



Evaluation of different bias correction methods and Projection of Future Precipitation Changes Using GFDL-ESM4 model in Lake Urmia basin

Khadijeh Javan^{1✉} | Mohammad Reza Azizzadeh²

1. Corresponding author, Associate Professor, Department of Geography, Urmia University, Iran.

E-mail: kh.javan@urmia.ac.ir

2. Assistant Professor, Department of climatology, Payame Noor University, Tehran, Iran.

E-mail: m_azizzadeh@pnu.ac.ir

Article Info

ABSTRACT

Article type:

Research Article

Article history:

Received 23 May 2023

Received in revised form 8

June 2023

Accepted 14 June 2023

Published online 21 July 2024

Keywords:

Precipitation, Bias correction, Lake Urmia basin, GFDL-ESM4.

The outputs of general circulation models (GCMs) usually have a bias compared to observational data, and some corrections must be made before using them to develop future climate scenarios. The bias correction methods are the standard statistical methods for processing the output of climate models. In this research, the effect of five bias correction methods on the projected precipitation of the GFDL-ESM4 model in the Lake Urmia basin has been evaluated. The methods used in this research include linear scaling (LS), local intensity scaling (LOCI), power transformation (PT), distribution mapping (DM) and delta change factor (DC). Statistical metrics such as the correlation coefficient, root mean square error (RMSE) and percentage bias (PBias) have been used to evaluate the accuracy of the corrected data in the period of 1990-2014 compared to the observational data and to choose the best method for correcting the data of future scenarios. research results showed that the delta change method significantly improved the raw estimates after correction; Therefore, this method was used to correct the data of scenarios SSP1-2.6, SSP2-4.5 and SSP5-8.5. In addition, the projection of the mean annual precipitation shows a decrease between 2 and 9 percent in SSP1-2.6, between 5 and 17 percent in SSP2-4.5, and between 8 and 26 percent in SSP2-8.5 compared to the observed data.

Cite this article: Javan, Kh., & Azizzadeh, M.R. (2024). Evaluation of different bias correction methods and Projection of Future Precipitation Changes Using GFDL-ESM4 model in Lake Urmia basin. *Journal of Geography and Planning*, 28 (88), 101-115. <http://doi.org/10.22034/GP.2023.56731.3140>



© The Author(s).

DOI: <http://doi.org/10.22034/GP.2023.56731.3140>

Publisher: University of Tabriz.

Extended Abstract

Introduction

According to the report of the Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC), the global concentration of greenhouse gases in the atmosphere has increased significantly due to economic and population growth (IPCC, 2013), which leads to changes in the characteristics of climate variables and the occurrence of extreme events (Almazroui et al., 2020). General circulation models (GCMs) are tools for understanding past climate mechanisms and predicting possible future climate changes under emission scenarios (Taylor et al., 2012). Compared to CMIP5, the models in CMIP6 generally have better model resolution and improved physical processes (Stouffer et al., 2017). However, several studies have reported that climate simulations of GCMs contain errors and uncertainties (Mendez et al., 2020; IPCC, 2021). Therefore, it is necessary to use downscaling or bias correction methods.

A review of previous research showed that despite the high capability of bias correction methods in correcting rainfall forecasts, a comprehensive evaluation of different bias correction methods has not been done so far. Therefore, in the present study, the bias correction methods of linear scaling (LS), local intensity scaling (LOCI), power transformation (PT), distribution mapping (DM) and delta factor change (DC) are evaluated on the GFDL-ESM4 model. Precipitation projection for future periods has also been done using the best bias correction method and based on SSP1-2.6, SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios in lake Urmia basin.

Data and Method

Linear scaling (LS)

The LS method is the simplest bias correction technique that has been used by various researchers in correcting climate projection. This method corrects the bias of the mean of historical data with the observational data completely and with a linear ratio (Shrestha et al., 2015).

Local intensity scaling (LOCI)

In addition to the average, the LOCI method adjusts the frequency and intensity of wet days precipitation. This method practically eliminates the effect of low rainfall because rainy days above the threshold are often added to the model outputs.

Power transformation (PT)

This method uses a power conversion function for the predicted precipitation and performs bias corrections so that both the variance (σ) of the predicted and observed precipitation and their mean (μ) match each other.

Distribution mapping (DM)

The DM method is applied to correct the mean, standard deviation (SD) and quantiles by equalizing the distribution functions of GCM model outputs and observational data.

Delta change factor (DC)

In this method, first, the average difference between the historical data and the scenario is determined. This difference/delta is then added to the average of the observed data to calculate future predictions using a multiplier factor.

In order to evaluate the efficiency of bias correction methods in reproducing GCM precipitation data, three criteria are used: correlation coefficient (cc), root mean square error (RMSE) and percentage bias (PBias).

Results and Discussion

Comparison of historical data of GFDL-ESM4 model before correction with observational data in lake Urmia basin shows that historical data have completely different patterns compared to observational data. The calculated correlation coefficient shows a poor agreement between the two data series, and the RMSE value indicates more variability of the data. In addition, according to PBIAS, the precipitation intensity in the historical data series is overestimated by 54.6% over the study area. The prediction of precipitation data can be improved by using bias correction methods. After bias correction, the comparison of the annual mean of the observed data and historical corrected data showed that all bias correction methods can correct the biases to some extent. But the Delta change method has performed better than other methods in correcting the historical data (1990-2014) of the GFDL-ESM4 model in the Lake Urmia basin.

After choosing the best bias correction method in Lake Urmia basin, the precipitation data of GFDL-ESM4 model in the near future (2026-2050), mid future (2051-2075) and far future (2075-2100) based on SSP1-2.6, SSP2-4.5 and SSP5-8.5 were corrected using delta change method. In the near future (2026-2050), the annual mean precipitation in Lake Urmia basin will decrease compared to the observed data. Based on the SSP1-2.6, SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios, the amount of precipitation reduction will be 1.7%, 4.8% and 7.5%, respectively. The geographical distribution of mean annual precipitation in the near future shows that the precipitation will increase towards the south and southwest. South-western parts (Saqez) receive more

precipitation, while north-eastern parts (sarab) receive less precipitation. Also, based on the SSP5-8.5 scenario, all stations receive less precipitation than the SSP1-2.6. In the mid future (2051-2075) and compared to the observed data, the SSP1-2.6 scenario shows a decrease of 7.5% in average annual precipitation, while SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios show a decrease of 13.6%, and 14.7%, respectively. The spatial distribution of mean annual precipitation in this period shows that based on the results of all three scenarios, except for the southwestern parts, all parts of the basin will receive precipitation less than 328 mm (the regional average of the observed period). In the far future (2076-2100), the mean annual precipitation of the basin will decrease by 9.2% in SSP2.6, 17.7% in SSP2-4.5, and 26% in SSP8.5 compared to the observed data.

In general, the results of GFDL-ESM4 model based on SSP1-2.6, SSP2-4.5 and SSP5-8.5, indicate a decrease in rainfall in the coming periods in Lake Urmia basin. Heavy precipitation and low precipitation cause floods and droughts, respectively. However, the effects of floods and droughts are expected to be low due to the absence of consecutive flood and drought years. Considering the strategic location of Lake Urmia, both in terms of proximity to neighboring countries and in terms of agricultural activities and food security, the lack of water resources caused by the decrease in precipitation can lead to problems in this region.

Conclusion

This research was conducted with the aim of presenting a summary of different bias correction methods and their evaluation methods in the Lake Urmia basin using different statistical indices (correlation coefficient, RMSE and PBIAS). The results of this research indicate that the raw forecasts of precipitation in most days did not have the desired accuracy. It is found that the Delta Change approach has produced good agreement and fewer deviations against observed precipitation than other methods. As a result, it indicates that the DC approach is the best for correcting the scenarios datasets in this study area. Bias corrected future precipitation estimates show considerable shifts throughout the century. Compared to observed data, the annual mean precipitation projections indicated an overall decrease in precipitation intensity.

References

- Almazroui, M., Saeed, F., Saeed, S., Nazrul Islam, M., Ismail, M., Klutse, N. A. B., & Siddiqui, M. H. (2020). Projected change in temperature and precipitation over Africa from CMIP6. *Earth Systems and Environment*, 4(3), 455-475.
- Alizadeh Choobari, O., Ahmadi Givi, F., Mirzaei, N., & Owlad, A. E. (2016). Climate change and anthropogenic impacts on the rapid shrinkage of Lake Urmia. *International Journal of Climatology*, 36(13), 4276-4286.
- Ajaaj, A. A., Mishra, A., & Khan, A. A. (2016). Comparison of BIAS correction techniques for GPCP rainfall data in semi-arid climate. *Stochastic environmental research and risk assessment*, 30(6), 1659-1675.
- Brent, R. P. (1971). An algorithm with guaranteed convergence for finding a zero of a function. *The computer journal*, 14(4), 422-425.
- Doulabian, S., Golian, S., Toosi, A. S., & Murphy, C. (2021). Evaluating the effects of climate change on precipitation and temperature for Iran using RCP scenarios. *Journal of Water and Climate Change*, 12(1), 166-184.
- Eyring, V., Bony, S., Meehl, G. A., Senior, C. A., Stevens, B., Stouffer, R. J., & Taylor, K. E. (2016). Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) experimental design and organization. *Geoscientific Model Development*, 9(5), 1937-1958.
- Fang, M., & Li, X. (2016). Application of Bayesian model averaging in the reconstruction of past climate change using PMIP3/CMIP5 multimodel ensemble simulations. *Journal of climate*, 29(1), 175-189.
- Fang, G. H., Yang, J., Chen, Y. N., & Zammit, C. (2015). Comparing bias correction methods in downscaling meteorological variables for a hydrologic impact study in an arid area in China. *Hydrology and Earth System Sciences*, 19(6), 2547-2559.
- Ghimire, U., Srinivasan, G., & Agarwal, A. (2019). Assessment of rainfall bias correction techniques for improved hydrological simulation. *International Journal of Climatology*, 39(4), 2386-2399.
- Gupta, H. V., Sorooshian, S., & Yapo, P. O. (1999). Status of automatic calibration for hydrologic models: Comparison with multilevel expert calibration. *Journal of hydrologic engineering*, 4(2), 135-143.
- Hong, J., Javan, K., Shin, Y., & Park, J. S. (2021). Future projections and uncertainty assessment of precipitation extreme S in Iran from the CMIP6 Ensemble. *Atmosphere*, 12(8), 1052.
- IPCC. The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change; IPCC: Geneva, Switzerland, 2013.
- IPCC. Climate Change 2021: The Physical Science Basis. In Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change; Masson-Delmotte, V.P., Zhai, A., Pirani, S.L., Connors, C., Péan, S., Berger, N., Caud, Y., Chen, L., Goldfarb, M.I., Gomis, M., et al., Eds.; Cambridge University Press: Cambridge, UK, 2021.

- Kim, G., Cha, D. H., Lee, G., Park, C., Jin, C. S., Lee, D. K., ... & Kim, J. (2020). Projection of future precipitation change over South Korea by regional climate models and bias correction methods. *Theoretical and Applied Climatology*, 141(3), 1415-1429.
- Kim, J. H., Sung, J. H., Chung, E. S., Kim, S. U., Son, M., & Shiru, M. S. (2021). Comparison of Projection in Meteorological and Hydrological Droughts in the Cheongmicheon Watershed for RCP4. 5 and SSP2-4.5. *Sustainability*, 13(4), 2066.
- Leander, R., & Buishand, T. A. (2007). Resampling of regional climate model output for the simulation of extreme river flows. *Journal of hydrology*, 332(3-4), 487-496.
- Middelkoop, H., Daamen, K., Gellens, D., Grabs, W., Kwadijk, J. C., Lang, H., ... & Wilke, K. (2001). Impact of climate change on hydrological regimes and water resources management in the Rhine basin. *Climatic change*, 49(1), 105-128.
- Mendez, M., Maathuis, B., Hein-Griggs, D., & Alvarado-Gamboa, L. F. (2020). Performance evaluation of bias correction methods for climate change monthly precipitation projections over Costa Rica. *Water*, 12(2), 482 .
- Naderi, M., & Saatsaz, M. (2020). Impact of climate change on the hydrology and water salinity in the Anzali Wetland, northern Iran. *Hydrological Sciences Journal*, 65(4), 552-570.
- Rathjens, H., Bieger, K., Srinivasan, R., Chaubey, I., & Arnold, J. G. (2016). CMhyd user manual. Doc. Prep. Simulated Clim. Change Data Hydrol. Impact Study.
- Räty, O., Räisänen, J., & Ylhäisi, J. S. (2014). Evaluation of delta change and bias correction methods for future daily precipitation: intermodel cross-validation using ENSEMBLES simulations. *Climate dynamics*, 42(9), 2287-2303.
- Riahi, K., Van Vuuren, D. P., Kriegler, E., Edmonds, J., O'neill, B. C., Fujimori, S., ... & Tavoni, M. (2017). The shared socioeconomic pathways and their energy, land use, and greenhouse gas emissions implications: an overview. *Global environmental change*, 42, 153-168.
- Schmidli, J., Frei, C., & Vidale, P. L. (2006). Downscaling from GCM precipitation: a benchmark for dynamical and statistical downscaling methods. *International Journal of Climatology*, 26(5), 679-689.
- Shrestha, D. L., Robertson, D. E., Bennett, J. C., & Wang, Q. J. (2015). Improving precipitation forecasts by generating ensembles through postprocessing. *Monthly Weather Review*, 143(9), 3642-3663.
- Stouffer, R. J., Eyring, V., Meehl, G. A., Bony, S., Senior, C., Stevens, B., & Taylor, K. E. (2017). CMIP5 scientific gaps and recommendations for CMIP6. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 98(1), 95-105.
- Sundaram, G., & Radhakrishnan, S. (2022). Performance Evaluation of Bias Correction Methods and Projection of Future Precipitation Changes Using Regional Climate Model over Thanjavur, Tamil Nadu, India. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 1-12.
- Taylor, K. E., Stouffer, R. J., & Meehl, G. A. (2012). An overview of CMIP5 and the experiment design. *Bulletin of the American meteorological Society*, 93(4), 485-498.
- Teutschbein, C., & Seibert, J. (2012). Bias correction of regional climate model simulations for hydrological climate-change impact studies: Review and evaluation of different methods. *Journal of hydrology*, 456, 12-29.
- Teutschbein, C., & Seibert, J. (2013). Is bias correction of regional climate model (RCM) simulations possible for non-stationary conditions?. *Hydrology and Earth System Sciences*, 17(12), 5061-5077.
- Zhao, T., Bennett, J. C., Wang, Q. J., Schepen, A., Wood, A. W., Robertson, D. E., & Ramos, M. H. (2017). How suitable is quantile mapping for postprocessing GCM precipitation forecasts?. *Journal of Climate*, 30(9), 3185-3196.



ارزیابی روش‌های مختلف تصحیح اریبی بر پیش‌نگری بارش مدل GFDL-ESM4 در حوضه دریاچه ارومیه

خدیدجه جوان^۱ | محمدرضا عزیززاده^۲

۱. نویسنده مسئول، دانشیار گروه جغرافیا، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران. رایانامه: kh.javan@urmia.ac.ir

۲. استادیار، گروه آب و هواشناسی، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران. رایانامه: m_azzizadeh@pnu.ac.ir

اطلاعات مقاله	چکیده
<p>نوع مقاله: مقاله پژوهشی</p> <p>تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۳/۰۲</p> <p>تاریخ بازنگری: ۱۴۰۲/۰۳/۱۸</p> <p>تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۳/۲۴</p> <p>تاریخ انتشار: ۱۴۰۳/۰۴/۳۱</p> <p>کلیدواژه‌ها: بارش، تصحیح اریبی، حوضه دریاچه ارومیه، مدل GFDL-ESM4</p>	<p>خروجی‌های مدل‌های اقلیمی جهانی (GCMs) معمولاً دارای اریبی نسبت به داده‌های مشاهداتی هستند و قبل از استفاده از آن‌ها برای توسعه سناریوهای اقلیمی آینده، برخی تصحیحات باید انجام شود. روش‌های تصحیح اریبی از جمله روش‌های آماری متداول برای پردازش خروجی مدل‌های اقلیمی هستند. در این تحقیق تأثیر پنج روش تصحیح اریبی بر پیش‌نگری بارش مدل GFDL-ESM4 در حوضه دریاچه ارومیه مورد ارزیابی قرار گرفته است. روش‌های مورد استفاده در این تحقیق شامل روش‌های نسبت‌گیری خطی (LS)، نسبت‌گیری شدت موضعی (LOCI)، تبدیل توانی (PT)، نگاشت توزیع (DM) و تغییر عامل دلتا (DC) می‌باشند. از معیارهای ضریب همبستگی، مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) و درصد اریبی (PBias) برای ارزیابی دقت داده‌های تصحیح شده در دوره ۱۹۹۰-۲۰۱۴ نسبت به داده‌های مشاهداتی و انتخاب بهترین روش برای تصحیح داده‌های سناریوهای آینده استفاده شده است. نتایج تحقیق نشان داد روش تغییر عامل دلتا برآوردهای خام را پس از اصلاح به طور قابل توجهی بهبود داد؛ بنابراین از این روش برای تصحیح داده‌های سناریوهای SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5 استفاده شد. علاوه بر این، پیش‌نگری‌های میانگین سالانه بارش در سناریوی SSP1-2.6 بین ۲ تا ۹ درصد، در SSP2-4.5 بین ۵ تا ۱۷ درصد و در SSP2-8.5 بین ۸ تا ۲۶ درصد کاهش را نسبت به داده‌های مشاهده‌ای نشان می‌دهند.</p>

استناد: جوان، خدیدجه و عزیززاده، محمدرضا (۱۴۰۳). ارزیابی روش‌های مختلف تصحیح اریبی بر پیش‌نگری بارش مدل GFDL-ESM4 در حوضه دریاچه ارومیه. *جغرافیا و برنامه‌ریزی*، ۲۸ (۸۸)، ۱۱۵-۱۰۱.



<http://doi.org/10.22034/GP.2023.56731.3140>

© نویسندگان.

ناشر: دانشگاه تبریز.

مقدمه

بر اساس گزارش هیئت بین‌الدول تغییر اقلیم (IPCC)، غلظت جهانی گازهای گلخانه‌ای در جو، به دلیل رشد اقتصادی و جمعیت به طور قابل ملاحظه‌ای افزایش یافته است (IPCC، ۲۰۱۳) که منجر به تغییر در ویژگی‌های متغیرهای اقلیمی و وقوع بیشتر رویدادهای حدی میشود (المزروعی و همکاران، ۲۰۲۰). با توجه به این افزایش غلظت گازهای گلخانه‌ای و روند گرمایش جهانی، پیش‌بینی می‌شود که تغییرات اقلیمی بر منابع آب و هیدرولوژی تأثیر بگذارد (کیم و همکاران، ۲۰۲۱). در چند دهه گذشته، دمای جهانی، الگوهای بارش و وقوع بلایایی مانند طوفان، خشکسالی، سیل و موج گرما به طور قابل توجهی از نظر فراوانی و شدت افزایش یافته است (عزیززاده و جوان، ۱۳۹۸).

مدل‌های گردش عمومی (GCM^۲) که در پروژه مقایسه متقابل مدل جفت شده (CMIP^۳) برنامه تحقیقات آب و هوایی جهانی (WCRP^۴) توسعه یافته‌اند، ابزارهایی برای درک مکانیسم‌های آب و هوای گذشته و پیش‌بینی تغییرات احتمالی آب و هوا در آینده تحت سناریوهای انتشار هستند. GCMها با حل معادلات اولیه ترمودینامیک، جرم و تکانه، متغیرهای هواشناسی مانند بارش، دما، تابش خورشید، سرعت باد، رطوبت نسبی و غیره را برای سناریوهای مختلف تغییر اقلیم تولید می‌کنند (تیلور و همکاران، ۲۰۱۲). فاز ششم پروژه مقایسه مدل جفت شده (CMIP6)، الگوی تکامل و ویژگی‌های فازهای قبلی CMIP را ادامه می‌دهد و شامل سناریوهای جدید سازماندهی شده از مدلسازی اقلیمی جهانی است که برای شناخت مکانیسم‌های مختلف آب و هوا طراحی شده است (ایرینگ و همکاران، ۲۰۱۶). در مقایسه با CMIP5، مدل‌های موجود در CMIP6 عموماً دارای وضوح مدل بهتر و فرآیندهای فیزیکی بهبود یافته‌اند (استافر و همکاران، ۲۰۱۷). با این حال، مطالعات متعددی گزارش کرده‌اند که شبیه‌سازی‌های آب و هوایی GCMها حاوی خطاها و عدم قطعیت‌ها هستند (مندز و همکاران، ۲۰۲۰؛ IPCC، ۲۰۲۱). عدم قطعیت و اربیی از مدلی به مدل دیگر و برای متغیرهای خاص متفاوت است. از این رو، استفاده مستقیم از خروجی مدل‌ها توصیه نمی‌شود؛ زیرا ممکن است منجر به نتایج نادرست شوند. بنابراین، استفاده از روش‌های ریزمقیاس‌نمایی و یا تصحیح اربیی برای استفاده از داده‌های اقلیمی مدل‌های GCM، به عنوان مرحله‌ای ضروری در نظر گرفته می‌شود (اجاج و همکاران، ۲۰۱۶؛ ژائو و همکاران، ۲۰۱۷). چندین روش تصحیح اربیی توسعه یافته است که از رویکردهای نسبت‌گیری ساده تا نداشت توزیع را شامل می‌شود (توچین و سبیرت، ۲۰۱۲).

پژوهشگران زیادی در سراسر جهان از روش‌های تصحیح اربیی مختلف برای بررسی داده‌های شبیه‌سازی شده بارش استفاده کرده‌اند. توچین و سبیرت (۲۰۱۳) از روش‌های نسبت‌گیری خطی (LS)، نسبت‌گیری شدت موضعی (LOCI)، تبدیل توانی (PT)، نسبت‌گیری واریانس (VS)، نداشت توزیع (DM) و تغییر دلتا (DC) برای اصلاح میانگین، صدکها و فراوانی روزهای بارانی در سوئد استفاده کردند. اجاج و همکاران (۲۰۱۶) از ۵ روش تصحیح اربیی برای تصحیح مجموعه داده‌های پایگاه اقلیم-شناسی بارش جهانی (GPCC) استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که به جای استفاده از یک روش تصحیح اربیی واحد در رژیم‌های آب و هوایی مختلف، بهتر است از ترکیب چندین روش که مناسب اقلیم محلی باشد، استفاده شود. گیمیر و همکاران (۲۰۱۹) از هشت روش تصحیح اربیی برای تصحیح داده‌های بارش مدل‌های GCM و بهبود شبیه‌سازی هیدرولوژیکی در مقیاس‌های زمانی روزانه، ماهانه و سالانه استفاده کردند و نشان دادند که استفاده از این تکنیک‌ها منجر به کاهش اربیی و بهبود شبیه‌سازی جریان می‌شود. سوندرام و راداکریشن (۲۰۲۲) از روش‌های نسبت‌گیری خطی، نسبت‌گیری شدت موضعی، تبدیل توانی، نداشت توزیعی و تغییر دلتا برای تصحیح مجموعه داده‌های بارش CORDEX در هند استفاده کردند. با توجه به

^۱ Intergovernmental Panel on Climate Change

^۲ General Circulation Models

^۳ Coupled Model Intercomparison Project

^۴ World Climate Research Programme

یافته‌های آنان، همه روش‌ها به طور قابل توجهی برآوردهای شبیه‌سازی شده خام را پس از اصلاح بهبود دادند ولی روش تغییر دلتا مطابقت خوبی با بارش مشاهده‌شده ایجاد کرد.

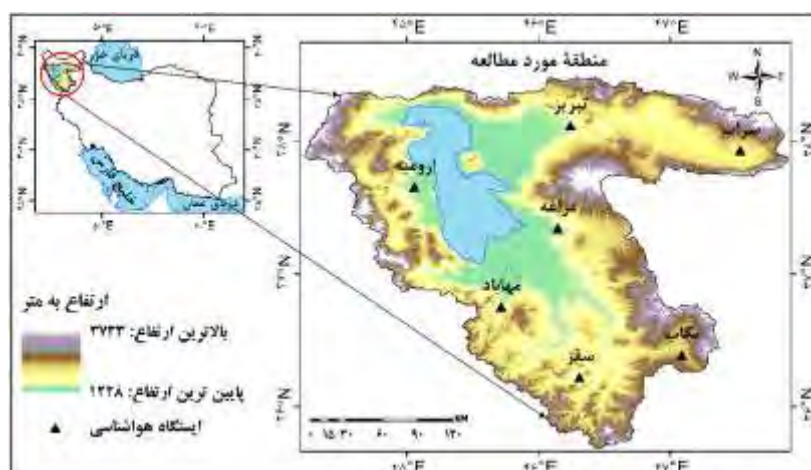
در ایران شکوهی و همکاران (۱۳۹۷) دقت مدل‌های CMIP5 را براساس شاخص نمره مهارت ارزیابی کردند و نشان دادند که شبیه‌سازی این مدل‌ها با خطا همراه است و باید قبل از استفاده تصحیح شوند. کلاچیان و همکاران (۱۳۹۹) از چهار روش تصحیح اریبی (نگاشت چندکی، رگرسیون بردار پشتیبان، میانگین‌گیری مدل بیزین و رابطه تجربی اصلاح اریبی دما) برای بهبود داده‌های پیش‌بینی بارش و دمای S2S استفاده کردند. نتایج نشان داد اعمال روش‌های پس‌پردازش توانست دقت پیش‌بینی‌های بارش را در نیمی از ماه‌ها، تا حد قابل قبولی ارتقا دهد. محمدعلیزاده فرد و همکاران (۱۳۹۹) از مدل اقلیمی GFDL-ESM2M، برای ارزیابی تغییرات آبی اقلیم حوضه دریا استفاده کردند. نتایج حاصل نشان داد درصد تغییرات وزنی بارش حوضه در سناریوی RCP2.6 و RCP8.5 به ترتیب $+6/3$ و $-16/4$ نسبت به دوره پایه می‌باشد. زرین و داداشی رودباری (۱۴۰۰) از روش تغییر عامل دلتا برای تصحیح اریبی مدل‌های همادی CMIP6 در ایران استفاده کردند. نتایج نشان داد که تصحیح اریبی، پیش‌نگری دمای سالانه به ویژه در مناطق خشک و نیمه خشک را بهبود می‌بخشد. عبدالعلی‌زاده و همکاران (۱۴۰۱) برای تصحیح اریبی مدل‌های CMIP6 در حوضه دریاچه ارومیه از روش تغییر دلتا استفاده کردند.

مروری بر تحقیقات صورت گرفته در زمینه تصحیحات آماری پیش‌نگری مدل‌های GCM، نشان داد که علیرغم قابلیت بالای روش‌های تصحیح اریبی در تصحیح پیش‌نگری‌های بارش، تاکنون ارزیابی جامعی بین روش‌های مختلف تصحیح اریبی صورت نگرفته است و تحقیقات انجام شده در این زمینه تنها از یک یا چند روش محدود تصحیح اریبی استفاده کرده‌اند. بر این اساس، در مطالعه حاضر، روش‌های تصحیح اریبی نسبت‌گیری خطی (LS)، نسبت‌گیری شدت موضعی (LOCI)، تبدیل توانی (PT)، نگاشت توزیع (DM) و تغییر عامل دلتا (DC) بر روی مدل GFDL-ESM4 ارزیابی می‌شوند. پیش‌نگری بارش برای دوره‌های آینده نیز با استفاده از بهترین روش تصحیح اریبی و بر اساس سناریوهای SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5 در حوضه دریاچه ارومیه انجام شده است.

داده و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

حوضه آبریز دریاچه ارومیه با وسعت حدود ۵۱۸۰۰ کیلومتر مربع در شمال غربی ایران قرار گرفته و بوسیله بخش شمالی کوه‌های زاگرس، دامنه جنوبی کوه سبلان و دامنه‌های شمالی، غربی و جنوبی کوه سهند احاطه شده است. بر اساس تقسیم بندی حوضه-های آبریز کشور، این حوضه یکی از شش حوضه آبریز اصلی کشور می‌باشد. این حوضه حدود نیمی از استان آذربایجان غربی، بخش وسیعی از استان آذربایجان شرقی و قسمتی از کردستان را شامل می‌شود. میانگین بارش سالانه حوضه ۳۲۰ میلی‌متر است و مشخصه اقلیمی آن زمستان‌های سرد (با میانگین دمای $0/2$) و تابستان‌های نسبتاً معتدل (با میانگین دمای $23/9$) است در حالی که میانگین دمای سالانه حوضه $12/3$ است (علیزاده چوبری و همکاران، ۲۰۱۶؛ جوان و همکاران، ۱۳۹۷). این منطقه بر اساس طبقه‌بندی اقلیمی کوپن-گایگر از اقلیم استپی یا نیمه بیابانی سرد برخوردار می‌باشد (رضیعی، ۱۳۹۶). شکل ۱ منطقه مورد مطالعه و موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌های منتخب را نشان می‌دهد.



شکل (۱). موقعیت منطقه مورد مطالعه

منبع: نگارندگان

داده‌ها

در این پژوهش از آمار بارش روزانه هفت ایستگاه سینوپتیک در سطح حوضه دریاچه ارومیه که دارای آمار بلندمدت (۲۰۱۴-۱۹۹۰) بودند، استفاده شد. برای بررسی چشم‌انداز آینده بارش حوضه دریاچه ارومیه تا پایان قرن حاضر، مدل GFDL-ESM4 از سری مدل‌های CMIP6 تحت سناریوهای خط سیر مشترک اجتماعی اقتصادی (SSPs) (ریاحی و همکاران، ۲۰۱۷) مورد استفاده قرار گرفت. علت انتخاب این مدل از بین مدل‌های در دسترس، تفکیک افقی مناسب آن است. سناریوهای SSP در پنج گروه با عنوان SSP1 تا SSP5 نام‌گذاری شده‌اند. در این پژوهش از سناریوهای خوش‌بینانه (SSP1-2.6)، حدواسط (SSP2-) و بدبینانه (SSP5-8.5) برای پیش‌نگری بارش تحت شرایط تغییر اقلیم برای سه دوره آینده نزدیک (۲۰۲۶-۲۰۵۰)، میانی (۲۰۷۵-۲۰۸۱) و آینده دور (۲۱۰۰-۲۰۷۶) استفاده شده است.

روش تحقیق

روش‌های تصحیح اریبی بارش

در این تحقیق، تصحیح اریبی با استفاده از روش‌های موجود در نرم افزار CMhyd (راجنز و همکاران، ۲۰۱۶) انجام شده است. نرم افزار CMhyd به دلیل برخورداری از هشت روش پیش‌فرض در تصحیح اریبی، دارای مزیت از نظر اجرای سریع و امکان انتخاب گزینه‌های مختلف دارد. در ادامه روش‌های مورد استفاده تشریح می‌شوند:

روش نسبت‌گیری خطی (LS)

روش نسبت‌گیری خطی ساده‌ترین تکنیک تصحیح اریبی است که توسط محققان مختلفی در تصحیح پیش‌نگری‌های اقلیمی به کار گرفته شده است (توچین و سیبرت، ۲۰۱۲؛ شرستا و همکاران، ۲۰۱۵). این روش، تصحیح اریبی مقدار میانگین مدل را با داده‌های مشاهداتی به طور کامل و با یک نسبت خطی مطابقت می‌دهد. داده‌های بارش تاریخی مدل و سناریوها با استفاده از روابط زیر تصحیح می‌شوند (سوندرام و راداکریشن، ۲۰۲۲):

$$P_{control,m,d}^* = P_{control,m,d} \times \frac{\mu(P_{obs,m})}{\mu(P_{control,m})} \quad \text{رابطه ۱}$$

$$P_{scenario,m,d}^* = P_{scenario,m,d} \times \frac{\mu(P_{obs,m})}{\mu(P_{control,m})} \quad \text{رابطه ۲}$$

که در آن P^* بارش تصحیح اریبی شده در ماه و روز موردنظر، $P_{control}$ داده‌های دوره تاریخی، $P_{scenario}$ داده‌های دوره آینده بر اساس سناریوهای مختلف، P_{obs} مقادیر مشاهداتی، μ میانگین، m ماه موردنظر و d روز موردنظر از ماه می‌باشد.

روش نسبت گیری شدت محلی (LOCI)

روش LOCI که توسط اشمیدلی و همکاران (۲۰۰۶) معرفی شد، علاوه بر میانگین، فراوانی و شدت بارش روزهای مرطوب را نیز تنظیم می‌کند. این روش در دو مرحله انجام می‌شود: اولاً آستانه شدت بارش ($th, control$) برای هر ماه از سری داده‌های تاریخی تعیین می‌شود، سپس تعداد روزهای مرطوب در دوره تاریخی که از آستانه بالاتر است مشخص می‌شود تا اطمینان حاصل شود که تعداد روزهای فراتر از آستانه با فراوانی روزهای مرطوب داده‌های مشاهداتی مطابقت دارد (فنگ و همکاران، ۲۰۱۵). تعداد رویدادهای بارش دوره‌های تاریخی و سناریوها با اعمال آستانه بارندگی ($th, control$) با استفاده از روابط ۳ و ۴ تصحیح می‌شود:

$$P_{control,m,d}^{*1} = \begin{cases} 0, & \text{if } P_{control,m,d} < P_{th,control} \\ P_{control,m,d}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{رابطه ۳}$$

$$P_{scenario,m,d}^{*1} = \begin{cases} 0, & \text{if } P_{control,m,d} < P_{th,control} \\ P_{scenario,m,d}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{رابطه ۴}$$

که در آن، P^{*1} یک مرحله میانی است. این روش عملاً اثر بارش‌های ضعیف (روزهای با بارش کم) را حذف می‌کند زیرا روزهای بارانی بیشتر از آستانه اغلب به خروجی‌های مدل اضافه می‌شود. ثانیاً، یک ضریب مقیاس (S) با استفاده از رابطه ۵ محاسبه و استفاده می‌شود تا اطمینان حاصل شود که میانگین بارندگی تصحیح شده برابر با بارش مشاهداتی است:

$$S = \frac{\mu_m(P_{obs,d} | P_{obs,d} > 0 \text{ mm})}{\mu_m(P_{control,d} | P_{control,d} > P_{th,control}) - P_{th,control}} \quad \text{رابطه ۵}$$

در نهایت، روابط ۶ و ۷ به ترتیب برای تصحیح بارش‌های تاریخی و سناریوها استفاده می‌شوند:

$$P_{control,m,d}^* = P_{control,m,d}^{*1} \cdot S \quad \text{رابطه ۶}$$

$$P_{scenario,m,d}^* = P_{scenario,m,d}^{*1} \cdot S \quad \text{رابطه ۷}$$

روش تبدیل توانی (PT)

این روش از یک تابع تبدیل توانی (لیندر و بیشاند، ۲۰۰۷) برای بارش پیش‌بینی شده استفاده می‌کند و طوری تصحیحات اریبی را انجام می‌دهد که هم آماره واریانس (σ) بارش پیش‌بینی شده و مشاهداتی و هم میانگین (μ) آنها با هم مطابقت داشته باشند. پارامتر تبدیل b به گونه‌ای پیدا می‌شود که ضریب تغییرات (CV) بارش روزانه مشاهده شده با ضریب تغییرات بارش روزانه پیش‌بینی شده برابر باشد (رابطه ۸). در مرحله بعد ضریب S طوری تعیین می‌شود که متوسط مقادیر روزانه تبدیل شده با مقادیر مشاهداتی آن متناظر باشد (رابطه ۹). سپس برای تصحیح داده‌های تاریخی و سناریوها از روابط ۱۰ و ۱۱ استفاده می‌شود (شعبان‌پور و همکاران، ۱۳۹۹):

$$f(b_m) = 0 = CV_m(P_{obs}) - CV_m(P_{control,m}^{b_m}) = \frac{\sigma_m(P_{obs})}{\mu_m(P_{obs})} - \frac{\sigma_m(P_{control,m}^{b_m})}{\mu_m(P_{control,m}^{b_m})} \quad \text{رابطه ۸}$$

$$S = \frac{\mu_m(P_{obs}^{b_m})}{\mu_m(P_{control,m}^b)} \quad \text{رابطه ۹}$$

$$P_{control,m,d}^* = S \times P_{control,m,d} \quad \text{رابطه ۱۰}$$

$$P_{scenario,m,d}^* = S \times P_{scenario,m,d} \quad \text{رابطه ۱۱}$$

۱ Local intensity scaling

۲ Power transformation

روش نگاشت توزیع (DM)

روش نگاشت توزیع برای تصحیح میانگین، انحراف استاندارد (SD) و چندک‌ها با یکسان‌سازی توابع توزیع خروجی‌های مدل GCM و داده‌های مشاهده‌ای اعمال می‌شود. این روش فرض می‌کند که بارش شبیه‌سازی شده مدل و مشاهده‌ای از فرکانس خاصی از توزیع تبعیت می‌کنند که به نوبه خود ممکن است باعث بایاس شود. بر این اساس، برای توزیع موثر بارش از توزیع گاما با پارامتر شکل α و پارامتر مقیاس β استفاده می‌شود (فنگ و همکاران، ۲۰۱۵). قبل از روش DM، روش LOCI برای تعیین روزهای مرطوب با استفاده از آستانه خاص اعمال می‌شود؛ پس از آن، خروجی‌های GCM به صورت زیر تصحیح می‌شوند:

$$P_{control,m,d}^* = Fr^{-1}(Fr(P_{control,m,d} | \alpha_{control,m}, \beta_{control,m}) | \alpha_{obs,m}, \beta_{obs,m}) \quad \text{رابطه ۱۲}$$

$$Fr^{-1}(Fr(P_{scenario,m,d} | \alpha_{control,m}, \beta_{control,m}) | \alpha_{obs,m}, \beta_{obs,m}) \quad \text{رابطه ۱۳}$$

که در آن Fr و Fr-1 تابع توزیع تجمعی گاما و معکوس آن، α پارامتر شکل و β پارامتر مقیاس است.

روش تغییر عامل دلتا (DC)

روش تغییر عامل دلتا (میدلکوپ و همکاران، ۲۰۰۱؛ روتی و همکاران، ۲۰۱۴) یک روش نسبتاً ساده و پرکاربرد است. در ابتدا، تفاوت میانگین بین مجموعه داده‌های تاریخی و سناریو تعیین می‌شود. سپس این اختلاف/دلتا با میانگین داده‌های مشاهده‌شده برای محاسبه پیش‌بینی‌های آینده با استفاده از یک عامل ضرب‌کننده اضافه می‌شود (رابطه ۱۳). در نتیجه، شکل توزیع ماهانه حفظ می‌شود و دلتا مقادیر را تغییر می‌دهد. این رویکرد به دلیل تابع انتقال ساده، اجازه تغییرات در رویدادهای حدی بارش را نمی‌دهد (مندز و همکاران، ۲۰۲۰). فرمول تصحیح بارش از یک تصحیح ضربی استفاده می‌کند.

$$P_{control,m,d}^* = P_{obs,m,d} \quad \text{رابطه ۱۴}$$

$$P_{scenario,m,d}^* = P_{obs,m,d} \cdot \frac{\mu_m(P_{scenario,m,d})}{\mu_m(P_{control,m,d})} \quad \text{رابطه ۱۵}$$

شاخص‌های ارزیابی آماری

به منظور ارزیابی کارایی روش‌های تصحیح آریبی در بازتولید داده‌های بارش مدل GCM، از سه معیار ضریب همبستگی (CC)، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و درصد آریبی (PBias) استفاده می‌شود. هرچه مقدار CC به ۱ و مقدار RMSE به صفر نزدیک‌تر باشد عملکرد آن روش بهتر است. آماره PBIAS میانگین انحراف سری زمانی شبیه‌سازی شده را از سری زمانی مشاهداتی اندازه‌گیری می‌کند. مقدار مطلوب آن صفر است که مقادیر مثبت بیانگر بیش‌برآورد و مقادیر منفی نشانگر کم‌برآورد کردن مدل است (گوپتا و همکاران، ۱۹۹۹).

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})(S_i - \bar{S})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n ((O_i - \bar{O})^2 (S_i - \bar{S})^2)}} \quad \text{رابطه ۱۶}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{n}} \quad \text{رابطه ۱۷}$$

$$PBIAS = \frac{\sum_{i=1}^n (S_i - O_i)}{\sum_{i=1}^n O_i} \times 100 \quad \text{رابطه ۱۸}$$

در روابط بالا O_i و S_i به ترتیب مقادیر پیش‌بینی شده و مشاهده شده و n تعداد مشاهدات است.

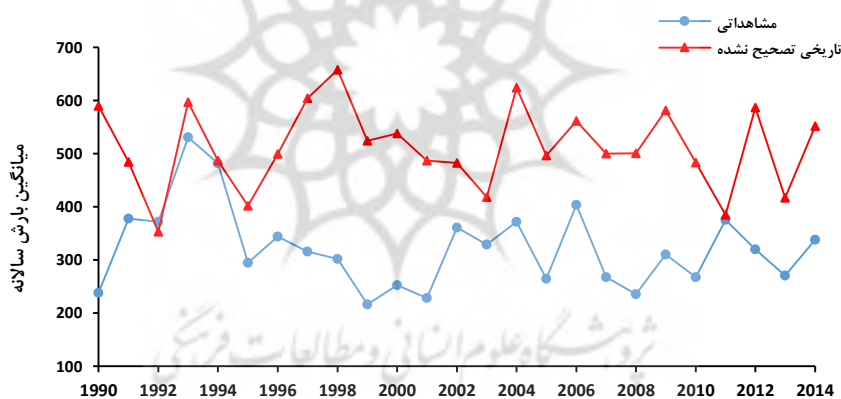
۱ Distribution mapping

۲ Delta Change Method

بحث و بررسی

مقایسه داده‌های تاریخی تصحیح نشده با داده‌های مشاهده‌ای

داده‌های بارش تاریخی مدل GFDL-ESM4 قبل از تصحیح با داده‌های مشاهده‌ای در حوضه دریاچه ارومیه مقایسه شد. شکل ۲ توزیع زمانی میانگین بارندگی سالانه داده‌های مشاهده‌ای و تصحیح نشده را نشان می‌دهد که در آن بارش مدل در اکثر سال-ها، بیشتر برآورد شده است. بررسی نمودار توزیع زمانی نشان می‌دهد که داده‌های تاریخی، دارای الگوهای کاملاً متفاوت نسبت به داده‌های مشاهده‌ای هستند. میانگین سالانه داده‌های مشاهده شده در حوضه دریاچه ارومیه، ۳۲۹ میلی‌متر است، در حالی که میانگین بارش داده‌های تاریخی تصحیح نشده، ۵۰۸ میلی‌متر است. برای تعیین روابط بین مجموعه داده‌های مشاهده‌ای و تاریخی اصلاح نشده در مقیاس زمانی سالانه سه شاخص آماری ضریب همبستگی، مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) و درصد اریبی (PBIAS) محاسبه شد. ضریب همبستگی محاسبه شده، مطابقت ضعیفی را بین دو سری داده نشان می‌دهد (۰/۰۸) و مقدار RMSE نشان‌دهنده پراکندگی بیشتر داده‌ها (۲۱۰/۸ میلی‌متر) است. علاوه بر این، بر اساس PBIAS، شدت بارش در سری داده‌های تاریخی در منطقه مورد مطالعه ۵۴/۶ درصد بیشتر برآورد شده است. بیش‌برآوردی داده‌های بارش مدل‌های CMIP6 در ایران در اکثر مطالعات گزارش شده است (هونگ و همکاران، ۲۰۲۱؛ زرین و داداشی رودباری، ۱۴۰۰). پیش‌نگری داده‌های بارش این مدل‌ها را می‌توان با استفاده از روش‌های تصحیح اریبی بهبود بخشید.



شکل ۲. توزیع زمانی میانگین بارش سالانه مشاهده‌ای و داده‌های تاریخی تصحیح نشده (۱۹۹۰-۲۰۱۴)

منبع: نگارندگان

ارزیابی عملکرد روش‌های تصحیح اریبی

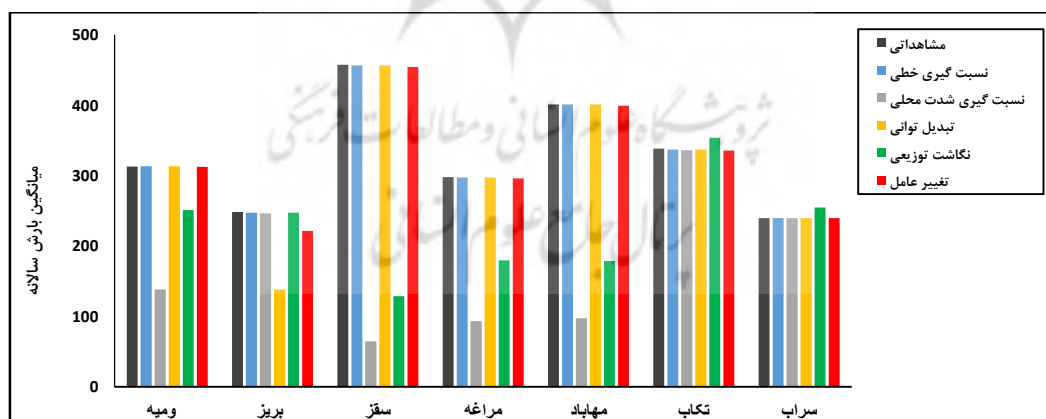
پس از تصحیح اریبی، میانگین سالانه مجموعه داده‌های مشاهده‌شده و تاریخی تصحیح شده در شکل ۳ مقایسه شد و نشان داد که روش‌های تصحیح می‌توانند اریبی‌ها را در داده‌های مدل تا حدودی اصلاح کنند. بر اساس میانگین سالانه داده‌ها، در روش‌های تغییر عامل دلتا (DC)، نسبت‌گیری خطی (LS) و تبدیل توانی (PT)، داده‌های تاریخی تصحیح شده مطابقت بهتری با داده‌های مشاهده‌ای دارند ولی روش‌های نسبت‌گیری شدت محلی (LOCI) و نگاهت توزیع (DM) عملکرد ضعیفی را نشان می‌دهند.

برای یافتن بهترین روش تصحیح، آماره‌های ضریب همبستگی، RMSE و PBIAS بین خروجی هر روش و داده‌های مشاهده‌ای در طول دوره مورد مطالعه و در مقیاس زمانی روزانه محاسبه شدند (جدول ۱). از نظر شاخص ضریب همبستگی، روش تغییر عامل دلتا در تمام ایستگاه‌های حوضه همبستگی مثبت معنی‌داری (۰/۹۹) را نشان می‌دهد ولی بقیه روش‌ها

همبستگی ضعیفی (کمتر از ۰/۳۰) در بیشتر ایستگاه‌ها دارند. بهترین روش‌های تصحیح اریبی در حوضه دریاچه ارومیه بر اساس عملکرد ضریب همبستگی آنها به ترتیب DC، PT، DM، LS و LOCI می‌باشند. بر اساس آماره RMSE نیز، روش تغییر عامل دلتا در تمام ایستگاه‌های حوضه تناسب بهتری را بین مجموعه داده‌های مشاهده‌ای و تصحیح اریبی شده نسبت به سایر روش‌ها نشان می‌دهد. بر اساس معیار RMSE، روش‌های DC، LS، LOCI، PT و DM به ترتیب بهترین تا بدترین عملکرد را در حوضه دریاچه ارومیه در مقیاس روزانه داشته‌اند. در آماره PBIAS نیز رتبه روش تغییر عامل دلتا بهتر از سایر روش‌هاست و با بیش‌آوردی در حدود ۰/۰۵ کمترین میزان اریبی را داشته است. بر اساس این معیار نیز روش‌های DC، LS، PT، DM و LOCI به ترتیب بهترین تا بدترین عملکرد را داشته‌اند.

جدول (۱). نتایج بررسی عملکرد روش‌های تصحیح اریبی

روش	معیار	ارومیه	تبریز	سقز	مراغه	مهاباد	تکاب	سراب
نسبت‌گیری خطی	CC	-۰/۱۶	-۰/۲۲	۰/۲۳	-۰/۱۶	۰/۳۰	-۰/۱۱	-۰/۲۲
	RMSE	۳/۹۶	۲/۸۴	۵/۱۵	۳/۴۹	۴/۷۸	۳/۸۴	۲/۸۰
	PBIAS (%)	۰/۰۵	-۰/۴۵	-۰/۰۰۳	-۰/۱۴	-۰/۰۹	-۰/۳۱	-۰/۰۱
نسبت‌گیری شدت محلی	CC	۰/۱۳	۰/۲۳	۰/۳۴	-۰/۱۹	۰/۱۸	-۰/۱۲	-۰/۲۲
	RMSE	۳/۹۴	۲/۸۸	۴/۹۱	۳/۴۴	۴/۵۵	۳/۹۵	۲/۹۰
	PBIAS (%)	۵۵/۸۶	-۴۴/۳۸	-۰/۸۶	-۶۸/۶۹	-۷۷	-۰/۵۸	-۶۲/۲۳
تبدیل توانی	CC	-۰/۱۴	-۰/۱۷	۰/۱۹	-۰/۱۶	۰/۲۷	-۰/۱۹	-۰/۱۹
	RMSE	۴/۸۰	۳/۳۷	۶/۱۲	۴/۱۶	۵/۵۵	۴/۴۹	۳/۱۷
	PBIAS (%)	۰/۰۲	-۰/۵۲	-۰/۰۰۲	-۰/۱۷	-۰/۰۴	-۰/۳۷	۶۲/۸
نگاشت توزیع	CC	۰/۱۱	-۰/۱۳	۰/۳۳	-۰/۱۹	۰/۲۳	-۰/۱۸	-۰/۲۲
	RMSE	۵/۵۰	۳/۹۹	۶/۰۹	۴/۷۳	۵/۷۴	۵/۱۳	۳/۸۳
	PBIAS (%)	-۱۹/۸۸	-۱۰/۸۵	-۰/۷۲	-۳۹/۶۷	-۵۷/۰۸	۴/۶۳	-۲۹/۵۹
تغییر عامل دلتا	CC	۰/۹۹	۰/۹۸	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۹
	RMSE	۰/۰۰۵	۰/۰۰۴	۰/۰۱۲	۰/۰۰۴	۰/۰۰۷	۰/۰۰	۰/۰۴
	PBIAS (%)	۰/۰۵	-۰/۰۲	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۰	-۰/۰۸



شکل (۳). میانگین بارش سالانه مجموعه داده‌های مشاهده‌ای و تصحیح شده با روش‌های تصحیح اریبی

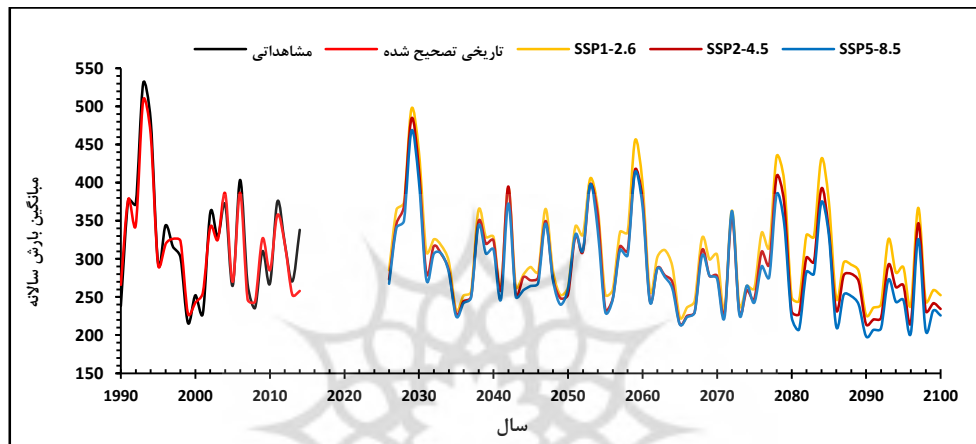
منبع: نگارندگان

با توجه به نتایج جدول ۱ و شکل ۳ می‌توان ادعان داشت که روش تغییر عامل دلتا در تصحیح داده‌های تاریخی (۲۰۱۴-۱۹۹۰) مدل GFDL-ESM4 در حوضه دریاچه ارومیه، بهتر از سایر روش‌ها عمل کرده است. روش‌های نسبت‌گیری خطی و نسبت‌گیری شدت محلی به دلیل کم‌برآورد کردن بارش در حوضه مناسب نیستند و روش‌های تبدیل توانی و نگاشت توزیع، واریانس بالاتری بین مجموعه داده‌های مشاهده‌شده و تصحیح شده در همه ارزیابی‌ها داشتند. در نتیجه، می‌توان استنباط کرد که

روش تغییر عامل دلتا (DC) می‌تواند برای تصحیح پیش‌نگری‌های آینده بارش در حوضه دریاچه ارومیه مورد استفاده قرار گیرد. زرین و داداشی رودباری (۲۰۲۱) نیز نشان دادند PBIAS مدل‌های CMIP6 که با مدل عامل دلتا تصحیح اریبی شده‌اند کمتر از ۵ درصد کل بارندگی سالانه است و نتیجه گرفتند که شبیه‌سازی بارش توسط مدل‌های CMIP6 عملکرد خوبی در ایران دارد.

پیش‌نگری بارش‌های آینده پس از تصحیح اریبی

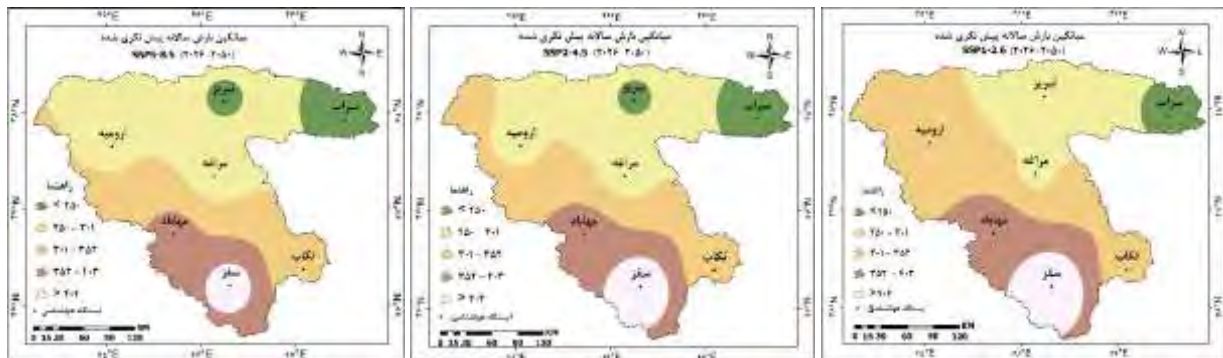
پس از انتخاب بهترین روش تصحیح اریبی در حوضه دریاچه ارومیه، داده‌های بارش مدل GFDL-ESM4 در دوره‌های آینده نزدیک (۲۰۲۶-۲۰۵۰)، آینده میانی (۲۰۵۱-۲۰۷۵) و آینده دور (۲۰۷۵-۲۱۰۰) بر اساس سناریوهای SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5 با استفاده از روش تغییر عامل دلتا تصحیح شدند. تغییرات بارندگی دوره‌های آینده در تمامی سناریوها در مقیاس سالانه مورد بررسی قرار گرفت (شکل ۴).



شکل ۴). توزیع زمانی میانگین بارندگی سالانه مشاهداتی، و سری‌های تصحیح شده تاریخی و سناریوهای SSP منبع: نگارندگان

در آینده نزدیک (۲۰۲۶-۲۰۵۰)، میانگین بارش در حوضه دریاچه ارومیه نسبت به داده‌های مشاهداتی دوره پایه کاهش می‌یابد که این کاهش بر اساس سناریوهای SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5 به ترتیب ۱/۷، ۴/۸ و ۷/۵ درصد خواهد بود. در این دوره وقوع بارش‌های سنگین (بیشتر از ۳۷۸ میلی‌متر) بر اساس سناریوهای SSP1-2.6 و SSP2-4.5 در سال‌های ۲۰۲۳، ۲۰۲۹ و ۲۰۳۰، و بر اساس سناریو SSP5-8.5، در سال‌های ۲۰۲۳، ۲۰۲۹ و ۲۰۳۰ پیش‌بینی شده است. تعداد سال‌های کم‌بارش (کمتر از ۲۸۰ میلی‌متر) در دوره ۲۰۲۱-۲۰۵۰ و بر اساس سناریوهای SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5 به ترتیب ۹، ۱۳ و ۱۵ سال پیش‌بینی شده است (شکل ۴).

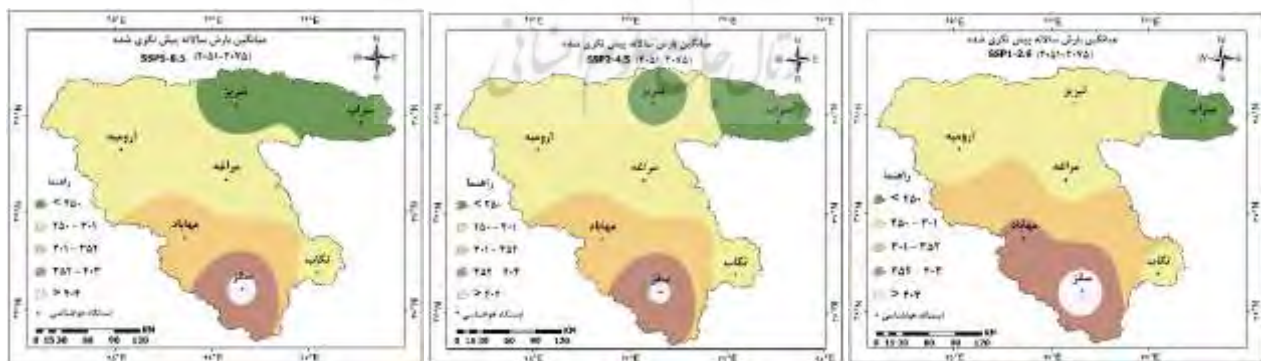
شکل ۵ پراکنندگی جغرافیایی میانگین بارندگی سالانه را برای هر سه سناریو در آینده نزدیک نشان می‌دهد که در آن‌ها بارش به سمت جنوب و جنوب‌غربی افزایش می‌یابد. قسمت‌های جنوب‌غربی (سقز) بارش بیشتری دریافت می‌کنند که میزان آن بر اساس SSP1-2.6 حدود ۴۵۳ میلی‌متر می‌باشد ولی بر اساس سناریوهای دیگر کاهش یافته و به ۴۳۰ میلی‌متر در SSP5-8.5 می‌رسد. در حالی که قسمت‌های شمال‌شرقی (سراب) بارش کمتری دریافت می‌کنند که از ۲۳۴ میلی‌متر در SSP1-2.6 تا حدود ۲۱۸ میلی‌متر در SSP5-8.5 کاهش می‌یابد. بررسی اشکال نشان می‌دهد که در آینده نزدیک و بر اساس سناریو SSP5-8.5، تمام ایستگاه‌های حوضه بارش کمتری نسبت به سناریو SSP1-2.6 دریافت می‌کنند.



شکل (۵). توزیع فضایی میانگین بارش سالانه در آینده نزدیک با سناریوهای SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5
منبع: نگارندگان

در آینده میانی (۲۰۷۵-۲۰۵۱) و در مقایسه با داده‌های مشاهده‌شده، سناریوی SSP1-2.6 کاهش ۷/۵ درصدی در میانگین بارندگی سالانه حوضه را نشان می‌دهد، در حالی که سناریوهای SSP2-4.5 و SSP5-8.5 به ترتیب کاهش ۱۳/۶ و ۱۴/۷ درصدی را نشان می‌دهند. در این دوره وقوع بارش‌های سنگین بر اساس سناریوهای SSP1-2.6 و SSP2-4.5 در سال‌های ۲۰۵۳، ۲۰۵۹ و ۲۰۶۰ و بر اساس سناریو SSP5-8.5، در سال‌های ۲۰۵۳ و ۲۰۵۹ پیش‌بینی شده است. همچنین پیش‌بینی می‌شود تعداد سال‌های کم‌بارش در دوره ۲۰۷۵-۲۰۵۱ و بر اساس سناریوهای SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5 به ترتیب ۱۰، ۱۴ و ۱۴ سال باشد (شکل ۴).

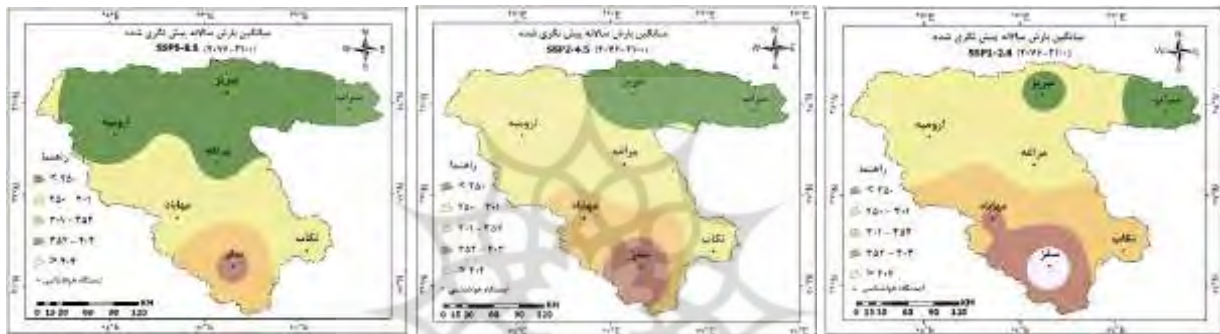
شکل ۶ توزیع فضایی میانگین بارندگی سالانه را برای سناریوهای مورد بررسی در آینده میانی نشان می‌دهد که در آن‌ها بارش به سمت جنوب و جنوب‌غربی افزایش می‌یابد. بر اساس SSP1-2.6، قسمت‌های جنوب‌غربی (به ویژه سقز) بارش بیشتری دریافت می‌کنند که میزان آن حدود ۴۲۵ میلی‌متر می‌باشد ولی بر اساس سناریوهای دیگر کاهش یافته و به ۴۱۴ میلی‌متر در SSP5-8.5 می‌رسد. در حالی که قسمت‌های شمال شرقی (سراب) بارش کمتر و در حدود ۲۲۰ میلی‌متر دریافت می‌کنند که این کاهش به ۲۰۷ میلی‌متر در SSP2-4.5 و ۲۰۴ میلی‌متر در SSP5-8.5 می‌رسد. بررسی اشکال نشان می‌دهد که در این دوره و بر اساس نتایج هر سه سناریو، به جز قسمت‌های جنوب‌غربی، تمام مناطق حوضه بارشی کمتر از ۳۲۸ میلی‌متر (میانگین منطقه‌ای دوره مشاهده شده) دریافت خواهند کرد.



شکل (۶). توزیع فضایی میانگین بارش سالانه در آینده میانی با سناریوهای SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5
منبع: نگارندگان

در آینده دور (۲۱۰۰-۲۰۷۶) میانگین بارندگی سالانه حوضه در مقایسه با داده‌های مشاهده شده، ۹/۲ درصد در سناریوی SSP2.6، ۱۷/۷ درصد در سناریوی SSP2-4.5 و ۲۶ درصد در سناریوی SSP8.5 کاهش می‌یابد. در این دوره وقوع بارش‌های

سنگین بر اساس سناریو SSP1-2.6 در سال‌های ۲۰۷۸، ۲۰۷۹ و ۲۰۸۴، بر اساس سناریو SSP2-4.5 در سال‌های ۲۰۷۸ و ۲۰۸۴ و بر اساس سناریو SSP5-8.5 در سال ۲۰۷۸ پیش‌بینی شده است. همچنین انتظار می‌رود تعداد سال‌های کم‌بارش در دوره ۲۰۷۶-۲۱۰۰ و بر اساس سناریوهای SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5 به ترتیب ۱۰، ۱۴ و ۱۷ سال باشد (شکل ۴). شکل ۷ توزیع فضایی میانگین بارندگی سالانه در آینده دور را برای سناریوهای SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5 نشان می‌دهد. در این دوره نیز بارش به سمت جنوب و جنوب‌غربی افزایش می‌یابد. بر اساس SSP1-2.6، قسمت‌های جنوب‌غربی (به ویژه سقز) بارش بیشتری دریافت می‌کنند که میزان آن حدود ۴۲۶ میلی‌متر می‌باشد ولی با سناریوهای دیگر کاهش یافته و به ۳۶۴ میلی‌متر در SSP5-8.5 می‌رسد. در حالی که قسمت‌های شمال‌شرقی (سراب) بارش کمتر و در حدود ۲۲۴ میلی‌متر دریافت می‌کنند که این کاهش به ۲۱۸ میلی‌متر در SSP2-4.5 و ۱۹۷ میلی‌متر در SSP5-8.5 می‌رسد. بررسی اشکال نشان می‌دهد که در این دوره نیز مانند دوره‌های قبلی و بر اساس سناریو SSP5-8.5، تمام ایستگاه‌های حوضه بارش کمتری نسبت به سناریو SSP1-2.6 دریافت می‌کنند و به جز قسمتهای جنوب‌غربی، تمام مناطق حوضه بارشی کمتر از ۳۲۸ میلی‌متر (میانگین منطقه‌ای دوره مشاهده شده) دریافت خواهند کرد.



شکل (۷). توزیع فضایی میانگین بارش سالانه در آینده دور با سناریوهای SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5

منبع: نگارندگان

بحث

به طور کلی، نتایج مدل GFDL-ESM4 بر اساس سناریوهای SSP1-2.6، SSP2-4.5 و SSP5-8.5، نشان‌دهنده کاهش بارش در دوره‌های آبی در حوضه دریاچه ارومیه می‌باشد. نادری و ساعت ساز (۲۰۲۰) نیز با استفاده از مدل‌های CMIP5 و بر اساس سناریوهای RCP2.6، RCP4.5 و RCP8.5 به ترتیب ۱۰/۴، ۱۲/۸ و ۱۲/۲۰ درصد کاهش بارندگی سالانه را نشان دادند. در مطالعه‌ای که توسط دولابیان و همکاران (۲۰۲۱) در ایران صورت گرفته است، اثرات تغییر اقلیم تحت سناریوهای RCP مدل‌های GCM در دوره آینده بررسی شده است. نتایج حاصل از این تحقیق نیز نشان‌دهنده کاهش دما در عموم مناطق کشور است.

بارش‌های سنگین و بارش‌های کم به ترتیب باعث سیل و خشکسالی می‌شود. با این حال انتظار می‌رود اثرات سیل و خشکسالی به دلیل عدم وجود ترسالی و خشکسالی‌های متوالی کم باشد. زرین و داداشی رودباری (۱۴۰۰) نیز گزارش داده‌اند که کاهش بارش در دوره ۲۰۶۱-۲۱۰۰ در حوضه آبریز دریاچه ارومیه، سبب افزایش روزهای خشک متوالی با حداکثر ۲۶/۴ روز تحت سناریوی SSP5-8.5 خواهد بود. علاوه بر این، در تمام دوره‌ها بارش کمتری نسبت به SSP2-4.5 دریافت می‌کند که می‌تواند به نیروی تابشی نسبت داده شود (کیم و همکاران، ۲۰۲۰). با توجه به موقعیت استراتژیک حوضه دریاچه ارومیه، هم از لحاظ مجاورت با کشورهای همسایه و هم از لحاظ فعالیت‌های کشاورزی و امنیت غذایی، کمبود منابع آبی ناشی از کاهش بارش‌ها می‌تواند منجر به بروز مشکلات در این منطقه شود. براساس نتایج انصاری مهابادی و همکاران (۱۴۰۱)، حوضه دریاچه ارومیه از حوضه‌های مهمی هست که افزایش دما و کاهش بارندگی در آینده در آن چشمگیر خواهد بود. افزایش دما در

این حوضه قطعاً منجر به افزایش نیاز آبی شده و کاهش بارندگی نیز سبب به هم خوردن بیلان آبی در این ناحیه خواهد بود. بنابراین اقداماتی در جهت کاهش مصرف آب و تغییر الگوی کشت در این منطقه باید صورت گیرد.

نتیجه‌گیری

انتخاب روش تصحیح اریبی در برآورد پیامدهای تغییر اقلیم بسیار مهم است. این پژوهش با هدف ارائه خلاصه‌ای از روش‌های مختلف تصحیح اریبی و روش‌های ارزیابی آنها در حوضه آبریز دریاچه ارومیه با استفاده از شاخص‌های آماری مختلف (ضریب همبستگی، RMSE و PBIAS) انجام گردید. بدین منظور پیش‌نگری‌های بارش روزانه مدل GFDL-ESM4 در یک دوره ۳۰ ساله در مقایسه با میانگین مشاهداتی حوضه بررسی شد و در ادامه از روش‌های متنوعی برای اصلاح اریبی و بالا بردن دقت پیش‌بینی‌ها استفاده گردید.

نتایج این تحقیق حاکی از آن است که پیش‌نگری‌های خام بارش در اغلب روزها از دقت مطلوبی برخوردار نبوده‌اند. بنابراین نتیجه گرفته می‌شود که اصلاح اریبی بارش، مرحله‌ای ضروری و مؤثر در بهبود دقت پیش‌نگری‌ها محسوب می‌شود.

مشخص شد که روش تغییر عامل دلتا (DC) مطابقت خوب و انحرافات کمتری در برابر بارش مشاهده شده نسبت به سایر روش‌ها دارد. در نتیجه، نشان می‌دهد که روش DC برای تصحیح مجموعه داده‌های سناریوها در این منطقه بهترین روش است. پیش‌نگری‌های بارش آینده تصحیح اریبی شده، تغییرات قابل توجهی را در طول قرن نشان می‌دهد. در مقایسه با داده‌های مشاهده‌شده، پیش‌نگری‌های میانگین سالانه بارش مدل GFDL-ESM4، نشان‌دهنده کاهش بارش از ۲ تا ۹ درصد در سناریوی SSP1-2.6 و ۸ تا ۲۶ درصد در سناریوی SSP2-8.5 بود.

نواحی شمالی و شمال‌شرقی حوضه، کاهش بارش بیشتری خواهند داشت، در حالی که بخش‌های جنوبی، کاهش کمتری را تجربه خواهند کرد.

علاوه بر این، تجزیه و تحلیل‌ها نشان داد که بیشتر سال‌ها در قرن بیست و یکم بارندگی کمی را دریافت می‌کنند که می‌تواند منجر به بروز خشکسالی در حوضه شود.

منابع

- انصاری مهابادی، ثمین؛ دهبان، حسین؛ زارعیان، محمدجواد؛ فرخ‌نیا، اشکان (۱۴۰۱). بررسی روند تغییرات دما و بارش حوزه‌های آبریز ایران در افق ۲۰ سال آینده براساس برونداد مدل‌های CMIP6، پژوهش آب ایران، ۱۶(۱): ۲۴-۱۱.
- جوان، خدیجه؛ رسولی، علی‌اکبر؛ عرفانیان، مهدی؛ ساری صراف، بهروز (۱۳۹۷). ارزیابی تطبیقی روش‌های برآورد مقدار بارندگی در حوضه دریاچه ارومیه، *جغرافیا و برنامه‌ریزی*، ۶۵(۲): ۱۰۰-۸۳.
- رضیعی، طیب (۱۳۹۶). منطقه‌بندی اقلیمی ایران به روش کوپن-گایگر و بررسی جابجایی مناطق اقلیمی کشور در سده بیستم، فیزیک زمین و فضا، نشریه آب و خاک، ۴۳(۲): ۴۳۹-۴۱۹.
- زرین، آذر؛ داداشی رودباری، عباسعلی (۱۴۰۰). پیش‌نگری دمای ایران در آینده نزدیک (۲۰۲۱-۲۰۴۰) بر اساس رویکرد همادی چندمدلی CMIP6، *پژوهش‌های جغرافیای طبیعی*، ۵۳(۱): ۹۰-۷۵.
- شعبان‌پور، فاطمه؛ بذرافشان، جواد؛ عراقی‌نژاد، شهاب (۱۳۹۹). ارزیابی تأثیر روش‌های تصحیح اریبی بر مهارت پیش‌بینی فصلی بارش مدل اقلیمی CFSv2، *تحقیقات آب و خاک ایران*، ۵۱(۱۲): ۳۰۱۷-۳۰۳۲.
- شکوهی، مجتبی؛ ثنائی‌نژاد، حسین؛ بنایان اول، محمد (۱۳۹۷). ارزیابی شبیه‌سازی دما و بارش مدل‌های اقلیمی CMIP5 در مطالعات منطقه‌ای تغییر اقلیم (مطالعه موردی: مناطق عمده تولید گندم دیم ایران)، *نشریه آب و خاک*، ۳۲(۵): ۱۰۲۴-۱۰۱۳.
- عبدالعلی‌زاده، فیروز؛ خورشیددوست، علی محمد؛ جهانبخش، سعید (۱۴۰۱). ارزیابی دقت مدل‌های CMIP6 برای شبیه‌سازی دما و بارش حوضه آبریز دریاچه ارومیه، *پژوهش‌های تغییرات آب و هوایی*، ۱۱(۳): ۳۰-۱۷.
- عزیززاده، محمدرضا؛ جوان، خدیجه (۱۳۹۸). تحلیل روند شاخص‌های حدی بارش در حوضه دریاچه ارومیه و ارتباط آن با الگوهای پیوند از دور، *جغرافیا و برنامه‌ریزی*، ۷۰(۲۳): ۲۲۷-۲۴۶.
- فلاح کلاکی، محمد؛ شکری کوچک، وحید؛ رضانی اعتدالی، هادی (۱۴۰۰). شبیه‌سازی اثرات تغییر اقلیم با استفاده از مدل‌های اقلیمی CMIP5 و CMIP6 بر رواناب با استفاده از مدل هیدرولوژیکی SWAT (مطالعه موردی: حوضه آبریز طشک- بختگان)، *تحقیقات منابع آب ایران*، ۱۷(۳): ۳۵۹-۳۴۵.
- کلاچیان، رویا؛ تقفیان، بهرام؛ معظمی، صادق (۱۳۹۹). ارزیابی کارایی روش‌های پس‌پردازش و اصلاح اریبی بر پیش‌بینی‌های ماهانه بارش و دما در حوضه کارون، *تحقیقات منابع آب ایران*، ۱۶(۴): ۹۸-۱۱۱.
- محمدعلیزاده فرد، الهام؛ میرموسوی، حسین؛ یاراحمدی، جمشید؛ فرجی، عبدالله (۱۳۹۹). ارزیابی اثر تغییر اقلیم بر بارش در مناطق فاقد آمار مشاهداتی با استفاده از بسته نرم‌افزاری CCT مطالعه موردی: حوضه دریان، *جغرافیا و برنامه‌ریزی*، ۷۳(۲۴): ۳۲۳-۳۰۵.
- Almazroui, M., Saeed, F., Saeed, S., Nazrul Islam, M., Ismail, M., Klutse, N. A. B., & Siddiqui, M. H. (2020). Projected change in temperature and precipitation over Africa from CMIP6. *Earth Systems and Environment*, 4(3), 455-475.
- Alizadeh Choobari, O., Ahmadi Givi, F., Mirzaei, N., & Owlad, E. (2016). Climate change and anthropogenic impacts on the rapid shrinkage of Lake Urmia. *International Journal of Climatology*, 36(13), 4276-4286.
- Ajaaj, A. A., Mishra, A., & Khan, A. A. (2016). Comparison of BIAS correction techniques for GPCP rainfall data in semi-arid climate. *Stochastic environmental research and risk assessment*, 30(6), 1659-1675.
- Brent, R. P. (1971). An algorithm with guaranteed convergence for finding a zero of a function. *The computer journal*, 14(4), 422-425.
- Doulabian, S., Golian, S., Toosi, A. S., & Murphy, C. (2021). Evaluating the effects of climate change on precipitation and temperature for Iran using RCP scenarios. *Journal of Water and Climate Change*, 12(1), 166-184.
- Eyring, V., Bony, S., Meehl, G. A., Senior, C. A., Stevens, B., Stouffer, R. J., & Taylor, K. E. (2016). Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) experimental design and organization. *Geoscientific Model Development*, 9(5), 1937-1958.

- Fang, M., & Li, X. (2016). Application of Bayesian model averaging in the reconstruction of past climate change using PMIP3/CMIP5 multimodel ensemble simulations. *Journal of climate*, 29(1), 175-189.
- Fang, G. H., Yang, J., Chen, Y. N., & Zammit, C. (2015). Comparing bias correction methods in downscaling meteorological variables for a hydrologic impact study in an arid area in China. *Hydrology and Earth System Sciences*, 19(6), 2547-2559.
- Ghimire, U., Srinivasan, G., & Agarwal, A. (2019). Assessment of rainfall bias correction techniques for improved hydrological simulation. *International Journal of Climatology*, 39(4), 2386-2399.
- Gupta, H. V., Sorooshian, S., & Yapo, P. O. (1999). Status of automatic calibration for hydrologic models: Comparison with multilevel expert calibration. *Journal of hydrologic engineering*, 4(2), 135-143.
- Hong, J., Javan, K., Shin, Y., & Park, J. S. (2021). Future projections and uncertainty assessment of precipitation extremes in Iran from the CMIP6 Ensemble. *Atmosphere*, 12(8), 1052.
- IPCC. The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change; IPCC: Geneva, Switzerland, 2013.
- IPCC. Climate Change 2021: The Physical Science Basis. In Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change; Masson-Delmotte, V.P., Zhai, A., Pirani, S.L., Connors, C., Péan, S., Berger, N., Caud, Y., Chen, L., Goldfarb, M.I., Gomis, M., et al., Eds.; Cambridge University Press: Cambridge, UK, 2021.
- Kim, G., Cha, D. H., Lee, G., Park, C., Jin, C. S., Lee, D. K., ... & Kim, J. (2020). Projection of future precipitation change over South Korea by regional climate models and bias correction methods. *Theoretical and Applied Climatology*, 141(3), 1415-1429.
- Kim, J. H., Sung, J. H., Chung, E. S., Kim, S. U., Son, M., & Shiru, M. S. (2021). Comparison of Projection in Meteorological and Hydrological Droughts in the Cheongmicheon Watershed for RCP4. 5 and SSP2-4.5. *Sustainability*, 13(4), 2066.
- Leander, R., & Buishand, T. A. (2007). Resampling of regional climate model output for the simulation of extreme river flows. *Journal of hydrology*, 332(3-4), 487-496.
- Middelkoop, H., Daamen, K., Gellens, D., Grabs, W., Kwadijk, J. C., Lang, H., ... & Wilke, K. (2001). Impact of climate change on hydrological regimes and water resources management in the Rhine basin. *Climatic change*, 49(1), 105-128.
- Mendez, M., Maathuis, B., Hein-Griggs, D., & Alvarado-Gamboa, L. F. (2020). Performance evaluation of bias correction methods for climate change monthly precipitation projections over Costa Rica. *Water*, 12(2), 482 .
- Naderi, M., & Saatsaz, M. (2020). Impact of climate change on the hydrology and water salinity in the Anzali Wetland, northern Iran. *Hydrological Sciences Journal*, 65(4), 552-570.
- Rathjens, H., Bieger, K., Srinivasan, R., Chaubey, I., & Arnold, J. G. (2016). *CMhyd user manual*. Doc. Prep. Simulated Clim. Change Data Hydrol. Impact Study.
- Räty, O., Räisänen, J., & Ylhäisi, J. S. (2014). Evaluation of delta change and bias correction methods for future daily precipitation: intermodel cross-validation using ENSEMBLES simulations. *Climate dynamics*, 42(9), 2287-2303.
- Riahi, K., Van Vuuren, D. P., Kriegler, E., Edmonds, J., O'neill, B. C., Fujimori, S., ... & Tavoni, M. (2017). The shared socioeconomic pathways and their energy, land use, and greenhouse gas emissions implications: an overview. *Global environmental change*, 42, 153-168.
- Schmidli, J., Frei, C., & Vidale, P. L. (2006). Downscaling from GCM precipitation: a benchmark for dynamical and statistical downscaling methods. *International Journal of Climatology*, 26(5), 679-689.

- Shrestha, D. L., Robertson, D. E., Bennett, J. C., & Wang, Q. J. (2015). Improving precipitation forecasts by generating ensembles through postprocessing. *Monthly Weather Review*, 143(9), 3642-3663.
- Stouffer, R. J., Eyring, V., Meehl, G. A., Bony, S., Senior, C., Stevens, B., & Taylor, K. E. (2017). CMIP5 scientific gaps and recommendations for CMIP6. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 98(1), 95-105.
- Sundaram, G., & Radhakrishnan, S. (2022). Performance Evaluation of Bias Correction Methods and Projection of Future Precipitation Changes Using Regional Climate Model over Thanjavur, Tamil Nadu, India. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 1-12.
- Taylor, K. E., Stouffer, R. J., & Meehl, G. A. (2012). An overview of CMIP5 and the experiment design. *Bulletin of the American meteorological Society*, 93(4), 485-498.
- Teutschbein, C., & Seibert, J. (2012). Bias correction of regional climate model simulations for hydrological climate-change impact studies: Review and evaluation of different methods. *Journal of hydrology*, 456, 12-29.
- Teutschbein, C., & Seibert, J. (2013). Is bias correction of regional climate model (RCM) simulations possible for non-stationary conditions?. *Hydrology and Earth System Sciences*, 17(12), 5061-5077.
- Zhao, T., Bennett, J. C., Wang, Q. J., Schepen, A., Wood, A. W., Robertson, D. E., & Ramos, M. H. (2017). How suitable is quantile mapping for postprocessing GCM precipitation forecasts?. *Journal of Climate*, 30(9), 3185-3196.

