

## ارزیابی توانمندی سه روش آماری ریزمقیاس‌نمایی برون‌داد دما و بارش مدل‌های CMIP6 در حوضه آبریز کشف رود

محبوبه رشیدی قانع<sup>۱</sup>، صدرالدین متولی<sup>۲\*</sup>، غلامرضا جان‌باز قبادی<sup>۳</sup>، منصوره کوهی<sup>۴</sup>

۱- دانشجوی دکتری، آب و هواشناسی، دانشگاه آزاد واحد نور، نور، ایران

۲- دانشیار گروه جغرافیا، دانشگاه آزاد اسلامی واحد نور، نور، ایران

۳- استادیار گروه جغرافیا، دانشگاه آزاد اسلامی واحد نور، نور، ایران

۴- استادیار، پژوهشکده اقلیم‌شناسی و تغییر اقلیم، پژوهشگاه هواشناسی و علوم جو، مشهد، ایران

### چکیده

پیش‌نگری تغییر اقلیم آینده، نقشی تعیین‌کننده در برآورد مخاطرات و ریسک‌های آتی در بخش‌های مختلف آب، انرژی، کشاورزی و ... دارد. سناریوهایی که توسعه احتمالی جوامع بشری در آینده را توصیف و مرتبط با رفتار بشر با طبیعت می‌باشند، پاسخی به چگونگی تغییر اقلیم آینده کره زمین هستند. در این مطالعه ابتدا داده‌های بارش و دمای روزانه دو ایستگاه هواشناسی مشهد و گل‌مکان مستقر در حوضه کشف رود برای سال‌های ۱۹۸۹ تا ۲۰۱۹ از سازمان هواشناسی کشور اخذ و کنترل کیفیت و آزمون همگنی این داده‌ها انجام شد. غربالگری مدل‌های AOGCM از مجموعه داده‌های فاز ششم MIP6، منتج به انتخاب سه مدل ACCESS-CM2، MRI-ESM2-0 و MIROC6 شد. ریزمقیاس‌نمایی آماری و تصحیح اریبی نیز با استفاده از سه روش: نسبت‌گیری خطی (LS)، نگاشت توزیع (DM) و تغییر دلتا (DC) توسط مدل CMhyd انجام شد. در پایان برای تعیین صحت سنجی برون‌داد هر مدل و نیز انتخاب بهترین روش ریزمقیاس‌نمایی برای دو مقیاس زمانی ماهانه و روزانه، از آماره‌های اریبی، RMSE و نیز ضرایب همبستگی پیرسون، اسپیرمن و کندال و نیز نمودار تیلور استفاده شد. بر مبنای معیارهای آماری بکار رفته، روش LS برای داده‌های بارش و DM برای دما از دقت بالاتری برخوردار هستند. در شبیه‌سازی دما برای دو ایستگاه مورد بررسی، به ترتیب مدل MRI و ACCESS و MIROC از توانمندی بالاتری برخوردار بودند. همچنین نتایج نشان داد هر سه مدل توانایی بسیار بالایی در شبیه‌سازی داده‌های دمای کمینه و بیشینه روزانه و ماهانه در ایستگاه‌های فوق دارند. به دلیل تغییرات مکانی و زمانی بسیار زیاد بارش در مناطق خشک و نیمه خشک، مدل‌ها توانایی بالایی در شبیه‌سازی‌های این متغیر ندارند. با این وجود، مدل MRI نسبت به دو مدل دیگر با حدود ۷۰ درصد مقدار ضریب همبستگی به روش اسپیرمن، از توانایی بالاتری برخوردار بود. از بین مدل‌های مورد بررسی، مدل MIROC در شبیه‌سازی بارش، کارایی کمتری نسبت به سایر مدل‌ها از خود نشان داد.

کلید واژه‌ها: اریبی، ریزمقیاس‌نمایی آماری، CMIP6.

## مقدمه

مبتکرانه و هماهنگ در سرتاسر دنیا، شبیه‌سازی‌هایی در مقیاس محلی و منطقه ای تولید کرده است (Giorgi et al. 2009). اریبی‌های بدست آمده در نتایج آن‌ها به دلیل عدم قطعیت‌های پارامترهای فیزیکی، شرایط لایه مرزی، محدودیت‌های شرایط اولیه، ساده‌سازی مدل‌های عددی و ... ایجاد می‌شود (Giorgi et al. 1999; Christensen et al. 2014; Hall et al. 2010; Rauscher et al. 2008). در این راستا لازم است خروجی مدل‌های اقلیمی براساس همبستگی بین داده‌های واقعی و شبیه‌سازی شده و با روش‌های مناسب آماری، تصحیح اریبی شوند (Veijalainen et al. 2010; Dosio et al. 2011; Hanel et al. 2011; Monhart et al. 2018; Pontoppidan et al. 2018). برای این منظور محققان از روش‌های چندگانه تصحیح اریبی برای کاهش خطاهای مدل و همچنین ریزمقیاس کردن داده‌های مدل‌های GCM استفاده می‌کنند (Gunavathi & Selvakumar, 2021). استفاده از روش‌های ریزمقیاس نمایی آماری به منظور برآورد چنین نیازی افزایش یافته است (Sunyer et al., 2015, Goore Bi et al., 2017, De Nile et al., 2019). عمده‌ی این روش‌ها با اصلاح کردن میانگین، تناوب یا فراوانی داده‌های شبیه‌سازی شده، در قیاس با داده‌های مشاهداتی مرجع؛ صورت می‌گیرد (Gudmundsson et al. 2012; Teutschbein et al. 2013; Chen et al. 2013).

در این راستا، بسیاری از محققین همانند Teutschbein & Seibert در سال‌های ۲۰۱۰ و ۲۰۱۲، تأکید کردند که برای انجام مطالعات دقیق اقلیمی روش‌های تلفیق چندگانه، همانند استفاده از داده‌های تصحیح اریبی شده‌ی چندین مدل اقلیمی و یا استفاده توأم از چند روش ریزمقیاس نمایی، کمک موثرتری خواهد بود. در این راستا مقایسه‌هایی بین روش‌های متفاوت ریزمقیاس‌گاهی انجام شده است. به عنوان نمونه می‌توان به پژوهش‌های انجام شده توسط هارفام و ویلی (۲۰۰۵) در ارزیابی روش‌های مختلف مقیاس‌نمایی (SDSM)، مدل شبکه عصبی و شبکه عصبی چند لایه) برای بارش مناطق مختلف انگلستان، خان و همکاران (۲۰۰۶) در ارزیابی توانمندی سه مدل SDSM، مدل مولد آب و هوایی و مدل شبکه عصبی مصنوعی، وترهال و همکاران (۲۰۰۹) در ارزیابی چهار مدل ریزمقیاس نمایی بارش روزانه در فصل

یکی از پیچیده‌ترین و بحرانی‌ترین مسائلی که امروزه بر سر راه انسان‌ها در کره‌ی زمین قرار دارد، تغییر اقلیم است. آثار مخرب تغییر اقلیم برای بشر تا بدان جاست که در بین ۱۰ عامل تهدیدآمیز بشر در قرن ۲۱، مقام اول را به خود اختصاص داده است (Carter et al, 2007). براساس گزارش‌های سالانه هیأت بین الدول تغییر اقلیم (IPCC)، در شرایط گرمایش جهانی، تغییر الگوهای بارش رخ داده و وقوع مخاطراتی همچون چرخندها، خشکسالی، سیلاب، امواج گرمایی و ... در دهه‌های اخیر هم از نظر شدت و هم از نظر فراوانی؛ افزایش چشمگیری داشته‌اند (Alexander et al. 2018; Prusty et al. 2013; al., 2013). تغییر اقلیم باعث ایجاد تغییر در رژیم هیدرولوژی آب‌های سطحی در سطح جهان شده است به گونه‌ای که بارش و جریان‌های سطحی در عرض‌های جغرافیایی بالا و میانه بیشتر و در عرض‌های پایین کمتر شده و به همین دلیل احتمال مواجهه با رخداد‌های حدی اقلیمی مانند بارش‌های سنگین و خشکسالی افزایش یافته است (Lane et al, 1999; Gholipour et al 2021). پژوهش آسفاو و همکاران نشان دهنده‌ی روند افزایشی معنادار در شاخص خشکسالی پالمر، دمای بیشینه و کمینه و کاهش معنادار در بارش است (Asfaw et al, 2018).

بنابراین ارزیابی اثرات تغییر اقلیم و نیز توانایی سازگاری با آن، بیش از هر چیز دیگر مستلزم درک درستی از تغییر شرایط و رفتار اقلیم آینده است (Gunavathi & Selvakumar, 2021). امروزه محققین سرتاسر دنیا، داده‌های مدل‌های اقلیمی با وضوح بالا را بیش از پیش برای پیش‌نگری و ارزیابی رفتار اقلیم آینده مورد استفاده قرار می‌دهند (Giorgi et al. 2018).

امروزه مدل‌های سامانه اقلیم (GSM) یا سامانه زمین (ESM) که شامل مؤلفه‌های اصلی از قبیل جو، اقیانوس، جنس سطح زمین و کلاهک‌های قطبی هستند، به ابزارهایی قدرتمند برای درک و پیش بینی رفتار متغیرهای اقلیمی و به تبع آن تغییر اقلیم؛ تبدیل شده‌اند (Eyring et al., 2016; Rong et al, 2020). بر این اساس پروژه‌ی ریزمقیاس نمایی هماهنگ اقلیم منطقه‌ای (CORDEX)، در فرایندی

و همکاران، ۱۳۹۹، صالح نیا و همکاران، ۱۳۹۷) ولیکن تا کنون در زمینه ارزیابی توانمندی مدل‌های CMIP6 و روش‌های تصحیح اریبی پژوهشی انجام نشده است. با توجه به اینکه کمتر از ۲ سال است که جدیدترین داده‌های مدل‌های جفت شده پروژه مقایسه متقابل مرحله ششم (CMIP6) در اختیار محققین قرار گرفته است، جای خالی مطالعات مبتنی بر این داده‌ها در کشور ما بسیار احساس می‌شود.

داده‌های مدل‌های CMIP6 زیربنای اصلی گزارش ششم هیات بین‌الدول تغییرات اقلیمی (IPCC) را تشکیل می‌دهد. این داده‌ها با هدف پاسخ به سؤالات اصلی و علمی و تهیه گزارش‌های فنی IPCC، بهبود درک سیستم اقلیم، تخمینی از شرایط تغییر اقلیم و عدم قطعیت‌های مرتبط با آن در آینده، ارائه داده‌های ورودی برای پژوهش‌های مرتبط با سازگاری با تغییر اقلیم، آزمودن قابلیت پیش‌بینی پذیری اقلیم و نیز توانایی مدل‌ها برای پیش‌بینی اقلیم دهه‌های آینده و نهایتاً صحت‌سنجی مدل‌های مختلف در شبیه‌سازی داده‌های گذشته (هیستوریکال یا تاریخی) تهیه شدند. در این فاز، به بهبود و یا جایگزینی پیش‌نگری‌های اقلیمی چند مدل بر اساس سناریوهای جایگزین منتج از مقادیر انتشار گازهای گلخانه‌ای در آینده و تغییراتی که بشر در آینده در کاربری اراضی ایجاد می‌کند؛ پرداخته می‌شود. هدف از این سناریوها، کمک به دامنه بزرگی از مطالعات وسیع مبتنی بر سناریوهای اقلیمی، ارزیابی و بررسی تأثیرات مدل‌سازی‌های یکپارچه و تعیین آسیب‌پذیری جوامع و سازگاری آنها به تغییر اقلیم است که بخش مهمی از ارزیابی‌های پایه آتی IPCC را تشکیل می‌دهد. همین ارزیابی‌ها هستند که زمینه را برای بررسی طیف وسیعی از سؤالات علمی و سیاسی هدفمند که مرتبط با تجزیه و تحلیل‌های مبتنی بر سناریوهاست؛ مهیا می‌کنند.

در این راستا، هدف اصلی مطالعه حال حاضر، ارزیابی توانمندی سه روش آماری مقیاس‌نمایی شامل نسبت‌گیری خطی (LS)، نگاهت توزیع (DM) و تغییر دلتا (DC) در ریزمقیاس‌نمایی و تصحیح اریبی برونداد داده‌های دما و بارش در دو ایستگاه حوضه کشف رود در راستای مطالعات کاربردی تغییر اقلیم در این منطقه تحت سناریوهای جدید IPCC است. بنابراین این مطالعه با بکارگیری جدیدترین داده‌های فاز ششم مدل‌های اقلیمی CMIP6، صحت‌سنجی

های مختلف، اشاره کرد. در پژوهش‌های اخیر، تیواری و همکاران (۲۰۱۸) در پژوهش خود دو روش آماری تحلیل همبستگی کانونی و دینامیکی را برای یک دوره ۲۸ ساله مقایسه کردند. نتایج نشان داد داده‌های اصلاح اریبی شده RegCM از مهارت بهتری در پیش‌بینی بارش زمستانی نسبت به روش آماری برخوردارند. اختر و همکاران (۲۰۱۹) به منظور مقیاس‌نمایی برونداد ۱۲ مدل GCM، از دو روش مقیاس‌نمایی آماری (SDSM) و دینامیکی (RCM) استفاده کردند که نتایج نشان دهنده‌ی توانمندی و مهارت قابل قبول دو روش در مقیاس‌نمایی متغیرها بود. ژانگ و همکاران (۲۰۲۰) عملکرد مدل‌های آماری و دینامیکی در مقیاس‌نمایی دما در اقلیم‌های مختلف چین در سه سطح مقیاس برونداد دینامیکی با برونداد مدل، برونداد خام مدل و مقادیر مقیاس‌نمایی تصحیح اریبی و مقایسه برونداد مقیاس‌نمایی شده با مقادیر مشاهداتی را مورد بررسی قرار دادند. در پژوهشی دیگر، پهلوان و زهرایی (۱۳۹۳) در پژوهش خود نشان دادند مدل LARS-WG نسبت به مدل SDSM از مهارت بیشتری در شبیه‌سازی بارش‌های حدی برخوردار است. سبحانی و همکاران (۱۳۹۶)، بارش روزانه، کمینه، و بیشینه دمای روزانه شبیه‌سازی را با استفاده از سه مدل مقیاس‌نمایی SDSM، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و مدل مولد آب و هوایی LARS-WG برای منطقه شمال غرب ایران مقایسه کردند. تحلیل مکانی عملکرد سه مدل نشان داد بسته به نوع اقلیم، این مدل‌ها برای منطقه جنوب غرب آذربایجان شرقی و کردستان، به سبب ناپایداری‌های بیشتر، عملکرد پایین‌تری دارند. زرین و رودباری (۱۴۰۰) برای بررسی کارایی مدل‌های ریزمقیاس شده در شبیه‌سازی شدت بارش و پیش‌نگری رفتارهای آبی آن در ایران، خروجی چندگانه ۹ مدل از مدل‌های جفت شده پروژه مقایسه متقابل مرحله پنجم (CMIP5) را مورد بررسی قرار دادند و نتیجه گرفتند در آینده بارش در سراسر ایران با شدت بیشتری اتفاق خواهد افتاد. ارزیابی و پیش‌نگری‌هایی نیز با استفاده از مدل‌های CMIP6 برای ایران انجام شده است (بابائیان و همکاران، ۱۴۰۲). برای حوضه آبریز کشف رود، تا کنون پژوهش‌هایی با در ارتباط با مقیاس‌نمایی آماری و دینامیکی برونداد مدل‌های سری CMIP3 و CMIP5 انجام شده است (سیاری و همکاران، ۱۳۹۰، کوهی و همکاران، ۱۳۹۱، عطایی

بین طول‌های جغرافیایی ۵۸ درجه و ۲ دقیقه تا ۶۰ درجه و ۸ دقیقه و عرض‌های جغرافیایی ۳۵ درجه و ۴۰ دقیقه تا ۳۶ درجه و ۳ دقیقه با وسعتی در حدود ۱۶۵۰۰ کیلومتر مربع واقع شده است. ارتفاع متوسط حوضه از سطح دریا حدود ۱۳۳۵ متر می‌باشد. محدوده مطالعاتی دشت مشهد-چناران با مساحت ۳۳۱۹ کیلومتر مربع اصلی‌ترین و بزرگترین محدوده مطالعاتی حوضه کشف رود می‌باشد که در شمال غرب آن واقع شده است.

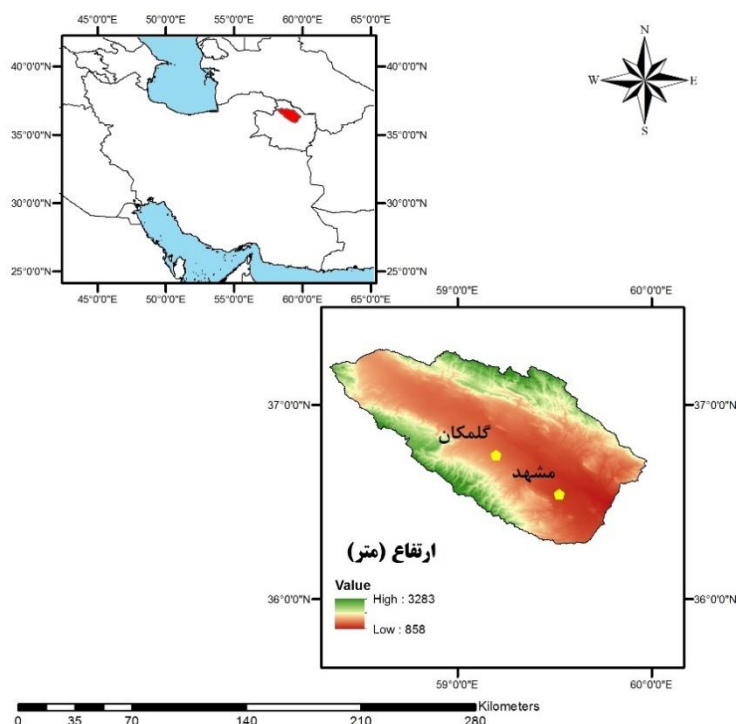
برای انجام این مطالعه از داده‌های مشاهداتی روزانه بارش، دمای کمینه و دمای بیشینه ۲ ایستگاه هواشناسی فعال در حوضه کشف رود شامل ایستگاه مشهد (عرض جغرافیایی ۳۶/۲۳۶ درجه، طول جغرافیایی ۵۹/۶۳۱ درجه و ارتفاع ۹۹۹/۲ متر) و گل‌مکان (عرض جغرافیایی ۳۶/۴۸۳ درجه، طول جغرافیایی ۵۹/۲۸۳ درجه و ارتفاع ۱۱۷۶ متر از سطح دریا)؛ برای دوره آماری ۱۹۸۹-۲۰۱۹ استفاده شد. شکل ۱ موقعیت مکانی ایستگاه‌های مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

برونداد این مدل‌ها و روش‌های ریزمقیاس را که امروزه بسیار مورد نیاز این حوزه کاری است، نشان خواهد داد. کاربرد روش مناسب در ریزمقیاس‌نمایی برون‌داد مدل‌های اقلیمی منجر به آرایه سناریوهای قابل اعتمادتر دما و بارش و درک بهتر و دقیق‌تر رفتار اقلیم آینده در حوضه کشف رود خواهد شد که در بخش‌های مختلف مرتبط با تغییرات اقلیمی خصوصاً مدیریت منابع آب، سیلاب، خشکسالی، کشاورزی و... که مستقیماً متأثر از اثرات این پدیده هستند، کاربرد دارد.

## مواد و روش‌ها

### داده‌های مشاهداتی و محدوده مورد مطالعه

حوضه کشف رود بخشی از حوضه آبریز قره قوم (جنوب غرب قره قوم) است که شامل محدوده‌های مطالعاتی مشهد-چناران، سنگ بست، نریمانی و آق دربند می‌باشد (شکل ۱). این حوضه به عنوان یکی از مهمترین حوضه‌های آبریز استان خراسان رضوی، در شمال این استان و شمال شرق کشور



شکل ۱: موقعیت مکانی ایستگاه‌های هواشناسی مشهد و گل‌مکان در حوضه آبریز کشف رود (نگارندگان، ۱۴۰۲).

## کنترل کیفی و همگنی داده‌های ایستگاه‌های مشهد و گل‌مکان

بررسی همگنی داده‌های بارش و دما یکی از ضروریات انجام کلیه مطالعات مبتنی بر سری‌های زمانی این داده‌ها است. داده‌هایی که مورد آزمون همگنی قرار می‌گیرند ابتدا باید کنترل کیفیت شوند. کنترل کیفی داده‌های روزانه بارش و دما شامل نبود عدد منفی برای بارش، کامل بودن روزهای یک ماه (نبود مثلاً روز ۳۲ ام یا بیشتر برای یک ماه)، عدم وجود اعداد افراطی خیلی بزرگ برای بارش مثلاً ۴۰۰ میلیمتر در یک روز، دمای بیشینه خیلی بزرگ (بیشتر از ۷۰+) و اعداد خیلی کوچک منفی برای دمای کمینه (کمتر از ۴۵-)، دمای کمینه همیشه کمتر از دمای بیشینه و ... می‌باشد (قلی پور و همکاران، ۱۳۹۹). در این مطالعه ابتدا سری‌های زمانی بارش و دما برای هر ۲ ایستگاه کنترل کیفیت شدند. همچنین بررسی همگنی و نیز همگن سازی سری‌های زمانی ناهمگن بارش و دما، توسط بسته‌های آماری (RHtests-dlyPrpc (Cao et al., 2013) و RHtestsV4 (Wang et al., 2014, 2010, 2000) در محیط نرم افزار آماری R صورت گرفت. برای انجام این آزمون‌ها، لازم است ابتدا همگنی در سری‌های ماهانه بررسی شود تا موقعیت زمانی تقریبی نقاط شکست شناسایی شوند. سپس موقعیت زمانی دقیق به کمک داده‌های روزانه شناسایی می‌شود و در صورت تشخیص این نقاط شکست بعنوان نقطه شکست واقعی، سری همگن می‌شود. تشخیص واقعی بودن یا نبودن، به نوع نقطه شکست شناسایی شده، وجود شناسه داده معتبر برای هر ایستگاه و هر گونه اطلاعات دقیق از وقایع موجود در ایستگاه (شامل جابجایی سکوی هواشناسی، تغییر یا جابجایی ادوات دیدبانی و ...) بستگی دارد.

## غربالگری مدل‌های CMIP6

برای انجام هر کاری مبتنی بر ریزمقیاس نمایی داده‌های مدل‌های گردش بزرگ مقیاس جوی و ارائه پیش‌نگری برای دوره‌های آتی، غربالگری مدل‌ها عامل مهم و حساسی است. برونداد مدل‌های CMIP6 در دو گروه داده با دو دوره و شرایط اجرای متفاوت بدست می‌آیند به تفکیک معرفی می‌شوند.

## داده‌های تاریخی

داده‌های تاریخی دوره‌ای را پوشش می‌دهد که برای آن داده مشاهداتی وجود داشته است. این داده‌ها حاصل اجرای مدل‌های گردش بزرگ مقیاس جوی GCM برای اقلیم گذشته است و می‌تواند به عنوان یک دوره مرجع برای مقایسه و صحت سنجی متغیرهای اقلیمی شبیه‌سازی شده مورد استفاده قرار گیرد. دوره تحت پوشش داده‌های CMIP5 از ۱۸۵۰-۲۰۰۵ است. اما دوره تحت پوشش داده‌های CMIP6 تا ۲۰۱۴ است. یکی از نقاط قوت مطالعه پیش رو استفاده از جدیدترین داده‌های فاز ششم و تلاش در جهت معرفی بهترین روش ریزمقیاس نمایی آماری برای متغیرهای دما و بارش که تا کنون در این زمینه برای مدل‌های سری CMIP6 پژوهشی‌های زیادی انجام نشده است جای خالی مطالعات اینچنینی شدیداً در کشور ما احساس می‌شود و خیلی از محققین به دلیل نبود نتایجی بروز، کماکان برای انتخاب مدل و روش‌های ریزمقیاس نمایی در مناطق مختلف کشور سردرگم هستند. در سال‌های اخیر، پایگاه داده کوپرنیک که زیر نظر مرکز اروپایی پیش‌بینی‌های میان مدت جوی (ECMWF) اروپا فعالیت می‌کند، برای تهیه و جمع‌آوری داده‌های اقلیمی، مشاهداتی، ماهواره‌ای و ... کمک شایانی به محققین این حوزه کرده است. این پایگاه داده، امکان غربالگری اولیه مدل‌ها و نیز تامین بازه زمانی و مکانی دلخواه را برای محققین فراهم کرده است.

## سناریوهای آتی دما و بارش برای پیش‌نگری اقلیم آینده

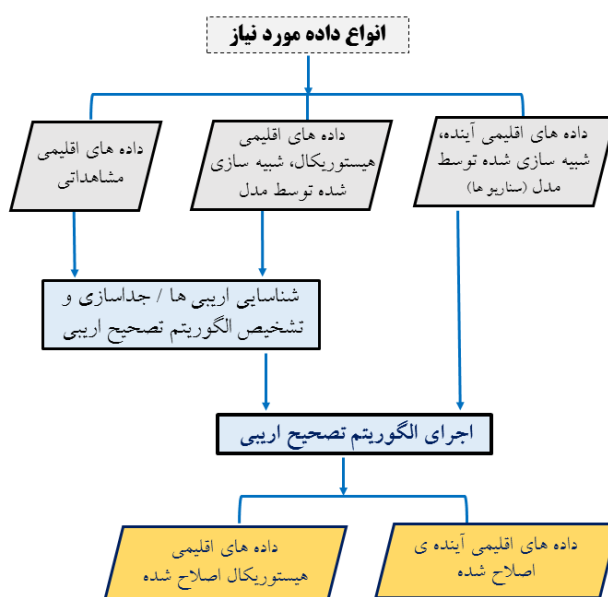
داده‌های پیش‌نگری اقلیمی با اجرای مدل از دو مسیر تأمین می‌شوند می‌دهد و دوره تحت پوشش آن معمولاً ۲۰۰۶-۲۱۰۰ است. اما برونداد برخی مدل‌ها تحت سناریوهای RCP و SSP برای بازه ۲۱۰۰-۲۳۰۰ نیز در دسترس هستند. مسیر مبتنی بر سناریوهای واداشت‌های تابشی (RCP) و مسیر مشترک اجتماعی-اقتصادی (SSP) که در مورد افزایش و پراکنش جمعیت در سرتاسر دنیا، تولید ناخالص داخلی، درآمد و چگونگی توسعه یافتگی جوامع بحث می‌کند. در این مسیر با در نظر گرفتن فرض‌های مختلف در مورد رشد جمعیت، رشد اقتصادی مناطق مختلف، مصرف انرژی آنها و نیز تامین منابع و کاربری اراضی در قرن جاری؛ سیر انتشار گازهای گلخانه‌ای و کاربری اراضی در سطوح مختلف

می‌کند. بنابراین برای تشخیص اریبی ابتدا باید بین متغیرهای اقلیمی مشاهداتی و تاریخی شبیه‌سازی شده هر مدل، الگوریتم تصحیح اریبی که منجر به اصلاح داده‌های تاریخی می‌شود؛ شناسایی شود (Hendrik et al. 2016). سپس این الگوریتم روی داده‌های تاریخی و سناریو اعمال شود تا داده‌های آنها اصلاح شده و بیش برآورد یا کم برآورد این مدل‌ها نسبت به مقادیر مشاهداتی تصحیح گردد. شکل ۲ روش شناسی انجام این مراحل را نشان می‌دهد (Rathjens et al., 2016).

وداشت تابشی کره زمین در سال‌های آتی پیش‌نگری می‌شود (زرین و همکاران، ۲۰۲۲).

### CMhyd

CMhyd نرم‌افزاری است که برای شبیه‌سازی، ریزمقیاس نمایی آماری و تصحیح اریبی داده‌های اقلیمی در ایستگاه‌های مستقر در یک حوضه آبریز استفاده می‌شود. بنابراین برای هر ایستگاه ابتدا باید داده‌های مدل مدنظر را استخراج و تصحیح اریبی کرد. فرایند تصحیح اریبی با بکارگیری الگوریتم‌های تبدیل، خروجی مدل‌های اقلیمی را در سطح ایستگاه اصلاح



شکل ۲- روش شناسی چارچوب فرایند ریزمقیاس نمایی یا تصحیح اریبی با CMhyd (Rathjens et al., 2016)

در این مطالعه جدیدترین و کامل‌ترین داده‌های سه مدل اقلیمی مبتنی بر روابط بین جو، اقیانوس و زمین AOGCM از سری CMIP6 استخراج شد. سه مدل MRI-ESM2-0، ACCESS-CM2 استرالیا و MIROC6 ژاپن به دلیل اینکه سال‌های کیبسه را پشتیبانی می‌کنند (تقویم ۳۶۶ روزه)، انتخاب شدند. جدول ۱ مشخصات هر مدل نشان می‌دهد.

داده‌های سری‌های زمانی مدل‌های اقلیمی معمولاً با فرمت netCDF هستند. در این نوع فایل‌ها داده‌ها با فرمت ".nc" در چندین سطح و چندین بعد بصورت باینری رمزگشایی می‌شوند. CMhyd، شناسه داده این فایل‌ها را خوانده و براساس نقاط شبکه اطراف آن ایستگاه (۴ نقطه شبکه)، سری‌های زمانی مربوط به ایستگاه مذکور را از فایل nc استخراج می‌کند.

جدول ۱- ویژگی مدل‌های اقلیمی منتخب از فاز ششم CMIP6 (Babaousmail, et al. 2022)

نام مدل	کشور/مرکز ارایه دهنده	قدرت تفکیک مکانی جو
MRI-ESM2-0	موسسه پژوهش‌های هواشناسی-ژاپن	$1/125^{\circ} \times 1/125^{\circ}$
ACCESS-CM2	سازمان پژوهش‌های علمی و صنعتی مشترک المنافع و اداره هواشناسی-استرالیا	$1/25^{\circ} \times 1/875^{\circ}$
MIROC6	آژانس علوم و فناوری دریایی-زمینی ژاپن، موسسه تحقیقات جو و اقیانوس، دانشگاه توکیو، موسسه ملی مطالعات محیطی و مرکز RIKEN علوم محاسباتی-ژاپن	$1/4^{\circ} \times 1/4^{\circ}$

$$P_{hst,m,d}^{cor} = P_{hst,m,d} \times \left[ \frac{\mu(P_{obs,m,Q})}{\mu(P_{hst,m,Q})} \right] \quad (1)$$

$$T_{hst,m,d}^{cor} = T_{hst,m,d} + [\mu(T_{obs,m}) - \mu(T_{hst,m})] \quad (2)$$

روش "نگاشت توزیع"، بر مبنای این فرض است که هر دو متغیر اقلیمی مدل و مشاهداتی از یک توزیع فراوانی خاص پیروی می‌کنند (Piani et al., 2010). در این روش، تصحیح اریبی به کمک تابع توزیع تجمعی مقادیر شبیه‌سازی شده، مطابق با تابع توزیع مشاهداتی صورت می‌گیرد. بنابراین یک تابع توزیع انتقال ایجاد می‌کند که تغییر در توزیع وقوع بارش و دما را نشان خواهد داد (همانند تابع توزیع گامای نمایی برای اصلاح اریبی‌های داده‌های بارش). در روش "تغییر دلتا" مقادیر ناهنجاری شبیه‌سازی‌های آینده را مستقیماً بجای انحراف داده‌های واقعی، قرار می‌دهد و سپس داده‌های تاریخی را شبیه‌سازی می‌کند. بنابراین توجه به این نکته بسیار حائز اهمیت است که روش تغییر دلتا با بقیه روش‌ها متفاوت است. این روش شبیه‌سازی‌های مدل‌های اقلیمی را تصحیح نمی‌کند بلکه فقط داده‌های مشاهداتی را بر اساس مقدار تغییرات متغیرهای اقلیمی در دوره‌های آتی اصلاح می‌کند. لذا این روش برای صحت سنجی نتایج مدل‌ها کاربردی نخواهد داشت. زیرا تقریباً تمام داده‌های تولیدی آن منطبق بر همان داده‌های مشاهداتی است (Teutschbein & Seibert, 2012). در ادامه، در بخش نتایج همین پژوهش نشان داده می‌شود که اعدادی که برای RMSE و اریبی براساس این روش بدست می‌آید صفر است و تقریباً تمام ضرایب همبستگی روزانه و ماهانه ۱۰۰ درصد می‌باشد. با این وجود در پژوهش‌های انجام شده، از این روش به منظور ارایه سناریوهای آتی متغیرهای اقلیمی استفاده می‌شود.

### روش‌های تصحیح اریبی و ریزمقیاس‌نمایی آماری

امروزه استفاده از شبیه‌سازی مدل‌های اقلیمی سرعت بسیاری گرفته اما کماکان ریسک استفاده از این داده‌ها به دلیل وجود اریبی وجود دارد. برای به حداقل رساندن این اریبی‌ها، امروزه چندین روش تصحیح اریبی با استفاده از روش‌هایی با مقیاس‌بندی ساده تا روش‌های چند مقیاسه، استفاده می‌شود تا دقت شبیه‌سازی‌ها افزایش پیدا کند. اما با این حال لازم است از نتایج شبیه‌سازی مدل‌های اقلیمی برای دما و خصوصاً بارش، با احتیاط استفاده شود. برخی از این اریبی‌ها ناشی از خطای سیستماتیک خود مدل هستند. با این وجود، استفاده از تکنیک‌های تصحیح اریبی کمک شایانی در به حداقل رساندن این اختلافات دارد. این روش‌ها با بکارگیری الگوریتم‌های تبدیل در ریاضیات و علم آمار، به اصلاح خروجی‌های مدل‌های اقلیمی می‌پردازند. فرض بر این است که الگوریتم اصلاح اریبی در شرایط اقلیمی حال و آینده ثابت باقی بماند. چندین روش تصحیح اریبی برای ریزمقیاس کردن داده‌های اقلیمی وجود دارد که شامل نسبت گیری خطی، نسبت گیری شدت مکانی، تبدیل توانی، نسبت گیری واریانس، نگاشت توزیع و تغییر دلتا می‌باشد.

در این مطالعه فرایند ریزمقیاس‌نمایی و تصحیح اریبی با سه روش نسبت گیری خطی، تغییر دلتا و نگاشت توزیع انجام شده است. روش "نسبت گیری خطی" یک ضریب اصلاح شده ثابت را که از اختلاف بین شبیه‌سازی مدل و مقادیر مشاهداتی برای هر ماه بدست می‌آید، بکار می‌برد. بارش با ضرب یک عبارت و دما با اضافه شدن یک عبارت (به ترتیب رابطه ۱ و ۲) اصلاح می‌شود. فرض بر این است که ضرایب و فاکتورهای اصلاحی اعمال شده در شرایط فعلی داده‌ها و شرایط آینده شان ثابت باقی بماند.

این ضریب بین +۱ و -۱ است. اگر زوج‌ها هماهنگ یعنی اگر  $x_i < x_j < y_i < y_j$  باشد، مقدار ضریب برابر ۱، اگر تمام زوج‌ها ناهماهنگ یعنی اگر  $x_i < x_j < y_i > y_j$  باشد مقدار ضریب -۱ و اگر دو متغیر مستقل باشند، ضریب صفر خواهد بود.

RMSE (رابطه ۴) به انحراف معیار داده‌های مرجع بستگی دارد. مقادیر بهینه RMSE صفر هستند و یک تناسب کامل بین مجموعه داده‌های دیدبانی و دوره تاریخی مدل را نشان می‌دهند.

$$RMSE = \sqrt{(n-1) \sum_{i=1}^n (S_i - O_i)^2} \quad (4)$$

اریبی نسبی (رابطه ۵) برای تشخیص تفاوت بین دو مجموعه داده به کار می‌رود. مقادیر منفی آن فرا برآورد مجموعه داده‌های CMIP6 را نشان می‌دهد.

$$Bias = (\sum_{i=1}^n (O_i - S_i) / (\sum_{i=1}^n O_i)) \quad (5)$$

نمودار تیلور (Taylor, 2001)، روابط آماری بین دو میدان، یک میدان آزمون (اغلب نشان دهنده یک میدان شبیه سازی شده توسط یک مدل) و یک میدان مرجع (معمولا نشان دهنده واقعیت بر مبنای مشاهدات) را نشان می‌دهد. دلیل اینکه هر نقطه این نمودار در فضای دو بعدی قادر است سه آماره را همزمان نشان دهد، استفاده از رابطه زیر می‌باشد:

$$E^2 = \text{Var}(X_r - X_f) = \sigma_f^2 + \sigma_r^2 - 2\sigma_f\sigma_r R \quad (6)$$

در این رابطه،  $X_r$  و  $X_f$  به ترتیب نشان دهنده کمیت میدان آزمون و کمیت میدان مرجع،  $R$  ضریب وابستگی بین میدان‌های مرجع و آزمون،  $E^2$  تفاوت مرکزی شده RMS بین میدان‌ها،  $\sigma_f^2$  و  $\sigma_r^2$  واریانس به ترتیب میدان‌های مرجع و مورد آزمون می‌باشند.

## نتایج

در این مطالعه ابتدا داده‌های سری‌های زمانی روزانه بارش و دمای دو ایستگاه همدید مشهد و گل‌مکان، مستقر در حوضه کشف رود کنترل کیفی اولیه شد. سپس همگنی این داده‌ها مورد بررسی قرار گرفت. گل‌مکان در دمای بیشینه، کمینه و بارش همگن بود. مشهد برای سری‌های زمانی بارش و دمای کمینه همگن بود اما برای دمای بیشینه یک نقطه شکست در تاریخ ۱۹۹۴/۰۹/۳۰ داشت که در سری همگن شد و سپس داده‌های آن مورد استفاده قرار گرفت. داده‌های

## معیارهای ارزیابی مدل

برای ارزیابی داده‌های دما و بارش شبیه سازی شده با داده‌های دیدبانی از ۵ معیار ارزیابی ضریب همبستگی پیرسون ( $r$ )، توی کندال ( $\tau$ ) و ضریب همبستگی اسپیرمن، مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) و شاخص اریبی (BIAS) استفاده می‌شود.

آماره‌ی ضریب همبستگی پیرسون ( $r$ ) که به درجه همبستگی خطی مربوط می‌شود و دامنه آن بین -۱ تا ۱ می‌باشد، طبق رابطه ۱ محاسبه می‌شود.

$$r = \sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})(S_i - \bar{S}) / \sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2 \sum_{i=1}^n (S_i - \bar{S})^2} \quad (1)$$

که در آن  $n$  تعداد نمونه‌ها،  $O_i$  دما یا بارش دیدبانی در روز  $i$ ام،  $S_i$  دما یا بارش به دست آمده از داده‌های مدل منتخب در روز  $i$ ام و  $\bar{O}$  و  $\bar{S}$  مقادیر متوسط  $O_i$  و  $S_i$  در  $n$  امین ماه می‌باشد (Pomeon et al 2017).

ضریب همبستگی رتبه‌ای اسپیرمن میزان تمایل یک متغیر به پیروی کردن از مقدارهای متغیر دیگر را نشان می‌دهد. در این نوع ضریب، به جای مقدارها، از رتبه‌ها استفاده می‌شود. اگر  $X_1, X_2, \dots, X_n$  و  $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$  رتبه‌های مربوط به مقادیر  $X_1, X_2, \dots, X_n$  و  $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$  باشد مقدار ضریب  $\rho$  از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$\rho(x, y) = \frac{\text{cov}(r_x, r_y)}{s_{r_x} s_{r_y}} \quad (2)$$

ضریب اسپیرمن شدت رابطه خطی را ارزیابی نمی‌کند. به عبارت دیگر، ممکن است این ضریب برابر با ۱ باشد در حالی که رابطه خطی بین دو متغیر وجود نداشته باشد. در این پژوهش، معنی‌داری این ضریب در سطح ۰/۰۵ مورد آزمون قرار گرفته است.

ضریب همبستگی کندال (Kendall, 1948) یکی دیگر از ضرایب همبستگی رتبه‌ای است.  $\tau$  که یک آماره ناپارامتری است برای زوج‌های  $(y_1, x_1), (y_2, x_2), \dots, (y_n, x_n)$  محاسبه این آماره با استفاده از ضریب علامت به صورت رابطه ۳ انجام می‌شود. اگر علامت  $x$  مثبت باشد  $\text{sgn}$  برابر ۱ و در صورتی که منفی باشد،  $\text{sgn}$  برابر -۱ خواهد بود. در صورتی که  $x$  برابر با صفر باشد، مقدار  $\text{sgn}$  صفر می‌شود.

$$\tau = \frac{2}{n(n-1)} \sum_{i < j} \text{sgn}(x_i - x_j) \text{sgn}(y_i - y_j) \quad (3)$$



سه مدل، با سه روش تا سطح ایستگاه‌ها با استفاده از مدل CMhyd ریز و اصلاح اریبی شدند. در جداول ۲ تا ۴ نتایج جامعی از معیارهای ارزیابی معرفی شده در بخش ۲ برای هر دو ایستگاه مشهد و گلکان ارائه شده است.

تاریخی و همچنین داده‌های سه سناریوی SSP126، SSP245 و SSP585 سه مدل منتخب MRI-ESM2-0، MIROC6 و ACCESS-CM2 از مجموعه داده‌های پایگاه کوپرنیک استخراج شد (جدول ۱). در ادامه، برونداد

جدول ۲- RMSE، ضرایب همبستگی و اریبی برای داده‌های دما و بارش مشهد و گلکان مدل MRI-ESM2-0 (نگارندگان، ۱۴۰۲).

نام مدل: MRI- ESM2-0	بارش: pr			دمای بیشینه: Tmax			دمای کمینه: Tmin				
	بارش: pr			دمای بیشینه: Tmax			دمای کمینه: Tmin				
	ls	dc	dm	ls	dc	dm	ls	dc	dm		
مشهد	همبستگی	کوئرف	استیرمن	پیرسون	کوئرف	استیرمن	پیرسون	کوئرف	استیرمن	پیرسون	
		RMSE	۱.۳	۰.۷	۱۹.۰	۱۶.۰	۰۰۰.۵۰-	۷.۲	۰.۵	۱۸.۰	۱۵.۰
		RMSE	۲.۲	۰.۲	۳۷.۱۷	۶.۰	۷.۰	۴۹.۰	۰.۲	۰۰۰.۳۰-	
	ارایی	RB	۰.۲۳	۰.۰۰	۰.۲۳	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۲۳	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰
		RMSE	۰.۲۳	۰.۰۰	۰.۲۳	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۲۳	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰
		RMSE	۰.۲۳	۰.۰۰	۰.۲۳	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۲۳	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰
	گلکان	کوئرف	استیرمن	پیرسون	کوئرف	استیرمن	پیرسون	کوئرف	استیرمن	پیرسون	
		RMSE	۱.۳	۰.۷	۱۹.۰	۱۶.۰	۰۰۰.۵۰-	۷.۲	۰.۵	۱۸.۰	۱۵.۰
		RMSE	۲.۲	۰.۲	۳۷.۱۷	۶.۰	۷.۰	۴۹.۰	۰.۲	۰۰۰.۳۰-	
	ارایی	RB	۰.۲۳	۰.۰۰	۰.۲۳	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۲۳	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰
		RMSE	۰.۲۳	۰.۰۰	۰.۲۳	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۲۳	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰
		RMSE	۰.۲۳	۰.۰۰	۰.۲۳	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۲۳	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰

جدول ۳- RMSE، ضرایب همبستگی و اریبی برای داده‌های دما و بارش مشهد و گلکان مدل ACCESS-CM2 (نگارندگان، ۱۴۰۲).

نام مدل: ACCESS- ۲CM	بارش: pr									دمای بیشینه: Tmax						دمای کمینه: Tmin						
	ls			dc			dm			ls			dc			dm						
	روزانه	ماهانه	روزانه	روزانه	ماهانه	روزانه	روزانه	ماهانه	روزانه	روزانه	ماهانه	روزانه	ماهانه	روزانه	روزانه	ماهانه	روزانه	ماهانه				
مشهد	ریشه میانگین مربعیات خطا	RMSE	۴.۳	۴.۲۳	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰	۲.۴	۷.۲۷	۲.۷	۳.۳	۰.۰۱۱.۰	۰.۰۱۱.۰	۸.۶	۱.۳	۷.۴	۲۷.۲	۰.۰۰	۷۵.۴	۳۴.۲		
		پیرسون	۰.۳۰	۵.۰	۰.۰۱	۰.۰۱	۰.۰۱	۰.۲۰	۴.۰	۷۸.۰	۹۴.۰	۰.۰۱	۰.۰۱	۸.۰	۹۵.۰	۸۵.۰	۹۶.۰	۰.۰۱	۸۵.۰	۹۵۷.۰		
		همبستگی	اسپیرمن	۱۶.۰	۶۴.۰	۰.۰۱	۰.۰۱	۰.۰۱	۹.۰	۶.۰	۸.۰	۹۴.۰	۰.۰۱	۰.۰۱	۸۱.۰	۹۳۵.۰	۸۴۷.۰	۹۵۸.۰	۰.۰۱	۸۴۶.۰	۹۵۶.۰	
	کنترل	۱۳.۰	۴۵.۰	۰.۰۱	۰.۰۱	۰.۰۱	۰.۸۰	۴.۰	۵۸.۰	۷۷.۰	۰.۰۱	۹۹۹.۰	۰.۰۱	۶.۰	۷۹.۰	۶۶۵.۰	۸۱.۰	۹۹۹.۰	۶۶.۰	۸.۰		
		اریبی	RB	۰.۰۰۵.۰	۰.۳۰	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۴۰	۱۶۵.۱	۰.۰۷۲.۰	۰.۰۱۷.۰	۰.۰۰۵.۰	۰.۰۰۵.۰	۰.۰۶۷.۰	۰.۰۱۳.۰	۰.۰۰۶.۰	۰.۰۰۱.۰	۰.۰۰۰.۰	۰.۰۰۰.۰	۰.۰۰۶.۰	۰.۰۳۳.۰	
		ریشه میانگین مربعیات خطا	RMSE	۹۵.۲	۷.۱۹	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۰	۵.۳	۲۳	۱۶.۷	۲.۳	۰.۰۰	۰.۰۰	۷.۶	۳	۸۵.۴	۳.۲	۰.۰۰	۰.۵.۵	۴.۲	
	گلکان	ریشه میانگین مربعیات خطا	پیرسون	۰.۳۹.۰	۵.۰	۰.۰۱	۰.۰۱	۰.۲۴.۰	۴.۰	۷۸.۰	۹۴.۰	۰.۰۱	۰.۰۱	۸.۰	۹۵.۰	۸۲.۰	۹۵.۰	۹۵.۰	۰.۰۱	۸۳.۰	۹۴.۰	
			همبستگی	اسپیرمن	۱۶.۰	۶۵.۰	۰.۰۱	۰.۰۱	۱.۰	۶۱.۰	۸.۰	۹۴.۰	۰.۰۱	۰.۰۱	۸۲.۰	۹۵.۰	۸۳۶.۰	۹۵.۰	۹۵.۰	۰.۰۱	۸۳.۰	۹۴۸.۰
			کنترل	۱۴.۰	۴۷.۰	۰.۰۱	۰.۰۱	۰.۰۱	۱.۰	۴۳.۰	۵۹.۰	۷۸.۰	۰.۰۱	۰.۰۱	۶۱.۰	۹۵.۰	۶۳.۰	۸.۰	۰.۰۱	۶۲.۰	۷۹.۰	
		اریبی	RB	۰.۱۲.۰	۳۸.۰	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۴۰	۱۸.۱	۰.۱۴.۰	۰.۱۶.۰	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۰۷.۰	۰.۱.۰	۰.۳۶.۰	۰.۳۲.۰	۰.۰۰	۰.۰۰	۰.۳۵.۰	۰.۳.۰	



حوضه کشف رود دارد. اگر هدف محقق فقط ریزمقیاس نمایی به روش DM باشد، برای بارش در مشهد از مدل MRI و در گلکان از مدل ACCESS نتایج بهتری اخذ می‌شود. برای دمای بیشینه مشهد، مدل MRI و برای گلکان مدل MIROC نتایج بهتری تولید می‌کند. برای دمای کمینه به روش DM نیز در هر دو ایستگاه مدل MRI نتایج دقیق‌تری را شبیه‌سازی می‌کند. مجددا تاکید می‌شود روش DC شبیه‌سازی‌های مدل‌های اقلیمی را تصحیح نمی‌کند بلکه فقط ناهنجاری در شبیه‌سازی‌های آینده را شناسایی می‌کند و به کمک داده‌های مشاهداتی، داده‌های تاریخی را تولید می‌کند.

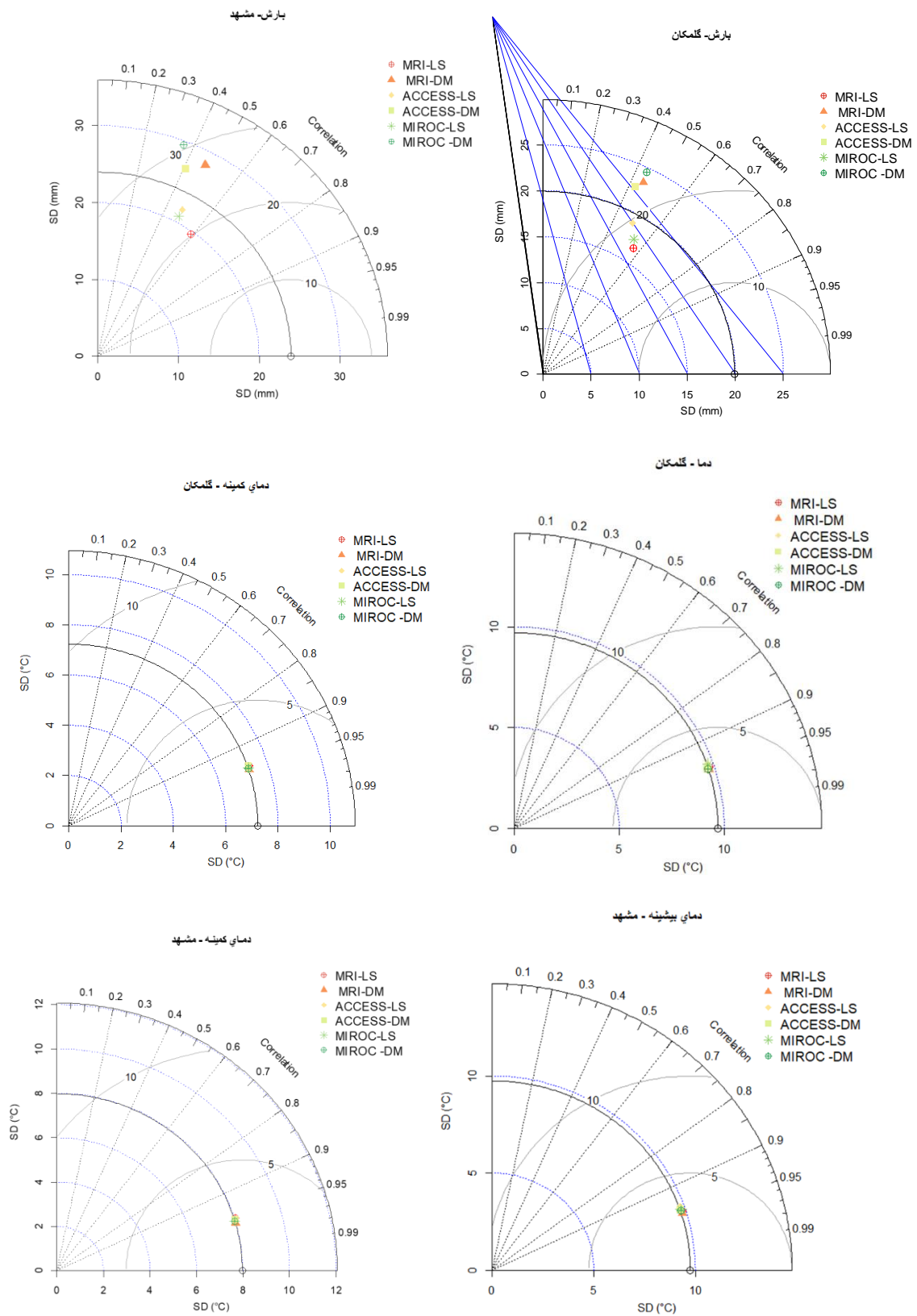
مثبت بودن اریبی، تقریباً در تمام اعداد گزارش شده برای بارش روزانه و ماهانه در هر سه مدل، نشان دهنده بیش برآوردی برای مقادیر شبیه‌سازی شده طی دوره پایه توسط این مدل‌ها خواهد بود و هر چه این اعداد بزرگتر باشند، مقادیر شبیه‌سازی شده از مقدار واقعی بزرگتر خواهد بود. با توجه به قدرت بسیار بالای مدل‌ها در شبیه‌سازی داده‌های دما، مقادیر خیلی کم اریبی در این داده‌ها که اکثراً از نوع مثبت هستند و گاهی منفی (کدام مدل و به چه مقدار)، تاییدی بر دقت بالای داده‌های شبیه‌سازی شده هستند. مثلاً بیشترین مقدار اریبی در داده‌های بارش ماهانه برای مشهد در مدل MIROC<sup>۶</sup> با  $1/6$  میلی‌متر اختلاف در روش DM مشاهده می‌شود. همچنین در مقایسه بین ایستگاهی، نتایج نشان می‌دهد دقت شبیه‌سازی‌های بارش و دما، تقریباً در تمام مدل‌ها، در محدوده گلکان کمی بیش از مشهد خواهد بود (بجز دمای کمینه در مدل MIROC) چرا که مقادیر RMSE گلکان نسبت به مشهد برای هر مدل کمتر است. شکل ۳ نمودار تیلور این نتایج را جهت تصمیم‌گیری بهتر محققین به نمایش می‌گذارد.

مدل‌ها توانایی بالایی برای شبیه‌سازی داده‌های ماهانه دارند روزانه بارش ندارند، اما داده‌های ماهانه را با ضرایب همبستگی پیرسونی حدود ۴۰ تا ۶۰ درصد با روش‌های مختلف، شبیه‌سازی کرده‌اند.

بهترین همبستگی بین مقادیر روزانه و ماهانه بارش واقعی و شبیه‌سازی شده در مشهد را مدل MRI به ترتیب با ۱۹٪ و ۷۱٪ به روش اسپیرمن پیرسون (معنی‌دار در سطح ۰/۰۵) بدست آمد که برای گلکان نیز ۱۸٪ و ۷۰٪ است (استفاده از سایر نتایج همبستگی همانند کندال یا اسپیرمن بسته به هدف محقق می‌تواند تغییر کند اما آنها نیز نتایجی همسو با روش اسپیرمن دارند). همچنین برای دمای بیشینه و دمای کمینه نیز مجموعاً روش DM نتایج بهتر و دقیق‌تری ارائه داد. در ایستگاه مشهد برای دمای بیشینه روزانه و ماهانه به ترتیب ۸۳٪ و ۹۵/۲٪ همبستگی بین مقادیر واقعی و شبیه‌سازی شده در مدل MRI و برای گلکان نیز ۸۴٪ و ۹۵٪ همبستگی در مدل MIROC در روش DM وجود دارد. برای دمای کمینه روزانه و ماهانه به ترتیب در مشهد ۸۷٪ و ۹۶٪ و گلکان نیز ۸۳٪ و ۹۵/۲٪ همبستگی به روش پیرسون (معنی‌دار در سطح ۰/۰۵)؛ نشان از قدرت بالای مدل‌ها و نیز روش‌های ریزمقیاس نمایی موجود در نرم افزار Cmhyd دارد.

از بین سه روش ریزمقیاس‌نمایی، در تمام مدل‌ها و هر دو ایستگاه برای بارش روزانه و ماهانه؛ روش LS نتایج بهتر (خاکستری رنگ) و توانایی شبیه‌سازی‌های دقیق‌تری را دارد. اما برای داده‌های دمای بیشینه و کمینه روش DM نتایج بهتری تولید می‌کند (بجز دمای کمینه در مدل ACCESS-CM<sup>۲</sup> که در آن روش LS هم برای مشهد و هم برای گلکان اندکی بهتر است). بنابراین به عنوان اولین نتیجه، در حوضه کشف رود استفاده از روش LS برای ریزمقیاس‌نمایی و پیش‌نگری رفتار بارش و روش DM نیز برای دمای بیشینه و کمینه مناسب‌تر خواهد بود.

اگر محقق بسته به اهداف خود بخواهد فقط با تمرکز بر یک روش ریزمقیاس‌نمایی، مدل‌های برتر را انتخاب کند؛ نتایج جدیدی حاصل می‌شود. اگر هدف فقط ریزمقیاس‌نمایی به روش LS باشد برای بارش و دمای بیشینه مجموعاً مدل MRI-ESM<sup>۲۰</sup> نتایج بهتری برای مشهد و گلکان تولید می‌کند (اعدادی که زیرشان خط کشیده شده)، اما برای دمای کمینه مدل ACCESS-CM<sup>۲</sup> عملکرد بهتری در



شکل ۳- نمودار تیلور داده‌های ماهانه بارش، دمای کمینه و دمای بیشینه مشاهداتی و شبیه‌سازی شده بر اساس سه مدل CMIP

## بحث و نتیجه‌گیری

ریزمقیاس‌نمایی و تصحیح اریبی ناشی از خرد کردن داده‌های مدل‌های گردش کلی جو، مستلزم انتخاب بهترین روش‌های آماری جهت حصول صحیح‌ترین نتایج برای پیش‌نگری‌های آتی رفتار تغییر اقلیم در هر منطقه است. این مطالعه با هدف انتخاب بهترین روش و نیز دقیق‌ترین مدل برای حوضه کشف رود، در دو ایستگاه همدید مستقر در این حوضه، با استفاده از داده‌های بارش، دمای کمینه و دمای بیشینه روزانه و ماهانه خروجی گرفته شده از سه مدل MRI-ESM-۲۰، ACCESS-CM۰۲ و MIROC۶ انجام شد.

نتایج این پژوهش نشان می‌دهد روش LS برای داده‌های بارش و روش DM برای داده‌های دما از دقت بالاتری در ایستگاه‌های منتخب حوضه کشف رود برخوردار هستند. از آنجایی روش DC، شبیه‌سازی‌های مدل‌های اقلیمی را تصحیح نمی‌کند، بنابراین نتایج آن در این مقاله کاربردی نخواهد داشت. در ریزمقیاس‌نمایی به روش LS برای بارش و دمای بیشینه مجموعاً مدل MRI-ESM-۲۰ نتایج بهتری برای مشهد و گل‌مکان دارد اما برای دمای کمینه مدل ACCESS-CM۲ عملکرد بهتری در حوضه کشف رود دارد. در ریزمقیاس‌نمایی به روش DM، برای بارش در ایستگاه مشهد از مدل MRI و در گل‌مکان از مدل ACCESS نتایج بهتری اخذ می‌شود. برای دمای بیشینه مشهد مدل MRI و برای گل‌مکان مدل MIROC نتایج بهتری تولید می‌کند. برای دمای کمینه به روش DM نیز در هر دو ایستگاه مدل MRI نتایج دقیق‌تری را شبیه‌سازی می‌کند. بنابراین با توجه به نتایج بدست آمده، از بین این سه مدل، بهترین رتبه برای شبیه‌سازی‌های بارش و دما به مدل MRI و رتبه دوم و سوم به ترتیب به ACCESS و MIROC تعلق خواهد گرفت. هر سه مدل توانایی بسیار بالایی در شبیه‌سازی داده‌های دمای کمینه و بیشینه روزانه و ماهانه دارند. به دلیل تغییرات مکانی و زمانی بسیار زیاد بارش، مدل‌ها، توانایی بالایی در شبیه‌سازی‌های این داده‌ها ندارند که این نتیجه در توافق با تمام مطالعاتی است که تاکنون در این زمینه انجام شده است. اما مدل MRI-ESM-۲۰ نسبت به دو مدل دیگر با حدود ۷۰ درصد همبستگی به روش اسپیرمن، بین داده‌های واقعی و داده‌های شبیه‌سازی شده ماهانه بارش به

روش خطی، از توانایی بالاتری نسبت به سایر مدل‌ها برخوردار است. مدل MIROC نیز به دلیل داشتن بیشترین مقدار اریبی‌ها در داده‌های شبیه‌سازی شده خصوصاً بارش، از کارایی کمتری نسبت به سایر مدل‌ها در حوضه کشف رود برخوردار است. در مطالعه‌ای مشابه، عطایی و همکاران توانمندی سه روش آماری و دینامیکی را برای حوضه کشف رود بررسی کرده و به این نتیجه رسیدند که دو روش SDSM و RegCM همخوانی بیشتری در برآورد تفاوت بارش (کم برآورد) در دو ایستگاه حوضه کشف رود داشته‌اند. ضرایب همبستگی برای متغیر بارش برای RegCM۷.۴، SDSM و BCDS برای ایستگاه مشهد به ترتیب ۰/۴، ۰/۵ و ۰/۶ بدست آمد. مقدار RMSE در سه مدل به ترتیب ۲۵، ۲۱ و ۲۳ میلی‌متر برآورد شد. برای دما هر سه روش ریزمقیاس‌نمایی دارای ضریب همبستگی بیش از ۹۵ درصد در دو ایستگاه است. در پژوهشی دیگر (صالح نیا و همکاران، ۱۳۹۷) نیز نشان دادند از بین ۵ مدل مورد بررسی، در مدل EC-EARTH (از سری CMIP5) تحت مدل دینامیکی RCA4، بیشترین میزان همبستگی بارش مشاهداتی و مدل در دو ایستگاه مشهد و گل‌مکان به ترتیب ۰/۵۳ و ۰/۵۵ طی دوره صحت‌سنجی بدست آمد. به جهت پیش‌نگری و درک صحیحی از رفتار اقلیم آینده‌ی کره زمین، استفاده از نتایج تصحیح اریبی شده و ریزمقیاس‌شده‌ی مدل‌های مبتنی بر گردش کلی جو در اقصی نقاط دنیا توصیه می‌شود. با پیشرفت فناوری و افزایش قدرت پردازش رایانه‌ها و نیز کم شدن عدم قطعیت‌های این مدل‌ها؛ روز به روز باید منتظر نتایج دقیق‌تر و پیش‌نگری‌های بهتری از این مدل‌ها بود.

## منابع

- Alexander, L., Allen, S., & Bindoff, N. L. (2013). Working group I contribution to the IPCC fifth assessment report climate change 2013: The physical science basis summary for policymakers.
- Asfaw, A., Simane, B., Hassen, A & Bantider, A. (2018). Variability and time series trend analysis of rainfall and temperature in northcentral Ethiopia: A case study in Woleka sub-basin. *Weather and Climate Extremes*, 19:29-41.
- Ataei, H., Kouhi, M., Modirian, R., & Bazrafshan, B. (2021). Projected Changes in Temperature and Precipitation over Kashafrud Basin Based on

- revisited. *J Geophys Res-Atmos* 104:6335-6352. <https://doi.org/10.1029/98jd02072>.
16. Giorgi, F., & GAO, X. J. (۲۰۱۸). Regional earth system modeling: review and future directions. *Atmospheric and Oceanic Science Letters*, 11(2), 189-197.
  17. Giorgi, F., & Mearns, L. O. (1999). Introduction to special section: Regional climate modeling revisited. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 104(D6), 6335-6352.
  18. Goores Bi, E., Gachon, P., Vrac, M., & Monette, F. (2017). Which downscaled rainfall data for climate change impact studies in urban areas? Review of current approaches and trends. *Theoretical and Applied Climatology*, 127, 685-699.
  19. Gudmundsson, L., Bremnes, J. B., Haugen, J. E., & Engen-Skaugen, T. (2012). Downscaling RCM precipitation to the station scale using statistical transformations—a comparison of methods. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16(9), 3383-3390.
  20. Gunavathi, S., & Selvakumar, R. (2021). Assessment of Various Bias Correction Methods on Precipitation of Regional Climate Model and Future Projection. *Research square*, <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-339080/v1>.
  21. Hall, A. (2014) Projecting regional change. *Science*, 346(6212), 1461-1462
  22. Hanel, M., & Buishand, T. A. (2011). Analysis of precipitation extremes in an ensemble of transient regional climate model simulations for the Rhine basin. *Climate Dynamics*, 36, 1135-1153.
  23. IPCC. (2013). *Climate change 2013: The physical science basis*, in Stocker, T. F., Qin, D., Plattner, G. K., Tignor, M., Allen, S. K., Boschung J., Nauels, A., Xia, Y., Bex, V., Midgley, P. M. (eds.), Contribution of working group I to the fifth assessment report of the intergovernmental panel on climate change: Cambridge University Press, Cambridge.
  24. Kendall, M. G. (1948). Rank correlation methods.
  25. Kouhi, M., Mousavi Baygi, M., Farid hosseini, A. R., Sanaei Nejad, H., Jabbari Nooghabi, H. (2013). Statistical Downscaling of Extremes of precipitation and construction of their future scenarios in the Kashfroud Basin, *Journal of Climatological Research*, 3(12): 35-53.
  26. Lane, M. E. Kirshen, P. H. and Vogel, R. M. (1999). Indicators of impact of global climate change on U.S. water resources. *ASCE, J. Water Resour. Planning and Manag.* 125: 194-204. DOI: 10.1.1.711.8987.
  27. Modaresi, F., Araghinejad, S., Ebrahimi, K., & Kholghi, M. K. (2010). Regional Assessment of Climate Change Using Statistical Tests: Case Study of Gorganroud-Gharehsou Basin. *Journal of Water and Soil*, 24(3). <https://doi.org/10.22067/jsw.v.i.63113>
  28. Monhart, S., Spirig, C., Bhend, J., Bogner, K., Schär, C., & Liniger, M. A. (2018). Skill of subseasonal forecasts in Europe: Effect of bias correction and downscaling using surface observations. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 123(15), 7999-8016.
  4. Ataei, H., Kouhi, M., Modirian, R., Bazrafshan, B. (2022). Projected Changes in Temperature and Precipitation over Kashafroud Basin Based on Statistical and Dynamical Downscaling Methods, *Journal of Natural Environmental Hazards*, 10(30), Pp. 183-202.
  5. Babaeian, I., Modiriyan, R., Khazanedari, L., Karimian, M., Kouzehgaran, S., Kouhi, Falamarzi, F., Malbusi, S., 1402, Projection of Iran's precipitation in 21st Century using downscaling of based on selected CMIP6 Models, Case Study: Statistical downscaling by CMHyd, *Journal of Earth and Space Physics*.
  6. Babaousmail, H., Ayugi, B., Rajasekar, A., Zhu, H., Oduro, C., Mumo, R., & Ongoma, V. (2022). Projection of extreme temperature events over the Mediterranean and Sahara using bias-corrected CMIP Models. *Atmosphere*, 13(5), 741.
  7. Carter, T. R., M. Hulme and M. Lal. (2007). General guidelines on the use of scenario data for climate impact and adaptation assessment IPCC Report, Chapter 3, 15-37.
  8. Chen, J., Brissette, F. P., Chaumont, D., & Braun, M. (2013). Finding appropriate bias correction methods in downscaling precipitation for hydrologic impact studies over North America. *Water Resources Research*, 49(7), 4187-4205.
  9. Christensen, J. H., Boberg, F., Christensen, O. B., & Lucas-Picher, P. (2008). On the need for bias correction of regional climate change projections of temperature and precipitation. *Geophysical research letters*, 35(20).
  10. Copernicus Climate Change Service. Climate Data Store. (2021). CMIP climate projections. Copernicus Climate Change Service (C3S) Climate Data Store (CDS). DOI: 10.24381/cds.c866074c.
  11. De Niel, J., Van Uytven, E., & Willems, P. (2019). Uncertainty analysis of climate change impact on river flow extremes based on a large multi-model ensemble. *Water Resources Management*, 33(12), 4319-4333.
  12. Dosio, A., & Paruolo, P. (2011). Bias correction of the ENSEMBLES high-resolution climate change projections for use by impact models: Evaluation on the present climate. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 116(D16).
  13. Eyring, V., Bony, S., Meehl, G. A., Senior, C. A., Stevens, B., Stouffer, R. J., & Taylor, K. E. (2016). Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) experimental design and organization. *Geoscientific Model Development*, 9(5), 1937-1958.
  14. Gholipour, J., Mousavi bayegi, M., Babaeian, I., & Jabbari Nooghabi, M. (2021). Investigating the Trend of extreme Precipitation Events South Khorasan province Due to Climate Change. *Journal of Climate Research*, 1400(46), 29-42.
  15. Giorgi F, Mearns LO (1999) Introduction to special section: regional climate modeling

- Journal of geophysical research: atmospheres, 106(D7), 7183-7192.
41. Teutschbein, C., & 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.
  42. Teutschbein, C., & 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.
  43. Teutschbein, C.; Seibert, J. Bias correction of regional climate model simulations for hydrological climate-change impact studies: Review and evaluation of different methods. *J. Hydrol.* 2012, 456, 12-29.
  44. Veijalainen, N., Lotsari, E., Alho, P., Vehviläinen, B., & Käyhkö, J. (2010). National scale assessment of climate change impacts on flooding in Finland. *Journal of hydrology*, 391(3-4), 333-350.
  45. Zarrin, A., & Dadashi-Roudbari, A. (2022). Projection of precipitation intensity in Iran using NEX-GDDP by multi-model ensemble approach. *Iranian Journal of Geophysics*, 16(1), 47-68. doi: 10.30499/ijg.2021.300366.1353.
  46. Zarrin, A., Dadashi-Roudbari, A., & Hassani, S. (2022). Future changes in precipitation extremes over Iran: Insight from a CMIP6 bias-corrected multi-model ensemble. *Pure and Applied Geophysics*, 179, 441-464.
  47. Cao, L.; Zhao, P.; Yan, Z.; Jones, P.; Zhu, Y.; Yu, Y.; Tang, G. Instrumental temperature series in eastern and central China back to the nineteenth century. *J. Geophys. Res. Atmos.* 2013, 118, 8197-8207.
  48. Wang, X.L. Accounting for autocorrelation in detecting mean shifts in climate data series using the penalized maxi-mal t or F test. *J. Appl. Meteorol. Climatol.* 2008, 47, 2423-2444.
  49. Wang, X. L.; Chen, H.; Wu, Y.; Feng, Y.; Pu, Q. New Techniques for the Detection and Adjustment of Shifts in Daily Precipitation Data Series. *J. Appl. Meteorol. Clim.* 2010, 49, 2416-2436.
  50. Wang, X. L.; Feng, Y. RHtests\_dlyPrcp User Manual. 2014. Available online: <http://etccdi.pacificclimate.org/software.shtml> (accessed on 15 April 2022).
  29. Nasrin Salehnia, N., Alizadeh, A., Sanaei Nejad, H., Bannayan, M., Zarrin, A. (2019). Investigating the Output of Numerical Prediction Models under RCP4.5 Scenario for Forecasting Meteorological Droughts, *Iranian Journal of Irrigation and drainage*, 12(6), 72, March and April 2019, 1315-1326.
  30. Piani, C., Haerter, J. O., & Coppola, E. (2010). Statistical bias correction for daily precipitation in regional climate models over Europe. *Theoretical and applied climatology*, 99, 187-192.
  31. Poméon, T., Jackisch, D., & Diekkrüger, B. (2017). Evaluating the performance of remotely sensed and reanalysed precipitation data over West Africa using HBV light. *Journal of hydrology*, 547, 222-235.
  32. Pontoppidan, M., Kolstad, E. W., Sobolowski, S., & King, M. P. (2018). Improving the reliability and added value of dynamical downscaling via correction of large-scale errors: a Norwegian perspective. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 123(21), 11-875.
  33. Prusty, R. M., Das, A., & Patra, K. C. (2018). Climate change impact assessment under CORDEX South-Asia RCM scenarios on water resources of the Brahmani and Baitarini River Basin, India.
  34. Rathjens, H., Bieger, K., Srinivasan, R., Chaubey, I., & Arnold, J. (2016). Documentation for preparing simulated climate change data for hydrologic impact studies. URL: <http://swat.tamu.edu/software/cmhyd>.
  35. Rauscher, S. A., Coppola, E., Piani, C., & Giorgi, F. (2010). Resolution effects on regional climate model simulations of seasonal precipitation over Europe. *Climate dynamics*, 35, 685-711.
  36. Rong, X., Li, J., Chen, H., Su, J., Hua, L., Zhang, Zh., and Xin, Y. (2020). The CMIP6 Historical Simulation Datasets Produced by the Climate System Model CAMS-CSM. *ADVANCES IN ATMOSPHERIC SCIENCES*, VOL. 38, 285-295, 2010.
  37. Sayari, N., Alizadeh, A., Bannayan, M., Farid Hosseini, A., Hessami Kermani, M. R. (2011). Drought Monitoring under Climate Change Conditions in Kashafrood Basin (Mashad Station) in Future Periods Using HadCM3 Model under A2 and B2 Emission Scenarios, *Journal of Climate Research*, Vol. 2, No. 7&8, Autumn & Winter 2011.
  38. Sunyer, M. A., Hundercha, Y., Lawrence, D., Madsen, H., Willems, P., Martinkova, M., & Yücel, I. (2015). Inter-comparison of statistical downscaling methods for projection of extreme precipitation in Europe. *Hydrology and Earth System Sciences*, 19(4), 1827-1847.
  39. Tabatabayi, S.A & Hosseyni, M. (2003). Investigation of climate change in Semnan city based on monthly precipitation and average monthly temperature parameters. Third Regional Conference on Climate Change, Meteorological Organization of Iran, University of Isfahan, COI: RCCC03\_011.
  40. Taylor, K. E. (2001). Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram.