



Evaluation of Climate Models for Simulation of Temperature and Precipitation: Selection of the Best AR6 Model Using Multi-Criteria Decision-Making and Performance Metrics

Negin Nabatghods¹, Parisa-Sadat Ashofteh^{2,*} 

1. M.Sc. Student, Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, University of Qom, Qom, Iran.
2. Associate Professor, Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, University of Qom, Qom, Iran.

*Corresponding Author: ps.ashofteh@qom.ac.ir

Keywords:

CMIP6 climate models, Temperature and precipitation simulation, Climate change, Multi-Criteria decision-making (AHP), Performance evaluation metrics.

Received:

25 March 2025

Revised:

22 April 2025

Accepted:

06 May 2025

Introduction

Temperature and precipitation are fundamental climatic parameters that play a crucial role in climate change studies. Their accurate simulation is vital for effective water resource management and strategic planning in response to evolving climatic conditions. General Circulation Models (GCMs) serve as powerful tools for predicting future climate scenarios; however, significant variations among model outputs necessitate the selection of the most suitable model tailored to the specific climatic conditions of the study area (Qarnqu Watershed). Previous studies have integrated Multi-Criteria Decision-Making (MCDM) methods with statistical performance metrics to identify the optimal climate model, thereby enhancing predictive accuracy and minimizing uncertainties in decision-making processes. In this study, the performance of 19 CMIP6 climate models in simulating temperature and precipitation was assessed using the Analytic Hierarchy Process (AHP) method combined with statistical indicators. The primary objective was to determine the most appropriate CMIP6 climate model for the study area.

Materials and Methods

In this study, the long-term monthly averages of temperature and precipitation simulated by 19 climate models from the CMIP6 report were computed for the baseline period of 1971–2000. These simulated values were then compared with the corresponding observed data obtained from the Miyaneh synoptic station during the same period.

How to cite this article:

Nabatghods, N., & Ashofteh, P. S. (2025). Evaluation of climate models for simulation of temperature and precipitation: selection of the best AR6 model using multi-criteria decision-making and performance metrics. *Journal of Drought and Climate Change Research (JDCR)*, 3 (Special Issue), 17-36. [10.22077/jdcr.2025.9112.1130](https://doi.org/10.22077/jdcr.2025.9112.1130).



To assess the accuracy of the models, seven statistical performance metrics—including Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE), Kling-Gupta Efficiency (KGE), Root Mean Square Error (RMSE), Normalized Root Mean Square Error (NRMSE), Mean Absolute Error (MAE), Percent Bias (PBIAS), and Pearson correlation coefficient (r)—were calculated for all 19 models and subsequently compared. To enhance the analysis, each model was weighted using the weighted average method, which incorporates observed mean values of temperature and precipitation. This weighting approach aimed to provide a more comprehensive evaluation of model performance. Finally, the Expert Choice software was utilized to rank and select the best-performing model among the 19 CMIP6 models for simulating both temperature and precipitation variables. The selection process was based on an integration of statistical metrics and the AHP method.

Results and Discussion


This study evaluates 19 climate models from the CMIP6 report and investigates the selection of the optimal model for simulating temperature and precipitation. The results indicate that certain models, such as CMCC-ESM2 and FIO-ESM-2-0, performed well in simulating precipitation, with estimated values showing reasonable agreement with observed data. Similarly, models like MRI-ESM1-2-LR and AWI-CM-1-1-MR provided accurate temperature estimates, demonstrating strong consistency with observational data. Furthermore, the performance assessment of the climate models using statistical metrics revealed that the models generally performed better in simulating temperature than precipitation. To enhance the analysis, each of the 19 models was weighted using the Weighted Average Method (WAM), which incorporates observed mean values of temperature and precipitation. The results showed that models NORESM2-MM and INM-CM4-8 had the strongest influence on precipitation simulation, while models MPI-ESM1-2-LR and NESM3 carried the most weight for temperature simulation. The final selection of the best-performing model was conducted using Expert Choice software, which considered the seven key statistical criteria introduced earlier and performed pairwise comparisons among them. Based on a comprehensive evaluation of all requirements, the CMCC-ESM2 model was identified as the best model for generating future precipitation data, while the MPI-ESM1-2-LR model was selected as the optimal choice for simulating future temperature data.

Conclusion

In summary, the findings of this study indicate that climate models generally perform better in simulating temperature than precipitation. Additionally, the evaluation and comparison of 19 CMIP6 climate models using Expert Choice software, combined with the AHP and statistical criteria, revealed that the CMCC-ESM2 model exhibited the highest accuracy in precipitation simulation, while the MPI-ESM1-2-LR model excelled in temperature simulation. These results underscore the importance of selecting climate models tailored to specific climatic variables and regions. The outcomes of this research contribute to improving climate projections and supporting decision-making processes related to water resource management and climate change adaptation strategies. Future studies are recommended to further validate these findings by applying the selected models to other climatic regions or incorporating additional statistical metrics and advanced weighting methods.



ارزیابی شبیه‌سازی مدل‌های اقلیمی با استفاده از روش تصمیم‌گیری چندمعیاره و معیارهای عملکرد

نگین نبات‌فدس^۱ و پریساسادات آشفته^{۲*} 

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه قم، قم، ایران.

۲- دانشیار گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه قم، قم، ایران.

*نویسنده مسئول: ps.ashofteh@qom.ac.ir

چکیده

این پژوهش به بررسی عملکرد ۱۹ مدل اقلیمی از گزارش ششم (CMIP6) در شبیه‌سازی متغیرهای دما و بارش در حوضه آبریز قرنقو طی دوره ۱۹۷۱-۲۰۰۰ می‌پردازد. هدف اصلی، شناسایی دقیق‌ترین مدل برای پیش‌بینی متغیرهای اقلیمی در این منطقه است. برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها، از معیارهای آماری شامل کارایی نش-ساتکلیف (NSE)، کارایی کلینگ-گپتا (KGE)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، ریشه میانگین مربعات خطای نرمال‌شده (NRMSE)، میانگین خطای مطلق (MAE)، درصد اریبی (PBIAS) و ضریب همبستگی (r) استفاده می‌شوند. نتایج نشان می‌دهند که عملکرد مدل‌ها در شبیه‌سازی دما به‌طور قابل توجهی بهتر از بارش است. مدل‌های MPI-ESM1-2-LR و CMCC-ESM2 به ترتیب به‌عنوان بهترین مدل‌ها برای شبیه‌سازی دما و بارش شناسایی شدند. علاوه بر این، تحلیل حساسیت و وزن‌دهی مبتنی بر AHP نشان داد که مدل‌های INM-CM4-8 و NORESM2-MM بیش‌ترین وزن را برای شبیه‌سازی بارش و مدل‌های NESM3 و MPI-ESM1-2-LR بیش‌ترین وزن را برای شبیه‌سازی دما دارند. همچنین، تحلیل حساسیت انجام‌شده، پایداری نتایج را در شرایط مختلف تأیید می‌کند. یافته‌های این مطالعه می‌توانند به برنامه‌ریزی‌های آبی و مدیریت منابع طبیعی در منطقه کمک کند. در نهایت، این تحقیق نشان می‌دهد که استفاده از مدل‌های دقیق‌تر می‌تواند به کاهش عدم قطعیت در تصمیم‌گیری‌های اقلیمی منجر شود.

واژه‌های کلیدی:

مدل‌های اقلیمی CMIP6، شبیه‌سازی دما و بارش، تغییر اقلیم، تصمیم‌گیری چندمعیاره (AHP)، شاخص‌های ارزیابی عملکرد.

تاریخ دریافت:

۱۴۰۳/۱۲/۲۵

تاریخ بازنگری:

۱۴۰۴/۰۲/۰۲

تاریخ پذیرش:

۱۴۰۴/۰۲/۱۷

مقدمه

تغییرات اقلیمی، به‌عنوان یکی از جدی‌ترین چالش‌های قرن حاضر، تأثیرات عمیقی بر سامانه‌های طبیعی و انسانی از جمله منابع آبی و الگوهای بارش گذاشته است (Abdolzadeh et al., 2022). با توجه به نقش کلیدی دما و بارش در مدیریت منابع طبیعی، برنامه‌ریزی‌های آبی و تعیین تغییرات اقلیمی، شبیه‌سازی دقیق این متغیرها اهمیت ویژه‌ای دارد (Mirzaei et al., 2023; Helmi et al., 2025). اما تنوع و عدم دقت مدل‌های اقلیمی موجود، کارآمدی و قابلیت اعتماد پیش‌بینی‌های اقلیمی را محدود می‌کند.

در این زمینه، ارزیابی جامع و مقایسه‌ای مدل‌های اقلیمی جهت شناسایی دقیق‌ترین مدل برای شرایط اقلیمی منطقه مورد مطالعاتی امری ضروری است. از سوی دیگر، استفاده از روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره و بهره‌گیری از معیارهای آماری دقیق می‌تواند در انتخاب بهینه مدل‌های اقلیمی مؤثر باشد تا علاوه بر ارتقای دقت پیش‌بینی‌ها، به کاهش عدم قطعیت در تصمیم‌گیری‌های مرتبط کمک کند.

در این راستا، روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره (MCDM) به‌عنوان یک رویکرد سازماندهی‌شده، امکان ارزیابی و مقایسه مدل‌ها را براساس شاخص‌های آماری مختلف فراهم می‌کنند. این روش‌ها با در نظر گرفتن معیارهای مختلف، به انتخاب مدلی کمک می‌کنند که بیش‌ترین تطابق را با شرایط واقعی داشته باشند (Saaty, 1990). در ادامه تحقیقات مختلفی که در این راستا انجام شده است، تشریح می‌شوند.

کیجلاستروم (Kjellstrom, 2010) آمار روزانه و ماهانه دماهای بیشینه و کمینه و بارش را در مجموعه‌ای از ۱۶ مدل اقلیمی منطقه‌ای با استفاده از داده‌های بازسازی‌شده برای دوره ۱۹۹۰-۱۹۶۱ ارزیابی کردند.

نتایج نشان دادند که دقت مدل‌ها بسته به فصل و منطقه متغیر بوده و هیچ مدلی در همه شرایط بهترین یا بدترین عملکرد را نداشته است. ویانت (Weyant, 2017) دو دسته از مدل‌های ارزیابی یک‌پارچه (IAMs) را بررسی نمود: مدل‌های تصمیم‌فرآیند (DP-IAM) که بر گزینه‌های کاهش تغییرات اقلیمی و تأثیرات آن تمرکز

داشتند، و مدل‌های تحلیل هزینه-فایده (BCA-IAM) که به‌صورت کلی‌تر به محاسبه مسیرهای انتشار کربن و قیمت‌های کربن برای بیشینه‌سازی رفاه جهانی پرداختند. نتیجه این بود که این مدل‌ها در سیاست‌گذاری مؤثر بودند، اما عدم قطعیت‌های آن‌ها ناشی از کمبود درک کامل سامانه‌های اقلیمی بود. پیشرفت‌های آینده در مدل‌سازی می‌تواند این ابزارها را دقیق‌تر و کاربردی‌تر کند.

کیم و همکاران (Kim et al., 2020) مدل‌های CMIP6 را با تمرکز بر شاخص‌های حدی اقلیمی^۱ ETCCDI ارزیابی کردند و عملکرد آنها را در شبیه‌سازی الگوهای دما و بارش‌های شدید با داده‌های HadEX3، بازتحلیل‌ها و مدل‌های CMIP5 مقایسه کردند.

نتایج نشان دادند که مدل‌های CMIP6 بهبودهای محدودی در شبیه‌سازی دما و بارش نسبت به CMIP5 داشتند، اما اریبی‌هایی مانند سردی بیش از حد در مناطق قطبی و خشکی در مناطق گرمسیری همچنان وجود داشت.

بایسا و همکاران (Bayissa et al., 2021) عملکرد چهار مدل اقلیمی منطقه‌ای که توسط سه مدل گردش عمومی جو راه‌اندازی شده‌اند را برای شبیه‌سازی شاخص‌های اقلیمی مبتنی بر دما و بارش در دوره مرجع ۱۹۷۵-۲۰۰۵ ارزیابی کردند.

نتایج نشان دادند که برخی مدل‌ها مانند EC-Earth، MPI-ESM-LR، و CRCM5 در بازتولید شاخص‌های مشاهده‌شده عملکرد بهتری داشتند، در حالی که میانگین مجموعه مدل‌ها در شبیه‌سازی شاخص‌های دمایی موفق‌تر بود.

پرادان و همکاران (Pradhan et al., 2021) عملکرد ۱۲ مدل گردش عمومی (GCM) از گزارش CMIP5 را برای شبیه‌سازی بارش و دما در حوضه رودخانه کوشی نیپال ارزیابی نمودند.

نتایج نشان دادند که مدل‌های CanESM2 و CSIRO-Mk3.6.0 برای پیش‌بینی رویدادهای حدی بارش و

¹ Expert Team on Climate Change Detection and Indices

Choice رویکردی دقیق و سازمان‌دهی شده برای انتخاب بهترین مدل‌ها به نظر می‌رسد.

با توجه به حساسیت منطقه قرنقو نسبت به تغییرات اقلیمی، تمرکز بر پیش‌بینی‌های دقیق‌تر می‌تواند به تصمیم‌گیری‌های مؤثر در مدیریت منابع طبیعی و برنامه‌ریزی منطقه‌ای کمک کند.

از دیدگاه علمی، بهره‌گیری از معیارهای آماری در این مطالعات برای ارزیابی دقیق‌تر، اهمیت ویژه‌ای دارد. هدف این مطالعه، ارزیابی و مقایسه‌ی عملکرد مدل‌های تغییر اقلیمی گزارش ششم (CMIP6) در شبیه‌سازی دما و بارش در حوضه قرنقو در دوره (۲۰۰۰-۱۹۷۱) برای انتخاب بهترین مدل با بهترین رویکرد دمایی و بارشی است.

منطقه مذکور به دلیل ویژگی‌های خاص اقلیمی و تأثیرپذیری بالا از تغییرات اقلیمی، به‌عنوان یک منطقه حساس و مهم شناخته می‌شود. با توجه به تأثیرات تغییر اقلیم بر الگوهای دما و بارش، ضرورت دارد که مدل‌های اقلیمی با دقت بالایی ارزیابی شوند تا بتوانند پیش‌بینی‌های دقیق‌تری از شرایط اقلیمی آینده ارائه دهند. برای این منظور، از روش تصمیم‌گیری چندمعیاره (روش AHP) در نرم‌افزار Expert choice با معیارهای آماری دقیقی بهره گرفته شد.

این رویکرد به‌دنبال شناسایی بهترین مدل‌ها برای پیش‌بینی دقیق‌تر تغییرات اقلیمی در منطقه است. بنابراین، این مطالعه با هدف رفع این چالش‌ها و ارائه یک چارچوب علمی، به ارزیابی و انتخاب بهترین مدل‌های اقلیمی CMIP6 در شبیه‌سازی دما و بارش منطقه قرنقو می‌پردازد.

مواد و روش‌ها

در ابتدا، داده‌های مشاهداتی دما و بارش جمع‌آوری و پردازش می‌شوند تا به‌عنوان مبنای مقایسه عملکرد مدل‌ها قرار گیرند. پس از جمع‌آوری داده‌های مربوط به مدل‌ها، وزن‌دهی اولیه مورد بررسی قرار می‌گیرد. به‌منظور ارزیابی دقت هر مدل، معیارهای آماری مختلفی شامل NSE، KGE، RMSE، NRMSE، MAE، PBIAS و r برای هر مدل محاسبه می‌شوند.

مدل‌های NorESM1-M، CanESM2، BCC-CSM 1.1 و CNRM-CM5 برای رویدادهای حدی دما مناسب‌تر بودند. آنیل و راج (Anil and Raj, 2022)، ۲۱ مدل GCM از پروژه CMIP6 را برای شبیه‌سازی بارش ماهانه در دوره ۱۹۵۱-۲۰۱۴ در حوضه رودخانه کریشنا^۱ بررسی نمودند. روش عدم قطعیت متقارن^۲ (SU) و روش اولویت‌بندی براساس شباهت به راه‌حل ایده‌آل (TOPSIS) برای انتخاب مناسب‌ترین مدل‌ها استفاده شدند. مدل‌های BCC-INM-CM2-MR، MIROC6، IPSL-CM6A-LR و MPI-ESM1-2-HR به‌عنوان مناسب‌ترین مدل‌ها شناسایی شدند. نتایج نشان دادند که تغییرات بارش در دوره آینده (۲۰۷۱-۲۱۰۰) در فصل موسم بارانی بیش‌تر از کل سال بود، که نشان‌دهنده تمرکز بیش‌تر بارندگی در این فصل بود.

هونگو و همکاران (Houngue et al., 2022)، ۱۵ مدل اقلیمی منطقه‌ای موجود در پایگاه داده CORDEX را با استفاده از روش اولویت‌بندی براساس شباهت به گزینه ایده‌آل (TOPSIS) برای شناسایی بهترین مدل‌ها برای مطالعات اقلیمی در حوضه رودخانه مونو^۳ در بنین^۴ و توگو^۵ ارزیابی کردند.

براساس نتایج روش TOPSIS، شش مدل برتر انتخاب و به‌صورت میانگین در یک گروه، ترکیب شدند. دهقانی و همکاران (Dehghani et al., 2025) به بررسی داده‌های پیش‌بینی بارش در منطقه صباح و ساراواک، مالزی، تحت سناریوهای SSP126، SSP245 و SSP 585 با استفاده از سه مدل GCM پرداختند. نتایج نشان دادند که به‌طور کلی روند مثبتی در بارش پیش‌بینی شد. همچنین آن‌ها دریافتند که با افزایش مدت خشک‌سالی، شدت آن نیز افزایش می‌یابد.

ارزیابی مدل‌های اقلیمی CMIP6 برای شبیه‌سازی شرایط دما و بارش در حوضه قرنقو ضروری بوده و استفاده از روش تصمیم‌گیری چندمعیاره (AHP) و نرم‌افزار Expert

¹ Krishna

² Symmetric Uncertainty

³ Mono River

⁴ Benin

⁵ Tongo

مدیریت منابع آب منطقه ایفا می‌کند. شکل ۱ موقعیت این حوضه آبریز را نشان می‌دهد.

این حوضه دارای هشت رودخانه اصلی است که بزرگ‌ترین آن‌ها، رودخانه قرنقو، میزبان سد چندمنظوره قرنقو می‌باشد. این سد با ظرفیت کلی ۱۶۵ میلیون مترمکعب، شامل ۱۳۵ میلیون مترمکعب حجم مفید و ۱۷ میلیون مترمکعب حجم مرده، به‌عنوان یکی از زیرساخت‌های کلیدی منطقه شناخته می‌شود.

آبدهی سالانه سد حدود ۱۴۹ میلیون مترمکعب برآورد شده که به تأمین نیازهای شرب، صنعت، کشاورزی و زیست‌محیطی اختصاص می‌یابد.

تقاضای آب در بخش شرب و صنعت هرکدام ۳ میلیون مترمکعب و در بخش زیست‌محیطی ۵ میلیون مترمکعب است.

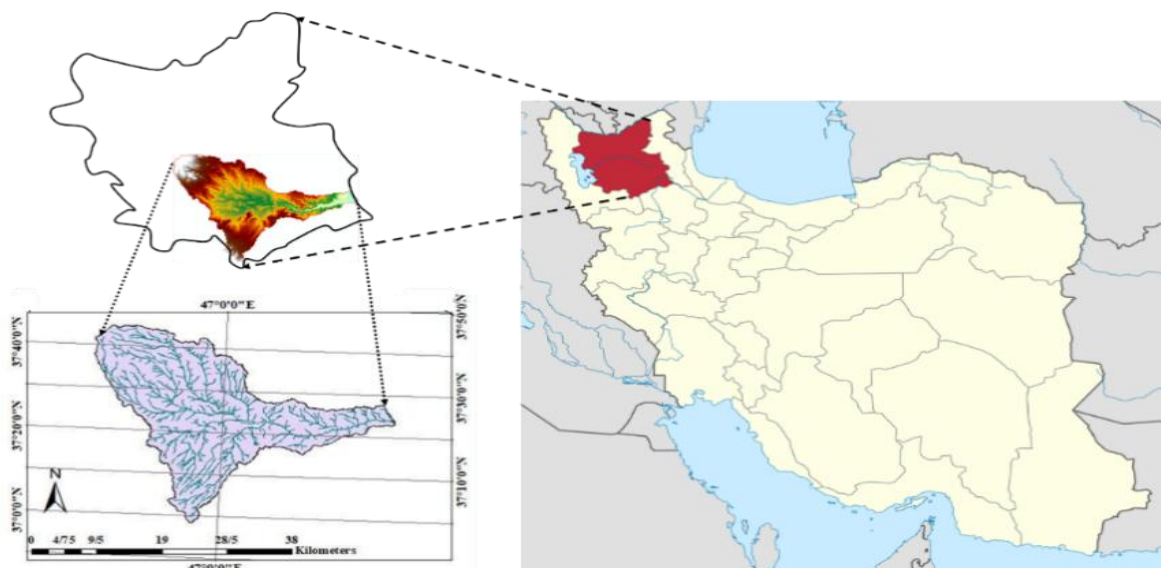
علاوه بر این، سطح زیر کشت در پایاب سد حدود ۱۴۵۰۰ هکتار است که نشان‌دهنده اهمیت این حوضه در تأمین آب کشاورزی منطقه است. حوضه قرنقو به‌دلیل موقعیت جغرافیایی ویژه‌اش، تحت تأثیر الگوهای اقلیمی متنوعی قرار دارد که بر رژیم بارش و جریان آب تأثیر می‌گذارد. حفظ این منبع آبی و مدیریت پایدار آن، ضروری برای توسعه اقتصادی و اجتماعی منطقه محسوب می‌شود (Ashofteh, 2018).

برای وزن‌دهی به این شاخص‌ها، از روش AHP نرم‌افزار Expert Choice استفاده می‌شود که در آن نظرات کارشناسان حوزه اقلیم‌شناسی و مدیریت منابع آب به‌عنوان عاملی کلیدی در نظر گرفته خواهد شد. پس از تعیین وزن‌های نسبی هر معیار، عملکرد مدل‌ها با توجه به نمرات حاصل از ترکیب شاخص‌ها مقایسه می‌شود.

در نهایت، مدلی که بهترین عملکرد را براساس معیارهای انتخابی داشته باشد، به‌عنوان بهترین مدل انتخاب خواهد شد. این رویکرد نه تنها دقت ارزیابی را افزایش خواهد داد، بلکه به‌عنوان یک روش سازمان‌دهی‌شده برای انتخاب مدل‌های اقلیمی معرفی می‌شود و می‌تواند برای تولید پارامترهای اقلیمی دوره آینده نیز مورد استفاده قرار گیرد.

منطقه مورد مطالعه و معیارهای مدیریتی

حوضه آبریز قرنقو در دامنه‌های شرقی رشته‌کوه سهند، واقع در استان آذربایجان شرقی ایران است. محدوده این حوضه بین طول شرقی ۴۵ درجه و ۲۵ دقیقه تا ۴۷ درجه و ۵۰ دقیقه و عرض شمالی ۳۶ درجه و ۵۰ دقیقه تا ۳۷ درجه و ۵۰ دقیقه قرار دارد. یکی از زیرحوضه‌های مهم حوضه آبریز بزرگ خزر است که با وسعتی حدود ۳۵۹۰ کیلومتر مربع، نقش حیاتی در



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی حوضه آبریز قرنقو در شمال غرب ایران.

Fig 1. Geographical Location of The Qarnqo Watershed in The Northwest of Iran.

این سه کارگروه با همکاری متخصصان حوزه‌های مختلف، دیدگاه‌های جامعی از تغییر اقلیم و راه‌کارهای مقابله با آن ارائه می‌دهند که به‌عنوان مرجعی کلیدی برای تصمیم‌گیری‌های جهانی مورد استفاده قرار می‌گیرد. این گزارش هم‌چنین شامل یک گزارش ترکیبی است که یافته‌های کلیدی سه کارگروه را خلاصه کرده و به سیاست‌گذاران اطلاعات جامع و قابل‌استفاده‌ای ارائه می‌دهد.

علاوه بر این، گزارش ششم به موضوعات خاصی مانند تأثیرات اقلیمی بر مناطق مختلف، نقش شهرها در کاهش تغییر اقلیم و اهمیت همکاری‌های بین‌المللی پرداخته است.

سناریوهای SSP

سناریوهای SSP در گزارش ششم IPCC به‌عنوان ابزاری برای درک تأثیرات مختلف سیاست‌ها و اقدامات انسانی بر تغییرات اقلیمی طراحی شده‌اند. در این گزارش از ترکیب سناریوهای مسیره‌های اجتماعی-اقتصادی مشترک (SSP) و مسیره‌های غلظت نماینده (RCP) برای ارزیابی آینده تغییرات اقلیمی استفاده شده است. این ترکیب به‌صورت SSP X-Y نمایش داده می‌شود که در آن X نشان‌دهنده مسیر اجتماعی-اقتصادی و Y بیان‌گر سطح غلظت گازهای گلخانه‌ای است.

در ادامه، به معرفی خلاصه‌ای از این سناریوها در جدول ۱ پرداخته می‌شود.

مدل‌های اقلیمی گزارش ششم IPCC

استفاده از مدل‌های گوناگون در گزارش ششم IPCC به‌دلیل تنوع در فرضیات، کاهش عدم قطعیت‌ها، و پوشش شرایط مختلف جغرافیایی و اقلیمی است. هر مدل با ساختار و روش‌های خاص خود، جنبه‌های متفاوت تغییر اقلیم را شبیه‌سازی می‌کند و خطاهای قاعده‌مند را تعدیل می‌کند. این رویکرد به محققان اجازه می‌دهد تا سناریوهای SSP متنوع را بررسی کرده و نیازهای سیاست‌گذاران را برآورده کنند.

هم‌چنین، استفاده از مدل‌های مختلف به اعتبارسنجی نتایج و ترکیب دانش‌های چندرشته‌ای کمک می‌کند و این تنوع، تصویر دقیق‌تری از آینده ارائه می‌دهد. در این

گزارش ششم ارزیابی

تغییر اقلیم به‌عنوان یکی از چالش‌های جهانی برجسته، همواره مورد توجه سازمان‌ها و نهادهای بین‌المللی قرار داشته است.

در این راستا، هیئت بین‌دولتی تغییر اقلیم^۱ (IPCC) که در سال ۱۹۸۸ توسط سازمان ملل متحد و سازمان جهانی هواشناسی^۲ (WMO) تأسیس شد، نقش مهمی در ارزیابی علمی، فنی و اجتماعی-اقتصادی تغییرات اقلیمی ایفا کرده است.

این هیئت با انتشار گزارش‌های دوره‌ای، دیدگاه‌های جامعی از وضعیت فعلی تغییر اقلیم، علل آن و پیامدهای آن ارائه داده و راه‌کارهایی برای مقابله با این پدیده ارائه می‌کند.

گزارش ششم (AR6) IPCC آخرین و جامع‌ترین ارزیابی منتشرشده توسط این هیئت است که در سه بخش اصلی تنظیم شده است. هر بخش به‌وسیله یک کارگروه متخصص بررسی شده و شامل جنبه‌های مختلفی از تغییرات اقلیمی است.

کارگروه اول (WG1) با عنوان "پایه‌های علمی تغییر اقلیم"، به بررسی علوم فیزیکی و مشاهدات اقلیمی می‌پردازد و با استفاده از داده‌های تاریخی، شبیه‌سازی‌های مدل‌های CMIP6 و پیش‌بینی‌های آینده، علل و سازوکارهای تغییر اقلیم را تحلیل می‌کند.

کارگروه دوم (WG2) با عنوان "تأثیرات، سازگاری و آسیب‌پذیری"، پیامدهای اجتماعی، اقتصادی و زیست‌محیطی تغییر اقلیم را ارزیابی می‌کند و به بررسی ریسک‌های ناشی از تغییر اقلیم، تأثیرات آن بر بوم‌سازگان‌ها، منابع آب و جوامع مختلف و ارائه راهبردهای سازگاری می‌پردازد.

در نهایت، کارگروه سوم (WG3) با عنوان "کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای"، راه‌کارهای عملی برای کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای را بررسی می‌کند و به موضوعاتی مانند انرژی‌های تجدیدپذیر، توسعه پایدار، اقتصاد کم‌کربن و نقش سیاست‌های بین‌المللی می‌پردازد (IPCC, 2001).

^۱ Intergovernmental Panel on Climate Change

^۲ Expert Team on Climate Change Detection and Indices

Copernicus استفاده شد. در این پژوهش از پارامتر دما برحسب کلوین و پارامتر بارش برحسب کیلوگرم بر متر مربع در ثانیه استفاده شده است. همچنین در این تحقیق قبل از اینکه وزندهی اولیه انجام شود، متوسط بلندمدت (۳۰ ساله) ماهانه بارش و دما برای تمام مدل‌ها و داده‌های مشاهده‌ای تعیین می‌شود.

مطالعه از ۱۹ مدل اقلیمی گزارش ششم بدین‌منظور استفاده شده است.

جمع‌آوری داده‌ها و محاسبه میانگین بلندمدت ماهانه تغییر اقلیم

برای به‌دست آوردن پارامترهای اقلیمی دما و بارش در دوره پایه ۱۹۷۱-۲۰۰۰ برای تمامی مدل‌ها از پایگاه

جدول ۱. خلاصه‌ای از تحلیل ویژگی‌های هر سناریو.

Table 1. Summary of Analysis of The Characteristics of Each Scenario.

سناریو Scenario	عنوان Title	ویژگی‌های کلیدی Key Features	تأثیر بر انتشار گازهای گلخانه‌ای Impact on greenhouse gas emissions
SSP1	Sustainable Development	Reducing inequality, the use of renewable energy, international cooperation, and the improvement of the quality of life	Significant reduction in emissions
SSP2	Middle Path	Continuation of the current path without significant changes, limited actions to reduce emissions, and gradual changes	Moderate emissions
SSP3	Regional Disparity	Limited international cooperation, increased inequality, and continued use of fossil fuels	Increased emissions
SSP4	Inequality	Uneven development, unequal access to technology, deep differences between regions and groups	Varied emissions
SSP5	Fossil Fuels	Rapid economic growth, heavy reliance on fossil fuels, and extensive use of natural resources	Significant increase in emissions

مشاهداتی دما و بارش استفاده شد (Ashofteh et al., 2013). این روش که بر پایه داده‌های مشاهداتی محلی توسعه یافته است، به محاسبه میانگین مقادیر دما و بارش در یک دوره پایه (به‌طور معمول ۳۰ ساله) مطابق با رابطه (۱) می‌پردازد و این میانگین‌ها به‌عنوان معیاری برای وزندهی مدل‌ها در نظر گرفته می‌شوند. در این رویکرد و برای هر ماه، مدل‌هایی که خروجی‌های نزدیک‌تری به میانگین بلندمدت ماهانه مشاهداتی دارند، وزن بیشتری دریافت می‌کنند.

این روش نه‌تنها به‌دلیل سادگی و قابلیت اجرا در مناطق مختلف، بلکه به‌دلیل تأکید بر داده‌های محلی، ابزاری قدرتمند برای ارزیابی عدم قطعیت‌ها و بهبود دقت پیش‌بینی‌ها محسوب می‌شود.

جمع‌آوری داده‌ها و محاسبه میانگین بلندمدت ماهانه تغییر اقلیم

برای به‌دست آوردن پارامترهای اقلیمی دما و بارش در دوره پایه ۱۹۷۱-۲۰۰۰ برای تمامی مدل‌ها از پایگاه Copernicus استفاده شد. در این پژوهش از پارامتر دما برحسب کلوین و پارامتر بارش برحسب کیلوگرم بر متر مربع در ثانیه استفاده شده است. همچنین در این تحقیق قبل از اینکه وزندهی اولیه انجام شود، متوسط بلندمدت (۳۰ ساله) ماهانه بارش و دما برای تمام مدل‌ها و داده‌های مشاهده‌ای تعیین می‌شود.

وزندهی مدل‌های اقلیمی

در این مطالعه، به‌منظور ارزیابی عملکرد مدل‌ها و ترکیب نتایج آن‌ها، از روش وزندهی مبتنی بر میانگین

اهمیت نسبی معیارها یا گزینه‌ها را با دقت بیش‌تری تعیین کنند.

این مرحله بر پایه قضاوت‌های کارشناسان و متخصصان حوزه مربوطه استوار است و نقش کلیدی در دقت و اعتبار نتایج نهایی دارد، این فرآیند شامل مراحل زیر است:

(الف) جمع‌آوری نظرات کارشناسان

(ب) بررسی سازگاری قضاوت‌ها

- پس از تشکیل ماتریس مقایسات زوجی، نرخ ناسازگاری^۱ (CR) محاسبه می‌شود.

- اگر CR کم‌تر از ۰/۱ باشد، قضاوت‌ها سازگار

هستند. در غیر این صورت، کارشناسان باید

مقایسه‌های خود را دوباره بررسی و اصلاح کنند.

برای انجام مقایسات زوجی، کارشناسان از یک مقیاس

عددی استفاده می‌کنند که از ۱ تا ۹ تعریف شده است.

این مقیاس نشان‌دهنده اهمیت نسبی یک عنصر نسبت به

عنصر دیگر است، در جدول ۲ مفهوم توصیفی از هریک از

اعداد آورده شده است.

بررسی نرخ ناسازگاری

این مرحله به تصمیم‌گیران کمک می‌کند تا اعتبار و

دقت مقایسات زوجی انجام‌شده توسط کارشناسان را

ارزیابی کنند. اگر نرخ ناسازگاری بیش از حد مجاز باشد،

نشان‌دهنده وجود ناهماهنگی یا خطاهایی در

قضاوت‌هاست که باید بررسی و اصلاح شود.

مراحل محاسبه نرخ ناسازگاری در ادامه آورده شده

است:

(الف) محاسبه بردار ویژه (λ_{max})

بردار ویژه (λ_{max}) یکی از اجزای اصلی در محاسبه

نرخ ناسازگاری است. این مقدار از طریق ضرب ماتریس

مقایسات زوجی در بردار وزن‌ها به دست می‌آید. فرمول

کلی آن مطابق با رابطه (۲) است:

استفاده از این رویکرد در تحلیل‌های فعلی، امکان مقایسه دقیق‌تر بین مدل‌ها و ارائه نتایجی با قابلیت اعتماد بالاتر را فراهم می‌کند.

$$W_i = \frac{1}{\sum_{i=1}^N \frac{1}{Dif_{x,i}}} \quad (1)$$

که در آن، $Def_{x,i}$ = انحراف میانگین بارش یا دما

داده‌های هر یک از مدل‌ها در دوره پایه در ماه (x) از

میانگین داده‌های مشاهداتی است. N تعداد مدل‌ها و W_i =

وزن داده‌شده به هریک از این مدل‌ها (i) می‌باشد.

روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره

روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره به منظور مدیریت و

ساختاردهی گسترده‌ای از اهداف و معیارها و پیچیدگی

ذاتی مسائل همواره در مسیر برگزیدن تصمیمات و

انتخاب‌های با کیفیت و همه‌جانبه مورد استفاده قرار

گرفته است (Parviz et al., 2024). روش AHP یکی از

روش‌های پرکاربرد در تصمیم‌گیری چندمعیاره است که

توسط ساعتی (Saaty, 1990) معرفی شد.

این روش با استفاده از مقایسه‌های زوجی، امکان

اولویت‌بندی معیارها و گزینه‌ها را فراهم می‌کند و به

تصمیم‌گیران کمک می‌کند تا وزن هر معیار را براساس

اهمیت آن تعیین کنند. AHP از طریق تجزیه مسئله به

سطوح مختلف، از جمله اهداف، معیارها و گزینه‌ها، به

تحلیل سامان‌دهی شده می‌پردازد. این روش قابلیت ترکیب

داده‌های کیفی و کمی را دارد و از ماتریس‌های مقایسه

زوجی برای محاسبه وزن‌ها استفاده می‌کند.

ناسازگاری در مقایسه‌ها نیز توسط AHP بررسی

می‌شود که به افزایش اعتبار نتایج کمک می‌کند. این

رویکرد به دلیل سادگی و انعطاف‌پذیری، در حوزه‌های

مختلفی مانند مدیریت منابع، برنامه‌ریزی شهری و ارزیابی

پروژه‌ها کاربرد فراوانی دارد.

مقایسه‌های زوجی

مقایسه‌های زوجی یکی از مراحل اصلی و اساسی در

روش AHP است که به تصمیم‌گیران کمک می‌کند تا

¹ Consistency Ratio

جدول ۲. مفهوم توصیفی ارزش اعداد

Table 2. Descriptive Concept of Numbers' Value

توصیف Description	ارزش عددی Number's Value
ترجیح برابر Equal preference	1
ترجیح متوسط Moderate preference	3
ترجیح قوی Strong preference	5
ترجیح خیلی قوی Very strong preference	7
نهایت ترجیح بی Infinite preference	9
مقادیر بینابینی Intermediate values	2, 4, 6, 8

تحلیل حساسیت^۱

تحلیل حساسیت به بررسی تأثیر تغییرات در وزن معیارها بر نتایج نهایی می‌پردازد. این تحلیل به تصمیم‌گیران کمک می‌کند تا پایداری تصمیم‌گیری را ارزیابی کنند و بهترین گزینه را انتخاب نمایند. این تحلیل به کاربر کمک می‌کند تا پایداری و اعتبار نتایج را در شرایط مختلف ارزیابی کند. زمانی که وزن معیارها تحت تأثیر عوامل تصادفی قرار می‌گیرد، تحلیل حساسیت نشان می‌دهد که آیا گزینه منتخب همچنان بهترین انتخاب خواهد بود یا خیر.

رویکرد مذکور، به‌ویژه در حوزه سازگاری با تغییر اقلیم، که پیچیدگی و عدم قطعیت بالایی دارد، بسیار کاربردی است. با شناسایی معیارهای حساس و بررسی تأثیر تغییرات آن‌ها، می‌توان نقاط ضعف مدل را شناسایی و رفع کرد.

همچنین، این تحلیل به تصمیم‌گیران اطمینان می‌دهد که انتخاب نهایی، مستقل از تغییرات جزئی در وزن‌دهی است. بنابراین، تحلیل حساسیت نه تنها اعتبار نتایج را تقویت می‌کند، بلکه به طراحی سیاست‌های انعطاف‌پذیر و مقاوم کمک می‌کند.

$$\lambda_{max} = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{(AW)_i}{W_i}}{n} \quad (۲)$$

(ب) محاسبه شاخص سازگاری (CI)

شاخص سازگاری (CI) نشان‌دهنده میزان انحراف از سازگاری در مقایسات زوجی است. این شاخص از رابطه (۳) محاسبه می‌شود:

$$CI = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1} \quad (۳)$$

(پ) محاسبه نرخ سازگاری (CR)

نرخ سازگاری (CR) از تقسیم شاخص سازگاری (CI) بر شاخص ناسازگاری تصادفی (RI) مطابق با رابطه (۴) به دست می‌آید:

$$CR = \frac{CI}{RI} \quad (۴)$$

شاخص ناسازگاری تصادفی (RI) یک مقدار ثابت است که براساس تعداد عناصر مقایسه‌شده (n) تعیین می‌شود.

^۱ Sensitivity Analysis

نسبت میانگین مقادیر شبیه‌سازی به میانگین مقادیر مشاهده‌ای است.

شاخص‌های RMSE و MAE که توسط ویلموت و ماتسورا (Willmott and Matsuura, 2005) معرفی شدند، برای اندازه‌گیری‌های خطا هستند. RMSE به خطاهای بزرگ حساسیت بیشتری نشان می‌دهد، زیرا از مربع خطاها استفاده می‌کند. MAE اما به خطاهای بزرگ حساسیت کم‌تری نشان می‌دهد، زیرا از مقدار مطلق خطاها استفاده می‌کند. هر دو شاخص با واحد داده‌ها مطابقت دارند و هرچه مقدار آنها کوچک‌تر باشد، دقت مدل بالاتر است. روابط ریاضی آنها به صورت روابط (۷) و (۸) ارائه شده است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2} \quad (7)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\bar{y}_i - x_i| \quad (8)$$

NRMSE توسط هایدمن و کوهرلر (Hydman and Koehler, 2006) معرفی شد، که به کمک شاخص RMSE نرمالایز می‌شود، بدین صورت که مطابق با رابطه (۹) RMSE به میانگین داده‌های مشاهده‌شده تقسیم می‌شود. این نرمالیزاسیون، مقایسه مدل‌ها را با مقیاس‌های متفاوت آسان‌تر می‌کند.

$$NRMSE = \frac{RMSE}{\bar{x}} \quad (9)$$

شاخص PBIAS توسط موریاسی و همکاران (Moriasi et al., 2007) معرفی شد، این شاخص مطابق با رابطه (۱۰) میزان اریبی یا انحراف سیستمی مدل را نشان می‌دهد. مقدار PBIAS نزدیک به صفر، نشان‌دهنده عدم‌اریبی است. مقدار مثبت به معنای تخمین پایین و مقدار منفی به معنای تخمین بالای مدل است.

$$PBIAS = 100 \times \left[\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)}{\sum_{i=1}^N x_i} \right] \quad (10)$$

معیارهای آماری

ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی، فرایندی حیاتی در علوم مختلف است که منجر به درک دقت و قابلیت اطمینان آنها می‌انجامد. شاخص‌های آماری، ابزارهای قدرتمندی برای این ارزیابی هستند. هر یک از شاخص‌های NSE، KGE، RMSE، MAE، NRMSE، PBIAS و r ، جنبه‌های متفاوتی از عملکرد مدل را روشن می‌کنند، و استفاده از ترکیبی از آنها دیدگاه جامعی ارائه می‌دهد.

شاخص NSE که توسط نش و ساتکلیف (Nash and Sutcliffe, 1970) معرفی شد، میزان تطابق کلی بین پیش‌بینی‌ها و مشاهدات را نشان می‌دهد. وقتی مقدار NSE نزدیک به ۱ است، نشان از دقت بسیار بالای مدل می‌دهد، در حالی که مقادیر کم‌تر از صفر، به معنای عملکرد ضعیف‌تر از یک پیش‌بینی ساده با استفاده از میانگین داده‌های مشاهده شده است. NSE در واقع، نسبت واریانس خطاها در مدل به واریانس داده‌های مشاهده شده است. فرمول این شاخص به صورت رابطه (۵) است:

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (5)$$

شاخص KGE که توسط گوپتا و همکاران (Gupta et al., 2009) توسعه داده شد، به صورت جامع‌تر سه جنبه‌ی کلیدی از عملکرد مدل را شامل همبستگی (رابطه‌ی خطی بین پیش‌بینی و مشاهده)، میانگین (میزان اریبی) و مقیاس (تناسب پراکندگی پیش‌بینی‌ها با پراکندگی مشاهدات) در نظر می‌گیرد. مقدار KGE نزدیک به ۱، نشان‌دهنده تطابق عالی است. مزیت KGE در تفکیک این سه مولفه است که درک دقیق‌تری از عملکرد مدل فراهم می‌کند. این شاخص به صورت رابطه (۶) است:

$$KGE = 1 - \sqrt{(CC - 1)^2 + (\sigma_f - 1)^2 + (\gamma - 1)^2} \quad (6)$$

که در آن، CC = ضریب همبستگی بین داده‌های شبیه‌سازی و مشاهده‌ای، σ_f = نسبت انحراف معیار شبیه‌سازی به انحراف معیار مقادیر مشاهده‌ای، و γ =

برخی مدل‌ها مانند GFDL-ESM4 و MIROC6 در کل ماه‌های سال بارش‌های بیش‌تری نسبت به داده‌های مشاهده‌شده برآورد کرده‌اند. به‌طور کلی می‌توان گفت برخی از مدل‌ها مانند CMCC-ESM2 و FIO-ESM-2-0 عملکرد خوبی داشته‌اند و بارش‌های برآورد شده به‌طور تقریبی با داده‌های مشاهده‌شده هم‌خوانی داشتند و نیز برخی مدل‌ها مانند MRI-ESM2-0، FGOALS-F3-L و GFDL-ESM4 در برخی ماه‌ها بارش‌های بسیار بیش‌تری را نسبت به داده‌های مشاهده‌شده برآورد کرده‌اند، این در حالی است که برخی مدل‌ها مانند INM-CM4-8 بارش‌های بسیار کم‌تری تخمین زده‌اند.

هم‌چنین با توجه به شکل ۲ (ب) قابل درک است که در ماه‌های زمستانی ژانویه و فوریه، دمای مشاهده‌شده به نسبت پایین است و بیش‌تر مدل‌ها نیز دمای پایینی را برآورد کرده‌اند. برخی مدل‌ها مانند CMCC-ESM2 و MRI-ESM2-0 در این ماه‌ها، دمای کم‌تری نسبت به داده‌های مشاهده‌شده برآورد کرده‌اند. در ماه‌های بهاری آوریل و می، دمای مشاهده‌شده افزایش می‌یابد و بیش‌تر مدل‌ها نیز این روند را نشان می‌دهند. برخی مدل‌ها مانند MIROC6 و INM-CM5-0 دمای بیش‌تری نسبت به داده‌های مشاهده‌شده برآورد کرده‌اند. در ماه‌های تابستانی ژولای و آگوست، دمای مشاهده‌شده بیشینه می‌شود و بیش‌تر مدل‌ها نیز این روند را نشان می‌دهند. در این ماه‌ها برخی مدل‌ها مانند GFDL-ESM4 و ACCESS-CM2 دمای کم‌تری نسبت به داده‌های مشاهده‌شده برآورد کرده‌اند. در ماه‌های پرباران (اکتبر و نوامبر)، دمای مشاهده‌شده روند کاهشی را دارد و بیش‌تر مدل‌ها نیز این روند را نشان می‌دهند. برخی مدل‌ها مانند MIROC6 و FGOALS-G3 دمای بیش‌تری نسبت به داده‌های مشاهده‌شده برآورد کرده‌اند. در ماه انتهایی فصل پاییز (دسامبر) به‌غیر از مدل‌های MIROC6 و FGOALS-G3 مابقی مدل‌ها دمای زیر صفر درجه سانتی‌گراد را نشان می‌دهد. به‌صورت خلاصه می‌توان گفت برخی مدل‌ها مانند MRI-ESM2-0 و AWI-CM1-1-MR عملکرد خوبی داشته‌اند و دمای برآورد شده به‌طور تقریبی با داده‌های مشاهده‌شده هم‌خوانی دارند.

ضریب همبستگی r مطابق با رابطه (۱۱) میزان همبستگی خطی بین پیش‌بینی‌ها و مشاهدات را اندازه‌گیری می‌کند. این شاخص توسط پیرسون (Pearson, 1895) برای اولین بار معرفی شد و مقدارش بین ۱ و -۱ است. ۱ نشان‌دهنده همبستگی مثبت کامل و -۱ نشان‌دهنده همبستگی منفی کامل است. مقدار صفر به‌معنای عدم همبستگی است.

$$r = \frac{\sum(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x_i - \bar{x})^2 \sum(y_i - \bar{y})^2}} \quad (11)$$

نتایج و بحث

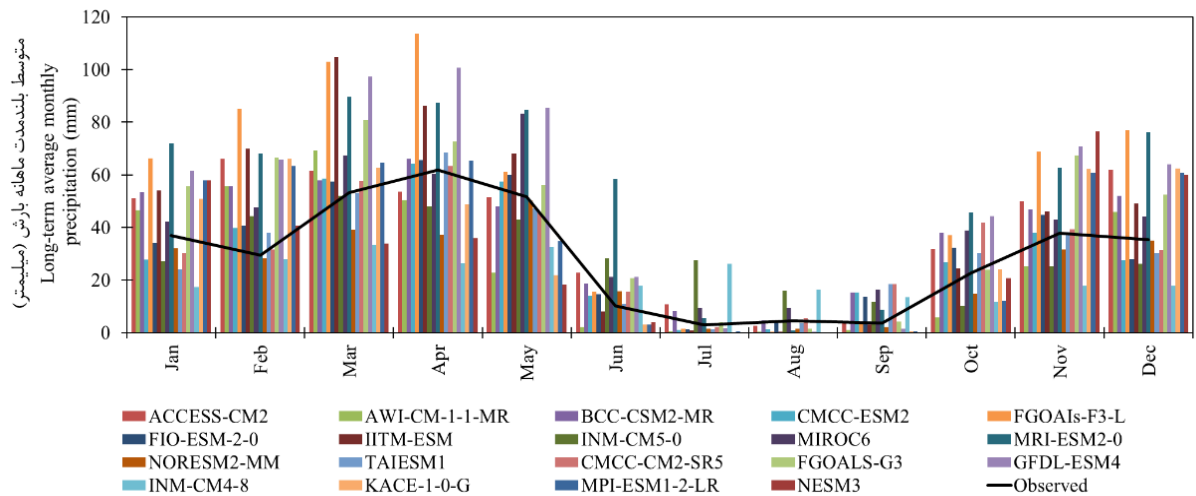
نتایج مدل‌سازی متغیرهای اقلیمی

متوسط بلندمدت ماهانه دما و بارش شبیه‌سازی‌شده توسط ۱۹ مدل اقلیمی از گزارش ششم در دوره ۲۰۰۰-۱۹۷۱ محاسبه و با مقادیر متناظر دوره مشاهداتی ایستگاه سینوپتیک میانه مقایسه شدند. نتایج مربوطه در شکل ۲ ارائه شده است.

با توجه به شکل ۲ (الف) در ماه‌های مارس و آوریل و می (ماه‌های پایانی فصل زمستان و ماه‌های ابتدایی فصل بهار)، بارش‌های مشاهده‌شده به نسبت سایر ماه‌ها مقادیر بالاتری دارند و بیش‌تر مدل‌ها نیز بارش‌های قابل قبولی را برآورد کرده‌اند. برخی مدل‌ها مانند CMCC-ESM2 و MRI-ESM2-0 بارش‌های بیش‌تری نسبت به داده‌های مشاهده‌شده برآورد کرده‌اند و در ماه‌های پرباران آوریل و می، به نسبت سایر ماه‌ها با مقایسه با مقادیر مشاهده‌شده تخمین درست‌تری داشته است. برخی مدل‌ها مانند FGOALS-F3-L و KACE-1-0-G بارش‌های کم‌تری نسبت به داده‌های مشاهده‌شده در فصل بهار که ماه‌های پرباران کشور است، برآورد کرده‌اند. این در حالی است که در فصل پاییز همین مدل‌ها بارش‌های بیش‌تری را نسبت به داده‌های مشاهده‌شده، شبیه‌سازی می‌نمایند. در ماه‌های تابستانی، بارش‌های مشاهده‌شده کمینه می‌شوند و بیش‌تر مدل‌ها نیز این روند را نشان می‌دهند. برخی مدل‌ها مانند INM-CM4-8 و MPI-ESM1-2-LR بارش‌های کم‌تری نسبت به داده‌های مشاهده‌شده، در کل ماه‌های سال (به‌غیر از ماه‌های تابستان) برآورد کرده‌اند.

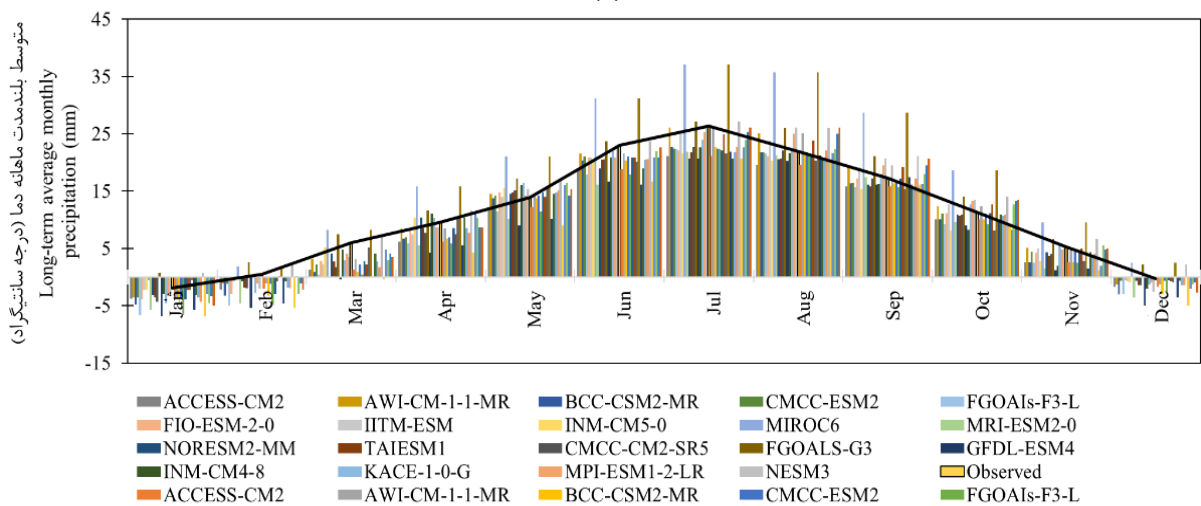
و NSE، استفاده شده است.

در ادامه به منظور بررسی عملکرد مدل‌های اقلیمی، از معیارهای MAE, KGE, PBIAS, NRMSE, RMSE و



(الف)

(a)



(ب)

(b)

شکل ۲. مقایسه میانگین بلندمدت ماهانه (الف) بارش و (ب) دمای حاصل از مدل‌سازی و مقادیر متناظر مشاهداتی.

Fig 2. Comparison of The Long-Term Monthly Average of (a) Precipitation and (b) Temperature Obtained From Modeling and Corresponding Observational Values.

یک بوده است و ضریب همبستگی بالا است که نشان‌دهنده عمل خوب مدل‌ها در شبیه‌سازی دما دارد، این در حالی است که برای متغیر بارش، تنها سه مدل CMCC-ESM2، FIO-ESM-2-0 و TAIESM1 شاخص NSE بیش‌تر از ۰/۸۵ است. برای این شاخص مقادیر منفی و نزدیک به صفر برای متغیر بارش وجود دارد، در حالی که برای متغیر دما وجود ندارد. برای مدل MIROC6

نتایج سنجش عملکرد مدل‌های اقلیمی

در این بخش، هریک از شاخص‌های آماری برای همه مدل‌های گزارش ششم اقلیمی محاسبه شد. بدین ترتیب که متوسط بلندمدت ماهانه بارش و دما محاسبه شد و نتیجه به این صورت حاصل شد که عملکرد مدل‌ها در شبیه‌سازی متغیر دما بهتر از بارش بوده است، به طوری که به‌عنوان مثال شاخص NSE برای بیش‌تر مدل‌ها نزدیک به

می‌تواند با استفاده از روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره صورت گیرد.

نتایج وزن‌دهی مدل‌ها به تفکیک ماه

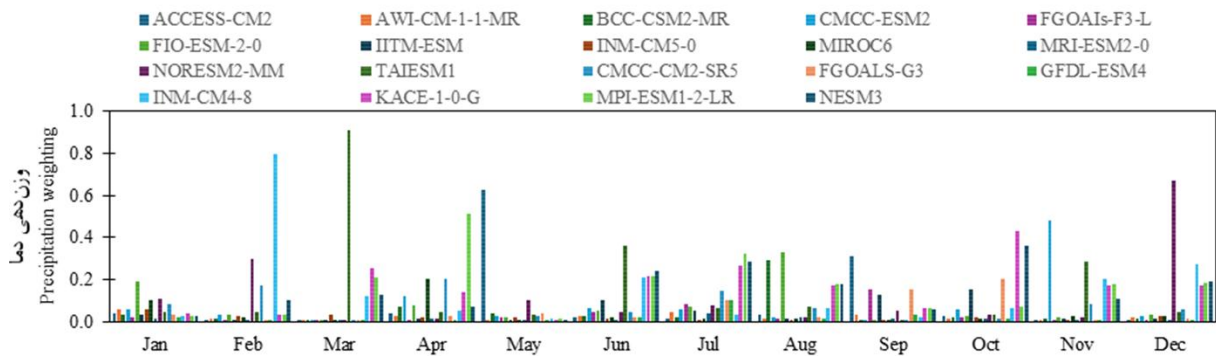
مقایسه میانگین بلندمدت دما و بارش مشاهده‌شده و خروجی مدل‌ها در شکل ۲ نشان می‌دهد که هرچند برخی مدل‌ها عملکرد خوبی برای شبیه‌سازی متغیر اقلیمی در ماه یا فصل خاصی دارد، اما برای سایر ماه‌ها و فصل‌ها از مطلوبیت برخوردار نیستند.

برای بهبود تحلیل و مقایسه، لازم است هریک از مدل‌ها براساس روش وزن‌دهی مبتنی بر میانگین مشاهداتی دما و بارش (رابطه (۱))، وزن‌دهی شوند. مقادیر وزن‌دهی مدل‌های اقلیمی گزارش ششم برای مقادیر بارش و دما به ترتیب در شکل ۳ (الف) و ۳ (ب)، ارائه شده است.

شبیه‌سازی متغیر دما با اینکه ضریب همبستگی ۹۹/۱ درصد است، NSE مقدار ضعیف ۰/۳۳ را نشان می‌دهد. این در حالی است که برای مدل BCC-CSM2-MR با همان ضریب همبستگی ۹۹/۱ درصد، NSE مقدار خوب ۰/۹۱ (نزدیک به یک) را دارا است.

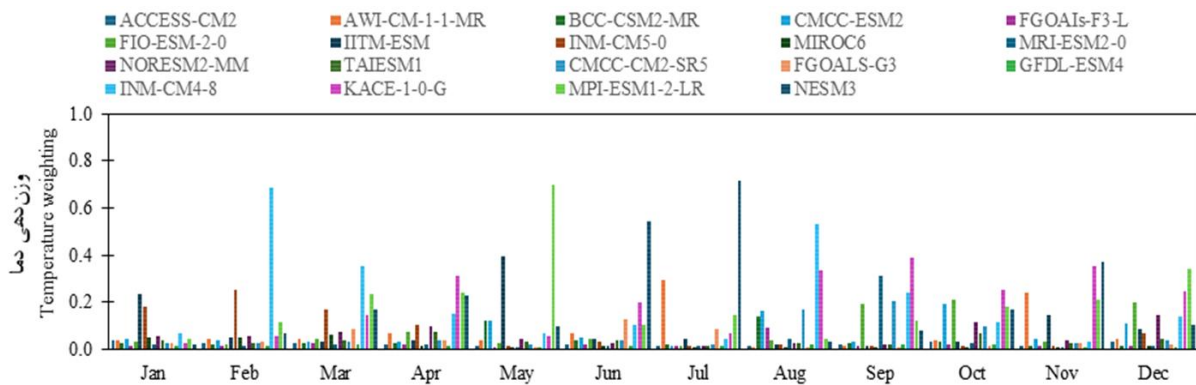
در شبیه‌سازی متغیر بارش با مدل GFDL-ESM4 با اینکه بالاترین و بهترین ضریب همبستگی (۹۸/۴) را دارا است، اما NSE مقدار منفی را دارد و RMSE به نسبت سایر مدل‌ها مقدار بالایی دارد که نشان‌دهنده عملکرد ضعیف این مدل در شبیه‌سازی متغیر بارش را دارد.

با توجه به اینکه هرکدام از مدل‌ها از نظر هر معیار بهترین است و معیارها نسبت به هم مستقل هستند، و عملکرد مدل‌ها در شبیه‌سازی هرکدام از متغیرهای اقلیمی دما و بارش، متفاوت هستند، انتخاب بهترین مدل



(الف)

(a)



(ب)

(b)

شکل ۳. وزن‌دهی مدل‌ها در شبیه‌سازی (الف) بارش و (ب) دما به تفکیک هر ماه.

Fig 3. Weighting of Models In Simulating (a) Precipitation and (b) Temperature By Month.

نتایج AHP

در تحقیق حاضر انتخاب بهترین مدل از بین ۱۹ مدل برای شبیه‌سازی هر دو متغیر دما و بارش مد نظر است. این انتخاب با توجه به هفت معیار اصلی که به‌عنوان شاخص‌های آماری معرفی شده‌اند، انجام می‌گیرد.

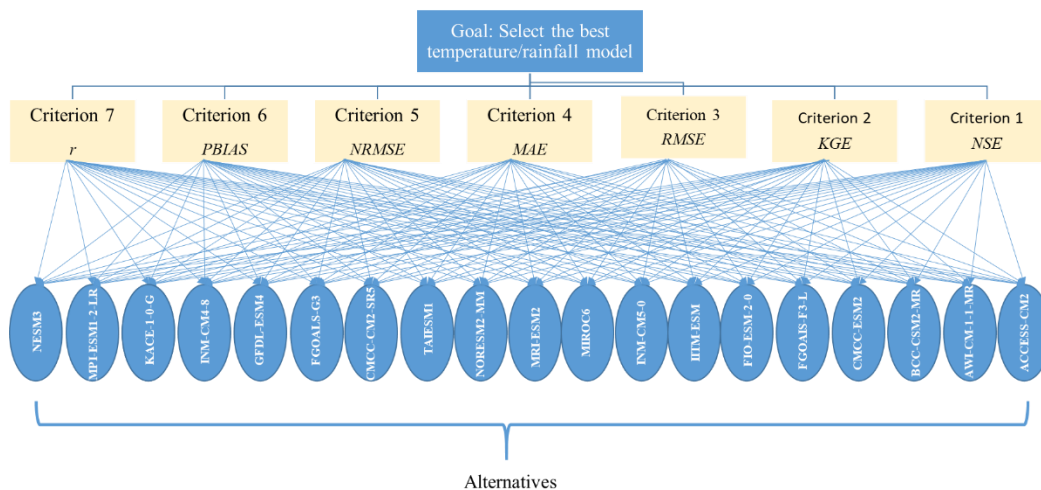
روند و ساختار سلسله مراتبی براساس هدف و معیارها و گزینه‌ها برای هر دو متغیر بارش و دما در شکل ۴ آورده شده است. با تکمیل شدن ساختار سلسله مراتبی در این مرحله مقایسه زوجی بین معیارها انجام می‌گیرد. نتایج حاصل از وزن‌های تلفیقی به‌دست‌آمده برای معیارها در شکل ۵ نمایش داده شده است.

نتایج حاصله از مقایسه زوجی معیارها در نرم‌افزار Expert Choice نشان‌دهنده این است که معیار NSE اثرگذارترین و مؤثرترین معیار در تصمیم‌گیری کارشناسان می‌باشد. طبق نظرسنجی سه معیار MAE، NRMSE و RMSE از نظر کارشناسان دارای ارزش یکسانی بوده و امتیازی یکسان را برای آنها در نظر گرفته شده است.

با توجه به این‌که اختلاف در وزن‌ها می‌تواند منجر به تغییرات قابل توجه در نتایج شود، بنابراین دقت در تعیین وزن‌ها با استفاده از مقایسات زوجی دقیق، برای حصول نتیجه‌ای معتبر مهم است.

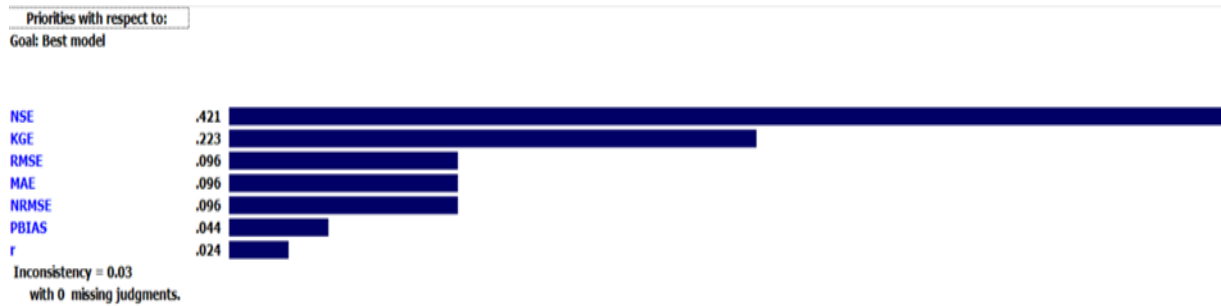
به‌طور کلی از شکل ۳ (الف) می‌توان نتیجه گرفت، مدل IM-CM4-8 و NORESM2-MM نسبت به سایر مدل‌ها بیش‌ترین وزن را برای بارش به خود اختصاص داده‌اند. همچنین مدل‌های IITM-ESM و FGOALS-F3-L، کم‌ترین وزن را برای بارش اختیار کرده‌اند. بنابراین مدل‌های IM-CM4-8 و NORESM2-MM می‌توانند بیش‌ترین و مدل‌های IITM-ESM و FGOALS-F3-L کم‌ترین تأثیر را بر بارش و در نهایت بر رواناب منطقه طرح داشته باشند.

هم‌چنین شکل ۳ (ب) نشان می‌دهد که مدل‌های NESM3 و MPI-ESM1-2-LR بیش‌ترین وزن را برای شبیه‌سازی متغیر دما دارد و مدل‌های GFDL-ESM4 و MIROC6 کم‌ترین وزن را برای شبیه‌سازی این متغیر دارد. هم‌چنین بررسی‌های بیش‌تر برای متغیر بارش نشان می‌دهد که برای فصول بهار و تابستان مدل MPI-ESM1-2-LR بالاترین وزنی را داشته است و برای پاییز مدل KACE-1-0-G و برای زمستان مدل TALESM1 بیش‌ترین وزن را دارا است. برای متغیر دما نیز بررسی‌ها نشان می‌دهند که برای فصول بهار تا زمستان، به‌ترتیب مدل‌های MPI-ESM1-2-LR، NESM3، KACE-1-0-G و INM-CM4-8 بالاترین وزن را به خود اختصاص داده‌اند.



شکل ۴. روند و ساختار سلسله مراتبی براساس هدف و معیارها و گزینه‌ها برای متغیر بارش و دما.

Fig 4. Process and hierarchical structure based on goal, criteria, and options for precipitation variable and temperature.



شکل ۵. مقایسه زوجی معیارها.

Fig 5. Pairwise Comparison of Criteria.

برگزیده بارش انتخاب شدند که نشان‌دهنده عملکرد مناسب این مدل‌ها در شبیه‌سازی بارش می‌باشد. مدل‌های AWI-CM-1-1-MR از لحاظ دو معیار (RMSE و MAE) و مدل MPI-ESM1-2-LR نیز از لحاظ دو معیار (NSE و NRMSE) به‌عنوان مدل برگزیده دما انتخاب شده است.

در دنیای پیچیده تصمیم‌گیری‌های چندمعیاره، انتخاب بهترین گزینه به‌سادگی مقایسه اعداد نیست. نرم‌افزار Expert Choice با رویکرد سلسله‌مراتبی خود، امکان بررسی دقیق و منسجم همه معیارها را فراهم می‌کند. در جدول ۷ بهترین گزینه با توجه به همه معیارها به‌ترتیب برای شبیه‌سازی بارش و دما، ارائه شده است.

نرخ ناسازگاری زمانی مناسب است که مقدارش کوچک‌تر یا مساوی ۰/۱ باشد، بنابراین با توجه به این‌که مقدار نرخ ناسازگاری در مقایسه زوجی معیارها ۰/۰۳ است، بنابراین سازگاری مناسبی بین قضاوت‌های کارشناسان حاکم است.

در ادامه، مقایسه زوجی یا دو به دوی مدل‌ها نسبت به هر شاخص طبق نظر متخصصین انجام گرفت.

با تمرکز بر هر معیار، مدل برگزیده برای بارش و دما با توجه به وزندهی‌هایی که کارشناسان انجام دادند، یکسان نمی‌باشد. هم‌چنین در میان هفت معیار مدنظر مدل از لحاظ سه معیار (NSE، RMSE و NRMSE)، به‌عنوان مدل

جدول ۳. اولویت‌بندی مدل‌ها نسبت به همه معیارها با هم برای شبیه‌سازی (الف) بارش و (ب) دما.

Table 3. Prioritization of Models Concerning All Criteria for Simulating (a) Precipitation and (b) Temperature.

مدل برتر دما به‌ترتیب	مدل برتر بارش به‌ترتیب
The best temperature model, in order	The best precipitation model, in order
MPI-ESM1-2-LR, AWI-CM-1-1-MR, IITM-ESM, KACE-1-0-G, CMCC-ESM2, INM-CM4-8, FIO-ESM-2-0, NORESM2-MM, CMCC-CM2-SR5, INM-CM5-0, NESM3, TAIESM1, FGOALS-G3, BCC-CSM2-MR, ACCESS-CM2, FGOAIS-F3-L, MRI-ESM2-0, GFDL-ESM4, MIROC6	CMCC-ESM2, TAIESM1, FIO-ESM-2-0, CMCC-CM2-SR5, NORESM2-MM, BCC-CSM2-MR, INM-CM5-0, MIROC6, AWI-CM-1-1-MR, ACCESS-CM2, MPI-ESM1-2-LR, FGOALS-G3, KACE-1-0-G, NESM3, INM-CM4-8, IITM-ESM, GFDL-ESM4, FGOAIS-F3-L, MRI-ESM2-0

مدل‌هایی که نسبت به کل ۱۹ مدل دارای بیش‌ترین حساسیت هستند در جدول ۴ و ۵ ارائه شده است.

با توجه به جدول ۳ با در نظر گرفتن تمامی معیارها، بهترین مدل برای تولید داده‌های آتی بارش مدل CMCC-ESM2 و بهترین مدل برای تولید داده‌های آتی دما مدل MPI-ESM1-2-LR می‌باشد. در این گام تحلیل حساسیت برای هر مدل نسبت به هر معیار با هدف یافتن بهترین مدل برای بارش و دما انجام شد.

جدول ۴. تغییرات عدد حساسیت مدل با بیش‌ترین حساسیت نسبت به هر معیار (مربوط به بارش).

Table 4. Changes in The Sensitivity Number of The Model With The Highest Sensitivity To Each Criterion (Related To Precipitation).

مدل Model	NSE (Dimensionless)	KGE (Dimensionless)	RMSE (mm)	MAE (mm)	NRMSE (Dimensionless)	PBIAS (%)	r (%)
CMCC-ESM2	0.47*	0.46	0.53*	0.48	0.49*	0.34	0.33
FIO-ESM-2-0	0.44	0.30	0.47	0.34	0.44	0.20	0.74*
INM-CM5-0	0.19	0.15	0.18	0.13	0.20	0.46*	0.05
TAIESM1	0.42	0.59*	0.41	0.54*	0.42	0.40	0.21

جدول ۵. تغییرات عدد حساسیت مدل با بیش‌ترین حساسیت نسبت به هر معیار (مربوط به دما).

Table 5. Changes in The Sensitivity Number of The Model With The Highest Sensitivity To Each Criterion (Related to Temperature).

مدل Model	NSE (Dimensionless)	KGE (Dimensionless)	RMSE (mm)	MAE (mm)	NRMSE (Dimensionless)	PBIAS (%)	r (%)
AWI-CM-1-1-MR	0.55*	0.40	0.72*	0.70*	0.50	0.68	0.50
IITM-ESM	0.46	0.71*	0.59	0.70*	0.44	0.47	0.12
FGOALS-G3	0.17	0.12	0.11	0.11	0.18	0.12	0.62*
MPI-ESM1-2-LR	0.56*	0.66	0.68	0.49	0.55*	0.56	0.64*
NESM3	0.26	0.14	0.22	0.13	0.28	0.72*	0.23

حساسیت ۰/۶۴ حساسیت بسیار زیادی نسبت به معیار همبستگی (r) دارند. به‌طور اجمالی می‌توان گفت با توجه به نتایج حاصل از جدول تغییرات عدد حساسیت هر مدل نسبت به هر معیار (مربوط به بارش) مدل CMCC-ESM2 و با توجه به نتایج حاصل از جدول تغییرات عدد حساسیت هر مدل نسبت به هر معیار (مربوط به دما) مدل AWI-CM-1-1-MR و MPI-ESM1-2-LR بیش‌ترین حساسیت را نسبت به معیارها دارند.

نتیجه‌گیری

در تحقیق حاضر، متوسط بلندمدت ماهانه دما و بارش شبیه‌سازی‌شده توسط ۱۹ مدل اقلیمی از گزارش ششم در دوره ۲۰۰۰-۱۹۷۱ برای حوضه فرنگو محاسبه و با مقادیر متناظر دوره مشاهداتی مقایسه شدند. به‌طور کلی می‌توان گفت برخی از مدل‌ها مانند CMCC-ESM2 و FIO-ESM-2-0 عملکرد خوبی برای شبیه‌سازی بارش داشته‌اند و بارش‌های برآورد شده به‌طور تقریبی با داده‌های

در جداول ۴ و ۵ مدلهایی که دارای بیش‌ترین عدد حساسیت نسبت به معیارها در مقایسه با سایر گزینه‌ها هستند با علامت ستاره نشان داده شدند.

در جدول ۴ که نشان‌دهنده تغییرات عدد حساسیت حساس‌ترین مدل‌ها نسبت به هر معیار (مربوط به بارش) است، مدل CMCC-ESM2 با حساسیت ۰/۴۷ بالاترین حساسیت را نسبت به معیار NSE دارند.

مدل CMCC-ESM2 با حساسیت ۰/۵۳ در تخمین RMSE بسیار حساس است. همچنین، مدل CMCC-ESM2 با حساسیت ۰/۴۹ بالاترین حساسیت را در تخمین NRMSE دارا است. در جدول ۵ که نشان‌دهنده تغییرات عدد حساسیت حساس‌ترین مدل‌ها نسبت به هر معیار (مربوط به دما) است، مدل‌های MPI-ESM1-2-LR با حساسیت ۰/۵۶ بیان‌گر این است که عملکرد این مدل‌ها نسبت به معیار NSE حساس است. مدل MPI-ESM1-2-LR با حساسیت ۰/۵۵ بالاترین حساسیت را در تخمین NRMSE دارا است. مدل MPI-ESM1-2-LR با

طرح داشته باشند. هم‌چنین مدل‌های NESM3 و MPI-ESM1-2-LR بیش‌ترین وزن را برای شبیه‌سازی متغیر دما دارد و مدل‌های GFDL-ESM4 و MIROC6 کم‌ترین وزن را برای شبیه‌سازی این متغیر دارد.

در تحقیق حاضر انتخاب بهترین مدل از بین ۱۹ مدل برای شبیه‌سازی هر دو متغیر دما و بارش مد نظر است. این انتخاب با توجه به هفت معیار اصلی که به‌عنوان شاخص‌های آماری معرفی شده‌اند، انجام می‌گیرد.

نتایج حاصله از مقایسه زوجی معیارها در نرم‌افزار Expert Choice نشان‌دهنده این است که معیار NSE اثرگذارترین و مؤثرترین معیار در تصمیم‌گیری کارشناسان می‌باشد. در میان هفت معیار مدنظر مدل CMCC-ESM2 از لحاظ سه معیار (NSE، RMSE و NRMSE)، مدل برگزیده بارش انتخاب شده است که نشان‌دهنده عملکرد مناسب این مدل در شبیه‌سازی بارش می‌باشد.

مدل‌های AWI-CM-1-1-MR از لحاظ دو معیار (RMSE و MAE) و مدل MPI-ESM1-2-LR نیز از لحاظ دو معیار (NSE و NRMSE) به‌عنوان مدل برگزیده دما انتخاب شده است. با در نظر گرفتن تمامی معیارها، بهترین مدل برای تولید داده‌های آبی بارش مدل CMCC-ESM2 و بهترین مدل برای تولید داده‌های آبی دما مدل MPI-ESM1-2-LR می‌باشد.

با توجه به این امر که دما یک متغیر پایدارتر و با تغییرات آهسته‌تر است، مدل‌ها به‌طور معمول قادر هستند آن را با دقت بالاتری شبیه‌سازی کنند. همان‌طور که نتایج نشان دادند عملکرد مدل‌ها در شبیه‌سازی متغیر دما بهتر از بارش بوده است، که با نتایج خیاط و همکاران (Khayat et al., 2020)، صمدی و همکاران (Samadi et al., 2009)، المزرئی و همکاران (Almazroui et al., 2021)، فرزانه و همکاران (Farzaneh et al., 2010) و رضانی اعتدالی و کوهی (Ramezani Etedali and Khoohi, 2024) مطابقت دارد.

علاوه بر این، عدم قطعیت‌های موجود در پارامترسازی فرآیندهای بارش، به‌ویژه در مناطق با توپوگرافی پیچیده مانند حوضه قرنقو، می‌تواند دقت شبیه‌سازی بارش را کاهش دهد. بنابراین، مدل‌هایی که توانایی بهتری در

مشاهده‌شده هم‌خوانی داشتند و نیز برخی مدل‌ها مانند MRI-ESM2-0، FGOALS-F3-L و GFDL-ESM4 در برخی ماه‌ها بارش‌های بسیار بیش‌تری را نسبت به داده‌های مشاهده‌شده برآورد کرده‌اند، این در حالی است که برخی مدل‌ها مانند INM-CM4-8 بارش‌های بسیار کم‌تری تخمین زده‌اند. هم‌چنین، برخی مدل‌ها مانند MRI-ESM1-2-LR و AWI-CM-1-1-MR عملکرد خوبی برای شبیه‌سازی دما داشته‌اند و دمای برآورد شده به‌طور تقریبی با داده‌های مشاهده‌شده هم‌خوانی دارند.

در ادامه به‌منظور بررسی عملکرد مدل‌های اقلیمی، از معیارهای r ، RMSE، NRMSE، PBIAS، KGE، MAE، NSE و استفاده شده است. هر یک از شاخص‌های آماری برای همه مدل‌های گزارش ششم اقلیمی محاسبه شد. نتایج این‌گونه است که به‌عنوان مثال شاخص NSE برای بیش‌تر مدل‌ها نزدیک به یک بوده است و ضریب همبستگی بالا است که نشان‌دهنده عمل خوب مدل‌ها در شبیه‌سازی دما دارد، این در حالی است که برای متغیر بارش، تنها سه مدل CMCC-ESM2، FIO-ESM-2-0 و TAIESM1 شاخص NSE بیش‌تر از ۰/۸۵ است. برای این شاخص مقادیر منفی و نزدیک به صفر برای متغیر بارش وجود دارد، در حالی که برای متغیر دما وجود ندارد.

مقایسه میانگین بلندمدت دما و بارش مشاهده‌شده و خروجی مدل‌ها نشان می‌دهد که هرچند برخی مدل‌ها عملکرد خوبی برای شبیه‌سازی متغیر اقلیمی در ماه یا فصل خاصی دارد، اما برای سایر ماه‌ها و فصل‌ها از مطلوبیت برخوردار نیستند. برای بهبود تحلیل و مقایسه، لازم است هر یک از مدل‌ها براساس روش وزن‌دهی مبتنی بر میانگین مشاهداتی دما و بارش، وزن‌دهی شوند.

مقادیر وزن‌دهی مدل‌های اقلیمی گزارش ششم برای مقادیر بارش و دما نشان دادند که مدل INM-CM4-8 و NORESM2-MM نسبت به سایر مدل‌ها بیش‌ترین وزن را برای بارش به خود اختصاص داده‌اند.

هم‌چنین مدل‌های IITM-ESM و FGOALS-F3-L کم‌ترین وزن را برای بارش اختیار کرده‌اند. بنابراین مدل‌های INM-CM4-8 و NORESM2-MM می‌توانند بیش‌ترین و مدل‌های IITM-ESM و FGOALS-F3-L کم‌ترین تأثیر را بر بارش و در نهایت بر رواناب منطقه

<https://doi.org/10.30488/CCR.2022.361233.1093>.

Bayissa, Y., Melesse, A., Bhat, M., Tadesse, T. & Shiferaw, A. (2021). Evaluation of regional climate models (RCMs) using precipitation and temperature-based climatic indices: (A case study of Florida, USA), *Water*, 13(17). <https://doi.org/10.3390/w13172411>.

Dehghani, A., Mortazavi, F., Dehghani, A., Rahmat, M. B., Galavi, H., Bolonio, D., Ng, J. L., Rezaverdinejad, V., & Mirzaei, M. (2025). Multi-model assessment of climate change impacts on drought characteristics. *Natural Hazards*, 121(5), 6069–6084. <https://doi.org/10.1007/s11069-024-07015-z>.

Farzaneh, M. R., Samadi, S. Z., Akbarpour, A. & Eslamian, S. S. (2010). *Introducing selected predictors for statistical-regression downscaling in the Behesht Abad sub-basin of North Karun*, 1st Iranian National Conference on Applied Research in Water Resources. 11 May 2010. Kermanshah, Kermanshah University of Technology. [In Persian]. <https://civilica.com/doc/112792>.

Gupta, H. V., Kling, H., Yilmaz, K. K. & Martinez, G.F. (2009). Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: (Implications for improving hydrological modelling). *Journal of Hydrology*, 377(1–2), 80–91. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.08.003>.

Houngue, N.R., Almoradie, A.D.S. & Evers, M. (2022). A multi-criteria decision analysis approach for regional climate model selection and future climate assessment in the Mono River Basin, Benin and Togo. *Journal of Atmosphere*, 13(9), 1471. <https://doi.org/10.3390/atmos13091471>.

Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22(4), 679–688. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001>.

Helmi, M., Neyshabouri, S. Z., Amirabadizadeh, M. & Yaghoobzadeh, M. (2024). Evaluation of SDSM, LARS-WG, and ANN methods in downscaling of temperature and precipitation for two different climates. *Journal of Drought and Climate Change Research (JDCR)*, 1(4), 105–118. [In Persian]. <https://doi.org/10.22077/JDCR.2023.6996.1049>.

پارامترسازی فرآیندهای بارش دارند، به‌طور معمول عملکرد مناسب‌تری نشان می‌دهند.

یعقوب‌زاده (Yaghoobzadeh, 2022) در پژوهش خود نشان داد که استفاده از دوره‌های طولانی‌تر تاریخی، مانند بازه ۱۹۶۰ تا ۱۹۹۰، برای شبیه‌سازی متغیر بارش منجر به نتایج دقیق‌تری می‌شود. این یافته با نتایج تحقیق حاضر هم‌خوانی دارد.

منابع

Anil, S., & Raj P. A. (2022). Deciphering the projected changes in CMIP-6-based precipitation simulations over the Krishna River Basin. *Journal of Water & Climate Change*, 13(3), 1389–1407. <https://doi.org/10.2166/wcc.2022.399>.

Almazroui, M., Ashfaq, M., Islam, M. N., Rashid, I. U., Kamil, S., Adnan Abid, M., O'Brien, E., Ismail, M., Reboita, M. S., Sörensen, A. A., Arias, P. A., Alves, L. M., Tippett, M. K., Saeed, S., Haarsma, R., Doblas-Reyes, F. J., Saeed, F., Kucharski, F., Nadeem, I., Silva-Vidal, Y., Rivera, J. A., Ehsan, M. A., Martínez-Castro, D., Muñoz, Á. G., Coppola, E., & Bamba Sylla, M. (2021). Assessment of CMIP6 performance and projected temperature and precipitation changes over South America, *Earth Systems and Environment*, 5, 155–183. <https://doi.org/10.1007/s41748-021-00233-6>.

Ashofteh, P.-S., Bozorg-Haddad, O. & Mariño, M. (2013). Climate change impact on reservoir performance indexes in agricultural water supply. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 139(2), 85–97. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)IR.1943-4774.0000496](https://doi.org/10.1061/(ASCE)IR.1943-4774.0000496).

Ashofteh, P.-S. (2018). Evaluation of the flexibility of the reservoir system in terms of climate change in the optimal supply of water. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 49(2), 269–279. [In Persian]. <https://doi.org/10.22059/ijswr.2017.226689.66762>.

Abdolizadeh, F., Khorshiddoust, A. M. & Jahanbakhsh, S. (2021). Assessment of the performance of the CMIP6 model for the analysis of temperature and precipitation in the Urmia Lake basin. *Journal of Climate Change Research*, 3(11), 17–30. [In Persian].

- Kim, Y.-H., Min, S.-K., Zhang, X., Sillmann, J. & Sandstad, M. (2020). Evaluation of the CMIP6 multi-model ensemble for climate extreme indices. *Weather and Climate Extremes*, 29, 100269. <https://doi.org/10.1016/j.wace.2020.100269>.
- Kjellström, E., Boberg, F., Castro, M. & Christensen, J. H. (2010). Daily and monthly temperature and precipitation statistics as performance indicators for regional climate models. *Climate Research*, 44(2-3), 135-150. <https://doi.org/10.3354/cr00932>.
- Khayat, A., Amirabadizadeh, M., Pourreza-Biloni, M. & Khozaymehnehad, H. (2020). Study temperature and precipitation parameters under the effect of climate change (Case study: Birjand Plain). *Journal of Irrigation and Water Engineering*, 11(1), 200–210. [In Persian]. <https://doi.org/10.22059/iwe.2020.114963>.
- Mirzaei, M., Shirmohammadi, A., Ruiz-Barradas, A., Olson, L. J., & Negahban-Azar, M. (2025). Climate change effects on the spatial and temporal distribution of extreme precipitation in the Mid-Atlantic region. *Urban Climate*, 61, 102382. <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2025.102382>.
- Moriasi, D. N., Arnold, J. G., Van Liew, M. W., Bingner, R. L., Harmel, R. D. & Veith, T. L. (2007). Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE*, 50(3), 885–900. <https://doi.org/10.13031/2013.23153>.
- Nash, J. E., & Sutcliffe, J. V. (1970). River flow forecasting through conceptual models, Part I—A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, 10(3), 282–290. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(70\)90255-6](https://doi.org/10.1016/0022-1694(70)90255-6).
- Parviz, L., Kazemi, B., & Hatef, M. A. (2024). Utilization of the climate indices and the multi-criteria decision-making approach in crop yield forecasting in line with policy-making in agriculture. *Journal of Drought and Climate Change Research (JDCR)*, 2(3), 49–66. <https://doi.org/10.22077/jdcr.2024.7942.1072>.
- Pradhan, P., Shhrestha, S., Sundram, S.M.M. & Virdis, S. (2021). Evaluation of the CMPI5 general circulation models for simulating the precipitation and temperature of the Koshi River basin in Nepal. *Journal of Water and Climate Change*, 12(1). <https://doi.org/10.2166/wcc.2021.124>.
- Legg, S. (2021). IPCC, 2021: Climate change 2021-the physical science basis. *Interaction*, 49(4), 44–45.
- Pearson, K. (1895). VII. Note on regression and inheritance in the case of two parents. *proceedings of the royal society of London*, 58(347-352), 240–242. <https://doi.org/10.1098/rsp1.1895.0041>.
- Ramezani Etedali, H., & Koohi, S. (2024). Investigating the impact of climate change on the aridity in Iran with a population exposure approach. *Journal of Drought and Climate Change Research (JDCR)*, In Press. [In Persian]. <https://doi.org/10.22077/jdcr.2024.8258.1079>.
- Saaty, T. L. (1990). How to make a decision: The analytic hierarchy process. *European Journal of Operational Research*, 48(1), 9-26. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(90\)90057-I](https://doi.org/10.1016/0377-2217(90)90057-I).
- Samadi, S. Z., Massah Bavani, A. R. & Mahdavi, M. (2009). *Selecting a predictor variable for statistical downscaling of temperature and precipitation data in the Karkheh watershed*, Fifth National Conference on Watershed Management Science and Engineering of Iran. 11-12 May 2010. Golestan, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources. [In Persian]. <https://civilica.com/doc/87064>
- Weyant, J. (2017). Some contributions of integrated assessment models of global climate change. *Review of Environmental Economics and Policy*, 11(1), 115-137. <https://doi.org/10.1093/reep/rew018>.
- Willmott, C. J., & Matsuura, K. (2005). Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. *Climate Research*, 30(1), 79–82. <https://doi.org/10.3354/cr030079>.
- Yaghoobzadeh, M. (2022). Selecting the best general circulation model and historical period to determine the effects of climate change on precipitation, *IDŐJÁRÁS/Quarterly journal of the Hungarian meteorological service*, 126(2): 247-265. <https://doi.org/10.28974/idojaras.2022.2.5>.