Iranian Journal of Rainwater Catchment Systems
Online ISSN: 1531-2783 Print ISSN: 5970-2423

Bias correction of numerical precipitation forecasting model outputs from the TIGGE database

Soudabeh Behiyan Motlagh[*1], **Afshin Honarbakhsh**[2]

[1] Former Ph.D. Student, Department of Natural Engineering, Faculty of Natural Resources and Earth Sciences, Shahrekord University, Shahrekord, Iran. Email: sodabehbehyan@gmail.com
[2] Associate Professor, Department of Natural Engineering, Faculty of Natural Resources and Earth Sciences, Shahrekord University, Shahrekord, Iran. Email: afshin.honarbakhsh@gmail.com

ARTICLE INFO

Article type:
Research Paper

Article history

Received: 23 April 2026

Revised: 23 June 2026

Accepted: 27 June 2026

Published online: 12 September 2026

Keywords:
Error correction, Numerical weather prediction model, Post-processing, Delta bias correction factor, QM bias correction factor

ABSTRACT

Accurate precipitation forecasting is essential for flood forecasting and water resources management. In recent years, numerical weather prediction (NWP) models have been extensively developed and are widely used by major meteorological centers for operational weather forecasting. The TIGGE database integrates forecasts from these models, providing a valuable resource for evaluating precipitation prediction performance. This study investigated the effectiveness of seven bias-correction methods applied to precipitation forecasts generated by ten NWP models available in the TIGGE database for the Poldokhtar watershed. The results showed that most forecasting models exhibited the lowest root mean square error (RMSE) at low elevations and the highest RMSE at high elevations. Among the ten models evaluated, the ECMWF model achieved the lowest RMSE (approximately 5 mm day^{-1}), whereas the NCMRWF model produced the highest RMSE (approximately 8.8 mm day^{-1}). Evaluation of the bias-corrected precipitation forecasts indicated that the EZ, STB, and QM methods outperformed the other correction methods at several stations across the study area. In contrast, the Delta method consistently improved forecast performance across all evaluated models, regardless of geographical location. The LS and EQM methods showed little to no improvement in precipitation forecasts, while the TVSV method produced corrected precipitation values that differed considerably from the observed precipitation. Overall, the results demonstrate that post-processing of precipitation forecasts can substantially improve the performance of numerical weather prediction models, thereby enhancing their applicability for flood forecasting and early warning systems.

Citation: Behiyan Motlagh, S., & Honarbakhsh, A. (2026). Bias correction of numerical precipitation forecasting model outputs from the TIGGE database. *Iranian Journal of Rainwater Catchment Systems*, 14(3), 1-22.

DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.2.3

Publisher: Iranian Rainwater Catchment Systems Association

© Author(s)

***Corresponding author:** Soudabeh Behiyan Motlagh
Address: Department of Natural Engineering, Faculty of Natural Resources and Earth Sciences, Shahrekord University, Shahrekord, Iran.
Tel: +989108528637
Email: sodabehbehyan@gmail.com

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-31]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.2.3]

Iranian Journal of Rainwater Catchment Systems
Online ISSN: 1531-2783 Print ISSN: 5970-2423

Bias correction of numerical precipitation forecasting model outputs from the TIGGE database

Soudabeh Behiyan Motlagh*[1], Afshin Honarbakhsh[2]

[1] Former Ph.D. Student, Department of Natural Engineering, Faculty of Natural Resources and Earth Sciences, Shahrekord University, Shahrekord, Iran. Email: sodabehbehyan@gmail.com
[2] Associate Professor, Department of Natural Engineering, Faculty of Natural Resources and Earth Sciences, Shahrekord University, Shahrekord, Iran. Email: afshin.honarbakhsh@gmail.com

EXTENDED ABSTRACT

Introduction: Rapid urbanization, expanding rural development within floodplains, and the increasing impacts of climate change and global warming have substantially increased flood risk across many regions of the world. As populations grow and land-use patterns change, more people, infrastructure, and economic assets are exposed to flood hazards, resulting in greater human casualties, environmental degradation, and financial losses. Consequently, improving flood risk management has become a global priority. Flood impacts can be reduced through a combination of structural measures, such as dams, levees, reservoirs, and channel improvements, and non-structural measures, including flood forecasting, early warning systems, land-use planning, and emergency preparedness. Numerous studies conducted in different climatic and hydrological regions have demonstrated that integrating non-structural approaches with conventional structural measures significantly enhances flood resilience and reduces flood-related damage. Among these approaches, flood forecasting and timely warning systems play a crucial role by providing decision-makers and emergency managers with sufficient lead time to implement mitigation measures, evacuate vulnerable populations, and protect critical infrastructure. Accurate precipitation forecasting is a fundamental prerequisite for reliable flood forecasting because precipitation is the primary input to hydrological models. One of the most widely adopted methods for precipitation prediction is Numerical Weather Prediction (NWP). NWP employs the fundamental laws of atmospheric physics together with advanced mathematical equations to simulate atmospheric processes and forecast precipitation and other meteorological variables based on current atmospheric conditions, initial and boundary conditions, and specified spatial and temporal scales. Continuous advances in numerical modeling, data assimilation, and computational capabilities have further improved the accuracy and operational usefulness of NWP-based precipitation forecasts for flood forecasting applications.

Methodology: This study utilized daily precipitation forecast data from ten leading Numerical Weather Prediction (NWP) centers available through the THORPEX Interactive Grand Global Ensemble (TIGGE) database, including CMA, CPTEC, ECCC, ECMWF, JMA, KMA, Meteo-France, NCEP, NCMRWF, and UKMO. These global forecasting systems provide ensemble precipitation forecasts with diverse model structures and parameterization schemes, making them suitable for comparative performance assessments. The precipitation forecasts were downloaded from the TIGGE database at a spatial resolution of 0.1°. The forecast outputs, provided in GRIB2 format, were extracted, converted, and processed using the Temporal/Spectral Profile plugin in QGIS software to prepare the datasets for analysis. Because raw NWP model outputs often contain systematic biases arising from model physics, parameterization, and uncertainties in initial conditions, bias correction is essential for improving forecast accuracy. In this study, seven bias-correction techniques were evaluated: Linear Scaling (LS), Spatio–Temporal Bias (STB), Empirical Quantile Mapping (EQM), Time-Variant Spatial Variability (TVSV), Quantile Mapping (QM), Delta, and Elevation Zone (EZ). Model performance was assessed using continuous statistical metrics, including Root Mean Square Error (RMSE) and Mean Error (ME), together with categorical metrics such as Probability of Detection (POD), False Alarm Ratio (FAR), Frequency Bias Index (BIAS), and Heidke Skill Score (HSS), thereby providing a comprehensive evaluation of both precipitation magnitude and event detection accuracy.

***Corresponding author:** Soudabeh Behiyan Motlagh
Address: Department of Natural Engineering, Faculty of Natural Resources and Earth Sciences, Shahrekord University, Shahrekord, Iran.
Tel: +989108528637
Email: sodabehbehyan@gmail.com

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-31]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.2.3]

ISSN (Online): 2783-1531 - ISSN (Print): 2423-5970

Results and Discussion: The results showed that most precipitation forecasting models produced lower prediction errors at lower elevations and higher root mean square error (RMSE) values at higher elevations. This pattern may be attributed to greater uncertainties associated with mountainous regions, including the effects of vegetation cover, soil characteristics, moisture conditions, and limitations in ground-based observations. Among the ten forecasting models evaluated, the ECMWF model achieved the lowest RMSE across most parts of the Poldokhtar watershed, indicating the highest prediction accuracy. In contrast, the NCEP model produced the highest RMSE values. The relatively poor performance of the NCEP model may be related to the complex mountainous topography of the watershed. All seven bias-correction methods improved the accuracy of precipitation forecasts to varying degrees. The EZ and STB methods outperformed the other methods for several models. However, the Delta method consistently provided the best performance across all models and was not affected by geographical location. The QM method successfully corrected up to 90% of the forecast precipitation in five models and at several stations. Even after bias correction, the ECMWF model remained the most accurate forecasting model. In contrast, the LS and EQM methods showed little improvement in forecast accuracy. Likewise, the TVSV method did not produce satisfactory results in this study.

Conclusion: The application of Numerical Weather Prediction (NWP) models has become increasingly widespread in meteorological and hydrological research because of their ability to provide quantitative forecasts of precipitation and other atmospheric variables. The performance of these models depends on several factors, including their physical formulations, numerical solution algorithms, parameterization schemes, model resolution, and the accuracy of the initial and boundary conditions used in the simulations. As a result, different NWP models often generate substantially different precipitation forecasts for the same meteorological event, emphasizing the need for systematic model evaluation and effective bias-correction techniques to improve forecast reliability. Among the evaluated bias-correction methods, Quantile Mapping (QM), Elevation Zone (EZ), and Spatio–Temporal Bias (STB) successfully reduced prediction errors for several forecasting models. However, the Delta method consistently demonstrated the best overall performance across all NWP models and observation stations. The results further indicated that the QM and EZ methods were sensitive to elevation-related variations, whereas the STB method showed relatively poor performance for the CMA model and therefore may not be suitable for broad regional applications. In contrast, the Delta method effectively corrected systematic biases and produced stable, accurate forecasts under different conditions. These findings provide valuable guidance for improving precipitation forecasts used in hydrological modeling and support more reliable flood forecasting, water resources planning, and integrated watershed management.

Ethical Considerations

Data availability statement: The data that support the findings of this study are available from the corresponding author.

Funding: No funding was received to conduct this research.

Authors' contribution: **Bahiyan Motlagh, S.:** Conceptualization, software and statistical analyses, and writing original draft preparation; **Honarbakhsh, A.:** Editing and reviewing the article and final control of the results.

Conflicts of interest: The authors of this article declared no conflict of interest regarding the authorship or publication of this article.

Acknowledgment: The authors are grateful for the constructive comments of the reviewers.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-31]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.2.3]

Iranian Journal of Rainwater Catchment Systems
مجله علمی سامانه‌های سطوح آبگیر باران ایران
شاپا الکترونیکی: ۲۷۸۳-۱۵۳۱ شاپا چاپی: ۲۴۲۳-۵۹۷۰

تصحیح اریبی خروجی مدل‌های عددی پیش‌بینی بارش پایگاه داده TIGGE

سودابه بهیان مطلق[*1]، افشین هنربخش[2]

[1] دانش‌آموخته دکتری، گروه مهندسی طبیعت، دانشکده منابع‌طبیعی و علوم زمین، دانشگاه شهرکرد، شهرکرد، ایران. sodabehbehyan@gmail.com

[2] دانشیار، گروه مهندسی طبیعت، دانشکده منابع‌طبیعی و علوم زمین، دانشگاه شهرکرد، شهرکرد، ایران. afshin.honarbakhsh@gmail.com

مشخصات مقاله

نوع مقاله:
پژوهشی

تاریخچه مقاله
دریافت: ۰۳ اردیبهشت ۱۴۰۵
بازنگری: ۰۲ تیر ۱۴۰۵
پذیرش: ۰۶ تیر ۱۴۰۵
انتشار برخط: ۲۱ شهریور ۱۴۰۵

واژه‌های کلیدی:
پس‌پردازش، تصحیح اریبی نگاشت چندک، روش تصحیح اریبی Delta، مدل‌های عددی هواشناسی.

چکیده

پیش‌بینی بارش به دلیل استفاده در مطالعات سیلاب و منابع آب از اهمیت بسیار بالایی برخوردار است. مدل‌های عددی پیش‌بینی وضع هوا در سال‌های اخیر توسعه زیادی یافته است. امروزه مراکز هواشناسی مطرح دنیا از این مدل‌ها در پیش‌بینی‌های هواشناسی استفاده نموده‌اند، در پایگاه داده TIGGE نیز از این مراکز در پیش‌بینی‌های هواشناسی استفاده شده است. پژوهش حاضر باهدف بررسی اثر هفت روش تصحیح اریبی بر مدل‌های پیش‌بینی بارش موجود در پایگاه داده TIGGE، جهت پیش‌بینی بارش در حوضه پلدختر به انجام رسیده است. از داده‌های پیش‌بینی بارش در مقیاس روزانه (۲۰۲۰-۲۰۱۶) در این پژوهش استفاده شد. هم‌چنین عملکرد ۱۰ مدل پیش‌بینی بارش در پایگاه داده TIGGE بررسی شد. از داده مشاهده‌ای هفت ایستگاه باران‌سنجی جهت صحت سنجی پیش‌بینی‌ها استفاده شد. نتایج به‌دست‌آمده نشان داد که اکثر مدل‌های پیش‌بینی در ارتفاع کم، کم‌ترین RMSE و در ارتفاعات بالا، بیش‌ترین مقدار این شاخص را داشت. از میان ۱۰ مدل مورد بررسی پایگاه TIGGE، مدل ECMWF دارای کم‌ترین RMSE در حدود پنج میلی‌متر در روز در حوضه پلدختر بود. برخلاف آن داده‌های بارش پیش‌بینی شده توسط مرکز NCMRWF بالاترین RMSE در حدود ۸/۸ میلی‌متر در روز داشتند. هم چنین ارزیابی بارش تصحیح شده نشان داد که روش‌های EZ، STB و QM در برخی از ایستگاه‌ها در مدل‌های مورد بررسی برتری داشتند. درحالی‌که تأثیر منطقه جغرافیایی در روش Delta وجود نداشت و در تمام مدل‌های مورد بررسی برتری داشت. روش‌های LS و EQM نتوانستند پیش‌بینی بارش مدل‌های عددی را تصحیح نمایند و تغییری در پیش‌بینی‌ها ایجاد نمایند. تصحیحات روش TVSV نیز با بارش مشاهده‌ای اختلاف زیادی داشت، این روش فقط در تصحیح روزهای بدون بارش عملکرد مناسبی داشته باشد. با توجه به تحقیق حاضر، پس پردازش بارش پیش‌بینی شده مدل‌های عددی، کارایی مدل‌های پیش‌بینی بارش را در سامانه هشدار سیل افزایش می‌دهد.

استناد: بهیان مطلق، سودابه و هنربخش، افشین. (۱۴۰۵). تصحیح اریبی خروجی مدل‌های عددی پیش‌بینی بارش پایگاه داده TIGGE. *سامانه‌های سطوح آبگیر باران*، ۱۴(۳)، ۱-۲۲.

DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.2.3

CC BY NC

© نویسندگان

ناشر: انجمن علمی سیستم‌های سطوح آبگیر باران ایران

[*] **نویسنده مسئول:** سودابه بهیان مطلق
نشانی: گروه مهندسی طبیعت، دانشکده منابع طبیعی و علوم زمین، دانشگاه شهرکرد، شهرکرد، ایران
تلفن: ۰۹۱۰۸۵۲۸۶۳۷
پست الکترونیکی: sodabehbehyan@gmail.com

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-31]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.2.3]

مقدمه

با توسعه چشمگیر جوامع شهری و روستایی در سیلاب‌دشت‌ها، هم‌چنین تغییرات اقلیمی و گرمایش جهانی، ریسک سیل در جهان به‌طور فراوانی افزایش‌یافته است؛ بنابراین پیش‌بینی بارش در حوضه‌های حساس و سیل‌خیز و هم‌چنین دقت پیش‌بینی‌ها از اهمیت به سزایی برخوردار است. سیل خسارات جانی و مالی زیادی را برای بشر به همراه دارد. یکی از روش‌هایی که جهت پیش‌بینی بارش مورد استفاده قرار می‌گیرد پیش‌بینی عددی وضع هوا (NWP[۱]) است. NWP یا پیش‌بینی عددی هوا روشی است مبتنی بر روابط علمی و مدل‌های ریاضیاتی که به کمک آن می‌توان مقادیر نزولات جوی و پارامترهای هواشناسی را با توجه به شرایط آب و هوایی در ارتفاعات و نقاط مختصاتی مشخص، برآورد و پیش‌بینی نمود (Abdolmanafi et al., 2021). پایگاه داده TIGGE دربردارنده پیش‌بینی‌های گروهی بیش از ۱۰ مرکز جهانی NWP است (Swinbank, 2013). از مهم‌ترین سامانه‌های پیش‌بینی پایگاه داده TIGGE[۲]، مرکز اروپایی پیش‌بینی میان‌مدت وضع هوا (ECMWF[۳]) و مرکز پیش‌بینی محیطی آمریکا (NCEP[۴]) است. پیش‌بینی‌های صورت گرفته توسط مدل‌های پیش‌بینی عددی هوا، عدم قطعیت در پیش‌بینی را در نظر می‌گیرند (Saedi et al., 2020). بااین‌وجود، خطاهای سیستماتیکی در پیش‌بینی‌ها رخ می‌دهد که نیاز به تصحیح دارد. جهت تصحیح خطاهای رخ داده در پیش‌بینی‌ها می‌توان از روش‌های پس پردازش استفاده نمود. این روش‌ها را به‌طورکلی می‌توان در سه طبقه‌بندی پس پردازش آماری، تکنیک‌های تشابه و ریزمقیاسی دینامیکی قرارداد. روش‌های پس پردازش آماری کاربرد گسترده‌تری نسبت به دو روش دیگر در بیش‌تر تحقیقات دارد (Wood and Schaake, 2008). روش‌های تصحیح اریبی در بسیاری از مطالعات به‌منظور پس پردازش نتایج مدل‌های پیش‌بینی و حذف اریبی آن‌ها موردتوجه واقع شده‌اند (Tao et al., 2014) که از مهم‌ترین آن‌ها می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

Javanmard Ghasab et al. (2018) به بهبود عملکرد داده‌های پیش‌بینی بارش چهار مدل عددی CMC، ECMWF، NCEP و UKMO در چند ایستگاه هواشناسی واقع در حوضه کارون بزرگ پرداختند. در این مطالعه از روش تصحیح اریبی چندک استفاده نمودند. نتایج نشان داد که شاخص‌های ارزیابی مثل شاخص همبستگی و نش–ساتکلیف در برخی مدل‌ها افزایش نسبی یافته‌اند. هم‌چنین Aminyavari et al. (2018) از دو روش نگاشت چندک و مدل میانگین‌گیری بیزی برای اصلاح اریبی و پس پردازش بارش پیش‌بینی شده توسط مدل‌های عددی CMA، ECMWF، NCEP و UKMO در سطح حوضه بشار پرداختند. نتایج بیانگر افزایش دقت مدل‌ها بر اساس شاخص‌های آماری (مانند CC و ME) و احتمالاتی (مانند BSS[۵]) در بیش‌تر ایستگاه‌ها است.

Gumindoga et al. (2019) از پنج روش تصحیح اریبی جهت اصلاح بارش ماهواره‌ای CMORPH استفاده نمودند. روش‌های مورد استفاده جهت تصحیح اریبی شامل: DT[۶]، PT[۷]، EZ[۸]، STB[۹] و EQM[۱۰] بود. دوره زمانی مورد استفاده برای این مطالعه ۲۰۱۳ –۱۹۹۸ بود. نتایج حاصله نشان داد روش Dt اریبی بارش تا حد قابل‌ملاحظه‌ای کاهش داد به‌طوری‌که ۷۰ درصد بارش ایستگاه‌ها را تصحیح کرد.

Medina and Tian (2020) از سه روش‌های احتمالی پس پردازش جهت تصحیح اریبی مدل‌های عددی پایگاه داده TIGGE استفاده کردند. روش‌های تصحیح اریبی شامل NGR[۱۱]، AKD[۱۲] و BMA[۱۳] بودند. در این مطالعه از چهار مدل عددی (NWP) پایگاه داده TIGGE در ۱۰۱ ایستگاه مورد بررسی قرار گرفت. نتایج این مطالعه نشان داد که پس پردازش با NGR پیش‌بینی‌های ECMWF-UKMO و ECMWF را به‌طور قابل‌توجهی بهبود بخشید وبرترین روش بود.

Lazoglou et al. (2020) بارش ماهانه RCM را با استفاده از روش Copula (TIN[۱۴]) پس پردازش نمودند. این روش برای دوره زمانی ۱۵ ساله و پیش‌بینی دو سال آینده مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان داد روش TIN-copula به‌طور چشمگیری اریبی مثبت بین

[1] Numerical weather prediction
[2] THORPEX Interactive Grand Global Ensemble
[3] European Centre for Medium-Range Weather Forecasts
[4] National Centers for Environmental Prediction
[5] Brier Skill Score
[6] Distribution Transformation
[7] Power Transfor
[8] Elevation Zone bias
[9] Spatio –Temporal Bias
[10] Empirical Quantile Mapping
[11] Nonhomogeneous Gaussian Regression
[12] Affine Kernel Dressing
[13] Bayesian Model Averaging
[14] Triangular Irregular Networks

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-31]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.2.3]

نتایج مدل و مشاهدات در طول دوره ۲۰۰۰-۱۹۸۶ را کاهش داد. برای دو سال پیش‌بینی این مدل تمایل به بیش برآوردی داشت که با استفاده از این روش TIN-copula، اریبی به میزان قابل‌توجهی اصلاح شد.

Meng et al. (2025) در مطالعه‌ای از روش‌های تصحیح اریبی نگاشت چندکی (QM) و میانگین‌گیری مدل بیزی (BMA) در چین جهت تصحیح بارش مدل‌های CMIP6 استفاده نمودند. نتایج نشان‌دهنده برتری روش BMA در بارش‌های فصل تابستان بود. مطالعات فوق نشان‌دهنده موفقیت شاخص‌های تصحیح اریبی مدل‌های عددی پیش‌بینی بارش و بارش ماهواره‌ای بود. در اکثر این تحقیقات استفاده از شاخص‌های تصحیح اریبی آماری نتایج رضایت بخشی داشتند. در این پژوهش از هفت روش تصحیح اریبی (آماری و تجربی) استفاده شد که از سه شاخص Delta، TVSV و LS در مطالعات فوق استفاده نشده بود. جهت شناسایی دقیق‌ترین شاخص تصحیح اریبی از مجموع هفت روش تصحیح اریبی استفاده شد این هفت شاخص در تصحیح اریبی، ۱۰ مدل پیش‌بینی بارش مورد استفاده قرار گرفت. پایگاه داده TIGGE شامل بیش از ۱۰ مدل عددی است که در این مطالعه از ۱۰ مدل عددی استفاده شد. مدل‌های عددی بر اساس موقعیت جغرافیایی و شرایط اقلیمی عملکرد متفاوتی دارند؛ بنابراین جهت شناسایی دقیق‌ترین مدل پیش‌بینی عددی در منطقه مورد مطالعه، ۱۰ مدل انتخاب شد.

در پیش‌بینی مدل‌های عددی اکثراً خطای سیستماتیک وجود دارد که دقت پیش‌بینی‌ها را کاهش می‌دهد؛ بنابراین جهت بالا بردن کارایی خروجی این مدل‌ها نیاز به روش‌هایی برای تصحیح پیش‌بینی احساس می شود. نتایج تحقیقات نشان‌دهنده مؤثر بودن استفاده از روش‌های پس پردازش در کاهش خطای سامانه‌های پیش‌بینی بارش است. در مطالعات فوق از روش‌های تصحیح اریبی بر اساس توابع آماری و یا توابع تجربی استفاده شده است و مقایسه‌ای صورت نگرفته است. هم‌چنین تصحیحات در مقیاس زمانی و یا مکانی صورت گرفته است؛ بنابراین در این مطالعه بر آن شدیم که با مقایسه مجموع این روش‌ها به برترین روش دست یابیم؛ بنابراین با توجه به اینکه مطالعه‌ای در زمینه ارزیابی هفت روش تصحیح اریبی EZ، LS، EQM، QM، STB، TVSV و Delta روی مدل‌های عددی پایگاه داده TIGGE تاکنون صورت نگرفته است. پژوهش حاضر باهدف بررسی عملکرد هفت روش تصحیح اریبی، روی داده‌های بارش روزانه به‌دست‌آمده از ۱۰ مرکز CMA، CPTEC، ECCC، ECMWF، JMA، KMA، MeteoFrance، NCEP، NCMRWF و UKMO در حوزه آبخیز پلدختر صورت گرفته است.

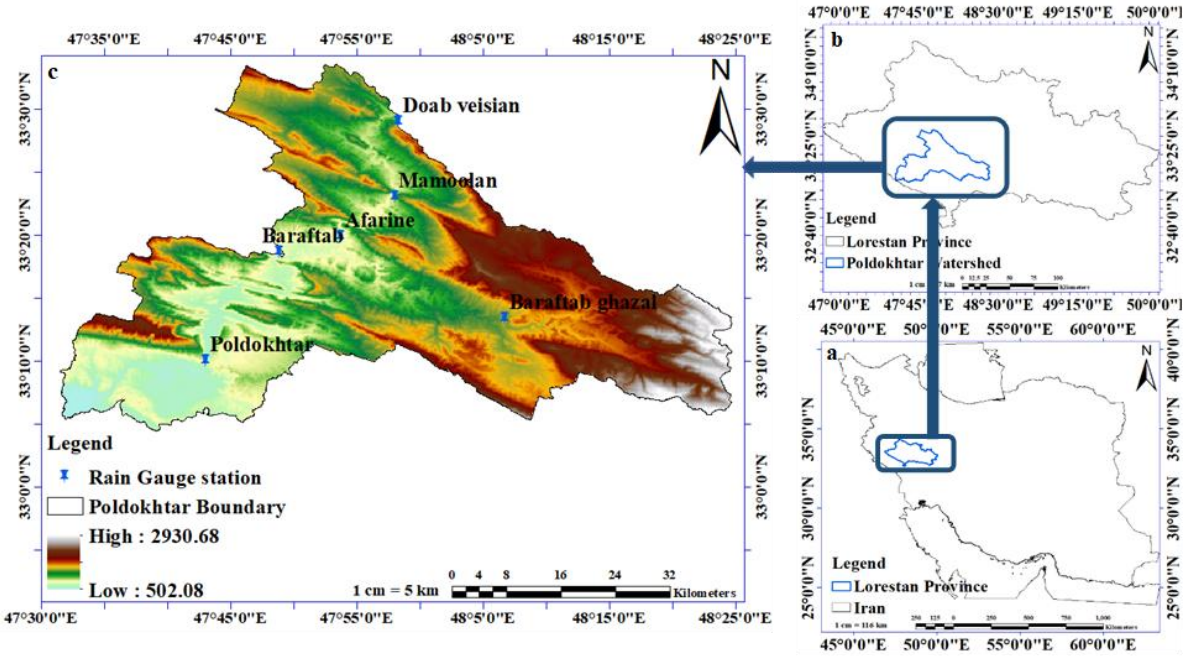
مواد و روش

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه، حوزه آبخیز پلدختر از زیر حوضه‌های آبریز کرخه است. این حوضه در استان لرستان و موقعیت ۳۳ درجه و ۷ دقیقه و ۳۳ درجه و ۵۵ دقیقه عرض جغرافیایی شمالی تا ۴۷ درجه و ۵۵ دقیقه و ۴۸ درجه و ۴۳ دقیقه طول جغرافیایی شرقی قرار دارد. بر اساس طبقه‌بندی دومارتن اقلیم حوضه پلدختر نیمه‌خشک محسوب می شود. مساحت حوضه مورد مطالعه ۲۰۷۳ کیلومترمربع است. اکثر کاربری اراضی این حوزه آبخیز، جنگل‌های پراکنده و مرتع است. بخش وسیعی از حوضه از سازند زمین‌شناسی پابده –گورپی و میشان تشکیل شده است. این سازندها از مارن تشکیل شده‌اند. شیب زیاد حوضه و مارن موجود در سازند زمین‌شناسی، منطقه را مستعد فرسایش نموده است. از اطلاعات هفت ایستگاه هواشناسی در این مطالعه استفاده شد. موقعیت ایستگاه‌های مورد استفاده در حوضه در شکل (۱) درج شده است.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-31]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.2.3]



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه، (a): موقعیت حوضه در ایران، (b): موقعیت حوضه در استان لرستان، (c): تغییرات ارتفاعی حوضه پلدختر و موقعیت ایستگاه‌های باران‌سنجی

Figure 1- The location of the studied area, (a): the location of the watershed in Iran, (b): the location of the watershed in Lorestan province, (c): the elevation changes of the Poldokhtar watershed, and, the location of the rain gauge stations

جدول ۱- مشخصات ایستگاه‌های هواشناسی مورد استفاده در مطالعه

Table 1- Characteristics of the meteorological stations used in the study

Station	Latitude	Longitude	Elevation (m)	Annual precipitation (mm)
Afarine	443723	3688156	800	526
Baraftab	436120	3685916	780	610
Baraftab ghazal	463891	3675960	1197	527
Doabveisian	450866	3704940	960	502
Kohdasht	422684	3718117	1194	468
Mamoolan	450394	3693912	950	641
Poldokhtar	426961	3670037	700	416

روش کار

مشخصات مدل‌های پیش‌بینی بارش

در این مطالعه از داده‌های پیش‌بینی بارش روزانه ۱۰ مرکز پیش‌بینی پایگاه TIGGE شـــامل CMA[1]، ECCC[3] CPTEC[2]، ECMWF، JMA[4]، KMA[5]، MeteoFrance[6]، NCEP، NCMRWF[7] و UKMO[8] اســـتفاده شـــد. داده های پیش‌بینی بارش مراکز، CPTEC، ECCC، ECMWF، JMA، KMA، MeteoFrance، NCEP، NCMRWF و UKMO موجود در پایگاه داده TIGGE با تفکیک مکانی ۰/۱ درجه دانلود شـــد. داده‌های پیش‌بینی بارش از ســـایت (https://apps.ecmwf.int/datasets/data/tigge) و در مقیاس زمانی روزانه دانلود شد. در این مطالعه از مدل‌های انفرادی پایگاه داده TIGGE ا ستفاده شد. اطلاعات این مراکز در جدول (۲) ارائه شده ا ست

[1] China Meteorological Administration
[2] Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos
[3] Environment and Climate Change Canada
[4] Japan Meteorological Agency
[5] Korea Meteorological Administration
[6] French National Meteorological Service
[7] National Centre for Medium Range Weather Forecasting
[8] United Kingdom Meteorological Office

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-31]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.2.3]

(Su et al., 2014, Taraphdar et al., 2016). خروجی مدل‌های پیش‌بینی جهانی با فرمت GRIB2 قابل‌دسترس بود که در نرم‌افزار QGIS توسط پلاگین Temporal/ Spectral Profile به‌صورت عددی استخراج شد.

جدول ۲- مشخصات مدل‌های پیش‌بینی عددی بارش در پایگاه داده TIGGE

Table 2- Specifications of numerical precipitation prediction models in the TIGGE database

Center	Ensemble member	Output data resolution	Forecasts length	Forecasts per day
CMA	14+1	$0.56^0 \times 0.56^0$	10	2
CPTEC	14+1	$0.94^0 \times 0.94^0$	15	2
ECCC	20+1	$1^0 \times 1^0$	16	2
EMCWF	50+1	N320($\sim 0.28^0$) N160 ($\sim 0.56^0$)	15	2
JMA	26+1	$0.56^0 \times 0.56^0$	9	1
KMA	24+1	$1.00^0 \times 1.00^0$	10	2
Meteo-France	34+1	$1.50^0 \times 1.50^0$	4.5	2
NCEP	20+1	$1.00^0 \times 1.00^0$	16	4
NCMRWF	11+1	$0.25^0 \times 0.25^0$	10	4
UKMO	17+1	$0.94^0 \times 0.94^0$	15	2

در این مطالعه، مقایسه به‌صورت نقطه‌ای انجام شد. در این حالت ایستگاه‌های مشاهده‌ای موجود در محدوده شبکه نقاط پیش‌بینی که فاصله آن‌ها از نزدیک‌ترین نقاط شبکه بسیار کم است انتخاب می‌شوند. هفت ایستگاه در حوزه آبخیز پلدختر به‌منظور ارزیابی نقطه‌ای انتخاب شد. فاصله این ایستگاه‌ها از مرکز ثقل نقاط شبکه کم‌تر از ۱۰ کیلومتر است. بازه زمانی مورد استفاده در این مطالعه از سال ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۰ است.

روش‌های تصحیح اریبی

داده‌های خام خروجی مدل‌های پیش‌بینی عددی هواشناسی دارای خطاهای سیستماتیک هستند، بنابراین جهت اصلاح آن باید اقداماتی صورت گیرد. روش‌های تصحیح اریبی تا حدودی، قادر به تصحیح این خطاها هستند. در این مطالعه از هفت روش تصحیح اریبی LS، STB، EQM، TVSV، نگاشت چندک (QM)، Delta و منطقه ارتفاعی (EZ) استفاده شد که در ادامه اشاره مختصری به این روش‌ها شده است.

تصحیح اریبی TVSV

روش اریبی زمانی مکانی (TVSV) بر اساس روش پنجره متوالی هفت روزه که توسط Bhatti et al. (2016) ارائه شده است. این روش برای یک روز خاص محاسبه می‌شود که کمینه پنج میلی‌متر بارش و کمینه سه روز بارانی وجود داشته باشد وگرنه هیچ روش اریبی وجود ندارد.

$$TVSV = \frac{\sum_{t=d}^{t=d-l} G(i\ ,\ t)}{\sum_{t=d}^{t=d-l} S(i\ ,\ t)} \quad (۱)$$

تصحیح اریبی زمانی- مکانی

هدف تصحیح اریبی، تصحیح برآورد بارش ماهواره‌ای است. برآورد بارش روزانه ماهواره‌ای (S) در روش تصحیح اریبی برای پنجره زمانی مربوطه، مقادیر ایستگاه‌های زمینی و تخمین‌های ماهواره‌ای اصلاح شده در روش زمانی و مکانی (STB) جایگزین و اریبی محاسبه می‌شود.

$$\mathrm{STB} = \mathrm{S}\frac{\sum_{t=d}^{t=d-l} G(i\ ,\ t)}{\sum_{t=d}^{t=d-l} S(i\ ,\ t)} \quad (۲)$$

در معادله فوق، S تخمین بارش ماهواره‌ای، G بارش اندازه‌گیری شده (mm/d)، i تعداد اندازه‌گیری، d تعداد روز، t تعداد روز ژولیان، l طول پنجره زمانی برای تصحیح اریبی در نظر گرفته شده است (Lenderink et al., 2007; Teutschbein and Seibert, 2013).

تصحیح اریبی منطقه ارتفاعی

هدف تصحیح اریبی منطقه ارتفاعی، اصلاح بارندگی ماهواره‌ای در ارتفاعات است. این روش ایستگاه‌های سنجش باران را بر اساس ارتفاع ایستگاه به سه منطقه ارتفاعی قرار می‌دهد. هر منطقه ارتفاعی دارای یک تصحیح اریبی جداگانه است. در طول زمان، دامنه روش اریبی تحت روش پنجره هفت روز متوالی تغییر می‌کند (Gumindoga et al., 2019).

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-31]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.2.3]

$$EZ = S\frac{\sum_{t=d}^{t=d-l}\sum_{i=l}^{i=n} G(i\ ,\ t)}{\sum_{t=d}^{t=d-l}\sum_{i=l}^{i=n} S(i\ ,\ t)} \quad (۳)$$

در این رابطه، EZ بارش تصحیح شده ماهواره‌ای روزانه، S بارش ماهواره‌ای تصحیح نشده روزانه، G بارش اندازه‌گیری شده (mm/d)، iتعداد اندازه‌گیری، d تعداد روز، t تعداد روز ژولیان، l طول پنجره زمانی برای تصحیح اریبی است. این روش اثرات ارتفاع در بارش را محاسبه می‌کند. اغلب در محاسبه وقایع بارش مشکلاتی وجود دارد بنابراین نیاز به تصحیح مبتنی بر ارتفاع دارند.

تصحیح اریبی نگاشت چندک

روش نگاشت چندک ازجمله روش‌های مطرح تصحیح اریبی است. روش QM با استفاده از توابع توزیع تجمعی (CDF) برای مقادیر مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده در هر مقیاس زمانی موجب حذف اریبی‌ها می‌گردد. این روش با جایگزین کردن مقدار پیش‌بینی شده با مقدار مشاهده‌ای انجام می‌گردد (Voisin et al., 2010). بر اساس این روش چندک هر یک از اعضا پیش‌بینی مدل‌های جهانی برای هرروز با توجه به تابع توزیع تجمعی پیش‌بینی (CDF) آن محاسبه می‌گردد. تعریف مربوط به روش نگاشت چندک به‌صورت معادله زیر است:

$$BC_{fcst} = BC_{fcst}\left(CDF_{fcst}(F_{cst})\right) = CDF_{obs}^{-1}(Q_n) \quad (۴)$$

در معادله فوق، BC_{fcst} مقدار پیش‌بینی تصحیح شده، F_{cst} مقدار پیش‌بینی شده، CDF_{obs} تابع توزیع تجمعی برای داده‌های مشاهده‌ای، CDF_{fcst} تابع توزیع تجمعی برای داده‌های پیش‌بینی شده و Q_n چندک مقدار پیش‌بینی شده در CDF_{fcst} است.

تصحیح اریبی نگاشت چندک بر اساس توزیع تجربی

این روش تصحیح اریبی، یک روش تصحیح خطای آماری- تجربی بیس-چندک است که اساس آن در تبدیل تجربی و تصحیح اریبی بارش شبیه سازی شده توسط مدل اقلیمی منطقه‌ای است (Themeßl et al., 2012). روش تصحیح بارش‌های ماهواره‌ای صحیح بر اساس تابع توزیع تجمعی تجربی (ecdfs) برای هر پنجره زمانی هفت روزه و هر ایستگاه ایجاد می‌شود. در بارش تصحیح شده اریبی (EQM)، ترم‌های تابع توزیع تجمعی تجربی (ecdf) و عکس آن ($ecdf^{-1}$) با استفاده از تصحیح چندک بیان می‌شود. با واردکردن پارامترهای پنجره متوالی هفت روزه در فاصله زمانی روزانه با میانگین مکانی اریبی، تصحیح انجام می‌شود که قابل‌مقایسه با دیگر روش‌هاست.

$$EQM = ecdf_{obs}^{-1}\left(ecdf_{raw}(S)\right) \quad (۵)$$

در معادله فوق، S بارش پیش‌بینی شده خام، $ecdf_{obs}$ تابع توزیع تجمعی تجربی برای داده‌های مشاهده‌ای، $ecdf_{raw}$ تابع توزیع تجمعی تجربی برای داده‌های اصلاح نشده ماهواره‌ای است.

تصحیح اریبی مقیاس‌گذاری خطی[1]

هدف روش مقیاس بندی خطی (LS) تطبیق کامل مقادیر بارش پیش‌بینی شد با مقادیر مشاهده شده است (Lenderink et al., 2007). بارندگی معمولاً با ضریب چند برابری تنظیم می شود. طبق تعریف، پیش‌بینی‌های روزانه مدل‌های عددی پیش‌بینی بارش (مدل‌های پایگاه داده TIGGE) تصحیح شده در مقادیر میانگین روزانه کاملاً با مشاهدات مطابقت دارند. روش LS با مقادیر تصحیح روزانه بر اساس تفاوت بین دوره کنترل مشاهده شده و داده‌های اصلاح نشده عمل می‌کند:

$$LS_{contr}(t) = P_{contr}(t).\left[\frac{\mu_m P_{obs}(t)}{\mu_m P_{contr}(t)}\right]$$

$$LS(t) = P_{frc}(t).\left[\frac{\mu_{m(obs)} + P_{obs}(t)}{\mu_{m(contr)} + P_{contr}(t)}\right] \quad (۶)$$

[1] Liner scaling

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-31]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.2.3]

که در آن LScontr مقدار بارش اصلاح شده مدل در دوره کنترل در روز است، Pcontr سری زمانی بارش پیش‌بینی شده است که از مدل‌های عددی TIGGE در طول دوره کنترل حاصل می‌شود، Pobs سری زمانی مشاهدات است، Pfrc سری زمانی بارش پیش‌بینی شده است، μm میانگین تغییرات و t مرحله زمانی است.

تصحیح اریبی Delta

در روش Delta، تغییرات بین میانگین مشاهدات و شبیه‌سازی به بارش مشاهده‌ای روزانه افزوده می‌گردد (Räty et al., 2014). این روش برای هر نوع متغیری قابل‌استفاده است.

$$Delta_{contr}(t) = P_{obs}(t), \quad (۷)$$

$$Delta(t) = P_{obs}(t).\left[\frac{\mu_{m(frc)} + P_{frc}(t)}{\mu_{m(contr)} + P_{contr}(t)}\right]$$

پارامترهای رابطه فوق مطابق رابطه LS است. جهت پیش‌بینی بارش، خطاهای شبیه سازی شده توسط مدل‌های عددی TIGGE با استفاده از اجراهای کنترل و سری‌های زمانی مشاهده‌ای تصحیح می‌گردند که با روش تصحیح اریبی Delta انجام می‌شود. در روش Delta، سری‌های زمانی مشاهده‌ای به‌عنوان خط مبنا استفاده می شوند که آن را به روشی قوی برای تصحیح مقادیر میانگین تبدیل می کند. بااین‌وجود، انحراف معیار (واریانس)، فرکانس‌ها و شدت‌های مرطوب اصلاح نمی‌شوند. روش Delta به‌طور کامل سری‌های زمانی شبیه‌سازی شده مدل‌های عددی TIGGE را در طول کالیبراسیون تنظیم می‌کند (Mendez et al., 2020). دوره کنترل داده‌ها برای تصحیح اریبی از اول شهریور تا ۳۰ بهمن ۹۷ در نظر گرفته شد و داده‌های پیش‌بینی از ۱۰ اسفند تا اول اردیبهشت بر اساس تابع برازش داده شده در دوره کنترل تصحیح اریبی شدند. این عمل برای همه اعضای مراکز CMA، CPTEC، ECCC، ECMWF، JMA، KMA، MeteoFrance، NCEP و NCMRWF جداگانه انجام شد.

روش‌های ارزیابی

جهت ارزیابی مدل عددی پیش‌بینی بارش در این مطالعه از دو دسته شاخص آماری پیوسته و طبقه‌بندی شده استفاده شد. شاخص پیوسته شامل RMSE و ME شاخص‌های طبقه‌بندی شده شامل POD، FAR، BIAS و HSS است که شاخص‌های پیش‌بینی پیوسته بر اساس مقدار بارش برآوردی تعیین می‌گردند درحالی‌که شاخص‌های طبقه‌بندی شده بر اساس رخداد یا عدم رخداد بارش تعیین می‌گردند. شاخص ME اختلاف بین مشاهدات و پیش‌بینی را نمایش می‌دهد. ME بیش از صفر بیش برآوردی و ME کم‌تر از صفر کم برآوردی در مقادیر بارش را نشان می‌دهد و ایده آل این شاخص صفر است. شاخص POD بیانگر تشخیص‌های صحیح بارش پیش‌بینی عددی است و محدوده عددی این شاخص بین صفر و یک است هر چه به یک نزدیک‌تر باشد بیانگر دقت مدل در تشخیص صحیح وقوع بارش است. شاخص FAR نشان‌دهنده تشخیص‌های اشتباه مدل عددی پیش‌بینی بارش است. بازه عددی این شاخص بین صفر و یک است، مقادیر نزدیک به صفر عملکرد بهتر مدل عددی پیش‌بینی بارش را نشان می‌دهد.

جدول ۳- شاخص‌های آماری، پیوسته و طبقه‌بندی شده مورد استفاده در مطالعه

Table 3- Statistical, continuous, and classified indicators used in the study

No	Measure	Equation	Skill Perfect/No
1	ME	$(1/n)\,\Sigma(fi - oi)$	+∞ / -∞
2	RMSE	$\sqrt{(1/n)\,\Sigma(fi - oi)^2}$	< 1 , 1>
3	BIAS	[(RR + NR) / RR] + RN	0/∞
4	POD	RR/(RR + RN)	0/1
5	FAR	NR / (RR+ NR)	0/1
6	HSS	HSS = 2((RR×NN) – (NR×RN)) / [((RR+RN)(RN+NN)) + ((RR+NR)(NR+NN))]	-∞/1

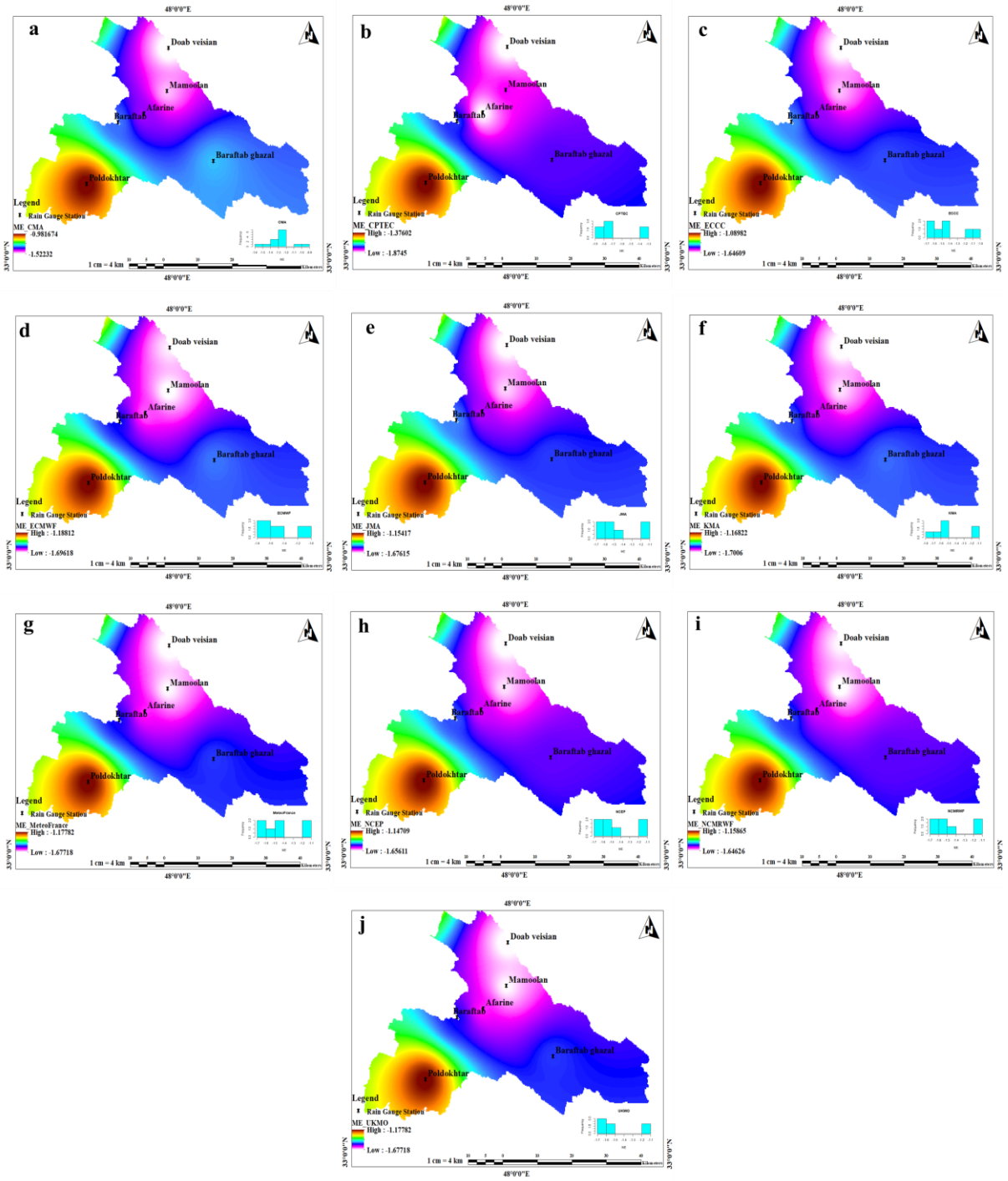
در معادلات فوق f مقادیر پیش‌بینی، o مقادیر مشاهده‌ای، n تعداد داده پیش‌بینی و مشاهده‌ای است. RR نشان‌دهنده حالتی است که در ایستگاه بارش رخداده است و مدل نیز وقوع بارش را نشان می‌دهد. NR نشان‌دهنده حالتی است که در ایستگاه بارش رخ نداده است اما مدل وقوع بارش را نشان می‌دهد. RN نشان‌دهنده حالتی است که در ایستگاه بارش رخداده است اما مدل وقوع بارش را نشان نمی‌دهد. NN نشان‌دهنده حالتی است که در ایستگاه بارش رخ نداده است و مدل نیز وقوع بارش را نشان نمی‌دهد.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-31]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.2.3]

نتایج و بحث

جهت ارزیابی پیش‌بینی بارش مدل های عددی UKMO، NCEP، NCMRWF، MeteoFrance، JMA، ECMWF، ECCC، CPTEC و CMA از شاخص‌های آماری پیوسته (ME و RMSE) و شاخص‌های طبقه‌بندی شده (BIAS، FAR، POD و HSS) استفاده شد. توزیع فراوانی و توزیع مکانی نتایج شاخص‌های آماری ME و RMSE مطابق شکل‌های (۲) و (۳) است.



شکل ۲- توزیع مکانی و فراوانی شاخص آماری ME در ۱۰ مدل پیش‌بینی بارش در پایگاه داده TIGGE در حوضه پلدختر

Figure 2- Frequency and spatial distribution of ME index in 10 precipitation prediction models of the TIGGE database in the Poldakhter watershed

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-31]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.2.3]

در شکل (۲) توزیع مکانی و فراوانی شاخص آماری ME در ۱۰ مدل پایگاه داده TIGGE مقایسه شده است. شاخص‌های پیش‌بینی پیوسته بر اساس مقدار بارش برآوردی تعیین می‌شوند، درحالی‌که شاخص‌های طبقه‌بندی شده یا جدولی بر اساس رخداد یا عدم رخداد بارش تعیین می‌شوند. ME>0 و ME<0 به‌ترتیب بیش برآوردی و کم برآوردی در مقدار بارش را نشان می‌دهد. در شکل ((۲(a)) توزیع مکانی و فراوانی شاخص آماری ME در مدل CMA در هفت ایستگاه باران‌سنجی نمایش داده شده است. در ایستگاه دو آب ویسیان بیش‌ترین کم برآوردی و ایستگاه پلدختر کم ترین مقدار کم برآوردی را دا شتند. پیش‌بینی‌های این مرکز کم‌ترین اختلاف با بارش ثبت شده در ایستگاه‌های زمینی را نسبت به مدل‌های دیگر دا شتند. محصول مرکز CPTEC بیش‌ترین اختلاف را با داده مشاهده‌ای دا شتند. بر ا ساس توزیع مکانی شاخص ME بیش‌ترین کم برآوردی در ایستگاه دو آب ویسیان و کم‌ترین کم برآوردی پیش‌بینی‌ها در ایستگاه کوهدشت مشاهده شد (شکل ((۲(b)). نتایج ECCC نشان می‌دهد که ازنظر برآورد بارش بر اساس شاخص ME عملکرد مناسبی داشت. بیش‌ترین کم برآوردی در این مرکز در ایستگاه دو آب ویسیان و کم‌ترین کم برآوردی در ایستگاه پلدختر مشاهده شد (شکل ((۲(c)) در اکثر مدل‌های پیش‌بینی بارش، توزیع مکانی و بازه شاخص ME مشابه بود.

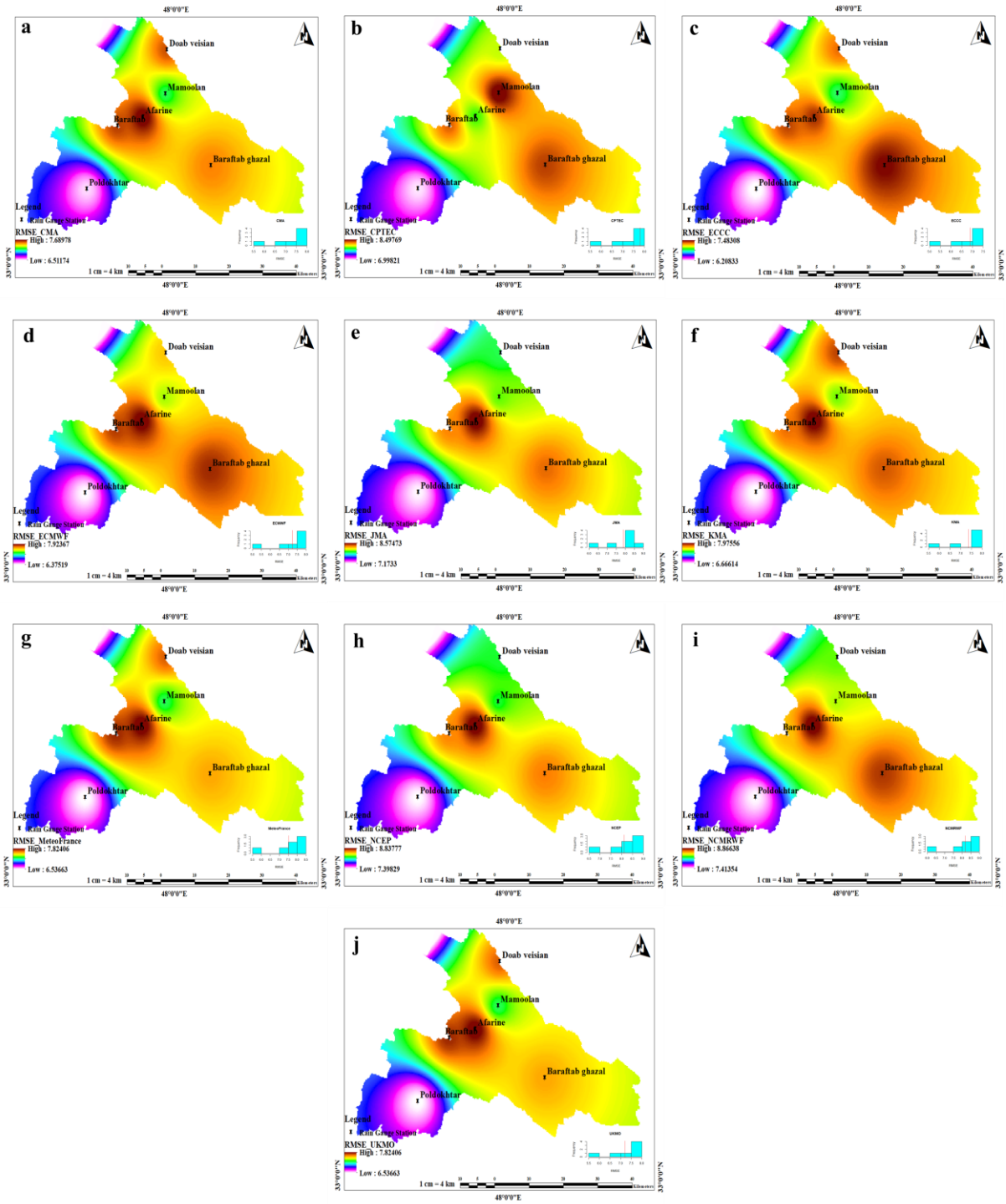
نتایج به‌د ست‌آمده بیانگر کم برآوردی مدل‌های پیش‌بینی بارش ا ست. مدل CMA (شکل ((۲(a)) و ECCC شکل ((۲(c)) بین سایر مدل‌ها، کم‌ترین مقدار شاخص ME را داشت. در توزیع مکانی مقدار شاخص ME در ایستگاه‌های دوآب ویسیان و معمولان در همه مدل‌ها بیش‌ترین مقدار کم‌برآوردی را داشتند. این دو ایستگاه در محدوده ارتفاعی متوسط قرار دارند و ایستگاه‌هایی در ارتفاعات پایین‌تر قرار داشتند مقدار فرو برآوردی کم‌تری داشتند؛ بنابراین مشخص است ارتفاع نیز در برآورد بارش توسط مدل‌های پیش‌بینی دخیل است. کم برآوردی در ارتفاعات بالا، بیش‌تر است که علت اصلی این تفاوت را می‌توان عدم‌اصلاح اثر ارتفاع بر مقدار بارش دانست.

مطابق شکل (۳) ارزیابی RMSE خروجی مراکز پیش‌بینی پایگاه داده TIGGE نشان می‌دهد که مراکز ECCC و ECMWF وUKMO در مقایسه با دیگر مراکز از خطای کم‌تری نسبت به داده‌های زمینی برخوردارند. نتایج بیانگر RMSE بالا در مدل‌های NCMRWF و NCEP ا ست. برر سی توزیع فراوانی شاخص RMSE نیز حاکی از آن ا ست که پیش‌بینی‌های صورت گرفته تو سط مرکز ECCC و ECMWF از خطای کمی نسبت به داده‌های زمینی برخوردار می‌باشند. مقدار این شاخص در ایستگاه پلدختر به‌مراتب کم‌تر است (شکل (d) و (۳(c)). محا سبات صورت گرفته ن شان می‌دهد که متو سط این شاخص در مراکز پیش‌بینی، حدود هفت میلی‌متر در روز ا ست. برر سی توزیع مکانی شاخص RMSE نشان می‌دهد که در ایستگاه‌های موجود در ارتفاعات بالا خطای مدل‌های پیش‌بینی بارش بیش‌تر است. خطای ایستگاه آفرینه و دو آب ویسیان بالا بود درحالی‌که پیش‌بینی‌ها در ایستگاه پلدختر خطای کم‌تری نسبت به مشاهدات داشت.

نتایج شاخص‌های طبقه‌بندی شده BIAS، POD، FAR و HSS به‌ترتیب مطابق شکل‌های (۴) تا (۷) ا ست. شاخص Bias معمولاً به‌عنوان یک شاخص برای تائید جداول احتمالاتی استفاده می‌شود و درواقع نسبت برآوردهای صحیح، به مشاهدات صحیح است. اگر مقدار این شاخص بزرگ‌تر و کوچک‌تر از یک باشد نشان‌دهنده این است که مرکز پیش‌بینی بارش موردنظر تعداد روزهای بارانی را به ترتیب بیش‌تر و کم‌تر تخمین زده است و اگر مقدار آن معادل یک باشد، نشانگر عدم وجود خطا است. در شکل (۴) توزیع تجمعی شاخص Bias نمایش داده شده ا ست. برر سی نتایج به‌د ست‌آمده بر ا ساس شاخص Bias حاکی از آن ا ست که تمام مراکز تمایل به بیش برآوردی تعداد روزهای بارانی دارند و دراین‌بین پیش‌بینی‌های صورت گرفته تو سط مرکز ECCC نسبت به دیگر مراکز تمایل به بیش برآوردی زیادی در تعداد روزهای بارانی داشتند. این در حالی است که پیش‌بینی‌های انجام شده توسط مدل‌های پیش‌بینی بارش ECMWF و UKMO دارای کم‌ترین مقدار بیش برآوردی بودند. به‌عنوان‌مثال مقدار متو سط شاخص Bias برای مدل ECMWF معادل ۴۰ در صد ا ست. لازم به ذکر ا ست که مقدار شاخص Bias در ایستگاه معمولان نسبت به دیگر مناطق بیش‌تر بوده و این بیانگر پیش‌بینی تعداد روزهای بارانی بیش از داده‌های مشاهده‌ای در این ایستگاه است.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-31]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.2.3]

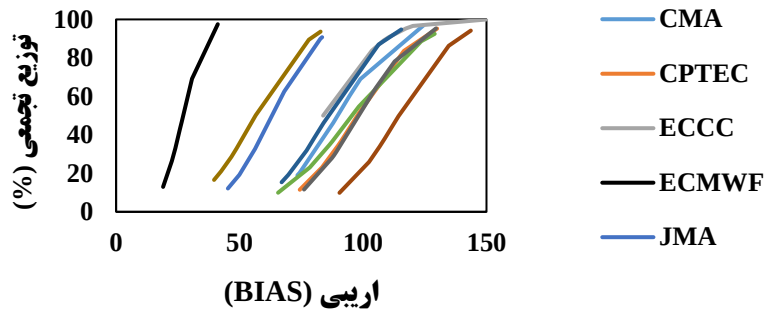


شکل ۳- توزیع مکانی و فراوانی شاخص آماری RMSE در ۱۰ مدل پیش‌بینی بارش در پایگاه داده TIGGE در حوضه پلدختر

Figure 3- Frequency and spatial distribution of RMSE index in 10 precipitation prediction models of the TIGGE database in the Poldakhter watershed

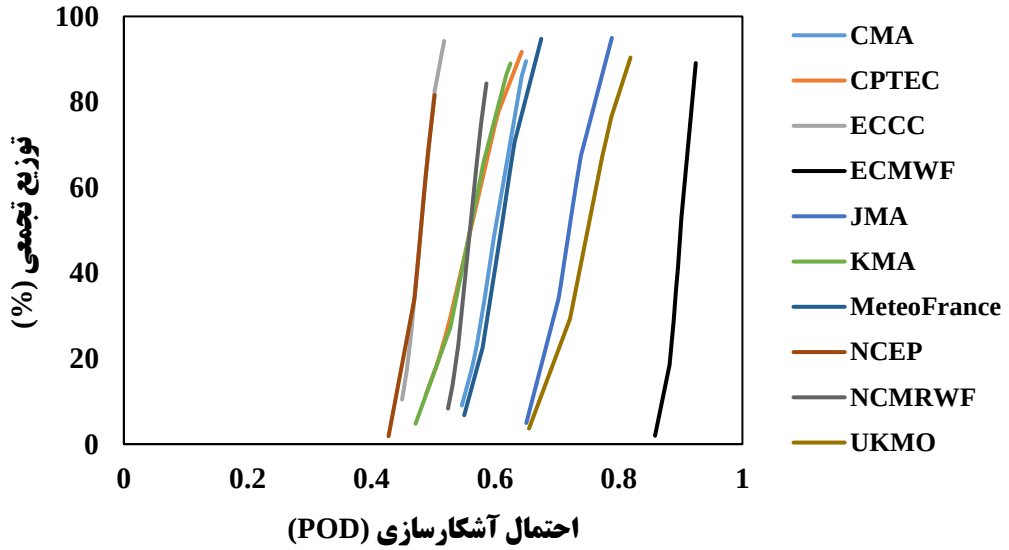
[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-31]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.2.3]



شکل ۴- توزیع تجمعی مقدار شاخص BIAS برای مدل‌های عددی پایگاه داده TIGGE در حوزه آبخیز پلدختر در مقیاس روزانه
Figure 4- Cumulative distribution function of the value of the BIAS index in 10 precipitation prediction models of the TIGGE database on a daily scale

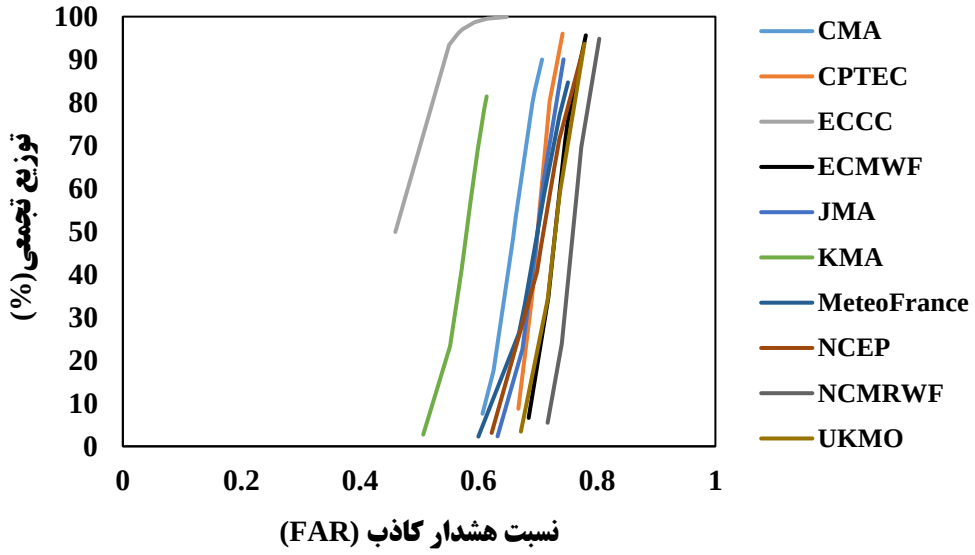
در شکل (۵) نیز توزیع تجمعی شاخص طبقه‌بندی شده POD برای ۱۰ مدل پیش‌بینی بارش پایگاه داده TIGGE نشان داده شده است. شاخص احتمال آشکارسازی بیان‌کننده تشخیص صحیح روزهای بارانی است. ارزیابی نتایج بر اساس شاخص احتمال آشکارسازی نشان می‌دهد که مراکز پیش‌بینی UKMO و ECMWF با تشخیص صحیح تعداد روزهای بارانی از عملکرد به‌مراتب بهتری نسبت به دیگر مراکز برخوردار می‌باشند. برخلاف مراکز مذکور، عملکرد دو مرکز پیش‌بینی ECCC و NCEP در تشخیص صحیح تعداد روزهای بارانی ضعیف بود. نتایج شاخص POD نشان می‌دهد که مرکز پیش‌بینی ECMWF با تشخیص تعداد روزهای بارانی از عملکرد خوبی برخوردار است. نتایج این شاخص برای مدل ECMWF یکی از محاسنی است که به نظر می‌رسد برای کاربرد در سامانه‌های هشدار سیلاب می‌تواند گزینه مناسبی باشد.



شکل ۵- توزیع تجمعی مقدار شاخص POD برای ۱۰ مدل عددی پایگاه داده TIGGE در حوزه آبخیز پلدختر در مقیاس روزانه
Figure 5- Cumulative distribution function of the value of the POD index in 10 precipitation prediction models of the TIGGE database on a daily scale

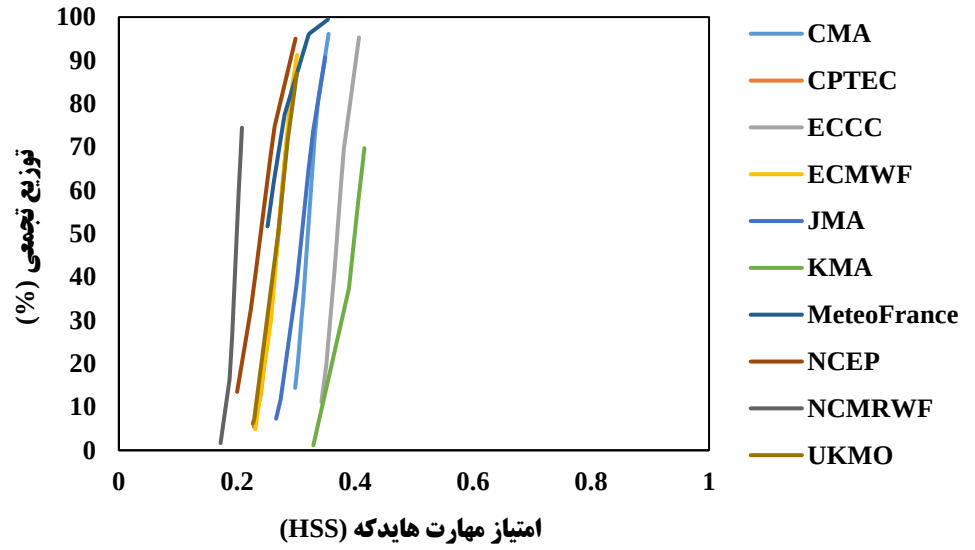
شکل (۶) توزیع تجمعی شاخص نسبت هشدار کاذب (FAR) برای ۱۰ مدل پیش‌بینی بارش پایگاه داده TIGGE نشان داده شده است. تحلیل‌های صورت گرفته بر اساس شاخص FAR گویای این مطلب است که دو مرکز ECCC و KMA با دارا بودن کم‌ترین تشخیص‌های غلط از عملکرد بالایی در پیش‌بینی روزهای بارانی برخوردار بودند. این در حالی است که مدل NCMRWF دارای بیش‌ترین خطا در پیش‌بینی رخدادهای بارشی بود. نتایج شاخص FAR گویای این مطلب بود که مدل‌های پیش‌بینی بارش دارای خطا در تشخیص روزهای بارانی است؛ بنابراین در استفاده از این مدل به‌هیچ‌وجه نباید از پیش‌بینی‌های خام استفاده گردد بلکه باید با رفع خطای اریبی، عملکرد آن‌ها ارتقا یابد. سه مدل NCEP، MeteoFrance و ECMWF دارای خطای تقریباً یکسانی در تشخیص روزهای بارانی بودند.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-31]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.2.3]



شکل ۶- توزیع تجمعی مقدار شاخص FAR برای مدل‌های عددی پایگاه داده TIGGE در حوزه آبخیز پلدختر در مقیاس روزانه
Figure 6- Cumulative distribution function of the value of the FAR index in 10 precipitation prediction models of the TIGGE database on a daily scale

شکل (۷) توزیع تجمعی شاخص HSS برای ۱۰ مدل پیش‌بینی بارش را نمایش می‌دهد. این شاخص نشان‌دهنده مهارت پیش‌بینی بارش است و مقدار ایده‌آل آن، یک است. نتایج بیانگر مهارت بالای مدل‌های ECCC و KMA در پیش‌بینی بارش بود. مدل‌های NCEP، NCMRWF و CPTEC مهارت پیش‌بینی بارش را نداشتند و نمی‌توان در سیستم پیش‌بینی سیلاب از آن به‌صورت خام استفاده نمود.



شکل ۷- توزیع تجمعی مقدار شاخص HSS برای ۱۰ مدل عددی پایگاه داده TIGGE در حوزه آبخیز پلدختر در مقیاس روزانه
Figure 7- Cumulative distribution function of the value of the HSS index in 10 precipitation prediction models of the TIGGE database on a daily scale

ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی بارش پس از تصحیح اریبی

در پژوهش حاضر به‌منظور پس پردازش نتایج ۱۰ مدل پیش‌بینی بارش از هفت روش تصحیح اریبی مقیاس‌گذاری خطی (LS)، نگاشت چندک بر اساس توزیع تجربی (EQM)، Delta، نگاشت چندک (QM)، روش تصحیح TVSV، منطقه ارتفاعی (EZ) و تصحیح اریبی

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-31]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.2.3]

زمانی –مکانی (STB) استفاده شد. در شکل‌های (۸) و (۹) توزیع بارش تجمعی مشاهداتی و پیش‌بینی شده (قبل و بعد از تصحیح اریبی) برای ایستگاه‌های پلدختر، برآفتاب غزال و معمولان واقع در حوضه پلدختر نمایش داده شده است. تصحیح اریبی مدل‌های پیش‌بینی بارش پایگاه داده TIGGE در ایستگاه‌های باران‌سنجی با نقاط ارتفاعی مختلف (۱۱۹۷–۷۰۰) انجام شد. همان‌طور که در شکل (۸) در بخش مدل CMA نشان داده شده است، در اکثر روش‌های تصحیح اریبی، با حذف اریبی از داده‌های بارش پیش‌بینی شده توزیع تجمعی آن‌ها تقریباً با توزیع تجمعی داده‌های مشاهداتی منطبق شده است درحالی‌که قبل از تصحیح اریبی، اختلاف توزیع بارش پیش‌بینی شده مدل CMA تجمعی در هرکدام از ایستگاه‌های باران سنجی با داده‌های مشاهداتی نسبتاً زیاد است. در اکثر ایستگاه‌ها EZ و Delta عملکرد خوبی داشتند و توزیع تجمعی آن‌ها نزدیک به مشاهدات بود. روش‌های LS و EQM تغییر چندانی در پیش‌بینی‌ها ایجاد نکردند. در همه ایستگاه‌های باران‌سنجی روش‌های تصحیح اریبی TVSV و STB ضعیف‌ترین عملکرد را داشتند.

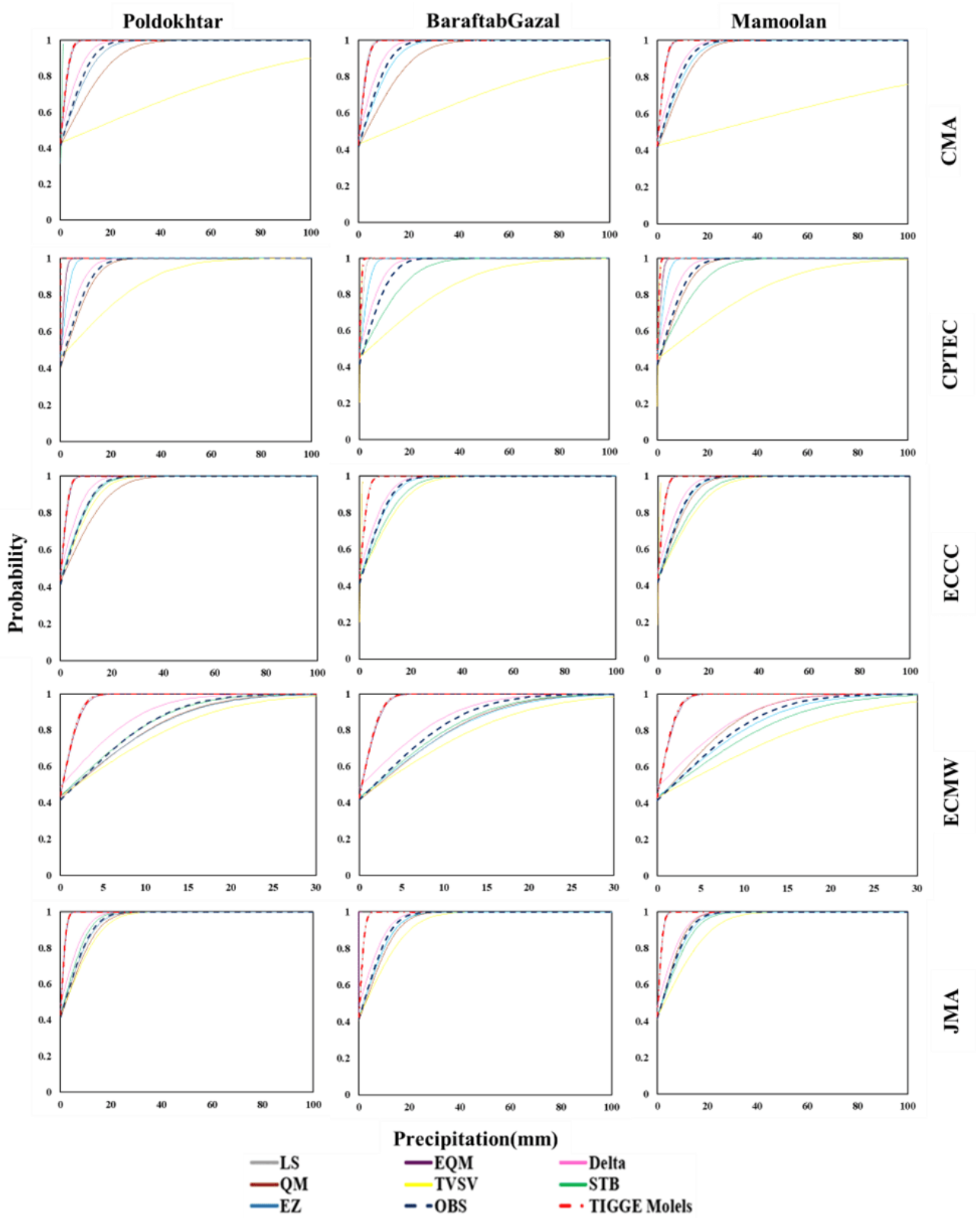
در بخش CPTEC، توزیع تجمعی بارش مشاهداتی و پیش‌بینی شده قبل و بعد از تصحیح اریبی در مدل CPTEC در سه ایستگاه باران سنجی نشان داده شده است. در اکثر ایستگاه‌ها روش‌های تصحیح اریبی و رفتار مشابهی داشتند و نتوانستند تغییرات مناسبی را در پیش‌بینی‌ها ایجاد نمایند. روش EZ در مدل CPTEC عملکرد قابل قبولی نداشت درحالی‌که روش STB در این مدل نسبت به مدل CMA عملکرد بهتری داشت. روش QM و Delta بهترین عملکرد را در این مدل پیش‌بینی بارش داشتند. ضعیف‌ترین عملکرد را در این مدل، روش TVSV داشت. در بخش ECCC، مقایسه توزیع تجمعی هفت روش تصحیح اریبی در مدل پیش‌بینی بارش ECCC صورت گرفته است. همان‌طور که در شکل مشهود است عملکرد روش TVSV در مدل ECCC بهبود یافت به‌قدری که در ایستگاه پلدختر اختلاف اندکی با توزیع تجمعی مشاهدات داشت. در توزیع تجمعی روش‌های LS و EQM تغییری مشاهده نشد و توزیع تجمعی این روش‌ها منطبق بر توزیع تجمعی بارش پیش‌بینی شده خام بود. روش‌های EZ، STB، QM و Delta عملکرد قابل قبولی داشتند. روش EZ در اکثر ایستگاه‌ها بهترین عملکرد را داشت. روش Delta در همه ایستگاه‌ها عملکرد خوبی داشت. در ایستگاه پلدختر روش‌های EZ و STB عملکرد مشابهی داشتند و کاملاً با توزیع تجمعی مشاهدات انطباق داشتند.

در بخش ECMWF، مقایسه توزیع تجمعی هفت روش تصحیح اریبی در سه ایستگاه باران سنجی را در مدل ECMWF نمایش می دهد. در مدل ECMWF، روش‌های EZ، STB و QM تصحیح اریبی رفتار متفاوتی در ایستگاه‌ها داشتند. به‌طوری‌که بهترین عملکرد در ایستگاه معمولان مربوط به روش‌های QM، EZ و Delta در ایستگاه‌های برآفتاب غزال و پلدختر روش‌های QM، EZ، Delta و STB دارای برتری بودند. عملکرد روش‌های Delta و QM در ایستگاه معمولان، روش‌های EZ و QM در ایستگاه پلدختر و روش‌های EZ، STB و QM در ایستگاه برآفتاب غزال رفتار مشابهی داشتند. روش‌های تصحیح اریبی LS و EQM در همه ایستگاه‌ها عملکرد ضعیفی داشتند و می‌توان گفت تقریباً هیچ تغییری را در بارش پیش‌بینی شده توسط مرکز ECMWF ایجاد نکردند و بر توزیع تجمعی بارش پیش‌بینی شده خام منطبق بودند. با توجه به نتایج در ایستگاه معمولان، نتایج روش‌های EZ، STB، QM و Delta نزدیک به هم بود ولی روش EZ تطابق بیش‌تری با توزیع تجمعی بارش مشاهداتی داشت. در ایستگاه برآفتاب غزال و پلدختر، STB نسبت به سایر روش‌ها برتری داشت. در کل، روش‌های LS و EQM در تمام ایستگاه‌ها ضعیف‌ترین نتایج را داشتند. روش تصحیح اریبی EZ در ایستگاه معمولان با ارتفاع متوسط در حوضه، نتیجه خوبی را ارائه داد. مطالب فوق نشان‌دهنده حساسیت این روش EZ نسبت به ارتفاع است. در این پژوهش، تأثیر ارتفاع بر پیش‌بینی بارش توسط مرکز پیش‌بینی میان‌مدت جوی، هم در داده پیش‌بینی خام و هم پیش‌بینی‌های تصحیح اریبی شده مشهود است. روش Delta در همه ایستگاه‌ها نتایج خوبی داشت و از شرایط مکانی و زمانی تأثیرپذیر نبود بنابراین روشی است که می‌توان در همه مدل‌های پیش‌بینی عددی با اطمینان از آن سود جست.

در بخش مدل JMA، توزیع تجمعی هفت روش تصحیح اریبی به همراه مشاهدات و پیش‌بینی خام مدل JMA در سه ایستگاه باران سنجی منتخب مقایسه شده است. در این مدل روش‌های Delta، QM، EZ و STB بهترین عملکرد را داشتند. پیش‌بینی تجمعی بارش در روش EQM با تغییرات منفی همراه بود. روش LS نتوانست تغییرات مثبتی در پیش‌بینی‌ها ایجاد کند و منطبق بر پیش‌بینی خام بود. در ایستگاه دو آب ویسیان روش نگاشت چندک عملکرد خوبی داشت. روش تصحیح اریبی Delta بدون تغیر و تأثیرپذیری از ارتفاع در همه ایستگاه‌ها برتری داشت.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-31]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.2.3]



شکل ۸- توزیع بارش تجمعی مشاهداتی و پیش‌بینی (قبل و پس از تصحیح اریبی) ۵ مرکز پیش‌بینی بارش (CMA، CPTEC، ECCC، ECMWF و JMA) پایگاه داده TIGGE در حوضه پلدختر

Figure 8- Cumulative distribution function observed and predicted precipitation (before and after bias correction) obtained from 5 precipitation prediction centers (CMA, CPTEC, ECCC, ECMWF, and JMA) of the TIGGE database in selected stations in the Poldokhtar watershed

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-31]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.2.3]

در شکل (۹) توزیع بارش تجمعی مشاهداتی و بارش پیش‌بینی شده توسط مدل‌های KMA، MeteoFrance، NCEP، NCMRWF و UKMO نمایش داده شده است. در بخش مدل KMA، توزیع بارش تجمعی هفت روش تصحیح اریبی، مشاهدات و پیش‌بینی خام مدل پیش‌بینی بارش KMA مقایسه شده است. در ایستگاه‌های کوهدشت و دو آب ویسیان روش QM عملکرد خوبی داشت. در ایستگاه پلدختر روش STB بهترین عملکرد را داشت و می‌توان گفت کاملاً بر توزیع تجمعی مشاهدات منطبق بود. روش LS و EQM نتوانستند پیش‌بینی ها را تصحیح کنند و نتایج این روش‌ها بر توزیع تجمعی پیش‌بینی خام منطبق بود. بخش مدل MeteoFrance، نتایج مقایسه توزیع تجمعی هفت روش تصحیح اریبی با توزیع تجمعی مشاهدات و پیش‌بینی خام مدل MeteoFrance ارائه شده است. در تمام ایستگاه‌ها روش Delta بهترین عملکرد را داشت. در ایستگاه معمولان روش STB بهترین عملکرد را داشت. روش QM در ایستگاه پلدختر بهترین عملکرد را داشت. روش TVSV در ایستگاه پلدختر به‌خوبی توانست پیش‌بینی‌ها را تصحیح نماید. روش‌های LS و EQM نتوانستند پیش‌بینی‌ها را تصحیح نمایند و توزیع این روش‌ها با توزیع پیش‌بینی خام منطبق بود.

در بخش مدل NCEP، توزیع تجمعی هفت روش تصحیح اریبی، مشاهدات و پیش‌بینی خام مدل NCEP در سه ایستگاه باران‌سنجی مقایسه شده است. در این مدل روش‌های EZ، QM، STB و Delta برتری داشتند. این در حالی است که روش‌های LS و EQM نتوانستند پیش‌بینی‌های بارش را تصحیح نمایند. روش‌های EZ و STB در ایستگاه برآفتاب غزال برتری داشت. در ایستگاه پلدختر EZ بهترین عملکرد را داشت. در ایستگاه معمولان روش QM برتری داشت. روش TVSV تصحیحات را به‌خوبی انجام نداد به‌طوری‌که توزیع تجمعی روش TVSV با توزیع تجمعی مشاهدات اختلاف زیادی داشت.

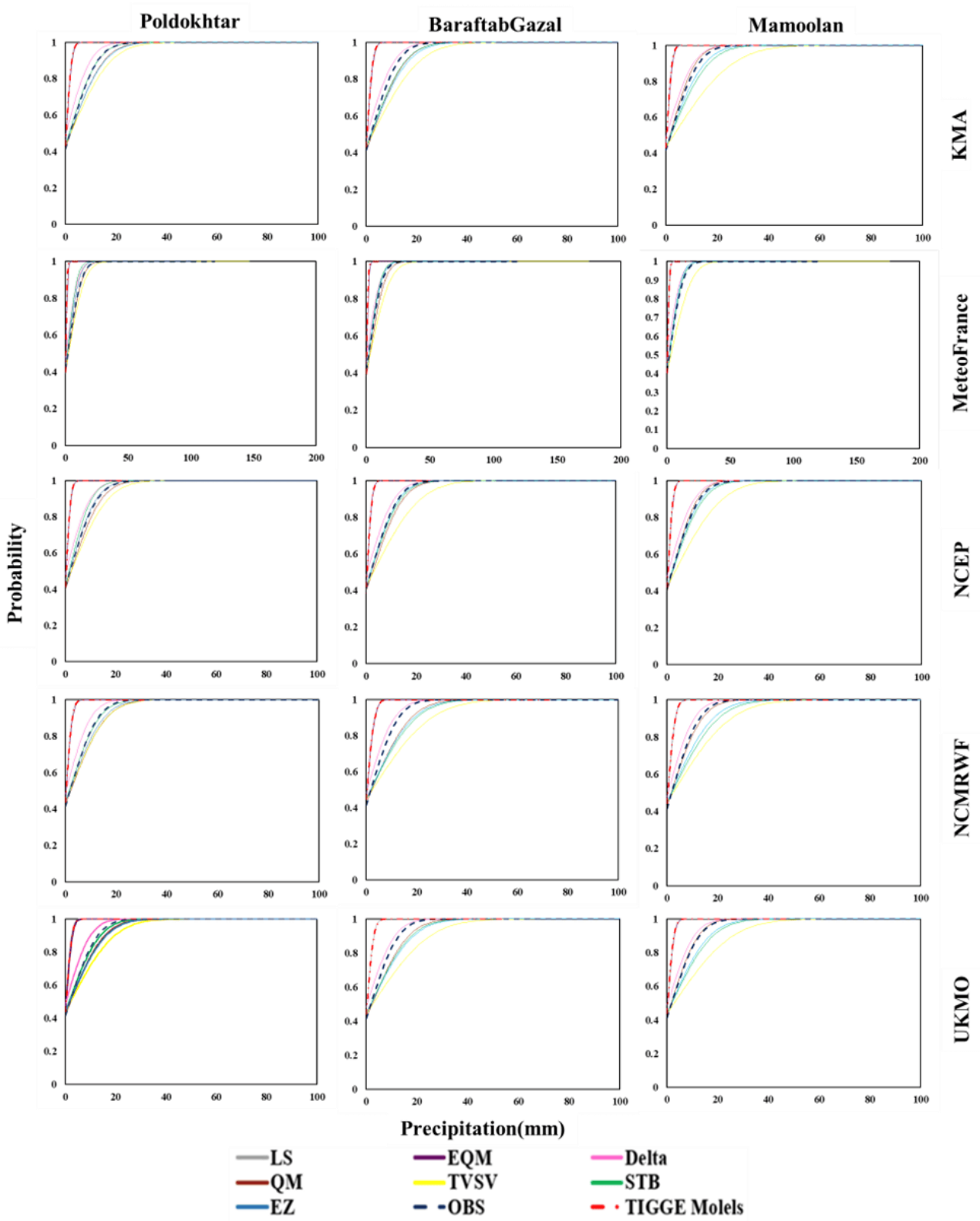
در بخش مدل NCMRWF، توزیع تجمعی بارش مشاهداتی و پیش‌بینی شده خام و تصحیح شده مدل NCMRWF با هفت روش تصحیح اریبی در سه ایستگاه باران سنجی نمایش داده شده است. در ایستگاه معمولان روش‌های QM و Delta برتری فوق‌العاده‌ای در تصحیح اریبی پیش‌بینی‌ها داشت. در ایستگاه پلدختر روش STB بهترین عملکرد را داشت. روش‌های LS و EQM نتوانستند پیش‌بینی‌ها را تصحیح نمایند. در بخش مدل UKMO، توزیع تجمعی بارش مشاهداتی و پیش‌بینی شده مدل UKMO به‌صورت خام و تصحیح شده با هفت روش تصحیح اریبی در سه ایستگاه باران‌سنجی نمایش داده شده است. در سه ایستگاه روش‌های EZ، QM، STB و Delta بهترین تصحیحات را داشتند. در ایستگاه برآفتاب غزال سه روش EZ، STB و QM تصحیحات مشابهی داشتند. درحالی‌که در ایستگاه معمولان دو روش EZ و STB تصحیحات مشابهی داشتند. در ایستگاه معمولان روش QM و در ایستگاه پلدختر روش STB بهترین عملکرد را داشتند. روش TVSV تصحیحات را با اختلاف زیاد از توزیع تجمعی مشاهدات انجام داد. در تمام ایستگاه‌ها دو روش TVSV و EQM نتوانستند پیش‌بینی‌ها را تصحیح نمایند و توزیع تجمعی این دو روش بر توزیع تجمعی پیش‌بینی‌ها منطبق بود.

روش تصحیح اریبی Delta در تمام ارتفاعات نتایج یکسانی داشت و حساسیتی نسبت به ارتفاع ایستگاه‌ها نشان نداد. روش EZ و STB در ایستگاه برآفتاب غزال با ارتفاع ۱۱۹۷ متر و ایستگاه پلدختر با ارتفاع ۷۰۰ متر در اکثر مدل‌ها نتایج خوبی ارائه دادند. روش EZ و STB در ارتفاعات و دشت عملکرد موفقی داشتند. این در حالی است که روش QM در ایستگاه معمولان با ارتفاع ۹۵۰ متر در اکثر مدل‌های پیش‌بینی بارش عملکرد موفقی داشت. روش تصحیح اریبی Delta در تصحیح بارش‌های حدی نسبت به سایر روش‌ها در تمام مدل‌های پیش‌بینی بارش برتری قابل‌توجهی داشت. این در حالی است که سایر روش‌های تصحیح اریبی باعث کم برآوردی مقادیر حدی شدند. روش TVSV نیز نتوانست بارش‌های حدی را تصحیح نماید.

در سال‌های اخیر استفاده از مدل‌های عددی جهت پیش‌بینی متغیرهای آب‌وهوا توسط مراکز تحقیقاتی در سراسر جهان رایج شده است. عملکرد این مدل‌ها به عواملی مانند ساختار زیربنایی آن، معادلات مورد استفاده، الگوریتم‌های به‌کاررفته برای حل مسائل و شرایط اولیه و مرزی که به‌عنوان ورودی استفاده می شوند، بستگی دارد. با توجه به این تفاوت‌ها، مدل‌های عددی مختلف ممکن است پیش‌بینی های متفاوتی را برای متغیرهای آب و هوایی یکسان ارائه دهند؛ بنابراین، ارزیابی عملکرد مدل و انجام اصلاحات مناسب در صورت لزوم بسیار مهم است. پژوهش حاضر باهدف، افزایش کارایی ۱۰ مدل پیش‌بینی بارش پایگاه داده TIGGE در مقیاس روزانه در حوزه آبخیز پلدختر به انجام رسیده است. هم‌چنین جهت بهبود عملکرد این مدل‌ها از هفت روش تصحیح اریبی TVSV، STB، EZ، QM، EQM، LS و Delta استفاده شد.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-31]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.2.3]



شکل ۹- توزیع بارش تجمعی مشاهداتی و پیش‌بینی (قبل و پس از تصحیح اریبی) ۵ مرکز پیش‌بینی بارش (KMA، MeteoFrance، NCEP، NCMRWF و UKMO) پایگاه داده TIGGE در حوضه پلدختر

Figure 9- Cumulative distribution function observed and predicted precipitation (before and after bias correction) obtained from 5 precipitation prediction centers (KMA, MeteoFrance, NCEP, NCMRWF, and UKMO) of the TIGGE database in selected stations in the Poldokhtar watershed

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-31]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.2.3]

نتایج به‌دست‌آمده نشان داد که اکثر مدل‌های پیش‌بینی در ارتفاع کم دارای خطای کم‌تری هستند و این در حالی است که در ارتفاع بالا دارای شاخص RMSE بیش‌تری است که بامطالعه Amini et al. (2020) همسو است. علت این امر را می‌توان به دلیل خطای رصد اطلاعات زمینی ازجمله پوشش گیاهی، رطوبت و خاک در ارتفاعات دانست. از میان ۱۰ مدل مورد بررسی پایگاه TIGGE، مدل ECMWF در عمده نقاط حوضه پلدختر دارای RMSE پایینی هست. برخلاف آن داده‌های بارش پیش‌بینی شده توسط مرکز NCEP از بالاترین RMSE برخوردار هستند. دلیل عملکرد ضعیف مدل NCEP، مطابق با نتایج مطالعه Aminyavari et al.(2018)، کوهستانی بودن منطقه پلدختر است. عملکرد ضعیف پیش‌بینی‌های NCEP در مناطق کوهستانی عمدتاً ناشی از دشواری نمایش فرآیندهای پیچیده جوی مرتبط با زمین و کوهستان در مدل‌های پیش‌بینی عددی است. از دلایل اصلی، وضوح مکانی ناکافی مدل‌های جهانی NCEP (مانند GFS)، سلول‌های شبکه‌ای نسبتاً بزرگ در مقایسه با ویژگی‌های کوهستانی است. کوه‌های در واقعیت دارای شیب‌های تند، دره‌ها و قله‌ها هستند، اما مدل آن را به یک ارتفاع متوسط هموار می‌کند که مدل ممکن است سیستم‌های بارش محلی و بارندگی وابسته به ارتفاع را از دست بدهد.

یافته‌های پژوهش حاکی از وجود خطا و کم برآوردی در مقدار بارش در منطقه مورد مطالعه است. این کم برآوردی در ارتفاعات بالا، بیش‌تر است که علت اصلی آن عدم‌اصلاح اثر ارتفاع بر مقدار بارش است. مرکز ECMWF در تشخیص صحیح تعداد روزهای بارانی بهترین عملکرد را داشت که با نتایج Su et al. (2014) مطابقت دارد. برخلاف آن مرکز NCEP روزهای بارانی را به‌خوبی تشخیص نداد که با نتایج Tao et al. (2014)در یک راستا است. ایستگاه‌های مستقر در ارتفاعات پایین حوضه پلدختر بهترین تشخیص روزهای بارانی را در مقایسه با سایر نقاط داشتند. در این تحقیق مشهود است که ارتفاع بر پیش‌بینی بارش توسط سامانه‌های پیش‌بینی بارش، تأثیر بسزایی دارد.

در همه روش‌های تصحیح اریبی، دقت بارش پیش‌بینی شده در ۱۰ مدل بهبود یافت. ارزیابی‌ها نشان داد که روش EZ و STB در برخی از مدل‌ها برتری داشتند که با نتایج مطالعه Gumindoga et al. (2019) هماهنگ است. برتری روش STB به دلیل در نظر گرفتن تغییرپذیری مکانی و زمانی خطاها است؛ بنابراین خطاهای سیستماتیک مرتبط با ارتفاع را اصلاح می‌نماید و مقادیر بارش اوروگرافیک را بهبود می‌بخشد. هم‌چنین عملکرد برتر روش EZ را می‌توان به توانایی آن در نظر گرفتن خطاهای بارش وابسته به ارتفاع نسبت داد. با تقسیم حوضه به مناطق ارتفاعی و اعمال ضرایب تصحیح جداگانه، EZ خطای ناشی از اثرات اوروگرافیک، توپوگرافی مدل هموار شده و تغییرپذیری عمودی الگوهای بارش در مدل‌های پیش‌بینی عددی را کاهش می‌دهد.

روش تصحیح اریبی Delta در همه مدل‌ها، بدون تأثیرپذیری از موقعیت جغرافیایی برتری داشت. روش QM در پنج مدل پیش‌بینی بارش و در ایستگاه معمولان توانست تا ۹۰ در صد داده‌های پیش‌بینی بارش را تصحیح نماید که با نتایج Javanmard Ghasab et al. (2018)در یک راستا است. عملکرد خوب روش نگاشت چندک در ایستگاه معمولان را می‌توان به توانایی آن در اصلاح توزیع آماری کامل پیش‌بینی‌های بارش به‌جای خطای میانگین نسبت داد. با تنظیم فراوانی، شدت و تغییرپذیری بارش، QM به‌طور مؤثر خطاهای سیستماتیک در خروجی‌های مدل‌های عددی، به‌ویژه تخمین کم‌تر از حد مجاز رویدادهای بارندگی با شدت بالا را کاهش می‌دهد. توانایی آن در نمایش روابط غیرخطی بین بارش پیش‌بینی شده و مشاهده شده، آن را برای بهبود ورودی‌های هواشناسی برای کاربردهای هیدرولوژیکی مناسب می‌کند. عملکرد ضعیف روش QM در سایر ایستگاه‌ها را می‌توان به ماهیت آماری آن نسبت داد که در درجه اول توزیع مقادیر بارش را بدون در نظر گرفتن صریح تغییرپذیری مکانی، اثرات ارتفاع و مکانیسم‌های فیزیکی کنترل‌کننده تشکیل بارش تنظیم می‌کند. در مناطق پیچیده کوهستانی، خطاهای ناشی از نمایش ناکافی فرآیندهای اوروگرافیک را نمی‌توان به‌طور کامل با رویکردهای مبتنی بر توزیع تصحیح کرد که منجر به کاهش عملکرد در مقایسه با روش‌های تصحیح سوگیری مکانی و ارتفاعی می‌شود.

پس از تصحیح اریبی نیز پیش‌بینی‌های مدل ECMWF برتری داشت. روش‌های LS و EQM موفق به تصحیح بارش پیش‌بینی شده نشدند که این نتایج بامطالعه Iturbid et al. (2022) در تضاد است. روش EQM ماهیت آماری دارد. اگرچه EQM به‌طور مؤثر توزیع بارش را تنظیم می‌کند و خطای سیستماتیک را کاهش می‌دهد، اما گرادیان‌های ارتفاعی، اثرات اوروگرافیک، جابجایی مکانی یا فرآیندهای پیچیده جوی کوهستان را در نظر نمی‌گیرد. درنتیجه، تصحیح مبتنی بر EQM ممکن است برای مناطقی که تغییرپذیری بارش توسط ارتفاع کنترل می‌شود، کافی نباشد. روش LS، مبنی بر ایستا بودن و یکنواختی مکانی است. ازآنجایی‌که خطاهای بارش در زمین‌های پیچیده به‌شدت تحت تأثیر ارتفاع، اثرات اوروگرافیک، گردش جوی و شدت بارش قرار دارند، یک عامل مقیاس‌بندی واحد نمی‌تواند اریبی ناهمگن و غیرخطی خروجی‌های پیش‌بینی عددی بارش را به‌طور کافی اصلاح کند. هم‌چنین در این مطالعه روش TVSV، نتایج قابل قبولی ارائه نداد که با نتایج Bhatti et al. (2016) در تضاد است. روش تصحیح اریبی TVSV در تصحیح بارش‌های پیش‌بینی شده عملکرد قابل قبولی نداشت و نتوانست بارش‌ها و علی‌الخصوص بارش‌های حدی را به‌خوبی تصحیح نماید. این روش باوجوداینکه در تصحیح بارش‌ها موفق عمل نکرد ولی در تصحیح روزهای بدون بارش عملکرد مناسبی داشت. روش‌های تصحیح اریبی QM و EQM در اصلاح روزهای بدون بارش بهترین عملکرد را داشتند. درحالی‌که سایر روش‌ها در اصلاح روزهای بدون بارش خطا داشتند.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-31]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.2.3]

نتیجه‌گیری

در این پژوهش عملکرد ۱۰ مدل پیش‌بینی بارش پایگاه داده TIGGE در مقیاس روزانه و تأثیر روش‌های مختلف تصحیح اریبی بر بهبود خروجی این مدل‌ها در حوزه آبخیز پلدختر بررسی شد. نتایج نشان داد که عملکرد مدل‌های پیش‌بینی بارش به‌طور قابل‌توجهی تحت تأثیر ویژگی‌های توپوگرافی منطقه، به‌ویژه ارتفاع، قرار دارد. به‌طورکلی، مدل‌ها در ارتفاعات پایین‌تر دقت بیش‌تری داشته و با افزایش ارتفاع، خطای پیش‌بینی افزایش یافت که نشان‌دهنده محدودیت مدل‌های عددی در بازنمایی دقیق فرآیندهای پیچیده جوی و اوروگرافیک مناطق کوهستانی است. در بین مدل‌های مورد بررسی، مدل ECMWF بهترین عملکرد را در تشخیص روزهای بارانی داشت، درحالی‌که مدل NCEP به دلیل وضوح مکانی محدود و ضعف در نمایش ناهمواری‌های پیچیده و فرآیندهای بارش کوهستانی، بیش‌ترین خطا را نشان داد. این نتایج بیانگر اهمیت انتخاب مدل مناسب پیش‌بینی بارش در مناطق کوهستانی است.

اعمال روش‌های تصحیح اریبی موجب بهبود قابل‌توجه دقت اکثر مدل‌های پیش‌بینی بارش شد. بااین‌حال، میزان موفقیت روش‌ها به نوع مدل و ویژگی‌های مکانی منطقه وابسته بود. روش‌های EZ و STB به دلیل در نظر گرفتن اثر ارتفاع و تغییرات مکانی–زمانی خطاها، عملکرد مناسبی در اصلاح بارش‌های پیش‌بینی شده داشتند. روش EZ با تفکیک منطقه به طبقات ارتفاعی توانست خطاهای ناشی از نمایش ضعیف اثرات اوروگرافیک و اختلاف ارتفاع واقعی با ارتفاع مدل را کاهش دهد، درحالی‌که روش STB با لحاظ کردن تغییرات مکانی و زمانی اریبی، توانایی بیش‌تری در اصلاح خطاهای ناهمگن داشت. روش QM نیز در برخی ایستگاه‌ها عملکرد مطلوبی داشت؛ زیرا با اصلاح توزیع آماری بارش توانست خطاهای سیستماتیک و به‌ویژه کم‌برآوردی بارش‌های شدید را کاهش دهد. بااین‌حال، عملکرد آن در مناطق کوهستانی به دلیل عدم در نظر گرفتن مستقیم عوامل فیزیکی مانند ارتفاع، جهت شیب و فرآیندهای اوروگرافیک محدود شد. هم چنین روش‌های EQM و LS به دلیل ماهیت آماری و فرض یکنواخت بودن خطا، توانایی کافی برای اصلاح خطاهای پیچیده وابسته به توپوگرافی را نداشتند. روش TVSV نیز در اصلاح بارش‌های حدی عملکرد رضایت‌بخشی نشان نداد، اگرچه در تشخیص روزهای بدون بارش نتایج مناسبی ارائه کرد. درمجموع، نتایج این پژوهش نشان داد که روش Delta در میان روش‌های بررسی شده، پایدارترین عملکرد را در تصحیح خروجی مدل‌های پیش‌بینی بارش داشت و در تمامی ایستگاه‌ها توانست خطاهای پیش‌بینی را به‌طور مؤثر کاهش دهد؛ بنابراین، استفاده از روش Delta و هم‌چنین روش‌های مبتنی بر ارتفاع و فضا–زمان مانند EZ و STB می‌تواند به‌عنوان رویکرد مناسب برای بهبود ورودی‌های بارش مدل‌های هیدرولوژیکی در مناطق کوهستانی پیشنهاد شود. یافته‌های این مطالعه می‌تواند در افزایش قابلیت اعتماد پیش‌بینی‌های بارش، بهبود شبیه‌سازی رواناب، پیش‌بینی سیلاب و مدیریت بهینه منابع آب در حوزه‌های آبخیز کوهستانی مورد استفاده قرار گیرد.

ملاحظه‌های اخلاقی

دسترسی به داده‌ها: داده‌ها و نتایج استفاده شده در این پژوهش از طریق مکاتبه با نویسنده مسئول در اختیار قرار خواهد گرفت.

حمایت مالی: هیچ گونه حمایت مالی برای انجام این تحقیق دریافت نشده است.

مشارکت نویسندگان: **بهیان مطلق، س.:** مفهوم‌سازی، انجام تحلیل‌های نرم‌افزاری و آماری و نگارش نسخه اولیه مقاله؛ **هنربخش، ا.:** ویرایش و بازبینی مقاله و کنترل نهایی نتایج.

تضاد منافع: نویسندگان این مقاله اعلام می‌دارند که هیچ‌گونه تضاد منافعی در خصوص نگارش و انتشار مطالب و نتایج این پژوهش ندارند.

سپاس‌گزاری: از نظرات سازنده داوران قدردانی می‌شود.

منابع

امین‌یاوری، صالح، ثقفیان، بهرام و دلاور، مجید (۱۳۹۷). پس‌پردازش خروجی مدل‌های پیش‌بینی عددی بارش پایگاه داده TIGGE با مدل میانگین بیزین. تحقیقات منابع آب ایران، ۱۴(۴)، ۲۴۷–۲۵۷. https://www.iwrr.ir/article_63714_en.html?lang=fa

جوانمرد قصاب، مجید، دلاور، مجید و مرید، ساعد (۱۳۹۷). ارزیابی پیش‌بینی میان‌مدت بارش مدل‌های عددی جهانی پایگاه TIGGE در حوضه کارون بزرگ. *تحقیقات منابع آب ایران*، ۳(۱۴)، ۱–۱۴. https://www.iwrr.ir/article_54830.html?lang=fa

References

Abdolmanafi, A., Saghafian, B., & Aminyavari, S. (2021). Evaluation of global ensemble prediction models for forecasting medium to heavy precipitations. *Meteorology and Atmospheric Physics*, 133(1), 15–26. **doi:**10.1007/s00703-020-00731-8.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-31]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.2.3]

Aminyavari, S., Saghafian, B., & Delavar, M. (2018). Evaluation of TIGGE ensemble forecasts of precipitation in distinct climate regions in Iran. *Advances in Atmospheric Sciences*, 35(4), 457–68. **doi:**10.1007/s00376-017-7082-6.

Aminyavari, S., Saghafian, B., & Delavar, M. (2019). Post-processing the output of the numerical precipitation forecasting models of TIGGE database using bayesian model averaging (BMA). *Iran-Water Resources Research*, 14(4), 246-257. https://www.iwrr.ir/article_63714_en.html?lang=en [In Persian]

Bhatti, H. A., Rientjes, T., Tamiru Haile, A., Habib, E., & Wouter Verhoef. (2016). Evaluation of bias correction method for satellite-based rainfall data. *Sensors (Switzerland)*, 16(6), 1–16. **doi:**10.3390/s16060884.

Gumindoga, W., Rientjes, T. H., Haile, A. T., Makurira, H., & Reggiani, P. (2019). Performance of bias-correction schemes for CMORPH rainfall estimates in the Zambezi River Basin. *Hydrology and Earth System Sciences*, 23(7), 2915–38. **doi** 10.5194/hess-23-2915-2019.

Iturbide, M., Casanueva, A., Bedia, J., Herrera, S., Milovac, J., & Gutiérrez, J. M. (2022). On the need of bias adjustment for more plausible climate change projections of extreme heat. *Atmospheric Science Letters*, 23(2), e1072. **doi:** 10.1002/asl.1072

Jvanmard Ghassab, M., & Morid, S. (2018). Evaluation of medium-term forecast of TIGGE numerical weather prediction models in Karun basin. *Iran-Water Resources Research*, 14(3), 1-12. https://www.iwrr.ir/article_54830.html?lang=en [In Persian]

Lazoglou, G., Zittis, G., Anagnostopoulou, C., Hadjinicolaou, P., & Lelieveld, J. (2020). Bias correction of RCM precipitation by TIN-copula method: a case study for historical and future simulations in Cyprus. *Climate*, 8(8). **doi:**10.3390/CLI8070085.

Medina, H., & DI Tian. (2020). Comparison of probabilistic post-processing approaches for improving numerical weather prediction-based daily and weekly reference evapotranspiration forecasts. *Hydrology and Earth System Sciences*, 24(2), 1011–30. **doi:**10.5194/hess-24-1011-2020.

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 (Switzerland)*, 12(2). **doi:**10.3390/w12020482.

Meng, H., Di, Z., Zhang, W., Sun, H., Tian, X., Wang, X., Xie, M., & Li, Y. (2025). Spatiotemporal analyses of high-resolution precipitation ensemble simulations in the Chinese mainland based on quantile mapping (QM) bias correction and Bayesian model averaging (BMA) methods for cmip6 models. *Atmosphere*, 16(10), 1133. **doi:** 10.3390/atmos16101133

Saedi, A., Saghafian, B., Moazami, S., Aminyavari, S. (2020). Performance evaluation of sub-daily ensemble precipitation forecasts. *Meteorological Applications*, 27(1), 1–16. **doi:**10.1002/met.1872.

Su, X., Yuan, H., Zhu, Y., Luo, Y., & Wang, Y. (2014). Evaluation of TIGGE ensemble predictions of northern hemisphere summer precipitation during 2008–2012. *Journal of Geophysical Research*, 119(12), 7292–7310. **doi:**10.1002/2014JD021733.

Tao, Y., Duan, Q., Ye, A., Gong, W., Di, Z., Xiao, M., & Hsu, K. (2014). An evaluation of post-processed tigge multimodel ensemble precipitation forecast in the Huai River basin. *Journal of Hydrology*, 519, 2890–2905. **doi:** 10.1016/j.jhydrol.2014.04.040.

Taraphdar, S., Mukhopadhyay, P., Leung, L. R., & Landu, K. (2016). Prediction skill of tropical synoptic scale transients from ECMWF and NCEP ensemble prediction systems. *Mathematics of Climate and Weather Forecasting*, 21), 26–42. **doi** 10.1515/mcwf-2016-0002.

Themeßl, M. J., Gobiet, A., & Heinrich, G. (2012). Empirical-statistical downscaling and error correction of regional climate models and its impact on the climate change signal. *Climatic Change*, 112(2), 449-468. **doi:** 10.1007/s10584-011-0224-4

Tian, Y., Peters-Lidard, C. D., & Eylander, J. B. (2010). Real-time bias reduction for satellite-based precipitation estimates. *Journal of Hydrometeorology*, 11(6), 1275–85. **doi:**10.1175/2010JHM1246.1.

Voisin, N., Schaake, J. C., & Lettenmaier, D. P. (2010). Calibration and downscaling methods for quantitative ensemble precipitation forecasts. *Weather and Forecasting*, 25 (6), 1603–27. **doi:**10.1175/2010WAF2222367.1.

Wood, A. W., & Schaake, J. C. (2008). Correcting errors in streamflow forecast ensemble mean and Spread. *Journal of Hydrometeorology*, 9(1), 132–48. **doi:**10.1175/2007JHM862.1.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-31]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.2.3]