

کاهش عدم قطعیت خروجی دمای متوسط مدل‌های جهانی اقلیم در مناطق خشک

میلاذ رحیمی رتکی، محمدامین اسدی،* محمدرضا اختصاصی، محمدحسین مبین^۴

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۱۱/۰۸

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۷/۰۸

چکیده

تغییر اقلیم و اثرات آن بر بخش‌های مختلف محیط‌زیست و زندگی انسان‌ها، از مهم‌ترین چالش‌های پیش رو در قرن بیست و یکم است. یکی از مهم‌ترین عوامل عدم قطعیت موجود در پژوهش‌های اقلیمی به‌ویژه پیش‌نگری‌های اقلیمی، عدم قطعیت خروجی‌های مدل‌های جهانی اقلیم است. سیستم‌های آبی در مناطق خشک با کمبود شدید میزان ورودی (بارش) و نرخ بالای میزان خروجی (تبخیر و تعرق) مواجه‌اند. مهم‌ترین عامل دخیل در تبخیر و تعرق، دماست. هدف از این تحقیق، کاهش میزان عدم قطعیت خروجی دمای متوسط مدل‌های GCM در مناطق خشک به کمک مدل‌های اصلاح خطاست. بدین سبب، از خروجی‌های دمای مدل CanESM2 برای ایستگاه یزد در دوره‌های گذشته (۱۹۶۶-۲۰۰۵) و آینده (۲۰۰۶-۲۰۴۵) براساس سناریوی انتشار RCP 8.5 استفاده شد. برای اصلاح خطای این داده‌ها نیز، از روش‌های اصلاح خطای LS، NBC و مدل ریزمقیاس‌نمایی SDSM استفاده گردید. مدل SDSM در فرایند ریزمقیاس‌نمایی، موجب اصلاح خطای داده‌ها نیز می‌شود. در این تحقیق، دوره ۲۰۰۶-۲۰۲۰ به‌عنوان دوره ارزیابی دقت روش‌های اصلاح خطا انتخاب شد. برای این منظور، خروجی‌های اصلاح خطا و داده‌های مشاهداتی ایستگاه سینوپتیک یزد در دوره ۲۰۰۶-۲۰۲۰ با هم مقایسه شدند. نتایج نشان داد داده‌های دمای اصلاح خطا شده توسط هر چهار روش LS، SDSM، NBC و روش ترکیبی LS و SDSM با داده‌های مشاهداتی ایستگاه سینوپتیک، دارای تطابق قابل قبول هستند و به‌ترتیب ضریب تعیین ۰/۹۴۸، ۰/۹۶۸، ۰/۹۶۹ و ۰/۹۶۹ برای این روش‌ها به دست آمد. نتایج آزمون ناپارامتریک من-کنندال نشان داد که دمای متوسط سالانه هوا در منطقه مورد مطالعه در دوره گذشته و آینده، دارای روند افزایشی معنادار است.

کلیدواژه‌ها: اصلاح خطا، تغییر اقلیم، دمای متوسط، ریزمقیاس‌نمایی، عدم قطعیت، مناطق خشک، NBC.

۱. دانش‌آموخته کارشناسی ارشد علوم و مهندسی آبخیزداری، دانشگاه یزد، یزد، ایران

۲. استادیار، دانشکده منابع طبیعی و کویرشناسی، دانشگاه یزد، یزد، ایران؛ amin.asadi@yazd.ac.ir

۳. استاد، دانشکده منابع طبیعی و کویرشناسی، دانشگاه یزد، یزد، ایران

۴. استادیار بازنشسته، دانشکده منابع طبیعی و کویرشناسی، دانشگاه یزد، یزد، ایران

مقدمه

استفاده روزافزون از سوخت‌های فسیلی، تولید آلاینده‌ها و انتشار گازهای گلخانه‌ای را به همراه داشته و سبب افزایش دمای کره زمین و تغییر اقلیم جهانی شده است (فاووزی و همکاران، ۲۰۲۰). مطالعات انجام‌شده، افزایش دما در مناطق مختلف کره زمین را پیش‌نگری کرده‌اند؛ هرچند مقدار دقیق افزایش دما در آینده مشخص نیست (ساندو و همکاران، ۲۰۱۷). تغییر اقلیم نه تنها باعث افزایش دما می‌شود، بلکه با تغییر در چرخه بارش جهانی منجر به تغییرات زمانی و مکانی الگوهای بارش می‌شود (ادهیکاری و نژادهاشمی، ۲۰۱۶). بر مبنای سناریوهای منتشرشده در گزارش هیئت بین‌الدول تغییر اقلیم (IPCC)، دمای سطح زمین از سال ۱۹۷۰ با شدت بیشتری نسبت به دیگر بازه‌های زمانی ۵۰ ساله، طی حداقل دو هزار سال گذشته، رو به افزایش است (IPCC, 2022). وقوع پدیده تغییر اقلیم باعث تغییر در خصوصیات بارش، تغییر در مقدار و زمان رواناب، وقوع خشکسالی و سیلاب‌های بزرگ، توسعه مناطق بیابانی و تغییر در میزان تبخیر و تعرق شده است (دلگادو و همکاران، ۲۰۱۳). بنابراین یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های تغییر اقلیم، افزایش معنی‌دار دما و توزیع ناموزون بارش است که عامل مهم و محدودکننده برای توسعه پایدار هستند (رم و ونگ، ۲۰۲۲؛ ونگ و همکاران، ۲۰۱۵).

تبعات منفی این پدیده تا آنجا می‌تواند مخرب باشد که در بین ده عامل تهدیدآمیز برای بشر در قرن بیست و یکم، مانند فقر، سلاح هسته‌ای، کمبود غذا و...، پدیده تغییر اقلیم مقام اول را به خود اختصاص داده است (IPCC, 2007).

با تغییر اقلیم، متغیرهای اقلیمی و بارش تغییر می‌کنند و این تغییرات موجب تغییر در رژیم رودخانه‌ها می‌شود (IPCC, 2013). همچنین افزایش دمای جهانی بر اثر تغییر اقلیم با سرعت بخشیدن به تبخیر از سطح اقیانوس‌ها می‌تواند چرخه هیدرولوژیکی را دگرگون کند (هانا، ۲۰۱۵).

طبق گزارش IPCC، مناطق آسیایی در مقابل تغییر اقلیم آسیب‌پذیر خواهند بود؛ به طوری که براساس مدل‌سازی‌های IPCC در منطقه خاورمیانه، بیش از ۸۰ تا ۱۰۰ میلیون نفر تا سال ۲۰۵۰ در معرض کمبود آب قرار خواهند گرفت و آب‌های زیرزمینی نیز کاهش سریعی می‌یابد (شاونک و همکاران، ۲۰۱۴). همچنین براساس این گزارش، افزایش خشکسالی در عرض‌های پایین و میانی (از جمله ایران) در تابستان محتمل است. از آنجاکه کشورهای واقع شده در عرض‌های جغرافیایی پایین‌تر، بیشترین آثار منفی تغییر اقلیم را محتمل خواهند شد، کشور ایران هم از تأثیرات ناشی از این پدیده مصون نخواهد بود (IPCC, 2013). مطالعات متعددی حاکی از وقوع تغییر اقلیم در مناطق مختلف ایران است. افزایش دما از یک سو و کاهش احتمالی بارش از طرف دیگر، باعث به وجود آمدن شرایط پیچیده اقلیمی در ایران به‌ویژه در مناطق گرم و خشک خواهد شد (علیزاده و همکاران، ۲۰۱۰).

پدیده تغییر اقلیم و ارتباط تغییرات جهانی با تغییرات منطقه‌ای و محلی متغیرهای دما، بارش، رطوبت و ابرناکی که طیف وسیع‌تری از پدیده تغییر اقلیم را پوشش می‌دهند، از اهمیت بسزایی برخوردار است. همچنین با توجه به متفاوت بودن روند تغییر اقلیم در نقاط مختلف جهان، بررسی روند درازمدت مهم‌ترین پارامترهای اقلیم یعنی دما و بارندگی، ضرورتی اجتناب‌ناپذیر است (پیرنیا و همکاران، ۲۰۱۵). مدل‌های جهانی اقلیم (GCMs) به‌عنوان معتبرترین ابزار برای شبیه‌سازی واکنش اقلیم جهانی به غلظت گازهای گلخانه‌ای هستند (خزائی و خزائی، ۲۰۱۸). این مدل‌ها، متغیرهای اقلیمی (از جمله داده‌های بارش و دما) آینده را براساس سناریوهای انتشار گازهای گلخانه‌ای به‌صورت سه‌بعدی برای سراسر کره زمین شبیه‌سازی می‌کنند.

در حال حاضر چون برای مطالعه و پیش‌نگری تغییر اقلیم از چندین مدل اقلیمی (مانند مدل‌های AOGCM) یا مدل اثر (مانند مدل‌های گیاهی و هیدرولوژیکی) استفاده می‌شود و یا در استفاده از این مدل‌ها، فرضیه‌ها (مانند سناریوهای انتشار گاز گلخانه‌ای) و روش‌های مختلفی به کار گرفته می‌شوند، مبحث

1. Fawzy
2. Snde
3. Ahikari & Nejadhashemi
4. Intergovernmental Panel on Climate Change
5. Dlgado
6. Rmm
7. Wng
8. Hnnah

مکانی خروجی‌ها، می‌تواند منجر به کاهش عدم قطعیت مدل‌های GCM نیز بشود. روش‌های ریزمقیاس‌نمایی را می‌توان به‌طور کلی به دو دسته تقسیم کرد: ریزمقیاس‌نمایی دینامیکی و ریزمقیاس‌نمایی آماری (چن و همکاران، ۲۰۱۲؛ ماراون و همکاران، ۲۰۱۰؛ گوتیرز و همکاران، ۲۰۱۹). روش‌های ریزمقیاس‌نمایی آماری نسبت به روش‌های ریزمقیاس‌نمایی دینامیکی کاربرد بیشتری دارند (فولر و همکاران، ۲۰۰۷). ویلی و همکاران (۲۰۰۲) از نخستین کسانی بودند که روش SDSM^{۱۲} را به‌صورت نرم‌افزاری با نسخه ۲/۱ برای ارزیابی تغییر اقلیم منطقه‌ای به کار بردند. ناوارو راسینز و همکاران (۲۰۲۰) به ارزیابی تأثیر تغییرات اقلیم با اصلاح خطای خروجی‌های CMIP5^۱ پرداختند. آن‌ها از داده‌های حداکثر و حداقل دمای ماهانه و بارش ماهانه برای ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر کشاورزی و تنوع زیستی استفاده کردند. آن‌ها با استفاده از یک روش اصلاح خطا توانستند به مقدار ۵۰-۷۰ درصد، خطای خروجی‌های مدل را کاهش دهند. چن و همکارانش (۲۰۲۰) در مطالعه‌ای به بررسی خطای موجود در داده‌های اصلاح خطا شده GCM پرداختند. آن‌ها به این نتیجه رسیدند که اصلاح خطا در دوره مرجع و در دوره‌های آینده نزدیک، مفید است.

با توجه به مسائل مطرح‌شده، هدف از پژوهش حاضر، ارزیابی دقت روش‌های اصلاح خطای LS^{۱۶}، NBC^{۱۶}، SDSM و ترکیب مدل‌های SDSM و LS در کاهش عدم قطعیت پیش‌نگری‌های دمای مدل CanESM2^{۱۷} در مناطق خشک است. براساس مرور منابع انجام‌گرفته، مطالعه‌ای به‌منظور ارزیابی و مقایسه کارایی مدل‌های اشاره‌شده در کاهش عدم قطعیت خروجی‌های دمای میانگین مناطق خشک یافت نشد. با توجه به اهمیت مطالعات تغییر اقلیم در مناطق خشک و کاهش عدم قطعیت خروجی‌های مدل‌های جهانی اقلیم در این

عدم قطعیت نیز مطرح می‌شود (مینگز و همکاران، ۲۰۰۷). افزایش گازهای گلخانه‌ای موجب تغییر اقلیم می‌شود؛ ولی مشخص نبودن وضعیت انتشار و غلظت گازهای گلخانه‌ای در آینده از عوامل عدم قطعیت نتایج پیش‌نگری اقلیم آینده است. در سال ۱۹۹۶، IPCC چهار سناریوی مختلف را منتشر کرد که در آن‌ها، انواع مختلفی از چگونگی انتشار گازهای گلخانه‌ای وجود دارد. این سناریوها دامنه وسیعی از تغییرات محتمل در آینده را در بر می‌گیرد. از دیگر دلایل عدم قطعیت نتایج پیش‌نگری‌های اقلیم آینده، تفاوت مدل‌های GCM است (کی و همکاران، ۲۰۰۹). از دیگر عوامل عدم قطعیت، نوسانات طبیعی اقلیمی است که حاصل ساختار تصادفی متغیرهای اقلیمی (از جمله بارش و دما) است و می‌تواند به‌عنوان مهم‌ترین عامل عدم قطعیت مطرح باشد. شایان ذکر است اگر عدم قطعیت در بررسی‌ها اعمال نشود، از ارزش نتایج کم می‌شود. بنابراین استفاده از یک مدل تحت یک سناریوی انتشار، نمی‌تواند این مهم را پوشش دهد و نتایج غیرکاربردی را حاصل می‌کند (واثقی و مساح بوانی، ۲۰۱۱).

از میان تمام روش‌های بالقوه، در طول دهه گذشته، اصلاح خطا^۳ به یک استاندارد بالفعل در مطالعات تأثیر تغییر اقلیم تبدیل شده است. همان‌طور که توسط جامعه تغییر اقلیم استفاده می‌شود، اصلاح خطا یک رویکرد آماری است که در آن، متغیرهای مدل اقلیم (بارش و دما در بیشتر موارد) به‌گونه‌ای تصحیح می‌شوند که برخی از آمارهای متغیرهای تصحیح‌شده با مشاهدات مطابقت داشته باشند (سویتانک و همکاران، ۲۰۱۷). روش‌های اصلاح خطا از میانگین‌گیری ساده (پروز و هنبری، ۲۰۱۴؛ چن و همکاران، ۲۰۱۳) تا روش‌های پیچیده‌تر توزیع‌محور (راجچاک و همکاران، ۲۰۱۶؛ ماراون و همکاران، ۲۰۱۷) تقسیم‌بندی می‌شوند.

از دیگر روش‌های اصلاح خطای خروجی GCMs، روش‌های ریزمقیاس‌نمایی هستند که علاوه‌بر افزایش تفکیک

9. Gutierrez

1. Fowler 0
1. Wilby 1
1. Statistical DownScaling Model2
1. Navarro-Racines 3
1. Coupled Model Intercomparison Project
1. Linear Scaling 5
1. Nesting Bias Correction 6
1. Canadian Earth System Model7

1. Miguez
2. Key
3. Bias Correction
4. Switanek
5. Parvez & Henry
6. Chen
7. Rjczak
8. Maun

جدول (۱): اطلاعات ایستگاه سینوپتیک شهر یزد					
Table (1): The information of Yazd synoptic station					
نام ایستگاه	نوع ایستگاه	سال تأسیس	ارتفاع (متر)	طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی
یزد	سینوپتیک	۱۹۵۳	۱۲۳۰	۵۴°۱۷'	۳۱°۵۳'

روش تحقیق

در این تحقیق از سه گروه داده استفاده شده است:

- داده‌های دمای روزانه ایستگاه سینوپتیک یزد در دوره ۱۹۶۶ تا ۲۰۲۰ که از سازمان هواشناسی کشور تهیه شده است.
- آمارهای جوی از مرکز ملی پیش‌بینی محیطی و مرکز ملی پژوهش‌های جوی (NCEP/NCAR) برای دوره مورد نظر.
- پیش‌بینی‌های دمای متوسط ماهانه و سالانه مدل گردش عمومی جو CanESM2 برای دوره ۲۰۴۵-۲۰۰۶ براساس سناریو انتشار RCP8.5^۳.

در این مطالعه، خروجی‌های دمای متوسط مدل CanESM2 برای ایستگاه سینوپتیک یزد تحت سناریو انتشار RCP8.5 با استفاده از سه روش LS، NBC، و SDSM و همچنین انجام اصلاح خطای LS روی خروجی‌های مدل SDSM، اصلاح خطا شد. RCP8.5 سناریویی است که تا به حال با مسیر انتشار گازهای گلخانه‌ای بیشترین تطابق را داشته است و بنابراین باید مفیدترین سناریو در نظر گرفته شود (شوالم و همکاران، ۲۰۲۰). در ادامه برای بررسی میزان کارایی روش‌های اصلاح خطا، خروجی‌های ذکر شده با داده‌های مشاهداتی ایستگاه سینوپتیک یزد در بازه زمانی ۲۰۰۶-۲۰۲۰ مقایسه شد. دوره ۲۰۲۰-۲۰۴۵ نیز برای مشخص شدن چگونگی تغییرات دمای منطقه مطالعه در دوره‌های آینده مورد استفاده قرار گرفت.

روش اصلاح خطا (LS)

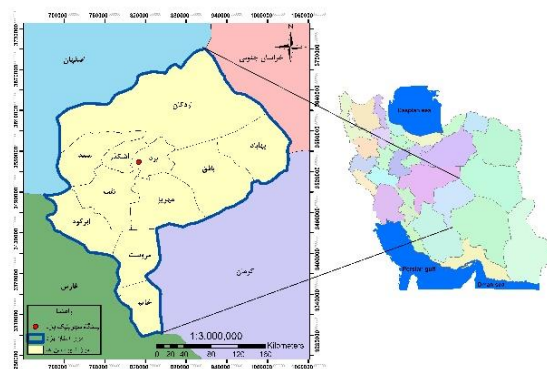
هدف روش مقیاس‌بندی خطی، تطبیق کامل میانگین ماهانه مقادیر تصحیح شده با مقادیر مشاهده شده است (لندرینگ و

مطالعات به منظور برنامه‌ریزی برای مدیریت بهینه منابع آبی، پژوهش حاضر حائز اهمیت است. همچنین روش NBC برای اولین بار برای اصلاح خطای دمای متوسط مناطق خشک کشور مورد استفاده قرار گرفته است.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

استان یزد با مساحت تقریبی ۷۴۶۵۰ کیلومتر مربع بین ۲۹ درجه و ۴۸ دقیقه تا ۳۳ درجه و ۳۰ دقیقه عرض شمالی و ۵۲ درجه و ۴۵ دقیقه تا ۵۶ درجه و ۳۰ دقیقه طول شرقی قرار دارد (شکل ۱). این استان در مرکز ایران و در حاشیه دشت کویر و بیابان لوت از یک‌سو، و کوه‌های نائین و پیش‌کوه‌های زاگرس از دیگر سو محدود است و دربرگیرنده نامناسب‌ترین عوامل طبیعی غالب بر فلات مرکزی ایران است. منشأ بخش اعظم بارندگی‌های استان، جریان‌های مرطوبی است که در مدت ۴ تا ۸ ماه و به‌طور متوسط از اوایل آبان‌ماه تا اواخر اردیبهشت به همراه مراکز کم‌فشار مستقیماً از سمت غرب پس از عبور از دریای مدیترانه و غنی‌تر شدن از بخار آب وارد کشور می‌شود. در استان یزد، با پیشروی از سمت شرق و شمال به‌سمت جنوب و جنوب غربی بر میزان بارندگی و بارش افزوده می‌شود؛ به‌گونه‌ای که در مناطق کویری استان، مانند کویر سیاه‌کوه و ریگ زرین، میزان بارندگی قریب به ۵۰ میلی‌متر است.



شکل (۱): نقشه منطقه مورد مطالعه (استان یزد)

Figure (1): Map of the study area (Yazd Province)

شایان ذکر است که اطلاعات ایستگاه سینوپتیک یزد

به‌عنوان ایستگاه مطالعاتی به شرح جدول (۱) است.

1. National Centers for Environmental Prediction
2. National Center for Atmospheric Research
3. Representative Concentration Pathway
4. Shwalm
5. Lenderink

بارندگی‌های روزانه با فرایند تودرتوسازی^۷ در داده‌های ماهانه و سالانه، اصلاح شدند تا اطمینان حاصل شود که آمار روزانه، ماهانه و سالانه بارندگی مشاهده‌شده، بازتولید شده است. یک فرایند تودرتوسازی نیز توسط وانگ و ناتان (۲۰۰۷) استفاده شد؛ اگرچه در آن، حالت تودرتوسازی توالی‌های بارش روزانه تولیدشده، تنها در سطح ماهانه انجام گرفت. روش پیشنهادی جانسون و شارما^۸ (۲۰۱۲) که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفته است، منطق روش‌های ذکرشده در بالا را توسعه می‌دهد، اما در عوض از شبیه‌سازی‌های بارش GCMها برای آب‌وهوای فعلی استفاده می‌کند.

در این پژوهش، $P_{(i,j,k)}$ به‌عنوان مقادیر شبیه‌سازی‌شده توسط GCM برای متغیر اقلیمی مورد نظر برای اصلاح خطا در مقیاس روزانه برای روز i ، ماه j و سال k نشان داده شده است. $P_{(j,k)}$ جمع مقادیر روزانه و $P_{(k)}$ جمع مقادیر ماهانه را نشان می‌دهند. P_0^h نشان‌دهنده مشاهدات و $P_{(.)}^m$ بیانگر خروجی‌های مدل شده است. هدف از روشی که در این جا توضیح داده شده است، ایجاد رویکردی برای تبدیل خروجی‌های مدل‌شده به $\bar{P}_{(i,j,k)}^m \sim P_{(i,j,k)}^m | \theta$ است که در آن θ ، پارامترها را نشان می‌دهد، به‌طوری‌که همان ویژگی‌های توزیعی و پایداری P_0^h را در مقیاس‌های زمانی مورد استفاده در فرایند تودرتوسازی نشان می‌دهد. با فرض اینکه تمام سلول‌ها یا گریدهای شبکه از نظر مکانی مستقل‌اند، محاسبات در هر سلول یا گریه شبکه به‌طور مستقل انجام می‌شود. برای اجرای کلی الگوریتم تودرتوسازی، سری‌های زمانی تصحیح‌شده برای مقیاس‌های زمانی مختلف را می‌توان به‌صورت زیر نشان داد:

$$\bar{P}_{(i,j,k)}^m = g_i(P_{(i,j,k)}^h | P_{(j,k)}^m, P_{(k)}^m, \theta_i), \quad (2)$$

$$\bar{P}_{(j,k)}^m = g_j(P_{(j,k)}^h | P_{(k)}^m, \theta_j) \quad (3)$$

$$\bar{P}_{(k)}^m = g_k(P_{(k)}^h | \theta_k) \quad (4)$$

که در آن، g_0 و θ_0 نشان‌دهنده مدل مبدل و پارامترهای مرتبط برای هریک از مقیاس‌های زمانی مورد نظر (روز، ماه و سال) است.

همکاران، (۲۰۰۷). این روش با مقادیر تصحیح ماهانه براساس تفاوت بین داده‌های مشاهده‌شده و خام (در این مورد داده‌های خام شبیه‌سازی‌شده GCM) عمل می‌کند که رابطه آن در زیر ارائه شده است:

(۱)

$$T_{(cor,m,d)} = T_{(raw,m,d)} + \mu(T_{(obs,m)}) - \mu(T_{(raw,m)})$$

که در آن، $T_{(cor,m,d)}$ دمای تصحیح‌شده در ماه m و روز d ، $T_{(raw,m,d)}$ داده‌های خام در ماه m و روز d و μ نشان‌دهنده عملگر امید است که نشان‌دهنده مقدار میانگین دمای مشاهده‌شده در ماه m است. $\mu(T_{(raw,m)})$ و $\mu(T_{(obs,m)})$ به ترتیب نشان‌دهنده میانگین دمای مشاهده‌شده و خام مدل در ماه m است (فانگ و همکاران، ۲۰۱۵). یادآوری می‌گردد منظور از داده مشاهداتی، داده‌های واقعی است که توسط ایستگاه هواشناسی اندازه‌گیری شده است. داده‌های خام، داده‌های شبیه‌سازی‌شده توسط GCM است.

روش اصلاح خطای NBC

مزیت اصلی این روش نسبت به دیگر روش‌های اصلاح خطا این است که شبیه‌سازی‌های GCM در بیش از یک مقیاس زمانی تصحیح می‌شوند. این روش به‌اندازه کافی جامع است و می‌تواند هر توزیع آماری را مورد اصلاح خطا قرار دهد.

ایده سری‌های زمانی تودرتو^۳ در مقیاس‌های زمانی متعدد به محققانی که روی مدل‌های تولید بارش تصادفی تحقیق می‌کردند، نسبت داده می‌شود. کوتسویانیس^۴ (۲۰۰۱)، یک روش کلی ارائه می‌دهد که توسط آن می‌توان دو سری زمانی با مقیاس‌های زمانی متفاوت را ترکیب کرد تا اطمینان حاصل شود که دو سری داده با یکدیگر سازگارند، درحالی‌که ساختارهای تصادفی خود را حفظ می‌کنند. سریکانتان و پگرام^۵ (۲۰۰۹)، یک مدل دوبخشی تودرتو^۳ را توصیف می‌کنند. در این مدل، ابتدا بارش روزانه با استفاده از یک فرایند دومرحله‌ای با استفاده از زنجیره مارکوف مرتبه اول برای مدل‌سازی وقوع بارندگی و توزیع گاما برای مقادیر بارندگی تولید می‌شود. سپس

1. Fang
2. Nested Bias Correction
3. Nested times series
4. Katsoyannis
5. Sikanthan & Pegram
6. anested two-part model

7. Nesting

8. Johnson & Sharma

بزرگی در مقایسه با سری استاندارد سالانه ($P_{(k)}^m$) نمی‌شود.
(۹):

$$\tilde{p}_{(k)}^m = r^h \tilde{p}_{(k-1)}^m + \sqrt{1 - (r^h)^2} \left(\frac{p_{(k)}^m - r^m p_{(k-1)}^m}{\sqrt{1 - (r^m)^2}} \right)$$

آخرین مرحله، ایجاد سری زمانی نهایی سالانه با مقیاس‌گذاری مجدد با میانگین‌ها و انحرافات استاندارد سالانه مشاهده شده است.

$$\tilde{P}_{(k)}^m = \tilde{p}_{(k)}^m s^h + m^h \quad (10)$$

اکنون چهار سری زمانی وجود دارد که از آن‌ها برای تصحیح سری‌های زمانی خام GCM ($P_{(i,j,k)}$) استفاده خواهد شد؛ سری زمانی ماهانه اصلاح‌نشده ($P_{(j,k)}$)، سری زمانی ماهانه تودرتوسازی‌شده ($\tilde{P}_{(j,k)}^m$)، سری زمانی تجمیع‌شده سالانه ($P_{(k)}^m$) و سری زمانی سالانه تودرتوسازی‌شده ($\tilde{P}_{(k)}^m$).

اصلاحات در سطح ماهانه و سالانه را می‌توان به‌طور هم‌زمان در سری‌های زمانی خام اعمال کرد تا یک اصلاح یک‌مرحله‌ای به شرح زیر ایجاد شود (سریکانتان و پگرام، ۲۰۰۹):

$$\tilde{T}_{(i,j,k)}^m = \left(\frac{\tilde{T}_{(j,k)}^m}{T_{(j,k)}^m} \right) \left(\frac{\tilde{T}_{(k)}^m}{T_{(k)}^m} \right) T_{(i,j,k)}^m \quad (11)$$

برای دوره‌های آتی، از آمارهای مشاهده‌شده و مدل‌سازی‌شده برای آب‌وهوای فعلی برای اصلاح نتایج مدل آینده استفاده می‌شود و در نتیجه فرض می‌شود که خطا در پارامترهای مدل در دوره مشاهده‌ای برای دوره آینده نیز یکسان خواهد بود. مانند تمام اشکال ریزمقیاس‌نمایی آماری، یک فرض نیز وجود دارد که ویژگی‌های آماری آب‌وهوای فعلی (در این مورد ویژگی‌های آماری خطای موجود در پیش‌نگری‌ها) برای آینده اعمال می‌شود. این روش، امکان تغییر آمار را در آینده فراهم می‌کند؛ اما فرض می‌کند که رابطه خطا بین نتایج مدل برای شبیه‌سازی‌های آینده و اقلیم واقعی آینده مانند خطا بین شبیه‌سازی‌های فعلی و مشاهدات است (جانسون و شارما، ۲۰۱۲).

SDSM

مدل SDSM از روش‌های آماری رگرسیون است که به‌منظور فرایند ریزمقیاس‌کردن داده‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. مدل

اولین مرحله در الگوریتم مدل، استانداردسازی سری زمانی مجموع بارندگی ماهانه $P_{(j,k)}^m$ با میانگین نمونه مدل و انحرافات استاندارد برای هر ماه (j) برای ایجاد $P_{(j,k)}^m$ است. شایان ذکر است که در این پژوهش، از حرف کوچک p برای نشان دادن مقادیر استانداردشده در متن استفاده شده است.

$$p_{(j,k)}^m = \frac{P_{(j,k)}^m - m_{(j)}^m}{s_{(j)}^m} \quad (5)$$

سپس خودهمبستگی‌های با تأخیر ۱ ($r_{(j)}^m$) که در نتایج مدل وجود دارد، از سری‌های زمانی استاندارد حذف شده است و در عوض، خودهمبستگی‌های با تأخیر ۱ ($r_{(j)}^h$) برای تغییر مقدار $P_{(j,k)}^m$ اعمال می‌شود، که در آن شکل اصلاح براساس یک مدل خودرگرسیون استاندارد با تأخیر ۱ است.

$$\tilde{p}_{(j,k)}^m = r_{(j)}^h \tilde{p}_{(j-1,k)}^m + \sqrt{1 - (r_{(j)}^h)^2} \left(\frac{p_{(j,k)}^m - r_{(j)}^m p_{(j-1,k)}^m}{\sqrt{1 - (r_{(j)}^m)^2}} \right) \quad (6)$$

اکنون با میانگین‌های مشاهده‌شده و انحرافات استاندارد مجدداً مقیاس‌بندی می‌شود تا سری‌های زمانی تودرتو در سطح ماهانه نهایی شوند.

$$\tilde{P}_{(j,k)}^m = \tilde{p}_{(j,k)}^m s_j^h + m_{(j)}^h \quad (7)$$

مقادیر ماهانه تودرتو ($\tilde{P}_{(j,k)}^m$) اکنون در مقیاس سالانه ($P_{(k)}^m$) جمع می‌شوند. فرایند ماهانه برای گام زمانی سالانه تکرار می‌شود، با این تفاوت که مانند مدل ماهانه لازم نیست با محاسبه پارامترهای مدل به‌طور جداگانه برای هر ماه، فصلی بودن آماج‌شود.

سری زمانی سالانه ($P_{(k)}^m$) با استانداردسازی با میانگین نمونه و انحراف‌معیار متغیر اقلیمی مورد اصلاح خطا در مقیاس سالانه، استاندارد می‌شوند؛ به‌طوری‌که برای سال k خواهیم داشت:

$$p_{(k)}^m = \frac{P_{(k)}^m - m^m}{s^m} \quad (8)$$

سپس هرگونه خودهمبستگی با تأخیر ۱ مدل‌شده حذف می‌شود و خودهمبستگی با تأخیر ۱ مشاهده‌شده اعمال می‌شود. از آنجاکه خودهمبستگی‌های با تأخیر ۱ مشاهده‌شده عموماً بسیار کوچک‌اند، این مرحله به‌طور کلی منجر به تغییرات

1. lag 1 autocorrelations
2. standard autoregressive lag 1 model
3. Seasonality
4. modeled lag 1 autocorrelations
5. the observed lag 1 autocorrelations

گرفت که از روابط زیر به دست می‌آید. منظور از ضریب همبستگی بین دو متغیر، قابلیت پیش‌نگری مقدار یکی بر حسب دیگری است و ضریب تبیین، میزان ارتباط خطی بین دو متغیر را اندازه‌گیری می‌کند؛ در واقع این ضریب، نسبت تغییرات متغیر وابسته را که می‌توان به متغیر مستقل نسبت داد، اندازه‌گیری می‌کند.

$$R = \frac{\sum(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x_i - \bar{x})^2 \sum(y_i - \bar{y})^2}} \quad (12)$$

$$R^2 = \text{SSR} / \text{SST} \quad (13)$$

که SST مجموع توان دوم خطاها، زمانی که از متغیرهای مستقل (Xها) استفاده نشود و پارامتر SSR را مجموع توان دوم رگرسیون می‌نامند.

آزمون من-کندال

آزمون آماره‌ای من-کندال یک آزمون ناپارامتریک برای بررسی وجود روند در داده‌هاست. فرض صفر آزمون بر تصادفی بودن و نبود روند در سری داده‌ها دلالت دارد و فرض مقابل دال بر وجود روند در سری داده‌هاست (برای جزئیات بیشتر مراجعه شود به فغانی و همکاران، ۲۰۱۷).

نتایج و بحث

بعد از ورود داده‌های دما به نرم‌افزار Excel، نمودارهای مربوط در مقیاس زمانی روزانه، ماهانه و سالانه در دوره آماری مورد مطالعه رسم شدند که در شکل (۲) ارائه شده‌اند.

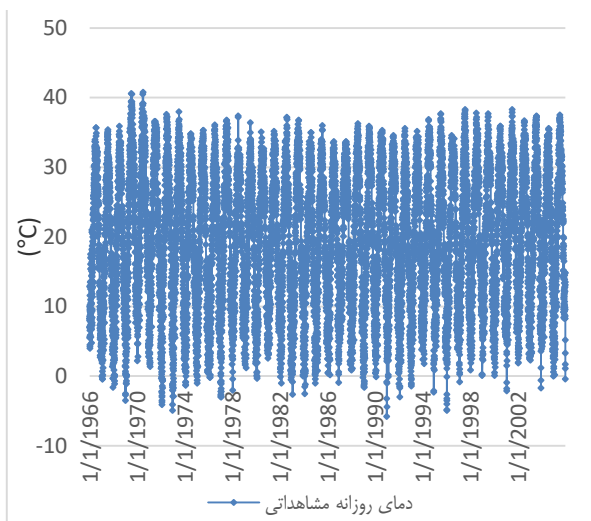
SDSM اولین بار تحت نسخه ۲/۱ توسط ویلی و داوسون در سال ۲۰۰۲ در انگلستان معرفی شد. هدف از این مدل، ایجاد داده‌های اقلیمی سازگار با وضعیت محلی و بر پایه GCMs به‌طور کم‌هزینه، راحت و پیشرفته در حالت تک‌سایت از متغیرهای روزانه تحت وضعیت آب‌وهوایی کنونی و آتی است. مدل SDSM یک راه‌کار نمونه‌برداری شرطی است و طی دو مرحله انجام می‌شود؛ به نحوی که ابتدا متغیرهای پیش‌نگری‌شونده به وسیله داده‌های NCEP و خروجی‌های مدل‌های گردش عمومی، ریزمقیاس می‌شوند. در ادامه به شبیه‌سازی متغیرهای پیش‌نگری‌شونده در بازه زمانی آینده می‌پردازد. مراحل انجام مدل به‌صورت خلاصه شامل هفت مرحله می‌شود که عبارت‌اند از: ۱. کنترل کردن کیفیت و تبدیل داده‌ها؛ ۲. برگزیدن پیش‌نگری‌کننده‌های شایسته؛ ۳. واسنجی مدل؛ ۴. ایجاد داده‌های اقلیمی در بازه پایه؛ ۵. بررسی و تحلیل آماری داده‌های مشاهداتی؛ ۶. ارائه هندسی خروجی مدل؛ ۷. ایجاد سناریوهای اقلیمی در بازه زمانی آتی، که این مراحل به کمک گزینه‌های تعبیه‌شده در نرم‌افزار، قابل انجام است. مدل SDSM می‌تواند داده‌ها را در هر مرحله از اجرا، بین ۱ تا ۱۰۰ بار شبیه‌سازی کند.

اصلاح خطای خروجی‌های ریزمقیاس SDSM با استفاده از مدل LS

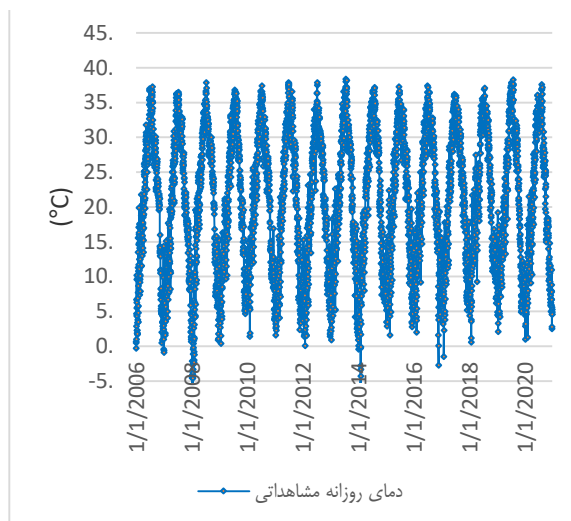
در این قسمت، روش اصلاح خطا (LS) که در بالا توضیح داده شد، بر روی داده‌های ریزمقیاس‌نمایی شده توسط مدل SDSM اعمال شد.

ارزیابی روش‌های اصلاح خطای مورد استفاده

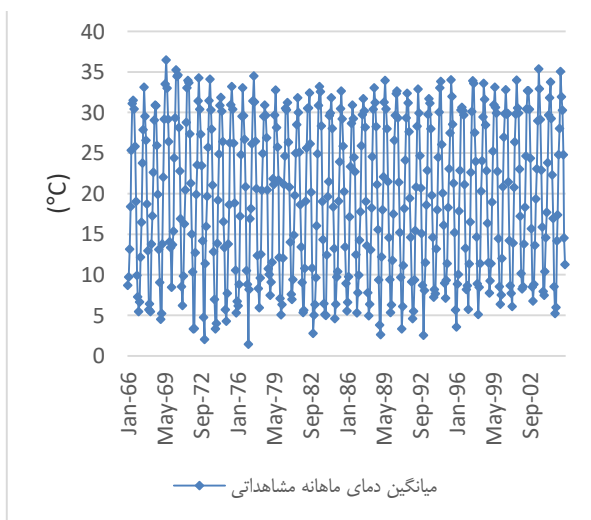
هدف از این مطالعه بررسی دقت روش‌های اصلاح خطای مورد استفاده برای کاهش عدم قطعیت پیش‌نگری‌های آینده (۲۰۰۶-۲۱۰۰) مدل CanESM2 براساس سناریوی انتشار RCP8.5 در منطقه مورد مطالعه است. بدین منظور و با توجه به مشترک بودن بازه زمانی ۲۰۰۶-۲۰۲۰ بین داده‌های مشاهداتی و داده‌های اصلاح‌خطا شده، همبستگی خروجی هریک از روش‌های اصلاح خطا با داده‌های مشاهداتی در دوره ۲۰۰۶-۲۰۲۰ با استفاده از ضریب تعیین (R^2) مورد ارزیابی قرار



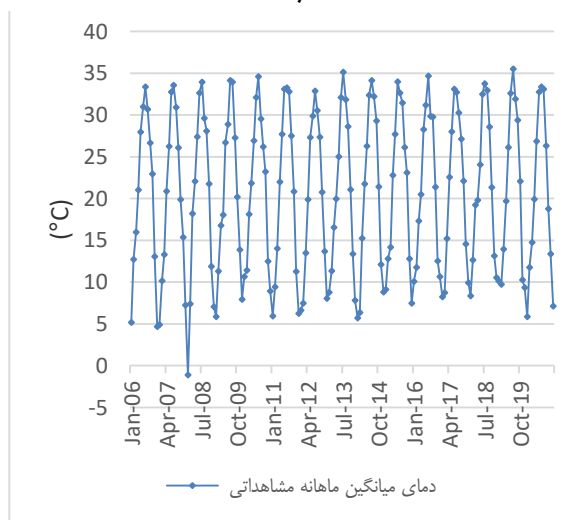
(الف)



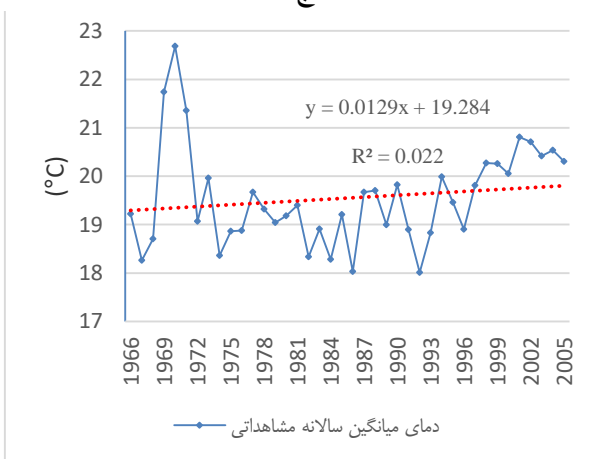
(ب)



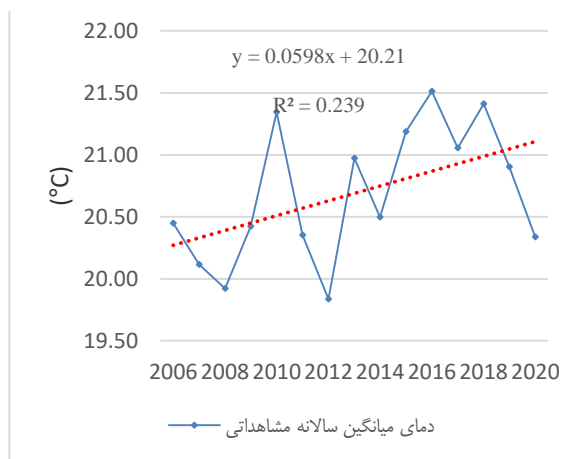
(ج)



(د)



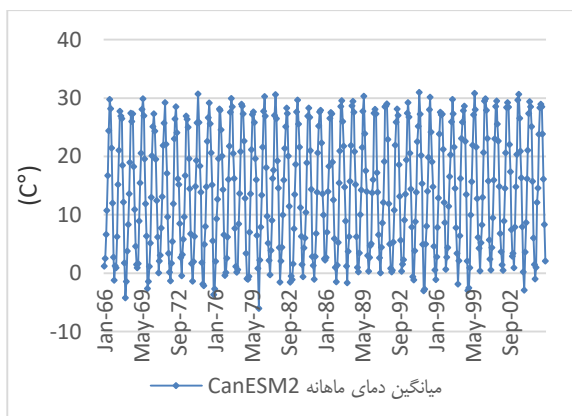
(ه)



(ط)

شکل (۲): الف: مقادیر مشاهداتی دمای روزانه در دوره زمانی ۱۹۶۶-۲۰۰۵، ب: مقادیر مشاهداتی دمای روزانه در دوره زمانی ۲۰۰۶-۲۰۲۰، ج: مقادیر مشاهداتی دمای ماهانه در دوره زمانی ۱۹۶۶-۲۰۰۵، د: مقادیر مشاهداتی دمای ماهانه در دوره زمانی ۲۰۰۶-۲۰۲۰، ه: مقادیر مشاهداتی دمای سالانه در دوره زمانی ۱۹۶۶-۲۰۰۵، ط: مقادیر مشاهداتی دمای سالانه در دوره زمانی ۲۰۰۶-۲۰۲۰

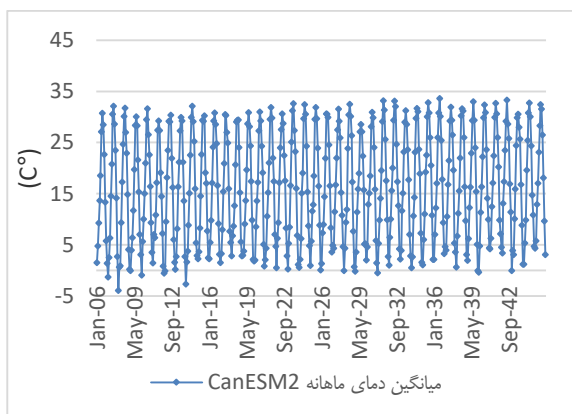
Figure (2) Daily temperature observations from 1966 to 2005, daily temperature observations from 2006 to 2020, monthly temperature observations from 1966 to 2005, monthly temperature observations from 2006 to 2020, annual temperature observations from 1966 to 2005, annual temperature observations from 2006 to 2020



شکل (۳): مقادیر متوسط دمای ماهانه مدل CanESM2 در دوره زمانی

۱۹۶۶-۲۰۰۵

Figure (3): Monthly mean temperature simulations of CanESM2 model during the period 1966-2005



شکل (۴): مقادیر متوسط دمای ماهانه مدل CanESM2 در دوره زمانی

۲۰۰۶-۲۰۴۵

Figure (4): Monthly mean temperature projections of CanESM2 model for the time period 2006-2045

همان‌طور که در شکل‌های (۳) و (۴) قابل مشاهده است، همانند نمودارهای مربوط به دمای مشاهداتی ایستگاه سینوپتیک یزد، روند تغییرات دمایی خروجی‌های CanESM2 از یک الگوی سینوسی نسبتاً منظم پیروی می‌کند. گرم‌ترین ماه در دوره‌های ۱۹۶۶-۲۰۰۵ و ۲۰۰۶-۲۰۴۵ ماه جولای و سردترین آن، ماه ژانویه است. حداکثر دمای شبیه‌سازی‌شده در دوره ۱۹۶۶-۲۰۰۵ مربوط به ماه جولای ۱۹۹۴ با مقدار $30/95$ درجه سانتی‌گراد و حداقل آن مربوط به ماه ژانویه سال ۱۹۸۰ با مقدار $6-$ درجه سانتی‌گراد است. در دوره ۲۰۰۶-۲۰۴۵، ماکزیمم دمای پیش‌نگری‌شده توسط مدل CanESM2 مربوط به ماه ژوئیه ۲۰۰۷ با مقدار $30/08$ درجه سانتی‌گراد و کمترین آن مربوط به ماه ژانویه سال ۲۰۰۸ با مقدار $0/6$ درجه سانتی‌گراد

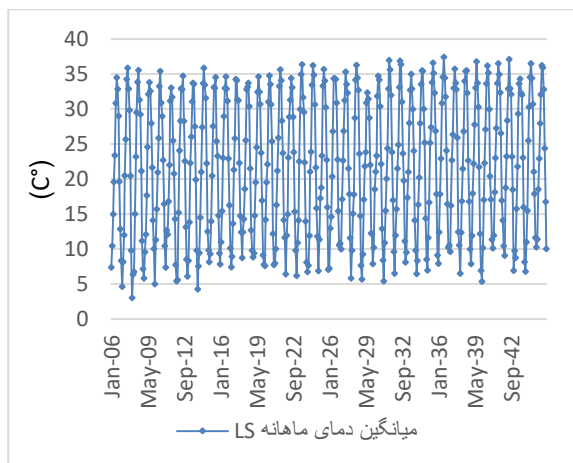
همان‌گونه که شکل ۲ (الف و ب) نشان می‌دهد، داده‌های واقعی روزانه دمای ایستگاه سینوپتیک یزد دارای الگوی نوسانات نسبتاً منظمی از نظر زمانی هستند. به همین دلیل پیش‌نگری می‌گردد روش‌های اصلاح خطای به‌کاررفته در مطالعه، برای اصلاح دما کارایی نسبتاً قابل قبولی را ارائه دهند.

همان‌طور که در شکل (۲) (ج و د) قابل مشاهده است، بررسی دما در مقیاس زمانی ماهانه در ایستگاه مورد مطالعه نشان از تکرار یک روند سینوسی نسبتاً منظم دارد. حداکثر دمای ثبت‌شده در اکثر سال‌های دوره آماری مربوط به ماه جولای و حداقل آن مربوط به ژانویه است. در بازه زمانی ۱۹۶۶-۲۰۰۵، دمای 37 درجه سانتی‌گراد در سال ۱۹۶۹، بیشترین و دمای $1/45$ درجه سانتی‌گراد در سال ۱۹۷۷، کمترین مقدار دمای متوسط ماهانه ثبت شده است. در بازه زمانی ۲۰۰۶-۲۰۲۰، دمای 35 درجه سانتی‌گراد در سال ۲۰۱۳، بیشترین و دمای $1-$ درجه سانتی‌گراد در سال ۲۰۰۸، کمترین مقدار دمای متوسط ماهانه ثبت شده است. همان‌طور که در شکل (۲) (ه و و) قابل مشاهده است، دمای متوسط سالانه در بازه زمانی ۱۹۶۶-۲۰۰۵ از یک روند افزایشی برخوردار است. البته شایان ذکر است که دمای متوسط سالانه‌های ۱۹۶۹، ۱۹۷۰ و ۱۹۷۱، بالاترین مقادیر را در طول دوره نمایش داده‌شده ارائه می‌دهند. همچنین در دوره ۲۰۰۶-۲۰۲۰، روند افزایشی دمای متوسط سالانه ادامه می‌یابد. با این تفاوت که تغییرات دمای متوسط سالانه در این دوره نسبت به دوره قبلی کمتر است و دما الگوی منظم‌تری را ارائه می‌دهد. در دوره ۲۰۰۶-۲۰۲۰، بیشترین دمای میانگین سالانه مربوط به سال ۲۰۱۶ با مقدار $21/5$ درجه سانتی‌گراد و کمترین مقدار آن، مربوط به سال ۲۰۱۲ با مقدار 20 درجه سانتی‌گراد است.

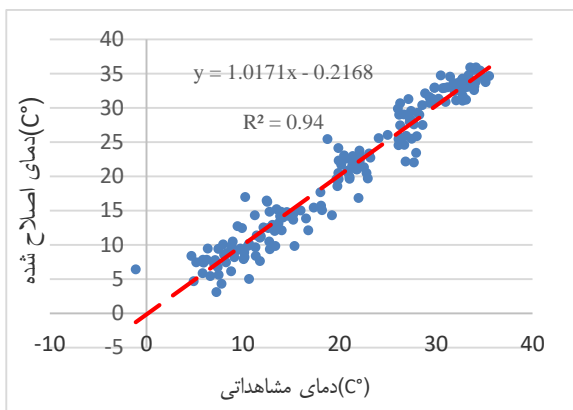
نتایج مربوط به خروجی‌های خام دمای مدل CanESM2

در این بخش، نمودارهای دمای متوسط ماهانه و سالانه مربوط به شبیه‌سازی‌های گذشته (۱۹۶۶-۲۰۰۵) و آینده (۲۰۰۶-۲۰۴۵) مدل جهانی اقلیم CanESM2 براساس سناریو انتشار RCP8.5 مربوط به گرییدی که ایستگاه سینوپتیک یزد در آن قرار گرفته، در شکل‌های (۳) تا (۶) ارائه شده است.

مقادیر دمای اصلاح شده با استفاده از روش LS شکل های (۷ الف) و (۸)، مقادیر دمای اصلاح شده با استفاده از روش LS را در مقیاس های ماهانه و سالانه در دوره زمانی ۲۰۰۶-۲۰۲۰ نشان می دهند. همچنین شکل (۷ ب)، مقایسه دمای میانگین مشاهداتی ماهانه و اصلاح خطا شده به روش LS در دوره زمانی ۲۰۰۶-۲۰۲۰ را نشان می دهد.



(الف)

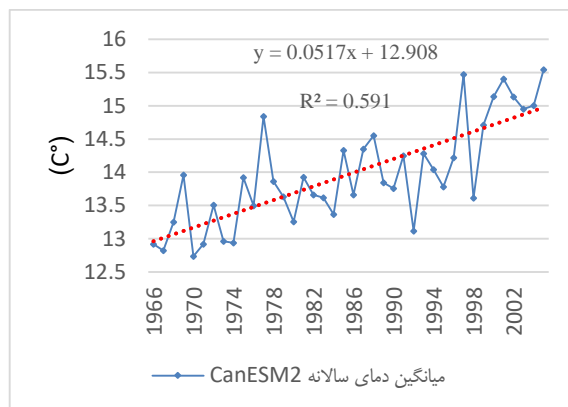


(ب)

شکل (۷): (الف) مقادیر میانگین دمای ماهانه اصلاح شده به روش LS در دوره زمانی ۲۰۰۶-۲۰۲۰؛ (ب) مقایسه دمای میانگین مشاهداتی ماهانه و اصلاح خطا شده به روش LS در دوره زمانی ۲۰۰۶-۲۰۲۰

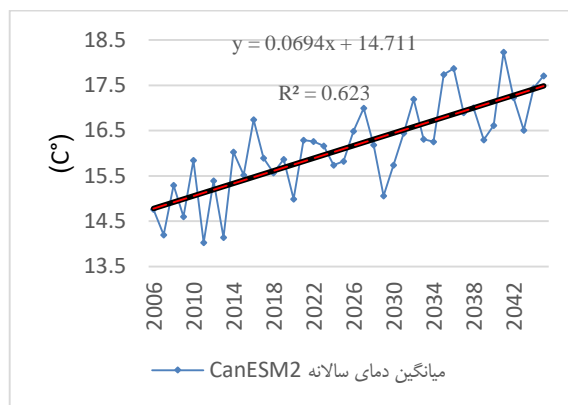
Figure (7): (A): average monthly temperature values corrected by LS method in the period of 2006-2045, (B): Comparison of observational average monthly temperature and bias corrected temperatures by NBC method in the period of 2006-2020

است. مقادیر متوسط دمای سالانه مدل CanESM2 در دوره های زمانی ۲۰۰۵-۱۹۶۶ و ۲۰۰۶-۲۰۴۵ نیز در شکل های (۵) و (۶) نشان داده شده اند.



شکل (۵): مقادیر متوسط دمای سالانه مدل CanESM2 در دوره زمانی ۲۰۰۵-۱۹۶۶

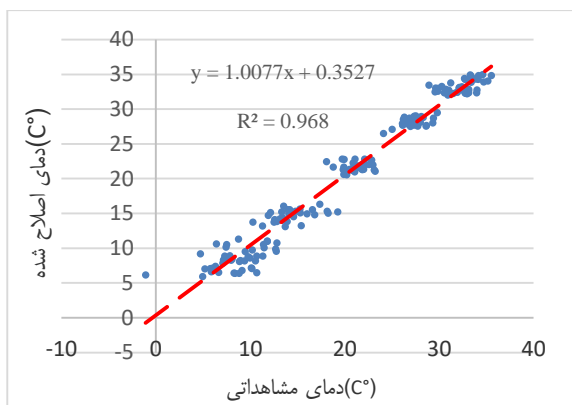
Figure (5): Average annual temperature values of the CanESM2 model from 1966 to 2005



شکل (۶): مقادیر متوسط دمای سالانه مدل CanESM2 در دوره زمانی ۲۰۰۶-۲۰۴۵

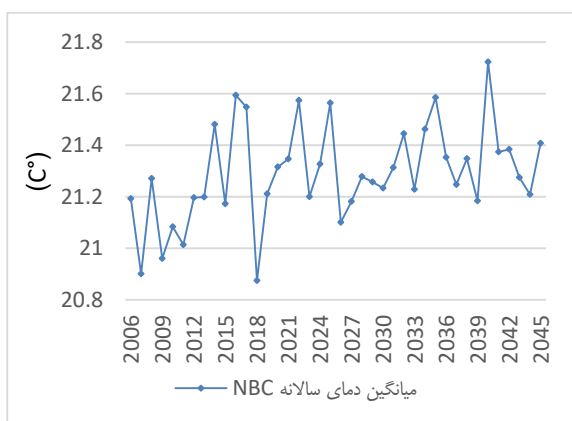
Figure (6): Average annual temperature values of the CanESM2 model from 2006 to 2045

همان طور که در شکل های (۵) و (۶) قابل مشاهده است، دمای میانگین سالانه شبیه سازی شده توسط مدل CanESM2 مربوط به هر دو دوره گذشته (۱۹۶۶-۲۰۰۵) و آینده (۲۰۰۶-۲۰۴۵)، دارای روند افزایشی قابل ملاحظه ای است. البته داده های مشاهداتی ایستگاه سینوپتیک یزد در دوره ۱۹۶۶-۲۰۰۵، روند افزایشی کندتری را نسبت به مقادیر شبیه سازی شده مدل CanESM2 مربوط به دوره مذکور ارائه می دهند.



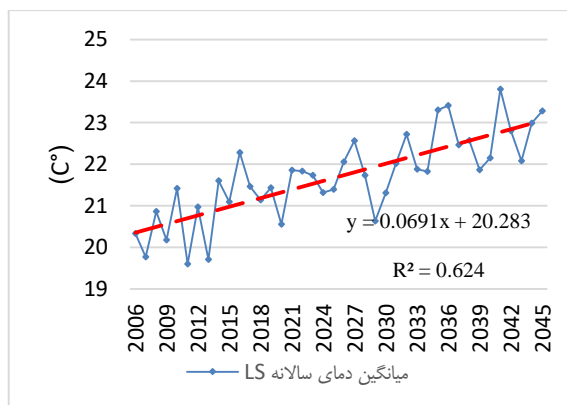
(ب)

شکل (۹): (الف) مقادیر میانگین دمای ماهانه اصلاح خطا شده به روش NBC در دوره زمانی ۲۰۰۶-۲۰۴۵؛ (ب) مقایسه دمای میانگین مشاهداتی ماهانه و اصلاح خطا شده به روش NBC در دوره زمانی ۲۰۲۰-۲۰۲۰۶
 Figure (9): (A): Average monthly temperature values corrected by NBC method in the period of 2006-2045, (B): Comparison of observational average monthly temperature and bias corrected temperatures by NBC method during 2006-2020



شکل (۱۰): مقادیر میانگین دمای سالانه اصلاح خطا شده به روش NBC در دوره زمانی ۲۰۰۶-۲۰۴۵
 Figure (10): Average annual temperature values corrected by NBC method during 2006-2045

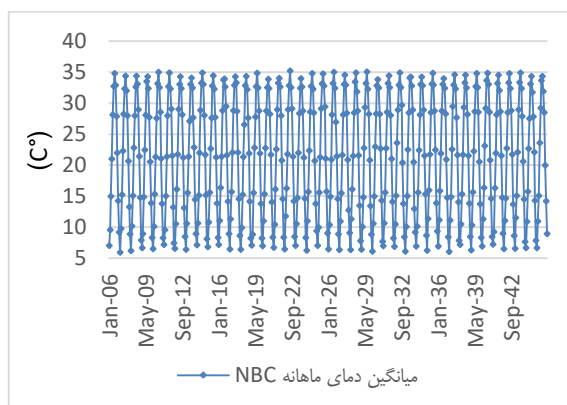
مقادیر دمای اصلاح شده با استفاده از روش SDSM
 شکل‌های (۱۱ الف) و (۱۲)، مقادیر دمای ماهانه و سالانه ریزمقیاس شده توسط مدل SDSM در دوره ۲۰۰۶-۲۰۴۵ را نشان می‌دهند. شکل (۱۱ ب) نیز مقایسه دمای میانگین مشاهداتی ماهانه و ریزمقیاس شده به روش SDSM در دوره زمانی ۲۰۰۶-۲۰۲۰ را نشان می‌دهد.



شکل (۸): مقادیر میانگین دمای سالانه اصلاح خطا شده به روش LS در دوره زمانی ۲۰۰۶-۲۰۴۵
 Figure (8): Average annual temperature values corrected by LS method during 2006-2045

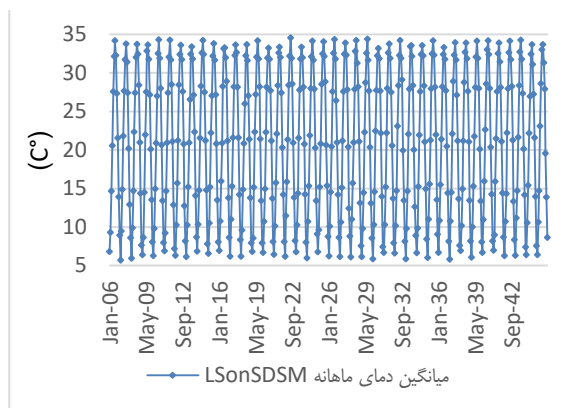
همان‌گونه که قابل پیش‌نگری بود، نتایج شکل (۷ ب) حاکی از این است که با توجه به قرارگیری نقاط در اطراف خط قطری نمودار، مقادیر اصلاح خطا شده به روش LS (شکل ۷ الف) تطابق نسبتاً قابل قبولی با داده‌های واقعی در دوره ارزیابی (۲۰۰۶-۲۰۲۰) دارند.

مقادیر دمای اصلاح شده با استفاده از روش NBC
 شکل‌های (۹ الف) و (۱۰)، نتایج حاصل از اصلاح خطای پیش‌نگری‌های دمای متوسط ماهانه و سالانه مدل CanESM2 توسط روش NBC را در دوره ۲۰۰۶-۲۰۴۵ نشان می‌دهد. همچنین شکل (۹ ب)، مقایسه دمای میانگین مشاهداتی ماهانه و اصلاح خطا شده به روش NBC در دوره زمانی ۲۰۰۶-۲۰۲۰ را نشان می‌دهد.

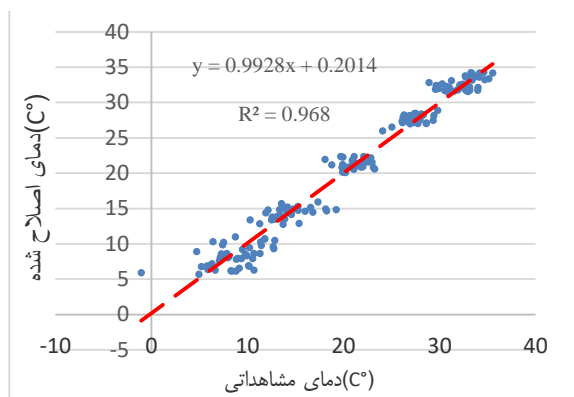


(الف)

متوسط ماهانه و سالانه مدل CanESM2 نیز اعمال شد که نتایج مربوط به ترتیب در شکل (۱۳) و (۱۴) ارائه شده است.



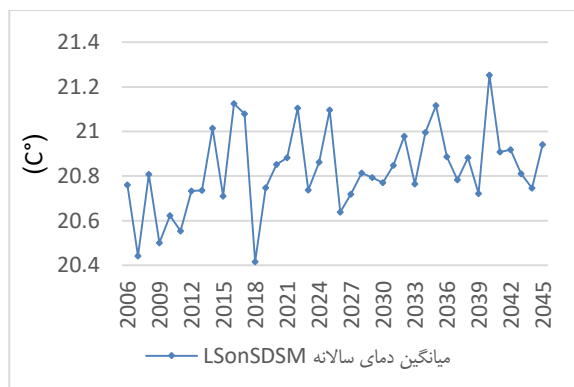
(الف)



(ب)

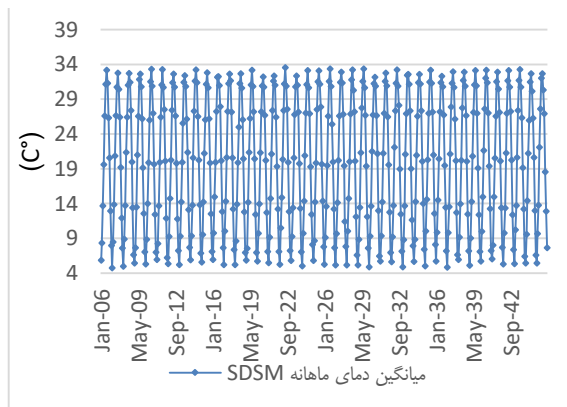
شکل (۱۳): (الف) مقادیر میانگین دمای ماهانه اصلاح خطا شده به روش LS و SDSM در دوره زمانی ۲۰۰۶-۲۰۴۵؛ (ب) مقایسه دمای میانگین مشاهداتی ماهانه و اصلاح خطا شده به روش LS و SDSM در دوره زمانی ۲۰۰۶-۲۰۲۰

Figure (13): A) Average monthly temperature values corrected by LS and SDSM methods in the period of 2006-2045; B) Comparison of observational average monthly temperature and bias corrected temperatures by LS application on SDSM outputs in the period of 2006-2020

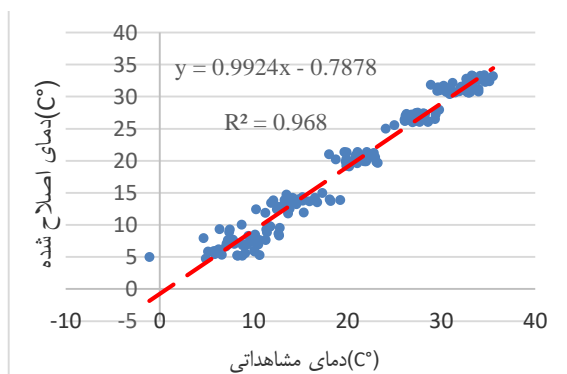


شکل (۱۴): مقادیر میانگین دمای سالانه اصلاح خطا شده به روش دمرحله‌ای SDSM و LS در دوره زمانی ۲۰۰۶-۲۰۴۵

Figure (14): Average annual temperature values corrected by application of LS and SDSM outputs during 2006-2045



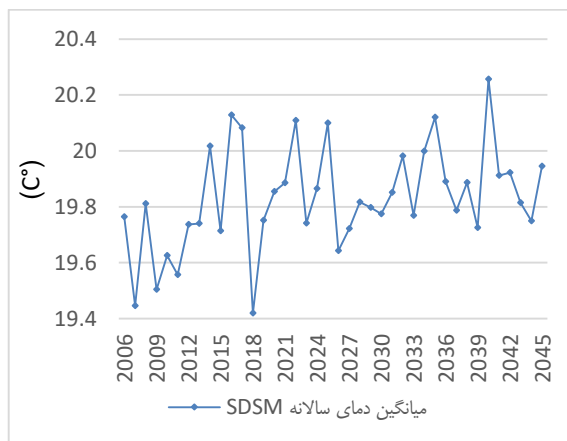
(الف)



(ب)

شکل (۱۱): (الف) مقادیر میانگین دمای ماهانه اصلاح خطا شده به روش SDSM در دوره زمانی ۲۰۰۶-۲۰۴۵؛ (ب) مقایسه دمای میانگین مشاهداتی ماهانه و اصلاح خطا شده به روش SDSM در دوره زمانی ۲۰۰۶-۲۰۲۰

Figure (11): (A) average monthly temperature values corrected by SDSM during 2006-2045, (B) Comparison of observational average monthly temperature and bias corrected temperatures by SDSM in the period of 2006-2020



شکل (۱۲): مقادیر میانگین دمای سالانه اصلاح خطا شده به روش SDSM در دوره زمانی ۲۰۰۶-۲۰۴۵

Figure (12): Average annual temperature values corrected by SDSM during 2006-2045

کاربرد مدل LS بر روی نتایج مدل SDSM

روش اصلاح خطای دمرحله‌ای روی پیش‌نگری‌های دمای

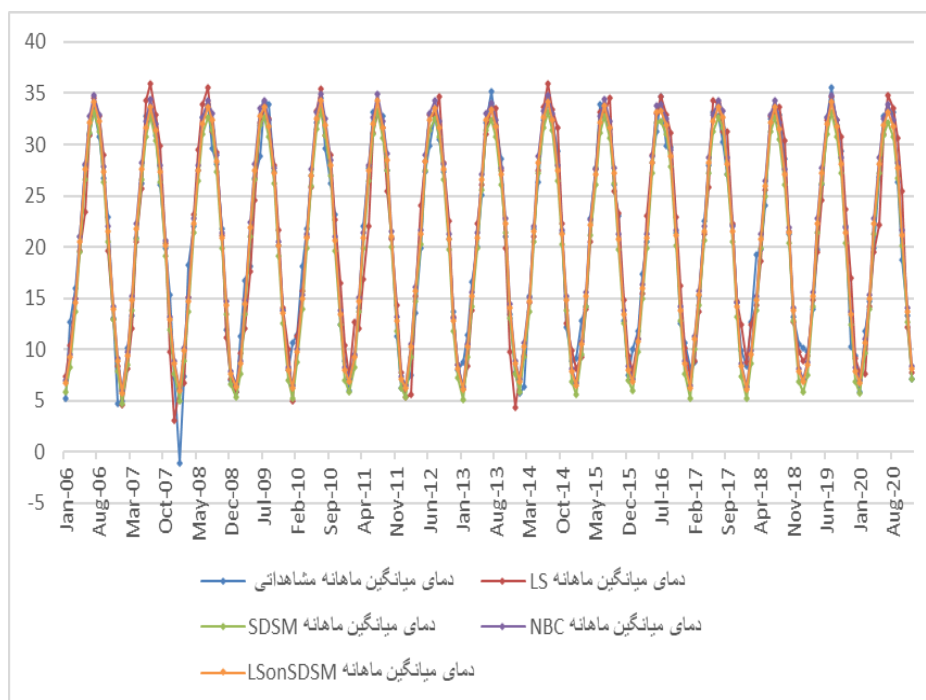
نظر می‌رسد تعداد داده‌ها برای محاسبه ضریب تعیین در مقیاس سالانه کافی نباشد. نتایج نشان می‌دهد هر چهار روش اصلاح خطای مورد استفاده، عملکرد قابل قبولی در اصلاح خطای دمای میانگین ماهانه مدل CanESM2 در منطقه مورد مطالعه ارائه کرده‌اند. براساس نتایج، روش LS اندکی عملکرد ضعیف‌تری نسبت به سایر روش‌های اصلاح خطا، ارائه کرده است.

شایان ذکر است با توجه به اینکه هدف از این مطالعه بررسی کارایی روش‌های اصلاح خطا به منظور کاهش عدم قطعیت خروجی‌های مدل‌های GCM است، کمی‌سازی مقادیر عدم قطعیت خروجی‌های مدل‌های GCM از اهداف این پژوهش نیست. برای ارزیابی روش‌های اصلاح خطا (کارایی این روش‌ها در کاهش عدم قطعیت خروجی‌های مدل‌های GCM) نیز تطابق داده‌های اصلاح خطا شده با استفاده از هر یک از روش‌های اصلاح خطا با داده‌های مشاهداتی ایستگاه هواشناسی در دوره ارزیابی (۲۰۰۶-۲۰۲۰) از طریق محاسبه ضریب تعیین انجام گرفت (جدول ۲). بنابراین برای ارزیابی روش‌های اصلاح خطا نیز نیازی به کمی‌سازی مقادیر عدم قطعیت خروجی‌های مدل‌های GCM وجود نداشت.

همان‌گونه که نتایج شکل (۱۳) نشان می‌دهد و با توجه به قرارگیری نقاط در اطراف خط قطری نمودار، روش دومرحله‌ای اصلاح خطا (ترکیب روش‌های SDSM و LS) نیز مانند هر سه مدل اصلاح خطای مورد استفاده (LS، NBC و SDSM) برای اصلاح خطای پیش‌نگری‌های دمای متوسط ماهانه و سالانه مدل CanESM2 دارای دقت نسبتاً قابل قبولی است.

ارزیابی عملکرد مدل‌های اصلاح خطا

مقادیر مشاهده‌شده دمای متوسط ماهانه ایستگاه سینوپتیک یزد در دوره ۲۰۰۶-۲۰۲۰ و مقادیر دمای متوسط ماهانه مدل CanESM2 که توسط مدل‌های LS، NBC، SDSM و ترکیب مدل‌های SDSM و LS اصلاح شده‌اند، در شکل (۱۵) مقایسه شده‌اند. همان‌گونه که شکل نشان می‌دهد، نتایج هر چهار روش اصلاح خطای به کار برده‌شده با داده‌های مشاهداتی دوره ارزیابی تطابق قابل قبولی دارند. همچنین ضریب تعیین داده‌های دمای متوسط ماهانه اصلاح خطا شده به روش‌های مورد استفاده و داده‌های مشاهداتی در دوره ارزیابی (۲۰۰۶-۲۰۲۰) محاسبه شد (جدول ۲). چون تعداد داده‌های مربوط به مقیاس سالانه فقط ۱۵ عدد است (۲۰۰۶-۲۰۲۰)، به



شکل (۱۵): نمودار دمای مشاهداتی و شبیه‌سازی شده توسط مدل‌ها در دوره ارزیابی (۲۰۰۶-۲۰۲۰)

Figure (15): Observed and simulated temperature by models during the evaluation period (2006-2020)

نتیجه گیری

پیش‌نگری صحیح دما در مطالعات تغییر اقلیمی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. این امر در مناطق خشک با توجه به کمبود شدید منابع آبی و حساسیت بالا و شکنندگی اکوسیستم‌های این مناطق از اهمیت بیشتری برخوردار است. با توجه به عدم قطعیت شبیه‌سازی‌های آینده مدل‌های جهانی اقلیم، اصلاح خطای این خروجی‌ها می‌تواند باعث افزایش دقت این مطالعات گردد. در این پژوهش به ارزیابی دقت روش‌های اصلاح خطای LS، NBC، SDSM و ترکیب مدل‌های SDSM و LS در کاهش عدم قطعیت پیش‌نگری‌های دمای مدل CanESM2 در مناطق خشک پرداخته شد. شایان ذکر است SDSM یک مدل ریزمقیاس‌نمایی است که علاوه بر افزایش تفکیک مکانی خروجی‌های GCM، می‌تواند منجر به کاهش عدم قطعیت خروجی‌ها نیز گردد. برای این مهم، کارایی مدل‌های LS، SDSM، NBC و ترکیب مدل‌های SDSM و LS از طریق مقایسه خروجی اصلاح خطای این مدل‌ها در مقیاس ماهانه در دوره ۲۰۲۰-۲۰۰۶ با داده‌های دمای مشاهداتی ایستگاه سینوپتیک یزد در دوره ۲۰۲۰-۲۰۰۶ انجام شد. نتایج (جدول ۲) نشان‌دهنده کارایی قابل قبول هر چهار روش اصلاح خطا با مقادیر مشاهداتی دما در دوره ارزیابی (۲۰۲۰-۲۰۰۶) است. بنابراین روش‌های به‌کار برده شده، دقت مناسب برای اصلاح خطای پیش‌نگری‌های مدل‌های جهانی اقلیم در مناطق خشک را دارا هستند. نتایج اصلاح خطای دما در راستای نتایج حمیدیان‌پور و همکاران (۱۳۹۹) و رضایی و همکاران (۱۳۹۳) است. براساس یافته‌های این تحقیق، می‌توان نتیجه گرفت از آنجاکه کارایی روش‌های کاهش عدم قطعیت خروجی‌های دما در مناطق خشک از دقت نسبتاً قابل قبولی برخوردار است، به نظر می‌رسد بررسی روش‌های مناسب برای کاهش عدم قطعیت خروجی‌های بارش در مناطق خشک از اهمیت بیشتری برخوردار است.

جدول (۲): ضریب تعیین بین داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده دما در دوره ارزیابی (۲۰۰۶-۲۰۲۰)

Table (2): Correlation coefficient between observed and simulated temperature data during the evaluation period (2006-2020)

R ²	روش اصلاح خطا
۰/۹۴۸	LS
۰/۹۶۸	SDSM
۰/۹۶۹	NBC
۰/۹۶۹	LS-on-SDSM

بررسی روند داده‌ها

نتایج آزمون من-کندال بر روی مقادیر دمای متوسط سالانه ایستگاه سینوپتیک یزد در دوره گذشته (۱۹۶۶-۲۰۰۵) در جدول (۳) ارائه شده است. همچنین نتایج آزمون من-کندال برای مقادیر آینده دمای متوسط اصلاح شده توسط هر چهار روش مورد استفاده در دوره ۲۰۰۶-۲۰۴۵ در جدول (۳) نشان داده شده است. براساس نتایج، دمای متوسط سالانه در هر دو دوره گذشته و آینده (براساس مقادیر هر چهار روش اصلاح خطا) به‌طور معنی‌دار افزایشی است. براساس هر چهار روش اصلاح خطا، شیب روند افزایشی دمای متوسط آینده در منطقه مورد مطالعه از دوره گذشته بیشتر است.

جدول (۳): مقادیر پارامتر Z آزمون من-کندال برای داده‌های مشاهداتی و اصلاح خطا شده با استفاده از روش‌های مورد استفاده

Table (3): Values of the Z parameter for the Mann-Kendall test for observational and bias corrected data

داده‌ها	دوره آماری	پارامتر Z آزمون من-کندال
داده‌های مشاهداتی	۲۰۰۵-۱۹۶۶	۲/۰۲
LS	۲۰۴۵-۲۰۰۶	۳/۵۳
SDSM	۲۰۴۵-۲۰۰۶	۲/۷۱
NBC	۲۰۴۵-۲۰۰۶	۲/۵۹
LS on SDSM	۲۰۴۵-۲۰۰۶	۲/۶۰

منابع

- Adhikari, U., & Nejadhashemi, A. P., 2016. Impacts of Climate Change on Water Resources in Malawi. *Journal of Hydrologic Engineering*, 21(11), 1084-10699.
- Alizadeh, A., Sayari, N., Hesami, K. M., Banayan, A. M., & Farid, H. A. (2010). *Assessment of climate change potential impacts on agricultural water use and water resources of Kashaf rood basin.*

3. Chen, J., Brissette, F.P., & Leconte, R. (2012). Coupling statistical and dynamical methods for spatial downscaling of precipitation. *Climate Chang* 114, 509–526.
4. 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 Resour Res*, 49, 4187-4205.
5. Chen, J., Brissette, F.P., & Caya, D. (2020). Remaining error sources in bias-corrected climate model outputs. *Climatic Change*, 162, 563–582.
6. Delgado, J. A., Nearing, M. A., & Rice, C. W. (2013). Conservation practices for climate change adaptation. *Advances in agronomy*, 121, 47-115.
7. Faghani, M., Ghorbani, Kh., & Salarijazi, M. (2017). Trend and Change Point Analysis of Seasonal SPI Drought Index in Iran. *Iranian Journal of Irrigation & Drainage*, 11(4), 667-679.
8. Fang, G. H., Yang, J., Chen, Y. N., & Zammit, C. (2015). Comparing bias correction methods in downscaling meteorological variables for a hydrologic impact study in an arid area in China. *Hydrology and Earth System Sciences*, 19(6), 2547-2559.
9. Fawzy, S., Osman, A. I., Doran, J., & Rooney, D. W. (2020). Strategies for mitigation of climate change: a review. *Environmental Chemistry Letters*, 18, 2069-2094.
10. Fowler, H.J., Blenkinsop, S., & Tebaldi, C., 2007. Linking climate change modelling to impacts studies: recent advances in downscaling techniques for hydrological modeling. *International Journal of Climatology*, 27, 1547-1578.
11. Gutiérrez, J.M., Maraun, D., & Widmann, M. (2019). An intercomparison of a large ensemble of statistical downscaling methods over Europe: results from the VALUE perfect predictor cross-validation experiment. *Int J Climatol*, 39, 3750–3785.
12. Hamidian Pour, M., Fallah Ghalhari, G., & Reza Alimoradi, M. (2021). Evaluating the Efficiency of the SDSM Model in Investigating the Consequences of Climate Change for Different Climate Zones in Iran. *Climate Change Research*, 2(5), 1-14.
13. Hannah, L. (2015). The climate system and climate change. *Climate change biology* (Second Edition). Boston: Academic Press, 13-53.
14. IPCC. (2007). *General Guidelines on the use of Scenario Data for Climate Impact and Adaptation Assessment*, version 2.
15. IPCC. (2013). Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC), *Climate Change 2007- Synthesis Report of the Forth Assessment Report*.
16. IPCC. (2022). Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change.
17. Johnson, F., & Sharma, A. (2012). A nesting model for bias correction of variability at multiple time scales in general circulation model precipitation simulations. *Water Resources Research*, 48(1).
18. Kay, A.L., Davies, H.N., Bell, V.A., & Jones, R.G. (2009). Comparison of uncertainty sources for climate change impacts: flood frequency in England. *Climatic change*, 92(1-2), 41-63.
19. Khazaei, M. R., & Khazaei, H. (2018). Scenarios in climate change impact assessment on monthly stream-flow of Karun Basin. *Journal of Environmental Science and Technology*, 20(1), 29-40.
20. Koutsoyiannis, D. (2001). Coupling stochastic models of different timescales. *Water Resources Research*, 37(2), 379-391.
21. Lenderink, G., Buishand, A., & Van Deursen, W. (2007). Estimates of future discharges of the river Rhine using two scenario methodologies: direct versus delta approach. *Hydrology and Earth System Sciences*, 11(3), 1145-1159.
22. Maraun, D., Wetterhall, F., & Ireson, A.M. (2010). Precipitation downscaling under climate change: recent developments to bridge the gap between dynamical models and the end user. *Rev Geophys* 48(3), RG3003
23. Maraun, D., Shepherd, T.G., & Widmann, M. (2017). Towards process-informed bias correction of climate change simulations. *Nat Clim Chang*, 7(11), 764–773
24. Mínguez, M.I., Ruiz-Ramos, M., Díaz-Ambrona, C.H., Quemada, M., & Sau, F. (2007). First-order impacts on winter and summer crops assessed with various high-resolution climate models in the Iberian Peninsula. *Climatic Change*, 81, 343-355.
25. Navarro-Racines, C., Tarapues, J., Thornton, P., Jarvis, A., & Ramirez-Villegas, J. (2020). High-resolution and bias-corrected CMIP5 projections for climate change impact assessments. *Scientific data*, 7(1), 7.
26. Pervez, M.S., & Henebry, G.M. (2014). Projections of the Ganges–Brahmaputra precipitation—Downscaled from GCM predictors. *Journal of Hydrology*, 517, 120-134.
27. Pirnia, A., Habibnejad Roshan, M., & Solaimani, K., (2015). Investigation of precipitation and temperature changes in Caspian sea southern coasts and its comparison with changes in northern hemisphere and global scales. *Journal of Watershed Management Research*, 6(11), 90-100.
28. Rajczak, J., Kotlarski, S., & Schär, C. (2016). Does quantile mapping of simulated precipitation correct for biases in transition probabilities and spell lengths? *J Clim*, 29, 1605–1615.
29. Rezaei, M., Nahtani, M., Aabkaar, A., Rezaei, M. & Mirkazehi Rigi, M. (2015). Performance Evaluation of Statistical Downscaling Model (SDSM) in Forecasting Temperature Indexes in Two Arid and Hyper Arid Regions (Case Study: Kerman and Bam) . *J Watershed Manage Res*, 5(10), 117-131.
30. Romm, J.J. (2022). *Climate change: What everyone needs to know*. Oxford University Press.

31. Schwalm, C. R., Glendon, S. & Duffy, P. B. (2020). RCP8.5 tracks cumulative CO2 emissions. *Proc. Natl Acad. Sci. USA*, 117, 202007117.
32. Schwank, J., Escobar, R., Girón, G.H., & Morán-Tejada, E. (2014). Modeling of the Mendoza river watershed as a tool to study climate change impacts on water availability. *Environmental Science & Policy*, 43, 91-97.
33. Srikanthan, R., & G. G. S. Pegram (2009), A nested multisite daily rainfall stochastic generation model, *J. Hydrol*, 371(1), 142-153.
34. Sunde, M.G., He, H.S., Hubbart J.A., & Urban, M.A. (2017). Integrating downscaled CMIP5 data with a physically based hydrologic model to estimate potential climate change impacts on streamflow processes in a mixed use watershed. *Hydrological Processes*, 31(9), 1790-1803.
35. Switanek, M.B., Troch, P., & Castro, C. (2017). Scaled distribution mapping: a bias correction method that preserves raw climate model projected changes. *Hydrol Earth Syst Sci*, 21, 264-2666
36. Vaseghi, R., Masah Boani, A., Meshkoati, A., & Rahimzadeh, F. (2011). Investigating the basin runoff under the influence of B1, A2 emission scenarios considering the collective effect of AOGCM models ensemble. *The 4th Iran Water Resources Management Conference*.
37. Wang, B., Li Liu, D., Asseng, S., Macadam, I., & Yu, Q. (2015). Impact of climate change on wheat flowering time in eastern Australia. *Agricultural and Forest Meteorology*, 209, 11-21.
38. Wang, Q. J., & Nathan, R. J. (2007). A method for coupling daily and monthly time scales in stochastic generation of rainfall series. *Journal of Hydrology*, 346(3-4), 122-130.
39. Wilby, R. L., Dawson, C. W., & Barrow, E. M. (2002). SDSM—a decision support tool for the assessment of regional climate change impacts. *Environmental Modelling & Software*, 17(2), 145-157.

Reducing Uncertainty in Average Temperature Projections of Global Climate Models in Dry Regions

Milad Rahimi Ratki,¹ Mohammad Amin Asadi Zarch,^{2*} Mohammad Reza Ekhtesasi,³
Mohammad Hossein Mobin⁴

Received: 16/12/2023

Accepted: 29/09/2024

Extended Abstract

Introduction: The increased use of fossil fuels has resulted in the production of pollutants and the release of greenhouse gases, leading to a global rise in temperature and climate change. On the other hand, climate change significantly influences temperature, precipitation, humidity, and cloud cover in local and regional variations. Therefore, considering the varying trends of climate change across different regions, it is crucially important to investigate the long-term trends of key climate parameters, including temperature and precipitation.

Global Climate Models (GCMs) are reliable tools for simulating the global climate response to greenhouse gas concentrations. Performing based on greenhouse gas emission scenarios, the models can project the data of future climate variables such as precipitation and temperature for the entire Earth in three dimensions. On the other hand, the temperature is expected to rise in different parts of the world by varying degrees, although the exact amount is uncertain. In this regard, climate change not only raises temperature but also affects the hydrological cycle by accelerating ocean surface evaporation.

It is important to acknowledge the uncertainty of GCM outputs in investigations, as its ignorance may reduce the reliability of the results. It should be noted that the raw data obtained from GCMs may not adequately resolve this problem and can diminish the precision of the results. Bias-correction methods have become increasingly common in climate change impact studies over the past decade, ranging from simple averaging methods to complex ones. Therefore, this study sought to investigate the efficiency of LS, NBC, and SDSM bias-correction methods and the combination of SDSM and LS models in reducing the uncertainty of CanESM2 temperature predictions in dry areas.

Material and methods: covering an area of approximately 74,650 square kilometers, Yazd province is located in the center of Iran between 29 degrees 48 minutes to 33 degrees 30 minutes north latitude and 52 degrees 45 minutes to 56 degrees 30 minutes east longitude, being characterized by the most unfavorable natural factors that dominate Iran's central plateau.

This study used three groups of data: 1) daily temperature data collected from Yazd synoptic station from 1966 to 2020, provided by the National Meteorological Organization; 2) Atmospheric statistics obtained from the National Center for Environmental Prediction and the National Center for Atmospheric Research (NCEP/NCAR) for the same period; 3) CanESM2 general circulation model of temperature simulations used for the periods of 1966-2005 and 2006-2045, based on the RCP8.5 emission scenario. The study applied three bias-correction methods, including LS, NBC, and SDSM, and performed LS on the outputs of the SDSM model to correct the temperature outputs of the CanESM2 model under the RCP8.5 emission scenario. To assess the efficiency of the methods used, the outputs of each bias-correction method were compared with observational data during the 2006-2020 period.

Results: The results revealed a consistent sinusoidal trend in the daily and monthly temperature data. The highest and lowest monthly average temperature rates were found to have been typically recorded in July and January, respectively. Moreover, the average annual temperature indicated an increasing trend from 1966 to

¹ Master of Watershed Science and Engineering, Yazd University, Yazd, Iran

^۲ Assistant Professor, Faculty of Natural Resources and Desert Studies, Yazd University, Yazd, Iran; Email: amin.asadi@yazd.ac.ir

^۳ Professor, Faculty of Natural Resources and Desert Studies, Yazd University, Yazd, Iran

^۴ Retired Assistant Professor, Faculty of Natural Resources and Desert Studies, Yazd University, Yazd, Iran

2005, which was found to have continued from 2006 to 2020, but with fewer variations. On the other hand, the results of the CanESM2 temperature simulations based on the RCP8.5 emission scenario suggested that the variations followed a pattern relatively similar to that of the observations. The average annual temperature simulated by the model for both the past (1966-2005) and future (2006-2045) showed a significant increasing trend. However, observational data for the 1966-2005 period indicated a slower increasing trend than the simulated values during the same period. As predicted, compared to the raw model values, the bias-corrected values obtained via the LS method better matched the actual data found for the evaluation period (2006-2020). As for the NBC application, the results suggested that the method improved the accuracy of future average temperature projections of CanESM2. It was also found that SDSM and LS offered relatively acceptable accuracy in terms of SDSM outputs. The results also revealed that the temperature data corrected by all four methods, including LS, SDSM, NBC, and the combination of LS and SDSM agreed well with observational data collected from the synoptic station, whose coefficients of determination were found to be 0.948, 0.968, 0.969, and 0.969, respectively. Moreover, the non-parametric Kendall test revealed a significant increasing trend in the average annual air temperature for both past and future periods in the study area.

Discussion and conclusion: the comparison of the coefficients of determination of the average monthly temperature rates corrected by the above-mentioned methods and the ones found for the observational data during the evaluation period indicated that all four bias-correction methods performed acceptably in the study area. It is worth noting that the LS method showed a slightly poorer performance than the other error correction methods. Based on the results of this study, it can be concluded that since the efficiency of methods used for reducing the uncertainty of temperature outputs in dry areas was relatively acceptable, it seems that investigating suitable methods for reducing the uncertainty of precipitation outputs in dry areas would be of greater importance.

Keywords: Arid Regions, Bias-Correction, Climate Change, Mean Temperature, NBC, Uncertainty.