

Correction of TRMM 3B43 Monthly Precipitation Data Using Quantile Regression Model in The Urmia Lake Basin

S. Kazempour Choursi¹, M. Erfanian^{2*}, H. Abghari², M. Miryaghoubzadeh², Kh. Javan³

1. Ph.D. Student, Department of Range and Watershed Management, Faculty of Natural Resources, Urmia University, Urmia, Iran.
2. Associate Professor, Department of Range and Watershed Management, Faculty of Natural Resources, Urmia University, Urmia, Iran.
3. Associate Professor, Department of Geography, Faculty of Literature and Humanities, Urmia University, Urmia, Iran.

* Corresponding Author: m.erfanian@urmia.ac.ir

Received date: 28/01/2024

Accepted date: 16/11/2024



[10.22034/JDMAL.2024.2021488.1452](https://doi.org/10.22034/JDMAL.2024.2021488.1452)

Extended Abstract

Introduction

Improving the precision of rainfall data is essential for hydrological modeling, water resources management, and drought monitoring. The spatial variations of precipitation are often not captured by traditional rain gauge data. Remote sensing, such as the TRMM 3B43, can provide a more accurate spatial distribution of rainfall, particularly in regions that lack rain gauge stations. The TRMM 3B43 algorithm is aimed at providing the most precise rainfall estimates by utilizing a combination of multi-sensor measurements gathered from different satellites. The objective of this study is to use quantile regression models to adjust TRMM 3B43 precipitation in the Urmia Lake basin for the period 2001-2019. This study is centered around the Urmia Lake basin, which is known for its ecological significance and vulnerability to climate variability. By analyzing TRMM 3B43 data in this region, our goal is to provide valuable insights that can be used to enhance water resource planning and management. The purpose of this research is not just to address the shortcomings of traditional rain gauge stations, but also to highlight the importance of tailored approaches for regions with unique hydro-climatic conditions.

Material and Methods

The monthly precipitation data from TRMM 3B43 was calibrated through the use of quantile regression models and Ordinary Least Squares regression with the assistance of 12 synoptic station data from the Urmia Lake basin. The calibration process utilized 70% of the data from 2001 to 2019, with the remaining 30% reserved for validation. Quantile regression was applied across various quantiles ($\tau = 0.05$ to $\tau = 0.99$) to capture a comprehensive range of conditions. To assess accuracy, established metrics like RMSE, MAE, PBIAS, and KGE were applied to evaluate the regression equations' ability to correct TRMM monthly precipitation data.



Discussion and Conclusion

The scatter plots comparing monthly observations and TRMM precipitation data showed a consistent overestimation by the TRMM satellite across all months. The studies conducted confirmed this overestimation pattern across different time scales. Linear Regression was not enough to correct the TRMM data, as the corrected data still showed both underestimation and overestimation. However, using quantile regression in different quantiles successfully corrected TRMM 3B43 data. The results indicated that the TRMM satellite data was almost identical to the observed data in every month. The RMSE reached its highest value in January, December, February, March, April, November, and May, with values of 22.64, 20.76, 20.04, 17.99, 17.35, 15.07, and 13.67, respectively. After correction using quantile regression, the RMSE values decreased to less than 2.35 in all months. Furthermore, the Mean Absolute Error (MAE) significantly decreased after quantile regression correction, demonstrating a closer alignment between TRMM data and observed rainfall. According to PBIAS, TRMM overestimated the rainfall in all months from January to December by different percentages. However, after quantile regression correction, the PBIAS values were generally below 2.10 in all the studied months. In all months, the Kling-Gupta efficiency (KGE) values showed a rise when the quantile regression method was used instead of the original TRMM data and the linear regression method. The corrected TRMM data using the quantile regression model has a superior performance, as indicated by KGE values above 0.97. The calibration process involved correcting 30% of randomly selected data with quantile regression equations obtained from the remaining 70% of the data. The process led to almost all points aligning closely with the ideal line of 1:1 after using quantile regression. The comparison of monthly rainfall data across all studied stations revealed a similar pattern between TRMM precipitation data and observed rainfall, with TRMM frequently assigning higher values than the actual observed rainfall. It is noteworthy that the TRMM satellite data at stations such as Sarab, Salmas, and Sahand initially differed significantly from the observed data. After calibrating with quantile regression, the satellite rainfall data closely matched the observed data. The quantile regression method is proven to be effective in correcting TRMM data, making it suitable for various studies, including water resources management and drought monitoring. To conclude, the use of quantile regression was successful in correcting TRMM 3B43 precipitation data, addressing the persistent overestimation issues seen in the Urmia Lake basin between 2001 and 2019. The method's accuracy was significantly improved, as evidenced by decreased RMSE and MAE values, improved PBIAS alignment, and superior KGE performance. These findings confirm that quantile regression-corrected TRMM data is a reliable tool for diverse studies, particularly in water resources management and drought monitoring applications. These compelling findings not only demonstrate the success of the quantile regression approach but also emphasize its potential to refine precipitation data in other hydro-climatically sensitive regions. The corrected TRMM data, which has been validated by rigorous metrics, is a reliable and valuable resource for different applications, especially in the areas of water resources management and drought monitoring. This study contributes to the development of precipitation correction methodologies and underscores the importance of personalized approaches to enhance the precision of remote sensing-derived data in hydrological studies.

Keywords: Tropical Rainfall; Calibration Techniques; Satellite Data





تصحیح داده‌های بارش ماهانه TRMM 3B43 با استفاده از مدل رگرسیون چندکی در حوضه آبریز دریاچه ارومیه

سیما کاظم‌پور چورسی^۱، مهدی عرفانیان^{۲*}، هیراد عبقری^۳، میرحسن میریعقوب‌زاده^۴، خدیجه جوان^۳

۱. دانشجوی دکتری، گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران.

۲. دانشیار گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران.

۳. دانشیار گروه جغرافیا، دانشکده ادبیات و علوم انسانی، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران.

* نویسنده مسئول: m.erfanian@urmia.ac.ir

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۱۱/۰۸ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۱۲/۲۶

doi: [10.22034/JDMAL.2024.2021488.1452](https://doi.org/10.22034/JDMAL.2024.2021488.1452)

چکیده

استفاده از داده‌های بارش ماهواره‌ای در پژوهش‌های مدیریت منابع آب و هیدرولوژی در شرایط کشور ایران ضرورت دارد. مقدار بارش ماهواره‌ای را می‌توان تنها منبع داده‌ای و جایگزین در مناطق فاقد آمار در نظر گرفت. در پژوهش حاضر، داده‌های بارش ماهانه ماهواره TRMM 3B43 با بهره‌گیری از مدل‌های رگرسیون خطی OLS و رگرسیون چندکی QR برای حوزه آبخیز دریاچه ارومیه در دوره آماری سال‌های ۲۰۰۱-۲۰۱۹ (۱۳۹۸-۱۳۸۰)، تصحیح و اعتبارسنجی شد. کارایی این دو مدل در تصحیح داده‌های TRMM بر اساس معیارهای RMSE، MAE، PBIAS و KGE مورد ارزیابی قرار گرفت. مقدار PBIAS نشان داد که داده‌های خام TRMM، در تمام ماه‌های سال، بارش را با احتمال ۲۰٪ بیشتر از مقادیر مشاهده‌ای در ۱۲ ایستگاه سینوپتیک واقع در حوضه برآورد کرده است. نتایج مدل OLS نشان داد که مقادیر تصحیح‌شده بارش ماهانه، دارای درصد اریبی PBIAS نسبتاً زیاد در اغلب ماه‌های سال می‌باشد. مقادیر تصحیح‌شده بر اساس رگرسیون چندکی به دلیل اعمال ضرایب مختلف شیب و عرض از مبدأ، در تمام ماه‌های سال تقریباً نزدیک به مقادیر مشاهداتی ایستگاه‌ها می‌باشند. پس از تصحیح با مدل QR، مقادیر RMSE و PBIAS به کمتر از ۲/۳۵mm و ۲/۱٪ رسید. معیار KGE مدل رگرسیون چندکی در تمام ماه‌ها، بیشتر از ۰/۹۷ بود و مقدار آن در مقایسه با داده‌های خام TRMM و مقادیر تصحیح‌شده با رگرسیون خطی، به عدد ۱ نزدیک‌تر به دست آمد. نتایج نشان داد که استفاده از مدل رگرسیون چندکی QR می‌تواند به‌طور قابل توجهی در تصحیح داده‌های خام TRMM مورد استفاده قرار گیرد و نتایج بهتری نسبت به مدل رگرسیون خطی OLS داشته باشد. از نظر کاربردی، توصیه می‌شود که ابتدا داده‌های ماهانه خام TRMM با مقادیر شیب و عرض از مبدأ خطوط رگرسیون چندکی تصحیح شوند و سپس در پژوهش‌های مدیریت منابع آب و پایش خشک‌سالی استفاده گردند.

واژگان کلیدی: بارش گرمسیری؛ تکنیک‌های واسنجی؛ داده‌های ماهواره‌ای



■ مقدمه

مدیریت پایدار منابع آب نقش مهمی را در مبارزه یا کاهش فرآیندهای بیابان‌زایی ایفا می‌کند (۱۲). بارش، ورودی اصلی منابع آب شیرین موجود بر روی زمین است و دسترسی به داده‌های دقیق بارش و تغییرات زمانی-مکانی آن برای برنامه‌ریزی و مدیریت کارآمد حوزه آبخیز ضروری می‌باشد (۲۹، ۳۵). داده‌های سنتی بارش از اندازه‌گیری باران‌سنج‌ها به دست می‌آیند، این اندازه‌گیری‌های نقطه‌ای نمی‌توانند اطلاعات مکانی بارش را ارائه دهند. معمولاً، برای تهیه داده‌های شبکه‌ای بارش بر اساس داده‌های باران‌سنج‌ها، روش‌های درون‌یابی مکانی مورد استفاده قرار می‌گیرند. با این حال، پراکنش نامنظم ایستگاه‌های باران‌سنجی به‌ویژه در مناطق کوهستانی منجر به عدم قطعیت نتایج درون‌یابی می‌شوند (۲۷، ۳۶). فقدان داده‌های بارش باکیفیت، مانع بزرگی برای ارزیابی صحیح تأثیرات تغییر اقلیم بر منابع آب در این مناطق است (۳۲). با توسعه ماهواره‌های پیشرفته، سنسور از دور به ابزار اصلی برای تخمین بارش در مناطق فاقد شبکه‌های باران‌سنج تبدیل شده است (۲۸). در سال‌های اخیر، مجموعه‌ای از داده‌های بارش شامل پروژه بارش اقلیم جهانی^۱ GPCP (۱۵)، پروژه نقشه ماهواره‌ای بارش جهانی^۲ GSMaP (۱۹)، محصولات^۳ CHIRPS (۱۱)، بارش همادی-وزنی چند منبعی^۴ MSWEP (۶)، اندازه‌گیری بارش جهانی^۵ GPM (۱۴)، کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در تخمین بارش ماهواره‌ای برای داده‌های رکورد اقلیمی^۶ PERSIANN-CDR (۱۶) و مأموریت اندازه‌گیری بارش گرمسیری^۷ TRMM (۱۷، ۲۶) توسعه یافته‌اند.

مأموریت اندازه‌گیری بارش گرمسیری TRMM ماهواره تحقیقاتی است که برای ارائه اطلاعات بارش در مناطق گرمسیری و نیمه‌گرمسیری کره زمین با قدرت تفکیک مکانی ۰/۲۵ درجه طراحی شده است. TRMM 3B43 الگوریتمی است که بهترین تخمین بارش را بر اساس ترکیبی از اندازه‌گیری‌های چند سنسور روی چندین ماهواره ارائه می‌دهد (۱۵). TRMM 3B43 مقادیر بارش ماهانه را بین سال‌های ۱۹۹۸ و ۲۰۱۹ ارائه می‌کند و یکی

از ارزش‌ترین مجموعه داده‌های بارش زمانی-مکانی است. این داده‌ها به‌طور گسترده برای تحقیقات میان‌رشته‌ای استفاده شده است و کاربردهایی مانند مدل‌سازی سطح زمین (۳۷)، پایش خشک‌سالی (۷، ۱۸) و شبیه‌سازی هیدرولوژیک (۲) دارد. با این حال، داده‌های ماهواره‌ای به دلیل ماهیت اندازه‌گیری غیرمستقیم تشعشعات نیاز به تصحیح دارند. داده‌های بارش TRMM بر اساس داده‌های ۲۹ ایستگاه باران‌سنجی طی سال‌های ۱۹۹۸ تا ۲۰۰۹ در عربستان سعودی تصحیح شدند. مقایسه‌های بارش روزانه نشان می‌دهد که روند بارش TRMM بسیار شبیه به روند داده‌های مشاهده‌ای است. علاوه بر این، TRMM در فصل مرطوب بارندگی را کمتر تخمین می‌زند. پس از تصحیح با مدل رگرسیون خطی، مقادیر تعیین شده بارش TRMM به مقادیر مشاهده‌ای خیلی شبیه شد (۴). تصحیح داده‌های بارش TRMM در چین با استفاده از مدل‌های رگرسیون خطی بر اساس داده‌های ایستگاه‌های باران‌سنجی در ۲۲۵۷ ایستگاه از سال ۱۹۹۸ تا ۲۰۱۳ انجام شد. نتایج نشان می‌دهد که مقادیر تصحیح شده در مقیاس ماهانه و سالانه به‌وضوح دقت بارش TRMM را بهبود داده‌اند و مقادیر ماهانه کمی بهتر از مقادیر سالانه در چین عمل می‌کند (۲۳). عملکرد محصولات ماهانه TRMM 3B43 و GPM از آوریل ۲۰۱۴ تا اگوست ۲۰۱۷ در چین مورد بررسی قرار گرفت. خطای داده‌ها با استفاده از رگرسیون گام‌به‌گام تصحیح شد. مقایسه بین تخمین‌های داده‌های ماهواره‌ای و مشاهده‌ای بیانگر این می‌باشد که به‌طور کلی هر دو منبع بارش را بیش‌ازحد برآورد می‌کنند. نتایج نشان می‌دهد که مقادیر بارش تصحیح شده عملکرد بهتری در توزیع بارش نسبت به داده‌های ماهواره‌ای تصحیح نشده و داده‌های مشاهده‌ای دارد (۲۲). صحت داده‌های بارش روزانه و ماهانه TRMM در ۸۷ ایستگاه سینوپتیک ایران ارزیابی شد. نتایج بررسی مقدار بارش با TRMM مشخص کرد که در ۶۸٪ از ایستگاه‌ها، بارش روزانه و ماهانه بیشتر از مقادیر مشاهده‌ای برآورد شده‌اند. مقادیر TRMM در دو

^۱Multi-Source Weighted-Ensemble Precipitation^۲Global Precipitation Measurement^۳PERSIANN Climate Data Record^۴Tropical Rainfall Measuring Mission^۱Global Precipitation Climatology Project^۲Global Satellite Mapping of Precipitation^۳Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data

رگرسیون چندکی در زمینه‌های مختلف در هیدرولوژی استفاده شده است که می‌توان به تحلیل روند بارش و خشکسالی (۱)، تحلیل فراوانی منطقه‌ای سیلاب با استفاده از ویژگی‌های مکانی (۳)، برآورد عمق آب زیرزمینی (۲۰) و تحلیل روند فصلی و سالانه بارندگی در ایران (۵) مورد استفاده قرار گرفته است. استفاده از روش رگرسیون چندکی برای تصحیح داده‌های ماهواره‌ای بارش برای اولین بار در ایران مورد استفاده قرار می‌گیرد و به‌عنوان نوآوری پژوهش در موضوع تصحیح خطا قلمداد می‌شود. بررسی منابع و سوابق تحقیق نشان می‌دهد، تصحیح خطای داده‌های ماهواره‌ای بارش به‌ویژه داده‌های سری TRMM 3B43 با مدل رگرسیون چندکی در ایران انجام نشده است. هدف پژوهش حاضر، تصحیح و اعتبارسنجی داده‌های بارش ماهانه TRMM است؛ بنابراین از دو مدل رگرسیون خطی LR و رگرسیون چندکی QR به‌منظور تصحیح اریبی داده‌های ماهانه بارش TRMM در ۱۲ ایستگاه سینوپتیک واقع در حوزه آبخیز دریاچه ارومیه طی سال‌های ۱۳۸۰ تا ۱۳۹۸ (۲۰۱۹-۲۰۰۱) استفاده شد. ارزیابی میزان کارایی این دو مدل در مرحله مدل‌سازی و اعتبارسنجی بر اساس معیارهای آماری مختلف، انجام شد.

■ مواد و روش‌ها

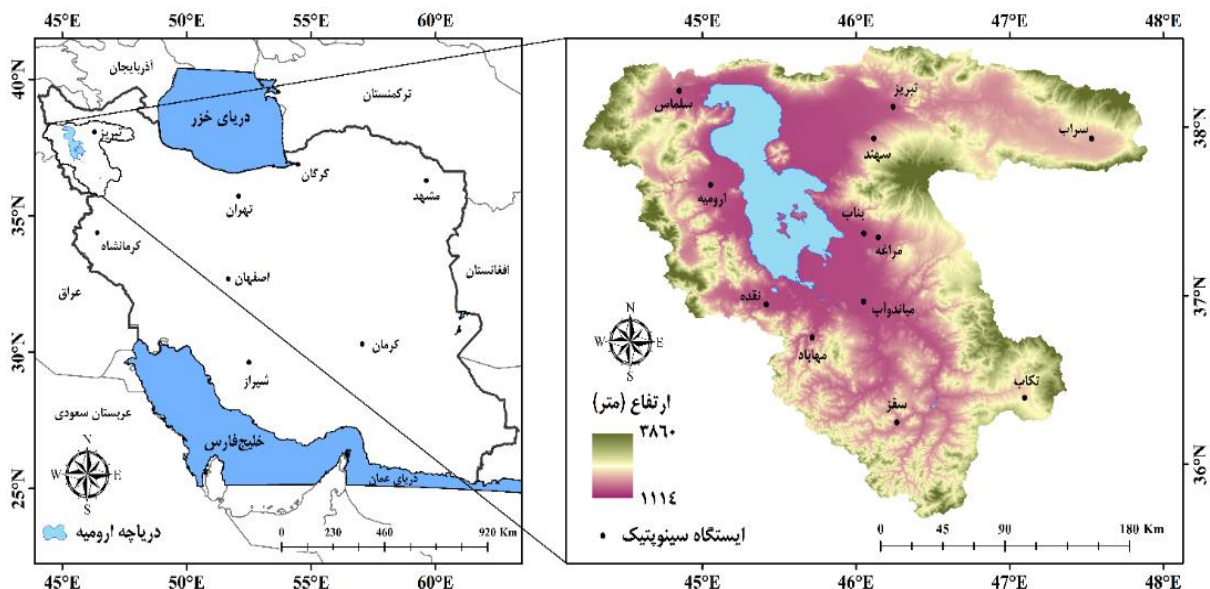
حوزه آبخیز دریاچه ارومیه

حوضه دریاچه ارومیه واقع در شمال‌غرب ایران با مساحت 51876 km^2 یکی از شش حوزه آبخیز اصلی کشور است (شکل ۱). این حوضه بین استان‌های آذربایجان غربی ۴۶٪، آذربایجان شرقی ۴۳٪ و کردستان ۱۱٪ قرار دارد. دریاچه ارومیه بزرگ‌ترین دریاچه داخلی ایران می‌باشد و در ایران و جهان از مهم‌ترین و باارزش‌ترین بوم‌سازگان آبی محسوب می‌شود. این دریاچه نمونه‌ای شاخص از یک حوضه بسته است که رودخانه‌های متعددی به آن زهکش می‌شوند. این حوضه به‌وسیله دامنه‌های جنوبی کوه سبلان، دامنه‌های شمالی، غربی و جنوبی کوه سهند و بخش شمالی کوه‌های زاگرس محصور شده است. توپوگرافی پیچیده و تغییرات مکانی بارش در حوضه، آن را به مکانی مناسب برای ارزیابی تخمین‌های بارش ماهواره‌ای تبدیل می‌کند.

مقیاس زمانی به تفکیک شش زون اقلیمی واسنجی شد و ضرایب تصحیح بر اساس مدل رگرسیون خطی ارائه شد. داده‌های واسنجی شده TRMM در بیشتر زون‌ها و ایستگاه‌ها نزدیک به مقادیر مشاهده‌ای بود. خطای داده‌های TRMM در زون اقلیمی مرطوب واقع در شمال ایران کاهش نیافت (۱۰). داده‌های TRMM 3B43 در ۴۰ ایستگاه باران‌سنجی و ۹ ایستگاه سینوپتیک استان هرمزگان در مقیاس ماهانه طی دوره آماری ۱۹۹۸-۲۰۱۲ مورد ارزیابی قرار گرفتند. نتایج بیانگر این می‌باشد که بیشترین دقت ماهواره TRMM در فصل‌های زمستان و بهار و کمترین آن در تابستان اتفاق افتاده است. به‌عبارت‌دیگر، ماهواره TRMM توانسته است وقوع بارش در ماه‌های سرد سال را بهتر از ماه‌های گرم سال پیش‌بینی کند. داده‌های TRMM در بیشتر ماه‌های سال مقدار باران را بیشتر برآورد می‌کند که پس از واسنجی با مدل رگرسیون خطی، با توجه به نقشه‌های پهنه ماه‌های آگوست و دسامبر بهبود قابل‌ملاحظه‌ای در تخمین بارش توسط ماهواره TRMM اتفاق افتاد (۳۱). تصحیح داده‌های روزانه B423 ماهواره TRMM با استفاده از روش حذف اریبی MBR در دامنه جنوبی رشته‌کوه البرز ایران بر اساس مفهوم شباهت یا همگنی (شرایط ارتفاع، طول و عرض جغرافیایی) انجام شده است (۸). نتایج نشان می‌دهد روش MBR قادر است مقدار اریبی داده‌های بارش روزانه را به‌طور متوسط ۵۷٪ در سلول‌های اندازه‌گیری شده و ۲۵٪ در سلول‌های اندازه‌گیری نشده، حذف کند (۸). در پژوهش دیگر، داده‌های بارندگی روزانه ماهواره TRMM در مناطق اقلیمی مختلف ایران در ۱۰۳ ایستگاه زمینی طی سال‌های ۲۰۱۲ تا ۲۰۱۷ مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج تصحیح داده‌های بارش بر اساس مدل‌های رگرسیون خطی، شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی آبشاری سه لایه نشان می‌دهد مدل رگرسیون خطی در مقیاس سالانه و مدل شبکه عصبی مصنوعی ANN در مقیاس ماهانه، کارایی بالاتری دارند. به‌علاوه، مدل ANN در تصحیح داده‌های بارش ایستگاه‌های واقع در مناطق خشک و نیمه‌خشک فلات مرکزی ایران و نواحی غربی دریاچه خزر، عملکرد نامناسبی دارد (۳۲).

داده‌های بارش ماهانه ایستگاه‌های سینوپتیک حوضه به‌منظور تصحیح داده‌های بارش سری 3B43 ماهواره TRMM از داده‌های بارش ۱۲ ایستگاه سینوپتیک واقع در محدوده منطقه مورد مطالعه طی سال‌های ۱۳۹۸-۱۳۸۰ (۲۰۱۹-۲۰۰۱) استفاده شد. موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌های مورد مطالعه در شکل ۱ نمایش داده شده است. مطالعه حاضر از روش‌های استاندارد کنترل کیفیت داده‌های هواشناسی، از جمله Run-Test، رویکردی آماری برای ارزیابی یکنواختی داده‌ها و شناسایی الگوهای توزیع استفاده کرد. مشخصات جغرافیایی و میانگین بارش سالانه ایستگاه‌های مورد مطالعه در جدول ۱ ارائه شده است.

داده‌های بارش ماهانه ایستگاه‌های سینوپتیک حوضه به‌منظور تصحیح داده‌های بارش سری 3B43 ماهواره TRMM از داده‌های بارش ۱۲ ایستگاه سینوپتیک واقع در محدوده منطقه مورد مطالعه طی سال‌های ۱۳۹۸-۱۳۸۰ (۲۰۱۹-۲۰۰۱) استفاده شد. موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌های مورد مطالعه در شکل ۱ نمایش داده شده است. مطالعه حاضر از روش‌های استاندارد کنترل کیفیت داده‌های هواشناسی، از جمله Run-Test، رویکردی آماری برای ارزیابی یکنواختی داده‌ها و شناسایی الگوهای توزیع استفاده کرد. مشخصات جغرافیایی و میانگین بارش سالانه ایستگاه‌های مورد مطالعه در جدول ۱ ارائه شده است.



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی حوضه آبخیز دریاچه ارومیه و ایستگاه‌های سینوپتیک منتخب

جدول ۱. مشخصات جغرافیایی و میانگین سالانه بارش ایستگاه‌های مورد مطالعه

ردیف	ایستگاه	طول جغرافیایی (درجه)	عرض جغرافیایی (درجه)	میانگین بارش سالانه (mm)	ارتفاع (m)
۱	ارومیه	۴۵.۰۶	۳۷.۶۶	۳۰۳.۶۴	۱۳۲۸
۲	بناب	۴۶.۰۵	۳۷.۳۷	۲۶۷.۰۵	۱۲۸۱
۳	تبریز	۴۶.۲۴	۳۸.۱۲	۲۵۷.۷۱	۱۳۶۱
۴	تکاب	۴۷.۱۰	۳۶.۴۰	۲۹۹.۳۵	۱۸۱۷
۵	سراب	۴۷.۵۳	۳۷.۹۳	۲۳۷.۵۵	۱۶۸۲
۶	سقز	۴۶.۲۷	۳۶.۲۵	۴۰۹.۲۷	۱۴۸۲
۷	سلماس	۴۴.۸۵	۳۸.۲۲	۲۴۵.۶۸	۱۳۳۹
۸	سهند	۴۶.۱۲	۳۷.۹۳	۲۱۳.۰۲	۱۶۴۱
۹	مراغه	۵۴۶.۱	۳۷.۳۵	۲۵۷.۰۳	۱۳۴۴
۱۰	مهاباد	۴۵.۷۲	۳۶.۷۵	۳۷۱.۷۵	۱۳۵۲
۱۱	میاندوآب	۴۶.۰۵	۳۶.۹۷	۲۸۴.۴۴	۱۳۰۰
۱۲	نقده	۴۵.۴۲	۳۶.۹۵	۳۲۱.۱۱	۱۳۰۷

اعتبارسنجی، نسبت به سایر روش‌های اعتبارسنجی متقابل^۱ اولویت دارد (۳۴). لازم به ذکر است ویژگی‌های آماری داده‌های آموزشی و تست باید مشابه باشند که این شرط در تمام ماه‌های سال، برقرار بوده است. رگرسیون چندکی برای $\tau=0.05$ تا $\tau=0.99$ با فواصل 0.05 اجرا شد (شکل ۲). حداقل مقدار خطا بین مقدار مشاهده‌ای و ماهواره‌ای از بین ۲۰ معادله رگرسیونی به‌عنوان مقدار تصحیح‌شده بارش ماهانه TRMM در نظر گرفته شد.

معیارهای ارزیابی صحت داده‌های خام و تصحیح‌شده

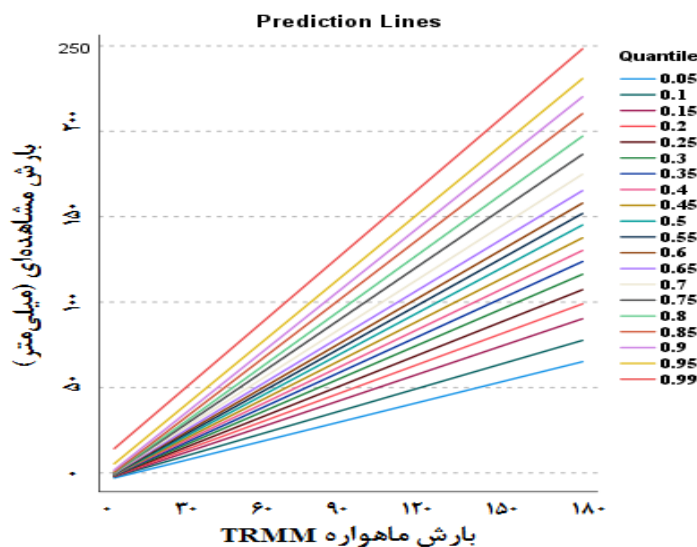
عملکرد داده‌های ماهانه TRMM، داده‌های تصحیح‌شده با مدل رگرسیون خطی TRMM' OLS و مدل رگرسیون چندکی TRMM' QR با استفاده از معیارهای آماری خطای جذر میانگین مربعات $RMSE^2$ ، خطای میانگین مطلق MAE^3 ، درصد اریبی $PBIAS^4$ و KGE^5 بین مقادیر بارش مشاهده‌ای و TRMM طی دوره آماری ۱۳۸۰ تا ۱۳۹۸ (۲۰۱۹-۲۰۰۱) ارزیابی شد. در پژوهش حاضر، $PBIAS$ منفی نشان داد که مدل، مقدار بارش را کمتر تخمین زده، درحالی‌که مقدار مثبت نشان‌دهنده تخمین بیش‌ازحد توسط مدل بود. KGE به‌عنوان معیار جامع متمایز شد که شامل سه جزء کلیدی است: همبستگی، اریبی و تغییرپذیری (۱۳).

مدل رگرسیون چندکی QRM: Quantile Regression Model

مدل QR مبتنی بر کمینه‌سازی مجموع قدر مطلق وزنی اختلاف بین مشاهده y_i و خط چندک τ $(\beta_0(\tau) + \beta_1(\tau)x_i)$ در x_i منظور شد (۳۸):

$$Q_Y(\tau) = \min_{\beta_0(\tau), \beta_1(\tau)} \left(\sum_{y_i \geq (\beta_0(\tau) + \beta_1(\tau)x_i)} \tau |y_i - (\beta_0(\tau) + \beta_1(\tau)x_i)| + \sum_{y_i < (\beta_0(\tau) + \beta_1(\tau)x_i)} (1-\tau) |y_i - (\beta_0(\tau) + \beta_1(\tau)x_i)| \right) \quad (1)$$

با استفاده از رابطه (۱) می‌توان عرض از مبدأ β_0 و شیب β_1 خط رگرسیون را در چندک τ برای هر $0 < \tau < 1$ نشان داد. نقش τ و $1-\tau$ وزن‌دهی فواصل عمودی است که به موقعیت مشاهدات نسبت به خط چندک τ بستگی دارد. نقاط بالای خط چندک با τ و نقاط زیر خط چندک با $1-\tau$ وزن می‌شوند، به این معنی که هر چه چندک در نظر گرفته شده بیشتر باشد، نقاط بالاتر از خط چندک در ارزیابی شیب و عرض از مبدأ خط رگرسیون مهم‌تر هستند. در هر ماه میلادی، سری داده‌های بارش ایستگاه‌ها به‌طور تصادفی با نرم‌افزار SPSS به دو بخش 70% و 30% تقسیم‌بندی شد و به ترتیب به‌منظور مدل‌سازی و اعتبارسنجی مدل‌های رگرسیون خطی و چندکی، مورد استفاده قرار گرفت. در مدل‌سازی آماری به‌منظور دستیابی به ضرایب یا پارامترهای یک مدل رگرسیونی، استفاده از این روش تقسیم‌بندی و



شکل ۲. خطوط رگرسیون چندکی به‌دست آمده در ایستگاه‌های منتخب در مرحله واسنجی

³Mean Absolute Error

⁴Percent Bias

¹Cross Validation

²Root Mean Squared Error

این معیار نابرابری در میانگین و تغییرپذیری را در نظر می‌گیرد و ارزیابی جامع‌تری از عملکرد مدل ارائه می‌دهد. مقادیر KGE نزدیک به ۱ نشان‌دهنده عملکرد برتر مدل منظور شد، درحالی‌که مقادیر پایین‌تر نشان‌دهنده سطح کاهش‌یافته دقت بود. معیارهای آماری شامل RMSE، MAE، PBIAS و KGE با استفاده از رابطه‌های ۲ تا ۵ محاسبه شدند:

این معیار نابرابری در میانگین و تغییرپذیری را در نظر می‌گیرد و ارزیابی جامع‌تری از عملکرد مدل ارائه می‌دهد. مقادیر KGE نزدیک به ۱ نشان‌دهنده عملکرد برتر مدل منظور شد، درحالی‌که مقادیر پایین‌تر نشان‌دهنده سطح کاهش‌یافته دقت بود. معیارهای آماری شامل RMSE، MAE، PBIAS و KGE با استفاده از رابطه‌های ۲ تا ۵ محاسبه شدند:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_{TRMM} - P_{obs})^2} \quad (2)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |P_{TRMM} - P_{obs}| \quad (3)$$

$$PBias = \frac{\sum_{i=1}^n (P_{TRMM} - P_{obs})}{\sum_{i=1}^n P_{obs}} \times 100 \quad (4)$$

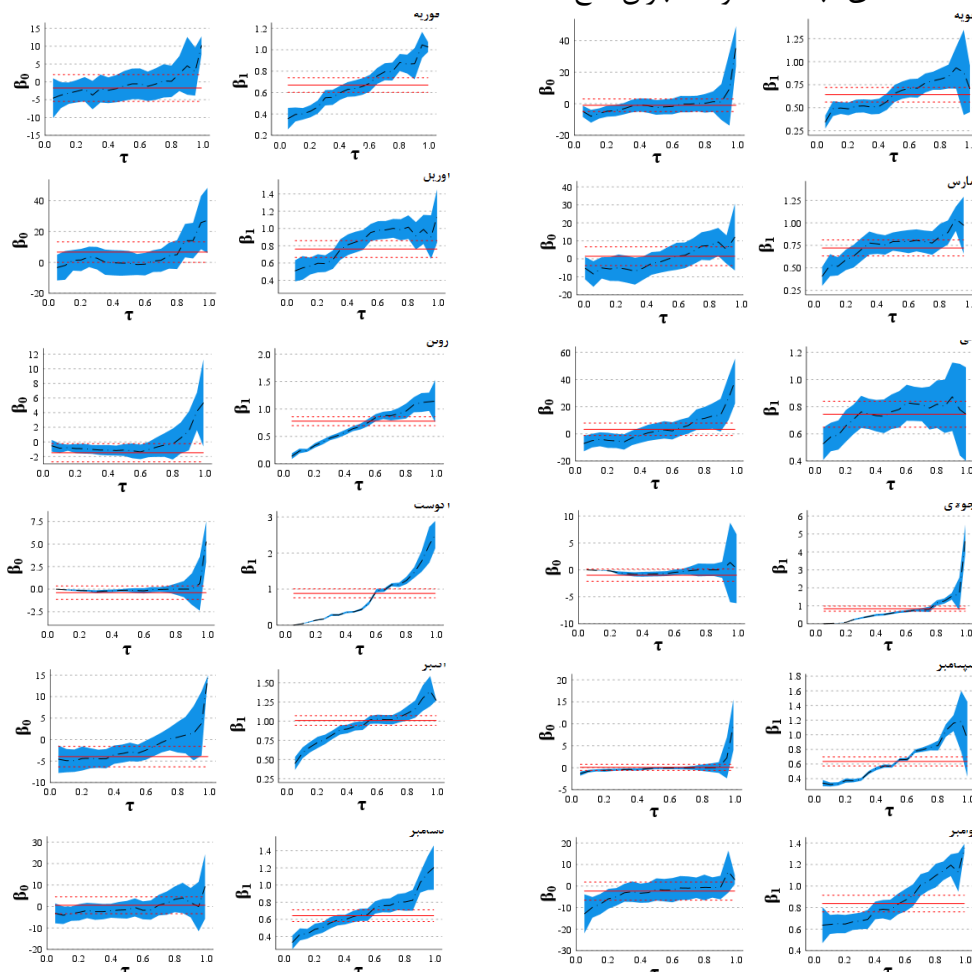
$$KGE = 1 - \sqrt{((r - 1)^2 + (\sigma_{TRMM}/\sigma_{obs} - 1)^2 + (\mu_{TRMM}/\mu_{obs} - 1)^2)} \quad (5)$$

در رابطه‌های ۲ تا ۵ اختصارات عبارت‌اند از: n تعداد کل مشاهدات، P_{obs} داده‌های ثبت‌شده توسط باران‌سنج‌ها،

نتایج

ضرایب رگرسیون چندکی در ماه‌های مختلف

عرض از مبدأ β_0 و شیب β_1 خط رگرسیون در چندک‌های مورد مطالعه به تفکیک هرماه در شکل ۳ نشان داده شده است. نقاط سیاه نشان‌دهنده عرض از مبدأ و شیب خطوط رگرسیون برای سطوح مختلف چندک می‌باشند درحالی‌که نوارهای آبی فاصله اطمینان ۹۰٪ شیب و عرض از مبدأ را نشان می‌دهند. QR برای گام‌های مساوی ۰/۰۵ اعمال شده است. چندک‌ها از ۰/۰۵ تا ۰/۹۵، همراه با چندک ۰/۹۹ به‌منظور بررسی گسترده رابطه بین شیب و چندک تعریف شده است.

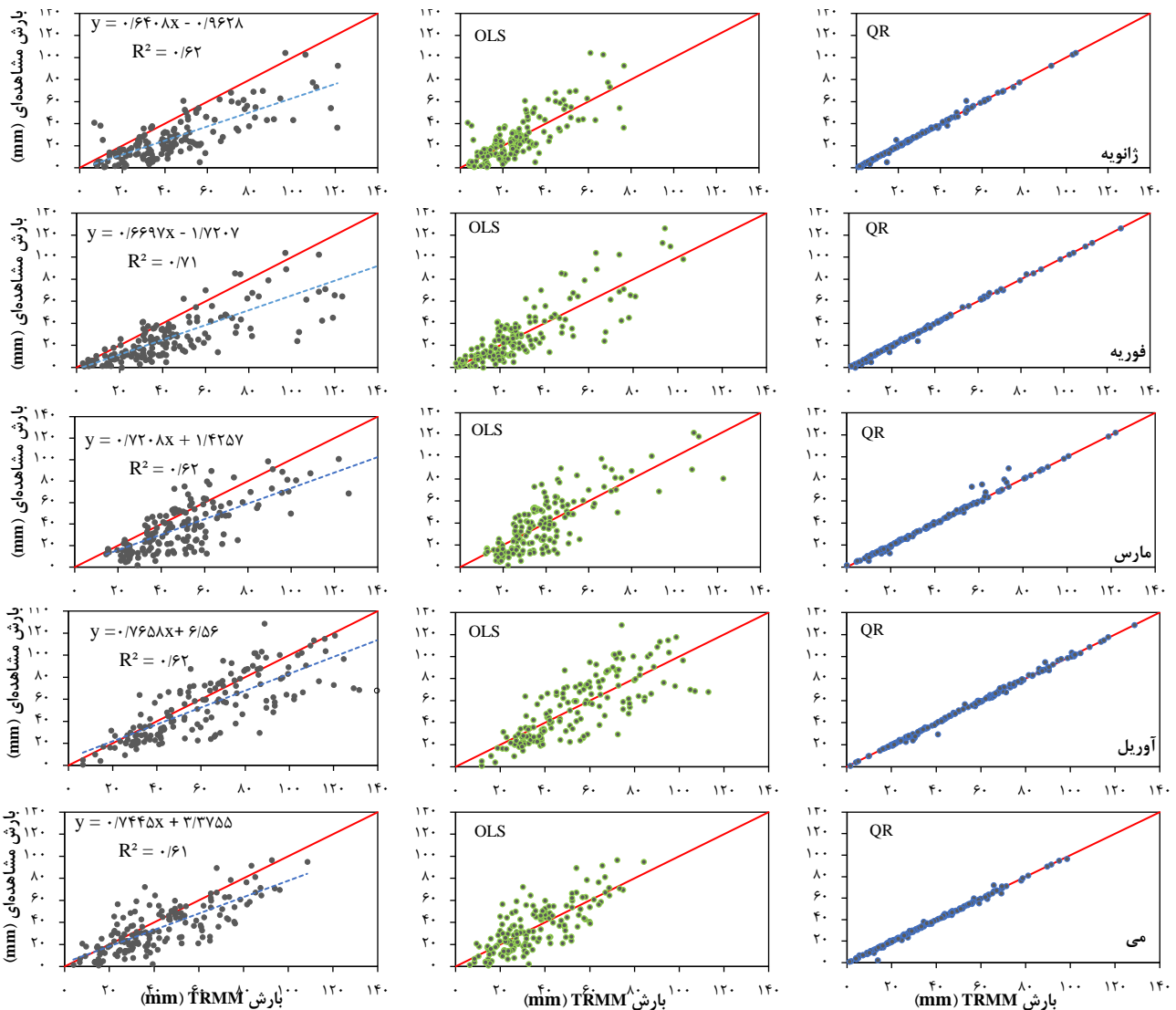


شکل ۳. عرض از مبدأ β_0 و شیب β_1 خط رگرسیون در چندک‌های مختلف برای ماه‌های سال

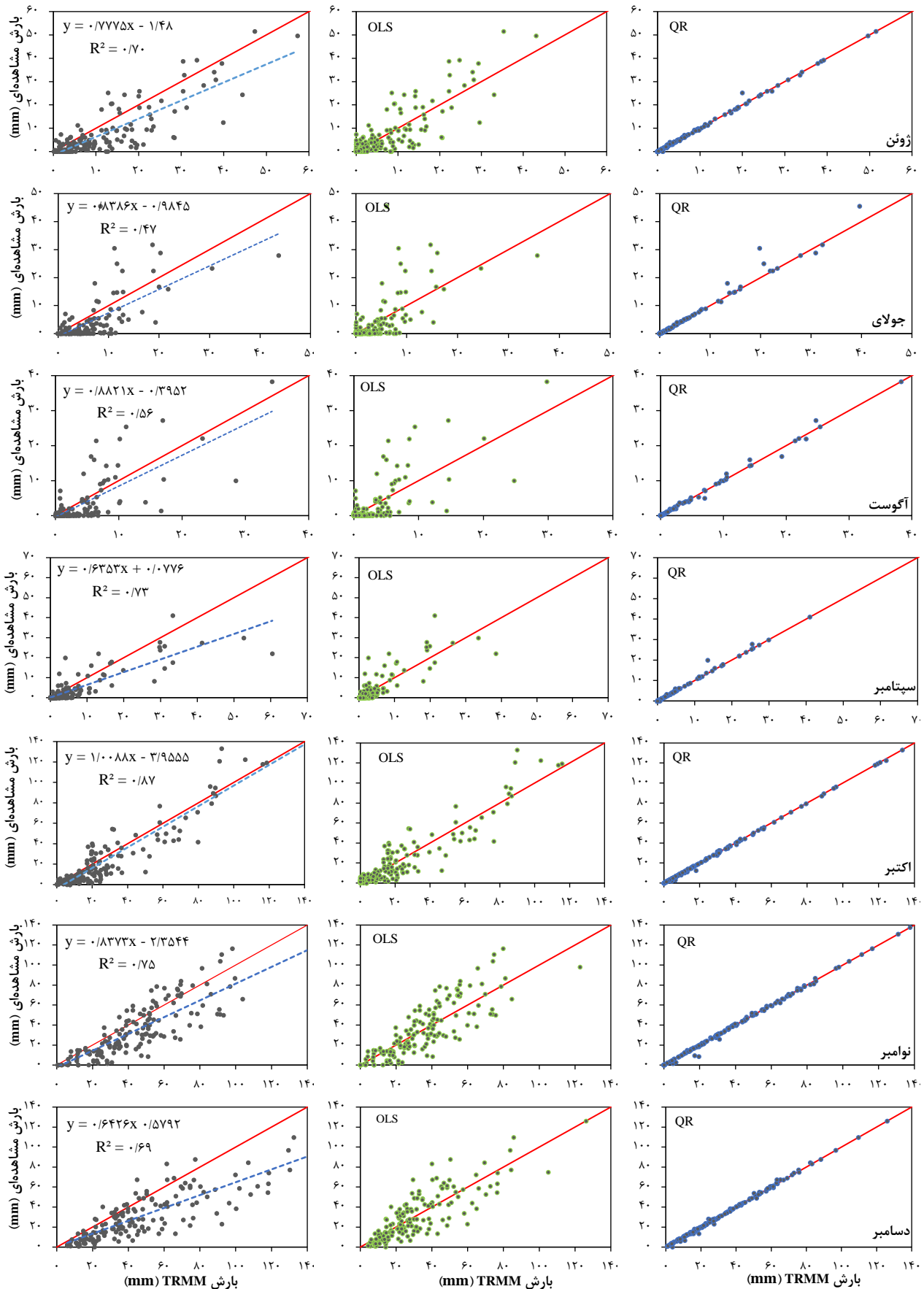
نمودار پراکنش بارش ماهانه داده‌های TRMM و داده‌های تصحیح شده بر اساس مدل‌های رگرسیون خطی و رگرسیون چندکی به تفکیک ماه میلادی بر اساس ۷۰٪ داده‌های انتخاب شده به‌طور تصادفی در دوره آماری مورد مطالعه، در شکل ۴ نشان داده شده است. مقدار ضریب تعیین R^2 برای داده‌های TRMM 3B43 طی ماه‌های ژانویه تا دسامبر به ترتیب ۰/۶۲، ۰/۷۱، ۰/۶۲، ۰/۶۲، ۰/۶۱، ۰/۷۰، ۰/۴۷، ۰/۵۶، ۰/۷۳، ۰/۸۷، ۰/۷۵، ۰/۶۹ به‌دست آمد. نمودار پراکنش بارش بین مقادیر مشاهده‌ای و داده‌های TRMM نشان می‌دهد که ماهواره TRMM بارش را در تمام ماه‌ها بیش از مقدار واقعی برآورد کرده است. با توجه به وجود خطا بین داده‌های TRMM و داده‌های مشاهده‌ای (جدول ۲)، تصحیح داده‌ها با استفاده از مدل‌های رگرسیون خطی ساده OLS و رگرسیون چندکی QR انجام شده است.

در شکل ۳ خطوط قرمز رنگ افقی، بیانگر عرض از مبدأ و شیب خط هر مدل رگرسیون خطی در سطوح چندک‌ها، می‌باشد و فواصل اطمینان عرض از مبدأ و شیب با خطوط خط-چین قرمز نشان داده شده است. نمودارهای مربوط به تحلیل رگرسیون چندکی نشان می‌دهد که در بیشتر ماه‌ها، مقادیر شیب و عرض از مبدأ در چندک‌های بالاتر از ۰/۵، بزرگ‌تر می‌باشند. لازم به ذکر است برای چندک ۰/۹۹ مقدار شیب مدل QR در تعدادی از ماه‌های سال، نسبت به سایر چندک‌ها، مقدار کمتری داشته است که به دلیل افزایش مقدار عرض از مبدأ در چندک ۰/۹۹ می‌باشد.

تصحیح داده‌های TRMM 3B43 در مرحله واسنجی



شکل ۴. نمودار پراکنش داده‌های بارش ماهانه TRMM 3B43 (سمت چپ) و داده‌های تصحیح شده با مدل‌های رگرسیون خطی (وسط) و رگرسیون چندکی (سمت راست) در مرحله واسنجی با ۷۰٪ داده‌های انتخابی در ایستگاه‌های سینوپتیک حوضه



ادامه شکل ۴. نمودار پراکنش داده‌های بارش ماهانه TRMM 3B43 (سمت چپ) و داده‌های تصحیح‌شده با مدل‌های رگرسیون خطی (وسط) و رگرسیون چندکی (سمت راست) در مرحله واسنجی با ۷۰٪ داده‌های انتخابی در ایستگاه‌های سینوپتیک حوضه

همان‌طور که مشاهده می‌شود RMSE بیشترین مقدار را در ماه‌های ژانویه، دسامبر، فوریه، مارس، آوریل، نوامبر و می با ۲۲/۶۴، ۲۰/۷۶، ۲۰/۰۴، ۱۷/۹۹، ۱۷/۳۵، ۱۵/۰۷ و ۱۳/۶۷ دارد. مقدار RMSE در ماه‌های ژوئن تا اکتبر به ترتیب ۶/۰۳، ۴/۸۱، ۳/۳۶، ۴/۶۱ و ۹/۵۰ است. پس از تصحیح داده‌ها از طریق رگرسیون خطی، مقدار RMSE در ماه‌های ژانویه تا فوریه به ترتیب به ۱۲/۵۱، ۱۱/۲۶، ۱۲/۸۱، ۱۴/۸۹، ۱۱/۱۹، ۴/۶۱، ۴/۴۶، ۳/۲۵، ۳/۱۲، ۸/۹۳، ۱۲/۰۰ و ۱۱/۸۷ کاهش یافته است. مقدار RMSE پس از تصحیح با مدل QR به کمتر از ۲/۳۵ در تمامی ماه‌ها رسیده است. مقدار آن به ۱/۳۶، ۰/۹۳، ۲/۱۱، ۲/۳۵، ۱/۲۴، ۰/۴۲، ۰/۹۴، ۰/۳۴، ۰/۴۸، ۰/۶۴، ۰/۲۱ و ۰/۹۷ کاهش یافته است. مقدار MAE در ماه‌های ژانویه تا دسامبر به ترتیب از ۱۸/۰۶، ۲/۰۴، ۱۱/۶۸، ۱۰/۴۵، ۹/۰۰، ۳/۷۰، ۲/۶۵، ۱/۶۵، ۲/۰۴، ۵/۸۴، ۹/۷۲ و ۱۲/۹۹ در داده‌های اصلی TRMM به ۰/۵۸۹، ۰/۳۸۵، ۰/۶۷۷، ۰/۶۸۴، ۰/۴۹۷، ۰/۱۳۱، ۰/۱۷۰، ۰/۰۸۶، ۰/۰۹۰، ۰/۲۶۷، ۰/۴۵۲، ۰/۴۵۵ در رگرسیون چندکی کاهش یافته است. مقادیر PBIAS نشان می‌دهد که TRMM در تمامی ماه‌های سال بارش را بیشتر از مقدار واقعی برآورد کرده است، از ماه ژانویه تا ماه دسامبر به ترتیب ۶۱/۶۳، ۵۸/۱۹، ۳۳/۵۰، ۱۵/۲۶، ۲۱/۸۶، ۵۵/۳۲، ۵۲/۹۸، ۳۰/۷۸، ۵۴/۰۳، ۱۶/۵۳، ۲۷/۲۶ و ۵۳/۹۳٪ بیشتر. مقادیر منفی PBIAS بیانگر برآورد کمتر از مقدار واقعی داده‌های TRMM تصحیح شده است.

داده‌های ماهانه TRMM با استفاده از معادلات رگرسیون خطی ارائه شده در شکل ۴ (سمت چپ) تصحیح شده و نتایج آن به صورت نمودار پراکنش OLS ارائه شده است. در تمامی ماه‌ها نتایج نشان می‌دهد که رگرسیون خطی نتوانسته است داده‌های TRMM را به خوبی تصحیح کند، چراکه، TRMM تصحیح شده با رگرسیون خطی همچنان دارای برآورد کمتر و بیشتر از مقدار واقعی است. با اعمال رگرسیون چندکی در چندک‌های مختلف (شکل ۳)، مقادیر ماهانه TRMM تصحیح شده است. نتایج QR در شکل ۴ نشان می‌دهد که داده‌های TRMM تصحیح شده با مدل رگرسیون چندکی در تمام ماه‌های سال، نزدیک و مشابه مقادیر اندازه‌گیری شده در ایستگاه‌های سینوپتیک حوضه می‌باشند

نتایج ارزیابی مدل‌های تصحیح داده‌های TRMM

نتایج ارزیابی داده‌های اصلی TRMM 3B43 و داده‌های TRMM تصحیح شده با مدل‌های رگرسیون خطی و چندکی در جدول ۲ ارائه شده است. RMSE خطای کلی داده‌ها را نشان می‌دهد و هر چه مقدار آن کمتر باشد، همبستگی بین داده‌های بارش اندازه‌گیری شده و بارش ماهواره‌ای بالاتر است. MAE مقدار میانگین خطای مطلق است و مقدار کمتر آن نشان‌دهنده همبستگی بالا بین دو منبع اطلاعاتی است. PBIAS تفاوت بین کمیت‌های شبیه‌سازی شده و مشاهده شده را با مقدار بهینه آن در حالت صفر تعیین می‌کند.

جدول ۲. معیارهای ارزیابی داده‌های خام و تصحیح شده TRMM در مرحله واسنجی یا برآورد ضرایب مدل‌های رگرسیونی بر اساس

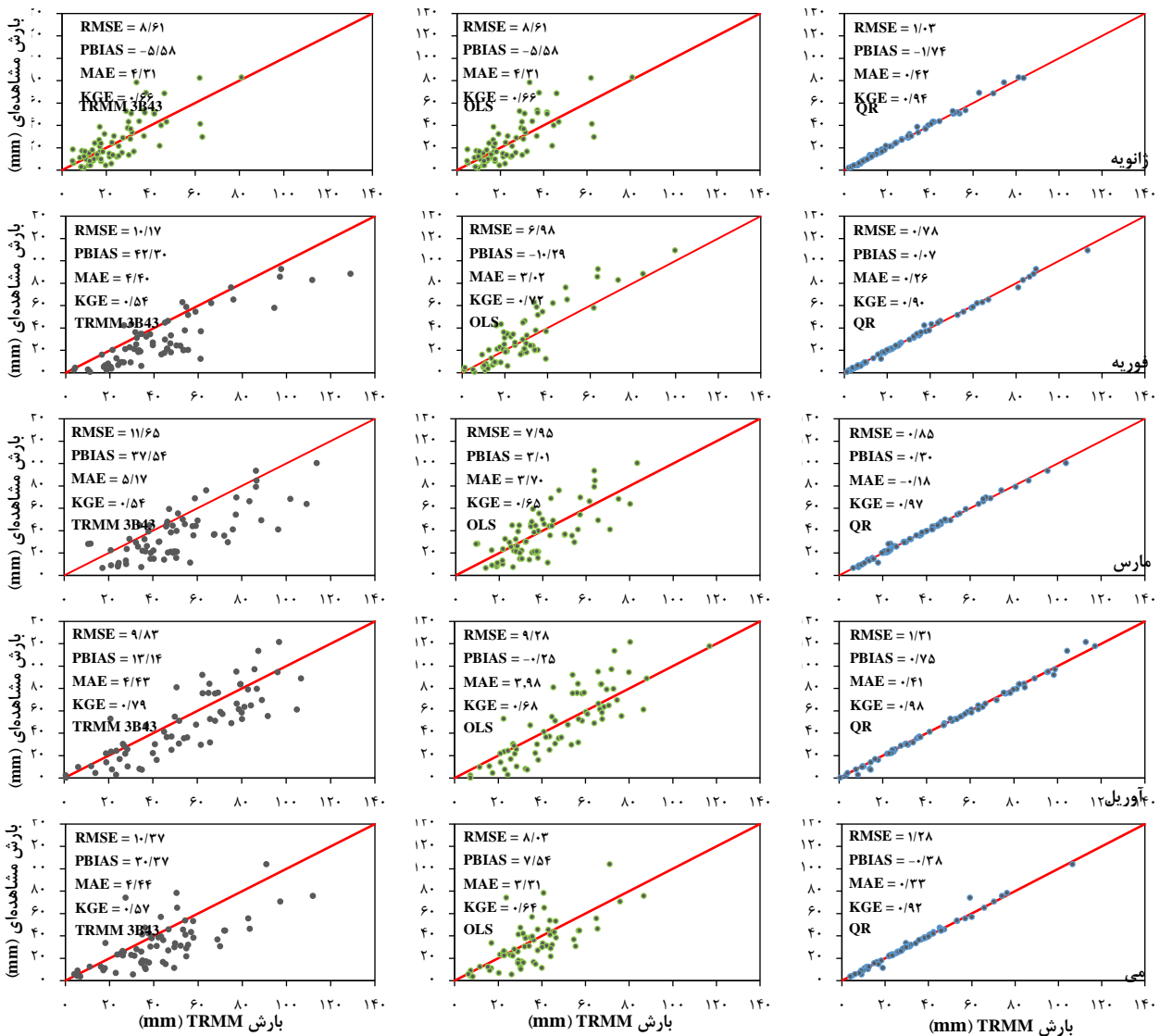
۷۰٪ داده‌های انتخابی در ایستگاه‌های سینوپتیک حوضه

ماه	RMSE (mm)			MAE			PBIAS (%)			KGE		
	QR	OLS	TRMM	QR	OLS	TRMM	QR	OLS	TRMM	QR	OLS	TRMM
ژانویه	۱/۳۶	۱۲/۵۱	۲۲/۶۴	۰/۵۸۹	۹/۵۴	۶۱/۶۳	-۰/۰۴	-۰/۰۱	۶۱/۶۳	۰/۷۰	۰/۳۱	-۰/۹۹۲
فوریه	۰/۹۳	۱۱/۲۶	۲۰/۰۴	۰/۳۸۵	۶/۹۴	۵۸/۱۹	۰/۱۱	۰/۰۱	۵۸/۱۹	۰/۷۸	۰/۳۴	-۰/۹۹۲
مارس	۲/۱۱	۱۲/۸۱	۱۷/۹۹	۰/۶۷۷	۸/۴۸	۳۳/۵۰	-۰/۸۵	-۰/۰۹	۳۳/۵۰	۰/۷۰	۰/۵۹	-۰/۹۷۳
آوریل	۲/۳۵	۱۴/۸۹	۱۷/۳۵	۰/۶۸۴	۹/۸۸	۱۵/۲۶	۰/۴۰	۱/۲۳	۱۵/۲۶	۰/۶۹	۰/۷۳	-۰/۹۸۰
می	۱/۲۴	۱۱/۱۹	۱۳/۶۷	۰/۴۹۷	۷/۴۲	۲۱/۸۶	۰/۶۲	۰/۴۲	۲۱/۸۶	۰/۶۹	۰/۶۹	-۰/۹۹۵
ژوئن	۴/۶۱	۴/۶۱	۶/۰۳	۰/۱۳۱	۲/۵۶	۵۵/۳۲	۰/۲۰	۱/۲۴	۵۵/۳۲	۰/۷۶	۰/۴۲	-۰/۹۸۷
جولای	۴/۴۶	۴/۴۶	۴/۸۱	۰/۱۷۰	۱/۹۷	۵۲/۹۸	۱/۰۲	۴/۶۸	۵۲/۹۸	۰/۵۴	۰/۳۶	-۰/۹۲۱
آگوست	۳/۲۵	۳/۲۵	۳/۳۶	۰/۰۸۶	۱/۴۸	۳۰/۷۸	-۰/۴۲	۳/۰۴	۳۰/۷۸	۰/۶۴	۰/۵۷	-۰/۹۷۰
سپتامبر	۳/۱۲	۳/۱۲	۴/۶۱	۰/۰۹۰	۱/۴۱	۵۴/۰۳	-۱/۱۱	-۲/۰۶	۵۴/۰۳	۰/۷۹	۰/۳۴	-۰/۹۷۹
اکتبر	۸/۹۳	۸/۹۳	۹/۵۰	۰/۲۶۷	۵/۱۷	۱۶/۵۳	۰/۵۸	۱/۰۶	۱۶/۵۳	۰/۹۰	۰/۸۱	-۰/۹۹۲
نوامبر	۱۲/۰۰	۱۲/۰۰	۱۵/۰۷	۰/۴۵۲	۷/۷۷	۲۷/۲۶	۰/۶۰	۰/۱۵	۲۷/۲۶	۰/۸۱	۰/۶۹	-۰/۹۹۴
دسامبر	۱۱/۸۷	۱۱/۸۷	۲۰/۷۶	۰/۴۵۵	۷/۲۳	۵۳/۹۳	۰/۲۱	۰/۷۷	۵۳/۹۳	۰/۷۶	۰/۳۷	-۰/۹۹۱

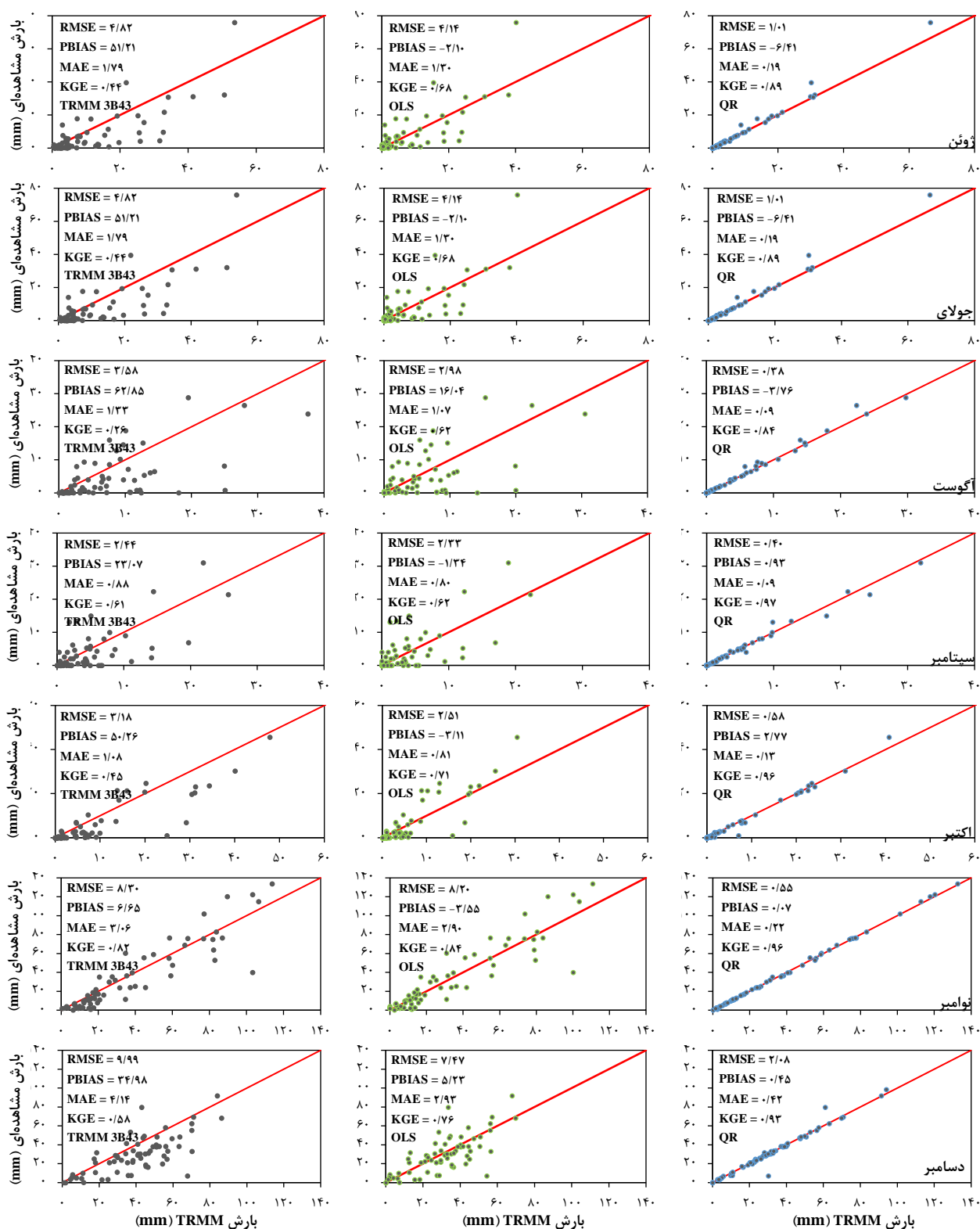
همان‌طور که قبلاً اشاره شد، در مدل رگرسیون چندکی، ۷۰٪ از داده‌ها برای واسنجی و ۳۰٪ برای اعتبارسنجی استفاده شد. ۳۰٪ از داده‌ها که به صورت تصادفی انتخاب شده بودند با استفاده از معادلات به دست آمده در رگرسیون چندکی در مرحله واسنجی ۷۰٪ داده‌ها تصحیح شدند. نمودارهای پراکنش بین داده‌های ماهانه TRMM و داده‌های مشاهده‌ای (سمت چپ)، داده‌های تصحیح شده با مدل‌های رگرسیون خطی (وسط) و رگرسیون چندکی (سمت راست) و داده‌های مشاهده‌ای در شکل ۵ نشان داده شده است. معیارهای ارزیابی داده‌های خام TRMM 3B43 و داده‌های TRMM تصحیح شده با مدل‌های رگرسیون خطی و چندکی در مرحله اعتبارسنجی در شکل ۵ ارائه شده است.

در حالی که مقدار PBIAS پس از تصحیح QR در ماه‌های فوریه، آوریل، می، ژوئن، اکتبر، نوامبر و دسامبر به ترتیب ۰/۱۱، ۰/۴۰، ۰/۶۲، ۰/۲۰، ۰/۵۸، ۰/۶۰ و ۰/۲۱ برآورد بیشتر از مقدار واقعی و در ماه‌های ژانویه، مارس، جولای، آگوست، سپتامبر به ترتیب ۰/۰۴، ۰/۸۵، ۲/۱۰، ۰/۴۲ و ۱/۱۱ برآورد کمتر از مقدار واقعی را نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که مقادیر KGE در مدل رگرسیون چندکی در تمامی ماه‌های سال بالای ۰/۹۷ نسبت به داده‌های اصلی TRMM و مدل تصحیح رگرسیون خطی بیشتر شده است. مقدار این معیار نشان‌دهنده عملکرد برتر TRMM تصحیح شده با استفاده از مدل رگرسیون چندکی QR است.

تصحیح داده‌های TRMM 3B43 در مرحله اعتبارسنجی



شکل ۵. نمودار پراکنش داده‌های بارش ماهانه TRMM 3B43 (سمت چپ) و داده‌های تصحیح شده با مدل‌های رگرسیون خطی (وسط) و رگرسیون چندکی (سمت راست) در مرحله اعتبارسنجی با ۳۰٪ داده‌های انتخابی در ایستگاه‌های سینوپتیک حوضه



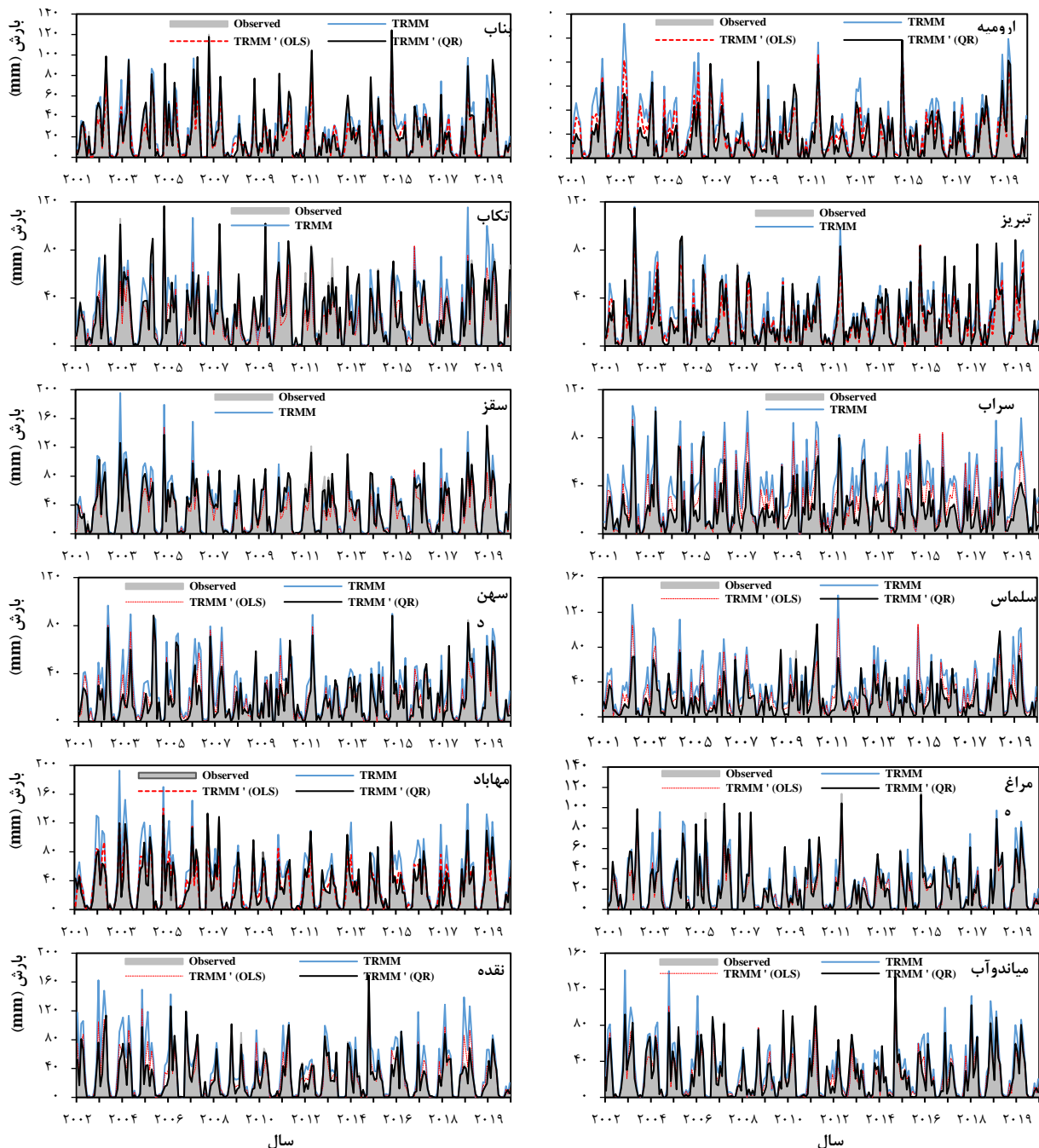
شکل ۵. نمودار پراکنش داده‌های بارش ماهانه TRMM 3B43 (سمت چپ) و داده‌های تصحیح‌شده با مدل‌های رگرسیون خطی (وسط) و رگرسیون چندکی (سمت راست) در مرحله اعتبارسنجی با ۳۰٪ داده‌های انتخابی در ایستگاه‌های سینوپتیک حوضه

اعمال رگرسیون چندکی بیشتر نقاط روی خط ایده‌آل ۱:۱ قرار گرفته و مقادیر RMSE و PBIAS در مدل رگرسیون چندکی کمتر از داده‌های اصلی TRMM و مقادیر تصحیح

در این مرحله، مشاهده می‌شود که داده‌های TRMM مقادیر بارش ماهانه را در بیشتر ماه‌ها بیشتر از مقدار واقعی برآورد کرده است. همچنین، نتایج نشان می‌دهد که پس از

برآورد کرده است. نتایج نشان داد پس از واسنجی، مقادیر بارش TRMM QR مشابه و نزدیک به مقادیر بارش ایستگاه‌ها می‌باشد. در ایستگاه‌های سراب، سلماس و سهند، مقادیر خام بارش ماهواره TRMM تفاوت زیادی با مقادیر مشاهده‌ای داشت و پس از کالیبراسیون با مدل چندکی، بارش ماهواره‌ای، تقریباً مشابه و نزدیک به داده‌های مشاهده‌ای در ایستگاه‌های مذکور می‌باشد که بیانگر کارایی مدل چندکی در تصحیح داده‌ها است.

شده با مدل OLS به دست آمده است. مقادیر بارش ماهانه داده‌های ایستگاه‌های سینوپتیک، داده‌های TRMM پس از تصحیح با مدل رگرسیون خطی TRMM OLS و رگرسیون چندکی QR TRMM طی سال‌های ۱۳۸۰ تا ۱۳۹۸ (۲۰۰۱-۲۰۱۹) به تفکیک ایستگاه‌های مورد مطالعه در شکل ۶ ارائه شده است. مقایسه مقادیر بارش ماهانه نشان می‌دهد که در تمامی ایستگاه‌های مورد مطالعه، مقادیر بارش TRMM روند مشابهی با مقادیر بارش مشاهده‌ای دارد و در اکثر ماه‌ها بارش را بیشتر از مقدار واقعی



شکل ۶. مقایسه مقادیر بارش ماهانه مشاهده‌ای، ماهواره TRMM، TRMM OLS و TRMM QR طی سال‌های ۲۰۰۱ تا ۲۰۱۹

■ بحث و نتیجه‌گیری

تصحیح داده‌های ماهانه بارش TRMM برای شبیه‌سازی هیدرولوژیک، مدیریت منابع آب و پایش خشکسالی ضروری است. اندازه‌گیری‌های نقطه‌ای بر اساس ایستگاه‌های باران‌سنجی به‌طور مؤثر قادر به انعکاس تغییرات مکانی بارش نیستند. از سوی دیگر، سنجش‌از‌دور می‌تواند این محدودیت را با ارائه مستقیم توزیع مکانی بارش در مناطق وسیع، به‌ویژه در مناطق فاقد ایستگاه‌های باران‌سنجی برطرف کند. TRMM 3B43 خوارزمی (الگوریتم) است که بهترین تخمین بارش را بر پایه ترکیبی از اندازه‌گیری‌های چند سنجنده روی چندین ماهواره ارائه می‌دهد. با این حال، داده‌های TRMM با توجه به بررسی‌های انجام‌شده نیاز به تصحیح در مقیاس‌های زمانی مختلف دارند (۴، ۱۸، ۲۱، ۳۰، ۳۹). هدف از بررسی حاضر، تصحیح داده‌های بارش ماهانه ماهواره TRMM برای حوزه آبخیز دریاچه ارومیه با استفاده از داده‌های ۱۲ ایستگاه سینوپتیک طی سال‌های ۱۳۸۰ تا ۱۳۹۸ (۲۰۱۹-۲۰۰۱) بوده است. لذا، داده‌های ماهانه بارش TRMM با مدل‌های رگرسیون خطی ساده و رگرسیون چندکی با استفاده از داده‌های ایستگاه‌های سینوپتیک مورد مطالعه تصحیح شدند. رگرسیون چندکی مدل توسعه‌یافته رگرسیون خطی استاندارد در نظر گرفته می‌شود (۲۴)؛ زیرا رگرسیون را بر روی چندک‌ها اعمال می‌کند و نه فقط بر روی میانگین. توانایی بررسی در هر سطح کمی و رابطه خطی بین دو یا چند متغیر، دید کامل‌تری از ویژگی‌های آماری یک نمونه و دنباله‌های توزیع آن را ارائه می‌دهد (۳۸). علاوه بر این، مدل‌های رگرسیون استاندارد به‌شدت تحت تأثیر داده‌های پرت قرار می‌گیرند که می‌تواند به‌ویژه در تشخیص روندها در طول زمان بسیار پیچیده باشد. ۷۰٪ از داده‌ها طی سال‌های ۲۰۰۱ تا ۲۰۱۹ برای واسنجی و ۳۰٪ باقی‌مانده به‌منظور اعتبارسنجی مورد استفاده قرار گرفت. نمودار پراکنش بارش بین مقادیر مشاهده‌ای و داده‌های TRMM نشان داد که ماهواره TRMM بارش را در تمامی ماه‌ها بیش از مقدار واقعی برآورد کرده است. همچنین، نتایج مطالعات انجام‌شده بیانگر برآورد بیش از مقدار واقعی داده‌های TRMM در مقیاس‌های زمانی متفاوت می‌باشند (۹، ۲۵، ۴۰). نتایج تصحیح TRMM نشان داد که رگرسیون خطی

نتوانسته است داده‌های TRMM را به‌خوبی تصحیح کند، چراکه، TRMM تصحیح‌شده با رگرسیون خطی همچنان دارای برآورد کمتر و بیشتر از مقدار واقعی بود. با اعمال رگرسیون چندکی در چندک‌های مختلف، مقادیر ماهانه TRMM تصحیح شد. نتایج QR نشان داد که داده‌های TRMM تصحیح‌شده با مدل رگرسیون چندکی در تمام ماه‌های سال، نزدیک و مشابه مقادیر اندازه‌گیری شده در ایستگاه‌های سینوپتیک حوضه می‌باشند. مقدار RMSE پس از تصحیح با مدل QR به کمتر از ۲/۳۵ در تمامی ماه‌ها رسید. مقادیر PBIAS نشان داد که TRMM در تمامی ماه‌های سال بارش را بیشتر از مقدار واقعی بالای ۲۰٪ برآورد کرده است. در حالی که مقدار PBIAS پس از تصحیح QR در تمامی ماه‌های مورد مطالعه کمتر از ۲/۱۰ شد. مشاهده شد که مقادیر KGE در مدل رگرسیون چندکی در تمام ماه‌ها، بالای ۰/۹۷ نسبت به داده‌های خام TRMM و مقادیر تصحیح‌شده با رگرسیون خطی، بیشتر شده است. مقدار این معیار نشان‌دهنده عملکرد برتر TRMM تصحیح‌شده با استفاده از مدل رگرسیون چندکی QR است. ۳۰٪ از داده‌ها که به‌صورت تصادفی انتخاب شده بودند با استفاده از معادلات به دست آمده در رگرسیون چندکی در مرحله واسنجی ۷۰٪ داده‌ها تصحیح شدند. مشاهده شد که پس از اعمال رگرسیون چندکی بیشتر نقاط روی خط ایده‌آل ۱:۱ قرار گرفتند. مقایسه مقدار بارش ماهانه نشان داد که در تمامی ایستگاه‌های مورد بررسی، بارش TRMM روند مشابهی با مقدار بارش مشاهده‌ای دارد (۴، ۱۰) و در بیشتر ماه‌ها بارش را بیشتر از مقدار واقعی برآورد کرده است. پس از تصحیح مقادیر بارش QR TRMM مشاهده شد که تقریباً مشابه بارش مشاهده‌ای در تمامی ایستگاه‌ها شده است. در ایستگاه‌های سراب، سلماس و سهند، مقادیر خام بارش ماهواره TRMM تفاوت زیادی با مقادیر مشاهده‌ای دارند که پس از تصحیح با مدل چندکی، بارش ماهواره‌ای تقریباً برابر مقادیر مشاهده‌ای بود. داده‌های TRMM در مناطق مرطوب دارای خطای زیادی هستند (۴، ۱۰). تصحیح داده‌های ماهانه TRMM 3B43 با استفاده از مدل رگرسیون چندکی در زون‌های اقلیمی مختلف ایران به‌ویژه زون اقلیمی مرطوب ضروری است. همچنین، دخالت دادن سایر عامل‌های تأثیرگذار بر مقدار بارش از جمله

با مدل رگرسیون چندکی، می‌توان از داده‌های TRMM در بررسی‌های مختلف از جمله مدیریت منابع آب و خشک‌سالی استفاده کرد.

■ سپاسگزاری

از سازمان هواشناسی کشور برای ارائه داده‌های بارندگی روزانه ایستگاه‌های سینوپتیک منطقه موردبررسی سپاسگزاریم.

ارتفاع ایستگاه‌های باران‌سنجی در مدل رگرسیون چندکی می‌تواند نتایج تصحیح را بهبود دهد. داده‌های TRMM 3B43 از سال ۱۹۹۸ تا ۲۰۱۹ در دسترس می‌باشند. لذا، می‌توان برای تصحیح داده‌های بارش ماهانه TRMM از داده‌های تعداد بیشتری از ایستگاه‌های سینوپتیک در سطح ایران استفاده کرد. همچنین از رگرسیون چندکی می‌توان برای تصحیح سایر داده‌های ماهواره‌ای بارش از جمله GPM، MERRA، CHIRPS و GPCP استفاده نمود. پس از تصحیح

■ References

1. Abbas, S. A., Xuan, Y., & Song, X. (2019). Quantile regression based methods for investigating rainfall trends associated with flooding and drought conditions. *Water Resources Management*, 33(12), 4249-4264. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11269-019-02362-0>
2. Abdelmoneim, H., Soliman, M. R., & Moghazy, H. M. (2020). Evaluation of TRMM 3B42V7 and CHIRPS satellite precipitation products as an input for hydrological model over Eastern Nile Basin. *Earth Systems and Environment*, 4, 685-698. DOI: <https://doi.org/10.1007/s41748-020-00185-3>
3. Ahn, K. H., & Palmer, R. (2016). Regional flood frequency analysis using spatial proximity and basin characteristics: Quantile regression vs. parameter regression technique. *Journal of Hydrology*, 540, 515-526. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.06.047>
4. Almazroui, M. (2011). Calibration of TRMM rainfall climatology over Saudi Arabia during 1998–2009. *Atmospheric Research*, 99(3-4), 400-414. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2010.11.006>
5. Bararkhanpour, S., Ghorbani, K., Salari Jazi, M., & Rezaei Ghaleh, L. (2020). Study of seasonal and annual rainfall changes with quantile regression method (case study: Gorgan Hashem-Abad station. *Journal of Climate Research*, 10(39), 89-104. [In Persian]
6. Beck, H. E., Van Dijk, A. I., Levizzani, V., Schellekens, J., Miralles, D. G., Martens, B., & De Roo, A. (2017). MSWEP: 3-hourly 0.25 global gridded precipitation (1979–2015) by merging gauge, satellite, and reanalysis data. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(1), 589-615. DOI: <https://doi.org/10.5194/hess21-589-2017>
7. Brasil Neto, R. M., Guimaraes Santos, C. A., Marques da Silva, R., & Costa dos Santos, C. A. (2022). Evaluation of TRMM satellite dataset for monitoring meteorological drought in northeastern Brazil. *Hydrological Sciences Journal*, 67(14), 2100-2120. DOI: <https://doi.org/10.1080/02626667.2022.2130333>
8. Choubin, B., Khalighi-Sigaroodi, S., Mishra, A., Goodarzi, M., Shamshirband, S., Ghaljaee, E., & Zhang, F. (2019). A novel bias correction framework of TMPA 3B42 daily precipitation data using similarity matrix/homogeneous conditions. *Science of The Total Environment*, 694, 1-11. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.133680>
9. de Almeida, K. N., dos Reis, J. A. T., Buarque, D. C., Mendonça, A. S. F., Rodrigues, M. B., & de Laia Nascimento Sá, G. (2020). Performance analysis of TRMM satellite in precipitation estimation for the Itapemirim River basin, Espírito Santo state, Brazil. *Theoretical and Applied Climatology*, 141, 791-802. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00704-020-03204-5>
10. Erfanian M., Kazempour S., & Heidari H. (2016). Calibration of TRMM satellite 3B42 and 3B43 rainfall data in climatic zones of Iran. *Physical Geography Research*. 48(2): 287-303. DOI: 10.22059/JPHGR.-2016.59370 [In Persian]
11. Funk, C., Peterson, P., Landsfeld, M., Pedreros, D., Verdin, J., Shukla, S., L., & Michaelsen, J. (2015). The climate hazards infrared precipitation with stations—a new environmental record for monitoring extremes. *Scientific data*, 2(1), 1-21. DOI: <https://doi.org/10.1038.sdata.2015.66>

12. Ghiglieri, G., Barbieri, G., Vernier, A., Carletti, A., & Pittalis, D. (2010). Sustainable water resources management to combat desertification in the Nurra region, northwestern Sardinia, Italy. *Italian Journal of Agronomy*, 5(3), 7-14.
13. 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. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.08.003>
14. Hou, A. Y., Kakar, R. K., Neeck, S., Azarbarzin, A. A., Kummerow, C. D., Kojima, M., Oki, R., Nakamura, K., & Iguchi, T. (2014). The global precipitation measurement mission. *Bulletin of the American meteorological Society*, 95(5), 701-722. DOI: <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-13-00164.1>
15. Huffman, G. J., Adler, R. F., Arkin, P., Chang, A., Ferraro, R., Gruber, A., Janowiak, j., McNab, A., Rudolf, B., & Schneider, U. (1997). The global precipitation climatology project (GPCP) combined precipitation dataset. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 78(1), 5-20. DOI: [https://doi.org/10.1175/1520-0477\(1997\)078<0005:TGPCPG>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0477(1997)078<0005:TGPCPG>2.0.CO;2)
16. Hsu, K. L., Gao, X., Sorooshian, S., & Gupta, H. V. (1997). Precipitation estimation from remotely sensed information using artificial neural networks. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 36(9), 1176-1190. DOI: [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(1997\)036<1176:PEFRSI>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1997)036<1176:PEFRSI>2.0.CO;2)
17. Huffman, G. J., Bolvin, D. T., Nelkin, E. J., Wolff, D. B., Adler, R. F., Gu, G., Hong, y., Bowman, k.p., & Stocker, E. F. (2007). The TRMM multisatellite precipitation analysis (TMPA): Quasi-global, multiyear, combined-sensor precipitation estimates at fine scales. *Journal of hydrometeorology*, 8(1), 38-55. DOI: <https://doi.org/10.1175/JHM560.1>
18. Kazempour Choursi, S., Erfanian, M., & Ebadi Nehari, Z. (2019). Evaluation of MODIS and TRMM satellite data for drought monitoring in the Urmia Lake basin. *Geography and Environmental Planning*. 30(2): 17-34. DOI: <https://doi.org/10.22108/gep.2019.115381.1115>. [In Persian]
19. Kubota, T., Shige, S., Hashizume, H., Aonashi, K., Takahashi, N., Seto, S., Hirose, M., Takayabu, Y.N., Ushio, T., Nakagawa, K., & Okamoto, K. I. (2007). Global precipitation map using satellite-borne microwave radiometers by the GSMaP project: Production and validation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(7), 2259-2275. DOI: <https://doi.org/10.1109/TGRS.2007.895337>
20. Li, F., Wei, W., Zhao, Y., & Qiao, J. (2017). Groundwater depth prediction in a shallow aquifer in north China by a quantile regression model. *Hydrogeology Journal*, 25(1), 191-202. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10040-016-1473-0>
21. Li, Y., Guo, B., Wang, K., Wu, G., & Shi, C. (2020). Performance of TRMM product in quantifying frequency and intensity of precipitation during daytime and nighttime across China. *Remote Sensing*, 12(4), 740. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12040740>
22. Liu, S., Yan, D., Qin, T., Weng, B., & Li, M. (2016). Correction of TRMM 3B42V7 based on linear regression models over China. *Advances in Meteorology*, 2016(1), 1-13. DOI: <https://doi.org/10.1155/2016/3103749>
23. Lu, X., Wei, M., Tang, G., & Zhang, Y. (2018). Evaluation and correction of the TRMM 3B43V7 and GPM 3IMERGM satellite precipitation products by use of ground-based data over Xinjiang, China. *Environmental earth sciences*, 77(209), 1-18. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12665-018-7378-6>
24. Koenker, R., & Bassett, G. (1978). Regression Quantiles. *Econometrica*, 46(1), 33-50. DOI: <https://doi.org/10.2307/1913643>
25. Kolios, S., & Kalimeris, A. (2020). Evaluation of the TRMM rainfall product accuracy over the central Mediterranean during a 20-year period (1998–2017). *Theoretical and Applied Climatology*, 139(1-2), 785-799. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00704-019-03015-3>

26. Kummerow, C., Barnes, W., Kozu, T., Shiue, J., & Simpson, J. (1998). The tropical rainfall measuring mission (TRMM) sensor package. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 15(3), 809-817. DOI: [https://doi.org/10.1175/1520-0426\(1998\)015<0809:TTRMMT>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0426(1998)015<0809:TTRMMT>2.0.CO;2)
27. Kyriakidis, P. C., Kim, J., & Miller, N. L. (2001). Geostatistical mapping of precipitation from rain gauge data using atmospheric and terrain characteristics. *Journal of Applied Meteorology*, 40(11), 1855-1877. DOI: [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(2001\)040<1855:GMOPFR>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(2001)040<1855:GMOPFR>2.0.CO;2)
28. Mahesh, C., Prakash, S., Sathiyamoorthy, V., & Gairola, R. M. (2011). Artificial neural network based microwave precipitation estimation using scattering index and polarization corrected temperature. *Atmospheric research*, 102(3), 358-364. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2011.09.003>
29. Petty, G. W. (1995). The status of satellite-based rainfall estimation over land. *Remote Sensing of Environment*, 51(1), 125-137. DOI: [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(94\)00070-4](https://doi.org/10.1016/0034-4257(94)00070-4)
30. Ouatiki, H., Boudhar, A., & Chehbouni, A. (2023). Accuracy assessment and bias correction of remote sensing-based rainfall products over semiarid watersheds. *Theoretical and Applied Climatology*, 154(3), 763-780. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00704-023-04586-y>
31. Safavi Gherdini, M., Delbari, M., Amiri, M., & piri, J. (2019). Calibration of TRMM 3B43 precipitation data in Hormozgan. *Irrigation and Water Engineering*. 9(3): 99-112. DOI: <https://doi.org/10.22125/IWE.2019.88673> [In Persian]
32. Scheel, M. L. M., Rohrer, M., Huggel, C., Santos Villar, D., Silvestre, E., & Huffman, G. J. (2011). Evaluation of TRMM Multi-satellite Precipitation Analysis (TMPA) performance in the Central Andes region and its dependency on spatial and temporal resolution. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15(8), 2649-2663. DOI: <https://doi.org/10.5194/hess-15-2649-2011>
33. Shahbazdashti, R., Sharafati, A., Kheyri, Y., Ghasemzadeh, F., & Mohajeri, S. H. (2024). Enhancing the TRMM precipitation product in diverse regions of Iran through an intelligent-based post-processing approach. *Acta Geophysica*, 72, 2925-2940. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11600-023-01280-5>
34. Shao, J. (1993). Linear model selection by cross-validation. *Journal of the American statistical Association*, 88(422), 486-494. DOI: <https://doi.org/10.1080/01621459.1993.10476299>
35. Shukla, A. K., Ojha, C. S. P., Singh, R. P., Pal, L., & Fu, D. (2019). Evaluation of TRMM precipitation dataset over Himalayan catchment: the upper Ganga basin, India. *Water*, 11(3), 1-25. DOI: <https://doi.org/10.3390/w11030613>
36. Strauch, M., Kumar, R., Eisner, S., Mulligan, M., Reinhardt, J., Santini, W., Vetter, T., & Friesen, J. (2017). Adjustment of global precipitation data for enhanced hydrologic modeling of tropical Andean watersheds. *Climatic Change*, 141, 547-560. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10584-016-1706-1>
37. Tian, Y., Peters-Lidard, C. D., Choudhury, B. J., & Garcia, M. (2007). Multitemporal analysis of TRMM-based satellite precipitation products for land data assimilation applications. *Journal of Hydrometeorology*, 8(6), 1165-1183. DOI: <https://doi.org/10.1175/2007JHM859.1>
38. Treppiedi, D., Cipolla, G., Francipane, A., & Noto, L. V. (2021). Detecting precipitation trend using a multiscale approach based on quantile regression over a Mediterranean area. *International Journal of Climatology*, 41(13), 5938-5955. DOI: <https://doi.org/10.1002/joc.7161>
39. Vallejo-Bernal, S. M., Urrea, V., Bedoya-Soto, J. M., Posada, D., Ollarte, A., Cárdenas-Posso, Y., Ruiz-Murcia, F., Martínez, M. T., Petersen, W. A., Huffman, G. H., & Poveda, G. (2021). Ground validation of TRMM 3B43 V7 precipitation estimates over Colombia. Part I: Monthly and seasonal timescales. *International Journal of Climatology*, 41(1), 601-624. DOI: <https://doi.org/10.1002/joc.6640>
40. Zhang, T., Yang, Y., Dong, Z., & Gui, S. (2021). A multiscale assessment of three satellite precipitation products (TRMM, CMORPH, and PERSIANN) in the three gorges reservoir area in China. *Advances in Meteorology*, 2021, 1-27. DOI: <https://doi.org/10.1155/2021/9979216>