

Trend analysis and prediction of temperature and precipitation variables in Jiroft Plain under the impact of climate change

Fatemeh Ghorbani Baravati ¹, Halimeh Piri ^{2*}, Farzad Hassanpour ², Parviz Haghghatjoo ², Hadi Galavi ³

¹Phd student, Department of Water Engineering, Faculty of Water and Soil, University of Zabol, Zabol, Iran.

²Associate Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Water and Soil, University of Zabol, Zabol, Iran

³Assistant Professor, Department of Water Science and Engineering, Faculty of Water and Soil, University of Zabol, Zabol, Iran

Corresponding Author Email: H_piri2880@uoz.ac.ir

Received: 02 June 2025 Accepted: 31 Oct. 2025

Revised: 03 Oct. 2025 Published: 23 Sep. 2023



Homepage: ijwer.uoz.ac.ir

Abstract: Climate change threatens water availability and agricultural productivity worldwide. The Jiroft plain, heavily reliant on continuous cultivation of strategic crops, is especially at risk. This study used the Mann–Kendall test to analyze precipitation and temperature trends and the LARS-WG model for downscaling under near (2025–2054) and distant (2055–2084) futures relative to 1993–2022. Five GCMs (GFDL-ESM4, IPSL-CM6A-LR, ACCESS-ESM1-5, MIROC6, NORESM2-MM) were calibrated and evaluated. Results show mean annual precipitation may rise by 1.97–8.04% (near future) and 3.37–12.05% (distant future) under SSP scenarios. Mean temperature is projected to increase by 4.62–6.58% and 6.11–13.60% for the same periods, with the greatest rise in maximum and minimum temperatures during 2055–2084. These shifts indicate higher water stress and potential changes in cropping patterns, emphasizing the need for adaptive water and agricultural management in the Jiroft plain.

Keywords: Trend Analysis MK, Statistical Downscaling LARS-WG, Climate Change CMIP6, SSP Scenarios

Introduction: Rising air temperatures and erratic rainfall distribution patterns pose challenges to water access and crop productivity in the 21st century (Shayanmehr et al., 2022; Yang et al., 2020; Zhang et al., 2021). Climate change, characterized by rising air temperatures, is one of the consequences of global warming (Mo et al., 2017) and is likely to pose serious challenges to ecosystems, economic conditions, and people's quality of life in the 21st century (Liu, 2022; Sha et al., 2019). One of the main objectives of this study is to assess the increasing or decreasing trend of monthly precipitation and temperature using conventional Mann-Kendall trend analysis. Secondly, the prediction of precipitation and air temperature changes in the Jiroft Plain using five GCM models (GFDL-ESM4, IPSL-CMA6-LR, ACCESS-CM2, MIROC6 and NORESM2SM2-MM) under newly developed SSPs (ssp1-2.6, ssp2-4.5 and ssp5-8.5) in the near future (2025 to 2054) and far future (2055 to 2084) periods using the well-known statistical downscaling model (LARS-WG). This study is of great importance to water resource planners and agricultural farm managers, as it provides valuable insights into the projected changes and variability of climate variables under future climate scenarios. This is particularly relevant for the vulnerable Jiroft Plain region, which has the potential to impact national food security.

Methodology: The meteorological station of the study area is located in the southeastern part of Kerman province, in Jiroft county, as shown in (Fig. 1). The Jiroft plain is part of the western Jazmorian basin, which is located between longitudes 15°57' and 17°58' East and latitudes 12°28' and 13°29' North, in the south of Kerman province in southeastern Iran. Meteorological data for the base years (1993-2022), including precipitation, solar radiation, maximum and minimum air temperatures, required for trend analysis and implementation of the Lang Ashton Research Station (LARS-WG) climate model, were collected from the Jiroft Meteorological Department. After

analyzing the baseline trends of precipitation and temperature, the next step involves predicting future changes in climate elements under different climate scenarios using global circulation models (GCMs). Calibration, validation and acquisition of future climate data were the steps to generate simulated precipitation and temperature data for both current and future climates. To establish model parameters and generate simulated daily climate data, the LARS-WG model was calibrated based on 30-year baseline data (from 1993 to 2022) at the study station. In the present study, five GCM models included in the LARS-WG8 model, under three SSPs, as presented in [Table 1](#) and [2](#), respectively, were used to predict changes in precipitation and minimum and maximum temperatures. The results were examined both as an ensemble of mean GCMs and individually to evaluate the prediction of future climate variables.

Results and Discussion: Based on the tau statistics and p values, MK test, the annual trend of the available precipitation shows that a significant decreasing trend has been observed using the Mann-Kendall test calculation at 95% levels, which is consistent with the results of (Elham Rafiei and Ali Azare, 2019), which stated that the precipitation values have a significant decrease ([Fig. 2](#) and [Table 3](#)). The examination of the annual trend of the available temperature shows that there is a significant increasing trend at 95% levels using the Mann-Kendall test calculation. Which is consistent with the results of (Elham Rafiei and Ali Azare, 2019), which stated that the temperature values have a significant increase ([Fig. 3](#) and [Table 4](#)). High R2 values and low RMSE values for the LARS-WG model showed that the model has the capacity to downscale the climate variables in current conditions and future climate scenarios. The results obtained were in line with the report of Afsharipour et al. (2023) and Barkhourri et al. (2020) in studying the climate changes of Jiroft. The results of precipitation modeling according to [Table 5](#) showed more fluctuations in the distant future compared to the base period. Overall, according to the results of different scenarios, it seems that the distant future period is the rainiest period based on the SSP1-2.6 and SSP5-8.5 scenarios. However, it is the rainiest period under the SSP2-4.5 scenario. Therefore, compared to the observed period, all three scenarios show an increase in temperature during the study period. SSP5-8.5 shows a greater increase than SSP1-2.6 and SSP2-4.5, which is due to increased GHGs. It is acknowledged that climate change changes the timing and duration of the season, which may not be fully reflected by conventional static models. In the wake of these ongoing changes, it would be wise for future research to investigate how to incorporate dynamic, climate-based definitions of seasons, which would allow for a more accurate assessment of the impacts of climate change. Thus, more accurate predictions of the impacts of seasonal change on ecosystems, agricultural practices, and human activities could be made in future studies, leading to better adaptation tactics.

Conclusion: The results showed that the Mann-Kendall method provides a significant trend in the climatic parameters of temperature and precipitation of the meteorological station. The results also show that the winter and spring seasons have the largest contribution to the changes in the average monthly precipitation and the summer and autumn seasons have the largest contribution to the changes in the average temperature. The feasibility of the LARS-WG8 model for downscaling climate variables, including Pr, Tmin and Tmax, in the Jiroft Plain region has been demonstrated. In general, more precipitation is predicted in the second period compared to the first period under the ssp5-8.5 and ssp1-2.6 scenarios. Tmean is predicted to experience a gradual increase in the two near- and far-future time periods in the three SSPs (ssp1-2.6, ssp2-4.5 and ssp5-8.5) for all five models. The largest increase in Tmean is predicted in the second long-term period compared to the first period.

© 2023 University of Zabol, Zabol, Iran.



This is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0 license) (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

تحلیل روند و پیش‌بینی متغیرهای دما و بارش در دشت جیرفت تحت اثر تغییر اقلیم

فاطمه قربانی برواتی^۱، حلیمه پیری^{۲*}، فرزاد حسن پور^۲، پرویز حقیقت جو^۲، هادی گلوی^{۳*}

^۱دانشجوی دکتری، گروه مهندسی آب، دانشکده آب و خاک، دانشگاه زابل، زابل، ایران

^۲دانشیار، گروه مهندسی آب، دانشکده آب و خاک، دانشگاه زابل، زابل، ایران

^۳استادیار، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده آب و خاک، دانشگاه زابل، زابل، ایران

نویسنده مسئول: H_piri2880@uoz.ac.ir

وبگاه نشریه: ijwer.uoz.ac.ir



تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۳/۱۲ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۸/۰۹

تاریخ ویرایش: ۱۴۰۴/۰۷/۱۱ تاریخ چاپ: ۱۴۰۲/۰۷/۰۱

چکیده: افزایش دما و تغییر الگوهای بارش از مهم‌ترین پیامدهای تغییر اقلیم هستند که می‌توانند بهره‌وری کشاورزی و منابع آب را در مناطق حساس تهدید کنند. دشت جیرفت به دلیل وابستگی به کشاورزی دائمی و تولید محصولات استراتژیک، در برابر این تغییرات بسیار آسیب‌پذیر است. این پژوهش با هدف تحلیل روند و پیش‌بینی تغییرات دما و بارش در دشت جیرفت از آزمون من-کندال و مدل ریزمقیاس‌نمایی آماری LARS-WG استفاده کرده است. داده‌های پنج مدل اقلیمی (GFDL-ESM4)، (ACCESS-ESM1-5)، (IPSL-CM6A-LR)، (MIROC6) و (NORESM2-MM) تحت سناریوهای SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5 برای دو دوره آینده نزدیک (۲۰۲۵-۲۰۵۴) و آینده دور (۲۰۵۵-۲۰۸۴) نسبت به دوره پایه (۱۹۹۳-۲۰۲۲) به کار گرفته شد. نتایج نشان داد میانگین بارندگی سالانه در آینده نزدیک به ترتیب ۵.۶۴، ۸.۰۴ و ۱.۹۷ درصد و در آینده دور ۱۲.۰۳، ۳.۳۷ و ۱۲.۰۵ درصد افزایش خواهد یافت. میانگین دمای سالانه نیز در آینده نزدیک ۴.۶۲، ۵.۱۱ و ۶.۵۸ درصد و در آینده دور ۶.۱۱، ۹.۰۳ و ۱۳.۶۰ درصد افزایش می‌یابد و بیشترین رشد دما در دوره ۲۰۵۵-۲۰۸۴ تحت سناریوی SSP5-8.5 رخ می‌دهد. این تغییرات بیانگر افزایش تنش آبی و تغییر الگوهای کشت هستند که در صورت نبود مدیریت مناسب منابع آب، می‌تواند پایداری تولید و امنیت غذایی منطقه را تهدید کند. نوآوری پژوهش در ترکیب تحلیل روند آماری و ریزمقیاس‌نمایی با نسخه جدید LARS-WG8 تحت چارچوب CMIP6 و سناریوهای SSP است که تصویری دقیق‌تر از آینده اقلیمی دشت جیرفت ارائه می‌دهد.

کلیدواژه‌ها: تحلیل روند MK، کاهش مقیاس آماری LARS-WG، تغییر اقلیم CMIP6، سناریوهای SSP

۱- مقدمه

بهره‌وری محصولات کشاورزی ایجاد می‌کند (Shayanmehr et al., 2022; Wang et al., 2019; Wu et al., 2017; Yang

افزایش دمای هوا و الگوهای نامنظم توزیع بارندگی در قرن بیست و یکم، چالشی جدی برای دسترسی به منابع آب و

رشد محصول یا بررسی حشرات، به داده‌های آب و هوایی با وضوح زمانی و مکانی دقیق در مقیاس محلی وابسته‌اند (Semenov and Stratonovitch, 2015; Wang and chen, 2014). بنابراین، مدل‌های کاهش‌مقیاس آماری مناسب، برای بهبود دقت مدل‌های GCM اهمیت دارند (Adnan et al., 2021; Arshad et al., 2019; Dahm et al., 2019; Jin et al., 2023; Miao et al., 2019).

مطالعات (Wilby and Dawson و Semenov et al., 2002) (2007) نشان دادند که مدل‌های کاهش‌مقیاس آماری رویکردی مقرون‌به‌صرفه و مؤثر برای بررسی تأثیرات محلی تغییر اقلیم ارائه می‌دهند. در حال حاضر، LARS-WG به عنوان یکی از رایج‌ترین مدل‌های کاهش‌مقیاس برای شبیه‌سازی متغیرهای آب و هوایی روزانه تحت سناریوهای حال و آینده شناخته شده است (Gao et al., 2020; Hassan et al., 2014; Pourtouserkani et al., 2015; Rajabi et al., 2010; Semenov et al., 2002).

مطالعات متعددی در ایران نیز کاربرد و مناسب بودن LARS-WG را در مناطق مختلف کشور تأیید کرده‌اند و این مدل توانایی شبیه‌سازی طیف وسیعی از شرایط آب و هوایی تحت CMIP3 و CMIP5 را دارد (Nami, 2022; Soleimani et al., 2017; Afsharipour et al., 2023).

با معرفی CMIP6 و سناریوهای SSP در ششمین گزارش ارزیابی (IPCC (AR6)، نیاز به ارزیابی عملکرد نسخه‌های جدید LARS-WG، به ویژه 8 LARS-WG، برای پیش‌بینی متغیرهای اقلیمی روزانه بیش از پیش احساس می‌شود. برخلاف CMIP5 که تنها سناریوهای میزان واداشت انرژی تابشی خورشیدی (RCP) را در نظر می‌گرفت، CMIP6 مسیرهای اجتماعی-اقتصادی مشترک (SSP) را نیز در مدل‌سازی ترکیب می‌کند (Kriegler et al., 2012; O'Neill et al., 2014; Van Vuuren et al., 2012).

مطالعاتی در چین نشان داده‌اند که LARS-WG 6 توانسته است با موفقیت تجزیه و تحلیل کاهش‌مقیاس را برای تولید آب و هوای روزانه آینده انجام دهد و Tmax و Tmin را تحت تأثیر چندین GCM پیش‌بینی کند (Sha et al., 2019; Wang et al., 2023). با این حال، تناسب و قابلیت اعتماد

تغییر اقلیم که عمدتاً با افزایش دمای هوا مشخص می‌شود، یکی از پیامدهای گرمایش جهانی است و تهدیدی جدی برای اکوسیستم‌ها، شرایط اقتصادی و کیفیت زندگی مردم به شمار می‌آید (Mo et al., 2017; Liu et al., 2022; Sha et al., 2019). افزایش غلظت CO2 و دیگر گازهای گلخانه‌ای باعث افزایش دمای هوا در محدوده ۰.۶۵ تا ۱.۰۶ درجه سانتی‌گراد از سال ۱۸۸۰ تا ۲۰۱۲ شده است و این موضوع منجر به تغییرات آب و هوایی و وقوع رویدادهای شدید اقلیمی شده است (Mo et al., 2017; Munawar et al., 2022).

تأثیر تغییر اقلیم بر منابع آب و محصولات کشاورزی در دشت جیرفت، به دلیل وابستگی مستقیم تولید کشاورزی به متغیرهای آب و هوایی، یک نگرانی حیاتی محسوب می‌شود (Mehdizadeh et al., 2024; Pourshanbe et al., 2022; Afsharipour et al., 2023; Pourshanbe et al., 2022; Afsharipour et al., 2023).

افزایش دما و وقوع رویدادهای شدید آب و هوایی نه تنها بازده محصولات را کاهش می‌دهد، بلکه امنیت غذایی و رفاه اجتماعی منطقه را نیز تهدید می‌کند. دشت جیرفت در سناریوهای اقلیمی آینده با تهدیدات دوگانه کاهش تولید و کاهش مناطق کشت مواجه است (Mehdizadeh et al., 2024). این شرایط می‌تواند در اواخر قرن بیست و یکم هم پایداری عرضه مواد غذایی و هم رفاه شهروندان را به خطر بیندازد.

مدل‌های اقلیمی عمومی (GCM) ابزار قدرتمندی برای شبیه‌سازی فرآیندهای فیزیکی در جو، سطح زمین و اقیانوس‌ها هستند و در پیش‌بینی تغییرات آب و هوایی آینده اهمیت دارند (Allan et al., 2021). با این حال، وضوح افقی این مدل‌ها معمولاً بین ۲۵۰ تا ۶۰۰ کیلومتر است و برای مطالعات محلی و پاسخگویی به نیازهای تفکیک فضایی، نیازمند کاهش‌مقیاس هستند (Phuong et al., 2020).

مدل‌های مبتنی بر فرآیند، مانند مدل‌های هیدرولوژیکی،

است که بین طول‌های جغرافیایی $57^{\circ} 15'$ و $58^{\circ} 17'$ شرقی و عرض‌های جغرافیایی $28^{\circ} 12'$ و $29^{\circ} 13'$ شمالی، در جنوب استان کرمان در جنوب شرقی ایران قرار گرفته است. مساحت دشت جیرفت 2247 کیلومتر مربع و ارتفاع آن از سطح دریا بین 450 تا 1338 متر متغیر است. این دشت یکی از قطب‌های کشاورزی ایران بوده و از نظر تولید محصولات زراعی و باغی در کشور رتبه سوم را داراست (Soleimani et al., 2017; Faryabi et al., 2010).

این منطقه در ارتفاع 720 متر از سطح دریا و در دره‌ای پهن گسترش یافته است و دارای موقعیتی دشتی و کوهستانی است. این منطقه با میانگین بارندگی سالیانه حدود 220 میلی‌متر و متوسط میزان دمای سالیانه 45 درجه سلسیوس، بر مبنای سامانه اقلیمی دومارتن دارای اقلیمی گرم و خشک است (Mehdizadeh et al., 2024).

دشت جیرفت یک مرکز کشاورزی حیاتی در ایران است که به دلیل نقش خود به عنوان منبع اصلی کشاورزی و میوه و محصولات جالیزی و گلخانه‌ای مشهور است. همچنین یک منطقه مهم کشاورزی در ایران است که به عنوان یکی از قطب‌های کشاورزی شناخته می‌شود. با این حال، با چالش‌های مکرر خشکسالی و سیلاب مواجه است که منجر به ضرر اقتصادی قابل توجه در بخش‌های کشاورزی و صنعتی می‌شود.

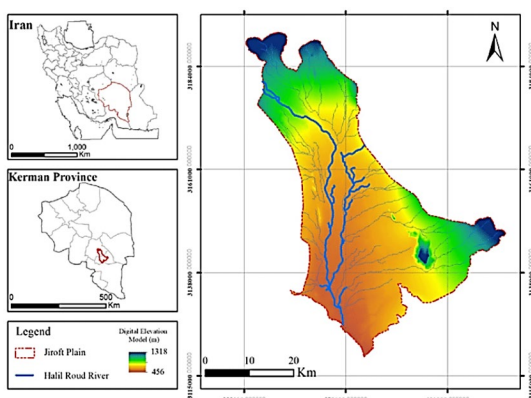


Fig. 1 Location and overview map of the study area (Faryabi, 2022)

شکل ۱ موقعیت و نقشه کلی منطقه مورد مطالعه

LARS-WG 8 برای پیش‌بینی متغیرهای آب و هوایی تحت CMIP6 هنوز نیازمند تحقیقات و ارزیابی بیشتر است. دانش دقیق درباره تغییرات پیش‌بینی شده بارش و دمای هوا در مقیاس محلی برای برنامه‌ریزی کشاورزی و مدیریت منابع آب اهمیت ویژه‌ای دارد. این متغیرها بر جنبه‌های حیاتی کشاورزی، مانند تاریخ کاشت، مدت زمان رشد و برنامه‌ریزی آبیاری، تأثیر مستقیم دارند (Saud et al., 2022; Tao et al., 2016). با وجود تحقیقات متعدد، هنوز عدم قطعیت‌هایی درباره میزان و جهت تغییرات آب و هوایی آینده در مناطق خاصی از ایران، از جمله دشت جیرفت، وجود دارد (Qin et al., 2023). دشت جیرفت نقش حیاتی در تولید محصولات کشاورزی و باغی مانند گندم، پیاز، سیب‌زمینی و گوجه دارد و سهم قابل توجهی در امنیت غذایی ملی ایفا می‌کند (Afsharipour et al., 2023).

بر این اساس، اهداف اصلی این مطالعه عبارتند از: (۱) ارزیابی روند تغییرات ماهانه بارش و دما با استفاده از آزمون من-کندال، و (۲) پیش‌بینی تغییرات آینده این متغیرها در دشت جیرفت با استفاده از پنج مدل GCM (GFDL-ESM4، MIROC6، ACCESS-CM2، IPSL-CMA6-LR، SSP2-، SSP1-2.6، NORESM2-MM) تحت سناریوهای SSP1-2.6 و SSP2-4.5 و SSP5-8.5، با بهره‌گیری از مدل کاهش مقیاس آماری LARS-WG.

نتایج این مطالعه بینش‌های ارزشمندی برای برنامه‌ریزان منابع آب و مدیران کشاورزی فراهم کرده و به مدیریت تأثیرات تغییر اقلیم در این منطقه حساس کمک می‌کند. این مطالعه با ارائه تحلیل‌های دقیق و پیش‌بینی‌های محلی، ابزار مهمی برای تصمیم‌گیری‌های مدیریتی و برنامه‌ریزی توسعه پایدار کشاورزی در دشت جیرفت فراهم می‌نماید.

۲- روش‌شناسی

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

ایستگاه هواشناسی منطقه مورد مطالعه مطابق با (شکل ۱)، در بخش جنوب شرقی استان کرمان و در شهرستان جیرفت قرار دارد. دشت جیرفت بخشی از حوضه غربی جازموریان

۲-۲- داده‌ها

که $i=1, \dots, n-1$ و $j=i+1, \dots, n$ و سپس مجموعه داده‌های مرتب شده سری x_i با x_j همانطور که در معادله (۱) نشان داده شده است.

$$s \operatorname{sgn}(x_j - x_i) = (1) \begin{cases} 1, & \text{if } (x_j - x_i) > 0 \\ 0, & \text{if } (x_j - x_i) = 0 \\ -1 & \text{if } (x_j - x_i) < 0 \end{cases}$$

آماره آزمون MK S با استفاده از معادله (۲) محاسبه می‌شود، که مقدار n نشان‌دهنده تعداد کل دوره‌ها در سری مجموعه داده تحت تجزیه و تحلیل است.

$$s = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \operatorname{sgn}(x_j - x_i) \quad (2)$$

وقتی فرض صفر فرض می‌کند که x_i و x_j مستقل و به‌طور تصادفی مرتب شده‌اند و تعداد سری داده‌ها ده یا بیشتر است ($n \geq 10$)، آماره MK یک الگوی توزیع نرمال با $E(S) = 0$ و واریانس VS نشان می‌دهد که در معادله (۳) محاسبه می‌شود و آماره Z مانند معادله (۴) محاسبه می‌شود (Vivekanandan, 2007).

$$V_s = \frac{n(n-1)(2n+5)}{18} \quad (3)$$

$$Z = \begin{cases} \frac{s-1}{\sqrt{V_s}} & \text{for } > 0 \\ 0 & \text{for } s = 0 \\ \frac{s+1}{\sqrt{V_s}} & \text{for } < 0 \end{cases} \quad (4)$$

مقادیر مثبت Z نشان دهنده روند افزایشی در سری مجموعه داده‌ها است، در حالی که مقادیر منفی Z نشان دهنده روند کاهشی است. در این تحقیق از سطح اطمینان ۹۵٪ برای ارزیابی روند تغییرات دنباله استفاده شد (Vivekanandan, 2007).

۲-۴- پیش‌بینی متغیرهای اقلیمی

پس از تجزیه و تحلیل روندهای پایه بارش و دما، گام بعدی شامل پیش‌بینی تغییرات آتی عناصر آب و هوایی تحت

داده‌های هواشناسی برای سال‌های پایه (۲۰۲۲-۱۹۹۳)، شامل بارش، تابش خورشید، حداکثر و حداقل دمای هوا، مورد نیاز برای تحلیل روند و اجرای مدل آب و هوایی ایستگاه تحقیقاتی لانگ اشتون (LARS-WG)، از اداره هواشناسی جیرفت جمع‌آوری گردید.

۲-۳- تحلیل روند

قبل از پیش‌بینی متغیر آب و هوایی آینده، بررسی روند تغییرات متغیرهای هواشناسی یکی از اهداف مهم تحقیقات است، زیرا تغییرات آب و هوایی همچنان بر بسیاری از جنبه‌های زندگی تأثیر می‌گذارد (Birpinar et al., 2023; Esit, 2023; Sen et al., 2019).

شناسایی تأثیر تغییر اقلیم در یک منطقه خاص اغلب بر تجزیه و تحلیل متغیرهای مهم هواشناسی مانند بارش و دمای هوا متکی است (Dong et al., 2020). چندین تکنیک در شناسایی روند متغیرهای آب و هواشناسی در زمان‌های اخیر به کار گرفته شده است، از جمله Mann-Kendall (Sen, 1975; Kendall, 1945) (MK)، شیب سن (Sen, 1968) و آزمون روند رگرسیون خطی (Ha, 1977) رویکرد کلاسیک هنوز به طور گسترده در سراسر جهان برای شناسایی جامع روند متغیرهای هواشناسی استفاده می‌شود (Khan et al., 2022; Ali et al., 2019; Felix et al., 2021; Gadedjisso- et al., 2021; Aditya et al., 2021; Tossou). با این وجود، رویکرد شناسایی روند مرسوم، فاقد اطلاعات جامع در بحث روندهای جزئی در سطوح مختلف سری‌های زمانی است (Sen, 2014; Sen, 2012; Guclu et al., 2020).

در این تحقیق از آزمون MK برای تجزیه و تحلیل روند میانگین بارش ماهانه استفاده شده است. آزمون MK یک آزمون رتبه ناپارامتریک است که معمولاً برای ارزیابی وجود و اهمیت روندها در داده‌های سری زمانی استفاده می‌شود. برای تحلیل روند در منطقه مورد مطالعه از سری داده‌های هیدرولوژیکی و هواشناسی سالانه استفاده می‌شود. در این آزمون دو مجموعه داده به صورت x_i و x_j مرتب می‌شوند

مرحله دوم، در فرآیند اعتبار سنجی، فایل‌های پارامتری به دست آمده توسط داده‌های اندازه‌گیری شده در طول فرآیند کالیبراسیون برای تولید داده‌های آب و هوای شبیه‌سازی شده با ویژگی‌های آماری یکسان مورد استفاده قرار می‌گیرند.

برای تأیید اینکه آیا مدل LARS-WG برای استفاده در مطالعه مناسب است یا نه، اعتبار مدل شامل تجزیه و تحلیل و تطبیق ویژگی‌های آماری داده‌های شبیه‌سازی شده و مشاهده شده برای تخمین توانایی مدل در شبیه‌سازی عوامل اقلیمی در مکان‌های انتخابی است. در نهایت، فایل‌های پارامتری به دست آمده توسط فرآیند کالیبراسیون برای تولید داده‌های شبیه‌سازی شده مشابه با سناریوی خاصی شبیه‌سازی شده توسط GCMها استفاده می‌شوند (Chen et al., 2013). آخرین نرم افزار LARS-WG8 با سه SSP به منظور کاهش مقیاس داده‌های بارندگی و دما در مقیاس بزرگ از پنج GCM مورد استفاده قرار گرفت.

کالیبراسیون، اعتبارسنجی و به دست آوردن داده‌های اقلیمی آینده، مراحل تولید بارش و داده‌های دما شبیه‌سازی شده برای هر دو اقلیم فعلی و آینده بود. برای ایجاد پارامترهای مدل و تولید داده‌های شبیه‌سازی شده روزانه آب و هوایی، مدل LARS-WG بسته به داده‌های پایه ۳۰ ساله (۲۰۲۲-۱۹۹۳) در ایستگاه مورد مطالعه کالیبره شد. آخرین نسخه LARS-WG8 به مرحله ادغام مجموعه چند مدل CMIP6 رسیده است که در آخرین IPCC AR6 استفاده شده است.

برخلاف LARS-WG6، که سه میزان واداشت انرژی تابشی خورشیدی (RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5) را با ۱۸ GCM از CMIP5 ترکیب می‌کند (Semenov, 2015) (and Stratonovitch)، جدیدترین نسخه (LARS-WG8) سه SSP (ssp1-2.6، ssp2-4.5 و ssp5-8.5) را با ۱۵ GCM از CMIP6 ترکیب می‌کند.

معیارهای آماری مانند ضریب تعیین (R^2) و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) برای اندازه‌گیری عملکرد شبیه‌سازی LARS-WG استفاده شد. همانطور که در معادلات (۵) تا (۶) توضیح داده شده است.

سناریوهای مختلف اقلیمی با استفاده از مدل‌های گردش جهانی (GCMs) است. با این حال، GCMها نتایج را در سطح وضوح درشت ارائه می‌دهند، که کاربرد آنها را برای مطالعات محلی محدود می‌کند. برای غلبه بر این محدودیت، مدل‌های کاهش مقیاس آماری به‌طور گسترده به‌عنوان یک رویکرد مقرون به‌صرفه و کارآمد برای ارزیابی تأثیرات موضعی تغییرات آب‌وهوایی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. (Hattermann et al., 2017; Her et al. 2019)

در این مطالعه، مدل مولد آب و هوایی ایستگاه تحقیقاتی لانگ اشتون (LARS-WG) برای کاهش مقیاس متغیرهای آب و هوا تحت سناریوهای اقلیمی فعلی و آینده استفاده شده است LARS-WG. ابزاری است که به‌طور گسترده در مناطق مختلف مورد استفاده قرار می‌گیرد، که محققان را قادر می‌سازد تا داده‌های با وضوح بالاتر را به دست آورند و تأثیرات آب و هوایی محلی را به روشی دقیق‌تر تجزیه و تحلیل کنند.

۲-۵- LARS-WG

(LARS-WG) مدلی است که برای تولید سری‌های زمانی آب و هوایی مصنوعی استفاده می‌شود که از نظر آماری شبیه داده‌های مشاهدات است (سمنوف و همکاران، ۲۰۰۲). LARS-WG که یکی از رایج‌ترین مدل‌های مولد تصادفی داده‌های آب و هوایی است، برای کاهش مقیاس خروجی‌های GCM استفاده شد LARS-WG. تابش خورشیدی روزانه، دما (حداقل و حداکثر) و بارش را در یک مکان خاص برای دوره‌های آب و هوایی آینده و فعلی تولید می‌کند (Semenov et al., 1998). کارایی مدل LARS-WG را در هجده ایستگاه هواشناسی در سراسر اروپا، آسیا و ایالات متحده ارزیابی و تأیید کرد (Babaecian and Najafi, 2010). سه فرآیند برای ایجاد داده‌های آب و هوای مصنوعی با استفاده از مدل LARS-WG وجود دارد.

ابتدا مدل باید کالیبره شود، تابع "SITE" LARS-WG "ANALYSIS" داده‌های آب و هوای اندازه‌گیری شده، مانند بارندگی و دماهای حداقل و حداکثر را تجزیه و تحلیل می‌کند تا ویژگی‌های آماری آنها را مشخص کند. LARS-WG این داده‌ها را در دو فایل پارامتر ذخیره می‌کند. در

بارندگی و دماهای حداقل حداکثر استفاده گردید. شبیه‌سازی‌های اقلیمی GCM منفرد نمی‌توانند پیامدهای هیدرولوژیکی آینده را به‌طور دقیق پیش‌بینی کنند یا پیوندهای ناشناخته آن‌ها را به تصویر بکشند (Venkataraman et al., 2016).

مجموعه میانگین خروجی GCMها ممکن است

جدول ۱ شرح GCMهای گنجانده شده در نسخه فعلی LARS- Yukimoto et al.; Seker and Gumus, 2022) WG 8 (Ziehn et al., 2020; al., 2019).

Table 1 Description of the GCMs included in the current version

No.	GCM Models	Institution	Abbrm.
1	ACCESS-CM2	Australian Community Climate and Earth System Simulator	ACCESS
2	GFDL-ESM4	Geophysical Fluid Dynamics Laboratory	GFDL
3	IPSL-CM4	Pierre-Simon Laplace Institute	IPSL
4	MIROC6	Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology, Atmosphere and Ocean Research Institute (University of Tokyo)	MIROC
	NORESMM2	Norwegian Climate Centre	NORESMM

جدول ۲ سه مدل SSP انتخاب شده در این مطالعه.

Table 2 The three selected SSP models used in this study

No.	SSP Scenario	Description
1	SSP1-2.6	Low greenhouse gas emissions and high adaptability (CO2 emissions reach zero between 2050 and 2075)
2	ssp2-4.5	Medium greenhouse gas emissions: CO2 emissions remain at current levels until 2050 and then begin to decline.
3	SSP5-8.5	Very high greenhouse gas emissions: CO2 emissions will quadruple by 2075.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (O_i - S_i)^2} \quad (5)$$

$$R^2 = \frac{(\sum_{i=1}^n (S_i - S^-)(O_i - O^-))^2}{\sum_{i=1}^n (S_i - S^-)^2 \sum_{i=1}^n (O_i - O^-)^2} \quad (6)$$

این معیارها برای مقایسه مقادیر شبیه‌سازی شده T_{min}, Pr و T_{max} با مقادیر مشاهده‌شده متناظر آن‌ها استفاده می‌شوند (Baez et al., 2018; Ahmadi et al., 2021; Shayanmehr et al.; Munawar et al., 2022; Villanueva et al., 2022).

مدلهایی که مقادیر بالاتری از R² و مقادیر پایین‌تر RMSE را نشان می‌دهند، عملکرد خوبی در شبیه‌سازی متغیرهای اقلیمی آینده نشان می‌دهند. معیارهای عملکرد برای معیارها طبق توصیه (Shayanmehr et al., 2022) طبقه‌بندی می‌شوند RMSE ≤ 10% : عالی، 10%-20% به عنوان خوب، 20%-30% به عنوان رضایت بخش طبقه‌بندی می‌شود و RMSE ≥ 30% به عنوان عملکرد ضعیف در نظر گرفته می‌شود.

۲-۶- مدل‌های GCM و سناریوهای SSP

نتایج مدل‌های آب و هوای جهانی عاری از عدم قطعیت نیستند، زیرا مستعد عدم قطعیت‌های قابل توجهی هستند که از منابع متعدد نشأت می‌گیرند (Gohari et al., 2013؛ Wang et al., 2020؛ Lee et al., 2023). اگرچه مدل‌های گردش عمومی (GCM) نقش مهمی در شبیه‌سازی متغیرهای آب و هوایی گذشته، حال و آینده ایفا می‌کنند، اما پیش‌بینی‌های آتی آن‌ها مورد انتقاد برنامه‌ریزان منابع آب است. این انتقاد عمدتاً از عدم قطعیت‌های قابل توجه مرتبط با GCMها ناشی می‌شود که می‌تواند بر قابلیت اطمینان آنها برای اهداف برنامه‌ریزی منابع آب تأثیر بگذارد (Raju and Kumar, 2020). عامل اصلی کمک کننده به عدم قطعیت عمدتاً با روش کاهش مقیاس و انتخاب GCMهای چندگانه مرتبط است (Gharbia et al., 2016).

در تحقیق حاضر، پنج مدل GCM موجود در مدل LARS-WG8، تحت سه SSP، همانطور که به ترتیب در جدول‌های ۱ و ۲ ارائه شده است، برای پیش‌بینی تغییرات در میزان

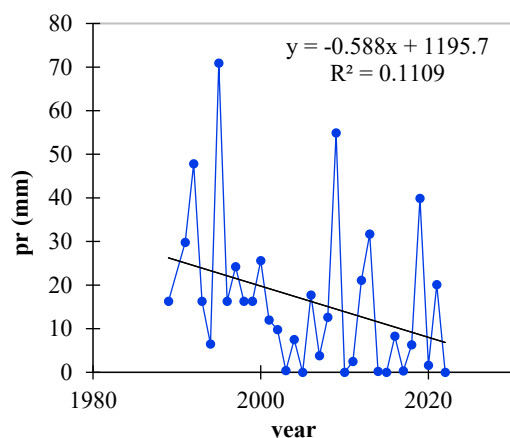


Fig. 2 Precipitation trend changes in the annual series at Jiroft station

شکل ۲ تغییرات روند بارش در سری سالانه در ایستگاه جیرفت

جدول ۳ آمار tau، p-value بارش ماهانه و سالانه در ایستگاه هواشناسی

Table 3 Tau and p-value statistics for monthly and annual precipitation at the meteorological station

Series\Test	Kendall's	
	tau	p-value
jan	0.230	0.063
feb	0.266	0.031
mar	0.179	0.149
apr	-0.055	0.664
may	0.043	0.743
jun	0.401	0.003
jul	0.352	0.011
aug	0.340	0.008
sep	0.224	0.091
oct	0.416	0.001
nov	0.169	0.186
dec	0.299	0.016

بررسی روند دمای میانگین

بر اساس آمار Z و مقادیر p، آزمون MK، بررسی روند سالانه موجود نشان می‌دهد که روند افزایشی معنی‌داری در

تخمین‌های دقیقی ارائه دهد. زیرا سوگیری‌های GCM حذف خواهند شد و عدم قطعیت را کاهش می‌دهند (Ishaque et al., 2023). مجموعه میانگین GCMها پیش بینی آینده دقیق‌تری را ارائه می‌دهد و محافظه کارانه‌ترین تکنیک مدیریت ریسک است (Weiland et al., 2012؛ Tebaldi and Knutti, 2007).

نتایج هم بصورت مجموعه میانگین مدل‌های گردش عمومی (GCM) و هم به صورت جداگانه و منفرد، مورد بررسی قرار گرفت تا پیش‌بینی متغیرهای آب و هوایی آینده ارزیابی شود.

۳- نتایج و بحث

۳-۱- آزمون من-کندال^۱

این مطالعه روند سالانه و ماهانه داده‌های بارش و دما را برای ایستگاه هواشناسی واقع در جیرفت محاسبه کرد، تجزیه و تحلیل در سطح معنی‌داری ۵ درصد انجام شد.

بررسی روند میانگین بارش

بر اساس آمار tau و مقادیر p، آزمون MK، روند سالانه موجود نشان می‌دهد که روند کاهشی معنی‌داری با استفاده از محاسبه آزمون من-کندال در سطوح ۹۵٪ مشاهده گردیده است که با نتایج (Rafieei and Azare, 2019) که بیان داشتند که مقادیر بارش دارای کاهش معنی‌داری می‌باشد، مطابقت دارد. همچنین نتایج تحلیل روند تغییرات ماهانه بارندگی نشان می‌دهد بارش ماهانه روند کاهشی معنی‌داری دارد اما روند معنی‌داری با استفاده از محاسبه آزمون من-کندال در ماه‌های ژانویه، مارس، آوریل، می، سپتامبر و نوامبر مشاهده نمی‌گردد (شکل ۲). تنها روند افزایشی قابل توجه در ماه آوریل نشان داده شد. هنگام تجزیه و تحلیل روند دما، یک روند کاهشی قابل توجه در ماه ژوئن، اکتبر، دسامبر و آگوست در ایستگاه مشاهده شد، در حالی که سایر ماه‌ها روند کاهشی غیر قابل توجهی را نشان دادند (جدول ۳).

¹ Mann Kendall (MK)

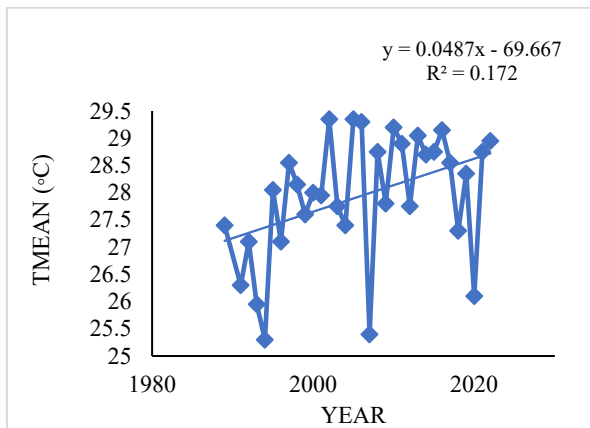


Fig. 3 Trend variations of mean temperature in the annual series at Jiroft station

شکل ۳ تغییرات روند دمای میانگین در سری سالانه در ایستگاه جیرفت

حداقل (Tmin) و بارش (Pr) شبیه‌سازی شده به‌دست‌آمده از ایستگاه هواشناسی استفاده گردید.

در این مطالعه، که به وضوح بر مناسب بودن مدل برای این منطقه تأکید دارد، عملکرد مدل LARS-WG در مکان‌های مختلف جهان نیز مورد ارزیابی قرار گرفته است (Osman et al., 2017). بر اساس این شواهد، اعتماد به استفاده از

مدل کاهش مقیاس در این مطالعه افزایش یافته است. دو شاخص آماری، شامل ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، ضریب تعیین (R^2) برای ارزیابی کالیبراسیون مدل برای بارش و دما ماهانه (حداقل و حداکثر) برای ایستگاه جیرفت در دوره پایه (۱۹۹۳-۲۰۲۲) استفاده شد. شاخص آماری R^2 برای بارش، حداکثر و حداقل دما به ترتیب ۰/۹۸، ۰/۹۹ و ۰/۹۹ درصد بدست آمد و مقادیر شاخص آماری RMSE برای پارامترهای اقلیمی مذکور به ترتیب ۴/۴۱، ۱ و ۱ درصد محاسبه گردید.

نتایج نشان می‌دهد که تکنیک LARS-WG می‌تواند تمام عوامل آب و هوایی (Zamani et al., 2022؛ Munawar et al., 2023)، به‌ویژه برای Tmax و Tmin را نشان دهد و این نتایج با نتایج ارائه‌شده در شکل ۴ یکسان هستند.

مقادیر بالای R^2 و مقادیر کم RMSE نشان داد که مدل، ظرفیت ریزمقیاس‌نمایی متغیرهای آب و هوایی را در شرایط فعلی و سناریوهای اقلیمی آینده دارد. نتایج بدست آمده هم راستا با گزارش Afshari et al. (2023) و

سطوح ۹۵٪ با استفاده از محاسبه آزمون من-کندال وجود دارد. که مطابق با نتایج Rafieci and Azare. (2019) می‌باشد، که بیان داشتند مقادیر دما دارای افزایش معنی‌داری می‌باشد. بطوریکه روند افزایشی قابل توجهی در ماه مارس، آوریل، جون، جولای، آگوست و اکتبر مشاهده شد (شکل ۳). همچنین بر اساس نتایج تحلیل روند تغییرات ماهانه دما، روند معنی‌داری با استفاده از محاسبه آزمون من-کندال در ماه‌های فوریه، می، سپتامبر، ژوئن، دسامبر و نوامبر مشاهده نشده است (جدول ۴).

۳-۲- کالیبراسیون، اعتبار سنجی و ارزیابی عملکرد شبیه‌سازی LARS-WG

داده‌های حداکثر و حداقل دما و بارش روزانه برای دشت جیرفت برای دوره ۱۹۹۳ تا ۲۰۲۲ (۳۰ سال) برای کالیبراسیون و اعتبارسنجی مدل LARS-WG استفاده شد. در ادامه شاخص‌های آماری و مقایسه گرافیکی میانگین برای بررسی ارزیابی توانایی، پایایی و ظرفیت تولید مدل برای کاهش مقیاس، با استفاده از میانگین داده‌های پایه مشاهده شده (۱۹۹۳ تا ۲۰۲۲) و حداکثر دما (Tmax) و

جدول ۴ آمار tau، p-value دما ماهانه و سالانه در ایستگاه هواشناسی

Table 4 Tau and p-value statistics for monthly and annual temperature at the meteorological station

Series\Test	Kendall's tau	p-value
jan	0.000	1.000
feb	-0.120	0.336
mar	-0.361	0.003
apr	-0.249	0.044
may	-0.068	0.587
jun	-0.345	0.005
jul	-0.347	0.005
aug	-0.270	0.030
sep	-0.017	0.901
oct	-0.265	0.032
nov	0.187	0.133
dec	0.076	0.546

به خوبی عمل می‌کند.

۳-۱- تجزیه و تحلیل پیش‌بینی پارامترهای دما و بارش تولید شده توسط GCMها

با توجه به یافته‌های راستی‌آزمایی و کالیبراسیون به‌دست‌آمده از مدل LARS-WG، نتیجه‌گیری شد که کارایی LARS-WG برای کاهش مقیاس و پیش‌بینی بارش روزانه، حداکثر و حداقل دمای ایستگاه هواشناسی کافی

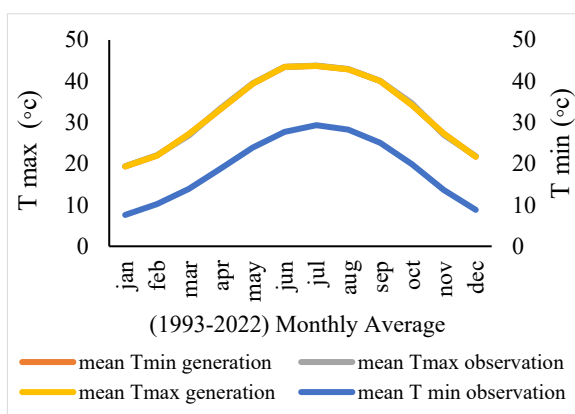


Fig. 4 Comparison of observed and simulated monthly averages of climatic variables (Tmin (°C) and Tmax (°C)) based on baseline data (1993-2022)

شکل ۴ مقایسه میانگین ماهانه مشاهده شده و شبیه‌سازی شده متغیرهای اقلیمی (Tmin (°C) و Tmax (°C))

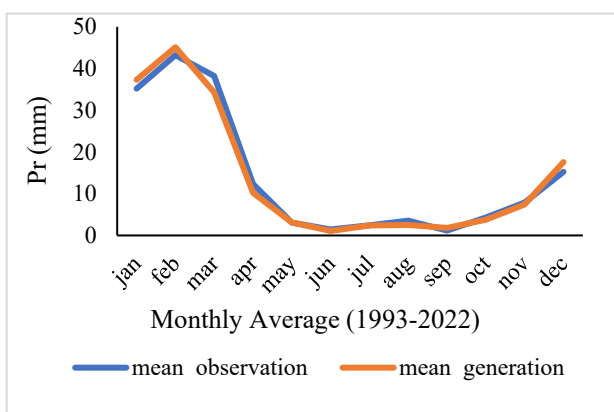


Fig. 5 Comparison of observed and simulated monthly averages of the climatic variable (Pr (mm)) based on baseline data (1993-2022)

شکل ۵ مقایسه میانگین ماهانه مشاهده شده و شبیه‌سازی شده متغیرهای اقلیمی (Pr(mm)) بر اساس داده‌های پایه (۱۹۹۳-۲۰۲۲)

Barkhori et al. (2020) در بررسی تغییرات اقلیمی جبرفت بود.

از آنجایی که RMSE کمتر از ۱۰٪ بودند، نشان دهنده عملکرد عالی LARS-WG برای کاهش مقیاس Tmin، Tmax و Pr بود (Shayanmehr et al., 2022).

مقایسه گرافیکی میانگین داده‌های مشاهده‌شده و شبیه‌سازی شده نیز برای مشاهده توانایی مدل در کاهش مقیاس‌نمایی پارامترهای Prec، Tmin و Tmax آینده، همانطور که در شکل ۴ نشان داده شده است، انجام شد. نمایش‌های گرافیکی نشان داد که LARS-WG به طور موثر Prec، Tmin و Tmax مشاهده شده را تکرار می‌کند، که نشان دهنده توانایی مدل برای کاهش مقیاس‌نمایی متغیرهای اقلیمی در منطقه مورد مطالعه است (Munawar et al., 2022; Zubaidi et al., 2019).

مدل LARS-WG سطح عملکرد بیشتری را در تولید Tmin و Tmax در مقایسه با Pr نشان داد. این یافته با مطالعات متعددی مطابقت دارد که نشان می‌دهد LARS-WG دارای مهارت بالاتری در کاهش مقیاس‌نمایی Tmin و Tmax در مقایسه با بارندگی دارد (Jahangir et al., 2022; Kavwenje et al., 2022; Munawar et al., 2019; Sha).

با توجه به نتایج ارزیابی نشان‌داده‌شده در شکل‌های ۴ و ۵، می‌توان نتیجه گرفت که عملکرد تکنیک در پیش‌بینی توزیع Tmin، Tmax و Pr روزانه، بسیار خوب و به طور کلی نتایج کامل است. در نتیجه، مدل کاهش مقیاس با اطمینان بیشتری در این تحقیق استفاده شد. اعتماد به توانایی تکنیک LARS-WG برای پیش‌بینی بارندگی و دمای (حداقل و حداکثر) در ایستگاه جبرفت با بررسی میانگین‌های سری اندازه‌گیری‌شده و پیش‌بینی‌شده تایید شد (شکل ۴). شکل ۴ و ۵ نشان می‌دهد که تکنیک LARS-WG برای مقادیر میانگین برای حداقل و حداکثر دما و بارندگی به خوبی عمل می‌کند، که نشان می‌دهد ظرفیت قابل توجهی برای پیش‌بینی عوامل آب و هوایی دارد. در نتیجه، تکنیک LARS-WG هنگام شبیه‌سازی داده‌های بارش و دمای روزانه (حداقل و حداکثر) برای آینده

است. بنابراین، این مدل برای پیش‌بینی فاکتورهای دما و بارش روزانه برای ایستگاه در آینده نزدیک (۲۰۲۵ تا ۲۰۵۴) و دور (۲۰۵۵ تا ۲۰۸۴) جهت بررسی نسبت به دوره‌ی پایه (۲۰۲۲-۱۹۹۳) در دشت جیرفت بر اساس پنج GCM و سه سناریو (SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5) استفاده شد.

پیش‌بینی متغیرهای دما و بارش آینده در معرض عدم قطعیت است. مدل‌های گردش عمومی (GCM) منبع اصلی عدم قطعیت در پیش‌بینی‌های اقلیمی هستند (Her et al., 2019). این شامل تنوع بین مدل (تفاوت بین مدل‌های آب و هوایی) و تنوع درون مدل (عدم قطعیت در یک مدل واحد) می‌شود (Her et al., 2019؛ Wu et al., 2022). مدل‌های گردش عمومی (GCM) طیف وسیعی از پیش‌بینی‌های اقلیمی را ارائه می‌دهند، زیرا توسط مؤسسات و آژانس‌های تحقیقاتی ملی و بین‌المللی مختلف توسعه یافته‌اند (Hawkins and Sutton, 2009). هر موجودیت مفروضات خود را ترکیب می‌کند و از نمایش‌های ریاضی منحصر به فرد برای شبیه‌سازی فرآیندهای سیستم آب و هوای فیزیکی استفاده می‌کند. از این رو، معیار اولیه برای پیش‌بینی متغیرهای آب و هوایی آینده، انتخاب دقیق مجموعه‌ای از مدل‌های گردش عمومی (GCMs) است. استفاده از میانگین‌گیری مجموعه‌ای می‌تواند دقت پیش‌بینی‌های اقلیمی را با جبران خطاها در بین GCM‌های مختلف و کاهش تأثیر مدل‌های ضعیف افزایش دهد (Pierce et al., 2009). دومین منبع عدم قطعیت در پیش‌بینی متغیرهای آب و هوایی در طول فرآیند کاهش مقیاس ایجاد می‌شود (Lee et al., 2021). ارزیابی تأثیر تغییرات آب و هوا معمولاً در مقیاس قاره‌ای یا منطقه‌ای انجام می‌شود، در حالی که تحلیل‌های هیدرولوژیکی، منابع آب و مدیریت کشاورزی در سطوح محلی‌تر عمل می‌کنند. از آنجایی که سیستم آب و هوایی ماهیت جهانی دارد و فیزیک آن پیچیده است، انجام تجزیه و تحلیل در مقیاس بزرگ ممکن است فرآیندهای هیدرولوژیکی خاص را نادیده بگیرد، در نتیجه به طور بالقوه نمی‌تواند تأثیرات موضعی را به اندازه کافی نشان دهد. بنابراین، کاهش مقیاس متغیرهای اقلیم به سطوح محلی برای ارزیابی اثرات آب و هوای

هیدرولوژیکی و کشاورزی بسیار مهم است (Semenov et al., 2002; Wilby et al., 2009). چندین مطالعه نشان داده‌اند که مدل‌های کاهش مقیاس آماری یک رویکرد مقرون به صرفه و کارآمد برای بررسی تأثیرات موضعی تغییرات آب و هوا هستند (Hattermann et al., 2017; Her et al., 2019). با توجه به زمان زیاد مورد نیاز برای استفاده از همه مدل‌های گردش عمومی موجود (GCM) در مدل‌های کاهش مقیاس آماری، انتخاب دقیق مدل‌های GCM مناسب و کاربردی برای یک منطقه خاص بسیار مهم است. با این حال، شایان ذکر است که بسیاری از مدل‌های کاهش مقیاس آماری در حال حاضر تنها مجموعه محدودی از مدل‌های گروه GCM را ادغام می‌کنند. در نتیجه، این ادغام محدود می‌تواند به طور بالقوه منجر به کاهش کیفیت و قابلیت اطمینان پیش‌بینی‌های متغیر آب و هوا در آینده، به ویژه در زمینه ارزیابی اثرات هیدرولوژیکی و کشاورزی شود. به عنوان مثال، نسخه فعلی مدل LARS-WG 8، تنها ۱۵ مدل گردش جهانی (GCM) را از ششمین گزارش ارزیابی (AR6) فاز ششم پروژه مقایسه مدل جفت شده (CMIP6) در خود جای داده است. در این مطالعه عملکرد شبیه‌سازی پنج GCM (ACCESS-ESM1-5، IPSL-CMA6-LR، ESM4، MIROC6، NORESM2SM2-MM) در LARS-WG 8 تغییرات ماهانه را بررسی شد. همچنین به منظور کاهش عدم قطعیت مرتبط با مدل‌های مختلف آب و هوای جهانی (GCMs) در شبیه‌سازی داده‌های آب و هوای مصنوعی برای پیش‌بینی‌های آینده، نتایج میانگین ماهانه پارامترهای اقلیمی پنج GCM دو دوره تحت سه سناریوی اقلیمی ssp ارزیابی شد.

۲-۳- پیش‌بینی پارامتر دما

نتایج داده‌های پیش‌بینی شده دما برای همه GCM‌ها و میانگین مجموعه آنها برای دو دوره تحت سه سناریو در شکل ۶ نشان داده شده است.

پیش‌بینی دما تحت سناریو SSP1-2.6

نتایج برای دوره اول ۲۰۲۳-۲۰۵۴؛ الگوی مدل‌های GFDL-ESM4 و IPSL-CMA6-LR به یکدیگر نزدیک‌تر

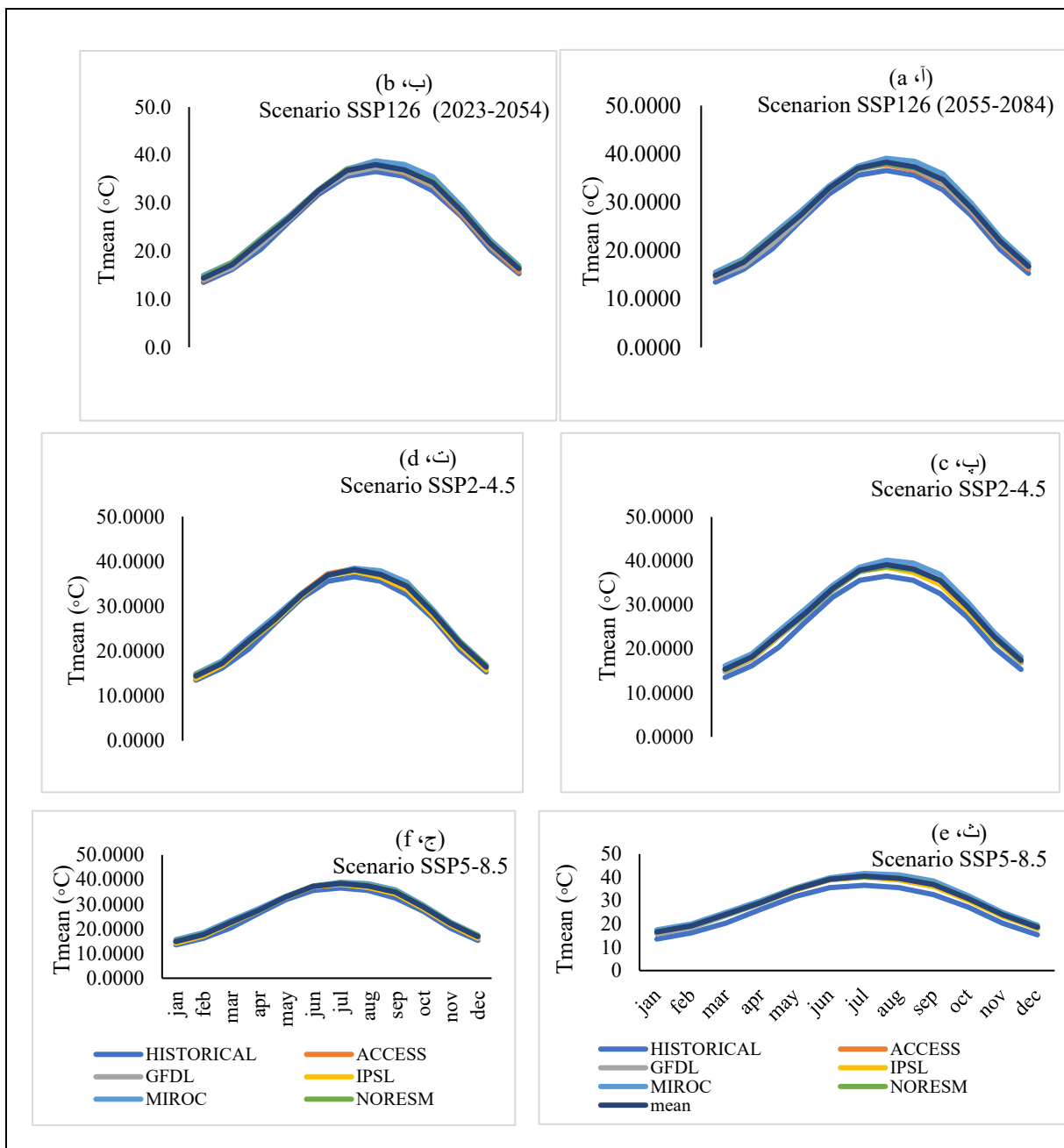


Fig. 6 Comparison of simulated monthly mean values of the climatic variable (Tmean (°C)) using five GCM models under three SSP scenarios

شکل ۶ مقایسه میانگین ماهانه متغیر اقلیمی (Tmean (°C)) شبیه‌سازی شده با استفاده از پنج مدل GCM تحت سه سناریو ssp

افزایش دما را نسبت به دوره پایه پیش‌بینی کردند. نتایج برای دوره دوم ۲۰۸۴-۲۰۵۵؛ نشان می‌دهد که دو مدل GFDL و IPSL تقریباً یک الگو را نشان می‌دهند و به ترتیب (۴/۳۰ و ۴/۴۸ درصد) کمترین دما را نسبت به دیگر مدل‌ها پیش‌بینی کردند. مدل ACCESS و NorESM به ترتیب (۶/۴۹ و ۶/۰۹ درصد) را برای دما برآورد کردند و تقریباً

هستند و کمترین مقدار را نسبت به دیگر مدل‌های GCM به ترتیب (۲/۹۲ و ۲/۷۹ درصد) برآورد کردند، در حالی که مدل‌های ACCESS و NorESM الگوی یکسانی دارند و به ترتیب (۴/۹۴ و ۵/۳۵ درصد) برآورد کردند و مدل MIROC بالاترین برآورد را برای دما به مقدار ۷/۱۱ درصد پیش‌بینی نمود. مجموعه پنج مدل GCM بطور متوسط ۴/۶۲ درصد

نسبت به دوره پایه برآورد کرد. محدوده دمایی این گروه بطور متوسط (۶/۵۸) درصد افزایش دما نسبت به دوره پایه پیش‌بینی نموده است.

نتایج برای دوره دوم، ۲۰۸۴-۲۰۵۵؛ همانند نتایج دوره اول نشان می‌دهد که مدل ACCESS، IPSL، GFDL، NorESM الگوی یکسانی دارند و به ترتیب (۱۱/۶۱، ۱۲/۳۱، ۱۳/۳۱ و ۱۳/۵۳ درصد) افزایش دما را نسبت به دوره پایه پیش‌بینی کردند. مدل MIROC بیشترین مقدار (۱۷/۲۷ درصد) افزایش دما نسبت به دوره پایه برآورد کرد. محدوده دمایی این گروه بطور متوسط (۱۳/۶۰) درصد افزایش دما نسبت به دوره پایه پیش‌بینی نموده است. بررسی تغییرات دوره دوم، نشان می‌دهد که مقدار دما در مقایسه با دوره قبل به میزان ۶/۵۸ درصد افزایش یافته است.

۳-۳- پیش‌بینی پارامتر بارش

نتایج داده‌های پیش‌بینی شده بارش برای همه GCMها و میانگین مجموعه آنها برای دو دوره تحت سه سناریو در شکل ۷ نشان داده شده است.

پیش‌بینی بارش تحت سناریو ssp1-2.6

نتایج برای دوره اول ۲۰۵۴-۲۰۲۳؛ مدل MIROC و ACCESS به ترتیب کمترین و بالاترین (۱/۱۳ و ۱۳/۷۸) درصد بارش را نسبت به دیگر مدل‌ها برآورد کردند. همچنین الگوی مدل‌های GFDL-ESM4 و IPSL-CMA6-LR به یکدیگر نزدیک هستند و به ترتیب (۲/۷۷ و ۳/۶۰ درصد) افزایش بارش نسبت به دوره پایه پیش‌بینی نمودند. مدل NORESM مقدار (۶/۹۳ درصد) افزایش بارش نسبت به دوره پایه پیش‌بینی کرد. بطور متوسط مجموعه پنج مدل مقدار (۵/۶۴ درصد) افزایش بارش را نسبت به دوره پایه پیش‌بینی کردند.

نتایج برای دوره دوم، ۲۰۸۴-۲۰۵۵؛ نشان می‌دهد که مدل IPSL و NORESM2 تقریباً یک الگو را نشان می‌دهند و به ترتیب (۱۲/۵۵ و ۱۰/۴۴ درصد) افزایش بارش نسبت به دوره پایه پیش‌بینی نمودند. کمترین و بیشترین مقدار بارش را به ترتیب مدل MIROC (۴/۶۰ درصد) کاهش و

الگوی مشابهی دارند. مدل MIROC بیشترین مقدار محدوده دمایی این گروه را، ۹/۱۲ درصد افزایش دما نسبت به دوره پایه پیش‌بینی نمود. مجموعه پنج مدل GCM بطور متوسط ۶/۱۱ درصد افزایش دما نسبت به دوره پایه پیش‌بینی کردند. تغییرات دوره دوم، نشان می‌دهد که مقدار دما در مقایسه با دوره قبل به میزان ۱/۴۳ درصد افزایش یافته است.

پیش‌بینی دما تحت سناریو ssp2-4.5

نتایج برای دوره اول ۲۰۵۴-۲۰۲۳؛ مدل‌های IPSL و GFDL تقریباً الگوی مشابهی دارند و کمترین درجه پیش‌بینی دما را به ترتیب (۳/۲۳ و ۴/۲۰ درصد) افزایش نسبت به دوره پایه در مقایسه با مدل‌های دیگر ارائه می‌دهند و مدل‌های MIROC، ACCESS و NorESM تقریباً روند مشابهی را نشان می‌دهند و به ترتیب (۵/۷۵، ۵/۷۹ و ۷/۹۷ درصد) افزایش نسبت به دوره پایه را برای دما برآورد کردند. بطور میانگین این گروه حدود ۵/۱۱ درصد افزایش دما را نسبت به دوره پایه پیش‌بینی نمودند.

نتایج برای دوره دوم، ۲۰۸۴-۲۰۵۵؛ مدل‌های IPSL و GFDL الگوی یکسانی دارند و کمترین درصد پیش‌بینی دما را در مقایسه با مدل‌های دیگر به ترتیب (۷/۳۷ و ۷/۲۰ درصد) افزایش نسبت به دوره پایه نشان می‌دهند و به مدل‌های ACCESS و NorESM تقریباً روند مشابه و به ترتیب (۹/۳۷ و ۸/۵۰ درصد) افزایش نسبت به دوره پایه را نشان می‌دهند، مدل MIROC بالاترین مقدار پیش‌بینی را (۱۲/۶۷ درصد) افزایش نسبت به دوره پایه نشان می‌دهد. محدوده این گروه حدود ۹/۰۳ درصد افزایش دما نسبت به دوره پایه پیش‌بینی شده است. همچنین تغییرات دوره دوم، نشان می‌دهد که مقدار دما در مقایسه با دوره قبل به میزان ۳/۷۴ درصد افزایش یافته است.

پیش‌بینی دما تحت سناریو ssp5-8.5

نتایج برای دوره اول ۲۰۵۴-۲۰۲۳؛ الگوی مدل‌های GFDL، IPSL، ACCESS و NorESM2 تقریباً یک الگو را نشان می‌دهند و به ترتیب (۵/۴۰، ۴/۷۵، ۶/۶۰ و ۷/۲۱ درصد) افزایش دما را نسبت به دوره پایه پیش‌بینی کردند. مدل MIROC بیشترین مقدار (۸/۹۵ درصد) افزایش دما را

نسبت به دوره پایه پیش‌بینی نمود. محدوده بارش این گروه بطور میانگین (۱۲/۰۳ درصد) افزایش بارش نسبت به دوره.

ACCESS (۳۸/۴۲ درصد) افزایش نسبت به دوره پایه نشان دادند. مدل GFDL مقدار (۳/۳۵ درصد) افزایش بارش

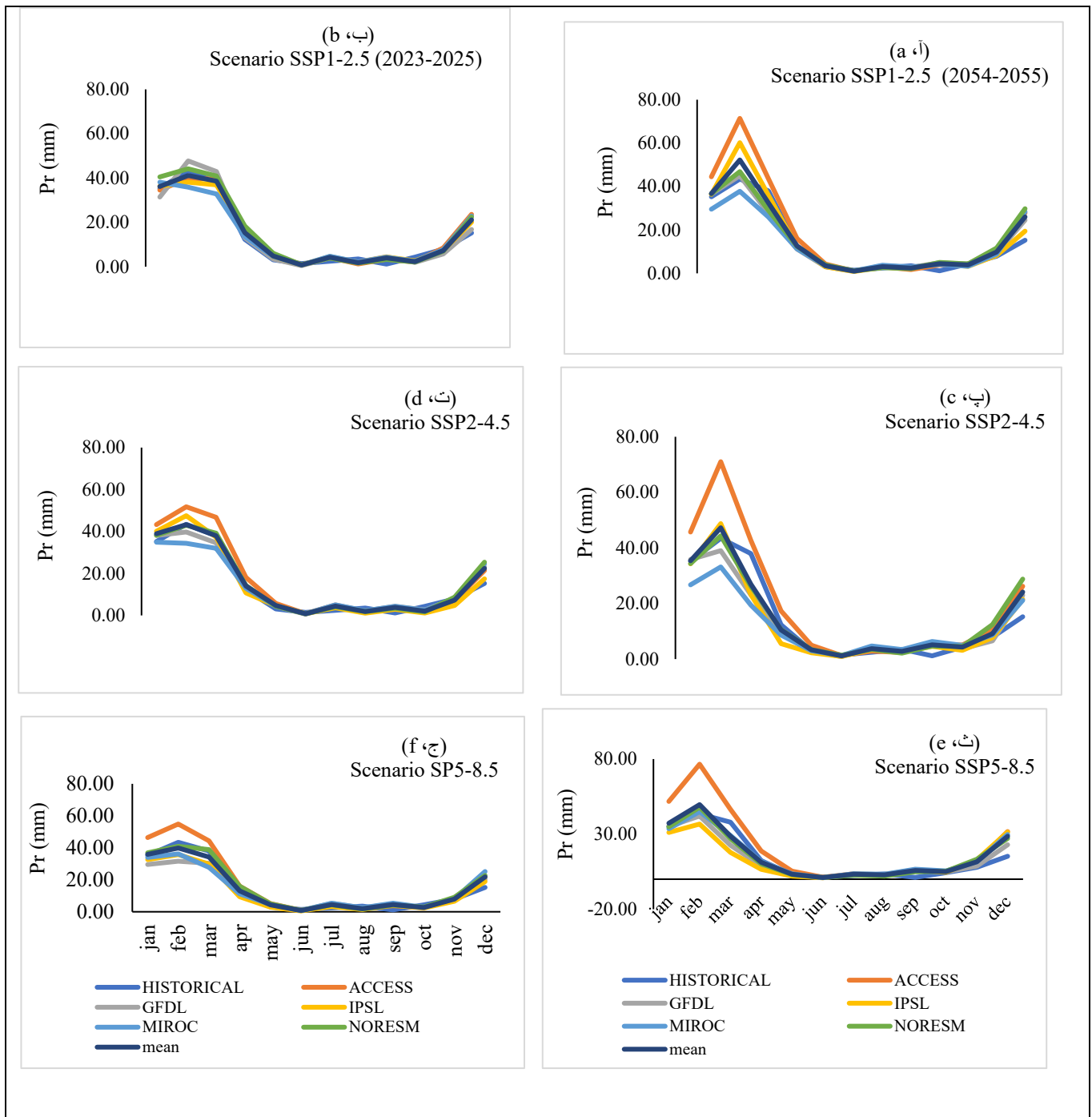


Fig. 7 Comparison of simulated monthly mean values of the climatic variable (Pr (mm)) using five GCM models under three SSP scenarios

شکل ۷ مقایسه میانگین ماهانه متغیر اقلیمی (Pr(mm)) شبیه‌سازی شده با استفاده از پنج مدل GCM تحت سه سناریو ssp

مدل (۱/۹۷ درصد) افزایش بارش نسبت به دوره پایه پیش‌بینی نمودند. نتایج برای دوره دوم، ۲۰۸۴-۲۰۵۵؛ دو مدل GFDL و IPSL تقریباً یک الگو را نشان می‌دهند به ترتیب (۴/۳۴ و ۶/۷۲ درصد) کاهش بارش نسبت به دوره پایه پیش‌بینی نمودند. مدل‌های MIROC و NORESM به ترتیب (۶/۶۳ و ۲/۵۴ درصد) افزایش بارش نسبت به دوره پایه پیش‌بینی نمودند. مدل ACCESS بیشترین مقدار را برای بارش (۵۴/۹ درصد) نسبت به دوره پایه برآورد کردند. میانگین بارش این گروه (۱۲/۰۵ درصد) افزایش بارش نسبت به دوره پایه پیش‌بینی شده است. بررسی تغییرات دوره دوم، نشان می‌دهد که مقدار بارش در مقایسه با دوره قبل به میزان ۹/۸۷ درصد افزایش یافته است. علاوه بر این، مقایسه رفتار مدل‌های GCM در برآورد مقدار دما نشان می‌دهد که تمام داده‌های پیش‌بینی شده GCMها در دوره اول به طور کلی، تغییرات کمی دارند. اما در دوره دوم، تحت سناریو SSP5-8.5 با شیب بیشتری نسبت به دیگر سناریوها مقدار دما افزایش پیدا می‌کند. همچنین بررسی مقادیر برآورد شده بارش نشان داد که مدل ACCESS نسبت به دیگر مدل‌ها در هر دو دوره و تحت هر سه سناریو مقدار بارش بیشتری را برآورد نموده است و رفتار غیرعادی از خود نشان می‌دهد.

در دوره آینده دور سناریوی SSP5-8.5 برای مدل IPSL و GFDL برخلاف دیگر مدل‌ها و سناریوهای دیگر برای منطقه میانگین سالانه بارش کمتری را نسبت به دوره مشاهداتی نشان می‌دهد. همچنین در همین دوره مدل MIROC تحت سناریو SSP2-4.5 نسبت به دیگر مدل‌ها و سناریوها میانگین سالانه بارش کمتری را نسبت به دوره مشاهداتی ارائه نمود. بطور کلی نتایج مدل LARS طی دوره آماری نزدیک و دور حاکی از افزایش دما در فصل تابستان و پاییز و افزایش مقدار بارش در فصل زمستان و بهار است که با نتایج سلیمانی و همکاران، (۱۳۹۶) که بیان داشتند تغییرات سالانه بارش در سناریو A2، B1A و B1 طی دوره آتی به ترتیب، ۷۱/۳۱، ۲۶/۲۹ و ۴۰/۱۹ درصد افزایش بارش و در مورد دمای متوسط این مقادیر به ترتیب ۸/۰۳، ۷/۳۵ و ۶/۰۹ درصد افزایش دمای سالانه را مشاهده کردند مطابق دارد. در مجموع نتایج نشان دادند

پایه پیش‌بینی شده است. تغییرات دوره دوم، نشان می‌دهد که مقدار بارش در مقایسه با دوره قبل به میزان ۶/۰۱ درصد افزایش یافته است

پیش‌بینی بارش تحت سناریو ssp2-4.5

نتایج برای دوره اول ۲۰۲۳-۲۰۵۴؛ مدل‌های IPSL، GFDL و NORESM به ترتیب (۲/۴۰، ۴/۷۰ و ۱۰/۰۷ درصد) افزایش بارش نسبت به دوره پایه پیش‌بینی نمودند. کمترین درصد پیش‌بینی بارش را در مقایسه با مدل‌های دیگر مدل MIROC (۱/۱۹ درصد) کاهش بارش نسبت به دوره پایه ارائه می‌دهد و مدل ACCESS بالاترین مقدار پیش‌بینی (۲۴/۱۴ درصد) افزایش بارش نسبت به دوره پایه را نشان می‌دهد. بطور متوسط این گروه حدود (۸/۰۴ درصد) افزایش بارش نسبت به دوره پایه پیش‌بینی شده است. نتایج برای دوره دوم، ۲۰۸۴-۲۰۵۵؛ مدل MIROC کمترین درصد پیش‌بینی دما را در مقایسه با مدل‌های دیگر نشان داد و (۱۵/۷۷ درصد) کاهش بارش نسبت به دوره پایه ارائه می‌دهد. مدل‌های IPSL و GFDL الگوی یکسانی دارند و به ترتیب (۶/۰۰ و ۶/۲۹ درصد) کاهش بارش نسبت به دوره پایه پیش‌بینی نمودند. مدل ACCESS، بالاترین مقدار پیش‌بینی بارش (۴۰/۰۰ درصد) افزایش بارش نسبت به دوره پایه را نشان می‌دهد. مدل NORESM مقدار (۴/۹۲ درصد) افزایش بارش نسبت به دوره پایه را نشان می‌دهد. بطور میانگین این گروه حدود (۳/۳۷ درصد) افزایش بارش نسبت به دوره پایه پیش‌بینی شده است. همچنین تغییرات دوره دوم، نشان می‌دهد که مقدار بارش در مقایسه با دوره قبل به میزان ۴/۲۹ درصد کاهش یافته است.

پیش‌بینی بارش تحت سناریو ssp5-8.5

نتایج برای دوره اول ۲۰۲۳-۲۰۵۴؛ الگوی مدل‌های IPSL، GFDL و MIROC به یکدیگر نزدیک‌تر هستند و به ترتیب (۱۲/۱۳، ۹/۴۰ و ۲/۵۴ درصد) کاهش بارش نسبت به دوره پایه پیش‌بینی نمودند. مدل NORESM (۹/۰۱ درصد) افزایش بارش نسبت به دوره پایه را نشان می‌دهد. در حالی که مدل ACCESS بالاترین برآورد را (۲۴/۹۳ درصد) افزایش برای بارش نشان داد. بطور میانگین مجموعه پنج

آینده دور نسبت به دوره پایه نشان داد. در مجموع با توجه به نتایج سناریوهای مختلف به نظر می‌رسد دوره آینده دور بر مبنای سناریوی SSP1-2.6 و SSP5-8.5 پرباران‌ترین دوره است. اما تحت سناریو SSP2-4.5 کم باران‌ترین دوره می‌باشد.

بنابراین، در مقایسه با دوره مشاهده شده، هر سه سناریو افزایش دما را در طول دوره مورد مطالعه نشان می‌دهند. SSP5-8.5 افزایش بیشتری نسبت به SSP1-2.6 و SSP2-4.5 نشان می‌دهد که ناشی از GHGهای افزایش یافته است. یافته‌های مطالعه حاضر نشان می‌دهد که روابط آبی بین میانگین دما و بارندگی برای هر سه سناریو در طول سال مثبت خواهد بود در نتیجه، مناطقی که بارندگی بیشتری دارند، دمای گرم‌تری خواهند داشت. این همبستگی به این دلیل وجود دارد که بارش بیشتر با پوشش ابر و رطوبت بیشتر همراه است که با به دام انداختن گرما در نزدیکی سطح، فرآیند خنک‌سازی را کند می‌کند. به دلیل تأثیر گرم شدن رطوبت اضافی در هوا، دمای شب در مناطقی با بارندگی زیاد می‌تواند بالاتر باشد. عامل دیگری که ممکن است گرمایش محلی را تقویت کند، افزایش انتشار گرمای

در آینده دور و نزدیک، مدل‌های اقلیمی GCM بجز مدل ACCESS تحت هر سه سناریو مورد مطالعه، اندکی افزایش بارش را نسبت به دوره پایه برآورد کرده‌اند. نتایج مدل‌سازی ACCESS تحت هر سناریو نشان می‌دهد که منطقه در سال‌های آینده دور (۲۰۲۵-۲۰۸۴) نسبت به آینده نزدیک (۲۰۲۳-۲۰۵۴) افزایش در بارش را تجربه خواهد کرد در حالی که دیگر مدل‌های اقلیمی GCM تحت سناریوهای مورد مطالعه میزان بارش کمتری را برای آینده دور نسبت به آینده نزدیک تخمین زده‌اند.

بر اساس تمامی مدل‌ها و سناریوها، میزان بارش در ماه‌های ژانویه، فوریه، مارس و آوریل افزایش بارندگی را نشان می‌دهند. بنابراین عمده تغییرات در میزان بارش‌های زمستانه مدیریت‌شده‌ای در منطقه اتفاق خواهد افتاد. علاوه بر این نتایج بیانگر تغییرات بسیار ناچیز در بارش‌های مانسونی تابستانه می‌باشد.

۳-۴- بررسی نتایج تغییرات پارامترهای اقلیمی بر مبنای میانگین پنج مدل GCM دو دوره تحت سه سناریوی اقلیمی ssp

نتایج مدل‌سازی بارش طبق [جدول ۵](#)، نوسانات بیشتری در

جدول ۵ تغییرات پارامترهای دما و بارش بر مبنای میانگین پنج مدل GCM در دو دوره تحت سه سناریوی اقلیمی SSP

Table 5 Changes in temperature and precipitation parameters based on the average of five GCM models over two periods under three SSP clim

Model	Scenario	Climate Parameters	Period	Value (%)
GCM	SSP1-2.6	Precipitation (%)	Near Future	5.64
			Far Future	12.03
		Temperature (%)	Near Future	4.62
			Far Future	6.11
		Precipitation (%)	Near Future	8.04
			Far Future	3.37
	SSP5-8.5	Precipitation (%)	Near Future	5.11
			Far Future	9.03
		Temperature (%)	Near Future	6.58
			Far Future	13.60

۴- نتیجه‌گیری

در این پژوهش با استفاده از مدل LARS-WG 8 و پنج مدل اقلیمی CMIP6، روند تغییرات دما و بارش در دشت جیرفت طی دو دوره آینده نزدیک (۲۰۲۵-۲۰۵۴) و آینده دور (۲۰۸۴-۲۰۵۵) تحت سه سناریوی اقلیمی SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5 بررسی شد. آزمون Mann-Kendall روندهای معناداری در دما و بارش نشان داد. نتایج بیانگر افزایش قطعی دما در همه سناریوها است، به‌ویژه در سناریوی SSP5-8.5 و در دوره بلندمدت. تغییرات بارش نیز هرچند نوسان دارد، اما به‌طور کلی افزایش نسبی در زمستان و بهار و کاهش یا ثبات در تابستان و پاییز مشاهده شد. مقایسه مدل‌ها نشان داد مدل ACCESS بیشترین برآورد بارش را ارائه می‌دهد، هرچند ناطمینانی میان مدل‌ها وجود دارد. این نتایج نشان می‌دهد که اقلیم آینده دشت جیرفت با افزایش محسوس دما و تغییر در الگوی بارندگی مواجه است؛ شرایطی که زمان کاشت، دوره رشد محصولات و مدیریت منابع آب را تحت تأثیر قرار می‌دهد. بر این اساس، بازنگری در مدیریت منابع آب و کشاورزی ضروری است. استفاده از سامانه‌های نوین آبیاری، بهینه‌سازی تقویم کشت و توسعه محصولات مقاوم به گرما و خشکی می‌تواند تاب‌آوری کشاورزی را افزایش دهد. همچنین، سناریوهای اقلیمی نشان‌دهنده افزایش احتمال رخداد پدیده‌های حدی مانند خشکسالی و سیلاب هستند. بنابراین، برنامه‌ریزی بلندمدت، ارتقای آگاهی و توانمندسازی کشاورزان و تدوین سیاست‌های حمایتی مبتنی بر تحقیق و توسعه اقلیم‌محور، برای کاهش ریسک و پایداری تولید در دشت جیرفت ضروری است. این پژوهش محدود به داده‌های یک ایستگاه دشت جیرفت بوده و داده‌های مکانی با رزولوشن بالا در دسترس نبوده است. مدل LARS-WG به عنوان یک مدل غیرمکانی جزئیات فضایی بارش و دما را شبیه‌سازی نمی‌کند و تحلیل کمی عدم قطعیت به طور کامل انجام نشده است. برای پژوهش‌های آینده توصیه می‌شود از داده‌های مکانی

نهان در طی فرآیندهای تراکم در مناطقی است که بارندگی شدید را تجربه می‌کنند (Seneviratne et al., 2021؛ Zhong 2021) و با این حال، وقوع این دو رویداد به طور هم‌زمان بر چندین شاخص کشاورزی اقلیمی تأثیر خواهد داشت. روند هر پارامتر در ایستگاه‌های مورد بررسی این مقاله با یافته‌های ادبیات قبلی مطابقت دارد (Solimani et al., 2017؛ Nami et al., 2022). نتایج این مطالعه با پژوهش‌های داخلی و بین‌المللی مقایسه شد. مشابه مطالعات داخلی، روند افزایشی دما در تمامی فصول مشاهده گردید، با شدت بیشتر در تابستان، که با یافته‌های (Javari, 2016) و (Barkhori et al., 2017) همخوانی دارد. همچنین، روند بارش در دوره‌های آینده نزدیک و دور با مطالعات داخلی مشابه بود، اگرچه تغییرات پیش‌بینی‌شده برای فصل‌های خاص متفاوت بود. مقایسه با مطالعات بین‌المللی در مناطق خشک و نیمه‌خشک نیز نشان می‌دهد که روند افزایش دما مشابه است، ولی شدت تغییرات فصلی و میزان افزایش بارش تحت سناریوهای شدید با برخی تفاوت‌های منطقه‌ای همراه است، که با نتایج (Lotfi et al., 2022) و (Mosadegh & Babaeian, 2021) همخوانی دارد. این مقایسه تأکید می‌کند که شرایط محلی و ویژگی‌های اقلیمی منطقه، نقش مهمی در شکل‌گیری اثرات تغییرات اقلیمی دارد. اذعان می‌شود که تغییرات آب و هوا زمان و مدت فصل را تغییر می‌دهد، که ممکن است مدل‌های استاتیک معمولی آن را به طور کامل منعکس نکنند. در پی این تغییرات مستمر، برای تحقیقات آینده عاقلانه است که در مورد چگونگی ترکیب تعاریف پویا و مبتنی بر آب و هوا از فصول، که امکان ارزیابی دقیق‌تری از اثرات تغییرات آب و هوا را فراهم می‌کند، تحقیق نمایند. بنابراین، پیش‌بینی‌های دقیق‌تری از اثرات تغییر فصل بر اکوسیستم‌ها، روش‌های کشاورزی و فعالیت‌های انسانی می‌تواند در مطالعات آینده انجام شود که منجر به تاکتیک‌های سازگاری بهتر می‌شود. بر این اساس، مطالعه بیشتر در این الگوهای در حال تغییر برای بهبود دانش و واکنش نسبت به تغییرات آب و هوا بسیار مهم است.

ترکیبی بررسی شود و تحلیل دقیق‌تر تغییرات فصلی و شدت رویدادهای اقلیمی برای پشتیبانی از سیاست‌ها و برنامه‌ریزی منطقه‌ای صورت گیرد.

با رزولوشن بالاتر استفاده شود، تحلیل کمی عدم قطعیت با روش‌های مونت کارلو یا بازنمونه‌گیری انجام گیرد، اثرات تغییرات اقلیمی با مدل‌های هیدرولوژیکی و اکوسیستمی

5- List of symbols

Tmax (°C)	Maximum temperature.
Tmean (°C)	Minimum temperature
Tmean (°C)	Mean Temperature
Pr(mm)	Precipitation
O_i	Observed values
S_i	Simulated values
O^-	Mean of observed values
S^-	Mean of Simulated values
n	Total number of periods in the dataset series
Xi, Xj	Studied variables
S	The primary test statistic in the Mann–Kendall test
Z	Standard Normal Score in the Mann–Kendall test
Vs	Variance of the S statistic in the Mann–Kendall test
R ²	Coefficient of determination
RMSE	Root Mean Square Error

Acknowledgments

We sincerely acknowledge the University of Zabol for providing facilities and effective support.

Credit Authorship Contribution Statement

Conceptualization, F. Gh.; Methodology, H. P.; Software, H. G; data analysis, F. Gh., H. P., and H. G.; Writing-Original Draft, F. Gh.; Writing-Review and Editing, H. P.; Supervision, H. P..

All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

Funding

This work was supported by the University of Zabol [grant number: IR-UOZ-GR-1837].

Data Availability Statement

The data used in this research are presented in the paper.

Conflicts of Interest

The authors declare no conflict of interest.

References

Aditya, F., Gusmayanti, E., and Sudrajat, J. (2021). Rainfall trend analysis using Mann-Kendall and Sen's slope estimator test in West Kalimantan. In

- "IOP Conference Series: Earth and Environmental Science", Vol. 893, pp. 012006. IOP Publishing.
- Adnan, M., Khan, F., Rehman, N., Ali, S., Hassan, S. S., Dogar, M. M., Mehmood, S., and Hasson, S. (2021). Variability and predictability of summer monsoon rainfall over Pakistan. *Asia-Pacific Journal of Atmospheric Sciences* 57, 89-97. <https://doi.org/10.1007/s13143-020-00178-2>
- Afsharipour, S., Amirinejad, M., Rafiei Sardouei, A., & Soleimani, A. (2023). Investigating changes in crop water requirements in the Jiroft plain under the influence of climate change. *Nivour Journal*, 47(122-123), 1–16. <https://doi.org/10.30467/nivar.2023.384228.1237>.
- Ahmadi, M., Etedali, H. R., and Elbeltagi, A. (2021). Evaluation of the effect of climate change on maize water footprint under RCPs scenarios in Qazvin plain, Iran. *Agricultural Water Management* 254, 106969. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2021.106969>.
- Ali, R., Kuriqi, A., Abubaker, S., and Kisi, O. (2019). Long-term trends and seasonality detection of the observed flow in Yangtze River using Mann-Kendall and Sen's innovative trend method. *Water* 11, 1855. <https://doi.org/10.3390/w11091855>.
- Allan, R. P., Hawkins, E., Bellouin, N., and Collins, B. (2021). IPCC, 2021: summary for Policymakers.
- Arshad, A., Zhang, Z., Zhang, W., and Gujree, I. (2019). Long-term perspective changes in crop irrigation requirement caused by climate and agriculture land use changes in Rechna Doab, Pakistan. *Water* 11, 1567. <https://doi.org/10.3390/w11081567>.
- Babacian, I.; Najafi, Z. Climate change assessment in Khorasan-e Razavi Province from 2010 to 2039 using statistical downscaling of GCM Output. *J. Geogr. Reg.* 2010, 8. [CrossRef]
- Baez-Villanueva, O. M., Zambrano-Bigiarini, M., Ribbe, L., Nauditt, A., Giraldo-Osorio, J. D., and Thinh, N. X. (2018). Temporal and spatial evaluation of satellite rainfall estimates over different regions in Latin-America. *Atmospheric Research* 213, 34-50. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2018.05.011>.
- Barkhori, S., Mahdavi, R., Zehtabian, G., &

- Gholami, H. (2017). Investigating Temporal and Spatial Changes Trend of Groundwater Quality Indices (Case Study: Jiroft Plain). *Iranian Journal of Range and Desert Research*, 25(2), 355-365. <https://doi.org/10.22092/ijrdr.2018.116847>.
- Barkhori, S., Rafiei Sardouei, A., Ramazani, M., & Azareh, A. (2020). Prediction of net primary production of various biomes in Jiroft plain under climate change conditions. *Iranian Journal of Natural Resources*, 73(3), 453-471.
- Birpınar, M. E., Kızılöz, B., and Şişman, E. (2023). Classic trend analysis methods' paradoxical results and innovative trend analysis methodology with percentile ranges. *Theoretical and Applied Climatology* 153, 1-18. <https://doi.org/10.1007/s00704-023-04449-6>
- Chen, H.; Guo, J.; Zhang, Z.; Xu, C.-Y. Prediction of temperature and precipitation in Sudan and South Sudan by using LARS-WG in future. *Theor. Appl. Climatol.* 2013, 113, 363-375. [CrossRef]
- Dahm, R., Bhardwaj, A., Sperna Weiland, F., Corzo, G., and Bouwer, L. M. (2019). A temperature-scaling approach for projecting changes in short duration rainfall extremes from GCM data. *Water* 11, 313. <https://doi.org/10.3390/w11020313>
- Dong, Z., Jia, W., Sarukkalgige, R., Fu, G., Meng, Q., and Wang, Q. (2020). Innovative trend analysis of air temperature and precipitation in the jinsha river basin, china. *Water* 12, 3293. <https://doi.org/10.3390/w12113293>
- Lotfi, M., Kamali, G. A., Meshkatee, A. H., & Varshavian, V. (2022). Performance Analysis of LARS-WG and SDSM Downscaling Models in Simulating Temperature and Precipitation Changes in the West of Iran. *Springer Nature*.
- Esit, M. (2023). Investigation of innovative trend approaches (ITA with significance test and IPTA) comparing to the classical trend method of monthly and annual hydrometeorological variables: a case study of Ankara region, Turkey. *Journal of Water and Climate Change* 14, 305-329. <https://doi.org/10.2166/wcc.2022.356>
- Faryabi, M., Kalantari, N., & Negarestani, A. (2010). Evaluation of factors affecting groundwater chemical quality in Jiroft plain using statistical and hydrochemical methods. *Quarterly Journal of Earth Sciences*, 20(77), 115-120.
- Faryabi, m. (2022). Evaluation of the Quantitative and Qualitative Potential of Groundwater Resources in Jiroft Plain using GIS and Analytical Hierarchy Process Model. *Water Eng.*, 2022, 8(3), 564-580
- Felix, M. L., Kim, Y.-k., Choi, M., Kim, J.-C., Do, X. K., Nguyen, T. H., and Jung, K. (2021). Detailed trend analysis of extreme climate indices in the upper Geum River basin. *Water* 13, 3171. <https://doi.org/10.3390/w13223171>
- Gadedjisso-Tossou, A., Adjegan, K. I., and Kablan, A. K. M. (2021). Rainfall and temperature trend analysis by Mann-Kendall test and significance for Rainfed Cereal Yields in Northern Togo. *Sci* 3, 17. <https://doi.org/10.3390/sci3010011>
- Gao, C., He, Z., Pan, S., Xuan, W., and Xu, Y.-P. (2020). Effects of climate change on peak runoff and flood levels in Qu River Basin, East China. *Journal of Hydro-environment Research* 28, 34-47. <https://doi.org/10.1016/j.jher.2018.02.005>
- Gharbia, S., Gill, L., Johnston, P., and Pilla, F. (2016). Multi-GCM ensembles performance for climate projection on a GIS platform. *Model Earth Syst Environ* 2 (2): 102. <https://doi.org/10.1007/s40808-016-0154-2>
- Gohari, A., Eslamian, S., Abedi-Koupaei, J., Bavani, A. M., Wang, D., and Madani, K. (2013). Climate change impacts on crop production in Iran's Zayandeh-Rud River Basin. *Science of the Total Environment* 442, 405-419. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2012.10.029>
- Güçlü, Y. S., Şişman, E., and Dabanlı, İ. (2020). Innovative triangular trend analysis. *Arabian Journal of Geosciences* 13, 1-8. <https://doi.org/10.1007/s12517-019-5048-y>
- Hassan, Z., Shamsudin, S., and Harun, S. (2014). Application of SDSM and LARS-WG for simulating and downscaling of rainfall and temperature. *Theoretical and applied climatology* 116, 243-257. <https://doi.org/10.1007/s00704-013-0951-8>
- Hattermann, F. F., Krysanova, V., Gosling, S. N., Dankers, R., Daggupati, P., Donnelly, C., Flörke, M., Huang, S., Motovilov, Y., and Buda, S. (2017). Cross-scale intercomparison of climate change impacts simulated by regional and global hydrological models in eleven large river basins. *Climatic Change* 141, 561-576. <https://doi.org/10.1007/s10584-016-1829-4>
- Hawkins, E., and Sutton, R. (2009). The potential to narrow uncertainty in regional climate predictions. *Bulletin of the American Meteorological Society* 90, 1095-1108. <https://doi.org/10.1175/2009BAMS2607.1>
- Her, Y., Yoo, S.-H., Cho, J., Hwang, S., Jeong, J., and Seong, C. (2019). Uncertainty in hydrological analysis of climate change: multi-parameter vs. multi-GCM ensemble predictions. *Scientific reports* 9, 4974. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-41334-7>
- Ishaque, W.; Osman, R.; Hafiza, B.S.; Malghani, S.; Zhao, B.; Xu, M.; Ata-Ul-Karim, S.T.

- Quantifying the impacts of climate change on wheat phenology, yield, and evapotranspiration under irrigated and rainfed conditions. *Agric. Water Manag.* 2023, 275, 108017. [CrossRef]
- Jahangir, M. H., Haghighi, P., and Daneshkar, S. (2022). Downscaling climate parameters in Fars province, using models of the fifth report and RCP scenarios. *Ecological Informatics* 68, 101558. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2022.101558>
- Javari, M. (2016). Trend and Homogeneity Analysis of Precipitation in Iran. MDPI.
- Jin, H., Jiang, W., Chen, M., Li, M., Bakar, K. S., and Shao, Q. (2023). Downscaling long lead time daily rainfall ensemble forecasts through deep learning. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 1-19. <https://doi.org/10.1007/s00477-023-02444-x>
- Kavwenje, S., Zhao, L., Chen, L., and Chaima, E. (2022). Projected temperature and precipitation changes using the LARS-WG statistical downscaling model in the Shire River Basin, Malawi. *International Journal of Climatology* 42, 400-415. <https://doi.org/10.1002/joc.7250>
- Khan, F., Ali, S., Mayer, C., Ullah, H., and Muhammad, S. (2022). Climate change and spatio-temporal trend analysis of climate extremes in the 1134 homogeneous climatic zones of Pakistan during 1962-2019. *Plos one* 17, e0271626. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0271626>
- Kriegler, E., O'Neill, B. C., Hallegatte, S., Kram, T., Lempert, R. J., Moss, R. H., and Wilbanks, T. (2012). The need for and use of socio economic scenarios for climate change analysis: a new approach based on shared socio-economic pathways. *Global Environmental Change* 22, 807-822. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2012.05.005>
- Lee, D., Min, S.-K., Ahn, J.-B., Cha, D.-H., Shin, S.-W., Chang, E.-C., Suh, M.-S., Byun, Y.-H., and Kim, J.-U. (2023). Uncertainty analysis of future summer monsoon duration and area over East Asia using a multi-GCM/multi-RCM ensemble. *Environmental Research Letters* 18, 064026. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/acd208>
- Lee, S., Qi, J., McCarty, G. W., Yeo, I.-Y., Zhang, X., Moglen, G. E., and Du, L. (2021). Uncertainty assessment of multi-parameter, multi GCM, and multi-RCP simulations for streamflow and non-floodplain wetland (NFW) water storage. *Journal of Hydrology* 600, 1-2.6564. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.126564>
- Liu, C. (2022). Impact of Global Warming on China's Agricultural Production. In "E3S Web of Conferences", Vol. 352, pp. 03024. EDP Sciences.
- Mehdizadeh, M. J., Mohammadi, H., Ziaei, S., & Azareh, A. (2024). Assessing the impact of climate change on changes in cultivated area of selected agricultural crops in Jiroft. *Desert Management Journal*, 12(29), 37-55.
- Mehdizadeh, M. J., Mohammadi, H., Ziaei, S., & Azareh, A. (2024). Prediction of some climatic variables in the Jiroft plain using LARS-WG downscaling and HadCM3 model outputs under various scenarios and simulation of cropping pattern. *Rainwater Harvesting Systems Scientific Journal*, 12(2), 19-38.
- Miao, Q., Pan, B., Wang, H., Hsu, K., and Sorooshian, S. (2019). Improving monsoon precipitation prediction using combined convolutional and long short term memory neural network. *Water* 11, 977. <https://doi.org/10.3390/w11050977>
- Mo, X.-G., Hu, S., Lin, Z.-H., Liu, S.-X., and Xia, J. (2017). Impacts of climate change on agricultural water resources and adaptation on the North China Plain. *Advances in Climate Change Research* 8, 93-98. <https://doi.org/10.1016/j.accre.2017.05.007>
- Mosadegh, E., & Babaeian, I. (2021). *Uncertainty Analysis of Future Projections of Temperature, Precipitation, and Solar Radiation Under Global Warming Effect in Tehran, Iran*. arXiv
- Munawar, S., Rahman, G., Moazzam, M. F. U., Miandad, M., Ullah, K., Al-Ansari, N., and 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. <https://doi.org/10.3390/atmos13060898>
- Nami, M. H. (2022). Climate change assessment and prediction in the Jazmourian watershed. *Scientific-Research Quarterly of Geographic Information*, 31(124), 137-147.
- O'Neill, B. C., Kriegler, E., Riahi, K., Ebi, K. L., Hallegatte, S., Carter, T. R., Mathur, R., and Van Vuuren, D. P. (2014). A new scenario framework for climate change research: the concept of shared socioeconomic pathways. *Climatic change* 122, 387-400. <https://doi.org/10.1007/s10584-013-0905-2>
- Osman, Y., M. Abdellatif, N. Al-Ansari, S. Knutsson, and S. Jawad. 2016. Climate change and future precipitation in an arid environment of the Middle East: case study of Iraq, *Journal of Environmental Hydrology*, Vol. . 20, pp. 1-8, 2017.
- Phuong, D. N. D., Duong, T. Q., Liem, N. D., Tram,

- V. N. Q., Cuong, D. K., and Loi, N. K. (2020). Projections of future climate change in the Vu Gia Thu Bon River Basin, Vietnam by using statistical downscaling model (SDSM). *Water* 12, 755. <https://doi.org/10.3390/w12030755>
- Pierce, D. W., Barnett, T. P., Santer, B. D., and Gleckler, P. J. (2009). Selecting global climate models for regional climate change studies. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 106, 8441-8446. <https://doi.org/10.1073/pnas.0900094106>
- Pourshanbeh, Y., Khorani, A., & Jafari, L. (2022). The impact of climate change on spring wheat yield in Jiroft using radiative forcing scenarios. *Human Ecology Quarterly*, 1(1), 1–13.
- Pourtouiserkani, A., Rakhshandehroo, G., and Akbari, H. (2015). Comparison of statistical downscaling methods in projecting climate change impact on extreme runoff events in Chenar Rahdar River basin (Iran). In "Watershed Management 2015", pp. 23-35.
- Qin, M., Zheng, E., Hou, D., Meng, X., Meng, F., Gao, Y., Chen, P., Qi, Z., and Xu, T. (2023). Response of Wheat, Maize, and Rice to Changes in Temperature, Precipitation, CO₂ Concentration, and Uncertainty Based on Crop Simulation Approaches. *Plants* 12, 2709.
- Rafiei Sardouei, A., & Azareh, A. (2019). Trend analysis of temperature and precipitation in southern Kerman province using the non-parametric Mann–Kendall test.
- Rajabi, A., Sedghi, H., Eslamian, S., and Musavi, H. (2010). Comparison of Lars-WG and SDSM downscaling models in Kermanshah (Iran). *Ecol Environ Conserv* 16, 1-7.
- Raju, K. S., and Kumar, D. N. (2020). Review of approaches for selection and ensembling of GCMs. *Journal of Water and Climate Change* 11, 577-599. <https://doi.org/10.2166/wcc.2020.128>
- Saud, S., Wang, D., Fahad, S., Alharby, H. F., Bamagoos, A. A., Mjrashi, A., Alabdallah, N. M., AlZahrani, S. S., AbdElgawad, H., and Adnan, M. (2022). Comprehensive impacts of climate change on rice production and adaptive strategies in China. *Frontiers in Microbiology* 13, 926059. <https://doi.org/10.3389/fmicb.2022.926059>
- Seker, M., and Gumus, V. (2022). Projection of temperature and precipitation in the Mediterranean region through multi-model ensemble from CMIP6. *Atmospheric Research* 280, 106440.
- Semenov, M. A., and Stratonovitch, P. (2015). Adapting wheat ideotypes for climate change: accounting for uncertainties in CMIP5 climate projections. *Climate Research* 65, 123-139. <https://doi.org/10.3354/cr01297>
- Semenov, M. A., Barrow, E. M., and Lars-Wg, A. (2002). A stochastic weather generator for use in climate impact studies. *User Man Herts UK*, 1-27.
- Semenov, M.A.; Brooks, R.J.; Barrow, E.M.; Richardson, C.W. Comparison of the WGEN and LARS-WG stochastic weather generators for diverse climates. *Clim. Res.* 1998, 10, 95–107. <https://doi.org/10.3354/cr010095>
- Sen, Z. (2012). Innovative trend analysis methodology. *Journal of Hydrologic Engineering* 17, 1042-1046. Sen, Z. (2014). Trend identification simulation and application. *Journal of Hydrologic Engineering* 19, 635-642. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HE.1943-5584.0000868](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0000868)
- Sen, Z., Şişman, E., and Dabanli, I. (2019). Innovative polygon trend analysis (IPTA) and applications. *Journal of Hydrology* 575, 202-210. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.05.030>
- Seneviratne, S.I.; Zhang, X.; Adnan, M.; Badi, W.; Dereczynski, C.; Luca, A.D. Weather and Climate Extreme Events in a Changing Climate. In *Climate Change 2021—The Physical Science Basis*; Cambridge University Press: Cambridge, UK, 2023; pp. 1513–1766.
- Sha, J., Li, X., and Wang, Z.-L. (2019). Estimation of future climate change in cold weather areas with the LARS-WG model under CMIP5 scenarios. *Theoretical and Applied Climatology* 137, 3027-3039. <https://doi.org/10.1007/s00704-019-02781-4>
- Shayanmehr, S., Porhajašová, J. I., Babošová, M., Sabouhi Sabouni, M., Mohammadi, H., Rastegari Henneberry, S., and Shahnoushi Foroushani, N. (2022). The impacts of climate change on water resources and crop production in an arid region. *Agriculture* 12, 1056. <https://doi.org/10.3390/agriculture12071056>
- Soleimani Sardou, F., Broomand, N., & Azareh, A. (2015). Spatial and temporal changes in groundwater quality in the Jiroft plain. *Scientific-Research Journal of Rangeland and Watershed Management*, 9(4), 921–932.
- Soleimani Sardou, F., Mesbahzadeh, T., Broomand, N., Azareh, A., & Rafiei Sardouei, A. (2017). Assessment of climate change impacts on groundwater in Kerman plain under various scenarios. *Environmental Studies Journal*, 43(4), 645–661.
- Tao, S., Shen, S., Li, Y., Wang, Q., Gao, P., and Mugume, I. (2016). Projected crop production under regional climate change using scenario data and modeling: Sensitivity to chosen sowing

- date and cultivar. *Sustainability* 8, 214. <https://doi.org/10.3390/su8030214>
- Tebaldi, C.; Knutti, R. The use of the multi-model ensemble in probabilistic climate projections. *Philos. Trans. R. Soc. A Math. Phys. Eng. Sci.* 2007, 365, 2053–2075. [CrossRef]
- Van Vuuren, D. P., Riahi, K., Moss, R., Edmonds, J., Thomson, A., Nakicenovic, N., Kram, T., Berkhout, F., Swart, R., and Janetos, A. (2012). A proposal for a new scenario framework to support research and assessment in different climate research communities. *Global Environmental Change* 22, 21-35. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2011.08.002>
- Vivekanandan, N. (2007), Analysis of Trend in Rainfall Using Non Parametric Statistical Methods, international symposium on rainfall rate and radio wave propagation, American institute of physics. P101-113.
- Venkataraman, K.; Tummuri, S.; Medina, A.; Perry, J. 21st century drought outlook for major climate divisions of Texas based on CMIP5 multimodel ensemble: Implications for water resource management. *J. Hydrol.* 2016, 534, 300–316. [CrossRef]
- Wang, H. M., Chen, J., Xu, C. Y., Zhang, J., and Chen, H. (2020a). A framework to quantify the uncertainty contribution of GCMs over multiple sources in hydrological impacts of climate change. *Earth's Future* 8, e2020EF001602
- Wang, L., and Chen, W. (2014). A CMIP5 multimodel projection of future temperature, precipitation, and climatological drought in China. *International Journal of Climatology* 34, 2059-2078. <https://doi.org/10.1002/joc.3822>
- Wang, R., Cheng, Q., Liu, L., Yan, C., and Huang, G. (2019). Multi-model projections of climate change in different RCP scenarios in an arid inland region, Northwest China. *Water* 11, 347. <https://doi.org/10.3390/w11020347>
- Wang, Y., Wang, X., Li, X., Liu, W., and Yang, Y. (2023b). Future climate prediction based on support vector machine optimization in Tianjin, China. *Atmosphere* 14, 1235. <https://doi.org/10.3390/atmos14081235>
- Weiland, F.S.; Van Beek, L.; Weerts, A.; Bierkens, M. Extracting information from an ensemble of GCMs to reliably assess future global runoff change. *J. Hydrol.* 2012, 412, 66–75. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.03.047>
- Wilby, R. L., and Dawson, C. W. (2007). Statistical downscaling model SDSM Version 4.2 User manual. Lancaster University, UK.
- Wilby, R. L., Troni, J., Biot, Y., Tedd, L., Hewitson, B. C., Smith, D. M., and Sutton, R. T. (2009). A review of climate risk information for adaptation and development planning. *International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society* 29, 1193- 1215. <https://doi.org/10.1002/joc.1839>
- Wu, Y., Miao, C., Fan, X., Gou, J., Zhang, Q., and Zheng, H. (2022). Quantifying the uncertainty sources of future climate projections and narrowing uncertainties with bias correction techniques. *Earth's Future* 10, e2022EF002963.
- Wu, Z., Chen, X., Lu, G., Xiao, H., He, H., and Zhang, J. (2017). Regional response of runoff in CMIP5 multi-model climate projections of Jiangsu Province, China. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment* 31, 2627-2643. <https://doi.org/10.1007/s00477-016-1349-9>
- Yang, X., Zhang, M., He, X., Ren, L., Pan, M., Yu, X., Wei, Z., and Sheffield, J. (2020). Contrasting influences of human activities on hydrological drought regimes over China based on high-resolution simulations. *Water Resources Research* 56, e2019WR025843.
- Yukimoto, S., Kawai, H., Koshiro, T., Oshima, N., Yoshida, K., Urakawa, S., Tsujino, H., Deushi, M., Tanaka, T., and Hosaka, M. (2019). The Meteorological Research Institute Earth System Model version 2.0, MRI-ESM2. 0: Description and basic evaluation of the physical component. *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II* 97, 931-965. <https://doi.org/10.2151/jmsj.2019-051>
- Zamani, M.G.; Saniei, K.; Nematollahi, B.; Zahmatkesh, Z.; Moghadari Poor, M.; Nikoo, M.R. Developing sustainable strategies by LID optimization in response to annual climate change impacts. *J. Clean. Prod.* 2023, 416. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.137931>
- Zhang, S., and Chen, J. (2021). Uncertainty in projection of climate extremes: A comparison of CMIP5 and CMIP6. *Journal of Meteorological Research* 35, 646-662. <https://doi.org/10.1007/s13351-021-1012-3>
- Zhong, X.; Liu, S.C.; Liu, R.; Wang, X.; Mo, J.; Li, Y. Observed trends in clouds and precipitation (1983–2009): Implications for their cause(s). *Atmos. Chem. Phys.* 2021, 21, 4899–4913. <https://doi.org/10.5194/acp-21-4899-2021>
- Ziehn, T., Chamberlain, M. A., Law, R. M., Lenton, A., Bodman, R. W., Dix, M., Stevens, L., Wang, Y.-P., and Srbinovsky, J. (2020). The 1286 Australian earth system model: ACCESS-ESM1. 5. *Journal of Southern Hemisphere Earth Systems Science* 70, 193-214. <https://doi.org/10.1071/ES19035>
- Zubaidi, S. L., Kot, P., Hashim, K., Alkhaddar, R., Abdellatif, M., and Muhsin, Y. R. (2019). Using

LARS–WG model for prediction of temperature in Columbia City, USA. In "IOP Conference Series: Materials Science and Engineering", Vol.

584, pp. 012026. IOP Publishing.
<https://doi.org/10.1088/1757%E2%80%9191899X/584/1/012026>