corrette è maggiore rispetto alle simulazioni di temperatura massima (figura 4.8). In tabella 4.4 il *bias* giornaliero è riportato come valore medio annuale mediato su tutte le stazioni; è evidente l'effetto positivo del MOS sulle serie simulate per tutti i modelli, sia per la temperatura minima che per la massima.

Anche per le precipitazioni (figura 4.9) si osserva in generale una riduzione della media mensile del *bias* giornaliero; nei mesi autunnali, tuttavia, i risultati sono meno soddisfacenti. In particolare nel mese di ottobre il modello CNRM presenta un aumento della differenza interquartile delle simulazioni giornaliere corrette rispetto a quelle non corrette. A livello annuale, il valore medio del *bias* giornaliero relativo alle simulazioni non corrette più elevato si ottiene per il CNRM (0.71 mm/giorno), seguito dal DMI (0.42 mm/giorno), KNMI (0.37 mm/giorno) e dal modello MPI (0.22 mm/giorno). Dopo la correzione si osserva una riduzione del *bias* per tutti i modelli (tabella 4.4).

Tabella 4.1 - Bias medio mensile (media dei 4 modelli RCM) relativo alle simulazioni di temperatura minima non corrette e corrette mediante LS, QM-30 e QM-Mon; schemi di validazione CIV (periodo 1961-2000), SS (1981-2000) e LOOCV (1961-2000)

Schema di validazione	Mese	Serie non corrette	Serie Corrette		
			LS	QM-30	QM-Mon
CIV(1961-2000)	Gennaio	-0.7	0	0.1	0
	Febbraio	-0.9	0	-0.1	0
	Marzo	-1.1	0	0.1	0
	Aprile	-1.8	0	-0.1	0
	Maggio	-2.1	0	0	0
	Giugno	-2.4	0	-0.1	0
	Luglio	-2.4	0	-0.1	0
	Agosto	-2.5	0	-0.2	0
	Settembre	-1.9	0	0	0
	Ottobre	-1.2	0	0	0
	Novembre	-0.9	0	0	0
	Dicembre	-0.9	0	0.1	0
SS(1981-2000)	Gennaio	-0.6	0.2	0.2	0.2
	Febbraio	-1.0	-0.3	-0.2	-0.3
	Marzo	-1.1	0	0.1	0
	Aprile	-1.7	0.1	0.1	0.1
	Maggio	-2	0.2	0.2	0.1
	Giugno	-2.3	0.2	0.1	0.1
	Luglio	-2.4	0.2	0	0.1
	Agosto	-2.4	0.1	-0.3	-0.2
	Settembre	-2	-0.2	-0.2	-0.4
	Ottobre	-1.2	0.1	0.1	0
	Novembre	-0.8	0.3	0.3	0.3
	Dicembre	-0.7	0.3	0.4	0.3
LOOCV(1961-2000)	Gennaio	-0.7	0	0.1	0
	Febbraio	-0.9	0	-0.1	0
	Marzo	-1.1	0	0.1	0
	Aprile	-1.8	0	-0.1	0
	Maggio	-2.1	0	0	0
	Giugno	-2.4	0	-0.1	0
	Luglio	-2.4	0	-0.1	0
	Agosto	-2.5	0	-0.2	0
	Settembre	-1.9	0	0	0
	Ottobre	-1.2	0	0	0
	Novembre	-0.9	0	0.1	0
	Dicembre	-0.9	0	0.1	0

Tabella 4.2 - Come in tabella 4.1, per la temperatura massima

Schema di validazione	Mese	Serie non corrette	Serie Corrette		
			LS	QM-30	QM-Mon
CIV(1961-2000)	Gennaio	0.5	0	0.1	0
	Febbraio	0.3	0	0	0
	Marzo	0.1	0	0.1	0
	Aprile	-0.2	0	0	0
	Maggio	-0.1	0	0.1	0
	Giugno	-0.3	0	-0.1	0
	Luglio	-0.5	0	0	0
	Agosto	-1	0	-0.3	0
	Settembre	-0.6	0	0	0
	Ottobre	0	0	0	0
	Novembre	0.4	0	0	0
	Dicembre	0.5	0	0.1	0
SS(1981-2000)	Gennaio	0.8	0.6	0.6	0.6
	Febbraio	0.5	0.3	0.4	0.3
	Marzo	0.3	0.5	0.5	0.4
	Aprile	-0.1	0.2	0.2	0.2
	Maggio	0.1	0.5	0.5	0.3
	Giugno	-0.2	0.3	0.2	0.2
	Luglio	-0.5	0.3	0.2	0.2
	Agosto	-0.9	0.3	-0.1	0.1
	Settembre	-0.7	-0.1	0	-0.2
	Ottobre	0.1	0.3	0.3	0.2
	Novembre	0.5	0.4	0.4	0.4
	Dicembre	0.7	0.5	0.6	0.5
LOOCV(1961-2000)	Gennaio	0.5	0	0.1	0
	Febbraio	0.3	0	0	0
	Marzo	0.1	0	0.1	0
	Aprile	-0.2	0	0	0
	Maggio	-0.1	0	0.1	0
	Giugno	-0.3	0	0	0
	Luglio	-0.5	0	0	0
	Agosto	-1	0	-0.3	0
	Settembre	-0.6	0	0	0
	Ottobre	0	0	0	0
	Novembre	0.4	0	0	0
	Dicembre	0.5	0	0.1	0

Tabella 4.3 - Come in tabella 4.1, per la precipitazione. Correzioni con i metodi LS, il LOCI e il QM (QM-30 e QM-Mon)

Schema di validazione	Mese	Serie non corrette	Serie corrette			
			LS	LOCI	QM-30	QM-Mon
CIV(1961-2000)	Gennaio	5.6	0	0	-4.3	-3.3
	Febbraio	2.2	0	0	-2.8	-3.8
	Marzo	4.5	0	0	-2.6	-1.2
	Aprile	2.5	0	0	-2.3	-1.8
	Maggio	0	0	0	-2.3	-4.3
	Giugno	4.5	0	0	-2.7	-0.9
	Luglio	5	0	0	-2.4	-3.3
	Agosto	18	0	0	-3.4	-1
	Settembre	30	0	0	-5	-0.3
	Ottobre	30.9	0	0	-5.9	-5.1
	Novembre	22.8	0	0	-5.4	-1.6
	Dicembre	7.9	0	0	-5.6	-10.3
SS(1981-2000)	Gennaio	9.6	8.4	8.7	3.3	5.2
	Febbraio	0.6	-5.3	-5.4	-7.6	-9.6
	Marzo	3.6	-3.1	-3.3	-3.9	-5.9
	Aprile	3.9	2.5	2.4	-0.8	-1
	Maggio	1.8	2.6	3	-1.3	-0.1
	Giugno	8	6.9	7.7	6.8	5.7
	Luglio	7.9	6.9	7.7	5.4	6.1
	Agosto	15.6	-1.4	-1.4	0.5	-5.7
	Settembre	36.1	12.7	12.1	7.2	6.8
	Ottobre	30.5	-6.1	-6.1	-9.3	-12.9
	Novembre	23.2	-3.2	-4.7	-5.6	-10.1
	Dicembre	7	-3.8	-4	-11.1	-8.3
LOOCV(1961-2000)	Gennaio	5.6	-1	-1.2	-4.5	-6.5
	Febbraio	2.2	-0.4	-0.5	-4.5	-4.1
	Marzo	4.5	-0.9	-1.1	-2.2	-4.2
	Aprile	2.5	-0.5	-0.8	-2.7	-3.6
	Maggio	0	-0.6	-0.8	-5.1	-3.9
	Giugno	4.5	-0.7	-1	-1.9	-4.4
	Luglio	5	-1.4	-2	-4.9	-4.9
	Agosto	18	-1.8	-2.3	-2.7	-6.2
	Settembre	30	-1.7	-2	-2	-8.1
	Ottobre	30.9	-1.9	-2.1	-6.9	-8.4
	Novembre	22.8	-1.4	-1.6	-3.2	-7.7
	Dicembre	7.9	-0.5	-0.6	-11.4	-7

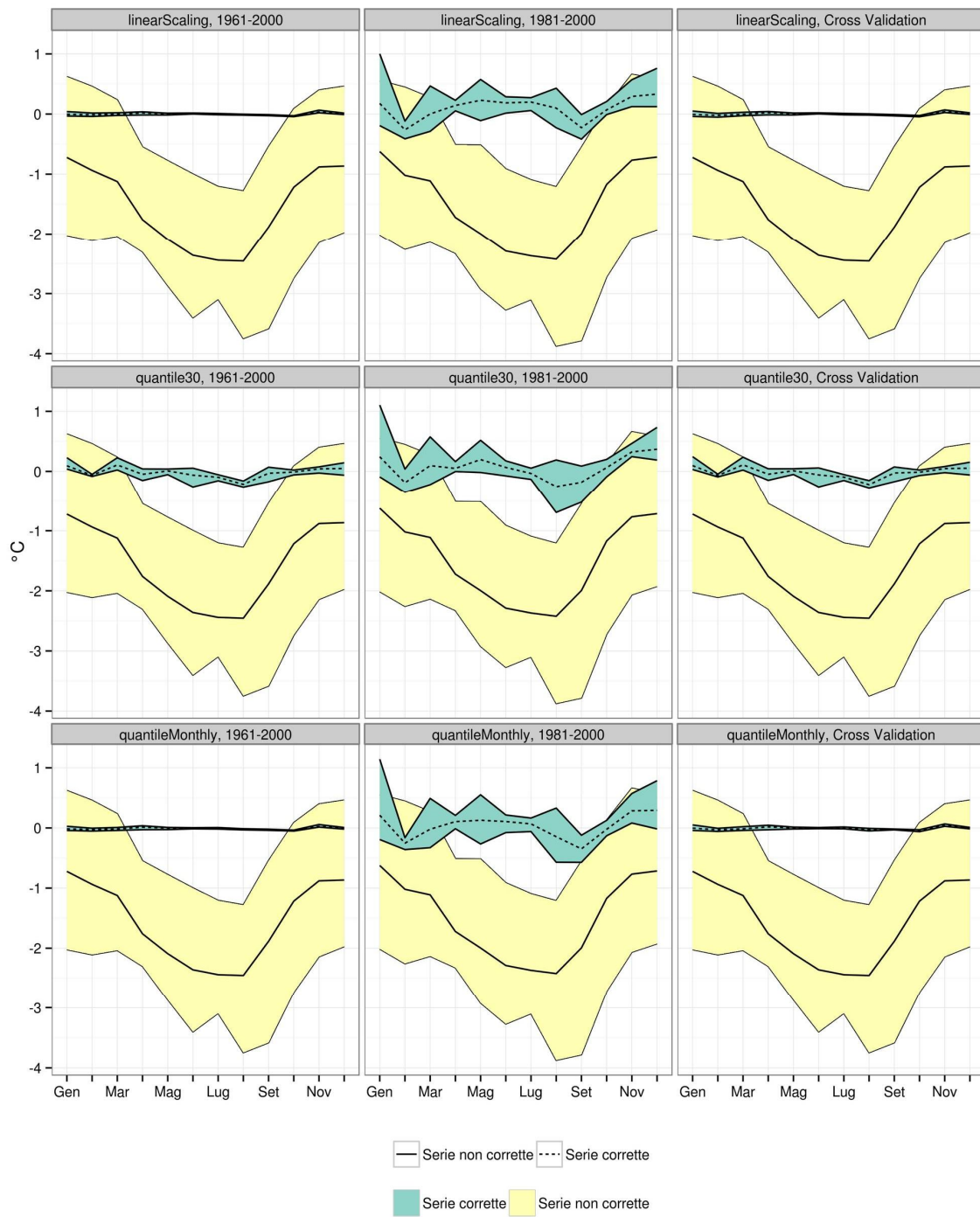


Figura 4.4 - Bias medio mensile e relativo spread (banda colorata) delle simulazioni di temperatura minima dei 4 modelli RCM. Schemi di validazione: CIV (1961-2000), colonna di sinistra; SS (1981-2000) colonna al centro; LOOCV colonna a destra.

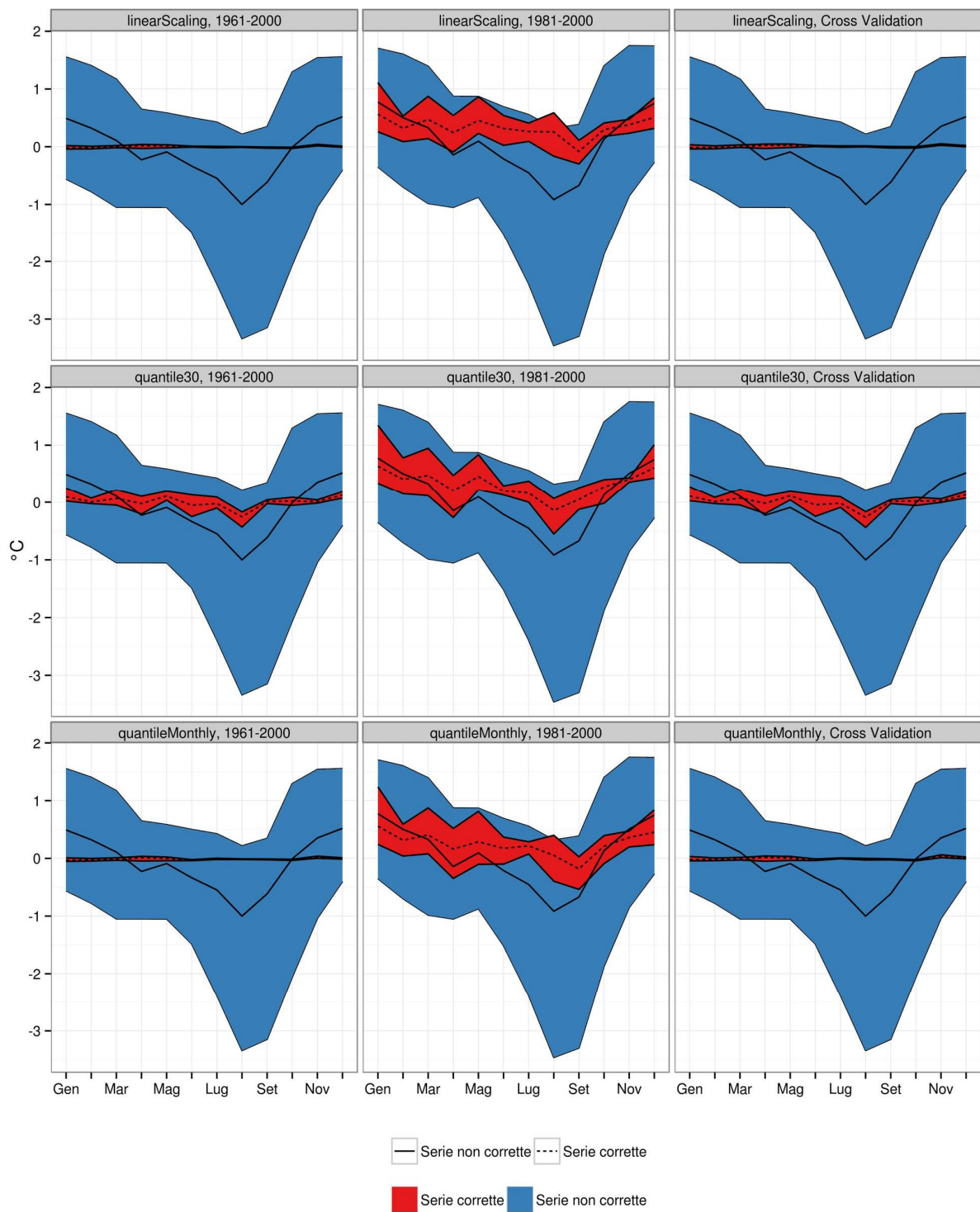


Figura 4.5 - Come in figura 4.4, per la temperatura massima.



Figura 4.6 - Come in figura 4.4, per la precipitazione cumulata. Correzioni con i metodi e LS, LOCI e QM (QM-30 e QM-Mon).

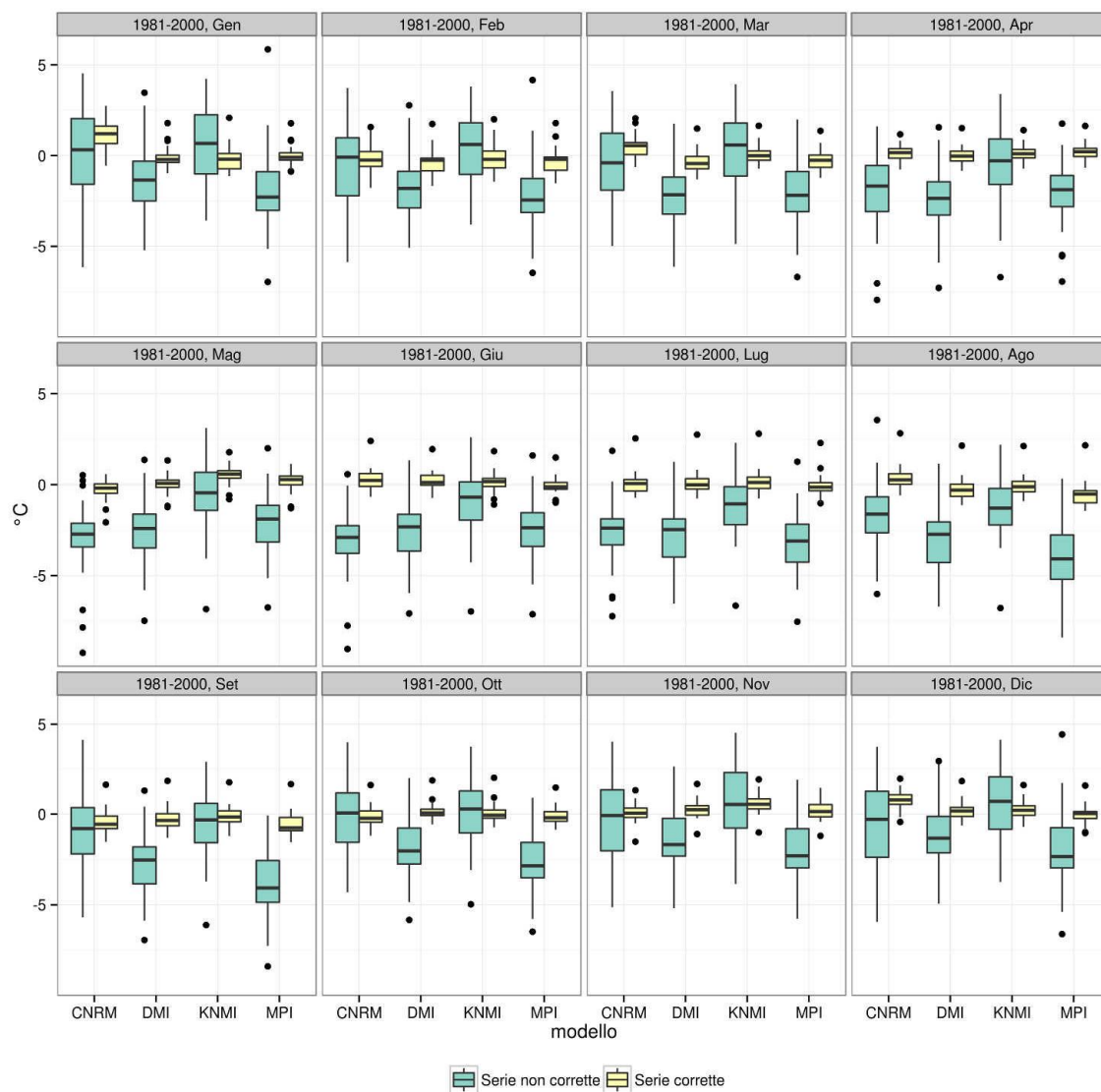


Figura 4.7 - Temperatura minima. Distribuzione mensile del bias giornaliero medio per i singoli punti stazione nel periodo 1981-2000. Le serie corrette si riferiscono al metodo QM-Mon.

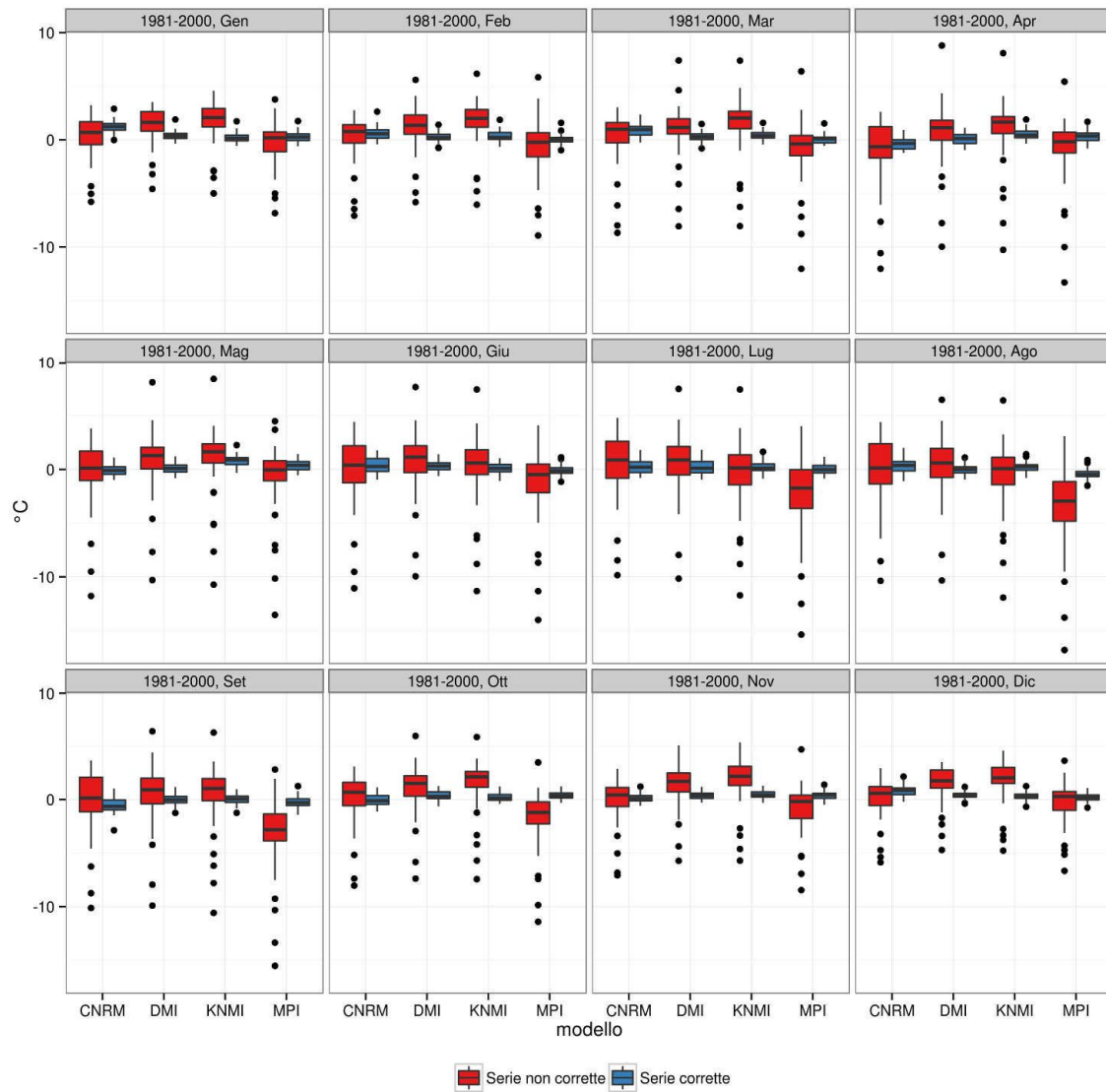


Figura 4.8 - Come in figura 4.7, per la temperatura massima.

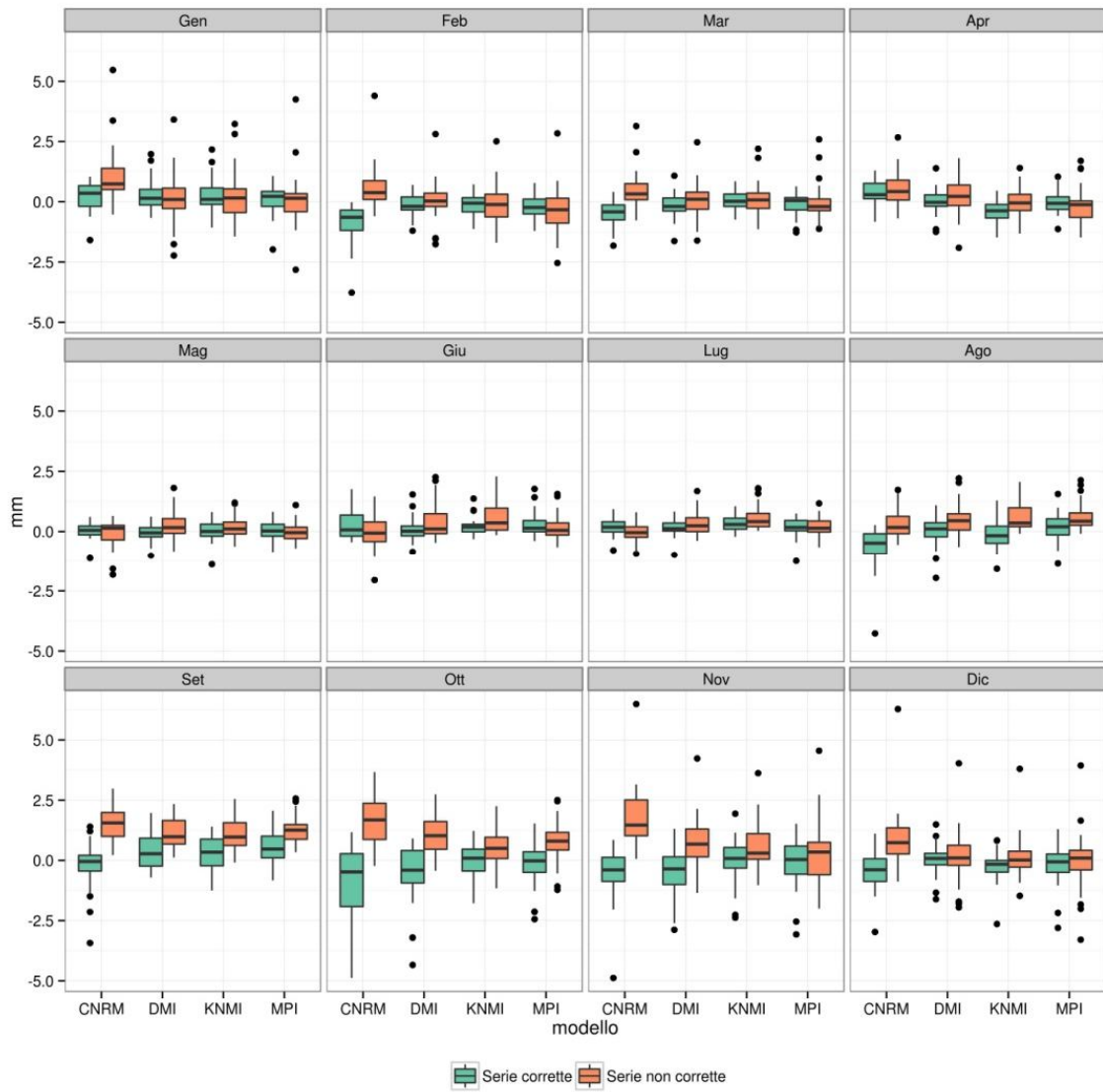


Figura 4.9 - Come in figura 4.7, per la precipitazione cumulata.

Tabella 4.4 - Valore medio annuale del bias giornaliero prima e dopo la correzione con il QM-Mon.

	CNRM		DMI		KNMI		MPI	
	non corr.	QM-Mon	non corr.	QM-Mon	non corr.	QM-Mon	non corr.	QM-Mon
T min (°C)	-1.25	-0.21	-2.09	0	-0.18	+0.13	-2.51	-0.07
T max (°C)	-0.38	-0.06	+0.84	+0.29	+0.90	+0.35	-1.46	+0.17
Prec. (mm/giorno)	+0.71	-0.15	+0.42	+0.03	+0.37	+0.09	+0.22	+0.11

4.2.2 Adattamento delle serie simulate alle serie osservate

La bontà dell'adattamento delle serie annuali simulate alle corrispondenti serie osservate è stata valutata mediante il test di Kolmogorov-Smirnov (KS; Wilks, 2011) adattato alle distribuzioni discrete (Conover, 1972). Per il LS il test restituisce valori del *p-value* prossimi allo zero (sotto la soglia di 0.05), che equivale ad affermare uno scostamento statisticamente significativo tra serie osservate e serie simulate in termini di distribuzione di probabilità. Questo risultato si osserva sia per la temperatura minima che per la massima su tutti e tre i periodi di validazione, indipendentemente dalla stazione e dal modello RCM di riferimento. Diversamente dal LS, le serie corrette mediante QM (nelle sue due varianti QM-Mon e QM-30) si caratterizzano per valori del *p-value* del KS-test maggiori di 0.05 (prossimi a 1) sia con lo schema CIV che con quello LOOCV, confermando la bontà della correzione operata sui quantili delle distribuzioni simulate di entrambi i parametri. Valori mediamente prossimi allo 0 (statisticamente significativi) del *p-value* caratterizzano invece le serie corrette mediante QM nel corso del ventennio di validazione 1981-2000, sia per la temperatura minima che per la massima.

Una valutazione qualitativa dello scostamento tra serie osservate e serie corrette è fornita a titolo di esempio dalle figure 4.10 e 4.11, dove sono rappresentate le funzioni di densità della temperatura minima della stazione di Passo Rolle e della temperatura massima per la stazione di Dobbiaco (modello CNRM). Entrambi i grafici mettono in evidenza lo scostamento che persiste tra la PDF della serie osservata e quella della serie simulata dopo la correzione mediante LS. È inoltre evidente come il QM operi positivamente sulla distribuzione delle serie simulate per gli schemi di validazione CIV (1961-2000, colonna a destra) e LOOCV (colonna a sinistra). Per lo schema di validazione SS (1981-2000) il QM opera complessivamente un miglioramento della PDF simulata, sebbene con un adattamento meno buono di quello visto per il CIV e il LOOCV, in accordo con i risultati forniti dal KS-test.

Un ulteriore contributo all'analisi dei risultati viene fornito dai diagrammi di Taylor. L'analisi dei diagrammi, effettuata sui valori medi annuali, mette in evidenza che le serie simulate di temperatura massima e minima sono caratterizzate da un'elevata correlazione con le serie osservate (circa 0.9 su tutti i periodi di validazione), correlazione che rimane sostanzialmente inalterata dopo la correzione. Questo risultato evidenzia come nessuno dei metodi di correzione presi in esame alteri la struttura temporale delle serie simulate, mantenendone invariati pregi e difetti (Wilcke et al., 2013). L'uso del LS e del QM opera invece una generale riduzione della deviazione standard, avvicinandola a quella delle serie osservate, e del *Root Mean Square Error* (RMSE), per tutti e tre gli schemi di validazione. Un esempio relativo alla temperatura massima è riportato nella figura 4.12, per la stazione di Passo Rolle.

Le mappe della figura 4.13 mostrano invece per la temperatura massima il miglioramento complessivo, in termini di RMSE (valore medio annuale), per tutti i metodi di correzione e per tutti gli schemi di validazione.

Dall'analisi dei risultati su tutti i punti stazione, sia per la Tmax che per la Tmin, si osserva: (1) una migliore performance del QM nel correggere la deviazione standard; (2) valori dello RMSE leggermente più alti nel caso delle serie corrette mediante QM; (3) valori dello RMSE leggermente più alti nel caso del QM-Mon rispetto al QM-30, ma comunque senza scostamenti significativi.

Per quanto riguarda le serie di precipitazione, il KS-test tra serie osservate e serie corrette con i vari

metodi MOS fornisce risultati più diversificati rispetto a quelli osservati per le serie di temperatura. In Tabella 4.5 viene riportato a scopo di sintesi il valore del *p-value* mediato su tutte le stazioni. Ancora una volta i risultati mettono in evidenza lo scarso contributo sia del LS che del LOCI nella correzione delle distribuzioni delle serie simulate. Per il QM invece (entrambe le varianti) valori del *p-value* mediamente superiori alla soglia di 0.05 caratterizzano il periodo 1961-2000, sia per lo schema CIV che LOOCV, mentre valori mediamente prossimi allo 0 si osservano durante il periodo 1981-2000. A livello di valor medio, quindi, i risultati del QM ricalcano quelli già osservati per le serie di temperatura, mentre a livello dei singoli punti stazione valori del *p-value* prossimi allo 0 (scostamenti statisticamente significativi tra serie simulate corrette e serie osservate) si riscontrano in tutti e tre i gli schemi di validazione, compreso il periodo 1961-2000 quando (per costruzione) ci si aspetterebbe di osservare risultati opposti. Nel valutare tale risultato si deve comunque tener conto che (1) il KS-test ha preso in esame le serie annuali di precipitazione, mentre il processo di calibrazione dei metodi di QM ha riguardato le distribuzioni mensili e giornaliere dei dati; (2) la valutazione qualitativa dei risultati mediante quantile-quantile plot (QQ-plot) mette in evidenza come il QM in generale determini un sostanziale miglioramento nella distribuzione delle serie simulate. Come esempio, il grafico della figura 4.14 illustra il QQ-plot per la serie di precipitazione di San Sosti rispetto alla serie simulata dal modello CNRM. I grafici nella prima colonna a sinistra evidenziano lo scostamento tra la serie osservata e quella simulata non corretta sui diversi periodi di validazione. I punti del grafico, decisamente spostati a destra rispetto alla retta secante, indicano valori elevati di precipitazione giornaliera osservata in corrispondenza di valori simulati decisamente più bassi. I quantile plot del LS (seconda colonna da sinistra) e del LOCI (terza colonna) mettono in evidenza che le corrispondenti serie corrette tendono a sottostimare la precipitazione tra i 10 e i 30 mm e a sovrastimare la precipitazione sopra i 100 mm, con valori massimi che vanno ben oltre il *range* dei valori osservati. L'efficacia del QM (QM-30 e QM-Mon) nel correggere complessivamente la distribuzione simulata è invece evidente dai grafici nelle ultime due colonne. Per lo schema di validazione CIV (1961-2000) l'identità tra la distribuzione della serie osservata e quella simulata è frutto del processo di costruzione. Per i restanti schemi di validazione i grafici mostrano ancora una soddisfacente adesione della serie simulata a quella osservata per valori di precipitazione fino a 100 mm (schema SS, 1981-2000) e per valori superiori a 150 mm (LOOCV). Oltre tali soglie è evidente una sovrastima da parte delle serie simulate corrette, ma priva dei valori estremamente elevati introdotti dal LOCI e dal LS.

L'analisi dei diagrammi di Taylor mette in evidenza che fra i vari metodi considerati solo il QM riesce a effettuare una correzione soddisfacente della deviazione standard con gli schemi di validazione CIV e LOOCV. Durante il periodo 1981-2000 (schema SS), nel quale la bontà della correzione operata dal QM varia sensibilmente da stazione a stazione, i diagrammi di Taylor evidenziano una variazione della deviazione standard poco soddisfacente anche per questo metodo. Un esempio relativo alla stazione di Piacenza è riportato in figura 4.15.

Per quanto riguarda lo RMSE tutti i metodi di correzione comportano un deterioramento delle serie. Lo RMSE medio calcolato sulle serie non corrette, su tutti i punti stazione, assume per tutti e tre i periodi di validazione un valore di circa 7.3 mm ed un valore di 8.3 – 8.5 mm dopo la correzione. I risultati forniti dai vari metodi non registrano tra loro differenze significative. A livello di singoli punti stazione i risultati presentano una forte variabilità sia fra le stazioni che fra i vari modelli. A titolo di esempio è riportata la mappa dei valori puntuali RMSE per il modello KNMI (figura 4.16). Il confronto fra le mappe mette in evidenza un aumento dello RMSE dopo la correzione in numerose stazioni. I deludenti risultati in termini di RMSE potrebbero dipendere dalla debole correlazione tra serie simulate e serie osservate (un valor medio di circa 0.2 su tutti e tre i periodi di validazione). Come già osservato per la temperatura, i metodi MOS qui analizzati non alterano la struttura temporale della serie. Il QM, in particolare, si limita a correggere la distribuzione della serie senza alterarne la variabilità inter-giornaliera. Per questo motivo quando la serie simulate non sono temporalmente allineate a quelle osservate il loro utilizzo come input per modelli di impatto deve essere attentamente valutato (Maraun et al., 2013).

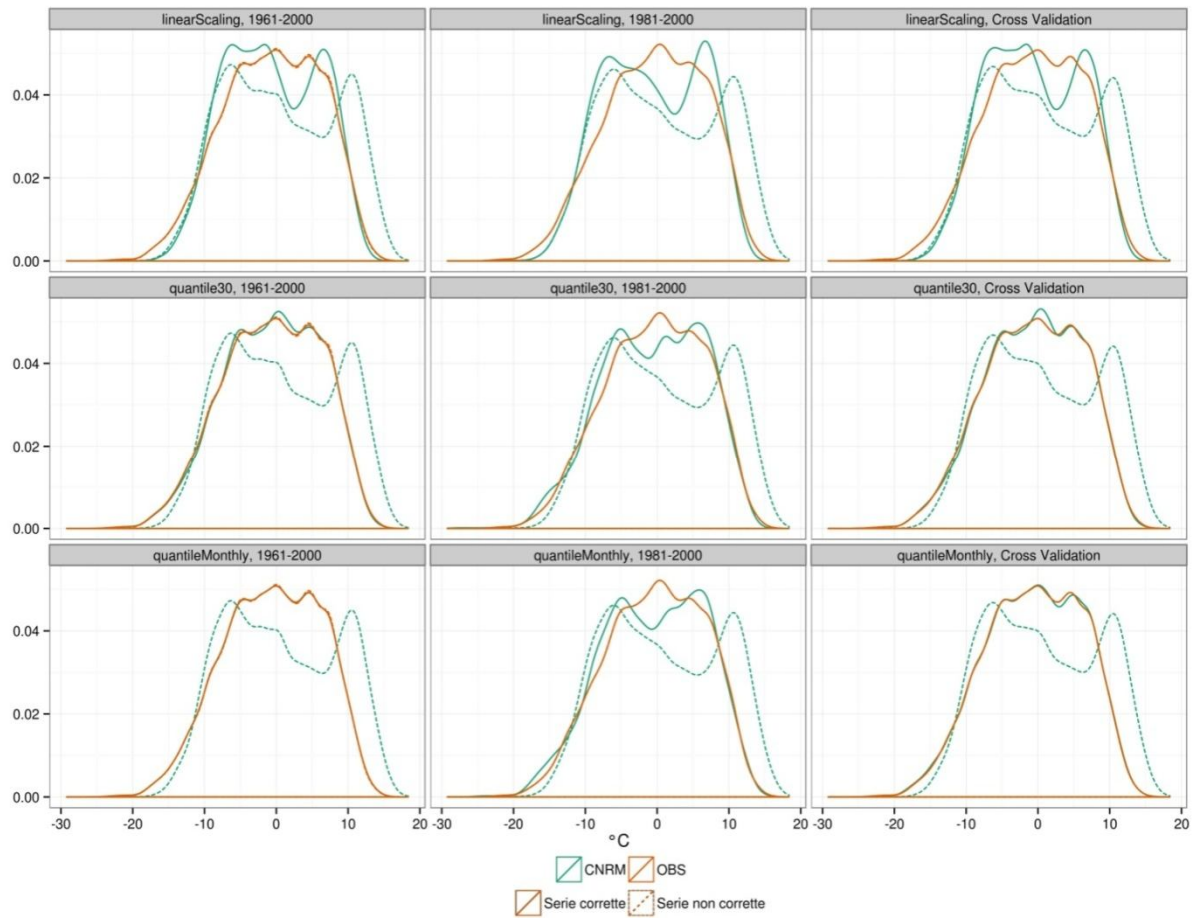


Figura 4.10 - Funzioni di densità (PDF) della temperatura minima per la stazione di Passo Rolle

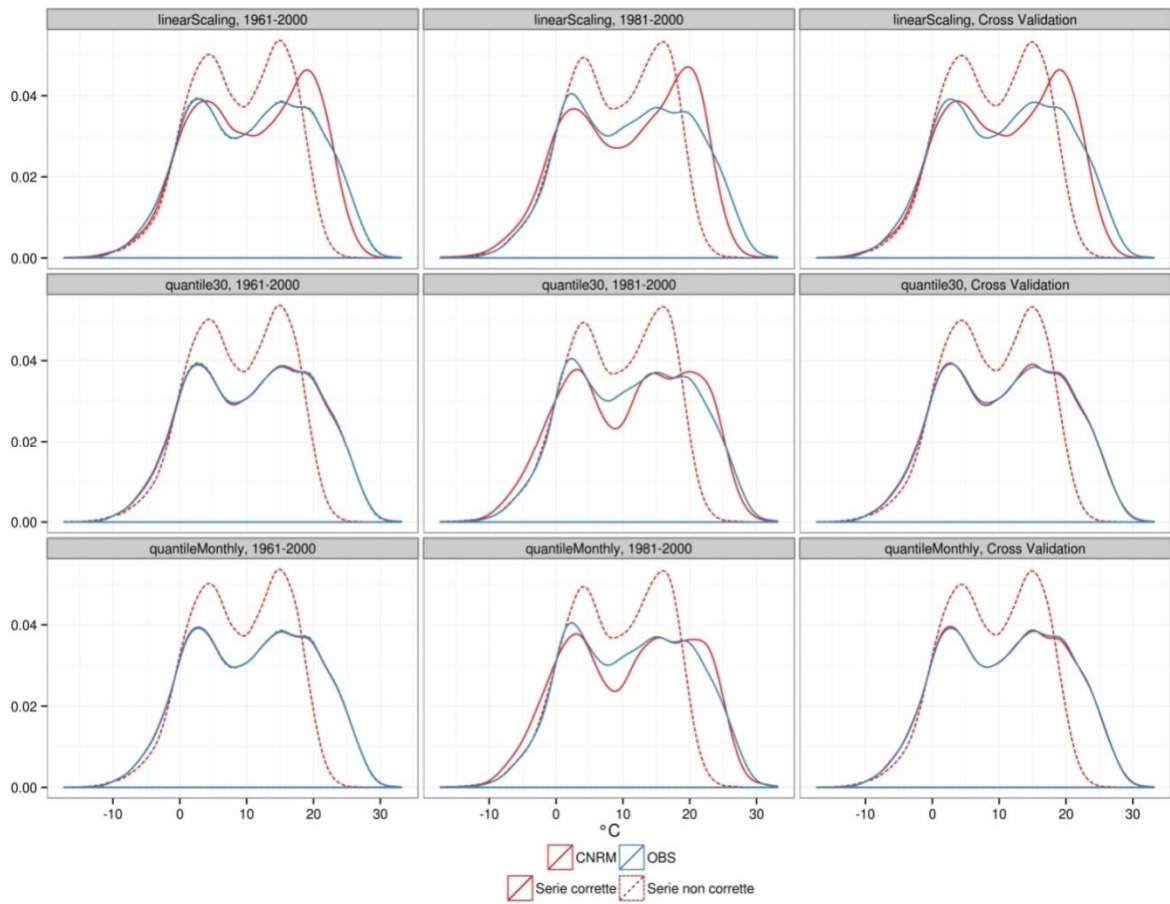


Figura 4.11 - Funzioni di densità (PDF) della temperatura massima per la stazione di Dobbiaco

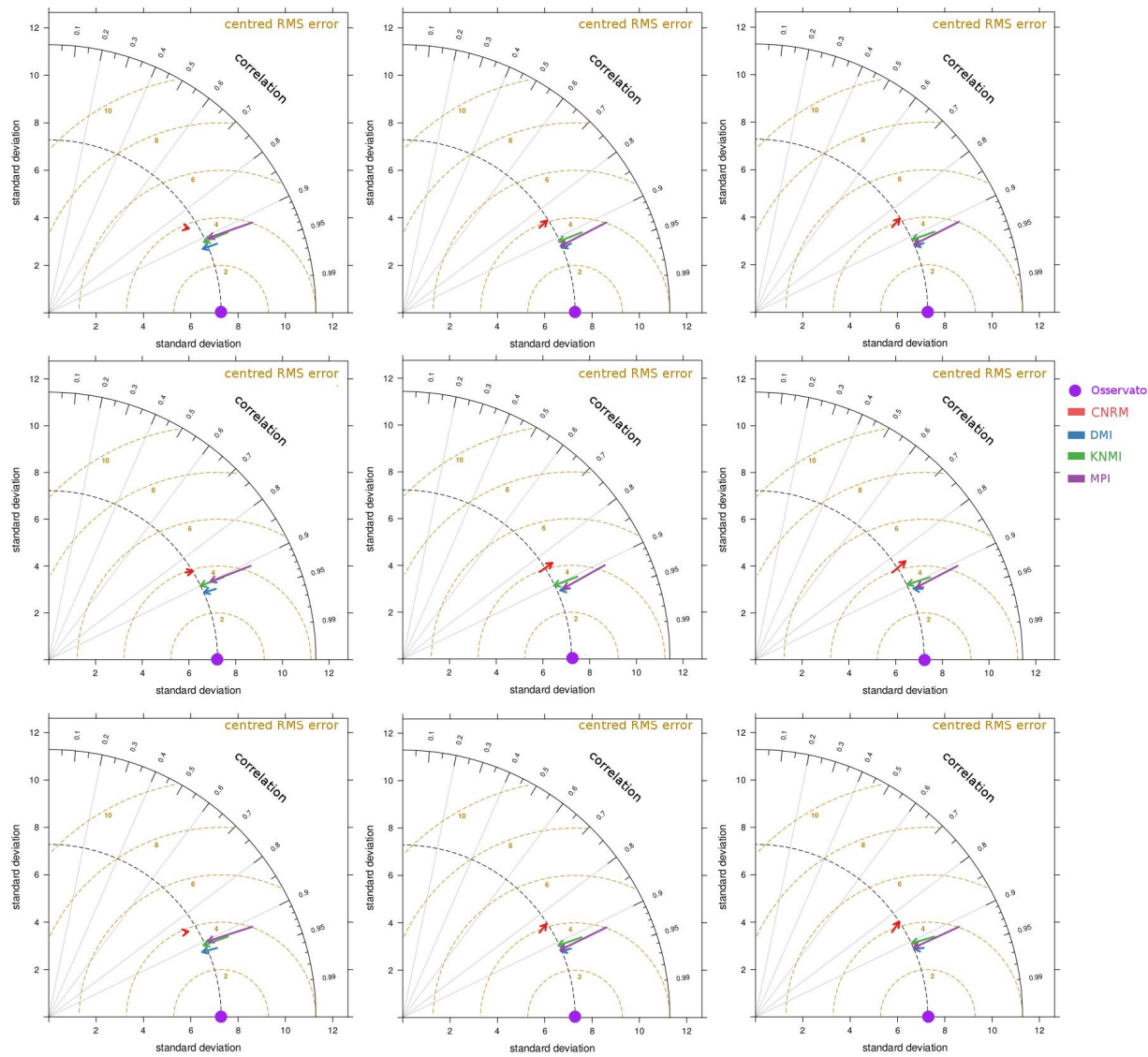


Figura 4.12 - Diagrammi di Taylor per le simulazioni di temperatura massima corrette con i vari metodi MOS, stazione di Passo Rolle. Da sinistra, prima colonna: LS; seconda colonna: QM-30; terza colonna: QM-Mon. I risultati sono mostrati per i tre schemi di validazione: prima riga periodo 1961-2000 (CIV), seconda riga 1981-2000 (SS), terza riga 1961-2000 (LOOCV).

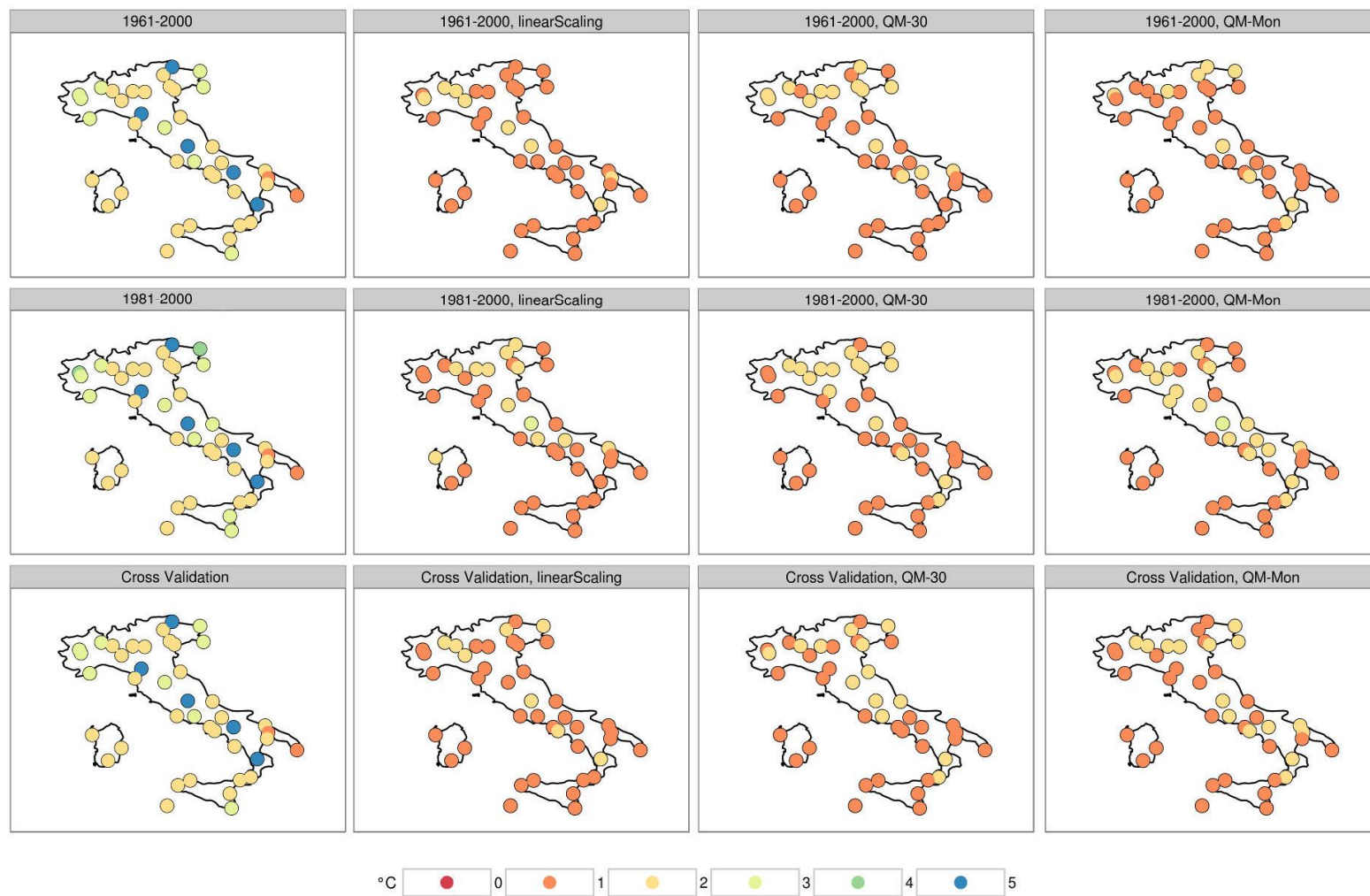


Figura 4.13 - RMSE relativo alle simulazioni di temperatura massima. Da sinistra, prima colonna: simulazioni non corrette; dalla seconda alla quarta colonna: simulazioni corrette mediante LS, QM-3 e QM-Mon. I risultati sono mostrati per i tre schemi di validazione: prima riga periodo 1961-2000 (CIV), seconda riga 1981-2000 (SS), terza riga 1961-2000 (LOOCV).

Tabella 4.5 - Valori del *p*-value (media su tutte le stazioni) relativi al test di Kolmogorov-Smirnov fra serie osservate di precipitazione e serie simulate corrette con i vari metodi MOS.

	LS	LOCI	QM-Mon	QM-30
CIV (1961-2000)				
CNRM	0	0.01	0.31	0.41
DMI	0	0	0.33	0.35
KNMI	0	0.01	0.35	0.43
MPI	0	0	0.34	0.36
SS (1961-1980)				
CNRM	0	0	0.05	0.04
DMI	0	0.01	0.04	0.05
KNMI	0	0.01	0.02	0.02
MPI	0	0	0.03	0.02
LOOCV (1961-2000)				
CNRM	0	0.01	0.23	0.36
DMI	0	0	0.3	0.31
KNMI	0	0	0.27	0.39
MPI	0	0	0.29	0.34

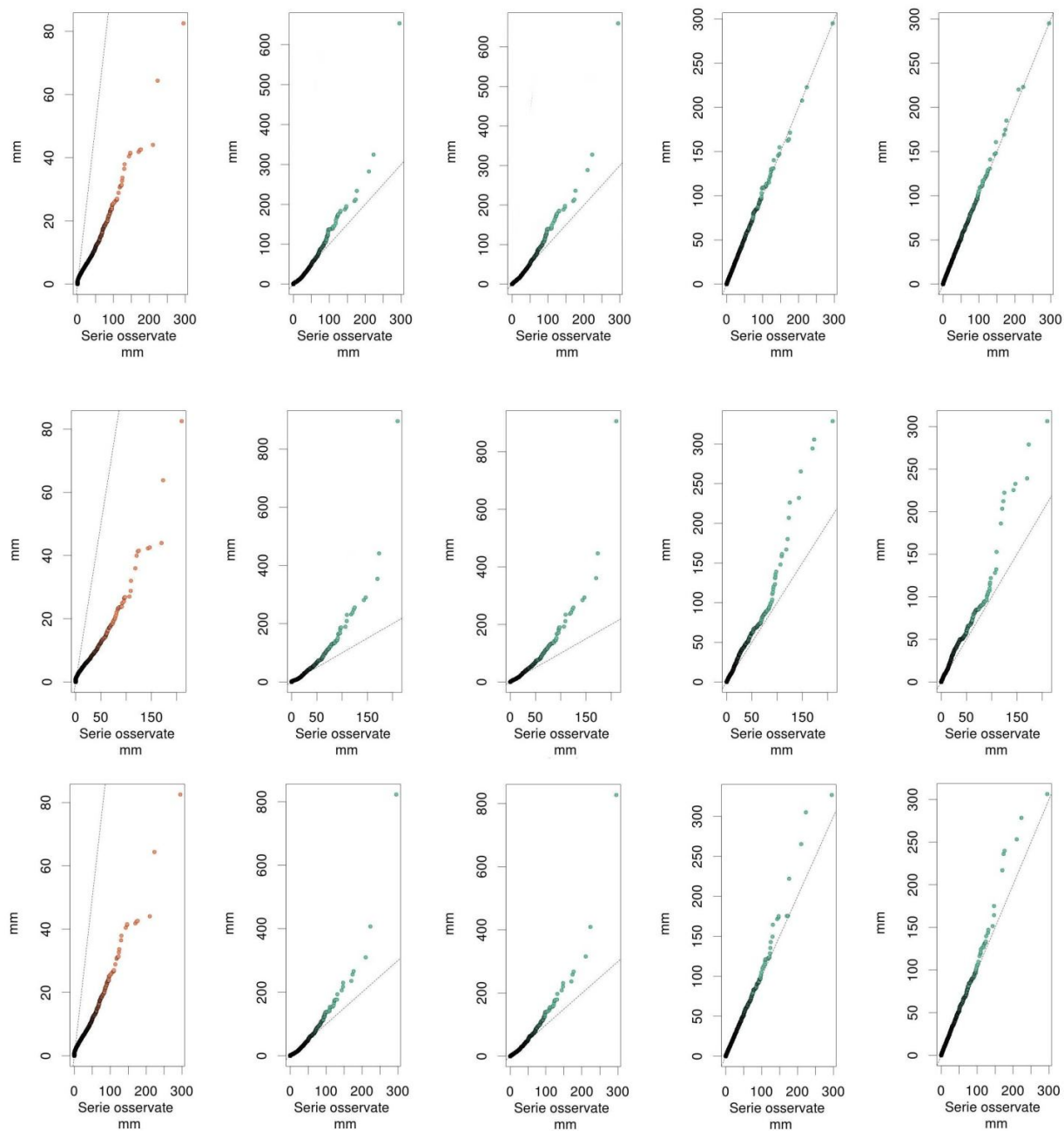


Figura 4.14 - Quantile plot della serie di precipitazione di San Sosti (confronto con i valori simulati dal modello CNRM). Da sinistra, prima colonna: simulazioni non corrette; dalla seconda alla quinta colonna: simulazioni corrette mediante LS, LOCI, QM-3 e QM-Mon. Prima riga periodo 1961-2000 (CIV), seconda riga 1981-2000 (SS), terza riga 1961-2000 (LOOCV).

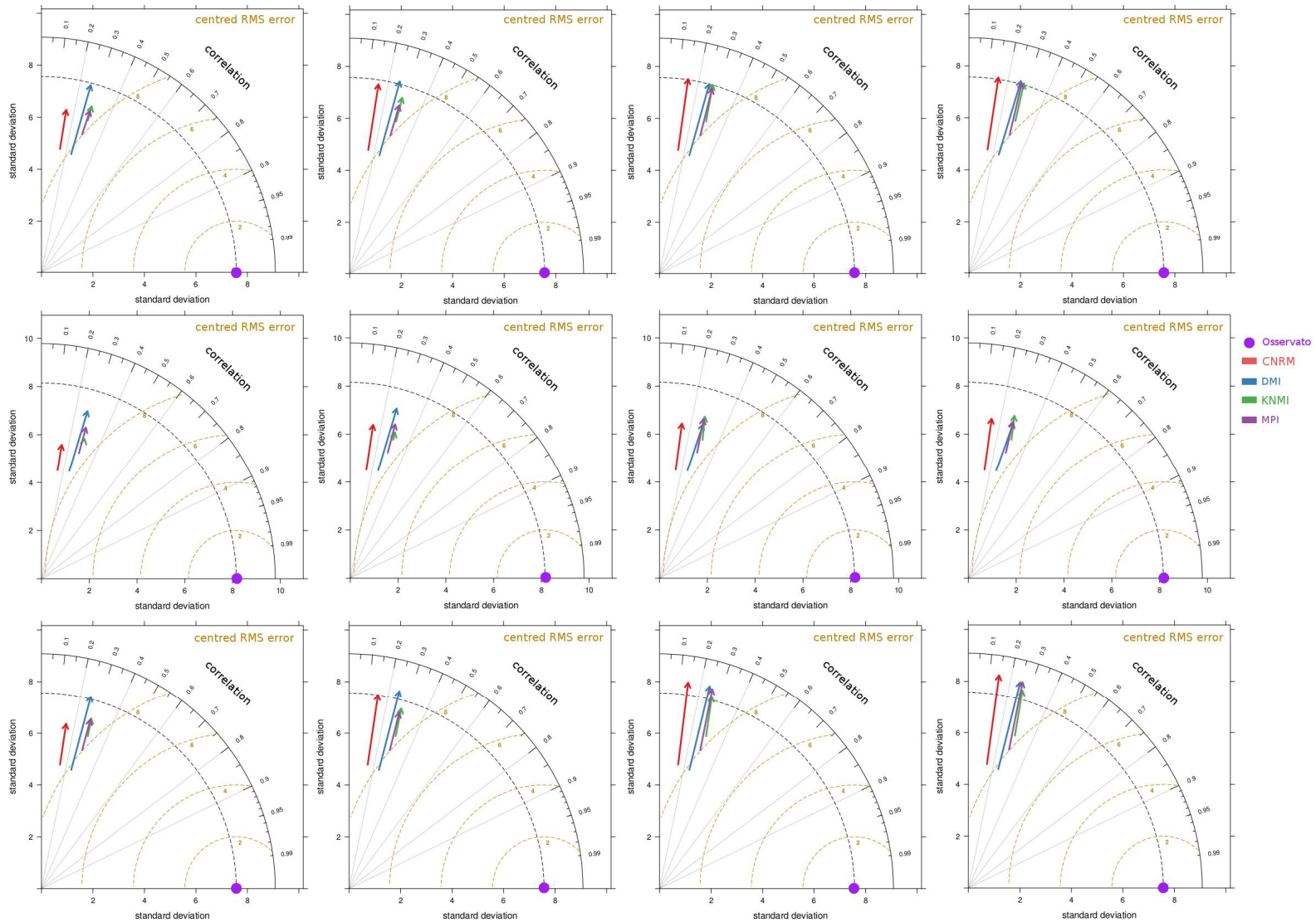


Figura 4.15 - Diagrammi di Taylor perle simulazioni di precipitazione, stazione di Piacenza, corrette con i vari metodi MOS per i tre schemi di validazione CIV (1961-2000, prima riga), SS (1981-2000, seconda riga), LOOCV (1961-2000, terza riga). Dalla prima alla quarta: LS, LOCI, QM-30, QM-Mon.

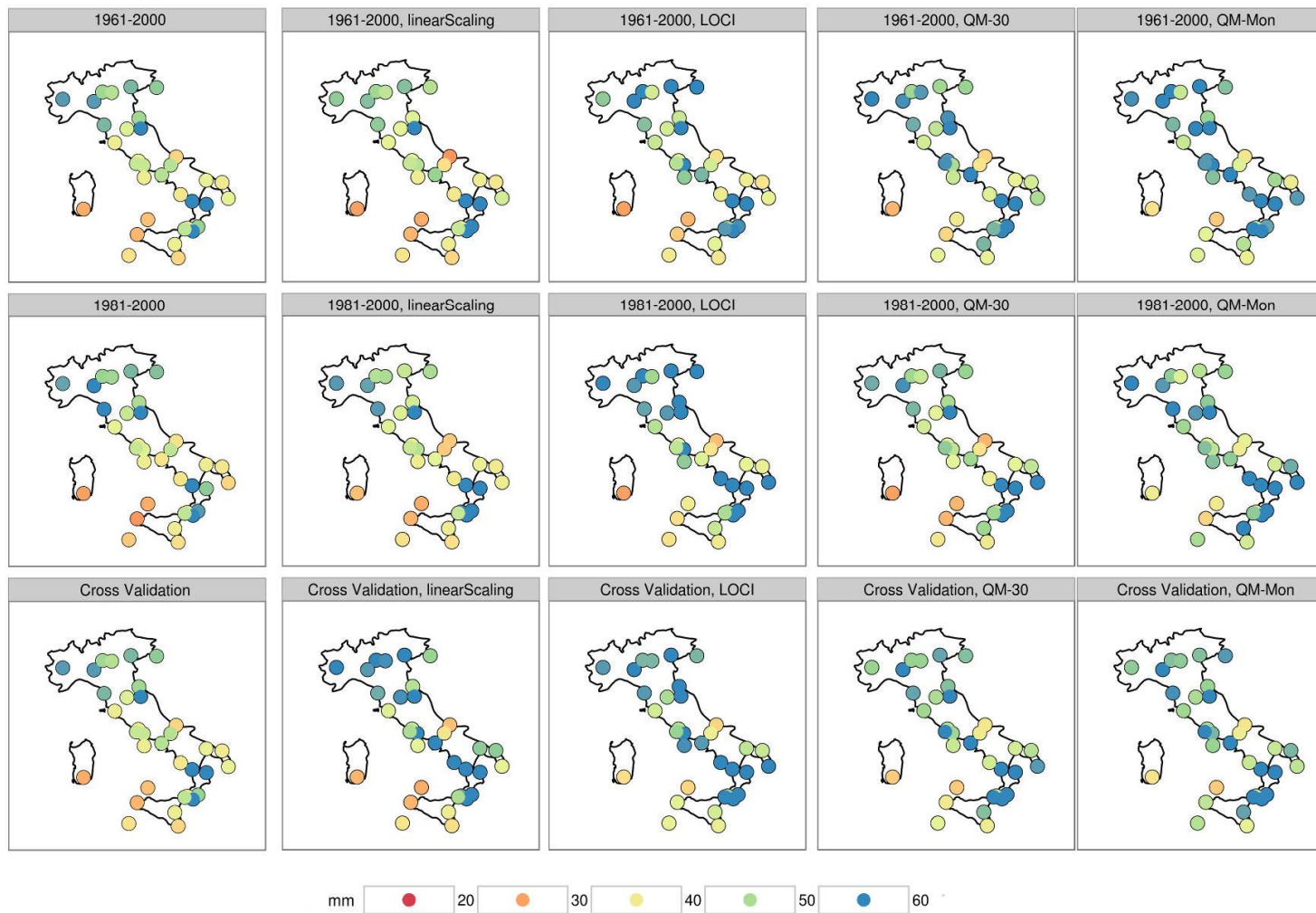


Figura 4.16 - RMSE relative alle simulazioni di precipitazione del modello KNMI, per i tre schemi di validazione CIV (1961-2000, prima riga), SS (1981-2000, seconda riga), LOOCV (1961-2000, terza riga). Prima colonna: simulazioni non corrette; dalla seconda alla quinta colonna: simulazioni corrette con LS, LOCI, QM-30, QM-Mon.

4.2.3 Estremi di temperatura e precipitazione

I metodi MOS sono stati valutati anche in riferimento alla capacità di riprodurre i valori estremi di temperatura e precipitazione. Il set di indici ETCCDI (Peterson et al. 2001), fornisce una descrizione degli estremi climatici “moderati”, per i quali si dispone un maggior numero di osservazioni rispetto ad eventi ancora più estremi (Alexander et al., 2006).

Gli indici selezionati per i nostri scopi sono riportati nella Tabella 4.6. Fissato il modello RCM, per ciascun indice inizialmente è stato calcolato il valore annuale e quindi il relativo *bias* rispetto alle osservazioni puntuali. Dopo aver costruito i valori medi su tutto il periodo di validazione, è stata effettuata la media spaziale su tutte le stazioni. In sintesi, vengono mostrati i risultati ottenuti calcolando il valore medio del *bias* sui 4 modelli per ogni metodo di correzione e per ogni schema di validazione. In figura, assieme al valor medio del *bias*, sono riportati il valore minimo e massimo del *bias* fra i 4 modelli. In ogni grafico è inoltre riportato il valore medio osservato del corrispondente indice estremo.

Tabella 4.6 - Elenco degli indici estremi di temperatura e precipitazione

INDICI DI TEMPERATURA			
ID	Nome dell'indice	Definizione	Unità di misura
FD0	Giorni con gelo	Numero di giorni nell'anno con temperatura minima < 0 °C	Giorni
SU25	Giorni estivi	Numero di giorni nell'anno con temperatura massima > 25 °C	Giorni
TR20	Notti tropicali	Numero di giorni nell'anno con temperatura minima > 20 °C	Giorni
TXx	Massimo delle temperature massime	Valore massimo mensile delle temperature massime giornaliere	°C
TNn	Minimo delle temperature minime	Valore minimo mensile delle temperature minime giornaliere	°C
INDICI DI PRECIPITAZIONE			
R10	Numero di giorni con precipitazione intensa	Numero di giorni nell'anno con precipitazione ≥ 10 mm	Giorni
R20	Numero di giorni con precipitazione molto intensa	Numero di giorni nell'anno con precipitazione ≥ 20 mm	Giorni
SDII	Intensità di pioggia giornaliera	Totale annuale di precipitazione diviso per il numero di giorni piovosi nell'anno (definiti come giorni con precipitazione ≥ 1 mm)	mm/giorno
CDD	Giorni consecutivi senza pioggia	Numero massimo di giorni consecutivi con precipitazione giornaliera < 1 mm	Giorni
CWD	Giorni piovosi consecutivi	Numero massimo di giorni consecutivi con precipitazione giornaliera ≥ 1 mm	Giorni

I risultati mostrano un miglioramento delle stime degli indici estremi di temperatura minima (figura 4.17) calcolati correggendo le simulazioni sia con il LS che con il QM.

Il *bias* relativo all'indice TR20, risulta fortemente ridotto dopo la correzione per tutti e tre gli schemi di validazione (sia per LS che QM), passando da circa 27 giorni (simulazioni non corrette) a 6 giorni (simulazioni corrette), per gli schemi CIV (1961-2000) e LOOCV, e da 30 a 8 giorni per lo schema SS (1981-2000). Va evidenziato che prima della correzione il *bias* risulta maggiore del corrispondente valore medio osservato (pari a 17 giorni nel periodo 1961-2000 e a 22 giorni nel periodo 1981-2000).

Risultati analoghi si osservano per l'indice FD0, che mostra una riduzione marcata del *bias* dopo la correzione per tutti gli schemi di validazione (14 giorni circa), con un valore del *bias* che passa da 21-22 giorni per le simulazioni non corrette a 7-8 giorni per quelle corrette. Anche in questo caso il *bias* associato alle simulazioni non corrette risulta elevato, assumendo un valore superiore al 50% del corrispondente valore medio osservato.

La riduzione media del *bias* è di circa 1.9°C per il TNn e di 0.8°C per il TNx. Per gli indici TNn e TNx il QM fornisce risultati leggermente migliori con tutti e tre gli schemi di validazione.

Anche i grafici degli indici estremi di temperatura massima (Figura 4.18) evidenziano una riduzione del *bias* medio per tutti gli indici, sia per le simulazioni corrette con il LS che con il QM. In particolare il *bias* medio relativo all'indice SU25 diminuisce più del 50%. Per il TXx il *bias* viene ridotto maggiormente dal QM (circa 2°C) in tutti i periodi di validazione e in misura minore dal LS (circa 1.4 °C). La differenza tra i due metodi di correzione è meno evidente per il TXn; la riduzione del *bias* in questo caso è compresa tra 0.7 e 1 °C in tutti i periodi di validazione.

In sintesi, la correzione delle simulazioni RCM tramite LS e QM determina una riduzione del *bias* degli indici estremi di temperatura minima e massima, particolarmente marcata per gli indici di soglia FD0 e TR20 come evidenziato in altri studi (Themessl et al., 2011).

Riguardo agli estremi di precipitazione (figura 4.19), non si osserva invece un miglioramento nella distorsione per il CDD. Per tutti i metodi di correzione una riduzione modesta del *bias* caratterizza gli indici R10 e R20, per i quali si registra rispettivamente un *bias* di 9 e 5 giorni prima della correzione e un *bias* di 6 e 3-4 giorni dopo la correzione. Per gli indici CWD e SDII si osserva una riduzione del *bias* per gli output corretti con LOCI e il QM (con una variazione del *bias* da 6 a 3 giorni circa per il CWD e da 4 a 1.5 mm/giorno l'indice SDII), ma non per quelli corretti con il LS. Quest'ultimo metodo è infatti l'unico che non opera una correzione nella frequenza dei giorni asciutti.

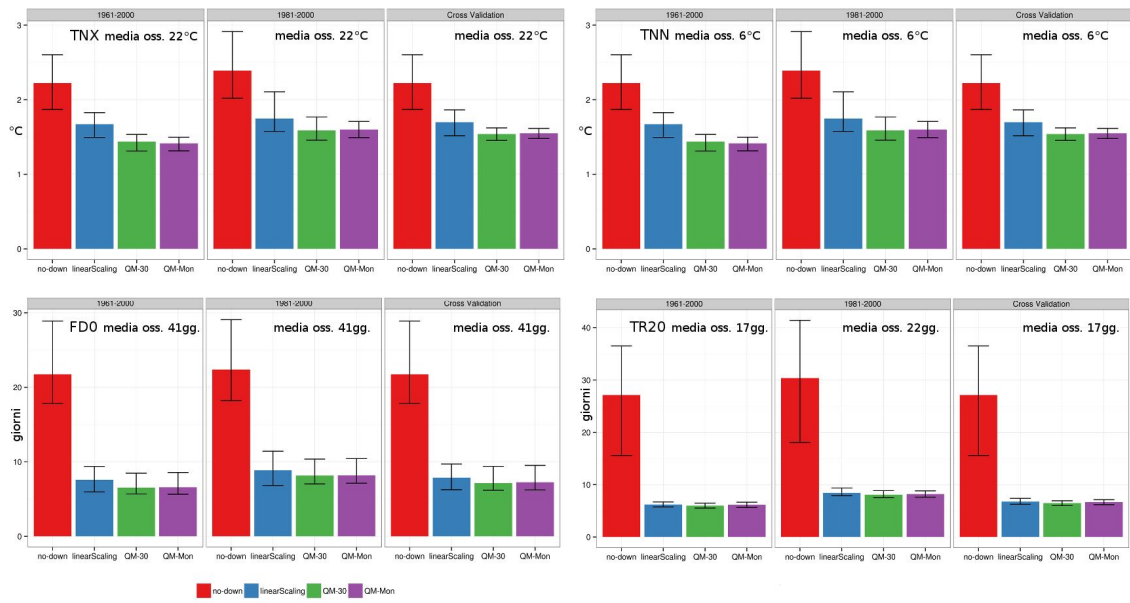


Figura 4.17 - Bias degli indici estremi di temperatura minima calcolati con le simulazioni RCM non corrette e corrette con i diversi metodi MOS. In ogni grafico i risultati sono mostrati per i tre schemi di validazione CIV (1961-2000) a sinistra, SS (1981-2000) al centro, LOOCV a destra.

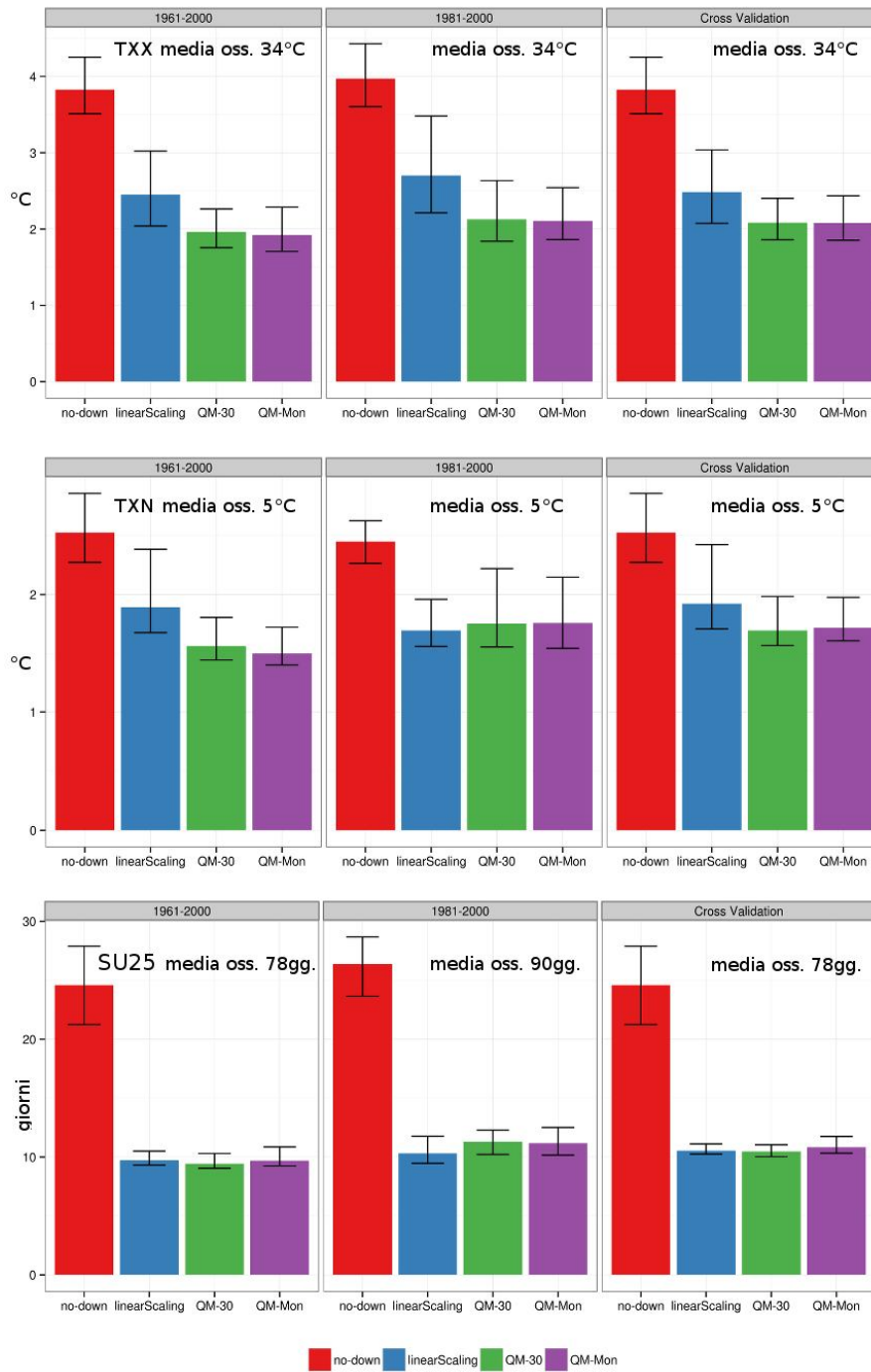


Figura 4.18 - Come in figura 4.17, per gli indici estremi di temperatura massima

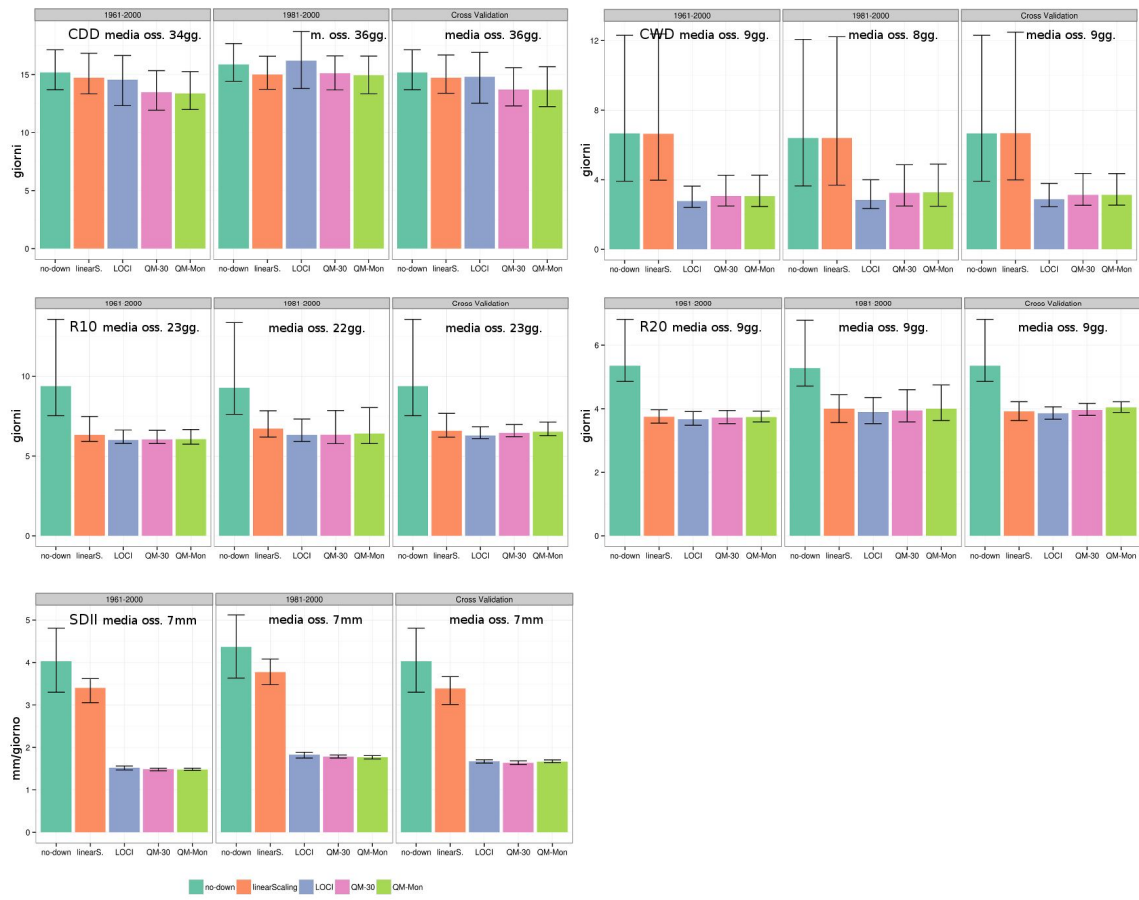


Figura 4.19 - Come in figura 4.17, per gli indici estremi di precipitazione

5. CONCLUSIONI

Il confronto fra le serie osservate e i campi di temperatura e precipitazione prodotti da quattro modelli RCM evidenzia l'opportunità e i vantaggi di una correzione dei risultati dei modelli. A tale proposito sono state utilizzate due differenti metodologie di tipo MOS calibrate rispetto a una collezione di serie osservate per l'Italia. Tali metodologie si distinguono per il tipo di correzione apportata alle serie simulate: un primo gruppo (LS/LOCI) si limita a correggere il *bias* dei valori medi/cumulati mensili sul periodo di calibrazione; un secondo gruppo (QM) effettua una correzione complessiva della loro distribuzione di probabilità. Poiché i dati utilizzati in fase di calibrazione dei modelli statistici sono serie osservate riferite a stazioni puntuali, il processo di correzione delle serie simulate può essere inteso anche come un'operazione di *downscaling* delle stesse. La qualità delle serie corrette, analizzata mediante diverse statistiche di sintesi, è stata valutata sia con riferimento ai valori medi e di variabilità che ai valori estremi, questi ultimi attraverso alcuni degli indici dello ETCCDI. Il processo di validazione ha riguardato tre diversi set di dati (1961-1980, 1981-2000 e *Cross Validation*), due dei quali (1981-2000 e *Cross Validation*) completamente indipendenti dai dati utilizzati in fase di calibrazione.

I risultati mostrano che tutti i metodi analizzati comportano una sostanziale riduzione del *bias* mensile per i tre i periodi di validazione. Nel corso del periodo 1981-2000, sebbene il *bias* medio mensile non si annulli, è comunque evidente un miglioramento complessivo delle serie simulate con una significativa riduzione della variabilità (*spread*) tra i modelli RCM.

L'analisi del *bias* giornaliero operata dal QM nel periodo di validazione 1981-2000 mette in evidenza un miglioramento sia delle simulazioni di temperatura minima e massima che di precipitazione, per tutti i modelli RCM.

Quando si esamina la bontà dell'adattamento della distribuzione delle serie corrette alle serie osservate, i risultati si differenziano a seconda del metodo di correzione. L'uso del KS-test e di metodi di valutazione qualitativa (QQ-plot, PDF) mostrano, su ciascuno dei periodi di validazione, un significativo scostamento tra serie osservate e serie corrette mediante LOCI/LS, mentre evidenziano il contributo positivo operato in tal senso dal QM. Nonostante il KS-test restituisca risultati non soddisfacenti per il periodo 1981-2000, l'analisi qualitativa delle serie evidenzia comunque un miglioramento delle serie simulate corrette mediante QM. I risultati non mostrano differenze importanti tra il QM-Mon e il QM-30.

Tutti i metodi analizzati riescono a correggere la deviazione standard per il periodo 1961-1980 e per il periodo di *Cross Validation*, con una migliore correzione operata dal QM. Per il periodo 1981-2000 i risultati variano sensibilmente in base ai punti stazione e ai modelli.

L'analisi degli indici di estremi dello ETCCDI mostra che tutti i metodi di correzione determinano una riduzione del *bias*, particolarmente evidente per gli indici di soglia di temperatura (TR20 e FD0), ai quali è associato un *bias* molto alto prima della correzione. In termini di valor medio sulle stazioni nessun metodo di correzione offre risultati migliori rispetto agli altri. Fa eccezione il LS che per gli indici CWD (numero di giorni piovosi consecutivi) e SDII (intensità di pioggia giornaliera) fornisce un *bias* che mediamente peggiora o comunque non migliora, evidenziando così l'importanza che riveste la correzione della frequenza dei giorni asciutti.

I risultati sono complessivamente favorevoli all'uso del QM come metodo di correzione/*downscaling* delle serie simulate, sebbene i risultati sul periodo 1981-2000 pongano la questione della validità di applicare a proiezioni future schemi di correzione calibrati sul clima presente. Quando invece si esaminano i risultati in termini di RMSE e di coefficiente di correlazione, sorgono dubbi sulla validità delle tecniche di correzione proposte per il *downscaling* delle serie simulate. Il coefficiente di correlazione tra serie simulate e serie osservate non viene modificato dal processo di correzione sia per la temperatura (0.8-0.9 su tutti i periodi di validazione, Tmax e Tmin) che per la precipitazione (0.2). L'elevato grado di correlazione per le serie di temperatura si traduce in una riduzione dell'errore, misurato in termini di RMSE, per le serie corrette. In termini di valor medio su tutte le stazioni la riduzione dello RMSE non mostra differenze significative tra i diversi metodi MOS. Per le serie di precipitazione, invece, il debole grado di correlazione si traduce in un aumento dello RMSE su ognuno dei periodi di validazione. Come per la temperatura, in termini di valor medio su tutte le stazioni l'aumento dello RMSE non mostra significative differenze tra le diverse metodologie di correzione. A livello di singoli punti stazione i

risultati presentano una forte variabilità anche tra i vari modelli. Questi risultati confermano che le tecniche di correzione qui analizzate non sono generalmente utili per il *downscaling* delle serie simulate rispetto alle serie osservate puntuali (Gao et al., 2014). Il problema di fondo è che questi metodi di correzione lasciano inalterata la struttura temporale delle serie simulate, mantenendone pregi e difetti (Wilcke et al., 2013). Quando le serie simulate e le serie osservate non sono temporalmente allineate (come avviene per la precipitazione) è necessario prestare molta attenzione all'uso del MOS per correggere serie da utilizzare come input per un modello di impatto (Wilcke et al., 2013; Eden et al., 2012). Sull'uso del QM come metodo di *downscaling* per la precipitazione Maraun et al. (2013) hanno evidenziato come questo metodo di correzione tenda a produrre su un'area di riferimento un'eccessiva correzione di giorni asciutti e un maggior numero di eventi estremi. Il motivo di tutto ciò è che la variabilità inter-giornaliera delle serie simulate è molto più smussata della variabilità delle serie puntuali, variabilità che il QM (e più in generale tutti i metodi considerati) non è in grado di riprodurre. Questo problema risulta meno evidente per le serie di temperatura, caratterizzate da una variabilità più vicina a quella delle serie simulate.

6. APPENDICE

6.1 Elaborazione dei file netCDF

Gli output dei modelli del progetto ENSEMBLE sono disponibili nel formato NetCDF (*Network Common Data Form*), uno standard per archiviare i dati multidimensionali, impiegato soprattutto in ambito scientifico (climatologia e meteorologia, oceanografia).

Prima di essere utilizzati, questi dati hanno richiesto diverse elaborazioni, che sono state effettuate mediante il software open-source a linea di comando Climate Data Operator (CDO, <https://code.zmaw.de/projects/cdo>).

1) Trasformazione di coordinate. La maggior parte dei modelli del progetto ENSEMBLE, fra cui quelli selezionati per questo lavoro, utilizzano una stessa griglia con coordinate ruotate (polo nord 39.25 N, 162 W). Tramite opportuna trasformazione (operatore CDO "remapbil") i dati in output sono stati riportati su un grigliato longitudine-latitudine regolare. Il passo successivo è consistito nell'estrazione dei dati per una area geografica che copre l'Italia (5-20 in longitudine, 36-48 in latitudine).

2) Trasformazione delle unità di misura. I dati di precipitazione sono espressi sotto forma di tasso di precipitazione convettiva ($\text{kg m}^{-2}\text{s}^{-1}$); per convertirli in mm/giorno è necessario moltiplicare i dati per 86400 (operatore CDO "mulc"). I dati di temperatura sono espressi in gradi Kelvin; per ottenere dati in °C è necessario sommare per -273.15 (operatore CDO "addc").

3) Estrazione dei punti stazione. Per l'estrazione dei valori dai grigliati corrispondenti ai punti stazione, il programma CDO mette a disposizione due diversi algoritmi: il primo estrae il valore della cella in cui sono localizzate le coordinate della stazione di misura mediante un algoritmo di tipo "*nearest neighbor*" (operatore CDO "remapnn"), il secondo effettua una media pesata dei valori corrispondenti alle 4 celle più vicine alle coordinate della stazione (*distance-weighted average remapping* - operatore CDO "remapdis"). È tuttora oggetto di discussione quale sia il metodo di estrazione più valido. Teutschbein e Seibert (2012) utilizzano un approccio di tipo "*nearest neighbor*" sulla base dei risultati di un precedente studio (Teutschbein and Seibert, 2010) in cui non si erano evidenziati grandi differenze tra i due metodi. Altri autori (Benestad et al., 2008; Kapper et al., 2010) sostengono invece che la simulazione associata ad una singola cella potrebbe essere inadeguata per la simulazione del clima locale a causa del rumore numerico o dello schema di parametrizzazione applicato. L'efficienza dei due diversi algoritmi (remapdis e remapnn) è stata qui valutata in termini di bias (differenza fra valori simulati e osservazioni). In generale non si evidenziano differenze apprezzabili nell'uso dei due diversi algoritmi di estrazione. A livello mensile le differenze tra i *bias* percentuali sono generalmente inferiori a valori del 5%; a livello stagionale, tali differenze percentuali sono per lo più inferiori al 4%. Risultati analoghi sono stati osservati con i dati di temperatura massima. In sintesi, in questo lavoro le serie simulate dei singoli punti stazione sono state estratte mediante un algoritmo del tipo "*nearest neighbor*".

Ulteriori verifiche necessarie per poter utilizzare i dati dei modelli:

1) Ricerca dei dati mancanti. Per il modello METO le simulazioni si fermano al 10 dicembre 2099 (CDO showtimestamp) per un totale di 139 anni completi (50230 dati). I giorni mancanti sono stati riempiti con valori pari a NA. Il modello DMI non ha il 31 Dicembre 2100 che è stato riempito con valore NA.

2) Ricerca dei valori non validi di precipitazione. I dati di precipitazione del modello KNMI presentano un valore minimo negativo pari a -0.01 che è stato sostituito con un valore pari a 0. Valori positivi inferiori a 0.1 mm (che è il valore minimo per le serie osservate derivate da SCIA) sono stati inizialmente mantenuti nella serie delle simulazioni; la loro elaborazione è stata descritta nel capitolo 3.1.

6.2 Valutazione della bontà dell'adattamento delle serie osservate ai modelli teorici

In questo lavoro si è implementato il QM utilizzando una distribuzione di ripartizione empirica (ECDF) per correggere le serie di dati simulate di temperatura e precipitazione. Un'alternativa all'implementazione qui adottata è quella che utilizza un modello teorico per descrivere ciascuna distribuzione di dati. In questo senso è comune riferirsi al QM in termini di *Distribution Based Scaling*.

Per le serie di temperatura un modello comunemente adottato è la ben nota distribuzione normale o gaussiana (Wilks, 2011):

$$f_N(x/\mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sigma \cdot \sqrt{2 \cdot \pi}} \cdot e^{-\frac{(x - \mu)^2}{2 \cdot \sigma^2}}; -\infty < x < +\infty$$

dove μ è il parametro di locazione (media) e σ il parametro di scala (deviazione standard).

Esempi di utilizzo della distribuzione normale per correggere le serie simulate di temperatura sono Teutschbein e Seibert (2012) e Yang et al. (2010).

Per le serie di precipitazione giornaliera una scelta comunemente adottata in letteratura (Teutschbein e Seibert, 2012; Ines and Hansen, 2006; Piani et al., 2010a) è la distribuzione gamma (Wilks, 2011):

$$f_\gamma(x/\alpha, \beta) = x^{\alpha-1} \cdot \frac{1}{\beta^\alpha \cdot \Gamma(\alpha)} \cdot e^{-\frac{x}{\beta}}; x, \alpha, \beta > 0$$

con α e β rispettivamente il parametro di forma e il parametro di scala, e Γ la funzione gamma.

La bontà dell'adattamento di tali modelli alle serie di temperatura e precipitazione giornaliera è stata valutata sia per le serie osservate che per quelle simulate. L'analisi è stata svolta mediante il test non parametrico di Kolmogorov-Smirnov. L'implementazione è quella del pacchetto R "qualityTools" (Roth, 2012) dove i parametri caratteristici delle due distribuzioni sono stimate dai dati utilizzando una metodologia di ricampionamento (*bootstrap*). Il test è stato condotto a livello mensile sulle serie giornaliere per il periodo 1961-2012. L'ipotesi nulla è che la distribuzione empirica segua il modello teorico di riferimento. Per valori del *p-value* maggiori di 0.05 l'ipotesi nulla non può essere rifiutata.

In Tabella 6.1 e 6.2 sono riportati i risultati del test per la temperatura minima e massima; per sintetizzare i risultati in tabella è riportato il valore del *p-value* come media sulle stazioni. In evidenza sono riportati i valori maggiori 0.05. I dati osservati (OBS) presentano mediamente un *p-value* minore di 0.05 per cui l'ipotesi di normalità della serie viene rifiutata. Per quanto riguarda le serie simulate, i risultati variano a seconda del mese e del modello. In generale si osserva che per i mesi da Aprile a Luglio il test restituisce mediamente valori del *p-value* che non permettono di rifiutare l'ipotesi di normalità. I risultati qui proposti mettono in evidenza che l'uso della distribuzione normale non può ritenersi valido in generale e giustificano l'uso di una funzione di ripartizione empirica per la correzione delle serie simulate di temperatura e precipitazione.

Per quanto riguarda le serie di precipitazione, il test di Kolmogorov-Smirnov è stato svolto per i soli valori con precipitazione maggiore di 0 mm (wet days). Il test ha messo in evidenza che il modello gamma non risulta idoneo a descrivere sia le serie simulate che quelle osservate, con valori del *p-value* sempre minori di 0.05.

Tabella 6. 1 - Test di Kolmogorov-Smirnov per le serie di temperatura minima. Valore del p-value mediato sulle stazioni

Mesi	CNRM	DMI	KNMI	MPI	OBS
Gennaio	0.00	0.01	0.02	0.01	0.00
Febbraio	0.00	0.04	0.00	0.03	0.00
Marzo	0.05	0.00	0.09	0.02	0.03
Aprile	0.07	0.08	0.07	0.11	0.02
Maggio	0.05	0.21	0.10	0.06	0.01
Giugno	0.16	0.20	0.17	0.01	0.01
Luglio	0.12	0.08	0.10	0.09	0.01
Agosto	0.04	0.08	0.09	0.10	0.00
Settembre	0.01	0.00	0.00	0.02	0.00
Ottobre	0.09	0.00	0.00	0.00	0.01
Novembre	0.01	0.07	0.16	0.05	0.03
Dicembre	0.00	0.06	0.08	0.02	0.00

Tabella 6.2 - Test di Kolmogorov-Smirnov per le serie di temperatura massima. Valore del p-value mediato sulle stazioni

Mesi	CNRM	DMI	KNMI	MPI	OBS
Gennaio	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00
Febbraio	0.02	0.06	0.05	0.02	0.03
Marzo	0.07	0.03	0.04	0.03	0.02
Aprile	0.08	0.08	0.12	0.03	0.03
Maggio	0.05	0.12	0.13	0.03	0.02
Giugno	0.13	0.13	0.22	0.10	0.01
Luglio	0.09	0.10	0.12	0.10	0.02
Agosto	0.03	0.13	0.04	0.05	0.01
Settembre	0.05	0.01	0.00	0.01	0.01
Ottobre	0.16	0.04	0.06	0.03	0.02
Novembre	0.02	0.04	0.02	0.15	0.02
Dicembre	0.00	0.04	0.01	0.00	0.00

6.3 Finestra di correzione per il Quantile Mapping

Come già osservato nella sezione "Metodi" i fattori di correzione per le diverse le tecniche di *downscaling* qui proposte vengono definiti su base mensile o stagionale per tenere conto del ciclo annuale. Con il QM è possibile effettuare la correzione anche su base giornaliera (Thiemeßl et al., 2012), definendo per ciascuno dei 365 giorni dell'anno (dal 1° Gennaio al 31 Dicembre) una corrispondente funzione di distribuzione cumulata (ECDF). Per garantire una dimensione campionaria sufficientemente ampia è preferibile utilizzare non solo i dati che nel corso del periodo di calibrazione/validazione corrispondono alla data di calendario in esame, ma tutti quei valori che nel corso del periodo considerato ricadono in una finestra mobile centrata sul tale giorno. In questo lavoro sono state prese in esame finestre di dimensioni pari a 5, 15, 30 e 50 giorni. Una finestra di dimensione 5 equivale a un totale di 11 valori per anno (5 valori che precedono e seguono il valore centrale della finestra mobile) e un numero complessivo di 440 valori per il periodo 1961-2000. Parimenti, una finestra di dimensione 15 corrisponde a un totale annuale di 31 unità e a un numero complessivo di 1240 valori.

Per decidere su quale periodo definire i fattori di correzione per il QM si è confrontato il *bias* associato alle serie corrette secondo tre diversi criteri: fattori di correzione definiti (1) su base mensile, (2) stagionale e (3) giornaliera (con le dimensioni delle finestre sopra elencate). Come periodo di calibrazione e validazione è stato scelto il periodo 1961-2000. I risultati ottenuti sono stati mediati prima su tutto il periodo per ogni stazione e per ciascun modello e successivamente su tutte le stazioni e sui 4 modelli.

In generale si osserva che, sia per la precipitazione che per la temperatura, i diversi criteri di calibrazione restituiscono risultati pressoché simili, con la correzione stagionale caratterizzata da valori del *bias* leggermente più alti (in termini assoluti) di quelli altrimenti osservati. Per quanto riguarda la precipitazione, la correzione definita su base stagionale evidenzia un *bias* medio pari a circa -13 e -19 mm rispettivamente per i mesi di giugno e novembre, contro un *bias* medio di -1.5 e -3.5 mm per i restanti criteri di calibrazione. Per la correzione stagionale inoltre si registrano valori del *bias* positivi di circa +9

mm per i mesi di agosto e settembre contro un valore di circa -2 mm ottenuto per i restanti criteri di calibrazione. Se dal livello mensile si passa a quello annuale i valori del *bias* non registrano differenze tra di loro significative, con un valore minimo di -2.6 mm ottenuto effettuando la calibrazione su base giornaliera con una finestra di dimensione pari a 30.

Per la temperatura valgono considerazioni analoghe a quelle appena esposte. Le serie RCM corrette con i diversi fattori di correzione, definiti a livello mensile, stagionale, e giornaliero (con le 4 finestre mobili di 5, 15, 30 e 50 unità) mostrano mediamente valori del *bias* molto simili, pressoché identici se si effettua una media a livello annuale. Da un'analisi sulle medie mensili dei valori RCM corretti, si osserva che il fattore di correzione definito a livello stagionale produce i valori del *bias* mediamente più alti (in termini assoluti), come avviene per le serie di precipitazione.

Sulla base di questi risultati la correzione delle serie mediante QM è stata effettuata sia su base giornaliera, con una finestra di dimensione 30, che su base mensile. La correzione su base mensile è stata adottata in conformità a altri studi sul MOS (Li et al., 2010; Ines e Hansen, 2006).

BIBLIOGRAFIA

- Aguilar E., Auer I., Brunet M., Peterson T. C., Wieringa J., 2003. Guidelines on climate metadata and homogenisation. World Meteorological Organization, WMO-TD No. 1186, WCDMP No. 53, Geneva, Switzerland, 55 pp.
- Alexander L.V., Zhang X., Peterson T.C., Caesar J., Gleason B., Klein Tank A.M.G., Haylock M., Collins D., Trewin B., Rahimzadeh F., Tagipour A., Rupa Kumar K.R., Revadekar J., Griffiths G., Vincent L., Stephenson D.B., Burn J., Aguilar E., Brunet M., Taylor M., New M., Zhai P., Rusticucci M., Vazquez-Aguirre J.L., 2006. Global observed changes in daily climate extremes of temperature and precipitation. *J. Geophys. Res.*, 111, D05109. doi: 10.1029/2005JD006290.
- Baffo F., Desiato F., Lena F., Suatoni B., Toreti A., Bider M., Cacciamani C. e Tinarelli G., 2005a. SCIA - Criteri di calcolo degli indicatori meteo climatici, www.scia.isprambiente.it - Documentazione.
- Baffo F., Suatoni B. e Desiato F., 2005b. Indicatori climatici: i controlli di validità e la ricerca dei valori errati, *Bollettino Geofisico*, Anno XXVIII, N. 1-2.
- Benestad R.E., Hanssen-Bauer I., Chen D., 2008. Empirical Statistical Downscaling. World Scientific Publishing Company. New Jersey, London.
- Boé J., Terray L., Habets F., Martin E., 2007. Statistical and dynamical downscaling of the Seine basin climate for hydro-meteorological studies. *Int. J. Climatol.*, 27, 1643-1655. doi:10.1002/joc.1602.
- Conover W.J., 1972. A Kolmogorov Goodness-of-Fit Test for Discontinuous Distributions. *J. Am. Stat. Assoc.*, 67, 591–596. doi: 10.1080/01621459.1972.10481254.
- Déqué M., 2007. Frequency of precipitation and temperature extremes over France in an anthropogenic scenario: Model results and statistical correction according to observed values. *Glob. Planet. Change* 57: 16-26. doi: 10.1016/j.gloplacha.2006.11.030
- Déqué, M., Rowell D.P., Lüthi D., Giorgi F., Christensen J.H., Rockel B., Jacob D., Kjellström E., De Castro, M., van den Hurk B., 2007. An intercomparison of regional climate simulations for Europe: assessing uncertainties in model projections. *Clim. Change* 81, 53–70. doi: 10.1007/s10584-006-9228-x.
- Desiato F., 2007. SCIA, un sistema nazionale unico per i dati climatologici. *ARPA Rivista* N. 1, genn-febb, 2007.
- Desiato F., Lena F., Toreti A., 2006. Un sistema per tutti – climatologia: i dati italiani. *Sapere*, Anno 72, n. 2, 62-69.
- Desiato F., Lena F., Toreti A., 2007. SCIA: a system for a better knowledge of the Italian climate. *Boll. Geof. Teor. Appl.*, 48, n. 3, 351-358.
- Desiato F., Toreti A., Fioravanti G., Frascchetti P., Perconti W., 2010. Baseline Climate Scenario – Part I, Climate trends and projections Documento redatto per il LIFE Act Project.
- Desiato F., Fioravanti G., Frascchetti P., Perconti W., Toreti A., 2011. Climate indicators for Italy: calculation and dissemination”. *Adv. Sci. Res.*, 6, 147-150. doi:10.5194/asr-6-147-2011.
- Desiato F., Fioravanti G., Frascchetti P., Perconti W., Piervitali E., 2012: Elaborazione delle serie temporali per la stima delle tendenze climatiche, *ISPRA, Stato dell’Ambiente* 32/2012.
- Dobler A., Ahrens B., 2008. Precipitation by a regional climate model and bias correction in Europe and South Asia. *Meteorol. Z.*, 17,499–509.
- Dosio A. and Paruolo P., 2011. Bias correction of the ENSEMBLES high-resolution climate change projections for use by impact models: Evaluation on the present climate. *J. Geophys. Res.*, 116, D16. doi:10.1029/2011JD015934.
- Eden J., Widmann M., Grawe D., Rast S., 2012. Skill, correction, and downscaling of gcm-simulated precipitation. *J. Clim.*, 25, 3970–3984. doi: 10.1175/JCLI-D-11-00254.1.
- Ehret U., E. Zehe, V. Wulfmeyer, K. Warrach-Sagi and J. Liebert, 2012. Should we apply bias correction to global and regional climate model data?. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 16, 3391–3404. doi:10.5194/hess-16-3391-2012.
- Fowler H. J., Blenkinsop S., Tebaldi C., 2007. Linking climate change modelling to impacts studies: recent advances in downscaling techniques for hydrological modelling. *Int. J. Climatol.* 27: 1547 – 1578. doi: 10.1002/joc.1556.
- Gao L., Bernhardt M. and Schulz K., 2014. Statistical downscaling of ERA-Interim forecast precipitation

-
- data in complex terrain using LASSO algorithm. *Adv. Meteorol.*, 2014 (2014), Article ID 472741. doi: 10.1155/2014/472741.
- Giorgi F., Jones C. and Asrar, G. R., 2009. Addressing climate information needs at the regional level: the CORDEX framework, *WMO Bull.*, 58, 175–183.
- Graham L.P., Andréasson J., Carlsson B., 2007. Assessing climate change impacts on hydrology from an ensemble of regional climate models, model scales and linking methods - a case study on the Lule River basin. *Clim. Change*, 81, 293–307. doi: 10/1007/s10584-006-9215-2.
- Gudmundsson L., Bremnes J.B., Haugen, J.E. and EngenSkaugen, 2012. Technical Note: Downscaling RCM precipitation to the station scale using statistical transformations – a comparison of methods, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 16, 3383–3390.
- Gutiérrez J.M., San-Martín D., Brands S., Manzanos R., Herrera S., 2013. Reassessing Statistical Downscaling Techniques for Their Robust Application under Climate Change Conditions. *J. Climate*, 26, 171-188. doi:10.1175/JCLI-D-11-00687.1.
- Hastie T., Tibshirani R. and Friedman J.H., 2001. *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference and Prediction*. Springer-Verlag, New York.
- Ines A.V.M., Hansen J.W., 2006. Bias correction of daily GCM rainfall for crop simulation studies. *Agric. Forest Meteorol.*, 138, 44–53. doi: 10.1016/j.agrformet.2006.03.009.
- Kapper K.L., Gobiet A., Kapper L., 2010. Determination of the Effective Resolution of Regional Climate Models. *Geophysical Research Abstracts*, 12, EGU General Assembly 2010. EGU2010-10479.
- Kurnik B., Kajfež-Bogataj L., Cegljar A., 2012. Correcting mean and extremes in monthly precipitation from 8 regional climate models over Europe. *Clim. Past Discuss.*, 8, 953–986. doi: doi:10.5194/cpd-8-953-2012.
- Leander R., Buishand T.A., 2007. Resampling of regional climate model output for the simulation of extreme river flows. *J. Hydrol.*, 332,487–496. doi: 10.1016/j.jhydrol.2006.08.006.
- Lenderik G., Buishand A., van Deursen W., 2007. Estimates of future discharges of the river Rhine using two scenario methodologies: direct versus delta approach. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 11, 1145–1159.
- Li H., Sheffield J., Wood E.F., 2010. Bias correction of monthly precipitation and temperature fields from Intergovernmental Panel on Climate Change AR4 models using equidistant quantile matching. *J. Geophys. Res.*, 115, D10101, doi:10.1029/2009JD012882.
- Maraun D., 2013. Bias Correction, Quantile Mapping, and Downscaling: Revisiting the Inflation Issue. *J. Climate*, 26, 2137–2143. doi: 10.1175/JCLI-D-12-00821.1.
- Maraun D., Wetterhall F., Ireson A.M., Chandler R.E., Kendon E.J., Widmann M., Brienen S., Rust H.W., Sauter T., Themeßl M., Venema V.K.C., Chun K.P., Goodess C.M., Jones R.G., Onof C., Vrac M., Thiele-Eich I., 2010. Precipitation downscaling under climate change. Recent developments to bridge the gap between dynamical models and the end user. *Rev. Geophys.*, 48, RG3003. doi:10.1029/2009RG000314.
- Moberg A., Jones P.D., 2005. Trends in indices for extremes in daily temperature and precipitation in central and Western Europe, 1901–99. *Int. J. Climatol.*, 25, 1149–1171. doi: 10.1002/joc.1163
- Nakicenovic N. et al., 2000. *Special Report on Emissions Scenarios: A Special Report of Working Group III of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, Cambridge University Press, Cambridge, U.K., 599 pp.
- Olsson J., Yang W., Bosshard T., 2013. Climate model prediction in hydrological impact studies: limitations and possibilities. *Journal of Water Management and Research*, 69, 221-230.
- Peterson T.C., Easterling D.R., Karl T.R., Groisman P., Nicholls N., Plummer N., Torok S., Auer I., Boehm R., Gullett D., Vincent L., Heino R., Tuomenvirta H., Mestre O., Szentimrey T., Salinger J., Førland E.J., Hanssen-Bauer I., Alexandersson H., Jones P., Parker D., 1998. Homogeneity adjustments of in situ atmospheric climate data: a review. *Int. J. Climatol.* 18, 1493-1517. doi:10.1002/(SICI)1097-0088(19981115) 18:13<1493::AID-JOC329>3.0.CO;2-T.
- Peterson T.C., Folland C., Gruza G., Hogg W., Mokssit A., Plummer N., 2001. Report on the activities of the working group on climate change detection and related rapporteurs 1998–2001. WMO, Rep. WCDMP-47, WMO-TD 1071, Geneva.
- Piani C., Haerter, J.O., Coppola, E., 2010a. Statistical bias correction for daily precipitation in regional climate models over Europe. *Theor. Appl. Climatol.*, 99 (1). 187–192. doi: 10.1007/s00704-009-
-

0134-9.

- Piani C., Weedon G.P., Best M., Gomes S.M., Viterbo P., Hagemann S., Haerter J.O., 2010b. Statistical bias correction of global simulated daily precipitation and temperature for the application of hydrological models. *J. Hydrol.*, 395. doi:10.1016/j.jhydrol.2010.10.024.
- Roth T, 2012. qualityTools: Statistics in Quality Science. R package version 1.54. <http://www.r-qualitytools.org>.
- Rummukainen M., 2010. State-of-the-art with regional climate models. *WIREs Climate Change* 1, 82-96. doi:10.1002/wcc.8.
- Ruti P., Somot S., Dubois C., Calmanti S., Ahrens B., Alias A., Aznar R., Bartholy J., Bastin S., Béranger K., Brauch J., Calvet J.-C., Carillo A., Decharme B., Dell'Aquila A., Djurdjevic V., Drobinski P., Elizalde-Arellano A., Gaertner M., Galán P., Gallardo C., Giorgi F., Gualdi S., Harzallah A., Herrmann M., Jacob D., Khodayar S., Krichak S., Lebeaupin C., L'Heveder B., Li L., Liguro G., Lionello P., Onol B., Rajkovic B., Sannino G., Sevault F., 2013. MED-CORDEX initiative for Mediterranean Climate studies (BAMS, in revision).
- Schmidli J., Frei C., Vidale P.L., 2006. Downscaling from GCM precipitation: a benchmark for dynamical and statistical downscaling methods. *Int. J. Climatol.* 26, 679–689. doi: 10.1002/joc.1287.
- Taylor K.E., 2001. Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram. *J. Geophys. Res.*, 106, 7183-7192. doi:10.1029/2000JD900719
- Teutschbein, C., Seibert, J., 2010. Regional climate models for hydrological impact studies at the catchment scale: a review of recent modeling strategies. *Geogr. Compass* 4, 834–860. doi: /10.1111/j.1749-8198.2010.00357.x.
- Teutschbein C., Seibert J., 2012. Bias correction of regional climate model simulations for hydrological climate-change impact studies: Review and evaluation of different methods. *J. Hydrol.*, 12–29. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2012.05.052.
- Thiemeßl M.J., Gobiet A., Leuprecht A., 2010. Empirical-statistical downscaling and error correction of daily precipitation from regional climate models. *Int. J. Climatol.*, 31, 1530–1544. doi: 10.1002/joc.2168.
- Thiemeßl M.J., Gobiet A., Heinrich G., 2012. Empirical-statistical downscaling and error correction of regional climate models and its impact on the climate change signal, *Clim. Change*, 112, 449-468, doi:10.1007/s10584-011-0224-4.
- Tomozeiu R. Cacciamani C., Pavan V., Morgillo A., Busuioc A., 2007. Climate change scenarios for surface temperature in Emilia-Romagna (Italy) obtained using statistical downscaling models. *Theor. Appl. Climatol.*, 90, 25-47. doi:10.1007/s00704-006-0275-z.
- Toreti A., Desiato F., 2007. Temperature trend over Italy from 1961 to 2004. *Theor. Appl. Climatol.*, 91, 51–58. doi: 10.1007/s00704-006-0289-6.
- Turco M., Quintana-Seguí P., Llasat M.C., Herrera S., Gutiérrez J.M., 2011. Testing MOS Precipitation Downscaling for ENSEMBLES Regional Climate Models over Spain. *J. Geophys. Res.*, 116, D18109. doi: 10.1029/2011JD016166.
- Uppala, S.M., Kallberg P. W., Simmons A.J., Andrae U., da Costa Bechtold V., Fiorino M., Gibson J. K., Haseler J., Hernandez A., Kelly G.A., Li X., Onogi K., Saarinen S., Sokka N., Allan R.P., Andersson E., Arpe K., Balmaseda M.A., Beljaars A.C.M., van de Berg L., Bidlot J., Bormann N., Caires S., Chevallier F., Dethof A., Dragosavac M., Fisher M., Fuentes M., Hagemann S., Holm E., Hoskins B.J., Isaksen L., Janssen P.A.E.M., Jenne R., McNally A.P., Mahfouf J.F., Morcrette J.J., Rayner N.A., Saunders R.W., Simon P., Sterl A., Trenberth K.E., Untch A., Vasiljevic D., Viterbo P. and Woollen J., 2005. The ERA-40 re-analysis. *Quart. J. R. Meteorol. Soc.*, 131, 2961-3012. doi:10.1256/qj.04.176.
- Van der Linden P., Mitchell J.F.B., 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.
- Van Vuuren D.P., Edmonds J., Kainuma M., Riahi K., Thomson A., Hibbard K., Hurtt G.C., Kram T., Krey V., Lamarque J.-F., Masui T., Meinshausen M., Nakicenovic N., Smith S.J. and Rose S.K., 2011. The representative concentration pathways: an overview. *Clim. Change*, 109: 5-31. doi: 10.1007/s10584-011-0148-z.

-
- Wang X.L., 2008. Penalized maximal F-test for detecting undocumented mean-shifts without trend-change. *J. Atmos. Oceanic Techn.*, 25, 368-384. doi: 10.1175/2007JTECHA982.1.
- Wang X.L., Wen Q.H., Wu Y., 2007. Penalized maximal t test for detecting undocumented mean change in climate data series. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, 46, 916-931. doi: 10.1175/JAM2504.1.
- Wetterhall F., Pappenberger F., He Y., Freer J., Cloke H.L., 2012. Conditioning model output statistics of regional climate model precipitation on circulation patterns. *Nonlin. Processes in Geophys.*, 19, 623-633. doi:10.5194/npg-19-623-2012.
- Wilcke R.A.I., Mendlik T., Gobiet A., 2013. Multi-variable error correction of regional climate models, *Clim. Change*, 120, 871-887. doi: 10.1007/s10584-013-0845-x.
- Wilks D.S., 2011. *Statistical methods in atmospheric sciences* - 3rd. ed. Academic Press: Oxford, UK.
- Yang W., Andréasson J., Graham L.P., Olsson J., Rosberg J. and F. Wetterhall, 2010. Distribution-based scaling to improve usability of regional climate model projections for hydrological climate change impact studies, *Hydrol. Res.*, 41, 211-229. doi:10.2166/nh.2010.004.