

ارزیابی دو روش ریزمقیاس‌نمایی SDSM و اصلاح‌اریبی در برآورد دمای بیشینه و کمینه در دوره گذشته و آینده (مطالعه موردی: ایستگاه هواشناسی بشرویه)

مجید هاونگی^۱، مهدی امیرآبادی‌زاده^۲، مهدی دستورانی^{۳*}

^۱ دانشجوی دکتری علوم و مهندسی آب- منابع آب، دانشکده کشاورزی، گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه

بیرجند، بیرجند، ایران

^۲ دانشیار و عضو هیئت علمی دانشگاه بیرجند، دانشکده کشاورزی، گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه بیرجند،

بیرجند، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۷/۲۴، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۹/۰۴

چکیده

تغییر الگوی بارش در کنار نوسانات دمایی از جمله مهمترین اثرات تغییر اقلیم به شمار می‌آید. اولین گام در مطالعات تغییر اقلیم برآورد چشم‌انداز داده‌های اقلیمی و هیدرولوژیکی نظیر دما و بارش در دوره آینده (سناریوهای اقلیمی) می‌باشد که برای این امر مناسب‌ترین ابزارها می‌توان به خروجی مدل‌های اقلیمی GCM اشاره نمود. در پژوهش حاضر از مدل گردش کلی کانادا (CanESM5) از مجموعه مدل‌های مورد استفاده در گزارش ششم هیئت بین‌المللی تغییر اقلیم (IPCC) و دو روش ریزمقیاس‌نمایی آماری SDSM و اصلاح‌اریبی (BCSD) به منظور ریزمقیاس‌نمایی دماهای کمینه و بیشینه و برای پیش‌آگاهی از میزان تغییرات این پارامترها در آینده از شبیه‌سازی آن‌ها طبق دو سناریوی SSP2-4.5 و SSP5-8.5 برای دوره ۲۰۲۵-۲۰۵۵ استفاده شده است. نتایج نشان داد مدل SDSM عملکرد بهتری نسبت به روش BCSD در شبیه‌سازی دماهای کمینه و بیشینه دارد. مقایسه تغییرات سالانه دماهای کمینه و بیشینه نشان داد که دمای کمینه سالانه در دوره آتی طبق هر دو سناریو نسبت به دوره پایه (۲۰۲۰-۱۹۹۰) افزایش می‌یابد. همچنین دمای بیشینه و میانگین دمای کمینه ماهانه در تمام ماهها در بیشتر سال‌ها در دوره آتی نسبت به دوره پایه افزایش می‌یابد.

کلمات کلیدی: ریزمقیاس‌نمایی، SDSM، BCSD، سناریوی انتشار، گزارش ششم تغییر اقلیم

مطالعات تغییر اقلیم برآورد چشم انداز داده های اقلیمی و هیدرولوژیکی نظیر دما و بارش در دوره آینده (سناریوهای اقلیمی) می باشد؛ که برای این امر از مناسب ترین ابزارها می توان به خروجی مدل های اقلیمی GCM اشاره نمود. مهمترین موضوع عدم تطابق مکانی خروجی های این مدل ها با مقیاس مورد نیاز در حوزه ها می باشد. تفاوت دقت روش های ریز مقیاس نمایی می تواند باعث اختلاف در نتایج شبیه سازی گردد؛ که این امر موجبات بررسی دقت روش ها ریز مقیاس نمایی را فراهم می نماید. مطالعات گسترده ای در زمینه بررسی روش های ریز مقیاس نمایی تاکنون انجام شده است. آنیش گلی و همکاران (۲۰۱۳) به ارزیابی چند روش ریز مقیاس نمایی آماری در فلوریدا آمریکا پرداختند؛ آن ها ۵ روش ریز مقیاس نمایی یعنی رگرسیون خطی چند گانه (MLR)، رگرسیون ضریب مثبت (PCR) رگرسیون گام به گام (SWR) ماشین بردار پشتیبان (SVM) و اصلاح اریب (BCSD) پرداختند؛ با ارزیابی عملکرد مدل ها مشخص شد مدل SVM بهتر از همه مدل های دیگر در باز تولید آمار بارش ماهانه عمل می کند. صلاحی و همکاران (۲۰۲۲) از مدل های SDMS و فاکتور تغییر (DELTA) برای ریز مقیاس نمایی متغیر سرعت باد در ایستگاه زابل استفاده کردند؛ نتایج نشان داد که خروجی مدل CGCM3 تحت سناریوی A2 در مدل DSLTA مطابقت بیشتری با دوره پایه دارد؛ همچنین نتایج نشان داد ایستگاه زابل مدل DELTA داده های میانگین سرعت باد را بهتر از مدل SDSM شبیه سازی کرده است. جی بورگر و همکاران (۲۰۱۲) به مقایسه پنج روش ریز مقیاس اصلاح اریبی (BCSD)، رگرسیون خود کار (ASD)، شبکه های عصبی رگرسیون چند کی (QRNN)، TG^1 و XDS^2 در منطقه ای در کانادا پرداختند؛ نتایج نشان داد روش XDS عملکرد بهتری نسبت به سایر روش ها دارد و پس از آن به

ترتیب روش های QRNN، BSCD، ASD قرار گرفتند؛ بدترین عملکرد هم مربوط به روش TG بود. حسن و همکاران (۲۰۱۴) به بررسی دو مدل SDSM و LARS-WG برای شبیه سازی و ریز مقیاس نمایی بارندگی و دما در مالزی پرداختند نتایج نشان داد؛ مدل SDSM عملکرد بهتری نسبت به LARS-WG دارد؛ همچنین مدل SDSM تغییر بیشتری در میزان بارندگی سالانه نسبت به LARS-WG نشان داد. چوبه و گودرزی (۱۳۹۴) به ارزیابی روش های ریز مقیاس نمایی در پیش بینی پارامتر های آب و هوایی تحت شرایط تغییر اقلیم در اردبیل پرداختند؛ در این مقاله از مدل مولد آب و هوایی (LARS-W) و SDSM استفاده شد؛ نتایج نشان داد که در حوزه مورد مطالعه مدل مولد آب و هوایی (LARS-WG) نسبت به مدل رگرسیون چند متغیره (SDSM) از کارایی بهتری برای پیش نگری تغییر اقلیم برخوردار است. امامی و کوچ (۲۰۱۸) به بررسی دوروش ریز مقیاس نمایی SDSM و تصحیح اریبی برای پیش نگری تغییرات آب و هوایی حوضه رودخانه زرنه ایران پرداختند. نتایج نشان داد روش تصحیح اریبی عملکرد بهتری در پیش نگری بارش و دمای آینده نسبت به مدل SDSM دارد. موناوار و همکاران (۲۰۲۲) به پیش نگری آب و هوای آینده با استفاده روش های ریز مقیاس نمایی SDSM و LARS-WG در حوضه ای واقع در شمال پاکستان پرداختند نتایج نشان داد مدل SDSM عملکرد بهتری در مقایسه با LARS-WG در حوضه مذکور در پیش نگری بارندگی و دما دارد. جعفر زاده و همکاران (۱۳۹۵) به ارزیابی دو روش ریز مقیاس نمایی آماری LARS-WG و SDSM در برآورد تغییرات مؤلفه های اقلیمی در دشت بیرجند پرداختند؛ مؤلفه های اقلیمی شامل بارندگی و متوسط درجه حرارت روزانه بود. نتایج آزمون همبستگی پیرسون دقت بهتر مدل LARS-WG را نسبت به مدل SDSM نشان داد. به طور کلی روش LARS-WG در مقایسه با

2. expanded downscaling

1. treegen

روش SDSM از دقت بهتری برخوردار بود. تریهرن و دگاتانو (۲۰۱۱) به مقایسه روش های ریز مقیاس نمایی بارندگی حدی در شمال شرق ایالات متحده پرداختند؛ در این مطالعه از دو روش ریز مقیاس نمایی اصلاح اریبی (BCSD¹) و مدل SDSM استفاده شد. نتایج نشان داد مدل SDSM عملکرد بهتری نسبت به روش اصلاح اریبی دارد؛ همچنین پیش‌نگری‌های آتی براساس مدل SDSM نشان از افزایش ۷ درصدی بارندگی‌های حدی در دوره ۲۰۴۱-۲۰۶۰ داشت. چن و فرانکوئیس (۲۰۱۴) به ارزیابی روش های آماری مبتنی بر رگرسیون برای ریز مقیاس نمایی بارش در آمریکای شمالی پرداختند؛ در این مطالعه داده‌های بزرگ مقیاس GCM به مقیاس مدل اقلیمی محلی (RCM) و مقیاس ایستگاهی در منطقه مورد مطالعه ریز مقیاس شدند؛ نتایج نشان داد روش های آماری مبتنی بر رگرسیون خطی در ریز مقیاس کردن بارش در بیشتر مناطق منطقه مورد مطالعه ناکارآمد هستند. بارش میانگین به طور کلی در این روش کمتر تخمین زده شد. شعبان پورو همکاران (۱۳۹۹) به ارزیابی روش های تصحیح اریبی برمهاتر پیش بینی فصلی بارش مدل اقلیمی CFCV2 پرداختند؛ در این تحقیق اریبی برمهاتر پیش بینی بارش (فصل پاییز) مدل اقلیمی CFCV2 تأثیر پنج روش تصحیح بر مبنای ۱۲ ایستگاه واقع در حوزه آبریز گرگانرود بررسی شد. نتایج نشان داد؛ بیشتر روش های تصحیح اریبی به خوبی توانستند اریبی موجود در در پیش بینی ها را کاهش دهند. فروزان مهر و شهیدی (۱۴۰۱) به ارزیابی سه روش ریز مقیاس نمایی پارامترهای دمای کمینه و بیشینه با استفاده SDSM، LARS-WG و اصلاح اریبی (BSCD) در ایستگاههای همدیدی بیرجند و رشت با استفاده از مدل های GCM و CANCM2 تحت دو سناریوی RCP4.5 و RCP8.5

پرداختند؛ نتایج نشان داد بهترین عملکرد مربوط به مدل SDSM با بیشترین مقدار همبستگی می باشد؛ همچنین مدل BSCD برای پارامتر دمای کمینه در ایستگاه بیرجند عملکرد مناسبی ندارد؛ مقایسه تغییرات سالانه دماهای کمینه و بیشینه در دو ایستگاه همدیدی بیرجند و رشت نشان داد پارامترهای دماهای کمینه و بیشینه در هر دو ایستگاه در دوره آتی ۲۰۵۶-۲۰۲۵ نسبت به دوره پایه (۱۹۷۴-۲۰۰۵) افزایش می یابد. در پژوهش حاضر از مدل گردش کلی CanESM5 یکی از مدل های زیرمجموعه مدل های استفاده شده در گزارش ششم هیئت بین‌المللی تغییر اقلیم (IPCC) و دو مدل ریز مقیاس نمایی SDSM و روش آماری اصلاح اریبی (BSCD) به منظور ریز مقیاس نمایی و شبیه‌سازی دمای کمینه و بیشینه برای پیش آگاهی از میزان تغییرات این پارامترها تحت دو سناریوی SSP2-4.5 و SSP5-8.5 برای دوره ۱۹۹۰-۲۰۲۰ استفاده شده است. همچنین عملکرد این مدل‌ها با در نظر گرفتن شاخص‌های آماری بررسی شده است.

مواد و روش‌ها

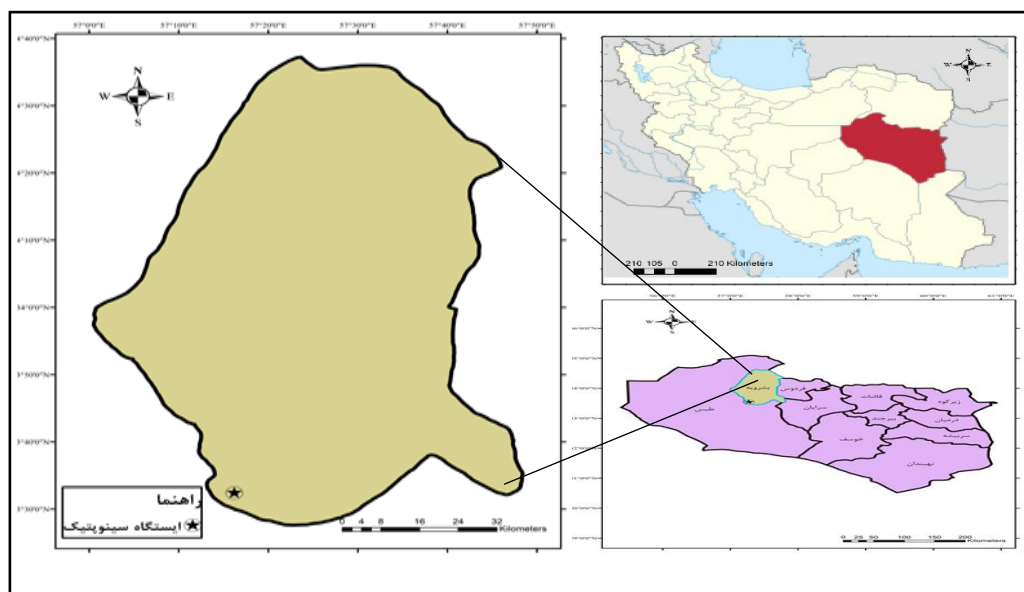
منطقه مورد مطالعه

شهرستان بشرویه یکی از شهرهای استان خراسان جنوبی که در ۵۷ درجه و ۲۵ دقیقه طول جغرافیایی و ۳۳ درجه و ۵۲ دقیقه در ارتفاع ۸۸۵ متر از سطح دریا قرار دارد. آب و هوای این شهرستان خشک و کویری است که دارای زمستان‌های سرد و تابستان‌های گرم و خشک می باشد. میانگین سالانه بارندگی بلندمدت در بشرویه ۱۱۰ میلی متر و میانگین دماهای کمینه و بیشینه به ترتیب ۱۲ و ۲۷ درجه سلسیوس می باشد.

¹ Bias-corrected spatial Disaggregation

جدول ۱- مشخصات ایستگاه هواشناسی مورد مطالعه

نوع ایستگاه	نام ایستگاه	ارتفاع	عرض جغرافیایی	طول جغرافیایی
همدیدی	بشرویه	۸۸۵	۳۳/۵۴	۵۷/۲۷



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

مشترک (SSP) استفاده می کند که بانمانده خطوط سیرغلظت گلخانه ای (RCP) پروژه گزارش پنجم ترکیب شده است. (آیرینگ و همکاران، ۲۰۱۶) سناریو های جدید اضافه شده در CMPI6 شامل SSP1-1.9، SSP4-3.4، SSP3-7.0 هستند که چهار سناریوی روز شده سناریوهای RCP2.6، RCP4.5، RCP6.0 و RCP8.5 موجود در CMIP5 می باشند. (گوپتا و همکاران، ۲۰۲۰) مدل های آب و هوایی فعلی قوی تر از مجموعه های قبلی CMIP5 هستند و پیشرفت های مؤثری رادر بازتولید الگوهای بزرگ مقیاس متغیر های آب و هوایی نشان داده اند. (چن و همکاران، ۲۰۲۰، وانگ و همکاران ۲۰۲۰، آکینسالونولا و همکاران ۲۰۲۰،

مدل های GCM و سناریوهای SSP معتبرترین ابزار برای درک تغییرات اقلیمی گذشته و پیش‌نگری آینده هستند. (فروزان مهر و همکاران، ۱۴۰۱) خروجی این مدل‌ها را می‌توان در مطالعات تغییر اقلیم پس از بکارگیری روش‌های ریز مقیاس نمایی استفاده کرد. در این پژوهش از مدل CanESM5 استفاده شده است که در جدول ۲ مشخصات این مدل بیان شده است. در این مطالعه از داده های خروجی مدل‌های گردش عمومی جو-اقیانوس مربوط به فاز ششم پروژه مقایسه‌ای مدل جفت شده (CMPI6)۲ استفاده شد. پروژه مقایسه مدل‌های جفت شده گزارش ششم هیئت بین‌الدول تغییر اقلیم از سناریوهای جدیدی به نام مسیرهای اجتماعی و اقتصادی

²Coupled Model Intercomparison Projects

¹General Circulation Models/ Global Climate Models

ژای و همکاران، ۲۰۲۰) برای ارزیابی توانایی شبیه سازی داده‌های دما در آینده از خروجی مدل‌های GCM2 ارائه شده توسط CMIP6 که از کیفیت مکانی بالایی برخوردار می‌باشند استفاده شد؛ لذا از بین ۳۷ مدل اقلیمی موجود مدل CanESM5 که دارای توانایی خوبی در شبیه سازی داده‌های دما و بارش می‌باشد انتخاب شد. (زارعیان، ۱۴۰۰) همچنین در این تحقیق برای شبیه سازی داده‌های اقلیمی در شرایط آینده از سناریوهای مسیراجتماعی-اقتصادی SSP2-4.5 و SSP5-8.5 استفاده شد. سناریوی اول یک سناریوی واسط و روند فعلی را برای توسعه اقتصادی و افزایش غلظت CO2 در نظر می‌گیرد و سناریوی دوم یک سناریوی بدبینانه می‌باشد.

روش‌های ریزمقیاس‌نمایی

یکی از مشکلات عمده در استفاده از خروجی مدل‌های گردش عمومی، بزرگ مقیاس بودن سلول‌های محاسباتی آن نسبت به محدوده مطالعاتی است. دو روش برای به دست آوردن متغیرها در مقیاس محلی (ریز مقیاس‌نمایی) از روی مقیاس جهانی وجود دارد، یکی روش دینامیکی که شامل حل صریح معادلات دینامیکی سیستم است و دیگری روش آماری که از داده‌های استخراج شده از داده‌های مشاهده شده استفاده می‌کند. (قربانی، ۱۳۹۳). روش‌های دینامیکی نیازمند داده‌های عظیم، زمان و هزینه بسیار می‌باشد. به طو کلی صحت مدل‌های دینامیکی بیشتر از آماری می‌باشد. اما این داده‌ها معمولاً به صورت ماهانه هستند. در این پژوهش از دو روش ریزمقیاس‌نمایی SDSM و اریبی (BCSD) که در دسته ریزمقیاس‌نمایی آماری می‌باشند، استفاده شده است.

جدول ۲- مشخصات مدل canESM5

نام مدل	کشور توسعه دهنده	نام مرکز تحقیقاتی	تفکیک افقی (کیلومتر)
canESM5	Canada	Canadian Centre for Climate Modelling and Analysis-Canada	۵۰۰

مدل SDSM¹

این مدل ترکیبی از دو روش تولید داده‌های آب و هوایی غیر قطعی و روش رگرسیون خطی می‌باشد. این مدل در سال ۲۰۰۰ میلادی توسط ویلی و همکاران توسعه داده شد. این مدل طی مراحل پنج‌گانه زیرسری-های روزانه را تولید می‌کند:

- ۱- غربال‌سازی متغیرهای پیش‌بینی‌کننده ۲- واسنجی داده‌ها ۳- بازتولید داده‌های مشاهداتی به صورت مصنوعی ۴- تولید سناریوهای تغییر اقلیم ۵- آزمون‌یابی و آنالیزهای آماری داده‌های ورودی این مدل شامل داده‌های مشاهداتی ایستگاهی و داده‌های بزرگ مقیاس (National Centers for Environmental NCEP

Prediction) و خروجی مدل‌های اقلیمی که از نزدیکترین شبکه جهانی به دست آمده است. جدول ۳ متغیرهای پیش‌بینی‌کننده NCEP را نشان می‌دهد. مدل SDSM در مرحله غربال‌سازی و در دوره واسنجی با اعمال آزمون همبستگی، همبستگی جزئی و همبستگی متقابل بین متغیر اقلیمی (پیش‌بینی شونده) و داده‌های بزرگ مقیاس NCEP (پیش‌بینی‌کننده) بهترین متغیر پیش‌نگری‌کننده را برای محل و متغیر اقلیمی مورد نظر انتخاب کرده و آن را برای پیش‌نگری اقلیم آینده در نظر می‌گیرد. مدل واسنجی شده می‌تواند داده‌های مصنوعی متغیر اقلیمی را برای دوره ۲۱۰۰-۱۹۶۱ تولید کند. اما برای اینکه سناریوهای انتشار گازهای گلخانه‌ای نیز در

¹Statistical Down Scaling Model

نظر گرفته باشند از خروجی مدل‌های اقلیمی بهره می‌گیرند.

بینی شونده داشتند به عنوان پیش‌بینی کننده استفاده شدند. مشخصات این متغیرها که در جدول ۳ ارائه شده است به صورت روزانه و در لایه‌های مختلف و بالای زمین توسط مرکز NCEP ارائه شده است (خاشعی سیوکی و همکاران، ۱۳۹۷).

انتخاب پیش‌بینی کننده‌ها

گام نخست در استفاده از هر مدل ریزمقیاس نمایی انتخاب درست پیش‌بینی کننده‌ها می‌باشد. به طور کلی باید بین متغیر پیش‌بینی شونده و پیش‌بینی کننده‌ها همبستگی قوی وجود داشته باشد. بهتر است مجموعه پیش‌بینی کننده‌ها شامل متغیرهایی باشند که توصیف کاملی از رطوبت، گردش و ارتباط بین لایه‌های مختلف جو بالای زمین راداشته باشند. در این پژوهش تعداد ۱۴ متغیر از ۲۶ متغیر که که همبستگی قوی تری با متغیر پیش

روش اصلاح اریبی (BCSD)

این روش اولین بار به منظور تخمین مؤلفه‌های هیدرولوژی دراز مدت به کار گرفته شد و امروز در مطالعات اقلیم شناسی با مقیاس ماهانه بسیار به کار می‌رود. فرآیند ریزمقیاس نمایی با این روش در ۳ گام به شرح ذیل انجام می‌شود:

جدول ۳- متغیرهای پیش‌بینی کننده ورودی مدل SDSM

ردیف	نام متغیر	واحد	ردیف	نام متغیر	واحد
۱	Mslp میانگین فشار سطح دریا	pa	۱۴	P8-f نیروی جریان هوا در ارتفاع hpa850	pa
۲	P1-f سرعت جریان هوا - ژئوستروفیک در نزدیک سطح	m/s	۱۵	P8-u مولفه سرعت مداری در ارتفاع hpa850	m/s
۳	P1-u سرعت نزدیک سطح	m/s	۱۶	P8-v مولفه سرعت نصف النهاری در ارتفاع hpa850	m/s
۴	P1-v مولفه سرعت نصف النهاری نزدیک سطح	m/s	۱۷	P8-z تاوایی در ارتفاع hpa850	s-l
۵	P1-z تاوایی نزدیک سطح	s-l	۱۸	P8-th جهت باد در ارتفاع hpa850	Deg
۶	P1-th با نزدیک سطح	Deg	۱۹	P8-zh واگرایی در ارتفاع hpa850	s-l
۷	P1-zh واگرایی نزدیک سطح	s-l	۲۰	P500 ارتفاع ژئوپتانسیل سطح hpa500	m

۸	P5-f	۲۱	pa	سرعت جریان هوا در ارتفاع hpa500	m
۹	P5-u	۲۲	m/s	مولفه سرعت مداری در ارتفاع hpa500	%
۱۰	P5-v	۲۳	m/s	مولفه سرعت نصف النهاری در ارتفاع hpa500	%
۱۱	P5-z	۲۴	s-l	تاوایی در ارتفاع hpa500	%
۱۲	P5-th	۲۵	Deg	جهت باد در ارتفاع hpa500	Kg/k g
۱۳	P5-zh	۲۶	s-l	واگرایی در ارتفاع hpa500	'k

نظر برآورد گردد. در نهایت با فرض یکسان بودن میزان انحراف در دوره پایه و آتی خروجی مدل‌ها گردش عمومی تغییرات مؤلفه‌های اقلیمی برای سال‌های آتی تعیین می‌گردد. (فروزان مهر و شهیدی، ۱۴۰۱).

پیش پردازش داده‌ها

داده‌ها در ابتدا جهت استفاده بایستی پیش پردازش شوند. شناسایی و حذف داده‌های پرت از جمله عملیاتی است که باید برای بهبود کیفیت داده‌ها صورت گیرد. در این پژوهش تشخیص داده‌های پرت با استفاده از نرم افزار R و کتابخانه outlier و نیز مقایسه p-value با سطح معنی داری ۵٪ استفاده شد. مرحله دوم در پیش پردازش داده‌ها بررسی روند در داده‌ها می‌باشد در این مطالعه از آزمون من - کندال استفاده شد.

آزمون روند یابی من - کندال

۱- اصلاح انحراف آماری خروجی مدل‌های گردش عمومی در مقیاس ماهانه: در این گام دو ضریب اصلاحی برای دما و بارش دوره مربوط به خروجی مدل‌های اقلیمی تولید می‌شود.

۲- بعد از محاسبه ضرایب اصلاحی برای نقاط شبکه‌ای مدل‌های اقلیمی، با استفاده از ابزار درون‌یابی، این ضرایب برای دقت‌های بالاتر (بیکسل‌ها با ابعاد کوچکتر) ۱*۱، ۰/۵*۰/۵، ۰/۲۵*۰/۲۵ و ۰/۱۲۵*۰/۱۲۵ برآورد می‌گردد:

$$GCM_t = F_t + OBS_t \quad (1)$$

در معادله (۱) مدل اقلیمی دما در آینده، F_t مقدار ضریب اصلاحی برای دما، OBS_t داده‌های اقلیمی دوره پایه دما می‌باشد.

۳- ضرایب اصلاحی به دست آمده برای دقت‌های بالاتر با توجه به رابطه ذیل در مقادیر مشاهداتی اعمال می‌شود تا خروجی مدل‌های گردش عمومی برای دقت مورد

$$Z = 0 \quad \text{for } S = 0$$

$$Z = \frac{S + 1}{\sqrt{\text{var}(S)}} \quad \text{for } S < 0$$

با فرض دو دامنه آزمون روند، فرضیه صفر در صورتی پذیرفته می شود که شرط زیر برقرار باشد:

$$|Z| < Z_{\alpha/2} \quad (۴)$$

که α سطح معنی داری است که برای آزمون در نظر گرفته می شود و Z_{α} آماره توزیع نرمال استاندارد در سطح معنی داری α می باشد که با توجه به دو دامنه بودن آزمون، $\alpha/2$ استفاده شده است. در بررسی حاضر این آزمون برای سطوح اطمینان ۹۵٪ و ۹۹٪ به کار گرفته شده است. در صورتی که آماره Z مثبت باشد روند سری داده-ها صعودی و در صورت منفی بودن آن روند نزولی در نظر گرفته می شود. (قصاب فیض و اسلامی، ۱۳۹۶)

ارزیابی نتایج مدل

برای بررسی عملکرد نتایج حاصل از مدل های مورد استفاده در این تحقیق از پارامترهای اماری RMSE، KGE و bR^2 استفاده شده است که روابط آن به شکل زیر می باشد:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_i^n (S_i - O_i)^2}{n}} \quad (۷)$$

(۸)

$$KGE = 1 - \sqrt{(r-1)^2 + \left(\frac{\sigma_{sim}}{\sigma_{obs}} - 1\right)^2 + \left(\frac{\mu_{sim}}{\mu_{obs}} - 1\right)^2}$$

$$bR^2 = 1 - \frac{(1-R^2)(N-1)}{N-p-1} \quad (۹)$$

در روابط بالا S_i مقادیر شبیه سازی شده، O_i مقادیر مشاهده ای r ضریب همبستگی بین داده های شبیه سازی و مشاهده ای، σ_{sim} انحراف معیار مقادیر شبیه سازی شده، σ_{obs} انحراف معیار مقادیر مشاهده ای، μ_{sim}

روش من - کندال ابتدا توسط من (۱۹۴۵) ارائه و سپس توسط کندال (۱۹۷۰) بسط و توسعه یافت. فرض صفر آزمون من - کندال بر تصادفی بودن و عدم وجود روند در سری داده ها دلالت دارد. و پذیرش فرض یک (رد فرض صفر) دال بر وجود روند در سری داده ها می باشد. در این روش ابتدا اختلاف بین هر یک از مشاهدات با تمام مشاهدات پس از آن محاسبه شده و پارامتر S مطابق رابطه زیر به دست می آید.

$$S = \sum_{k=1}^{n-1} \sum_{j=k+1}^n \text{sgn}(x_j - x_k) \quad (۲)$$

که n تعداد مشاهدات سری و x_j و x_k به ترتیب داده های j ام و k ام سری می باشند. تابع علامت sgn نیز به صورت زیر قابل محاسبه است:

(۳)

$$\text{sgn}(x_j - x_k) = +1 \quad \text{for } (x_j - x_k > 0)$$

$$\text{sgn}(x_j - x_k) = 0 \quad \text{for } (x_j - x_k \geq 0)$$

$$\text{sgn}(x_j - x_k) = -1 \quad \text{for } (x_j - x_k < 0)$$

در مرحله بعد محاسبه واریانس S توسط یکی از

روابط زیر محاسبه شد:

(۴)

$$\text{var}(S) = \frac{n(n-1)(2n+5) - \sum_{t=1}^m t(t-1)(2t+5)}{18} \quad \text{for } n > 10$$

$$\text{var}(S) = \frac{n(n-1)(2n+5)}{18} \quad \text{for } n < 10$$

که n و m معرف تعداد دنباله هایی است که در آن ها حداقل یک داده تکراری وجود دارد. t نیز بیانگر ارزش یکسان در یک دنباله (تعداد گره ها) می باشد. در نهایت نیز آماره Z به کمک یکی از روابط زیر استخراج می شود.

$$Z = \frac{S-1}{\sqrt{\text{var}(S)}} \quad \text{for } S > 0 \quad (۵)$$

بحث و نتایج

عملیات پیش پردازش در داده های دماهای کمینه و بیشینه در ایستگاه مورد مطالعه نتایج نشان داد که داده های مورد مطالعه فاقد داده پرت هستند. همچنین بررسی نتایج روند داده ها با استفاده از آزمون من- کندال که در جداول ۴ و ۵ ارائه شده نشان داد که داده های دمای کمینه و بیشینه دارای روند افزایشی هستند.

میانگین مقادیر شبیه سازی شده و μ_{obs} میانگین مقادیر مشاهده ای، N تعداد کل داده های مشاهده ای، P تعداد متغیرهای پیش بین و R^2 ضریب تعیین است. کم بودن RMSE (میانگین مربع خطاها) بیانگر دقت قابل قبول مدل می باشد و بهترین مقدار برای ارزیابی KGE (کلینگ - گوپتا) عدد یک می باشد که نشان دهنده سازگاری مشاهدات و پیش بینی ها است. همچنین ضریب تعیین اصلاح شده (bR^2) بین صفر و یک است. مقدار یک نشان دهنده تطابق بیشتر داده های مشاهداتی و شبیه سازی شده است.

جدول ۴- نتایج آزمون من کندال برای داده های دمای کمینه

p-value	S	Z
۰/۰۰۰۰۰۱	۱۹۱۳۴۲۵	۴/۷۶

جدول ۵- نتایج آزمون من کندال برای داده های دمای بیشینه

p-value	S	Z
۰/۰۰۰۰۳	۱۴۴۱۶۴	۳/۵۸

تصادفی در بازه صحت سنجی شاخص های ارزیابی آماری در دوره های واسنجی و صحت سنجی برای مدل مورد بحث به دست آورده شد که در جداول ۶ و ۷ بیان شده است. با توجه به نتایج مدل SDSM دارای عملکرد بسیار خوبی در شبیه سازی دمای حداقل و حداکثر در ایستگاه مورد مطالعه می باشد. هر چند مدل در شبیه سازی دمای حداکثر دارای عملکرد بهتری می باشد.

مدل SDSM

برای انتخاب پیش بینی کننده های مورد استفاده در مدل SDSM همبستگی بین پیش بینی کننده ها و داده های مشاهداتی (پیش بینی شونده ها) بررسی شدند. از ۷۰ درصد داده های ورودی برای واسنجی و از ۳۰ درصد برای صحت سنجی استفاده شدند. پس از تولید داده ها توسط مدل SDSM با استفاده از تولید کننده داده

جدول ۶- ارزیابی نتایج مدل SDSM در دوره واسنجی

Tmin	Tmax	شاخص ارزیابی
۰/۸۴	۰/۹۴	bR^2
۳/۳۹	۲/۶۴	RMSE (درجه سانتیگراد)
۰/۹۳	۰/۹۷	KGE

جدول ۷- ارزیابی نتایج مدل SDSM، دوره صحت‌سنجی

Tmin	Tmax	شاخص ارزیابی
۰/۸۶	۰/۹۴	bR ²
۳/۶۶	۲/۸۱	RMSE (درجه سلسیوس)
۰/۹۱	۰/۹۴	KGE

چارک های این دو دسته از داده ها به هم نزدیک شوند. مطابق جداول ۸ و ۹ مقادیر چارک ها بعد از اصلاح اریب به مقادیر مشاهده ای نزدیک می شود. با توجه به نتایج ارزیابی (جدول ۱۰) این روش عملکرد خوبی در شبیه سازی دمای کمینه و بیشینه دارد ولی این روش اندکی در شبیه سازی دمای بیشینه عملکرد بهتری دارد. با توجه به شکل ۲ در مدل SDSM در مقایسه با روش BCSD نمودار دمای ریزمقیاس شده انطباق بیشتری با دمای مشاهده ای دارد.

روش BCSD اساس پیش نگری برای آینده در این روش ارتباط بین داده های مشاهداتی ایستگاه مورد مطالعه و داده های مدل بزرگ مقیاس می باشد. در این پژوهش برای ریزمقیاس نمایی آماری به روش BCSD از پکیج qmap¹ در نرم افزار R استفاده شد. پکیج qmap که اساس آن کاهش اریبی شاخص های آماری مانند چارک ها است. در این روش هدف اصلاح چولگی داده های بزرگ مقیاس به داده های مشاهداتی می باشد به گونه ای که

جدول ۸- مقادیر چارک ها برای دمای کمینه

%۰	%۲۵	%۵۰	%۷۵	%۱۰۰	مشاهداتی
-۲۰/۸	۳/۶	۱۲/۲	۲۰	۳۲/۹	
-۳۵/۴	-۰/۷۷	۷/۵۴	۱۵/۹	۲۷/۳	Histo (قبل از اصلاح)
۰	۰	۱۲/۰۳	۲۰/۰۸	۳۱/۰۱	Histo (بعد از اصلاح)

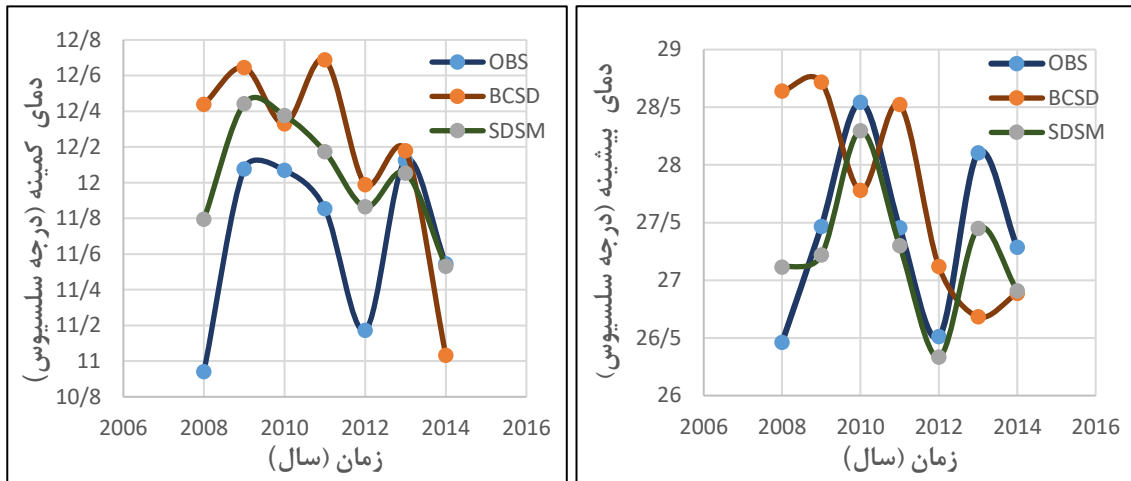
جدول ۹- مقادیر چارک ها برای دمای بیشینه

%۰	%۲۵	%۵۰	%۷۵	%۱۰۰	مشاهداتی
-۸/۸	۱۷/۶	۲۸/۶	۳۷	۴۸	
-۷/۲	۱۹/۱۴	۳۰	۴۰/۸۴	۵۳/۴۴	Histo (قبل از اصلاح)
۰	۱۸/۰۷	۲۷/۶۳	۳۷/۰۳	۴۸/۰۳	Histo (بعد از اصلاح)

جدول ۱۰- ارزیابی نتایج روش BCSD

Tmin	Tmax	شاخص ارزیابی
۰/۶۶	۰/۷۲	bR ²
۵/۲۶	۵/۹۱	RMSE
۰/۸۴	۰/۸۶	KGE

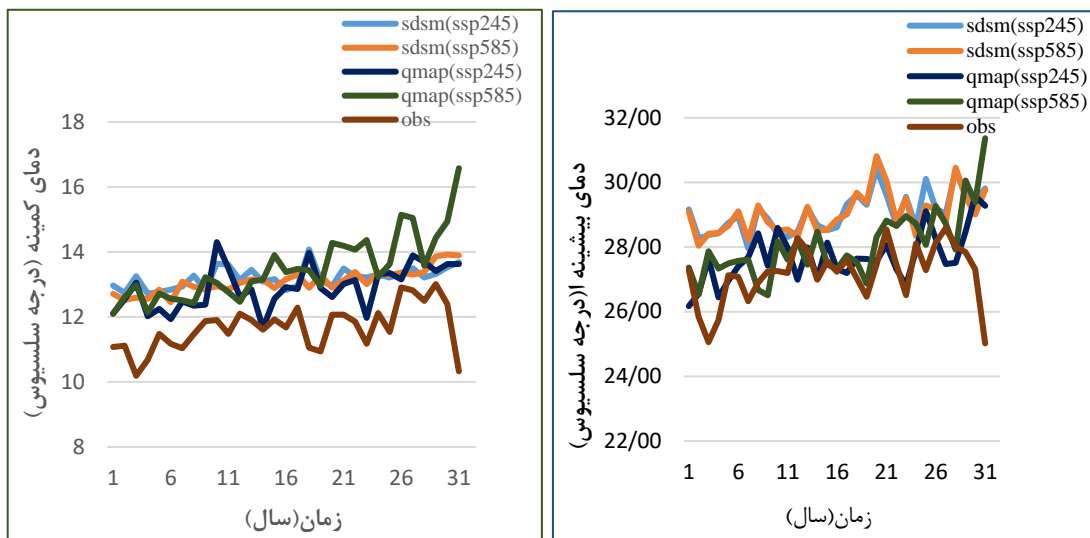
¹ Quantile Mapping



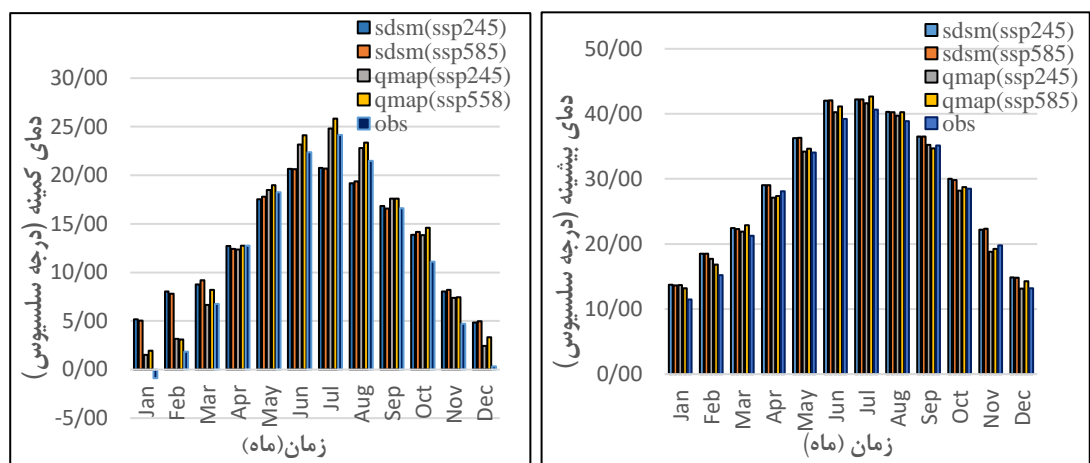
شکل ۲- نمودار مقایسه ای دماهای کمینه و بیشینه ریز مقیاس شده با دمای مشاهده ای با دروش SDSM و BCSD

روش qmap کمتر است. همچنین مدل SDSM تحت هر دو سناریو میزان دمای بیشینه سالانه در دوره آتی رانسبت به روش BCSD بیشتر برآورد می نماید. شکل ۳ نشان دهنده تغییرات میانگین بیشینه و کمینه دمای ماهانه در دوره ۲۰۲۵-۲۰۵۵ نسبت به دوره پایه (۱۹۹۰-۲۰۲۰) می باشد. با توجه به شکل ۳ میانگین دمای کمینه ماهانه در تمام ماه ها در دوره آتی نسبت به دوره پایه افزایش می یابد. همچنین با توجه به شکل ۳ تغییرات دمای بیشینه ماهانه همه ماهها به استثنای ماههای آوریل، سپتامبر و نوامبر تغییرات به صورت افزایشی می باشد. به طور کلی تحت هر دو سناریوی متوسط (SSP2-4.5) و بدبینانه (SSP5-8.5) افزایش دما در دوره آتی نسبت به دوره پایه اتفاق خواهد افتاد.

با توجه به نتایج ارزیابی مدل ها با استفاده از شاخص های مورد نظر مدل SDSM عملکرد بهتری نسبت به روش BCSD در شبیه سازی دمای کمینه و بیشینه دارد. برای مقایسه مدل های ریز مقیاس نمایی مورد مطالعه برای دوره آتی تحت دو سناریوی SSP2-4.5 و SSP5-8.5 که به ترتیب دو سناریوی در شرایط متوسط و بدبینانه می باشد شکل های ۲ و ۳ ترسیم شدند. که شکل ۲ نشان دهنده تغییرات دماهای کمینه و بیشینه سالانه در دوره آتی (۲۰۲۵-۲۰۵۵) می باشد. با توجه به این دو شکل پارامتر دمای کمینه دمای سالانه در دوره آتی تحت هر دو سناریو نسبت به دوره پایه (۱۹۹۰-۲۰۲۰) افزایش می یابد. همچنین دمای بیشینه در بیشتر سال های در دوره آتی نسبت به دوره پایه افزایش می یابد. همچنین تغییرات دمای کمینه سالانه در پیش بینی مدل SDSM نسبت به



شکل ۲- نمودار (الف) دمای بیشینه سالانه و (ب) دمای کمینه سالانه مدل های مورد مطالعه در دوره ۲۰۲۵-۲۰۵۵



شکل ۳- (الف) میانگین دمای بیشینه ماهانه و (ب) میانگین دمای کمینه ماهانه مدل های مورد مطالعه در دوره ۲۰۲۵-۲۰۵۵

نتیجه گیری و جمع بندی

مهر و همکاران (۱۴۰۱) می باشد. همچنین تغییرات دمای کمینه سالانه در پیش بینی مدل SDSM نسبت به روش qmap کمتر است. علاوه بر این مقایسه تغییرات سالانه دمای کمینه و بیشینه نشان می دهد دمای کمینه سالانه در دوره آتی طبق هردو سناریو نسبت به دوره پایه (۲۰۲۰-۱۹۹۰ افزایش می یابد. همچنین دمای بیشینه هم در بیشتر سال های در دوره آتی نسبت به دوره پایه افزایش می

در پژوهش حاضر از مدل های ریز مقیاس نمایی SDSM و BCSD به منظور تولید داده برای دوره آتی با استفاده از مدل گردش کلی CanESM5 و دو سناریو SSP2-4.5 و SSP5-8.5 مربوط به گزارش ششم هیئت بین دولتی تغییر اقلیم استفاده شد. نتایج نشان داد بهترین عملکرد مربوط به مدل SDSM با بیشترین مقدار همبستگی می باشد؛ این نتیجه، مؤید نتیجه تحقیق فروزان

۸. قربانی خلیل (۱۳۹۳) ارزیابی مدل های داده کاوی در ریزمقیاس نمایی بارش براساس داده های مدل گردش عمومی NCEP، مجله پژوهش آب ایران، ۸(۱۵)، ۱۷۷-۱۸۶
9. Emami, F & Koch, M. (2018) Evaluation of Statistical-Downscaling/Bias-Correction Methods to Predict Hydrologic Responses to Climate Change in the Zarrine River Basin, Iran. *Climate*, 6, 30.
10. Hassan, Z., Shamsudin, S. & Harun, S (2014) Application of SDSM and LARS-WG for simulating and downscaling of rainfall and temperature. *Theor Appl Climatol* 116, 243-257
11. Tryhorn L & DeGaetano A. A (2011) comparison of techniques for downscaling extreme precipitation over the Northeastern United States. *International Journal of Climatology*, 31(13):1975-89
12. Salahi, B & Poudineh, E. (2022) An evaluation of Delta and SDSM Downscaling Models for simulating and forecasting of average wind velocity in Sistan, Iran. *Model. Earth Syst. Environ.* 8, 4441-4453
13. Munawar, S.; Rahman, G.; Moazzam, M.F.U.; Miandad, M.; Ullah, K. & Al-Ansari, N.; Linh, N.T.T. (2022) Future Climate Projections Using SDSM and LARS-WG Downscaling Methods for CMIP5 GCMs over the Transboundary Jhelum River Basin of the Himalayas Region. *Atmosphere*, 13, 898.
14. Hassan, Z., Shamsudin, S. & Harun, S. (2014) Application of SDSM and LARS-WG for simulating and downscaling of rainfall and temperature. *Theor Appl Climatol* 116, 243-257
15. Bürger G, Murdock TQ, Werner AT & Sobie SR, . (2012) Cannon AJ. Downscaling Extremes An Intercomparison of Multiple Statistical Methods for Present Climate. *Journal of Climate*; 25(12):4366-88.
16. Gupta, V., Singh, V. & Jain, M. K. (2020) Assessment of precipitation extremes in India during the 21st century under SSP1- 1.9 mitigation scenarios of CMIP6 GCMs. *Journal of Hydrology*, 590, DOI: 10.1016/j.jhydrol.2020.125422
17. Eyring, V., Bony, S., Meehl, G. A., Senior, C., Stevens, B., Stouffer, R. J & Taylor, K. E. (2015) Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) experimental design and organization. *Geoscientific Model Development Discussions*, 8(12), pp 1937-1958.
18. Chen, Z., Zhou, T., Zhang, L., Chen, X., Zhang, W & Jiang, J (2020) Global land monsoon precipitation changes in CMIP6 projections. *Geophysical Research Letters*, 47(14), pp 1-9.
19. Wang, B., Jin, C & Liu, J. (2020) Understanding future change of global monsoons projected by CMIP6 models. *Journal of Climate*, 33(15), pp 6471-6489.
20. Zhai, J., Mondal, S. K., Fischer, T., Wang, Y., Su, B., Huang, J & Uddin, M. J. (2020) Future drought characteristics through a multi-model ensemble from CMIP6 over South Asia. *Atmospheric Research*, DOI: 10.1016/j.atmosres.2020.105111
21. Akinsanola, A. A., Kooperman, G. J., Pendergrass, A. G., Hannah, W. M & Reed, K. A. (2020) یابد. میانگین دمای کمینه ماهانه در تمام ماهها در دوره آتی نسبت به دوره پایه افزایش می یابد. همچنین تغییرات دمای بیشینه ماهانه همه ماهها به استثنای ماههای آوریل، سپتامبر و نوامبر به صورت افزایشی می باشد. به طور کلی تحت هر دو سناریوی متوسط (SSP2-4.5) و بدبینانه (SSP5-8.5) افزایش دما در دوره آتی نسبت به دوره پایه اتفاق خواهد افتاد.
- ### منابع
۱. قصاب فیض، مصطفی و اسلامی حسین (۱۳۹۶) ارزیابی روند تغییرات بارندگی با روش من کنдал و رگرسیون خطی در استان خوزستان، نشریه مهندسی آب، ۵(۲)، ۱۱۳-۱۲۱
۲. فروزان مهر، مهدیه و شهیدی، علی (۱۴۰۱) ارزیابی روش های ریزمقیاس نمایی پارامترهای حداقل و حداکثر دما (مطالعه موردی: ایستگاه های سینوپتیک بیرجند و رشت)، نشریه پژوهش های اقلیم شناسی، ۱۳(۴۹)، ۷
۳. جعفرزاده، احمد، خاشعی سیوکی، عباس و شهیدی علی (۱۳۹۵) ارزیابی دو روش ریزمقیاس نمایی آماری-LARS-WG و SDSM در برآورد تغییرات پارامترهای اقلیمی (مطالعه موردی: دشت بیرجند)، نشریه پژوهش های حفاظت آب و خاک، ۴(۲۳)، ۳۰۹-۳۲۲
۴. گودرزی، مسعود، و چوپه سبیده (۱۳۹۸) ارزیابی روش های ریزمقیاس نمایی در پیش بینی پارامترهای آب و هوایی تحت شرایط تغییر اقلیم: مطالعه موردی ایستگاه سینوپتیک اردبیل، مجله علوم و مهندسی آب خیزداری ایران، ۱۳(۴۵)، ۶۳-۶۹
۵. شعبان پور، فاطمه، بذرافشان، جواد و عراقی نژاد شهاب (۱۳۹۹) ارزیابی تاثیر روش های تصحیح اریبی بر مهارت پیش بینی فصلی بارش مدل اقلیمی CFSv2، مجله تحقیقات آب و خاک ایران، ۵۱(۱۲)، ۳۰۱۷-۳۰۳۲
۶. زارعیان محمد جواد (۱۴۰۱) اثرات تغییر اقلیم بر دما و بارش استان یزد بر اساس خروجی ترکیبی مدل های CMIP6، نشریه علوم آب و خاک (علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی)، ۲۶(۲)، ۹۱-۱۰۵
۷. خاشعی سیوکی، علی، شهیدی، علی، پوررضا ییلندی، محسن، امیرآبادیزاده، مهدی و جعفرزاده احمد (۱۳۹۷) بررسی عملکرد روش های ANN و SVR در ریزمقیاس نمایی بارش روزانه مناطق خشک، مجله تحقیقات آب و خاک ایران، ۴۹(۴)، ۷۸۱-۷۹۳

- Congress 2013: Showcasing the Future (pp. 1086-1098).
23. Chen, Jie, François P. Brissette & Robert Leconte. (2014) "Assessing Regression-Based Statistical Approaches for Downscaling Precipitation over North America." *Hydrological Processes* 28, no. 9 (2014): 3482-504
22. Goly, A., & Teegavarapu, R. S. (2013). Seasonal representation of extreme precipitation indices over the United States in CMIP6 present-day simulations. *Environmental Research Letters*, 15(9), pp 1-12.
22. Goly, A., & Teegavarapu, R. S. (2013). Assessment of various statistical downscaling methods for downscaling precipitation in Florida. In *World Environmental and Water Resources*

Evaluation of two downscaling methods ,SDSM and bias correction, in estimating maximum and minimum temperature changes (Case study: Bohroyeh)

Majid Havangi¹, Mehdi Amirabadizadeh², Mehdi Dastourani^{3*}

¹ Ph.D Student of Water Resources Engineering ,Department of Water sciences and Engineering,University of Birjand, Birjand.Iran

^{2,3} Associate Professor, Faculty of Agriculture,University of Birjand,Birjan,Iran

*Corresponding Author Email: mdastourani@birjand.ac.ir

Received: 16 October 2023, Accepted: 25 November 2023

ABSTRACT

Changing the precipitation pattern, along with the temperature fluctuations, is one of the most important effects of climate change. The first step in climate change studies is to estimate the prospects of climatic and hydrological data such as temperature and precipitation in the future period (climate scenarios); which the most suitable tool for this purpose is to use output of GCM climate models. In this research, the Canadian large-scale model (CanESM5) from the IPCC Sixth Assessment Report and two statistical downscaling methods include SDSM and bias correction method (BCSD) for downscaling of minimum and maximum temperatures. The projection for the future was made using two scenarios SSP2-4.5 and SSP5-8.5 for the period 2025-2055. The results showed that the SDSM model has a better performance than the BCSD method in simulating the minimum and maximum temperatures. The comparison of annual minimum and maximum temperature changes showed that the minimum annual temperature will increase in the future period under both scenarios compared to the base period (1990-2020). Also, the maximum temperature and the average minimum monthly temperature in all months in most years in the future period will increase compared to the base period.

Keywords: downscaling, SDSM, BCSD, SSP, IPCC Sixth Assessment Report.

HOW TO CITE THIS ARTICLE

Havangi, M.; Amirabadizadeh, M.; Dastourani, M. (2023). Evaluation of two downscaling methods ,SDSM and bias correction, in estimating maximum and minimum temperature changes (Case study: Bohroyeh). *J. Meteorol. Atmos. Sci.*, 6(2): 110-124

COPYRIGHTS

Copyright for this article is retained by the author(s), with publication rights granted to the JMAS Journal. This is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

