

پیش‌بینی خشکسالی در مناطق خشک با استفاده از مدل‌های جهانی اقلیم (مطالعه موردی: استان یزد)

زهره ارجمندی هرات^۱، محمدامین اسدی^{۲*}، سید زین‌العابدین حسینی^۳، محمدرضا اختصاصی^۴

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۱۰/۱۷

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۷/۶

چکیده

در این تحقیق برای محاسبه خشکسالی از شاخص RDI که بر اساس بارش (ورودی سیستم) و تبخیر و تعرق پتانسیل (خروجی) است، استفاده شد. برای پیش‌بینی خشکسالی از شبیه‌سازی‌های مدل‌های جهانی اقلیم استفاده شد. دوره ۱۹۶۱ تا ۲۰۰۵ به‌عنوان دوره پایه انتخاب و داده‌های مربوط به این دوره وارد مدل ریزمقیاس‌نمایی شد. دوره ۲۰۰۶ تا ۲۰۱۸ به‌عنوان دوره پیش‌بینی انتخاب شد. در نهایت، پیش‌بینی‌های مدل مورد استفاده برای دوره ۲۰۰۶ تا ۲۰۱۸ با خشکسالی‌های مشاهده‌ای در این دوره مورد مقایسه قرار گرفت. تبخیر و تعرق پتانسیل بر اساس روش فائو-پنمن-مانتیث محاسبه شد. برای پیش‌بینی خشکسالی، مدل CanESM2 بر اساس سناریو انتشار RCP8.5 برای داده‌های ماهانه بارش، دمای حداقل، دمای حداکثر، دمای میانگین، ساعت آفتابی، سرعت باد و رطوبت نسبی استفاده شد. با استفاده از مدل ریزمقیاس‌نمایی SDSM، خروجی‌های مذکور برای دوره ۲۰۰۶ تا ۲۰۱۸ ریزمقیاس شدند. در نهایت خطاهای احتمالی در داده‌های بارش با استفاده از روش اصلاح خطای خطی (Linear Scaling) اصلاح شد. نتایج نشان داد استفاده از مدل اصلاح خطا به میزان قابل قبولی دقت خروجی‌های مدل CanESM2 را افزایش می‌دهد. مقایسه خشکسالی‌های واقعی ۲۰۰۶ تا ۲۰۱۸ با مقادیر پیش‌بینی‌شده توسط مدل مورد استفاده در سه مقیاس زمانی ۱، ۳ و ۶ ماهه نشان داد در پیش‌بینی بلندمدت خشکسالی، پیش‌بینی‌های GCM دارای همبستگی نسبتاً قابل قبولی به خصوص در مقیاسهای زمانی ۳ و ۶ ماهه با داده‌های واقعی است.

کلیدواژه‌ها: خشکسالی، فائو-پنمن-مانتیث، مدل‌های جهانی اقلیم، RDI، SDSM، CanESM2، RCP8.5.

۱. دانش آموخته کارشناسی ارشد مهندسی آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی و کویرشناسی، دانشگاه یزد

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

۳. استادیار، دانشکده منابع طبیعی و کویرشناسی، دانشگاه یزد

۴. استاد، دانشکده منابع طبیعی و کویرشناسی، دانشگاه یزد

* این مقاله برگرفته از پایان‌نامه کارشناسی ارشد دانشگاه یزد است.

مقدمه

خشکسالی به عنوان کاهش آب در دسترس نسبت به میانگین بلندمدت در نظر گرفته می‌شود. پدیده خشکسالی به طور عمده با سه ویژگی شدت، تداوم و فراوانی وقوع بررسی می‌شود (حلمی^۱ و همکاران، ۲۰۲۰). خشکی جزء ذات منطقه است اما خشکسالی یک پدیده موقتی است. اگر بارش را به عنوان ورودی و تبخیر و تعرق را به عنوان خروجی در نظر بگیریم، آب در دسترس تابع توازن این دو پارامتر است (وانگلیس^۲ و همکاران، ۲۰۱۳). بنابراین در مطالعه خشکسالی علاوه بر بارش باید تبخیر و تعرق و پارامترهایی که بر روی آن تأثیرگذارند نیز مورد توجه قرار گیرد (اسدی و همکاران، ۲۰۱۵). طبیعتاً خروجی واقعی سیستم تبخیر و تعرق واقعی است، اما با توجه به در دسترس نبودن داده‌های تبخیر و تعرق واقعی در اکثر مناطق، در مطالعات خشکسالی از تبخیر و تعرق پتانسیل استفاده می‌شود. تبخیر و تعرق پتانسیل به کمک مدل‌های تجربی و اطلاعات اقلیمی با دقت نسبتاً قابل قبولی قابل تخمین است (اسدی و همکاران، ۲۰۱۷).

وقوع خشکسالی باعث کاهش رطوبت خاک، کاهش جریان‌ات آب سطحی و زیر قشری و در نتیجه تضعیف دریاچه‌ها و مخازن، کاهش تغذیه و در نتیجه کاهش منابع آب زیرزمینی می‌شود (بونسال و رجیسی^۳، ۲۰۰۷). در نتیجه خشکسالی در طولانی مدت می‌تواند اثرات مضر را بر روی بخش‌های کشاورزی، صنعت، خدمات، تأمین انرژی، تأمین آب شرب، فضای سبز و... بگذارد. همچنین خشکسالی موجب خسارات زیست محیطی از جمله کاهش کیفیت آب، از دست دادن تالاب‌ها، فرسایش خاک و تخریب زیستگاه‌ها می‌شود (ترنکا^۴ و همکاران، ۲۰۰۷).

امروزه رشد بی‌رویه جمعیت و نیز بالا رفتن سطح رفاه عمومی جوامع باعث افزایش تقاضا و در نتیجه افزایش مصرف آب شده است. از طرف دیگر، افزایش غلظت گازهای گلخانه‌ای ناشی از مصرف سوخت‌های فسیلی باعث وقوع

پدیده گرمایش جهانی شده است. این گرم شدن باعث افزایش تبخیر، ازدیاد تراکم بخار آب در اتمسفر، افزایش فراوانی وقوع پدیده النینو، گسترش و افزایش شدت پایداری سلول‌های پرفشار جنب حاره‌ای و کاهش روزهای بارانی شده و در نهایت، تغییر در میزان الگوی نزولات آسمانی اعم از برف و باران را حاصل می‌شود. هرگونه تغییر در مؤلفه‌های بارش و دما، بر میزان تبخیر و تعرق نیز تأثیر خواهد گذاشت (جهانگیر و همکاران، ۲۰۲۰). انجام پژوهش‌های مرتبط با تغییر اقلیم با هدف آمادگی هرچه بیشتر برای سازگاری با این پدیده و نیز کاهش هزینه‌های خسارت بار ناشی از این تغییرات بسیار ضروری است (صالحی طبس و همکاران، ۲۰۲۰).

گرمایش جهانی در بسیاری از مناطق بر روی پارامترهای اقلیمی و هیدرولوژیکی تأثیر مستقیم گذاشته و باعث تغییر در سیکل هیدرولوژی شده است. گرم شدن سیاره زمین، به دلیل افزایش تغییرات در بارندگی و دما بر دسترسی به منابع آبی، به ویژه در مناطق خشک، اثری جدی دارد (ابراهیمی خوسفی و میراکبری، ۲۰۲۰b). بنابراین تغییر اقلیم باعث تغییر در فراوانی، شدت و تداوم خشکسالی در بسیاری از مناطق به ویژه مناطق خشک شده است. بنابراین با توجه به خشکی ذاتی مناطق خشک و محدودیت ذاتی منابع آبی در این مناطق و نیز اکوسیستم ضعیف و شکننده آن‌ها، مطالعه و پیش بینی خشکسالی در این مناطق کمک قابل توجهی را به مدیریت بهینه منابع آبی می‌کند. بنابراین می‌توان نتیجه‌گیری کرد از طرفی به دلیل میزان ناچیز بارش دریافتی سالانه و در نتیجه ضعیف و شکننده بودن اکوسیستم مناطق خشک، حساسیت این مناطق در مواجهه با پدیده خشکسالی بیشتر است. از طرف دیگر به علت وجود نوسان قابل توجه در پراکنش زمانی و مکانی بارش در این مناطق، پیش بینی خشکسالی در این مناطق سخت تر است.

با توجه به فرار گرفتن ایران در منطقه جنب حاره و نوسانات زیاد مقدار بارش و فراوانی بیشتر پدیده خشکسالی در مناطق خشک و نیمه خشک، پایش و پیش بینی خشکسالی در این مناطق، امری ضروری و بسیار بااهمیت است؛ زیرا با پایش خشکسالی امکان برنامه‌ریزی و مدیریت صحیح در مقابل اثرات نامحسوس و طولانی این بلای طبیعی امکان پذیر

1. Helmi
2. Vangelis
3. Bonsal and Regier
4. Trnka

سنوپتیک یزد، مستقر در شهرستان یزد انجام گرفته است. استان یزد با مساحت حدود ۱۳۱۵۷۵ کیلومتر مربع در قسمت مرکزی فلات ایران قرار دارد. این استان در ۲۹ درجه و ۳۵ دقیقه تا ۳۵ درجه و ۷ دقیقه عرض شمالی و ۵۲ درجه و ۵۰ دقیقه تا ۵۸ درجه و ۱۶ دقیقه طول شرقی واقع شده است. این استان به وسیله استان‌های خراسان، کرمان، اصفهان و فارس محدود شده و ارتفاعات آن جزء سلسله جبال مرکزی ایران محسوب می‌شود که مرتفع‌ترین قسمت آن به بیش از ۴۰۰۰ متر (شیرکوه) می‌رسد. شکل (۱) موقعیت شهرستان یزد را نمایش می‌دهد.



شکل (۱): موقعیت جغرافیایی استان یزد در ایران
Figure (1): Location of Yazd Province in Iran

ایستگاه سنوپتیک یزد با بالغ بر ۶۰ سال آمار، دارای بلندترین طول دوره آماری در بین ایستگاه‌های استان یزد است. مشخصات این ایستگاه در جدول (۱) نمایش داده شده است. در این بررسی از داده‌های روزانه ایستگاه یزد به‌عنوان داده‌های ورودی مدل SDSM استفاده شده است.

است. همچنین از آنجا که بسیاری از فعالیت‌های انسانی، و همچنین سلامت اکوسیستم، به عرضه کافی آب بستگی دارد، خشکسالی تهدیدی جدی برای جامعه و محیط زیست است. مدل‌های گردش عمومی جو از ابزارهای اصلی برای پیش‌بینی متغیرهای اقلیمی در آینده هستند (ابراهیمی خوسفی و میراکبری، ۲۰۲۰a). در این پژوهش از خروجی‌های مدل جهانی اقلیمی CanESM2 بر اساس سناریوی انتشار گازهای گلخانه‌ای RCP8.5 استفاده شد. با توجه به وقوع پدیده تغییر اقلیم، برای پیش‌بینی خشکسالی باید شاخصی انتخاب شود که اثر این پدیده بر خشکسالی را نیز در نظر بگیرد. اسدی زارچ و همکاران (۲۰۱۵) نشان دادند با توجه به اینکه شاخص RDI علاوه بر بارش، تبخیر و تعرق پتانسیل را نیز در پیش‌بینی خشکسالی در نظر می‌گیرد، می‌تواند به خوبی وقوع خشکسالی در شرایط تغییر اقلیم را پیش‌بینی کند. بنابراین در این مطالعه از شاخص RDI استفاده شد. خروجی‌های CanESM2 با استفاده از مدل آماری SDSM ریزمقیاس شدند. با توجه به خطای مشاهده‌شده در مقادیر بارش ریزمقیاس‌شده، روش اصلاح خطای LS، برای تصحیح خطاهای احتمالی بارش پیش‌بینی شده توسط مدل CanESM2 و ریزمقیاس‌شده توسط مدل SDSM به کار رفت. سپس مقادیر RDI برای این دوره محاسبه شد. در نهایت تطابق مقادیر RDI واقعی و RDI پیش‌بینی شده توسط مدل جهانی اقلیمی CanESM2 مورد بررسی قرار گرفت.

مواد و روش‌ها

معرفی منطقه مورد مطالعه

این تحقیق با استفاده از آمار و اطلاعات از ایستگاه هواشناسی

جدول (۱): اطلاعات مربوط به ایستگاه سنوپتیک یزد

Table (1): Information of Yazd Synoptic Station

نام ایستگاه	نوع ایستگاه	سال تاسیس	شهرستان	ارتفاع	طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی
یزد	سنوپتیک	۱۹۵۳	یزد	۱۲۳۰	۵۴° ۲۹'	۳۱° ۹۰'

که این داده‌ها شامل داده‌های بارش، میانگین دما، حداقل و حداکثر دما، سرعت باد، ساعات آفتابی و رطوبت نسبی است. همچنین داده‌های مذکور به صورت ماهانه برای محاسبه تبخیر و تعرق پتانسیل و شاخص خشکسالی RDI به کار رفته‌اند.

رفع نواقص آماری و تعیین دوره آماری

در این مطالعه داده‌های بارش، دمای حداقل، دمای حداکثر، رطوبت نسبی، سرعت باد و ساعات آفتابی از ایستگاه سینوپتیک یزد تهیه شده است. طول دوره آماری مطالعه حاضر از سال ۱۹۶۱ تا ۲۰۱۸ به مدت ۵۸ سال در نظر گرفته شده است. از بین پارامترهای ذکر شده، فقط داده‌های ساعات آفتابی نقص قابل توجه داشت که با استفاده از برقرای روابط رگرسیونی بین دمای متوسط و ساعات آفتابی در ماه‌های بدون نقص و اعمال آن برای ماه‌های با نقص آماری، بازسازی داده‌های ناقص ساعات آفتابی انجام گرفت.

محاسبه تبخیر و تعرق پتانسیل با استفاده از روش

فائو-پنمن-مانتیت

به منظور برآورد مقدار تبخیر و تعرق گیاه مرجع به روش فائو-پنمن-مانتیت از طریق برنامه‌نویسی در نرم‌افزار MATLAB و از طریق رابطه زیر استفاده شده است:

$$ET_o = \frac{0.408\Delta(R_n - G) + \gamma[890(T + 273)]U_2(e_a - e_d)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34U_2)} \quad (1)$$

که در آن:

$$ET_o = \text{تبخیر و تعرق گیاه مرجع (mm/day)}$$

$$R_n = \text{تابش خالص در سطح پوشش گیاهی (MJm}^{-2} \text{d}^{-1})$$

$$T = \text{متوسط دمای هوا در ارتفاع ۲ متری از سطح زمین (}^\circ\text{C)}$$

$$U_2 = \text{سرعت باد در ارتفاع ۲ متری از سطح زمین (ms}^{-1})$$

$$e_a - e_d = \text{کمبود فشار بخار در ارتفاع ۲ متری (KPa)}$$

$$\Delta = \text{شیب منحنی فشار بخار (KPa }^\circ\text{C}^{-1})$$

$$\gamma = \text{ضریب رطوبتی (KPa }^\circ\text{C}^{-1})$$

$$G = \text{شار گرما به داخل خاک (MJm}^{-2} \text{d}^{-1})$$

سایر معادلات روش فائو پنمن-مانتیت برای رعایت

اختصار ذکر نشده است (آلن و همکاران، ۱۹۹۸).

محاسبه شاخص RDI

برای محاسبه شاخص RDI به داده‌های بارش و تبخیر و تعرق پتانسیل نیاز است. در این مطالعه، شاخص RDI در

سری‌های زمانی ۱ ماهه برای ایستگاه یزد محاسبه شده است.

برای محاسبه شاخص RDI از روابط زیر استفاده می‌شود.

(۲)

$$x_k^{(i)} = \frac{\sum_{j=1}^k P_{ij}}{\sum_{j=1}^k PET_{ij}}, \quad i = 1 \text{ to } N$$

در رابطه (۲)، P_{ij} و PET_{ij} به ترتیب نشان‌دهنده مقدار بارندگی و تبخیر و تعرق پتانسیل ماه j م سال i م و N بیانگر تعداد سال‌های داده در دسترس است. k بیانگر تعداد ماه‌های متمادی است. برازش سری‌های زمانی x_k در نقاط مختلف دنیا با توزیع‌های مختلف نشان داد که بهترین روش برای برازش داده‌ها، توزیع گاما می‌باشد (تساکیریس^۱ و همکاران، ۲۰۰۸). تابع توزیع گاما به صورت تابع چگالی احتمال یا فراوانی به صورت رابطه (۳) تعریف شده است (مک‌کی^۲ و همکاران، ۱۹۹۳).

(۳)

$$g(x_k) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} x_k^{\alpha-1} e^{-x_k/\beta} \quad \text{for } : x > 0$$

در رابطه (۳)، $\alpha > 0$ پارامتر شکل، $\beta > 0$ پارامتر مقیاس، $x_k > 0$ نسبت بین بارندگی و تبخیر و تعرق پتانسیل و $\Gamma(\alpha)$ تابع گاما است که از طریق رابطه (۴) محاسبه می‌شود.

(۴)

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty y^{\alpha-1} e^{-y} dy$$

با استفاده از روش حداکثر درست‌نمایی می‌توان مقادیر بهینه α و β را به ترتیب بر اساس روابط (۵) و (۶) برآورد کرد (ادواردز و مک‌کی^۳، ۱۹۹۷).

$$\alpha = \frac{1}{4A} \left(1 + \sqrt{1 + \frac{4A}{3}} \right) \quad (5)$$

$$\beta = \frac{\bar{x}_k}{\alpha} \quad (6)$$

که پارامتر A از رابطه (۷) به دست می‌آید.

1. Tsakiris
2. McKee
3. Edwards and McKee

جدول (۲) طبقه‌بندی شاخص RDI و تعریف کلاس‌های خشکسالی

متناظر با آن

Table (2): Drought classification for RDI

مقدار شاخص RDI	طبقه‌بندی خشکسالی
۲ و بیشتر از آن	به‌شدت مرطوب
۱/۵ تا ۱/۹۹	خیلی مرطوب
۱/۴۹ تا ۱/۰۰	نسبتاً مرطوب
۰ تا ۰/۹۹	مرطوب ملایم
۰ تا -۰/۹۹	خشکسالی ملایم
-۱/۴۹ تا -۱/۰۰	نسبتاً خشک
-۱/۵۰ تا -۱/۹۹	خیلی خشک
-۲/۰۰ و کمتر از آن	به‌شدت خشک

در این مطالعه، شاخص خشکسالی RDI برای ایستگاه سینوپتیک یزد به‌صورت ماهانه (مقیاس زمانی یک‌ماهه) در دوره ۱۹۶۱ تا ۲۰۱۸ با استفاده از نرم‌افزار DrinC با برآزش داده‌ها به توزیع گاما محاسبه شده است. سپس با استفاده از روش میانگین متحرک، سری زمانی ۳ ماهه و ۶ ماهه شاخص RDI برای ایستگاه مذکور در دوره آماری ۱۹۶۱ تا ۲۰۱۸ به دست آمده است.

مدل CanESM2 و داده‌های NCEP

در این پژوهش، از خروجی‌های مدل جهانی اقلیم CanESM2 تحت سناریوی RCP8.5 در گزارش پنجم IPCC به‌عنوان چهارمین نسل از مدل‌های آب‌وهوایی که با استفاده از مرکز مدل‌سازی و تحلیل آب‌وهوایی کانادا (CCCma) زیر نظر سازمان محیط زیست این کشور توسعه یافته استفاده می‌شود. در این مدل، کل زمین به‌صورت ۶۴×۱۲۸ سلول شبکه‌بندی شده و دارای شبکه‌ای با ابعاد ۱ در ۱ درجه طول و عرض جغرافیایی است.

این داده‌ها شامل ۲۶ متغیر اتمسفری است که در شبکه‌هایی به ابعاد حدود ۲۵۰ در ۲۵۰ کیلومتر با ارزش یکسان قرار دارند. NCEP داده‌های شبکه‌بندی شده و بدون بعد هستند که نسبت به میانگین و انحراف‌معیار داده‌ها از سال ۱۹۶۱ تا ۱۹۹۰ نرمال شده‌اند. این نوع از داده‌ها در روش ریزمقیاس‌نمایی رگرسیونی به‌عنوان متغیر مستقل (پیش‌بینی‌کننده‌ها) مورد استفاده قرار می‌گیرند.

$$A = \ln(\overline{x_k}) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln((x_k)_i) \quad (7)$$

$$A = \ln(\overline{x_k}) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln((x_k)_i)$$

در رابطه (۷)، n بیانگر تعداد مشاهدات است.

$$G(x_k) = \int_0^{x_k} g(x_k) dx_k = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} \int_0^{x_k} x_k^{\alpha-1} e^{-x_k/\beta} dx_k \quad (8)$$

احتمال تجمعی، با فرض $t = x_k / \beta$ از طریق رابطه

(۹) به تابع گامای ناقص تبدیل می‌شود.

$$G(x_k) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \int_0^{x_k} t^{\alpha-1} e^{-t} dt \quad (9)$$

با توجه به اینکه تابع گاما برای مقادیر صفر تعریف نشده

است، در صورتی که $x_k=0$ باشد، در این حالت احتمال

تجمعی از طریق رابطه (۱۰) محاسبه می‌شود.

$$H(x_k) = q + (1-q)G(x_k) \quad (10)$$

در رابطه (۱۰)، q احتمال $x_k=0$ است و $H(x_k)$ مقادیر

انتقال داده‌شده به نمرة Z با استفاده از تقریب آبراموویتز و

استوگان است (ابراموویتز و استیگان، ۱۹۶۵) که در روابط

(۱۱) و (۱۲) معرفی شده است. این تقریب احتمالات تجمعی

را به متغیر تصادفی نرمال استاندارد RDI تبدیل می‌کند.

$$(11) \text{ برای } 0 < H(x_k) < 0.5$$

$$Z = RDI = -\left(t - \frac{c_0 + c_1 t + c_2 t^2}{1 + d_1 t + d_2 t^2 + d_3 t^3}\right), \quad t = \sqrt{\ln\left(\frac{1}{H(x_k)^2}\right)}$$

$$(12) \text{ برای } 0.5 < H(x_k) < 1.0$$

$$Z = SPI = \left(t - \frac{c_0 + c_1 t + c_2 t^2}{1 + d_1 t + d_2 t^2 + d_3 t^3}\right), \quad t = \sqrt{\ln\left(\frac{1}{(1-H(x_k))^2}\right)}$$

که ضرایب مربوط در روابط (۱۱) و (۱۲) برابر مقادیر زیر

است (میشرا^۲ و همکاران، ۲۰۰۶):

$$c_0 = 2.515517, \quad c_1 = 0.802853, \quad c_2 = 0.010328,$$

$$d_1 = 1.432788, \quad d_2 = 0.189269, \quad d_3 = 0.001308.$$

بدین ترتیب RDI نمرة Z را نشان داده و نرمالیزه شده

است و مقدار انحرافات بالاتر یا پایین‌تر از میانگین را نشان

می‌دهد. جدول (۲) نشان‌دهنده طبقات خشکسالی بر اساس

شاخص RDI است.

1. Abramowitz and Stegun

2. Mishra

مدل ریزمقیاس نمایی (SDSM)

خروجی حاصل از GCM ها مبنای پیش‌بینی تغییر اقلیم می‌باشد، اما به دلیل بزرگ بودن تفکیک GCM ها از نظر مکانی نمی‌توان نتایج خروجی‌ها برای پیش‌بینی تغییر اقلیم در ابعاد منطقه‌ای و محلی به کار گرفت. چون پیش‌بینی‌ها از واقعیت منطقه فاصله دارد. برای غلبه بر مشکل تفکیک در این زمینه روش‌هایی وجود دارد که مهم‌ترین آن‌ها Downscaling یا ریزمقیاس‌نمایی است. ریزمقیاس‌نمایی از طریق برقراری رابطه بین داده‌های تاریخی مدل و داده‌های مشاهداتی منطقه (برای همان دوره تاریخی) و اعمال این رابطه بر پیش‌بینی‌های مدل برای آن منطقه انجام می‌شود. ریزمقیاس‌نمایی به دو صورت آماری و دینامیکی قابل انجام است که معمولاً از روش آماری استفاده می‌شود.

مدل آماری ریزمقیاس‌نمایی SDSM، یک ابزار پشتیبانی تصمیم‌گیری در زمینه تغییر اقلیم است. این مدل، نخستین بار توسط ویلی و داوسون در انگلستان در سال ۲۰۰۲ طراحی شد (گارسالوپز، ۲۰۰۸). SDSM از نوع مدل‌های تابع انتقالی و بهترین هیبرید از مدل‌های رگرسیونی و آماری است. هدف آن، تولید داده‌های هواشناسی مطابق با وضعیت محلی و بر اساس مدل‌های گردش عمومی جو به صورت کم‌هزینه، آسان و توسعه‌یافته در حالت تک‌سایت از متغیرهای روزانه تحت شرایط آب‌وهوایی فعلی و آینده است. این مدل یک روش نمونه‌برداری شرطی و دو مرحله‌ای است؛ به طوری که ابتدا متغیر پیش‌بینی‌شونده را توسط داده‌های NCEP و برون‌داد مدل‌های GCM کوچک مقیاس می‌کند، سپس اقدام به شبیه‌سازی متغیر پیش‌بینی‌شونده در دوره‌های آتی می‌نماید. بررسی‌ها نشان می‌دهد این مدل نسبت به سایر مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی نتایج رضایت‌بخشی در شبیه‌سازی ارائه کرده است (کلیبالی و یناس، ۲۰۰۵).

در این پژوهش از خروجی‌های مدل CanESM2 تحت سناریو RCP8.5 در گزارش پنجم IPCC به‌عنوان چهارمین نسل از مدل‌های آب‌وهوایی که با استفاده از مرکز مدل‌سازی و تحلیل آب‌وهوایی کانادا (CCCMA) زیر نظر سازمان محیط

زیست این کشور توسعه‌یافته استفاده شد. یکی از مشکلات عمده که در استفاده از خروجی مدل‌های AOGCM وجود داشت، بزرگ مقیاس بودن سلول‌های محاسباتی آن‌ها به‌لحاظ زمانی و مکانی نسبت به منطقه مورد مطالعه بوده است که با استفاده از مدل SDSM به ریزمقیاس‌نمایی داده‌های آب‌وهوایی محاسباتی پرداخته شد.

به‌طور کلی ورودی‌های مدل SDSM به دو دسته تقسیم می‌شوند: ۱. داده‌های مشاهداتی ایستگاهی برحسب نوع خروجی مورد نیاز؛ ۲. داده‌های بزرگ مقیاس NCEP و GCM به‌دست‌آمده از نزدیک‌ترین شبکه جهانی به منطقه مورد مطالعه. در این پژوهش، دوره زمانی (۱۹۶۱ تا ۲۰۰۵) به‌عنوان دوره پایه برای واسنجی مدل استفاده شد. سپس در ابتدا از داده‌های NCEP برای کالیبره کردن و تعیین متغیرهای پیش‌بینی‌کننده استفاده شد. در این مرحله به کمک مدل کالیبره شده و داده‌های NCEP اقدام به تولید داده در طول دوره آماری (۲۰۰۶ تا ۲۰۵۰) شد. اما در این داده‌های تولیدشده، سناریوهای گازهای گلخانه‌ای تأثیر ندارند. لذا مدل با بهره‌گیری از پیش‌بینی‌کننده‌های CanESM2 که خود سناریو واداشت تابشی را در آن گنجانده‌اند و به‌طور همزمان و با توجه به سناریو واداشت تابشی، اقدام به ایجاد سناریو اقلیمی می‌شود. سپس با ایجاد تطابق بین سناریو حاصل از CanESM2 و داده‌های تولیدشده حاصل از پیش‌بینی‌کننده NCEP، نهایتاً داده‌های ریزمقیاس‌شده خروجی که شامل دما، بارش، رطوبت نسبی، سرعت باد و ساعات آفتابی روزانه ایستگاه سینوپتیک یزد هستند، ارائه می‌گردد.

سناریوهای RCP

سناریوهای RCP، جدیدترین سناریوهای انتشار هستند که توسط IPCC برای AR1 منتشر شده‌اند. هدف این سناریوها، مهیا کردن مجموعه‌ای از اطلاعاتی است که از نتایج آن بتوان عوامل اصلی تغییرهای اقلیمی را ردیابی و در مدل‌سازی و انجام تحقیقات استفاده کرد. این گروه از سناریوهای انتشار دارای چهار خط سیر کلیدی با نام‌های RCP2.6، RCP4.5، RCP6 و RCP8.5 می‌باشد؛ که بر اساس میزان واداشت تابشی

مشاهده‌شده در ماه m و ($Praw$) بیانگر مقدار میانگین بارندگی شبیه‌سازی شده توسط مدل در ماه m است.

نتایج و بحث

تغییرات بارش ایستگاه سینوپتیک یزد در طول دوره

مورد مطالعه

شکل (۲) نشان‌دهنده داده‌های بارش ماهانه در طول دوره آماری از سال ۱۹۶۱ تا ۲۰۱۸ است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، در دسامبر سال ۱۹۹۹، بیشترین مقدار بارش به ثبت رسیده است. به‌طور کلی از دسامبر سال ۱۹۹۹ که بیشترین مقدار بارش به ثبت رسیده است، میزان بارش‌های حداکثر ماهانه سیر نزولی داشته است.

نتایج محاسبه خشکسالی با استفاده از شاخص RDI

در این بررسی به‌منظور بررسی میزان خشکسالی از شاخص RDI استفاده شده است. برای محاسبه شاخص RDI از نرم‌افزار DrinC استفاده شده است.

نتایج حاصل در مقیاس یک‌ماهه، سه‌ماهه و شش‌ماهه نمایش داده شده است. شکل (۳) نتایج حاصل از محاسبه شاخص RDI ایستگاه سینوپتیک یزد برای طول دوره آماری ۱۹۶۱ تا ۲۰۱۸ در مقیاس یک‌ماهه را نمایش می‌دهد.

شکل (۴) و (۵) به‌ترتیب مقادیر شاخص RDI ایستگاه سینوپتیک یزد برای دوره آماری ۱۹۶۱ تا ۲۰۱۸ در مقیاس‌های سه و شش‌ماهه را نمایش می‌دهد. برای محاسبه مقیاس‌های زمانی مذکور، روش میانگین متحرک بر روی مقادیر یک‌ماهه شاخص RDI ایستگاه سینوپتیک یزد اعمال شد. همان‌گونه که اشکال ۳ تا ۵ نشان می‌دهند، با افزایش مقیاس زمانی، نوسانات مقادیر RDI کاهش می‌یابد.

آن‌ها در سال ۲۱۰۰ میلادی نامگذاری شده‌اند (ون وورن^۱ و همکاران، ۲۰۱۱). RCP ها بر اساس نتایج حاصل از بعضی فراسنج‌های اجتماعی اقتصادی، تکنولوژیکی و همچنین میزان غلظت برخی گازها برای دهه‌های آینده طراحی شده‌اند. شایان ذکر است از این خانواده RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 در محدوده مورد مطالعه در دسترس است.

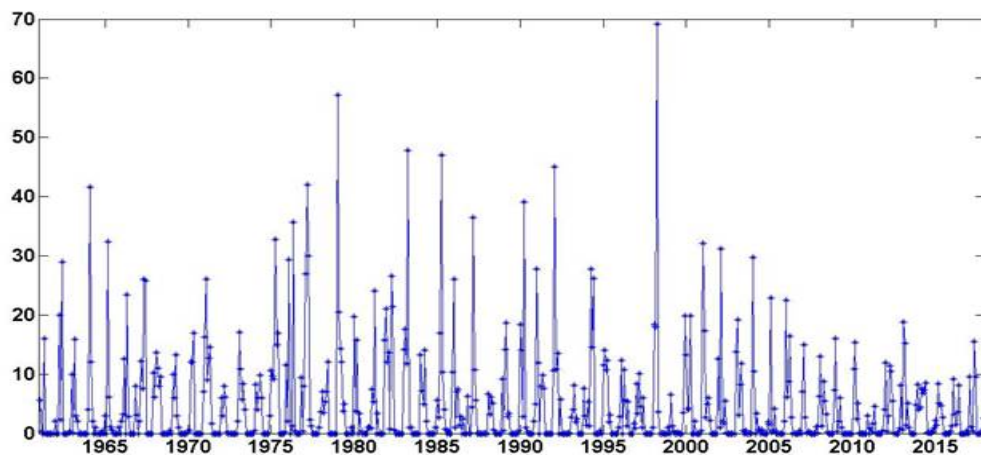
سناریو RCP8.5 توسط تیم مدل‌سازی MESSAGE و مؤسسه بین‌المللی آنالیز سیستم‌های کاربردی اتریش (IIASA) به سرپرستی پروفیسور کیوان ریاحی طراحی شد (ریاحی و همکاران، ۲۰۰۷). بدون اتخاذ هیچ‌گونه سیاست‌های کاهش آثار و مقابله با پیامدهای اقلیم، آب‌وهوای کره زمین در خط سیر سناریوی انتشار RCP8.5 پیش خواهد رفت؛ به‌طوری‌که ادامه روند منجر به واداشت تابشی به میزان ۸/۵ وات بر مترمربع در سال ۲۱۰۰ می‌شود.

اصلاح خطای خروجی‌های بارش

با توجه به اینکه بارش در مناطق خشک دارای رژیم بسیار نامنظمی است، خروجی‌های ریزمقیاس‌شده بارش نیاز به اصلاح خطاهای احتمالی دارد. روش‌های متعددی برای اصلاح خطاهای احتمالی در خروجی‌های ریزمقیاس‌شده وجود دارد (توکیمات^۲، ۲۰۰۸). در این مطالعه، روش اصلاح خطای خطی (Linear Scaling) برای اصلاح خطاهای احتمالی خروجی بارش از SDSM به کار گرفته شد (لندرینگ^۳ و همکاران، ۲۰۰۷). این روش بر اساس اختلاف داده‌های مشاهداتی و داده‌های شبیه‌سازی‌شده مدل مربوط به همان دوره، شبیه‌سازی‌های آینده مدل را اصلاح می‌کند. روش مذکور به شرح زیر است (فانگ^۴ و همکاران، ۲۰۱۵):

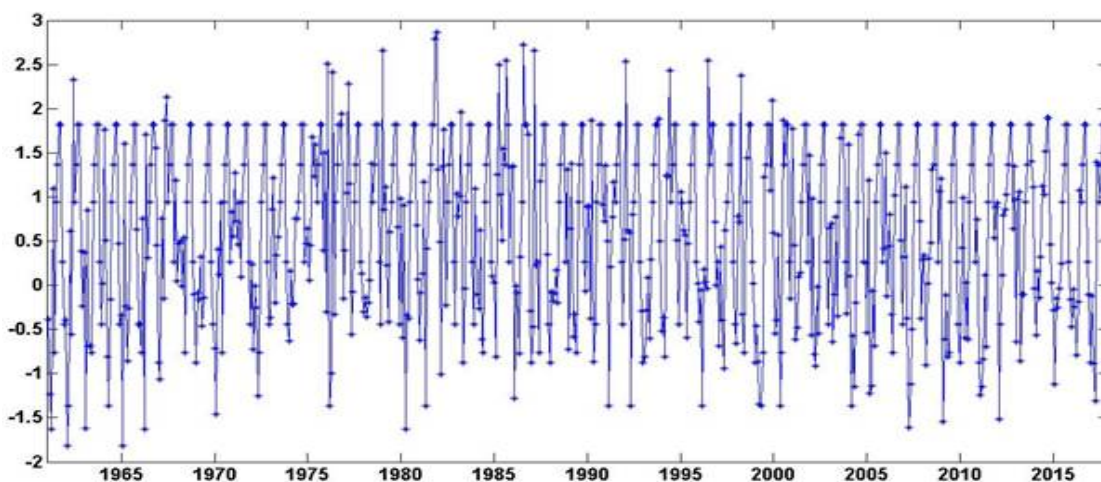
$$P_{cor,m,d} = Praw,m,d \times \mu(Pobs,m) / \mu(Praw,m) \quad (13)$$

در این رابطه، $P_{cor,m,d}$ بارندگی اصلاح‌شده در روز d از ماه m و $Praw,m,d$ بارش اصلاح‌نشده (خروجی خام شبیه‌سازی‌شده توسط مدل مربوط به آینده) در روز d از ماه m می‌باشد. ($Pobs$) نشان‌دهنده مقدار میانگین بارندگی



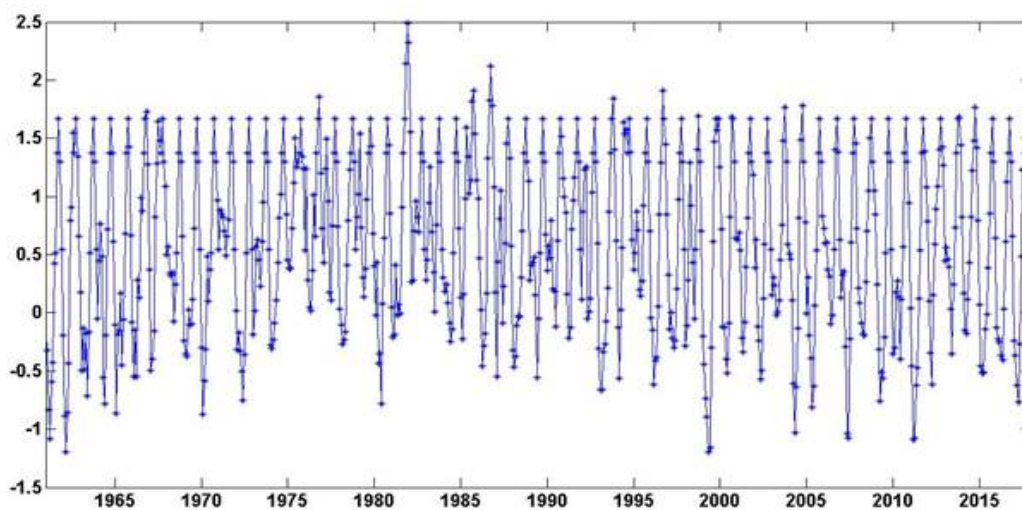
شکل (۲): بارش ماهانه ایستگاه سینوپتیک یزد از ۱۹۶۱ تا ۲۰۱۸

Figure (2): Monthly precipitation of Yazd Synoptic Station during 1961 to 2018



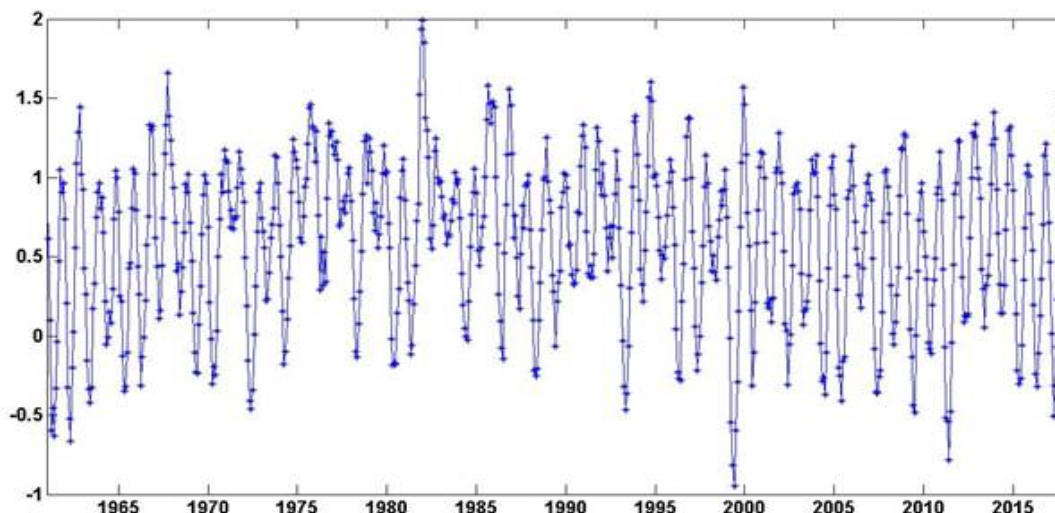
شکل (۳): مقادیر شاخص RDI یک ماهه در طول دوره آماری مطالعه (۱۹۶۱ تا ۲۰۱۸)

Figure (3): One month RDI values during the study period (1961-2018)



شکل (۴): مقادیر شاخص RDI در مقیاس سه ماهه در طول دوره آماری مطالعه (۱۹۶۱ تا ۲۰۱۸)

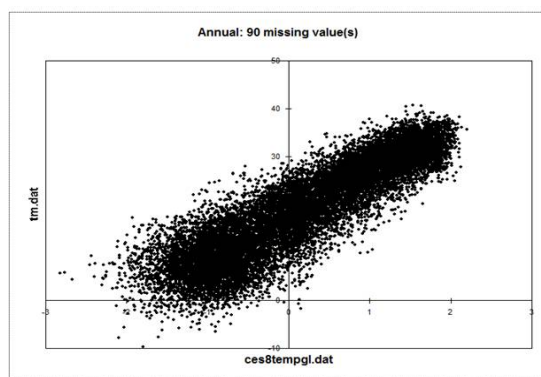
Figure (4): 3 months RDI values during the study period (1961-2018)



شکل (۵): مقادیر شاخص RDI در مقیاس شش‌ماهه در طول دوره آماری (۱۹۶۱ تا ۲۰۱۸)

Figure (5): 6 months RDI values during the study period (1961-2018)

افزایش دقت، از سه پیش‌بینی‌کننده بارش، رطوبت نسبی و دما استفاده شد. برای نمونه، شکل (۶) رابطه داده‌های روزانه دمای میانگین ایستگاه سینوپتیک یزد در طول دوره ۱۹۶۱ تا ۲۰۰۵ را با پیش‌بینی‌کننده دمای متوسط مدل SDSM در دوره مذکور نشان می‌دهد.



شکل (۶): رابطه داده‌های روزانه دمای میانگین ایستگاه سینوپتیک یزد در طول دوره ۱۹۶۱ تا ۲۰۰۵ با پیش‌بینی‌کننده دمای متوسط مدل SDSM (ces8tempgl)

Figure (6): Comparison of daily average temperature data of Yazd Synoptic Station during 1961 to 2005 with average temperature predictor of SDSM model (ces8tempgl)

با محاسبه تبخیر و تعرق پتانسیل ماهانه دوره ۲۰۰۶ تا ۲۰۱۸ با استفاده از خروجی‌های SDSM و همچنین محاسبه RDI بر اساس تبخیر و تعرق پتانسیل محاسبه شده و خروجی بارش SDSM، مشاهده شد مقادیر RDI پیش‌بینی شده فاقد

نتایج ریزمقیاس‌نمایی با استفاده از مدل SDSM

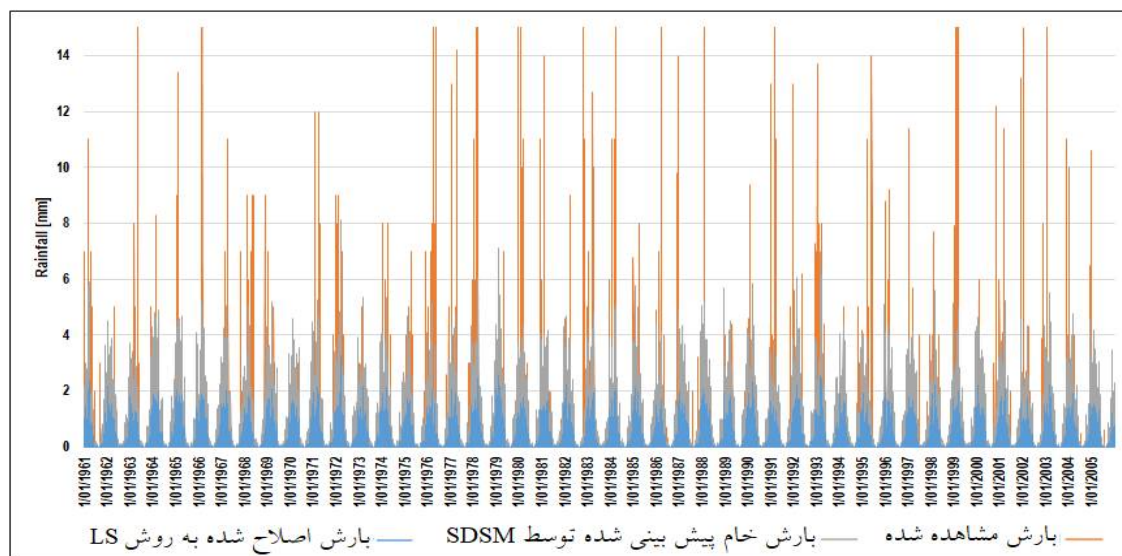
ابراهیمی خوسفی و میراکبری (۲۰۲۰b) در مطالعه‌ای، کارایی مدل بزرگ مقیاس CanESM2 و مدل منطقه‌ای REMO را در آبخیز جازموریان ارزیابی کردند. نتایج نشان داد مدل CanESM2 نسبت به مدل منطقه‌ای REMO کارایی بیشتری را برای پیش‌بینی ویژگی‌های اقلیمی نشان می‌دهد. به‌منظور ریزمقیاس‌نمایی خروجی‌های مدل CanESM2 برای منطقه مورد مطالعه از مدل SDSM استفاده شد. این مدل رابطه داده‌های مشاهداتی منطقه مورد مطالعه و داده‌های شبیه‌سازی‌شده مدل CanESM2 برای منطقه مذکور در دوره مشابه را مشخص می‌کند که در مطالعه حاضر، دوره ۱۹۶۱ تا ۲۰۰۵ بود. در مرحله بعد، رابطه به‌دست‌آمده برای داده‌های گذشته (۱۹۶۱ تا ۲۰۰۵) بر روی خروجی‌های CanESM2 برای دوره آینده اعمال می‌شود. در این مطالعه، دوره آینده بین سال‌های ۲۰۰۶ تا ۲۰۱۸ انتخاب شد. بدین ترتیب خروجی‌های مدل اقلیمی ریزمقیاس می‌شوند. برای ریزمقیاس‌نمایی داده‌های دمای حداقل، حداکثر و متوسط و همچنین ساعات آفتابی نیز به‌ترتیب از پیش‌بینی‌کننده دمای مدل استفاده شد. برای ریزمقیاس‌نمایی سرعت باد و رطوبت نسبی نیز به‌ترتیب از پیش‌بینی‌کننده‌های سرعت باد و رطوبت نسبی استفاده شد. برای ریزمقیاس‌نمایی بارش به‌منظور

LS به منظور رفع و اصلاح خطای خروجی‌های بارش حاصل از مدل SDSM استفاده شد. شکل (۷) مقایسه مقادیر روزانه اصلاح‌شده بارش با استفاده از روش LS را با بارش مشاهده‌شده و بارش خروجی از مدل SDSM در طول دوره آماری ۱۹۶۱ تا ۲۰۰۵ نمایش می‌دهد. طبق این شکل بارش خام پیش‌بینی‌شده در محیط SDSM دارای پیک‌های بسیار زیادی است که نشان‌دهنده خطا در این مقادیر است؛ به طوری که این مقادیر با مقادیر مشاهداتی دارای اختلاف چشمگیری است. ولی همان‌طور که مشاهده می‌شود، پس از اصلاح خطا توسط LS، مقادیر نهایی با مقادیر مشاهداتی دارای تناسب نسبتاً مناسبی است.

دقت قابل قبولی هستند. بررسی‌ها نشان داد بخش قابل توجهی از خطای مشاهده‌شده ناشی از دقت نسبتاً پایین خروجی‌های بارش مدل SDSM است. بنابراین برای اصلاح خطای خروجی‌های بارش پیش‌بینی‌شده توسط SDSM در دوره ۲۰۰۶ تا ۲۰۱۸، از روش اصلاح خطای خطی (LS) استفاده شد.

نتایج اصلاح خطای بارش پیش‌بینی‌شده توسط SDSM با استفاده از مدل اصلاح خطای خطی (LS)

روش LS بر اساس اختلاف داده‌های مشاهداتی و داده‌های شبیه‌سازی‌شده مدل مربوط به همان دوره، شبیه‌سازی‌های آینده مدل را اصلاح می‌کند. بنابراین روش اصلاح خطای

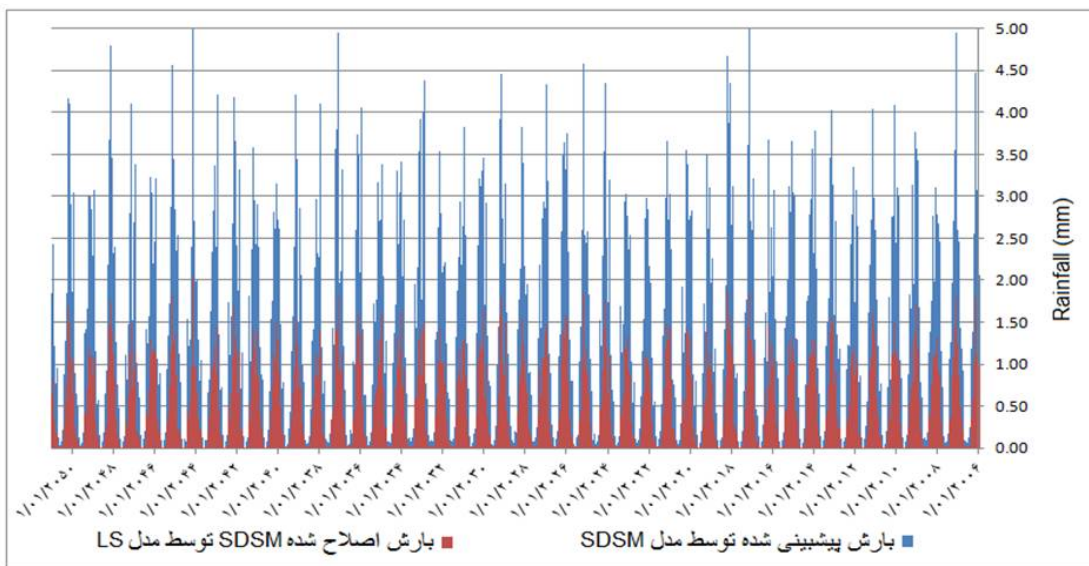


شکل (۷): مقایسه مقادیر روزانه بارش مشاهده‌شده، پیش‌بینی‌شده توسط SDSM و مقادیر اصلاح‌شده خروجی SDSM با روش LS در ایستگاه سینوتیک یزد در طول دوره آماری ۱۹۶۱ تا ۲۰۰۵

Figure (7): Comparison of daily observed precipitation, precipitation values predicted by SDSM and bias corrected SDSM output values by LS method in Yazd Synoptic Station during the period 1961-2005

روش اصلاح خطای خطی، این مقادیر اصلاح‌شده است. بعد از اصلاح خطای بارش و محاسبه شاخص RDI، نتایج نشان داد استفاده از مدل اصلاح خطای LS به میزان قابل قبولی دقت خروجی‌های مدل CanESM2 را افزایش می‌دهد.

شکل (۸) مقادیر روزانه بارش پیش‌بینی‌شده توسط SDSM و مقادیر خروجی اصلاح‌شده با روش اصلاح خطای خطی در دوره ۲۰۰۶ تا ۲۰۵۰ را نشان می‌دهد. همان‌گونه که در شکل قابل مشاهده است، مقادیر بارش پیش‌بینی‌شده توسط مدل SDSM دارای بزرگ‌نمایی است که با استفاده از

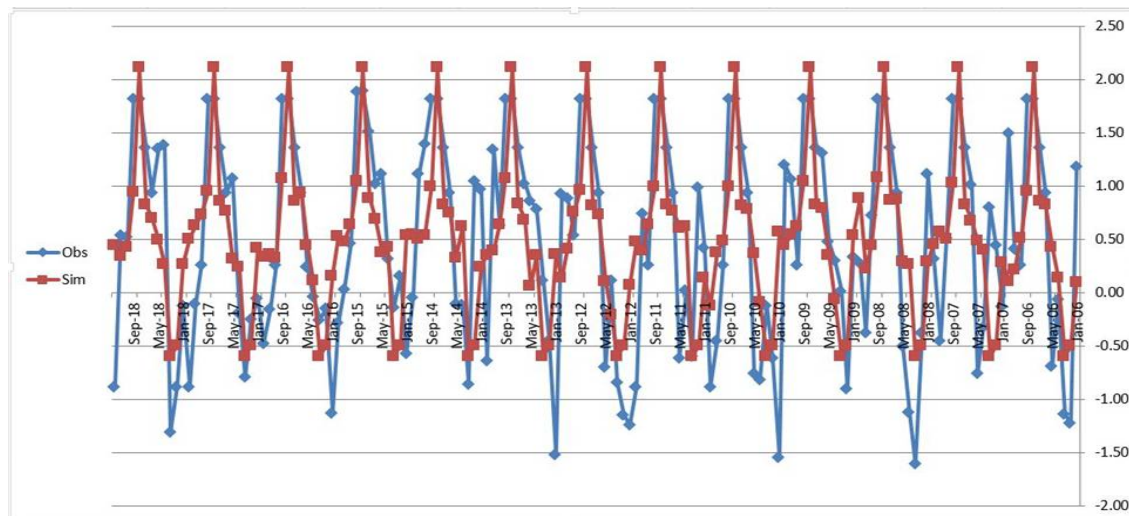


شکل (۸): مقایسه مقادیر بارش پیش‌بینی شده توسط SDSM و مقادیر اصلاح شده خروجی SDSM با روش LS در دوره ۲۰۰۶ تا ۲۰۵۰ در ایستگاه سینوپتیک یزد

Figure (8): Comparison of precipitation values predicted by SDSM and bias corrected values of SDSM output by LS method in the period 2006 to 2050 at Yazd Synoptic Station

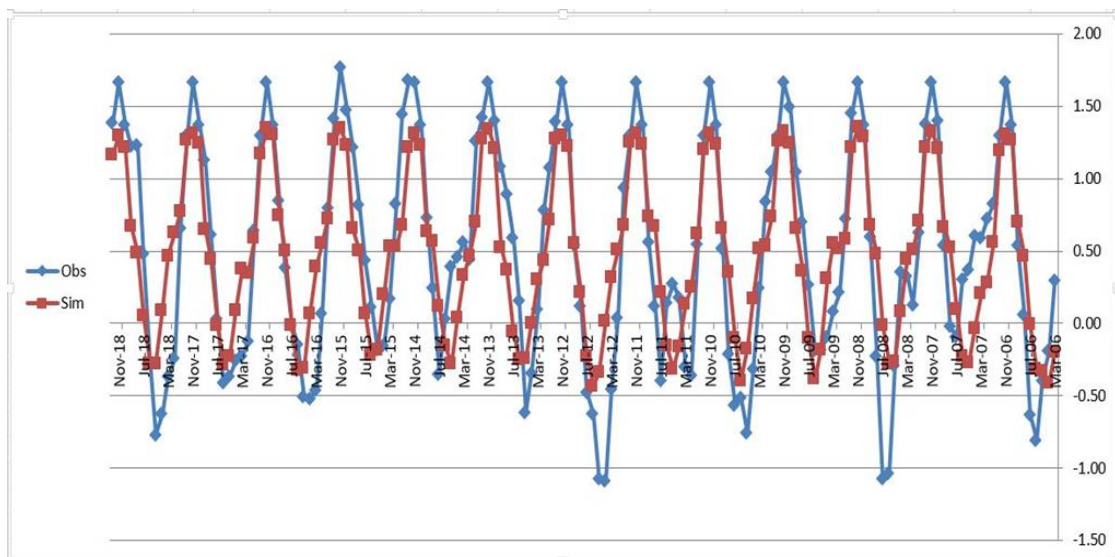
خروجی بارش ریزمقیاس‌شده با استفاده از مدل اصلاح خطای خطی است. این نتایج به‌ترتیب در مقیاس‌های یک‌ماهه، سه‌ماهه و شش‌ماهه در طول دوره ۲۰۰۶ تا ۲۰۱۸ نمایش داده شده است.

نتایج RDI پیش‌بینی‌شده با استفاده از مدل جهانی اقلیمی CanESM2 شکل‌های (۹) تا (۱۱) نتایج مربوط به پیش‌بینی RDI با استفاده از مدل اقلیمی جهانی CanESM2 و ریزمقیاس‌نمایی خروجی‌های آن توسط SDSM و در نهایت اصلاح خطای



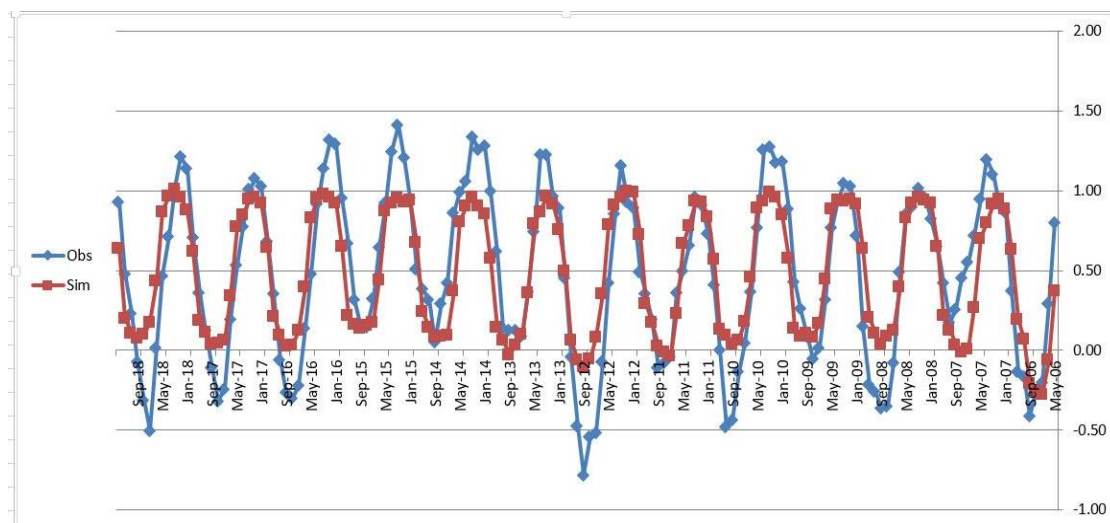
شکل (۹): مقایسه RDI پیش‌بینی‌شده توسط مدل CanESM2 و مقادیر RDI واقعی در مقیاس یک‌ماهه در دوره آماری ۲۰۰۶ تا ۲۰۱۸

Figure (9): Comparison of RDI values forecasted by CanESM2 and actual RDI values on 1 month time scale during period 2006-2018



شکل (۱۰): مقایسه RDI پیش‌بینی شده توسط مدل CanESM2 و مقادیر RDI واقعی در مقیاس سه‌ماهه در دوره آماری ۲۰۰۶ تا ۲۰۱۸

Figure (10): Comparison of RDI values forecasted by CanESM2 and actual RDI values on 3 months time scale during period 2006-2018



شکل (۱۱): مقایسه RDI پیش‌بینی شده توسط مدل CanESM2 و مقادیر RDI واقعی در مقیاس شش‌ماهه در دوره آماری ۲۰۰۶ تا ۲۰۱۸

Figure (11): Comparison of RDI values forecasted by CanESM2 and actual RDI values on 6 months time scale during period 2006-2018

مشاهداتی و پیش‌بینی شده توسط GCM در مقیاس یک‌ماهه، سه‌ماهه و شش‌ماهه محاسبه شده و در جدول (۳) نمایش داده شده است. همان‌گونه که اشکال (۹) تا (۱۱) نشان داد، نتایج جدول (۳) نیز بیانگر همبستگی نسبتاً مناسبی بین داده‌های مشاهداتی و داده‌های پیش‌بینی شده توسط GCM در مقیاس‌های زمانی سه‌ماهه و شش‌ماهه است. شکل (۲) نوسانات قابل توجه بارش ماهانه ایستگاه سینوپتیک یزد در مقیاس یک‌ماهه در دوره آماری مورد مطالعه (۱۹۶۱ تا ۲۰۱۸) را نشان می‌دهد. با توجه به اینکه شاخص RDI بر

همان‌گونه که اشکال (۹) تا (۱۱) نشان می‌دهد، مدل CanESM2 در هر سه مقیاس زمانی، الگوی خشکسالی‌ها را با دقت نسبتاً مناسبی پیش‌بینی کرده است. البته در مقیاس یک‌ماهه با توجه به نوسانات بیشتر، مدل با کارایی پایین‌تری نسبت به سایر مقیاس‌های زمانی، خشکسالی را پیش‌بینی کرده است. همچنین اشکال نشان می‌دهد مدل شرایط ترسالی را نسبت به خشکسالی بهتر پیش‌بینی می‌کند. این مورد در مقیاس شش‌ماهه قابل توجه‌تر است. برای مقایسه بهتر نتایج، ضریب تعیین R^2 بین داده‌های

ریزمقیاس شده مدل CanESM2 نتیجه گرفتند کارایی این مدل در شبیه‌سازی بارندگی کمتر از دما بوده است. دلیل وجود این خطا این است که به‌طور کلی داده‌های بارش نسبت به داده‌های دما دارای تغییرپذیری بیشتری هستند. این تغییرپذیری در مناطق خشک بسیار بیشتر است. در نتیجه دقت پیش‌بینی‌های مدل‌های جهانی اقلیم برای بارش نسبت به دما در مناطق خشک کمتر است. بنابراین در این مطالعه با استفاده از روش اصلاح خطای خطی (LS) سعی شد تا عدم قطعیت خروجی‌های بارش مدل SDSM کاهش یابد.

برای شبیه‌سازی بارش، کوچک‌مقیاس‌سازی وقایع حداکثر در آینده توسط مدل‌های رگرسیونی تا حدی مشکل است (ویلی و داسون، ۲۰۰۷). همچنین ریزمقیاس کردن توسط این روش نسبت به انتخاب پیش‌بینی‌کننده‌ها و توابع آماری مناسب (به‌خصوص در مورد وقایع حدی) بسیار حساس است و تغییر هر یک از این عوامل می‌تواند بر نتایج تأثیرگذار باشد. به‌طور کلی می‌توان نتیجه گرفت که پیش‌بینی‌های دام‌محور انجام‌شده با استفاده از مدل SDSM قابل قبول‌تر است. همچنین به‌منظور اصلاح خطای به‌دست‌آمده در مقادیر پیش‌بینی‌شده بارش از روش اصلاح خطای خطی LS استفاده شد که پیش‌بینی می‌شود با استفاده از این روش، مقادیر پیش‌بینی‌شده بارش به مقادیر واقعی نزدیک‌تر شده است. نتایج کلی نشان داد در مورد پیش‌بینی‌های بلندمدت خشکسالی در مناطق خشک، استفاده از مدل‌های جهانی اقلیم، ریزمقیاس‌نمایی خروجی‌های مدل اقلیمی و در نهایت اصلاح خطاهای احتمالی خروجی‌های ریزمقیاس‌شده توسط روش‌های تصحیح خطا (Bias Correction) نتایج نسبتاً مناسبی را ارائه می‌دهد.

نتایج این مطالعه نشان می‌دهد روش به‌کاررفته در این تحقیق، کارایی نسبتاً مناسبی برای پیش‌بینی خشکسالی در مقیاس‌های سه‌ماهه و شش‌ماهه در مناطق خشک را ارائه می‌دهد. پیشنهاد می‌شود از سایر مدل‌های جهانی اقلیمی و روش‌های متفاوت ریزمقیاس‌نمایی نیز برای پیش‌بینی خشکسالی در مناطق خشک جهت افزایش دقت پیش‌بینی استفاده گردد.

اساس نسبت بین مجموع بارش و تبخیر و تعرق پتانسیل در بازه زمانی مورد نظر محاسبه می‌شود، نوسانات بارش به‌طور مستقیم باعث تغییرات قابل توجه و بی‌نظمی در خروجی‌های RDI می‌شود. اما همان‌گونه که اشکال (۹) تا (۱۱) و نتایج جدول (۳) نشان می‌دهد، با افزایش مقیاس زمانی، مدل با دقت نسبتاً قابل قبولی مقادیر RDI را پیش‌بینی کرده است. البته مطالعات مربوط به پیش‌بینی خشکسالی در مقیاس‌های زمانی کوتاه‌مدت مانند یک‌ماهه کاربرد کمتری نسبت به مقیاس‌های زمانی بلندتر مانند سه‌ماهه، شش‌ماهه و دوازده‌ماهه دارد. بنابراین بر اساس نتایج این مطالعه، پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از شبیه‌سازی‌های مدل‌های جهانی اقلیم و بر اساس سناریوهای انتشار گازهای گلخانه‌ای می‌تواند نقش مؤثری در برنامه‌ریزی برای مدیریت بهینه منابع آبی در آینده ایفا کند. البته کاهش عدم قطعیت خروجی‌های مدل‌های جهانی اقلیم با استفاده از روش‌هایی مانند ریزمقیاس‌نمایی و اصلاح خطا ضروری می‌نماید.

جدول (۳): مقایسه ضریب تعیین (R^2) بین RDI پیش‌بینی‌شده با استفاده از مدل جهانی اقلیم CanESM2 و خشکسالی مشاهده‌شده در مقیاس‌های یک‌ماهه، سه‌ماهه و شش‌ماهه در دوره ۲۰۰۶ تا ۲۰۱۸

Table (3): Comparison of coefficient of determination (R^2) between RDI forecasted by CanESM2 global climate model and real RDI on one-month, three-month and six-month time scales during 2006-2018

مقیاس زمانی	ضریب تعیین (R^2)
RDI یک‌ماهه	۰/۴۷۲
RDI سه‌ماهه	۰/۷۳۸
RDI شش‌ماهه	۰/۷۶۲

نتیجه‌گیری

در این پژوهش به بررسی کارایی پیش‌بینی خشکسالی از طریق مدل‌های جهانی اقلیم و سناریوهای انتشار پرداخته شد.

برای ریزمقیاس‌نمایی بارش به‌منظور افزایش دقت، از سه پیش‌بینی‌کننده بارش، رطوبت نسبی و دما استفاده شد. اما همچنان داده‌های بارش خطای قابل توجه‌تری را نسبت به خروجی‌های دما نشان دادند. ابراهیمی خوسفی و میراکبری (۲۰۲۰a) در مطالعه‌ای با تجزیه و تحلیل داده‌های

منابع

- Abramowitz, M. and Stegun, I.A., 1965. Handbook of mathematical functions: with formulas, graphs, and mathematical tables (Vol. 55). Courier Corporation.
- Allen, R.G., Pereira, L.S., Raes, D. and Smith, M., 1998. Crop evapotranspiration. *FAO Irrigation and Drainage Paper 56*, Food and Agriculture Organization, Rome.
- Asadi Zarch, M.A., Sivakumar, B. and Sharma, A., 2015. Droughts in a warming climate: a global assessment of Standardized precipitation index (SPI) and Reconnaissance drought index (RDI). *J. Hydrol*, 526, 183-195.
- Asadi Zarch, M.A., Sivakumar, B., Malekinezhad, H. and Sharma, A., 2017. Future aridity under conditions of global climate change. *Journal of Hydrology* 554, 451-469.
- Bonsal, B. and Regier, M., 2007, Historical comparison of the 2001/2002 drought in the Canadian Prairies, *Environment Canada, Climate Research Clim Vol. 33*: 229-242, 2007.
- Coulibaly, P. and Yonas, B. (2005). Downscaling precipitation and temperature with temporal neural networks. *American Meteorology society*, 6, 483-496.
- Ebrahimi Khusfi, Z. and Mirakbari, M. (2020a). Assessment the Impact of Climate Change on the Drought of Jazmourian Wetland Using CanESM2 Model. *Desert Management*, 7(14), 149-166 (in Farsi).
- Ebrahimi Khusfi, Z. and Mirakbari, M. (2020b). Performance Evaluation of the CanESM2 Global Circulation Model and the REMO Regional Model to Predict Changes of Climatic Parameters in the Jazmourian Watershed. *Watershed Management Research Journal*, 33(4), 63-78 (in Farsi).
- Edwards, D. C. and McKee, T. B. (1997). Characteristics of 20th century drought in the United States at multiple time scales. *Climatology Report No. 97-2*, Colorado State University, Ft. Collins, CO.
- Fang, G., Yang, J., Chen, Y.N. and 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). p. 2547-2559.
- Graca Lopes, P. 2008. Assessment of Climate Change Statistical Downscaling Methodes, *Universidade Nova De Lisboa Faculdade de Ciências e Tecnologia*. pp: 1-51.
- Helmi, M., Bakhtiari, B. and Qaderi, K., 2020. Meteorological Drought Modeling and Forecasting Using SARIMA Time Series at Different Climates of Iran. *Iranian Journal of Irrigation and Drainage*, 14(3): 1079-1090.
- Jahangir, M.H., Jahanpanah, M. and Abolghasemi, M., 2020. Drought Forecasting for Future Periods Using LARS-WG Model (Case Study: Shiraz Station). *Journal of Environment and Water Engineering*, 6(1) 69-82.
- Lenderink, G., Buishand, A. and Deursen, W. v.: Estimates of future discharges of the river Rhine using two scenario methodologies: direct versus delta approach, *Hydrol Earth Syst Sc*, 11, 1145-1159, 2007.
- McKee, T. B., Doesken, N. J. and Kleist, J. (1993). The relationship of drought frequency and duration to time scales. In: *Eighth Conference on Applied Climatology*. American Meteorological Society, Anaheim, CA, pp. 179-186.
- Mishra, A. k. and Desai, V. R. (2006). Drought Forecasting Using Feed-Forward Recursive Neural Networks. *Ecological Modeling*, 198, 127-138.
- Riahi, K., Gruebler, A. and Nakicenovic, N., 2007. Scenarios of long-term socio-economic and environmental development under climate stabilization, *Technological Forecasting and Social Change*, 74, 887-935.
- Salehi Tabas, M., Yaghoobzadeh, M., Zamani, Gh.R. and Amirabadizadeh, M., 2020. The Effect of Climate Change on Drought Severity and Frequency in South Khorasan. *Iranian Journal of Irrigation and Drainage*, 14(2): 482-497.
- Trnka, M., Hlavinka, P., Semerádová, D., Dubrovský, M., Žalud, Z. and Možný, M., 2007. Agricultural drought and spring barley yields in the Czech Republic, *Plant Soil Environ*: 306-316
- Tsakiris, G., Nalbantis, I., Pangalou, D., Tigkas, D. and Vangelis, H. (2008). Drought meteorological monitoring network design for the Reconnaissance Drought Index (RDI). In: *1st International Conference "Drought Management: Scientific and Technological Innovations"*. Zaragoza, Spain. 12-14 June 2008. pp. 57-62.
- Tukimat, N.N.A., 2018. Assessing the implementation of bias correction in the climate prediction. *IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering* 342 (2018) 012004. doi:10.1088/1757-899X/342/1/012004
- Vangelis, H., Tigkas, D. and Tsakiris, G., 2013. The effect of PET method on Reconnaissance Drought Index (RDI) calculation. *Journal of Arid Environments*. 88,130-140
- Van Vuuren, D., den Elzen, M., Lucas, P., Eickhout, B., Strengers, B., van Ruijven, B., Wonink, S. and Van Houdt, R., 2007. Stabilizing greenhouse gas concentrations at low levels: an assessment of reduction strategies and costs, *Clim. Change*. 81, 119-159.
- Wilby, R. L. and Dawson, C. W. 2007. Using SDSM version 4.2 –A decision Support tool from assessment of regional Climate change impacts. *User manual*

Forecasting Drought in Arid Regions Using Global Climate Models: A Case Study of Yazd Province, Iran

Zohre Arjmandi Herat¹, Mohammad Amin Asadi Zarch^{2*}, Seyed Zeynalabedin Hoseini³,
Mohammad Reza Ekhtesasi⁴

Received: 06/01/2021

Accepted: 28/09/2021

Extended Abstract

Introduction: Due to the low annual precipitation rate and, therefore, the existence of a weak and fragile ecosystem, arid regions are more subject to drought. Moreover, significant fluctuations in the temporal and spatial distribution of precipitation make drought forecasting in these areas a complicated task. Having a dry and fragile climate, Yazd Province has experienced numerous droughts within the past few decades. Therefore, it is highly important to monitor and forecast drought in this region.

Population growth has increased water demand. Moreover, the increase in the concentration of greenhouse gases due to rising fossil fuels consumption has caused global warming and climate change, changing the hydrological cycle components including precipitation patterns (snow and rain). Therefore, climate change has changed the frequency, severity, and duration of droughts in many areas, especially in arid and semi-arid regions.

So far, several indices have been developed to assess drought. This study used the RDI, which is based on precipitation (as system input) and potential evapotranspiration (as output), to estimate the drought. Furthermore, there are several methods for forecasting drought, among which projections of global climate models derived from greenhouse gas emission scenarios are quite common.

Materials and Methods: This study sought to analyze the efficiency of global climate models in predicting drought in arid regions (Yazd Synoptic Station, Yazd, Iran). To this end, 1961 to 2005 was selected as the base period, RDI values of which were imported to downscale the model (SDSM). Moreover, 2006 to 2018 was selected as the forecast period whose data were not imported to the model. Finally, the predictions of the model for the period 2006 to 2018 were compared with the observed RDI values of the same period for time scales of one, three, and six months. Accordingly, first, the climatic data collected from Yazd Synoptic Station (minimum and maximum temperature, relative humidity, sunshine hours, and wind speed) were prepared, and then the potential evapotranspiration (PET) was calculated for the period 1961 to 2018 via FAO-Penman-Monteith method. RDI value for the period 1961 to 2018 was then estimated on a monthly basis.

Moreover, to predict drought through global climate models, CanESM2 global model forecasts were obtained based on the RCP8.5 greenhouse emission scenario from 2006 to 2018 for monthly precipitation, minimum temperature, maximum temperature, average temperature, sunshine hours, wind speed, and relative humidity. Using SDSM statistical downscaling model, the observed data for the period 1961 to 2005 and the projections of the CanESM2 model for the period 2006 to 2018 were downscaled.

On the other hand, the mean surface temperature predictor was used to a downscale minimum and maximum temperatures and sunshine hours. Wind speed and surface-specific humidity predictors were also used to downscale wind speed and relative humidity outputs, respectively. Furthermore, to increase the accuracy, three

1. MSc in Watershed Management, Faculty of Natural Resources, Yazd University, Yazd, Iran

2. Assistant Professor, Faculty of Natural Resources, Yazd University, Yazd, Iran; amin.asadi@yazd.ac.ir

3. Assistant Professor, Faculty of Natural Resources, Yazd University, Yazd, Iran

4. Professor, Faculty of Natural Resources, Yazd University, Yazd, Iran

DOI: 10.22052/deej.2021.10.32.51

predictors of precipitation, surface specific humidity, and mean surface temperature were used to downscale precipitation outputs.

Finally, as for the high spatial and temporal variability of precipitation in arid regions, possible biases in precipitation data were corrected using the Linear Scaling bias correction method, which is based on the average difference between monthly observed time series and GCM historical simulations time series over the same period of the observed series. These differences were then applied to the future GCM simulated climate data to get bias-corrected climate variables.

Results: The results obtained from the application of the FAO-Penman-Monteith method indicated that the variable trend presented by PET values during the study period was mostly induced by changes in wind speed fluctuations. Moreover, downscaled precipitation values showed a more significant error rate than those of the downscaled temperature outputs, probably due to the fact that precipitation values had more variability than the temperature ones, especially in arid climates. On the other hand, the application of the Linear scanning bias correction model showed that the precipitation values downscaled by SDSM for the base period (1961-2005) were overestimated compared to the real precipitation data over the same period. Therefore, the overestimation was corrected using the Linear scanning bias correction method. After correcting the probable precipitation biases and calculating the RDI index, the results suggested that the use of the Linear scanning bias correction model remarkably increased the accuracy of CanESM2 precipitation outputs.

Then, the RDI was calculated by replacing the predicted precipitation and potential evapotranspiration values with the real data in the period 2006 to 2018 by measuring the potential evapotranspiration based on the data mentioned. Accordingly, R2 between real RDI values and the CanESM2-extracted forecasted RDI values for the 2006-2018 period was 0.472 for the 1-month time scale, while R2 was 0.738 and 0.762 for 3 and 6-month time scales, respectively.

Discussion and Conclusion: The results indicated that the model presented a good performance at 3 and 6-month timescales. Moreover, considerable fluctuations in one-month precipitation values resulted in high variability of the one-month RDI time series, decreasing the model's performance at this timescale. Therefore, for projecting precipitation in arid and hyper-arid zones, a bias correction method should be applied to minimize probable biases. Furthermore, the comparison of actual droughts that occurred from 2006 to 2018 with the values predicted by the model at 1, 3, and 6-month time scales showed that the CanESM2 model predicted the drought patterns with relatively good accuracy at 3 and 6-month timescales. However, as for the one-month timescale, the model presented lower efficiency than the other two time scales due to more fluctuations. Therefore, it can be concluded that GCM forecasts have a relatively acceptable efficiency for long-term drought prediction in arid climates.

Keywords: Drought, FAO-Penman-Monteith, Global Climate Models, RDI, SDSM, CanESM2, RCP8.5.