

ارزیابی شبیه‌سازی دما و بارش مدل‌های اقلیمی CMIP5 در مطالعات منطقه‌ای تغییر اقلیم (مطالعه موردی: مناطق عمده تولید گندم در ایران)

مجتبی شکوهی^۱ - سید حسین ثنائی نژاد^{۲*} - محمد بنایان اول^۳

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۰۹/۲۷

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۰۵/۰۸

چکیده

ارائه راهکارهای مناسب سازگاری و کاهش اثرات تغییر اقلیم در هر منطقه ملزم به پیش‌بینی‌های صحیح تغییرات اقلیمی در آن منطقه است. که خود این پیش‌بینی‌ها به شدت متکی به خروجی مدل‌های GCM است. اما وجود تعداد زیادی از این مدل‌ها و خروجی‌های متفاوت آنها در هر منطقه، باعث سردرگمی محققان در انتخاب آنها می‌شود. در این راستا عملکرد ۲۱ مدل به‌روز GCM از CMIP5 بر اساس نمره مهارت ارزیابی شد و در ادامه پیش‌نگری از تغییرات دما و بارش طی سال‌های ۲۰۴۵-۲۰۶۵ و ۲۰۸۰-۲۱۰۰ تحت سناریوهای انتشار جدید RCP2.6 و RCP8.5 ارائه شد. از روش نگاشت هم‌فاصله‌ی تابع توزیع تجمعی، برای تصحیح خطای شبیه‌سازی مدل‌ها استفاده شد. ارزیابی منطقه‌ای شبیه‌سازی دما و بارش مدل‌های اقلیمی CMIP5 نشان داد، شبیه‌سازی‌ها با خطا همراه است و می‌بایستی قبل از استفاده تصحیح شوند. اگرچه تصحیح خطای سبب کاهش خطای غیرسیستماتیک شد اما خطای سیستماتیک در شبیه‌سازی مدل‌ها همچنان قابل توجه است. به دو طریق می‌توان نتایج شبیه‌سازی مدل‌ها را بهبود بخشید، اولاً، لحاظ کردن تمام گروه‌های یک مدل در تحلیل‌ها و دوماً یافتن ترکیبی بهینه از مدل‌ها متناسب با منطقه. از این‌رو ترکیبی بهینه از مدل‌ها متناسب با منطقه انتخاب شد (مدل‌های انتخابی). بالاترین متوسط مقدار نمره مهارت برای شبیه‌سازی متوسط سالانه بارش و دما به ترتیب ۰/۰۴ و ۰/۳۸. مربوط به مدل‌های انتخابی، در بین ایستگاه‌ها بود. عدم قطعیت در پیش‌نگری‌های تغییرات دما و بارش در قرن حاضر، تحت تأثیر انتخاب سناریوی انتشار، دوره زمانی و مدل‌ها است.

واژه‌های کلیدی: تصحیح خطا، خطای سیستماتیک، سناریوی انتشار RCP، نمره مهارت

مقدمه

مدل‌های گردش عمومی GCM^۴ است. همکنون در مطالعات منطقه‌ای تغییر اقلیم در ابتدا نیاز به، بکارگیری یک یا چند مدل GCM، و سپس ریزمقیاس‌نمایی (یا تصحیح خطا) نتایج به منطقه مورد نظر است (۱۵). اما سوآلی که در این‌گونه مطالعات مطرح می‌شود این است که، با وجود تعدد زیاد مدل‌های GCM و همچنین عدم قطعیت در خروجی آنها و نتایج متفاوت آنها برای هر منطقه، در مطالعات منطقه‌ای تغییر اقلیم، این مدل‌ها چگونه باید انتخاب شود (۵). یک روش رایج در این‌گونه مطالعات در نظر گرفتن متوسط داده‌های تمام مدل‌های GCM است (۱۸). اما رویکردی دیگر که به طور فزاینده‌ای در حال مقبول شدن می‌باشد، تعریف معیارهای برای مهارت مدل بوده، و سپس تعیین کیفیت مدل‌ها بر اساس توانایی آنها در شبیه‌سازی معیارهای مورد نظر در منطقه است (۴ و ۱۵). از این رویکرد در این مطالعه استفاده شد و با تعریف معیارهای، عملکرد مدل‌های GCM بررسی شد. در راستای پیش‌بینی‌های اقلیمی پروژه هم سنج

تغییرات اقلیم، یکی از مسائلی است که امروزه توجه بسیاری از دانشمندان و دولت‌ها را به خود جلب نموده است. تغییرات اقلیمی در حال حاضر اکوسیستم‌های جهانی، تنوع زیستی، و اقتصاد اجتماعی را تحت تأثیر قرار داده است (۱۰). بنابراین برای سیاستگذاران و دانشمندان، ارزیابی اثرات تغییر اقلیم در هر منطقه و در پی آن ارائه راهکارهای مناسب سازگاری و کاهش اثرات تغییر اقلیم به عنوان یک موضوع مهم دارای اهمیت ویژه‌ای است (۸). برای نیل به این هدف نیاز به پیش‌بینی‌های صحیح تغییرات اقلیمی در هر منطقه است تا با آگاهی مناسبی مبادرت به توسعه استراتژی‌های مناسب و مؤثر در هر منطقه گردد (۲۲). اما پیش‌بینی‌های صحیح تغییرات اقلیمی متکی به

۱ و ۲- به ترتیب دانشجوی دکتری هواشناسی کشاورزی و دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد

۳- استاد گروه زراعت و اصلاح نباتات، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد
* - نویسنده مسئول: (Email: sanaei@um.ac.ir)

DOI: 10.22067/jsw.v32i5.69064

4- General circulation model

مناطق مختلف ایران حاکی از افزایش دمای هوا و کاهش بارش طی قرن آتی در اکثر مناطق ایران است (۹). بنابراین انتظار می‌رود تغییر اقلیم در کشور بر تولید گندم و در پی آن بر امنیت غذایی تأثیرگذار باشد. طبق آخرین آمار وزارت جهاد کشاورزی (۲) مناطق عمده تولید گندم در ایران استان‌های کردستان، کرمانشاه، گلستان، زنجان، همدان و اردبیل می‌باشد. برای بررسی اثرات تغییر اقلیم، مثل ارزیابی تغییرات خصوصیات بارش (شدت، فراوانی، توزیع و مدت)، بارش مؤثر، نیاز آبی محصول، نیاز حرارتی و رخدادهای نامطلوب طی دوره رشد گندم در این مناطق نیاز به پیش‌بینی‌های مناسب منطقه‌ای تغییر اقلیم است. تاکنون پیش‌بینی‌های منطقه‌ای تغییر اقلیم با استفاده از مجموعه مدل‌های به روز CMIP5 تحت سناریوهایی جدید انتشار RCP در این مناطق صورت پذیرفته است. بنابراین به نظر می‌رسد مطالعات تغییر اقلیم تحت مدل‌های به روز CMIP5 ضروری باشد، تا درک واقع‌بینانه‌تری از اثرات تغییر اقلیم در این مناطق داشته باشیم. با شناخت توانایی شبیه‌سازی اقلیمی مدل‌های متفاوت، می‌توان نگرش دقیق‌تری به اثرات تغییرات منطقه‌ای اقلیم در این مناطق داشته باشیم. نتایج این مطالعه می‌تواند در مطالعات محققان در حوزه‌های گوناگون بررسی اثرات تغییر اقلیم استفاده شده و به سیاست‌گذاران جهت اتخاذ برنامه‌های مناسب جهت کاهش اثرات و سازگاری با تغییر اقلیم کمک کند. از این‌رو هدف این مطالعه ارزیابی توانایی مجموعه مدل‌های CMIP5 در شبیه‌سازی دما و بارش (به عنوان دو متغیر اقلیمی تأثیرگذار در کشت گندم دیم و منابع آبی و اکوسیستم‌های طبیعی) در مناطق عمده تولید گندم دیم در ایران است.

مواد و روش‌ها

تمرکز این مطالعه، بر روی استان‌های عمده تولید گندم دیم در ایران است که طبق آخرین آمار و اطلاعات وزارت جهاد کشاورزی بیش از ۶۰ درصد تولید گندم دیم متعلق به این مناطق است (شکل ۱). داده‌های متوسط دما و بارش ماهانه برای ایستگاه‌های سینوپتیک (شکل ۱) از سازمان هواشناسی کشور فراهم گردید. شبیه‌سازی ۲۱ مدل گردش عمومی جو (GCM) از مدل‌های اقلیمی CMIP5، برای مقادیر ماهانه، بارش، دمای حداکثر و حداقل هوا از وب سایت مرکز توزیع داده (DDC^۵) هیات بین‌الدول تغییر اقلیم (IPCC^۶) فراهم گردید (جدول ۱). متوسط دمای حداکثر و حداقل ماهانه به عنوان متوسط دمای ماهانه لحاظ شد. جزئیات شیوه طراحی و اجرای مدل‌های CMIP5 توسط تیلور و همکاران (۲۱) تشریح شده است. شایان

مدل جفت شده (CMIP^۱) طی ۲۰ سال گذشته در بیش از ۷۰ درصد مطالعات پیش‌بینی‌های اقلیمی سهیم بوده و کارایی خوبی نشان داده است (۷ و ۱۶). بنابراین انتظار می‌رود مجموعه مدل‌های به روز و جدید این پروژه یعنی CMIP5 (۲۱) که در گزارش پنجم ارزیابی (AR5) هیات بین‌الدول تغییر اقلیم (IPCC^۲) نیز مورد استفاده قرار گرفته، مبنای بسیاری از مطالعات ارزیابی تأثیرات تغییر اقلیم قرار بگیرد. به طور کلی مدل‌های CMIP5 در مقایسه با CMIP های قبلی دارای تفکیک‌پذیری افقی بالاتر بوده و همچنین در برگزیده رفتار بسیار جامع‌تری نسبت به فرایندهای فیزیکی مثل، بازخوردهای پوشش گیاهی، ذرات معلق در هوا و نوع پوشش زمین است (۳). علاوه بر این مجموعه مدل‌های CMIP5 جهت پیش‌نگری‌های اقلیمی از مجموعه جدیدی از سناریوهای انتشار به نام مسیرهای نماینگر غلظت RCP^۳ بهره می‌برند (۱۳). بر خلاف سناریوهایی انتشار SRES در سناریوهایی جدید RCP مسیر تابش و اداسستی بر مبنای روایتی از پیش تعریف شده نمی‌باشد و RCP ها قادر هستند ترکیب‌های مختلفی از وضعیت‌های اقتصادی، فن‌آوری جمعیت شناختی و توسعه سیاسی را نشان دهند (۱۳). از این‌رو انتظار می‌رود خطاهای مدل‌های CMIP5 نسبت به مدل‌های پیشین کاهش یابد و همچنین شبیه‌سازی‌های واقع‌بینانه‌تری از آینده ارائه دهد (۲۱). آقاخانی افشار و همکاران (۱) جهت بررسی تغییرات فصلی بارش و درجه حرارت حوضه آبخیز کشف رود در دوره‌های آتی عملکرد چهارده مدل از مدل‌های CMIP5 (از ۹ مؤسسه تحقیقاتی تدوین کننده مدل‌ها) را بررسی کردند. رنگزن و همکاران (۱۷) سه مدل از مدل‌های CMIP5 جهت شبیه‌سازی بارش در سراسر استان خوزستان بررسی نمودند. متأسفانه در برخی مطالعات بررسی اثرات تغییر اقلیم در کشور هیچ اشاره‌ای به معیار انتخاب مدل یا مدل‌های GCM در هر منطقه نشده است و مدل‌ها به صورت توصیه‌ای انتخاب شده است یا اینکه تعداد مدل‌ها در ارزیابی آنها اندک بوده است. در این مطالعه عملکرد ۲۱ مدل از مدل‌های CMIP5 از ۱۸ مؤسسه تحقیقاتی تدوین کننده مدل، بر اساس نمره مهارت (SS^۴) بررسی شد.

یکی از مهمترین حوزه‌های بررسی اثرات تغییر اقلیم در هر منطقه، ارزیابی اثرات آن در بخش کشاورزی و تولید محصولات است. یکی از راهبردی‌ترین محصولات که بر امنیت غذایی تأثیرگذار است گندم می‌باشد. از آنجا که کشت دیم گندم بیشتر تحت تأثیر متغیرهای اقلیمی بارش و دما است انتظار می‌رود این نوع کشت بیشتر تحت تأثیر تغییرات اقلیمی قرار گیرد. پیش‌بینی‌های پیشین انجام شده در

5- Data distribution centre (DDC) http://www.ipcc-data.org/sim/gcm_monthly/AR5/Reference-Archive.html
6- Intergovernmental panel on climate change (IPCC)

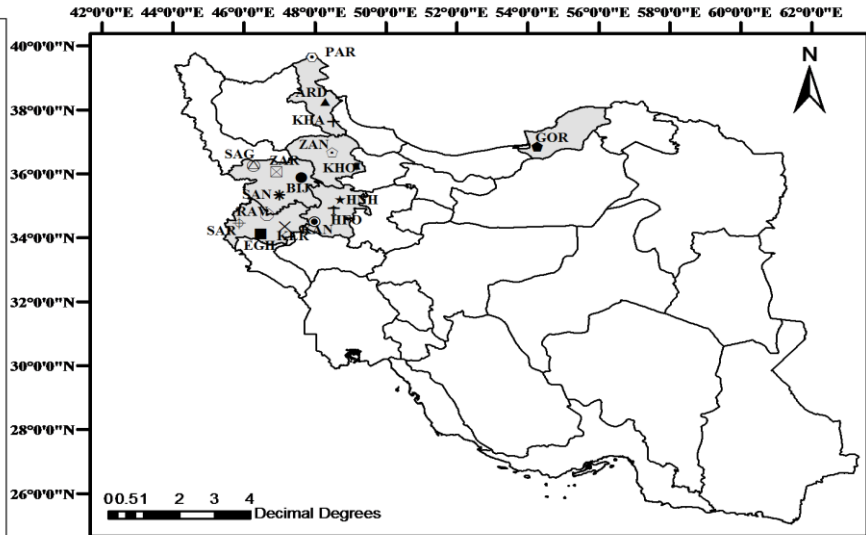
1- Coupled model intercomparison project
2 Intergovernmental panel on climate change (IPCC)
3 Representative concentration pathway
4 Skill score

شده است. لذا دوره آماری ۱۹۷۵-۲۰۰۵ به عنوان دوره تاریخی (دوره پایه) به منظور مقایسه مشاهدات ایستگاه‌های سینوپتیک با شبیه‌سازی‌های مدل‌های CMIP5 لحاظ شد.

ذکر است که داده‌های اقلیمی در اجرای مدل‌های CMIP5 تا پایان سال ۲۰۰۵ میلادی به عنوان دوره تاریخی و از اول ژانویه ۲۰۰۶ تا ۳۱ دسامبر ۲۱۰۰ میلادی برای سناریوهای انتشار آینده در نظر گرفته

Stations

- ▲ ARDEBIL (ARD)
- BIJAR (BIJ)
- ESLAMABADGHARB (EGH)
- GORGAN (GOR)
- † HAMEDAN FOROUDGAH (HFO)
- * HAMEDAN NOZHEH (HNH)
- ◎ KANGAVAR (KAN)
- × KERMANSHAH (KER)
- + KHALKHAL (KHA)
- † KHORRAMDAREH (KHO)
- ◎ PARSABAD MOGHAN (PAR)
- RAVANSAR (RAV)
- ◎ SAGHEZ (SAG)
- * SANANDAJ (SAN)
- ⊕ SAR POLZOHAB (SAR)
- ◎ ZANJAN (ZAN)
- ⊗ ZARINEH OBATO (ZAR)



شکل ۱- ناحیه خاکستری مناطق مورد مطالعه. ایستگاه‌های (سینوپتیک هواشناسی) مورد مطالعه با نمادهای مختلفی نشان داده شده است
Figure 1- Gray area represents regions studied. Synoptic meteorological stations are shown with different symbols

مطالعه در آن شبکه قرار گرفته باشد. به منظور تصحیح خطای (یا ریز مقیاس نمایی) داده‌های شبیه‌سازی شده ماهانه بارش و دما در دوره تاریخی و سپس دوره آینده در هر یک از ایستگاه‌ها، و برای تمام گروه‌های هر مدل، از روش نگاشت هم فاصله تابع توزیع تجمعی (EDCDFm) استفاده شد. این روش در سال ۲۰۱۰ جهت تصحیح خطای مقادیر شبیه‌سازی شده دما و بارش مدل‌های GCM توسعه داده شد (۱۲). روش EDCDFm در مقایسه با سایر روش‌های آماری تصحیح خطا دارای دو ویژگی مثبت است، اولاً، این روش تغییراتی که در شکل توزیع متغیرهای اقلیمی (از جمله دنباله توزیع) رخ خواهد داد را در نظر می‌گیرد. دوماً، کاربرد این روش به دور از پیچیدگی است (۱۲). طبق این روش رابطه تصحیح خطا برای یک متغیر اقلیمی (x) را به صورت زیر می‌باشد.

$$\tilde{x}_{m-p} = x_{m-p} + F_{o-c}^{-1} \left(F_{m-p}(x_{m-p}) \right) - F_{m-c}^{-1} \left(F_{m-p}(x_{m-p}) \right) \quad (1)$$

بر اساس بیان تیلور (۲۰)، هر یک از اعضاء گروه‌های مدل GCM به صورت $r < N < i < M > p < L >$ نمایش داده می‌شود که در آن p و i به ترتیب نشان دهنده روش ارزش‌دهی آغازین، روش باز تحلیل و شرایط فیزیکی گروه است و N ، M و L اعداد صحیحی برای شناسایی گروه‌های مختلف هر مدل هستند (جدول ۱). گروه‌های مختلف از یک مدل GCM برای یک روش باز تحلیل ($i=1$) اما روش‌های ارزش‌دهی آغازین متفاوت (r های متفاوت) لحاظ شد (جدول ۱). بر حسب تعداد گروه‌های موجود برای هر مدل GCM یک داده گروه مورد ارزیابی قرار گرفت (جدول ۱). برای شبیه‌سازی (پیش‌نگری) تغییرات دما و بارش در دوره‌های ۲۰۴۵-۲۰۶۵ (آینده نزدیک) و ۲۰۸۰-۲۱۰۰ (آینده دور) از سناریوی انتشار RCP8.5 (بدینانه‌ترین حالت ممکن) و RCP2.6 (خوشبینانه‌ترین حالت ممکن) استفاده شد. در این مطالعه مدل‌های GCM را که اندازه تفکیک پذیری طول و عرض جغرافیایی آنها کمتر از ۲ درجه باشد در گروه مدل‌های با تفکیک‌پذیری افقی بالا (۱۱ مدل، z) و مابقی مدل‌ها (اندازه تفکیک‌پذیری طول و عرض جغرافیایی آنها بیشتر از ۲ درجه باشد) در گروه مدل‌های با تفکیک‌پذیری افقی پایین (۱۰ مدل، low-re) قرار گرفت (جدول ۱). داده‌های اقلیمی برای نقاطی از شبکه^۱ مدل‌های GCM مورد استفاده قرار گرفت، که ایستگاه‌های مورد

2- Equidistant cumulative distribution function matching (EDCDFm)

1- Grid

جدول ۱- خصوصیات مدل‌های اقلیمی (GCM) و گروه‌های انتخاب شده از آنها

Table 1- Characteristics of climate models (GCMs) and selected ensemble members of them

شماره مدل Model number	نام مدل Model name	اندازه تفکیک (عرض×طول جغرافیایی، درجه) Horizontal resolution (latitude × longitude)	گروه‌ها و اعضای آن برای هر مدل Experiments and ensemble members
M1	ACCESS I.3	1.25 × 1.875	hist. r[1-3]i1p1, RCP8.5 rli1p1
M2	BCC-CSM1.1	2.791×2.813	hist. r[1-3]i1p1, RCP2.6 & RCP8.5 rli1p1
M3	BNU-ESM	2.791×2.813	rli1p1
M4	CanESM2	2.791×2.813	r[1-5]i1p1
M5	CESM1-CAM5	0.942×1.25	r[1-3]i1p1
M6	CMCC-CM	0.748×0.75	hist. & RCP8.5 rli1p1
M7	CNRM-CM5	1.401×1.406	hist. r[1-10]i1p1, RCP2.6 rli1p1, RCP8.5 r[1,2,4,6,10]i1p1
M8	CSIRO-Mk3-6-0	1.865×1.875	r[1-10]i1p1
M9	EC-EARTH	1.121×1.125	hist. r[1,2,6,7,8,9,12,13,14]i1p1, RCP2.6 r[8,12]i1p1, RCP8.5 r[1,2,6,8,9,11,12,13]i1p1
M10	FIO-ESM	2.791×2.813	r[1-3]i1p1
M11	GFDL-CM3	2.0 × 2.5	hist. r[1-5]i1p1, RCP2.6 & RCP8.5 rli1p1
M12	GISS-E2-H	2.0 × 2.5	hist. r[1-6]i1p1, RCP2.6 & RCP8.5 rli1p1
M13	GISS-E2-R	2.0 × 2.5	hist. r[1-6]i1p1, RCP2.6 & RCP8.5 rli1p1
M14	HadGEM2-ES	1.25×1.875	r[1-4]i1p1
M15	IPSL-CM5A-MR	1.268×2.5	hist. r[1-3]i1p1, RCP2.6 & RCP8.5 rli1p1
M16	MIROC5	1.401×1.406	hist. r[1-5]i1p1, RCP2.6 & RCP8.5 r[1-3]i1p1
M17	MIROC-ESM	2.791×2.813	hist. r[1-3]i1p1, RCP2.6 & RCP8.5 rli1p1
M18	MPI-ESM-LR	1.865×1.875	r[1-3]i1p1
M19	MRI-CGCM3	1.121×1.125	hist. r[1-3]i1p1, RCP2.6 & RCP8.5 rli1p1
M20	CCSM4	0.942×1.25	r[1-6]i1p1
M21	NorESM1-M	1.895×2.5	hist. r[1-3]i1p1, RCP2.6 & RCP8.5 rli1p1

توزیع، پارامترهای شکل توزیع (p, q) برای متغیر دما در هر ایستگاه با استفاده از برآوردگر بیشینه درست نمایی (MLE)، برآورد گردید. از آنجا که برخی از ماه‌ها در مناطق مورد مطالعه بدون بارش است، تابع توزیع تجمعی دو پارامتری آمیخته گاما^۱ بر متغیر ماهانه بارش برازش یافت (۲۶). تابع توزیع تجمعی برای توزیع آمیخته به شکل زیر است.

$$G(x) = (1 - p)H(x) + pF(x) \quad (۳)$$

که در آن p درصد ماه‌های همراه با بارش است و $H(x)$ تابع پله ای با مقدار صفر و یک به ترتیب برای وقتی که یک ماه دارای عدم بارش و بارش باشد. همچنین $F(x)$ تابع توزیع تجمعی متناظر با تابع توزیع دو پارامتری گاما برای ماه‌های همراه با بارش است که به صورت زیر تعریف شد.

$$F(x) = \int_0^x f(x) dx = \int_0^x \frac{1}{\alpha \Gamma(\beta)} \left(\frac{x}{\alpha}\right)^{\beta-1} \exp\left(-\frac{x}{\alpha}\right) dx \quad x, \alpha, \beta > 0 \quad (۴)$$

که در آن $f(x)$ تابع توزیع دو پارامتری گاما، $\Gamma(\beta)$ تابع گاما، α

که در آن \bar{x} متغیر اقلیمی تصحیح شده، F و F^{-1} به ترتیب تابع توزیع تجمعی (CDF) و معکوس آن برای مقادیر مشاهده شده (o) و مدل (m) ، در دوره تاریخی (c) یا دوره آینده (p) است. از آنجا که $F^{-1}(F(x)) = x$ می‌توان رابطه (۱) را برای تصحیح خطا در دوره تاریخی (c) به صورت $\bar{x}_{m-c} = F_{o-c}^{-1}(F_{m-c}(x_{m-c}))$ بازنویسی کرد.

به منظور تعیین مناسبترین تابع توزیع تجمعی برای منطقه، توزیع‌های متعددی آزمون شد و تابع توزیع چهار پارامتری بتا و دو پارامتری آمیخته گاما به ترتیب برای دما و بارش لحاظ شد. تابع توزیع تجمعی (CDF) متناظر با توزیع چهار پارامتری بتا $F(x)$ ، برای متغیر ماهانه دما در هر ایستگاه به صورت زیر لحاظ شد (۱۲).

$$F(x) = \int_a^x f(x; a, b, p, q) = \int_a^x \frac{1}{B(p, q)(b-a)^{p+q+1}} (x-a)^{p-1} (b-x)^{q-1} dx \quad a \leq x \leq b; p, q > 0 \quad (۲)$$

که در آن $f(x; a, b, p, q)$ تابع توزیع چهار پارامتری بتا، B تابع بتا، p و q پارامترهای شکل توزیع و a و b پارامترهای محدوده توزیع است. به منظور پوشش مقادیر حدی ممکن در شبیه‌سازی‌های آینده، گسترش پارامترهای محدوده توزیع تا نصف انحراف استاندارد داده‌ها، مناسب توصیه شده است (۱۲). پس از تعیین پارامترهای محدوده

روی نمودار نیز نشان دهنده ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) بین مقادیر مشاهده شده و شبیه‌سازی را نشان می‌دهد. بر این اساس هر چه مقادیر شبیه‌سازی برای یک متغیر به مشاهدات شبیه‌تر باشد، آن مدل بر روی نمودار به نقطه مرجع نزدیکتر بوده، و در نتیجه طبق رابطه (۵) می‌توان گفت نمره مهارت برای آن مدل به یک نزدیکتر می‌شود.

نتایج و بحث

نتایج نشان داد چنانچه میانگین مقادیر شبیه‌سازی تمام گروه‌های یک مدل، برای یک متغیر اقلیمی لحاظ شود، نسبت به تک تک گروه‌های آن مدل، به مشاهدات اقلیمی شبیه‌تر است. به عنوان مثال برای متغیر ماهانه بارش، میزان توافق مشاهدات با شبیه‌سازی هر یک از گروه‌های مدل CSIRO-Mk3-6-0 (۱۰ گروه) کمتر از میانگین تمام گروه‌های آن (AME) است. کاهش خطا در پی در نظر گرفتن تمام گروه‌های مدل به این خاطر است که اثر خطاها در بین گروه‌های مدل در متوسط گیری آنها جبران می‌شود و همچنین سبب کاهش اثرات طبیعی تغییرپذیری اقلیم در شبیه‌سازی می‌شود (۱۵ و ۱۱). از طرف دیگر چنانچه در ابتدا تصحیح خطا برای هر یک از گروه‌های مدل اعمال شود و سپس میانگین تمام گروه‌ها لحاظ شود، این عمل منجر به نزدیکتر شدن شبیه‌سازی‌ها به مشاهدات می‌شود در مقایسه با اینکه ابتدا میانگین تمام گروه‌های یک مدل لحاظ شود و سپس تصحیح شود. بنابراین روش تصحیح خطا در دوره تاریخی و آینده برای هر یک از گروه‌های مدل‌ها برای هر متغیر اقلیمی در هر ایستگاه اعمال شد و سپس میانگین تمام گروه‌های هر مدل برای هر متغیر اقلیمی به عنوان شبیه‌سازی مدل برای آن متغیر لحاظ شد.

به منظور ارزیابی اولیه توافق بین شبیه‌سازی مدل‌های GCM و مشاهدات اقلیمی در سراسر منطقه مورد مطالعه از نمودار تیلور استفاده شد (۱۹) (شکل ۲). میزان شباهت شبیه‌سازی مدل‌ها و ترکیب چندگانه آنها (MME) با مشاهدات، برای متغیر ماهانه بارش و دمای متوسط قبل و بعد از تصحیح خطا در نمودار تیلور نشان داده شده است (شکل ۲). به عنوان مثال در شکل ۲-d مدل‌های M7، M8، M15 و M18 دارای همبستگی در حدود ۰/۶ و RMSE در حدود ۳۰ میلی‌متر هستند. قبل از تصحیح خطا همبستگی بین مقادیر شبیه‌سازی مدل‌ها و مقادیر مشاهده شده بارش مابین ۰/۲ تا ۰/۵ بوده (شکل ۲-c) و بعد از تصحیح خطا به حدود ۰/۴ تا ۰/۶۵ رسیده است (شکل ۲-d). تصحیح خطا برای دمای متوسط و بارش برای سراسر منطقه در دوره تاریخی سبب افزایش همبستگی تا ۰/۹۸ برای دمای متوسط و ۰/۶۵ برای بارش شده (شکل ۲، b و d)، که اندازه قابل

و β به ترتیب پارامترهای مقیاس و شکل توزیع هستند. پارامترهای α و β برای متغیر بارش در هر ایستگاه با استفاده از برآوردگر بیشینه درست نمایی (MLE)، برآورد گردید.

در ارزیابی عملکرد مدل‌ها حالت متفاوتی پیش می‌آید از جمله، ممکن است میانگین مقادیر مشاهده شده \bar{O} و مدل \bar{M} برابر و ضریب همبستگی $R_{m,o}$ نیز ۱ باشد اما واریانس (تغییرپذیری) مقادیر مشاهده شده σ_o^2 و مدل σ_m^2 برابر نباشد یا میانگین مقادیر مشاهده شده و مدل برابر و واریانس (تغییرپذیری) آنها نیز برابر اما ضریب همبستگی صفر باشد یا واریانس آنها (تغییرپذیری) برابر و ضریب همبستگی نیز ۱ باشد اما میانگین مقادیر مشاهده شده و مدل برابر نباشد، در تمام این حالات شبیه‌سازی مدل کاملاً بر مشاهدات منطبق نیست. بنابراین برای ارزیابی توانایی مدل در شبیه‌سازی نیاز به شاخصی است که همزمان این سه پارامتر (میانگین، واریانس و همبستگی) را لحاظ کند. بنابراین از نمره مهارت (SS) بین شبیه‌سازی مدل‌ها (m) و مشاهدات (o) به صورت زیر استفاده شد (۱۴ و ۲۵).

$$SS = [R_{m,o}^2] - \left[R_{m,o} - \left(\frac{\sigma_m}{\sigma_o} \right) \right]^2 - \left[\frac{(\bar{m}-\bar{o})}{\sigma_o} \right]^2 \quad (5)$$

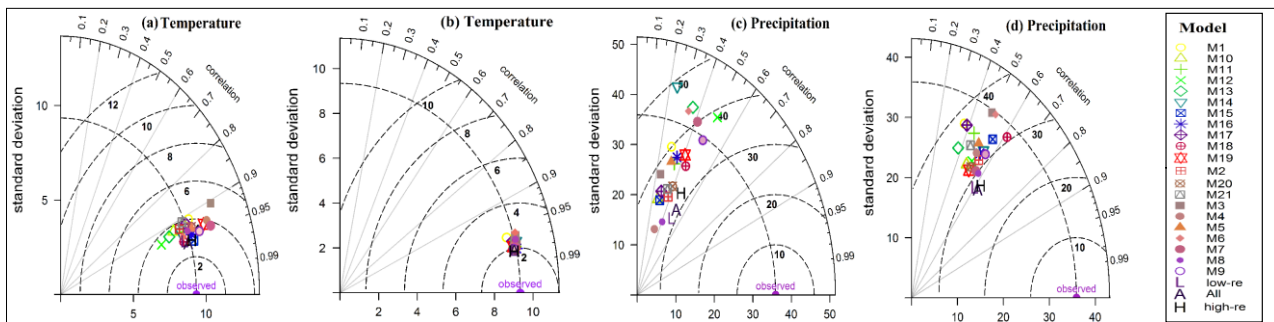
سه جمله سمت راست رابطه SS (رابطه ۵) به ترتیب همبستگی، خطای سیستماتیک (غیرشرطی) و خطای غیرسیستماتیک (شرطی) را برای شبیه‌سازی مدل‌ها نسبت به مشاهدات به صورت کمی نشان می‌دهد (۱۴ و ۲۵). مدلی که دقیقاً کلیه خصوصیات مشاهدات را بازتولید کند، نمره مهارت آن ۱ است. چنانچه میانگین و واریانس مقادیر مشاهده شده و مدل برابر و ضریب همبستگی صفر باشد نمره مهارت مدل -۱ است. حدود تغییرات نمره مهارت (SS) از منفی بی نهایت تا ۱ می‌باشد.

در این مطالعه ۲۶ معیار برای مهارت مدل، که شامل ۲۴ معیار برای متغیر ماهانه دما و بارش (۱۲ ماه) و ۲ معیار برای متغیر سالانه دما و بارش تعریف شد. عملکرد مدل‌ها در دوره تاریخی بر اساس معیارهای تعریفی برای هر مدل و ترکیب مدل‌ها (MME) (متوسط مقادیر تمام مدل‌ها: All، متوسط مقادیر ۱۱ مدل با تفکیک‌پذیری افقی بالا: high-re، متوسط مقادیر ۱۰ مدل با تفکیک‌پذیری افقی پایین: low-re) در هر ایستگاه و سراسر منطقه ارزیابی شد.

به منظور ارزیابی اولیه توافق بین شبیه‌سازی مدل‌های GCM و مشاهدات اقلیمی در سراسر منطقه مورد مطالعه از نمودار تیلور استفاده شد (۱۹) (شکل ۲). در این نمودار قطبی ارزش داده مشاهده شده، به عنوان یک نقطه مرجع (observed) بر روی محور افقی مشخص می‌شود (شکل ۲). بعد شعاعی نشان دهنده انحراف استاندارد متغیر اقلیمی شبیه‌سازی شده مورد نظر و بعد زاویه‌ای نشان دهنده همبستگی مقادیر مشاهده شده و شبیه‌سازی است. خطوط منقطع بر

تمام مدل‌ها شبیه‌سازی‌های تقریباً یکسان و نزدیک به مشاهدات دارند (شکل ۲-b و d). همه مدل‌ها شبیه‌سازی بهتری از الگوی مکانی و زمانی دما نسبت به بارش دارند. به طور کلی نتایج شبیه‌سازی دما و بارش برای ترکیب مدل‌ها (All، high-re و low-re)، به مشاهدات نزدیکتر است و سبب بهبود نمره مهارت در شبیه‌سازی‌ها می‌شود (شکل ۲، b و d). از اینرو در مطالعات ارزیابی منطقه‌ای تغییر اقلیم، می‌توان از ترکیب مدل‌ها جهت بهبود نتایج شبیه‌سازی استفاده نمود.

قبولی از توافق شبیه‌سازی مدل‌ها و مشاهدات است. به طور کلی می‌توان گفت تصحیح خطا سبب کاهش RMSE، افزایش همبستگی و نزدیک شدن واریانس مقادیر شبیه‌سازی مدل‌ها به مشاهدت شده است، که این خود سبب افزایش نمره مهارت مدل خواهد شد (شکل ۲ a تا d). در مقایسه با دما (شکل ۲-b)، در شبیه‌سازی بارش، اکثر مدل‌ها دارای تغییرپذیری بسیار زیادی نسبت به مشاهدات هستند، و انحراف استاندارد مقادیر شبیه‌سازی بارش در اکثر مدل‌ها کمتر از مشاهدات است (شکل ۲-d). بر خلاف بارش، شبیه‌سازی دمای متوسط در سراسر منطقه، اختلاف چشمگیری در بین مدل‌ها ندارد



شکل ۲- نمودار تیلور برای متغیر ماهانه (a) - دمای متوسط قبل از تصحیح خطا، (b) - دمای متوسط بعد از تصحیح خطا، (c) - بارش قبل از تصحیح خطا، (d) - بارش بعد از تصحیح خطا، برای سراسر منطقه مورد مطالعه در دوره تاریخی. مدل‌های GCM و همچنین ترکیب مدل‌ها (All: متوسط مقادیر تمام مدل‌های GCM، high-re: متوسط مقادیر مدل‌های با تفکیک‌پذیری افقی بالا و low-re: متوسط مقادیر مدل‌های با تفکیک‌پذیری افقی پایین) بر روی نمودار با نمادهای مشخص شده است

Figure 2- Taylor diagram for monthly variable (a) - Average temperature before bias correction (b) - Average temperature after bias correction, (c) - Precipitation before bias correction, (d) - Precipitation after bias correction, over the region based on the historical period. GCM models and multimodel ensembles (All: Average of all GCM models, high-re: mean models with high resolution, low-re: mean models with low resolution) are shown with different symbols

(جدول ۲). مقدار Δ برای ترکیب مدل‌ها با اندازه تفکیک بالا (high-re) نسبت به ترکیب مدل‌ها با اندازه تفکیک پایین (low-re) بیشتر است و در کل نمره مهارت آنها نیز در شبیه‌سازی بارش و دما در اکثر موارد از ترکیب مدل‌ها با اندازه تفکیک پایین (low-re) بهتر است (جدول ۲). اما با اطمینان نمی‌توان گفت که هر چه اندازه تفکیک یک مدل بهتر باشد، مهارت آن مدل در شبیه‌سازی بارش و دما نیز بهتر است به عنوان مثال مدل M8 بارش و دما را نسبت به M6 بهتر شبیه‌سازی می‌کند. این در حالی است که مدل M6 (CMCC-CM₁) بالاترین اندازه تفکیک را دارا است اما در رده‌بندی مدل‌ها در جایگاه ۱۷ام قرار می‌گیرد (جدول ۲). باز هم برای ترکیب مدل‌ها (All، high-re، low-re و Selected) مقدار Δ نسبت به تک مدل‌ها کمتر است و حاکی از مطلوب‌ترین شبیه‌سازی‌ها است (جدول ۲).

عملکرد مدل‌ها و ترکیب‌های آنها در شبیه‌سازی معیارهای تعریف شده، بر اساس نمره مهارت SS در جدول ۲ آورده شده است. در اکثر موارد ترکیب مدل‌ها منتج به بهبود نمره مهارت می‌شود (جدول ۲). در این مطالعه بر اساس نمره مهارت (SS) هر مدل در شبیه‌سازی متغیر بارش و دمای متوسط (سالانه و ماهانه، ۲۶ تا SS)، کیفیت شبیه‌سازی مدل‌ها برحسب مقدار Δ از کم به زیاد مرتب‌سازی شد (جدول ۲). Δ برای هر مدل، فاصله اقلیدسی نمره مهارت آن (۲۶ تا SS) از نقطه‌ای با نمره مهارت کامل (۱، ۱، ۱، ۱) است (۱۵). مقادیر کمتر Δ نشان دهنده توافق بهتر شبیه‌سازی‌ها با مشاهدات است (جدول ۲). ترکیب مدل‌ها با نمره‌های مهارت متفاوت سبب می‌شود خطاهای موجود در مدل‌ها بی‌اثر شود و منجر به بهبود نمره مهارت برای ترکیب مدل‌ها شود (۱۵ و ۳). از اینرو ترکیب‌های بسیار متفاوتی از ۲۱ مدل مورد بررسی قرار گرفت (از جمله، ترکیب‌های متفاوت ۲ تایی، ۳ تایی، ... تا ۲۱ تایی)، که در نهایت ترکیب ۷ مدل M15، M7، M8، M9، M18، M16 و M14، به عنوان مدل‌های انتخابی (Selected)، به کمترین مقدار Δ (۳/۲۶) برای سراسر منطقه مورد مطالعه منتج شد

جدول ۲- نمره مهارت (SS) هر مدل و ترکیب مدل‌ها برای بارش (Pr) و دمای متوسط (T) ماهانه و سالانه در دوره تاریخی برای سراسر منطقه مورد مطالعه

Table 2- Skill Score (SS) of each model and multi-model ensemble for annual and monthly precipitation (Pr) and temperature (T) over the region based on the historical period

مدل و ترکیب مدل‌ها Model and multimodel ensembles	نمره مهارت برای دما (T) و بارش (Pr) در هر ماه و سالانه Skill Score for annual and monthly precipitation(Pr) and temperature (T)																										
	Δ	Jan		Feb		Mar		Apr		May		Jun		Jul		Aug		Sep		Oct		Nov		Dec		Annual	
		T	Pr	T	Pr	T	Pr	T	Pr	T	Pr	T	Pr	T	Pr	T	Pr	T	Pr	T	Pr	T	Pr	T	Pr	T	Pr
Selected^a	3.26	0.65	0.34	0.57	0.26	0.66	0.18	0.60	-0.09	0.83	-0.17	0.87	0.17	0.89	0.11	0.90	0.25	0.87	0.21	0.82	-0.01	0.76	0.08	0.57	0.16	0.95	0.50
high-re	3.52	0.67	0.29	0.57	0.29	0.66	0.20	0.64	-0.14	0.83	-0.49	0.86	-0.12	0.89	0.13	0.89	0.20	0.88	0.17	0.81	-0.09	0.74	0.07	0.56	0.18	0.94	0.49
All	3.58	0.66	0.34	0.56	0.29	0.65	0.17	0.66	-0.11	0.84	-0.57	0.87	-0.25	0.89	0.16	0.90	0.22	0.87	0.21	0.81	-0.07	0.72	0.05	0.55	0.19	0.94	0.45
low-re	3.82	0.64	0.32	0.55	0.25	0.64	0.09	0.66	-0.15	0.84	-0.72	0.87	-0.50	0.89	0.17	0.90	0.21	0.86	0.19	0.79	-0.08	0.69	0.00	0.54	0.18	0.94	0.38
M8	4.11	0.63	0.26	0.38	0.15	0.45	-0.09	0.67	-0.23	0.72	-0.33	0.62	-0.04	0.85	0.11	0.76	-0.15	0.53	-0.45	0.27	-0.02	0.24	0.13	0.93	0.41		
M7	4.14	0.62	0.04	0.59	0.03	0.64	-0.01	0.23	-0.27	0.71	-0.71	0.84	-0.32	0.89	-0.02	0.88	0.09	0.75	0.27	0.67	-0.33	0.62	0.02	0.61	0.00	0.94	0.47
M15	4.36	0.53	-0.13	0.55	-0.77	0.51	-0.14	0.47	-0.24	0.75	-0.13	0.84	0.04	0.87	-0.15	0.87	0.14	0.78	0.11	0.73	-0.23	0.65	-0.18	0.53	-0.36	0.94	0.35
M9	4.37	0.62	-0.07	0.53	0.16	0.57	0.03	0.60	-0.88	0.67	-0.31	0.88	0.08	0.88	-0.09	0.89	0.06	0.86	-0.73	0.82	-0.11	0.77	-0.04	0.55	-0.19	0.94	0.49
M18	4.50	0.58	-0.22	0.54	-0.15	0.59	0.01	0.58	-0.60	0.75	-0.42	0.83	-0.37	0.82	-0.01	0.86	0.15	0.71	-0.09	0.61	-0.09	0.64	-0.12	0.42	-0.18	0.94	-0.29
M16	4.50	0.64	-0.26	0.52	0.10	0.60	-0.04	0.41	-0.94	0.82	-1.10	0.84	0.12	0.87	0.04	0.89	0.16	0.83	0.13	0.82	-0.23	0.76	0.07	0.57	-0.23	0.94	0.38
M14	4.60	0.62	0.01	0.50	-0.08	0.51	0.09	0.10	-0.47	0.47	-1.12	0.70	-0.27	0.83	-0.06	0.83	0.25	0.82	0.26	0.62	-0.51	0.51	-0.05	0.46	-0.20	0.94	0.42
M12	4.65	0.60	0.03	0.49	-0.07	0.47	-0.31	0.56	-0.42	0.73	-1.09	0.85	-0.09	0.84	-0.06	0.79	0.04	0.69	0.09	0.70	-0.76	0.66	0.03	0.43	-0.03	0.93	0.22
M2	4.76	0.65	0.10	0.53	-0.10	0.59	-0.06	0.52	-0.21	0.70	-0.45	0.82	-0.50	0.84	-0.07	0.83	0.12	0.81	-0.53	0.69	-1.17	0.59	-0.16	0.41	0.13	0.93	-0.02
M4	4.90	0.68	0.03	0.44	0.00	0.59	-0.22	0.68	-0.75	0.80	-1.65	0.73	-0.52	0.86	0.14	0.88	0.22	0.75	0.17	0.42	-0.24	0.53	0.07	0.61	-0.18	0.94	0.11
M20	5.07	0.65	0.07	0.53	-0.03	0.61	0.02	0.54	-0.27	0.80	-1.14	0.83	-0.13	0.89	-0.50	0.87	-0.69	0.85	-1.00	0.75	-0.61	0.69	-0.06	0.67	0.08	0.94	0.23
M21	5.84	0.56	-0.07	0.38	-0.01	0.60	0.01	0.55	-1.12	0.73	-2.23	0.73	-1.38	0.87	-0.11	0.86	0.08	0.78	0.04	0.58	-0.36	0.33	-0.11	0.49	-0.26	0.93	0.22
M19	5.86	0.59	0.14	0.58	0.11	0.58	-0.20	0.64	-0.28	0.77	-1.24	0.79	-3.11	0.86	0.02	0.87	0.14	0.84	0.05	0.67	-0.28	0.63	0.04	0.42	0.14	0.94	0.27
M10	5.97	0.59	0.05	0.50	-0.09	0.59	-0.11	0.44	-0.12	0.75	-1.13	0.75	-2.95	0.82	-0.29	0.75	-0.10	0.84	-0.10	0.69	-0.41	0.59	-0.18	0.48	-0.05	0.92	0.23
M5	6.03	0.59	-0.20	0.52	-0.05	0.54	-0.25	0.48	-0.68	0.72	-1.03	0.79	-0.48	0.86	-0.33	0.84	-2.42	0.82	-0.68	0.73	-0.45	0.68	-0.12	0.44	-0.06	0.92	0.11
M13	6.12	0.64	-0.32	0.57	-0.41	0.53	-0.43	0.59	-0.42	0.71	-1.55	0.84	-1.57	0.83	0.08	0.84	0.07	0.54	-0.08	0.64	-2.01	0.62	-0.01	0.46	-0.20	0.94	0.28
M6	6.47	0.46	-0.29	0.35	-0.62	0.24	-0.03	0.25	-1.05	0.48	-1.07	0.68	-1.47	0.71	-0.19	0.78	0.10	0.46	-0.30	0.37	-1.82	0.40	-0.47	0.24	0.06	0.86	-0.76
M17	6.91	0.59	-0.21	0.38	-0.13	0.36	-0.08	0.55	-2.05	0.75	-2.15	0.84	-0.07	0.82	-0.26	0.85	-1.01	0.81	-1.92	0.56	-0.25	0.58	-0.55	0.27	-0.54	0.92	0.10
M11	7.16	0.54	0.08	0.57	-0.14	0.59	0.21	0.34	-1.86	0.81	-2.09	0.84	-3.69	0.86	-0.16	0.86	0.22	0.75	0.17	0.77	-0.14	0.69	-0.32	0.59	-0.17	0.94	0.48
M3	7.77	0.42	-0.93	0.31	-0.76	0.33	-0.23	0.16	-0.88	0.49	-1.80	0.73	-3.11	0.78	-0.49	0.84	-0.32	0.70	-0.98	0.61	-0.71	0.54	-0.34	0.25	-0.36	0.90	-1.42
M1	9.63	0.48	-0.46	0.33	-0.28	0.46	0.01	0.53	-1.05	0.41	-3.55	0.49	-5.77	0.85	-1.64	0.82	0.17	0.55	0.16	0.23	-0.25	0.41	-0.22	0.54	-0.49	0.93	0.36

Selected -a، ترکیب مدل‌های M8، M7، M15، M9، M18، M16 و M14 است.

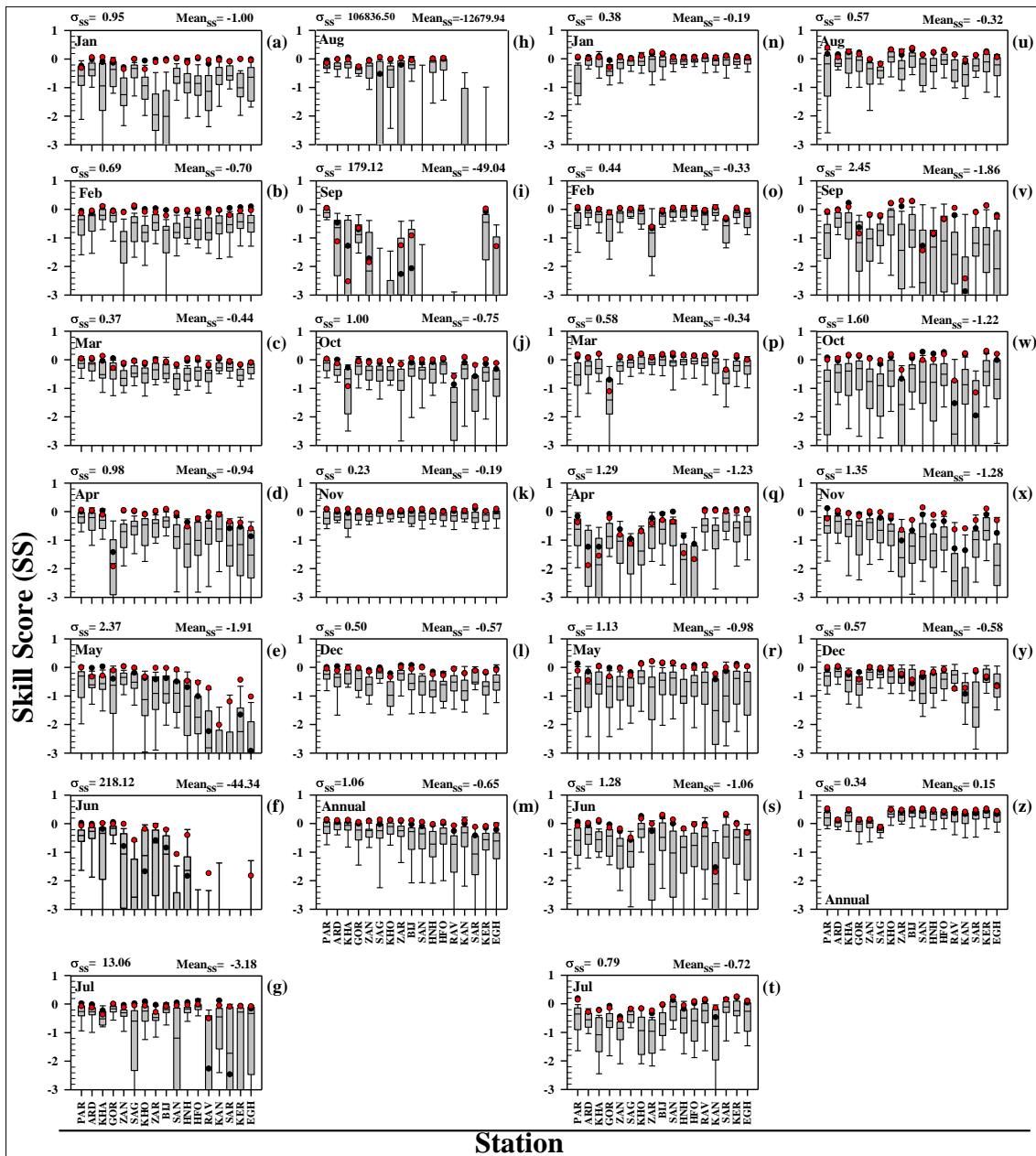
a- Selected is multimodel ensembles of M8، M7، M15، M9، M18، M16 و M14

متوسط بارش سالانه در کل منطقه ۳۹۷ میلی‌متر است. ماه‌های ژانویه، فوریه، مارس، آوریل، اکتبر، نوامبر و دسامبر جز ماه‌های پربارش و سایر ماه‌ها کم‌بارش است. البته می‌توان برای مناطق شمالی (عرض ۳۹/۶۵-۳۵/۲ درجه شمالی) ماه می را جز ماه‌های پربارش و در مناطق جنوبی (عرض ۳۵/۲-۳۴/۱۱ درجه شمالی) جز ماه‌های کم بارش لحاظ کرد. برای نشان دادن عدم قطعیت در شبیه‌سازی دما و بارش در هر ماه و در هر ایستگاه از نمودار جعبه‌ای نمره مهارت (SS) استفاده شد (شکل ۳). نمره مهارت (SS) برای شبیه‌سازی بارش ماهانه در بین مدل‌ها، ایستگاه‌ها و ماه‌ها دارای تغییرپذیری قابل توجهی است (شکل ۳ - (a) تا (l)). به طور کلی متوسط مقادیر نمره مهارت (Mean_{SS}) برای ۲۱ مدل GCMs برای تمام ایستگاه‌ها در ماه‌های پربارش بیشتر مساوی از ۱- و در ماه‌های کم بارش کمتر از ۱- بوده است (شکل ۳ - (a) تا (l)). بیشترین مقدار

مقادیر Δ و یا نمره مهارت (SS) تقریباً بعد از ترکیب ۵ مدل به صورت مجانبی به مقدار معینی میل می‌کند (۱۵ و ۳). به عبارتی بعد از ترکیب ۵ مدل، افزودن مقادیر مدل دیگری به آنها تأثیر چشمگیری در کاهش Δ (یا افزایش SS) ندارد، اما با این تعداد مدل (۵ مدل)، عدم قطعیت در شبیه‌سازی هم‌چنان بالا است، که می‌توان با افزایش ترکیب مدل‌ها به هفت تا ده مدل، عدم قطعیت در شبیه‌سازی را به طور قابل توجهی کاهش داد (۱۵ و ۳). بنابراین در این مطالعه می‌توان با در نظر گرفتن ترکیب ۷ مدل Selected (که به مراتب کمتر از ۲۱ مدل GCM معرفی شده) علاوه بر حصول به بهترین شبیه‌سازی (کمترین Δ)، تا اندازه قابل قبولی عدم قطعیت را نیز کاهش داد و نتایج قابل قبولی گرفت. این امر علاوه بر صرفه‌جویی در وقت و هزینه محاسبات می‌تواند پیش‌نگری (شبیه‌سازی) واقع‌بینانه‌تری از تغییرات بارش و دما در دهه‌های آتی فراهم آورد.

(k) و (h). مقدار SS برای متغیر بارش در تمام ایستگاه‌ها طی ماه‌های پربارش برای ۷۵ درصد مدل‌ها بیش از ۳- است (شکل ۳).

Mean_{SS} و کمترین مقدار σ_{SS} برای ماه نوامبر (Mean_{SS} = -۰/۱۹، σ_{SS} = ۰/۲۳) و کمترین مقدار Mean_{SS} و بیشترین مقدار σ_{SS} برای ماه آگوست (Mean_{SS} = -۱۲۶۷۹/۹۴، σ_{SS} = ۱۰۶۸۳۶/۵) است (شکل ۳)



شکل ۳- نمودار جعبه‌ای بر اساس نمره مهارت (SS) برای متغیر ماهانه و سالانه، (a) - (m) بارش، (n) - (z) دمای متوسط، با استفاده از خروجی مدل ۲۱ GCM در هر ایستگاه. خطوط خطا در پایین و بالای هر جعبه به ترتیب صدک ۱۰ام و ۹۰ام است. دایره سیاه و قرمز به ترتیب مربوط به ترکیب همه مدل‌ها (All) و انتخابی (Selected) است. Mean_{SS} و σ_{SS} به ترتیب، متوسط و انحراف استاندارد مقادیر SS برای مدل ۲۱ GCMs برای تمام ایستگاه‌ها است. ایستگاه‌ها بر روی محور افقی از عرض جغرافیای شمالی به جنوبی مرتب شده است

Figure 3- Box plot based on skill score (SS) for monthly and annual variable, (a) - (m) Precipitation, (n) - (z) Average temperature, based on the output of 21 GCM models at each station. Whiskers at the bottom and top of each box show 10th and 90th percentiles. The black and red circles represent the combination of all models (All) and Selected, respectively. Mean_{SS} and σ_{SS} represent the mean and standard deviation of SS values for 21 GCMs over the stations, respectively. The stations are arranged on a horizontal axis from the north to the south

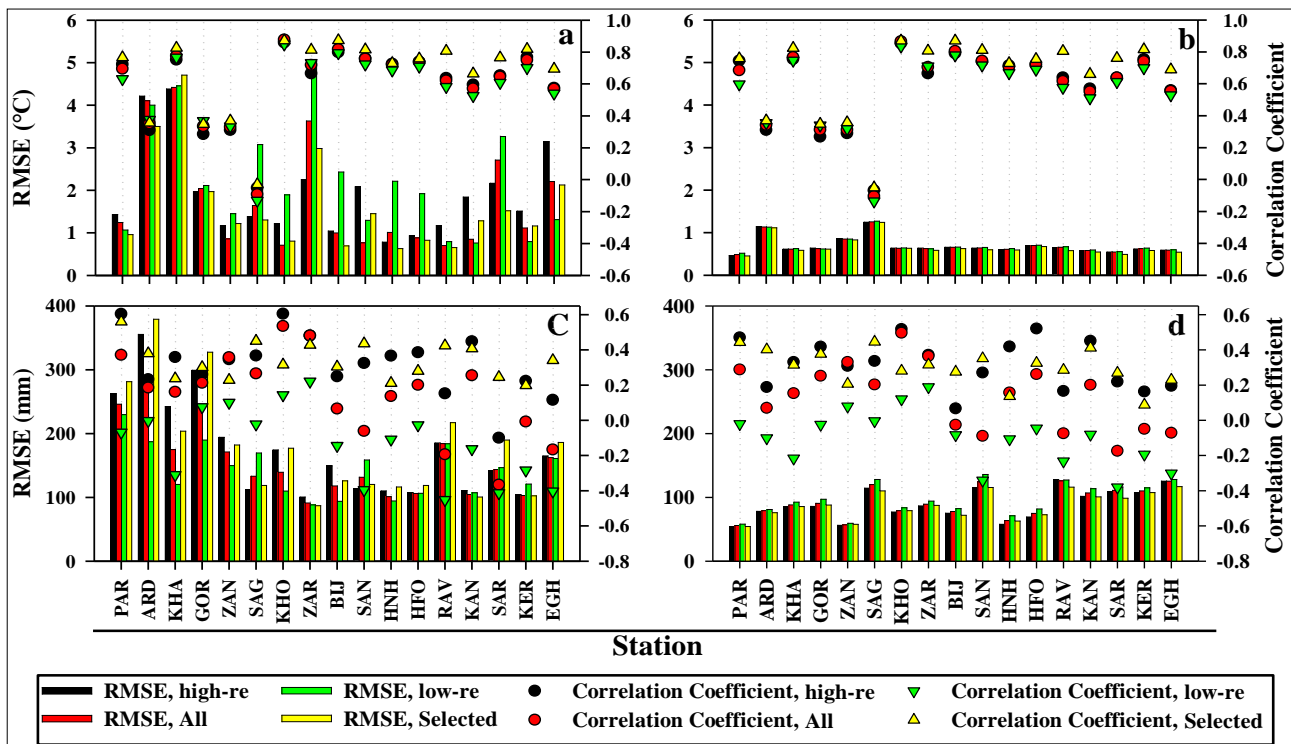
دارای خطای چشمگیری است که استفاده مستقیم از آنها را در مطالعات منطقه‌ای بررسی اثر تغییر اقلیم دچار محدودیت می‌کند و می‌بایستی حتماً تصحیح خطا بر روی آنها صورت پذیرد. بر خلاف کاهش قابل توجه مقدار RMSE بعد از تصحیح خطا، مقدار ضریب همبستگی قبل و بعد از تصحیح خطا، کم و بیش تفاوت چندانی نمی‌کند (شکل ۴). این در حالی است که بعد از تصحیح خطا، متوسط مقدار نمره مهارت ترکیب مدل‌ها (All, high-re, low-re و Selected)، برای متوسط سالانه بارش و دما به ترتیب ۰/۰۷- (قبل از تصحیح خطا، ۰/۳۳- و ۳/۲۵-) (قبل از تصحیح خطا، ۰/۳-۶) می‌شود. بنابراین می‌توان گفت افزایش نمره مهارت بعد از تصحیح خطا بیشتر به دلیل کاهش قابل توجه خطای غیرسیستماتیک (شرطی) است و خطای سیستماتیک (غیرشرطی) کم و بیش همچنان در همان سطح باقی می‌ماند (رجوع شود به رابطه ۵). این ناتوانی می‌تواند به دلیل مهارت محدود مدل‌ها در شبیه‌سازی خصوصیات الگویی دما و بارش و دامنه تغییرپذیری خروجی آنها در منطقه باشد. هر چند استفاده از روش آماری سبب کاهش چشمگیر خطای غیرسیستماتیک شد، اما خطای سیستماتیک تغییر چندانی نداشت. از اینرو روشهای آماری تصحیح خطا نمی‌توانند فرایندهای فیزیکی مدل‌ها یا مکانیسم‌های بازخوردی در ارتباط با دیگر متغیرهای اقلیمی را در نظر بگیرند (۶). خطای سیستماتیک جز محدودیتهای ذاتی مدل‌ها، در شبیه‌سازی متغیرهای اقلیمی در منطقه مورد مطالعه است. از اینرو پیشنهاد می‌شود در آینده توانایی خود مدل‌ها افزایش یافته یا روش‌های تصحیح خطایی توسعه یابد که بتواند این محدودیت را رفع نماید. با این وجود هم در حال حاضر نمی‌توان از خروجی مدل‌ها به طور مستقیم در مطالعات منطقه‌ای تغییر اقلیم استفاده نمود و می‌بایستی آنها را با استفاده روش‌های موجود تصحیح خطا، تصحیح نمود. روش‌های از تصحیح خطا مشابه آنچه استفاده شد در مطالعات دیگر نیز بکارگیری شده است (۲۳ و ۲۴).

همانطور که بیان شد نتایج ترکیب مدل‌ها (All, high-re, low-re Selected, re) به مشاهدات نزدیکتر بود. بنابراین برای پیش‌نگری تغییرات بارش و دما در دهه‌های آتی از نتایج آنها می‌توان استفاده نمود. حتی می‌توان از ترکیب مدل‌های Selected به عنوان یک پیش‌نگری محتمل‌تر بهره برد و آن را مرجع قرار داد. در مناطق مورد مطالعه در آینده نزدیک (۲۰۴۵-۲۰۶۵) برای سناریوی انتشار RCP2.6 و RCP8.5، تغییرات بارش نسبت به دوره پایه (۱۹۷۵-۲۰۰۵)، به ترتیب مابین ۹- تا ۱۳ و ۵- تا ۸ درصد، و در آینده دور (۲۰۸۰-۲۱۰۰) به ترتیب مابین ۱۰- تا ۱۴ و ۱۳- تا ۱۷ درصد، در بین ترکیب مدل‌ها (All, high-re, low-re Selected) متغیر است (شکل ۵ تا ۸ d).

در تمام ایستگاه‌ها عدم قطعیت در شبیه‌سازی بارش طی ماه‌های نوامبر، دسامبر و مارس نسبت به سایر ماه‌ها کمتر است و میانگین نمره مهارت نیز بالاتر است. عدم قطعیت در شبیه‌سازی بارش طی ماه‌های کم بارش نسبت به ماه‌های پر بارش در تمام ایستگاه‌ها بیشتر بوده و در مناطق جنوبی‌تر این عدم قطعیت (به ویژه در ماه آگوست و سپتامبر) بسیار بیشتر هم می‌شود (شکل ۳- a) تا (l)). به طور کلی می‌توان گفت، عدم قطعیت در شبیه‌سازی بارش در مناطق جنوبی‌تر بیشتر بوده و طی ماه‌های کم بارش بسیار بارزتر می‌شود (شکل ۳- a) تا (m)). مقادیر شبیه‌سازی شده متوسط سالانه بارش تفاوت چمگیری با مقادیر مشاهده شده در بین ایستگاه‌ها نشان نمی‌دهد، اما اندکی برای مناطق جنوبی این تفاوت بیشتر بوده است، که این سبب شده مقدار SS برای مناطق جنوبی‌تر کمتر و عدم قطعیت نیز بیشتر باشد (شکل ۳- m).

به طور کلی Mean_{ss} در شبیه‌سازی دمای متوسط برای ۲۱ مدل GCMs برای تمام ایستگاه‌ها در ماه‌های ژانویه، فوریه، مارس، جولای، آگوست، دسامبر بیشتر از ۰/۷۳- است (شکل ۳- n) تا (y)). علاوه بر این طی این ماه‌ها در تمام ایستگاه‌ها مقدار SS برای ۹۰ درصد مدل‌ها بیش از ۳- است (شکل ۳). بیشترین مقدار Mean_{ss} و کمترین مقدار σ_{ss} برای ماه ژانویه (Mean_{ss}=۰/۱۹، σ_{ss} =۰/۳۸) و کمترین مقدار Mean_{ss} و بیشترین مقدار σ_{ss} برای ماه سپتامبر (Mean_{ss}=۰/۸۶، σ_{ss} =۲/۴۵) است (شکل ۳- v) و (w)). می‌توان گفت عدم قطعیت در شبیه‌سازی دمای متوسط طی ماه‌های سرد (دسامبر، ژانویه، فوریه و مارس) نسبت به سایر ماه‌ها بسیار کمتر است. این عدم قطعیت در ماه‌های سپتامبر، اکتبر و نوامبر بسیار بیشتر است و در مناطق جنوبی‌تر بیشتر بارز است (شکل ۳- y) تا (z)). شبیه‌سازی دمای متوسط سالانه در بین مدل‌ها در هر ایستگاه دارای تغییرپذیری کمی است و عدم قطعیت در شبیه‌سازی دمای متوسط سالانه نسبت به دمای متوسط ماهانه بسیار بسیار کمتر بوده و همچنین دارای نمره مهارت بالاتری (Mean_{ss}=۰/۱۵) نیز است (شکل ۳- z)).

به منظور درک اثر تصحیح خطا بر روی خطاهای غیرسیستماتیک و سیستماتیک، به عنوان نمونه از نمودار RMSE و ضریب همبستگی بارش و دمای متوسط سالانه استفاده شد (شکل ۴). متوسط مقدار RMSE برای ترکیب مدل‌ها (All, high-re, low-re Selected)، برای شبیه‌سازی متوسط سالانه بارش و دما به ترتیب ۹۳ میلی‌متر (قبل از تصحیح خطا، ۱۶۲ میلی‌متر) و ۰/۶ درجه سانتی‌گراد (قبل از تصحیح خطا، ۱/۹ درجه سانتی‌گراد) است. بنابراین تصحیح خطا برای مقادیر شبیه‌سازی متوسط سالانه بارش و دما طی دوره تاریخی به مقدار قابل توجهی RMSE را کاهش داده است (شکل ۴). این نشان می‌دهد که دما و بارش شبیه‌سازی شده توسط مدل‌ها

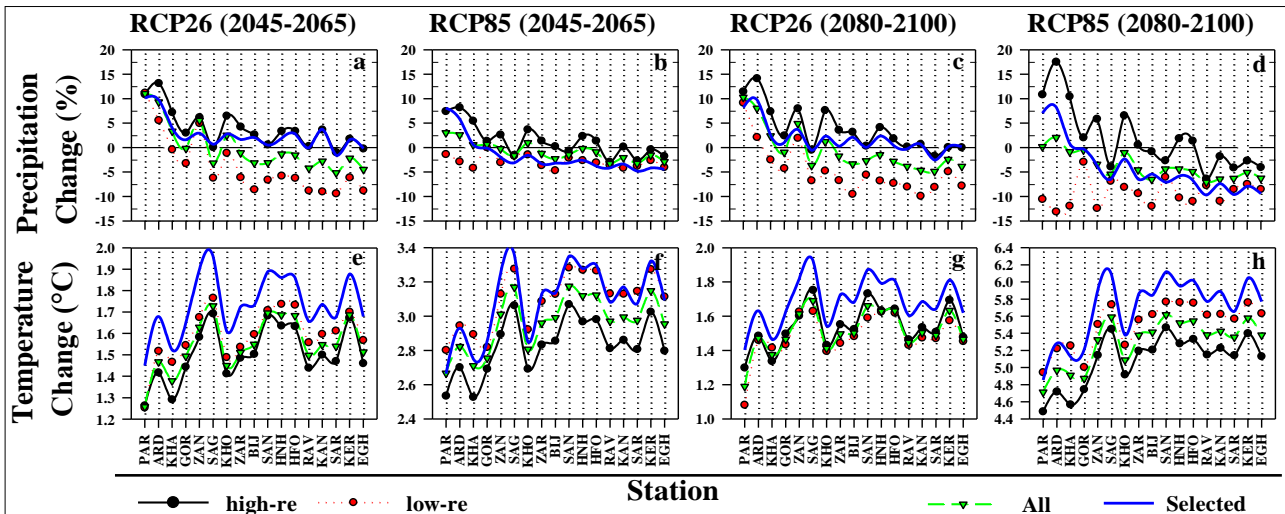


شکل ۴ - RMSE و ضریب همبستگی بین مقادیر مشاهده شده و ترکیب چندگانه مدل‌ها (Selected low-re high-re All) برای متوسط سالانه بارش و دمای متوسط برای ایستگاه‌های مورد مطالعه در دوره تاریخی، (a) و (c) - دما و بارش قبل از تصحیح خطا، (b) و (d) - دما و بارش بعد از تصحیح خطا. ایستگاه‌ها بر روی محور افقی از عرض جغرافیای شمالی به جنوبی مرتب شده است

Figure 4- RMSE and the correlation coefficient between observed and multiple models values (All, high-re, low-re, Selected) for the average annual precipitation and temperature for the stations over the historical period, (a) and (c) - temperature and precipitation before bias correction, (b) and (d) - temperature and precipitation after bias correction. The stations are arranged on a horizontal axis from the north to the south

می‌دهد مقدار بارش، در عرض‌های شمالی (بیشتر از ۳۸ درجه)، میانه (۳۶-۳۸ درجه) و جنوبی (۳۴-۳۶ درجه) به ترتیب به طور متوسط با افزایش ۱۰، ۲ و ۱ درصدی نسبت به دوره پایه روبه رو است و تحت سناریوی انتشار RCP8.5 در عرض‌های شمالی به طور متوسط ۷ درصد افزایش و در عرض‌های میانه و جنوبی به ترتیب به طور متوسط ۱- و ۴- درصد نسبت به دوره پایه کاهش می‌یابد (شکل ۵ - a و d). علاوه بر این در آینده دور، نتایج تحت سناریوی انتشار RCP2.6 حاکی از افزایش مقدار بارش به طور متوسط ۹، ۲ و ۳۵٪ درصد به ترتیب در عرض‌های شمالی، میانه و جنوبی است و تحت سناریوی انتشار RCP8.5 مقدار بارش در عرض‌های شمالی به طور متوسط ۸ درصد افزایش و در عرض‌های میانه و جنوبی به ترتیب به طور متوسط ۲- و ۸- درصد نسبت به دوره پایه کاهش می‌یابد. پس بطور کلی می‌توان گفت در بدبینانه ترین حالت در پایان قرن مناطق شمالی شاهد افزایش بارش بوده و در حرکت به سوی مناطق جنوبی تر، مقدار کاهش بارش بیشتر می‌شود و تا ۱۰- درصد می‌رسد.

در پیش‌نگری تغییرات بارش در بین ایستگاه‌ها با عدم قطعیت روبه‌رو هستیم بطوریکه در اکثر مناطق، نتایج ترکیب مدل‌های high-re نشان از افزایش مقدار بارش دارد در حالیکه ترکیب مدل‌های low-re حاکی از کاهش مقدار بارش است (شکل ۵ - a تا d). این وضعیت برای سناریوی انتشار RCP8.5 و در پایان قرن بارزتر است (شکل ۵ - d). به طوری که نتایج سایر ترکیبات مدل‌ها با نتایج ترکیب مدل‌های Selected دارای اختلاف است (شکل ۵ - a تا d)، به ویژه در آینده دور و برای سناریوی انتشار RCP8.5 پیش‌نگری مقادیر تغییرات بارش برای ترکیب مدل‌های high-re و low-r از ترکیب مدل‌های Selected فاصله دارد (شکل ۵ - d). می‌توان گفت عدم قطعیت در پیش‌نگری تغییرات بارش به دوره زمانی پیش‌نگری، سناریوی انتشار و انتخاب مدل بستگی دارد. به طوری که این عدم قطعیت در دوره‌های زمانی آینده دورتر و برای سناریوی انتشار RCP8.5 بیشتر می‌شود. با این وجود در آینده نزدیک ترکیب مدل‌های انتخابی (Selected) تحت سناریوی انتشار RCP2.6 نشان



شکل ۵- تغییرات بارش و دما برای ترکیب چندگانه مدل‌ها (Selected low-re high-re, All) در هر ایستگاه نسبت به دوره ۱۹۷۵-۲۰۰۵. (a) - (d) تغییرات بارش بر حسب درصد، (e) - (h) تغییرات دما (°C)، برای دو سناریوی انتشار RCP2.6 و RCP8.5 و در دوره‌های آینده نزدیک (۲۰۴۵-۲۰۶۵) و آینده دور (۲۰۸۰-۲۱۰۰)، ایستگاه‌ها بر روی محور افقی از عرض جغرافیای شمالی به جنوبی مرتب شده است

Figure 5- Multimodel mean (All high-re low-re Selected) change in precipitation and temperature at each station in relation to the historical period, (a) - (d) Precipitation changes (%), (e) - (h) Temperature changes (°C), for both RCP8.5 and RCP2.6 scenarios and the near term (2045-2065) and the long term (2080-2100). The stations are arranged on a horizontal axis from the north to the south

شمالی، میانه و جنوبی به طور متوسط ۲/۸، ۳/۰ و ۳/۲ درجه سانتی‌گراد نسبت به دوره پایه افزایش می‌یابد. علاوه بر این در آینده دور، تحت سناریوی انتشار RCP2.6 مقدار دما به طور متوسط ۱/۵، ۱/۷ و ۱/۷ درجه سانتی‌گراد به ترتیب در عرض‌های شمالی، میانه و جنوبی افزایش می‌یابد و تحت سناریوی انتشار RCP8.5 دما به طور متوسط ۵/۱، ۵/۵ و ۵/۹ درجه سانتی‌گراد به ترتیب در عرض‌های شمالی، میانه و جنوبی افزایش می‌یابد. پس بطور کلی می‌توان گفت در حرکت به سوی مناطق جنوبی‌تر، مقدار افزایش دما بیشتر خواهد بود.

نتیجه‌گیری

در مناطق عمده تولید گندم دیم در ایران، عملکرد ۲۱ مدل CMIP5 (از ۱۸ مرکز توسعه و تدوین مدل‌های اقلیمی) در شبیه‌سازی دما و بارش ماهانه مورد ارزیابی قرار گرفت. تغییر اقلیم می‌تواند بر تولید محصول و به تبع آن بر وضعیت اجتماعی مردمان این مناطق تاثیر گذار باشد. ارزیابی‌ها نشان داد شبیه‌سازی مدل‌ها با خطا همراه است و می‌بایستی حتماً قبل از استفاده آنها در مطالعات منطقه‌ای تغییر اقلیم تصحیح شوند. اگرچه تصحیح خطا سبب بهبود قابل توجه شبیه‌سازی‌های مدل‌ها می‌شود اما همچنان خطای سیستماتیک مدل‌ها قابل توجه است. انتخاب یک مدل تنها از بین مدل‌ها در مطالعات منطقه‌ای تغییر اقلیم نمی‌تواند مناسب باشد. بلکه برای پاسخ به نیازهای مطالعاتی باید ترکیبی بهینه از مدل‌ها را با توجه به منطقه

در مناطق مورد مطالعه در آینده نزدیک، افزایش دما نسبت به دوره پایه برای سناریوی انتشار RCP2.6 و RCP8.5 به ترتیب مابین ۱/۳ تا ۲/۵ و ۳/۴ تا ۶/۱ درجه‌سانتی‌گراد، و در آینده دور به ترتیب ۱/۱ تا ۱/۹ و ۴/۵ تا ۶/۱ درجه‌سانتی‌گراد در بین ترکیب چندگانه مدل‌ها (Selected, low-re, high-re, All) متغیر است (شکل ۵ تا e). این اختلاف چشمگیر بین سناریوهایی انتشار در پیش‌نگری افزایش دما به ویژه در آینده دور به علت تفاوت در مسیر تعریف شده انتشار گازهای گلخانه‌ای در سناریوها است. بطوریکه که تا پایان قرن، RCP8.5 افزایش دائمی انتشار گازهای گلخانه‌ای را نشان می‌دهد در حالیکه RCP2.6 در پایان قرن با کاهش و تثبیت انتشار گازهای گلخانه‌ای همراه است. از آنجا که در پیش‌نگری تغییرات دما برای سناریوی انتشار RCP8.5 نسبت به RCP2.6 اختلاف مقادیر بین ترکیب چندگانه مدل‌ها بیشتر است می‌توان گفت، عدم قطعیت در پیش‌نگری دما برای RCP8.5 نسبت به RCP2.6 بیشتر است (شکل ۵ تا e h). ترکیب مدل‌های انتخابی (Selected) در اکثر مناطق در آینده نزدیک و دور افزایش دمای بیشتری را نسبت به دیگر ترکیب مدل‌ها برای مناطق شبیه‌سازی کرده است (شکل ۵ تا e h). در آینده نزدیک ترکیب مدل‌های انتخابی (Selected) تحت سناریوی انتشار RCP2.6 نشان می‌دهد مقدار دما، در عرض‌های شمالی (بیشتر از ۳۸ درجه)، میانه (۳۶-۳۸ درجه) و جنوبی (۳۴-۳۶ درجه) به ترتیب به طور متوسط ۱/۶، ۱/۷ و ۱/۸ درجه سانتی‌گراد نسبت به دوره پایه افزایش می‌یابد و تحت سناریوی انتشار RCP8.5 در عرض‌های

مناطق جنوبی‌تر، این عدم قطعیت بسیار بیشتر هم می‌شود. عدم-قطعیت در شبیه‌سازی دمای متوسط طی ماه‌های سردتر نسبت به سایر ماه‌ها بسیار کمتر است. بر اساس نتایج مدل‌های انتخابی می‌توان گفت در بدینانه‌ترین حالت در پایان قرن حاضر مناطق شمالی‌تر شاهد افزایش بارش بوده و در حرکت به سوی مناطق جنوبی‌تر، مقدار کاهش بارش بیشتر می‌شود و تا ۱۰- درصد می‌رسد، و دما به طور متوسط در تمام مناطق ۵/۵ درجه افزایش می‌یابد.

مورد مطالعه در نظر گرفت. تا علاوه بر کاهش عدم قطعیت در شبیه‌سازی مدل‌ها، پیش‌نگری‌های دقیق‌تری از تغییرات اقلیمی ارائه داد. از اینرو زیر مجموعه‌ای از ۲۱ مدل (۷ مدل) را تعیین شد که ترکیب آنها می‌تواند علاوه بر صرفه‌جویی در وقت و هزینه محاسبات، به بهترین نتیجه منجر شد. البته با اطمینان نمی‌توان گفت که هرچه اندازه تفکیک یک مدل بهتر باشد، مهارت آن مدل در شبیه‌سازی بارش و دما نیز بهتر است. عدم قطعیت در شبیه‌سازی بارش طی ماه‌های کم بارش نسبت به ماه‌های پر بارش در تمام ایستگاه‌ها بیشتر بوده و در

منابع

- 1- Aghakhani Afshar A., Hassanzadeh Y., Besalatpour A.A., and Pourreza Bilondi M. 2016. Seasonal Changes in Precipitation and Temperature of Mountainous Watersheds in Future Periods with Approach of Fifth Report of Intergovernmental Panel on Climate Change (Case study: Kashafrud Watershed Basin). *Journal of Water and Soil*, 30(5): 1718-1732. (In Persian with English abstract)
- 2- Agricultural Statistics First Volume of Crop Production 2015-16. 2016. Center for Information Technology and Communications Jihad Agriculture. Available at <http://amar.maj.ir/Portal/Home>.
- 3- Aloysius N.R., Sheffield J., Sakers J.E., Li H., and Wood E.F. 2016. Evaluation of historical and future simulations of precipitation and temperature in central Africa from CMIP5 climate models. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 121(1): 130-152.
- 4- Barnett T.P., Pierce D.W., Hidalgo H.G., Bonfils C., Santer B.D., Das T., and Mirin A.A. 2008. Human-induced changes in the hydrology of the western United States. *Science*, 319(5866): 1080-1083.
- 5- Brekke L.D., Dettinger M.D., Maurer E.P., and Anderson M. 2008. Significance of model credibility in estimating climate projection distributions for regional hydroclimatological risk assessments. *Climatic Change*, 89(3-4): 371-394.
- 6- Ehret U., Zehe E., Wulfmeyer V., Warrach-Sagi K., and Liebert J. 2012. HESS Opinions“ Should we apply bias correction to global and regional climate model data?” *Hydrology and Earth System Sciences*, 16(9): 3391-3404.
- 7- Frame D.J., and Stone D.A. 2013. Assessment of the first consensus prediction on climate change. *Nature Clim. Change*, 3(4): 357-359.
- 8- Fuhrer J. 2003. Agroecosystem responses to combinations of elevated CO₂, ozone, and global climate change. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 97(1-3): 1-20.
- 9- Koocheki A., Nasiri M., Kamali G.A., and Shahandeh H. 2006. Potential Impacts of Climate Change on Agroclimatic Indicators in Iran. *Arid Land Research and Management*, 20(3): 245-259.
- 10- Kotir J. 2011. Climate change and variability in Sub-Saharan Africa: a review of current and future trends and impacts on agriculture and food security. *Environment, Development and Sustainability*, 13(3), 587-605.
- 11- Lambert S.J., and Boer G.J. 2001. CMIP1 evaluation and intercomparison of coupled climate models. *Climate Dynamics*, 17(2-3): 83-106.
- 12- Li H., Sheffield J., and Wood E.F. 2010. Bias correction of monthly precipitation and temperature fields from Intergovernmental Panel on Climate Change AR4 models using equidistant quantile matching. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 115(D10).
- 13- Moss R.H., Edmonds J.A., Hibbard K.A., Manning M.R., Rose S.K., Van Vuuren D.P., and Wilbanks T.J. 2010. The next generation of scenarios for climate change research and assessment. *Nature*, 463(7282): 747-756.
- 14- Murphy A.H. 1988. Skill scores based on the mean square error and their relationships to the correlation coefficient. *Monthly Weather Review*, 116(12), 2417-2424.
- 15- Pierce D.W., Barnett T.P., Santer B.D., and Gleckler P.J. 2009. Selecting global climate models for regional climate change studies. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 106(21): 8441-8446.
- 16- Ramirez-Villegas J., and Challinor A. 2012. Assessing relevant climate data for agricultural applications. *Agricultural and Forest Meteorology*, 161(0): 26-45.
- 17- Rangzan K., Shahbazi A., Jaride Z., and Kabolizadeh M. 2016. Evaluation CMIP5 Models In Order to Simulate Rainfall by using a Combination of Precipitation data Network Aphrodite and Satellite Precipitation Persian-cdr In Khuzestan Province. *Journal of Water Science & Engineering*, 6(14): 7-19. (In Persian with English abstract)
- 18- Seager R., Ting M., Held I., Kushnir Y., Lu J., Vecchi G., and Lau N.C. 2007. Model projections of an imminent transition to a more arid climate in southwestern North America. *Science*, 316(5828): 1181-1184.
- 19- Taylor K. E. 2001. Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 106(D7): 7183-7192.

- 20- Taylor K.E., Stouffer R.J., and Meehl G.A. 2009. A summary of the CMIP5 experiment design. PCDMI Rep, 33.
- 21- Taylor K.E., Stouffer R.J., and Meehl G.A. 2012. An Overview of CMIP5 and the Experiment Design. Bulletin of the American Meteorological Society, 93(4): 485–498.
- 22- Terando A., Keller K., and Easterling W. E. 2012. Probabilistic projections of agro-climate indices in North America. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 117(D8): D08115.
- 23- Teutschbein C., and Seibert J. 2012. Bias correction of regional climate model simulations for hydrological climate-change impact studies: Review and evaluation of different methods. Journal of Hydrology, 456, 12–29.
- 24- Watanabe S., Kanae S., Seto S., Yeh P.J., Hirabayashi Y., and Oki T. 2012. Intercomparison of bias correction methods for monthly temperature and precipitation simulated by multiple climate models. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 117(D23).
- 25- Wilks D.S. 2011. Statistical methods in the atmospheric sciences (Vol. 100). Academic Press.
- 26- Yoo C., Jung K., and Kim T. 2005. Rainfall frequency analysis using a mixed Gamma distribution: evaluation of the global warming effect on daily rainfall. Hydrological Processes, 19(19): 3851–3861.

Evaluation of Simulated Precipitation and Temperature from CMIP5 Climate Models in Regional Climate Change Studies (Case Study: Major Rainfed Wheat-Production Areas in Iran)

M. Shokouhi¹– S.H. Sanaei Nejad^{2*}– M. Bannayan Aval³

Received: 18-12-2017

Accepted: 30-07-2018

Introduction: Achieving sustainable practices of mitigation and adaptation to climate change requires accurate projections of climate change in each region. In this regard, Coupled Model Inter-comparison Project (CMIP) over the past 20 years has shown a good performance. Therefore, new CMIP5 climate models are expected to be bases for many climate change studies. These models use a new set of emission scenarios called Representative Concentration Pathway (RCP) to project climate change. Climate change is expected to impact wheat production and food security in Iran. So far, no study has not been conducted to regionally project climate change based on new CMIP5 models and RCP scenarios over the major wheat-producing areas in Iran. Our objective was to evaluate the performance of CMIP5 climate models in simulating temperature and precipitation in these areas. In addition, different combinations of climate models were evaluated to select appropriate models in these areas.

Materials and Methods: According to the latest data, nearly 60% of rainfed wheat is produced within our study area. The mean monthly temperature and precipitation data were provided by Meteorological Organization of Iran for synoptic stations. Period of 1975-2005 was considered as a historical period (baseline period). We evaluated outputs from 21 GCMs from CMIP5 climate models for monthly values of total precipitation and mean surface air temperature. One in ten ensembles of each GCM model was evaluated as available. We used model outputs for two emission scenarios i.e. RCP-2.6 and RCP-8.5, for the future periods of 2045–2065 and 2080-2100 to project temperature and precipitation changes. We assigned the models into two groups, high resolution (models less than 2° latitude/longitude, high-re; 11 models) and low resolution (models greater than 2° latitude/longitude, low-re, 10 models). Output GCM models were used for a grid in which recorded data are available. We applied the equidistant quintile-based mapping method (EDCDF) to correct bias of monthly precipitation and temperature simulated by models in the historical period (1975-2005) and, then in the future periods. We also used the root mean square error (RMSE), the coefficient of correlation and the skill scores (SS) to evaluate the model performance.

Result and Discussion: Average of all ensembles of an individual model outperformed the other ensembles in simulating the historical climate. This superiority is largely caused by the cancellation of offsetting errors in individual ensembles of a model, and also reduces the effects of natural internal climate variability in simulations. Taylor diagram showed, contrary to a simulation of temperature, simulations of precipitation have great variability than observations and the standard deviation of simulated precipitation values was less than that of observations for most used models. The models simulated temperature much better than precipitation across the region. Contrary to precipitation, the simulated temperature did not show a significant difference among the models. Several combinations of models resulted in an improvement in precipitation and temperature simulations. Therefore, a combination of models can be used in regional climate change assessment studies. The models performance for simulating the historical climate was evaluated based on skill score (SS) and Δ (the Euclidian distance from perfect skill, point (1, 1, 1, . . . , 1)). Many different combinations of 21 GCM models were evaluated, which combination of 7 models as selected models yielded a lower Δ and higher skill scores. For multimodal ensemble (MME) mean (All, high-re, low-re and Selected, models) Δ value was less than that for individual models. SS values in the simulation of precipitation were more than -3 for 75% of models during the high precipitation months. Uncertainty in the simulation of precipitation during the low precipitation months was

1 and 2- Ph.D. Student of Agricultural Meteorology and Associate Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Ferdowsi University of Mashhad

(*- Corresponding Author Email: sanaei@um.ac.ir)

3- Professor, Department of Agronomy, Faculty of Agriculture, Ferdowsi University of Mashhad

more than that of high precipitation months and it was even much more in southern areas (especially in August and September). Uncertainties in temperature and precipitation changes projections were affected by the scenario, the time period and models selected. All models showed biases indicating the fact that direct use of such models in climate change studies (without bias correction) is not recommendable. Although the use of statistical methods for bias correction resulted in a significant reduction of nonsystematic biases, systematic biases were not considerably influenced. Precipitation will increase in northern areas toward the end of the century and a higher reduction in precipitation is anticipated in the southern areas. The average, long-term (2080–2100) temperature increase was 5.5°C under RCP-8.5. Further, temperature increase will be greater in the southern regions.

Conclusion: Performance of 21 GCMs from CMIP5 climate models were evaluated in major rainfed wheat-production areas in Iran and temperature and precipitation changes were projected under RCP-2.6 and RCP-8.5. Taking into account all GCM's initial conditions (if they are available) leads to a better performance. Simulations of models exhibited biases, so models output must be corrected before they can be used in regional climate change assessment studies. Although bias correction resulted in a significant reduction of nonsystematic biases, systematic biases were not significantly affected. The MME (All, high-re, low-re and Selected, models) consistently outperformed individual models for both precipitation and temperature suggesting that a smaller group of models can be used in regional climate change assessment. We recognized a subset of 21 models (7 selected models) based on performance that combination of them can provide the best performance and plausible future projections.

Keywords: Biases correction, Emission scenarios RCP, Skill Score (SS), Systematic biases

