



Examining Different Methods of Daily Rainfall Reconstruction

Hanieh Sadat Karbasi¹ | Ali Moridi² | Seyed Saied Mousavi Nedoushani³

1. Department of Water, Waste Water and Environmental Engineering, Faculty of Civil, Water and Environmental Engineering, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran. E-mail: h.karbasi@mail.sbu.ac.ir
2. Corresponding Author, Department of Water, Waste Water and Environmental Engineering, Faculty of Civil, Water and Environmental Engineering, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran. E-mail: a_moridi@sbu.ac.ir
3. Department of Water, Waste Water and Environmental Engineering, Faculty of Civil, Water and Environmental Engineering, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran. E-mail: sa_mousavi@sbu.ac.ir

Article Info

Article type:

Research Article

Article history:

Received: 22 September 2022

Received in revised form:

2 November 2022

Accepted: 6 June 2022

Published online: 2 July 2023

Keywords:

Daily precipitation,
double mass curve,
missing data,
R software,
time disaggregation,
waterData package.

ABSTRACT

One of the problems of specialists and designers is the incomplete time series in hydrology studies, which causes errors in the results and complicates the implementation of projects. This issue is more acute in areas where the number of rain gauge stations is limited. Currently, it is common to use statistical methods in order to solve statistical data gaps. The current research aims to evaluate the performance of the method of reconstructing missing values of daily rainfall using the waterData package in R software and the time disaggregation method of reconstructing annual values to daily values in the period from 1990 to 2020 using 43 stations with complete statistics among 87 selected synoptic stations. It was done in Iran. Based on the average values of the evaluation indices for two times disaggregation and reconstruction using the waterData package in R software methods, for the CC index 1 and 0.95 respectively, for the MBE index 0 and -0.01 respectively, for the RMSE index 0.3 and 1.1 respectively, for The NSE index is 0.99 and 0.89, respectively, and the CSI and POD index are 0.94 and 0.63, respectively, which shows the better performance of the time disaggregation method. The average values of Bias and FAR index for two methods are equal to -0.01 and 0, respectively, and indicate the similar performance of the two methods.

Cite this article: Karbasi, H. S., Moridi, A., & Mousavi Nedoushani, S. S. (2023). Examining Different Methods of Daily Rainfall Reconstruction. *Journal of Water and Irrigation Management*, 13 (2), 323-340.

DOI: <https://doi.org/10.22059/jwim.2023.349023.1021>



© The Author(s).

DOI: <https://doi.org/10.22059/jwim.2023.349023.1021>

Publisher: University of Tehran Press.



بررسی روش‌های مختلف بازسازی بارش روزانه

هانیه سادات کرباسی^۱ | علی مریدی^۲ | سید سعید موسوی ندوشنی^۳

۱. گروه مهندسی آب، فاضلاب و محیط زیست، دانشکده مهندسی عمران، آب و محیط زیست، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران. رایانامه: h.karbasi@mail.sbu.ac.ir
۲. نویسنده مسئول، گروه مهندسی آب، فاضلاب و محیط زیست، دانشکده مهندسی عمران، آب و محیط زیست، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران. رایانامه: a_moridi@sbu.ac.ir
۳. گروه مهندسی آب، فاضلاب و محیط زیست، دانشکده مهندسی عمران، آب و محیط زیست، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران. رایانامه: sa_mousavi@sbu.ac.ir

اطلاعات مقاله

چکیده

نوع مقاله: مقاله پژوهشی

یکی از مشکلات متخصصان و طراحان، سری‌های زمانی ناقص در مطالعات هیدرولوژی است که باعث ایجاد خطا در نتایج شده و اجرای پروژه‌ها را دچار مشکل می‌کند. این مسئله در مناطقی که تعداد ایستگاه‌های باران‌سنجی محدود است، حادثتر است. در حال حاضر استفاده از روش‌های آماری به‌منظور رفع خلأهای آماری داده‌ها متداول است. پژوهش حاضر با هدف ارزیابی عملکرد روش بازسازی مقادیر گم‌شده بارندگی روزانه با استفاده از بسته waterData در نرم‌افزار R و روش شکننده زمانی مقادیر بازسازی‌شده سالانه به مقادیر روزانه در بازه زمانی ۱۹۹۰ تا ۲۰۲۰ با استفاده از ۴۳ ایستگاه دارای آمار کامل در بین ۸۷ ایستگاه سینوپتیک منتخب واقع در ایران انجام شد. براساس مقادیر میانگین شاخص‌های ارزیابی برای دو روش شکننده زمانی و بازسازی با استفاده از بسته waterData در نرم‌افزار R، برای شاخص CC به‌ترتیب ۱ و ۰/۹۵، برای شاخص MBE به‌ترتیب صفر و ۰/۰۱-، برای شاخص RMSE به‌ترتیب ۰/۳ و ۱/۱، برای شاخص NSE به‌ترتیب ۰/۹۹ و ۰/۸۹ و برای شاخص CSI و POD به‌ترتیب ۰/۹۴ و ۰/۶۳ است که عملکرد بهتر روش شکننده زمانی را نشان داده است. مقادیر میانگین شاخص Bias و FAR برای دو روش به‌ترتیب برابر ۰/۰۱- و صفر بوده و نشان‌دهنده عملکرد مشابه دو روش است.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۶/۳۱

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۱/۰۸/۱۱

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۳/۱۶

تاریخ انتشار: ۱۴۰۲/۰۴/۱۱

کلیدواژه‌ها:

بارش روزانه،

بسته waterData،

داده مفقوده،

شکننده زمانی،

نرم‌افزار R،

نمودار جرم مضاعف.

استناد: کرباسی، هانیه سادات؛ مریدی، علی و موسوی ندوشنی، سید سعید (۱۴۰۲). بررسی روش‌های مختلف بازسازی بارش روزانه. تشریح مدیریت آب و آبیاری، ۱۳ (۲)، ۳۴۰-۳۳۳. DOI: <https://doi.org/10.22059/jwim.2023.349023.1021>



۱. مقدمه

کامل بودن سری زمانی داده‌های هواشناسی، از اساسی‌ترین مسائل در مطالعات هیدرولوژی و زیست‌محیطی است (Tardivo and Berti, 2012; Mianabadi *et al.*, 2013). دسترسی به داده‌های کافی و دقیق موجب کوتاه‌تر شدن مدت مطالعات، برآورد دقیق‌تر پارامترهای هدف و کاهش هزینه‌های اجرایی و خسارت‌های بعدی ناشی از اجرای طرح‌های عمرانی می‌شود (Lookzadeh, 2005). بارش یکی از مهم‌ترین ورودی‌های مدل هیدرولوژی است. بنابراین کیفیت و مناسب بودن داده‌های بارش در مناطق مختلف بسیار اهمیت دارد. داده‌های بارش معمولاً از ایستگاه‌های سینوپتیک، کلیماتولوژی و باران‌سنجی در بازه‌های زمانی مختلف برداشت می‌شود. تعداد ناکافی، پراکندگی مکانی نامناسب این ایستگاه‌ها و عدم پایش در فاصله زمانی کوتاه از مشکلات همیشگی پژوهش‌گران است (Shirvani and Shirazi, 2014). با این وجود، اکثر داده‌های هیدرولوژیکی به دلایل مختلف از جمله خرابی دستگاه‌های اندازه‌گیری، کمبود منابع مالی، سهل‌انگاری کاربران، عدم اندازه‌گیری و مشکوک بودن ارقام دارای خلأهای گسترده‌ای است (Bahrami *et al.*, 2017). این شرایط بیش‌تر در کشورهای درحال توسعه مشاهده می‌شود (Jamalabad *et al.*, 2019). از این رو، قبل از به‌کارگیری این آمار در مطالعات می‌باید نقایص آن‌ها را برطرف و داده‌های گم‌شده^۱ را بازسازی کرد (Villazón and Willems, 2010). لذا دستیابی به یک روش صحیح بازسازی ضروری به نظر می‌رسد.

به‌منظور بازسازی نواقص آماری، روش‌های مختلفی توسعه یافته است. انتخاب نوع روش به عوامل مختلفی نظیر طول سری زمانی داده‌های ناقص، در دسترس بودن داده‌های هواشناسی ایستگاه‌های مجاور، فصلی که مقادیر گم‌شده در آن قرار دارند، نوع اقلیم منطقه، دانش و تخصص شخص مسئول و طول داده‌های موجود بستگی دارد (Mwale *et al.*, 1994; Gyau-Boakye and Schultz, 2012a). با توجه به اهمیت موضوع اشاره شده، همواره پژوهش‌گران زیادی در سراسر جهان نسبت به بازسازی و تخمین داده‌های مفقوده و صحت‌سنجی آن‌ها اقدام کرده‌اند. هر کدام از پژوهش‌گران از بین روش‌های مختلف به بررسی و پیشنهاد روش خاصی برای بازسازی داده‌ها و صحت‌سنجی آن‌ها پرداخته‌اند.

از جمله پژوهش‌های انجام شده در این زمینه می‌توان به پژوهش‌های Sadatinejad *et al.* (2010) اشاره کرد. آن‌ها کارایی روش رگرسیون فازی را در بازسازی داده‌های سالیانه در حوزه آبریز کارون مورد ارزیابی قرار داده و با روش‌های نسبت نرمال، محورهای مختصات، رگرسیون ساده و رگرسیون چندگانه مقایسه کرده‌اند. نتایج بازسازی برتری روش رگرسیون فازی نشان داده است. Mwale *et al.* (2012b) از یک رویکرد نقشه خودسازمان‌دهی (SOM) که شکلی از شبکه عصبی مصنوعی بدون نظارت است برای پرکردن چند متغیره شکاف‌های بارش و جریان استفاده کرده‌اند. نتایج نشان داده است که این رویکرد تخمین‌های قابل‌اعتمادی ایجاد می‌کند. matinzahe *et al.* (2013) کارایی روش الگوریتم ژنتیک- شبکه عصبی مصنوعی (GA-ANN) در بازسازی داده‌های حداکثر بارش ۲۴ ساعته را مورد ارزیابی قرار داده و با روش شبکه عصبی مصنوعی ساده (ANN) مقایسه کرده‌اند. نتایج بازسازی شده، برتری روش GA-ANN نسبت به روش ANN نشان داده است. Teegavarapu (2014) روش‌های درون‌یابی جدید را با استفاده از روش‌های وزن‌دهی بهینه مبتنی بر مجاورت، طبقه‌بندی k - نزدیک‌ترین همسایه و روش‌های k میانگین خوشه‌بندی برای تخمین مقادیر بارش از دست‌رفته پیشنهاد و توسعه داده‌اند. نتایج نشان داده است که استفاده از معیارهای مجاورت بهینه به‌عنوان وزن، خوشه‌بندی فضایی ایستگاه‌های مشاهداتی و طبقه‌بندی داده‌های بارش منجر به بهبود تخمین داده‌های گم‌شده می‌شود. Neskini *et al.* (2015) از شش روش شبکه عصبی مصنوعی MLP، TLFN، RBF، RNN، TDRNN و CFNN برای بازسازی داده‌های مفقوده بارش روزانه استفاده و با روش‌های زمین‌آمار کریجینگ و کوکریجینگ مقایسه کرده‌اند. Zahmatkesh *et al.* (2015) اثرات تغییر اقلیم بر رواناب طوفان شهری را بررسی کرده‌اند. به دلیل اهمیت

مدت زمان کوتاه برای رویدادهای طوفان شدید از روش عامل تغییر (change factor) برای تفکیک بارش روزانه به ساعتی استفاده کرده‌اند. Sachindra and Perera (2016) از چهار روش تفکیک ۱- روش ارائه شده توسط Srikanthan و McMahon در سال ۱۹۸۰، ۲- روش ارائه شده توسط Porter و Pink در سال ۱۹۹۱، ۳- روش ارائه شده توسط Maheepala و Perera در سال ۱۹۹۶ و ۴- روش براساس انحراف معیار ماهانه درون سالانه مشاهدات پیش‌بینی، برای مقادیر بارش و تبخیر سالانه به ماهانه براساس روش قطعات استفاده کرده‌اند. نتایج نشان داده است که روش ارائه شده توسط Maheepala و Perera برای تفکیک کل سالانه بارش و تبخیر به مجموع ماهانه عملکرد بهتری دارد. Serrano-Notivoli *et al.* (2017) از یک بسته منبع باز R به نام reddPrec برای بازسازی روزانه بارش از جمله کنترل کیفیت، پرکردن شکافها و تخمین در مکان‌های اندازه‌گیری نشده استفاده کردند. یکی از محدودیت‌های اصلی آن در مناطقی است که تعداد ایستگاه‌ها کم است و یا از یکدیگر دور هستند و کیفیت مقادیر بازسازی به شدت تحت تأثیر این کمبود اطلاعات اصلی است و عدم قطعیت پیش‌بینی‌ها گسترش پیدا می‌کند. Vakili (2017) از روش‌های آماری کلاسیک و مدل درختی M5 با استفاده از نرم‌افزار Weka برای تخمین داده‌های بارش ماهانه ایستگاه ارومیه استفاده کرده است. در مقایسه با روش‌های انجام شده، مدل درختی M5 بهترین عملکرد را داشته است. Faghieh *et al.* (2018) کارایی مدل چند مکانی خود همبسته مرتبه اول را برای برآورد مکانی- زمانی بارش سالانه ارزیابی کرده است. نتایج حاکی از دقت مناسب این مدل در پیش‌بینی مقدار بارش سالانه است. Farzandi *et al.* (2019) داده‌های مفقوده بارش و دمای ماهانه را با الگوریتم‌های تکاملی کلونی مورچگان (ACO) و ژنتیک (GA) و روش‌های یادگیری ماشین شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) بازسازی و دقت آن‌ها را ارزیابی کردند. مقایسه مقادیر بازسازی شده نشان داده است که روش‌های تکاملی برای بارش و روش‌های یادگیری ماشین برای دما عملکرد بهتری دارند. Breinl and Di Baldassarre (2019) از الگوریتم فضایی قطعات (S-MOF) برای تفکیک ناپارامتری بارش و دمای روزانه به مقادیر ساعتی استفاده کرده‌اند. این روش به‌طور کلی در وسعت فضایی کوچک‌تر به نتایج بهتری دست پیدا کرده است. Chivers *et al.* (2020) از یک تجزیه و تحلیل دومرحله‌ای با استفاده از تکنیک‌های رایج یادگیری ماشین استفاده کرده‌اند و عملکرد بازیابی داده‌های بارش با وضوح زمانی نیم‌ساعته و تأثیر گنجاندن داده‌های باران سنج همسایه را بررسی کرده‌اند. Kosari *et al.* (2021) قابلیت روش‌های نسبت نرمال، رگرسیون خطی، رگرسیون چندمتغیره و عکس مجذور فاصله را در بازسازی نواقص آماری بارش روزانه، ماهانه و سالانه مناطق خشک کشور متناسب با نسبت نقص داده‌ها از پنج درصد تا ۵۰ درصد داده‌ها مورد ارزیابی قرار داده‌اند. John *et al.* (2021) رویکرد سنتی استفاده از مدل‌سازی مفهومی بارندگی- رواناب روزانه برای تولید جریان روزانه با یک رویکرد جایگزین که از مدل ماهانه بارش- رواناب استفاده می‌کند و سپس براساس نمونه‌برداری از رطوبت حوضه به جریان روزانه تقسیم می‌شود، مقایسه کرده‌اند. نتایج نشان‌دهنده این است که رویکرد تفکیک، جایگزین مناسبی برای مدل‌سازی بارش- رواناب روزانه است.

با توجه به اهمیت داشتن سری آماری کامل داده‌های هیدرولوژیکی مانند بارش و تعداد کم پژوهش‌های انجام شده در ایران باید بیش‌ازپیش به بازسازی داده‌های ناقص پرداخته شود. هدف این پژوهش، ساخت بارش روزانه به صورت سراسری در ایران از ترکیب روش آماری منحنی جرم مضاعف با روش شکننده زمانی تغییر عامل براساس میانگین سی‌ساله و مقایسه آن با روش ARIMA که برای این منظور از بسته waterData در نرم‌افزار R استفاده شده است، می‌باشد که مبنای ارزشمندی برای مطالعات منابع آب، خشکسالی، تغییر اقلیم و ... است.

۲. مواد و روش‌ها

در این بخش به روش‌های استفاده‌شده در این پژوهش پرداخته شده است. در ادامه روش منحنی جرم دوگانه، روش شکننده زمانی تغییر عامل براساس میانگین نسبت سی‌ساله، روش بازسازی مقادیر روزانه در نرم‌افزار R و شاخص‌های ارزیابی به‌منظور بررسی دقت هر یک از روش‌ها ارائه شده‌اند.

۲-۱. روش منحنی جرم دوگانه (DMC)^۲

منحنی جرم دوگانه (DMC) یک روش ساده و عملی است که به‌طور گسترده‌ای برای بررسی ثبات و روند بلندمدت داده‌های هیدرولوژیکی استفاده می‌شود (Gao et al., 2010). در DMC، تجمع یک کمیت در برابر تجمع کمیت دیگر در همان دوره رسم می‌شود. تا زمانی که رابطه بین دو متغیر بدون تغییر باشد، منحنی یک خط مستقیم را نشان خواهد داد. در مقابل، یک رابطه تغییر یافته باعث گسست در شیب می‌شود (Gao et al., 2010; Searcy and Hardison, 1960).

در این روش داده‌های بارش ایستگاه دارای مقادیر مفقودی با داده‌های بارندگی ایستگاه مبنا به‌صورت تجمعی مقایسه می‌شود. بدین مفهوم که براساس سال‌های مشترک، بارش سالانه ایستگاه مفقودی به‌صورت تجمعی روی محور قائم دستگاه مختصات و متناظر با آن بارش سالانه ایستگاه مبنا بر روی محور افقی دستگاه مختصات برده می‌شود. اگر داده‌ها همگن باشند، بایستی یک خط با شیب ثابت رسم شود در غیر این‌صورت داده‌ها همگن نیستند و برای تخمین بارش سالانه ایستگاه مفقودی مناسب نیست و به این ترتیب مقادیر بارش سالانه مفقودی را بازسازی می‌کنیم. ایستگاهی که در نزدیک‌ترین مکان به ایستگاه مفقودی قرار دارد را به‌عنوان ایستگاه مبنا انتخاب می‌کنیم.

۲-۲. روش شکننده^۳ زمانی

این روش مشابه با روش عامل تغییر^۴ (CF) استفاده‌شده در مقاله Zahmatkesh et al. (2015) و Anandhi et al. (2011) با فرضیات مشابه و اندکی تغییر است. روش CF (Zahmatkesh et al., 2015) را برای پیش‌بینی مقادیر آینده در بازه‌های زمانی مختلف مانند روزانه، ماهانه و طولانی‌تر اجرا کردند. به‌طوری‌که دامنه زمانی که برای زمان شروع و پایان شبیه‌سازی را نشان می‌دهد، مهم است. به‌عنوان مثال، اگر از داده‌های تاریخی ۳۰ ساله استفاده شود، یک دوره زمانی ۳۰ ساله دیگر در آینده برای تکمیل پیش‌بینی موردنیاز است. اگر ضریب تغییر در مقیاس ماهانه انتخاب شود، ۱۲ عامل تغییر مختلف باید برای هر ماه با استفاده از میانگین‌های ماهانه دوره سی‌ساله محاسبه شود. ما از این ایده برای تکمیل سری زمانی استفاده می‌کنیم.

روش محاسبه آن برای دوره زمانی ماهانه (روزانه) براساس یافتن مقادیر میانگین نسبت ماه به سال (روز به ماه) در دوره زمانی سی‌ساله است. در این روش برای تفکیک مقادیر سالانه به ماهانه به ۱۲ مقدار و برای تفکیک مقادیر ماهانه به روزانه به ۳۱ مقدار نیاز داریم. برای تفکیک مقادیر سالانه به ماهانه از فرمول زیر استفاده می‌شود:

$$R_k = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{P_{k,i}}{P_i}}{N_b} \quad \text{رابطه (۱)}$$

$$p_{k,i} = R_k * P_i \quad \text{رابطه (۲)}$$

که در آن، R_k ، میانگین مجموع نسبت‌های مقادیر ماهانه به سالانه برای ماه k و $P_{k,i}$ ، مقدار بارش برای ماه k ام از سال i ام و P_i ، مقدار بارش برای سال i و $p_{k,i}$ مقدار بارش تفکیک‌شده برای ماه k و سال i می‌باشد. برای تفکیک مقادیر ماهانه به روزانه از فرمول زیر استفاده می‌شود:

$$R_n = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^{12} \frac{P_{n,k,i}}{P_{k,i}}}{N_b} \quad \text{رابطه ۳}$$

$$p_{n,k,i} = R_n * P_{k,i} \quad \text{رابطه ۴}$$

که در این روابط، R_n میانگین مجموع نسبت‌های مقادیر روزانه به ماهانه برای روز n و $P_{n,k,i}$ مقدار بارش برای روز n از ماه k ام در سال i و $P_{k,i}$ مقدار بارش برای ماه k ام از سال i و $p_{n,k,i}$ مقدار بارش تفکیک‌شده برای روز n از ماه k ام برای سال i می‌باشد، i نشان‌دهنده سال ($i=1, \dots, N$) و k نشان‌دهنده ماه ($k=1, \dots, 12$) و n نشان‌دهنده روز ($n=1, \dots, 31$) است. برای دوره زمانی سی‌ساله، مقدار N_b برای تفکیک ماهانه برابر با مقدار ۳۶۰ و برای تفکیک روزانه مقدار ۱۰۹۵۷ می‌باشد.

۲-۳. بسته waterData

مجموعه داده‌های بارش روزانه معمولاً بزرگ، حجیم و سخت هستند، اما در بسیاری از مطالعات زیست‌محیطی از اهمیت کلیدی برخوردار هستند. برای این منظور از بسته waterData در نرم‌افزار R استفاده می‌کنیم. این بسته توسط کارمندان دولت فدرال ایالات متحده نوشته شده است و توسط سازمان زمین‌شناسی ایالات متحده (USGS) استفاده شده است که به صورت مجموعه‌ای از توابع به‌عنوان یک بسته برای R، یک‌زبان منبع باز و یک محیط عمومی برای محاسبات آماری و گرافیک نوشته شده است که روی آن اجرا می‌شود. در بسیاری از مطالعات روند هیدرولوژیکی، بخش بزرگی از کار شامل واردکردن، بررسی و تجزیه و تحلیل داده‌های اکتشافی قبل از استفاده از مدل‌های روند است. بسته R، waterData، برای استانداردسازی و جریان‌سازی این فرایند ایجاد شده است (Ryberg and Vecchia, 2017). این بسته امکان واردکردن داده‌های هیدرولوژیکی روزانه به R، رسم داده‌ها، رفع مشکلات رایج داده‌ها، خلاصه‌کردن داده‌ها و محاسبه و نمایش گرافیکی ناهنجاری‌ها را می‌دهد (Ryberg and Vecchia, 2017). این بسته از گروهی از توابع استفاده می‌کند و با رویکرد حداکثر احتمال برای خود سری زمانی معرفی شده، پارامترهای مدل‌های فضای حالت را تخمین می‌زند (Ramachandra Rao and Hamed, 2019). ساده‌ترین مدل، مدل سطحی محلی^۶ است که فرض می‌کند y_t ، سری زمانی مشاهده شده است و μ_t سری زمانی مجموع یک سری زمانی دیگر است:

$$y_t = \mu_t + \epsilon_t \quad \text{رابطه ۵}$$

$$\epsilon_t \sim N(0, \sigma_\epsilon^2)$$

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \xi_t \quad \text{رابطه ۶}$$

$$\xi_t \sim N(0, \sigma_\xi^2)$$

سه پارامتر σ_ξ^2 که واریانس خطا مشاهداتی، σ_ϵ^2 ، واریانس انتقال حالت و μ_0 ، سطح اولیه μ است (Teetor, 2011). این مدل یک مدل ARIMA (0,1,1) با محدودیت در مجموعه پارامترها است (Ramachandra Rao and Hamed, 2019).

مدل روند خطی محلی^۷ که در مدل سطحی محلی ساخته می‌شود و یک‌روند متغیر با زمان v_t اضافه می‌کند:

$$y_t = \mu_t + \epsilon_t \quad \text{رابطه ۷}$$

$$\epsilon_t \sim N(0, \sigma_\epsilon^2)$$

$$\mu_t = \mu_{t-1} + v_{t-1} + \xi_t \quad \text{رابطه ۸}$$

$$\xi_t \sim N(0, \sigma_\xi^2)$$

$$v_t = v_{t-1} + \zeta_t \quad \text{رابطه ۹}$$

$$\zeta_t \sim N(0, \sigma_\zeta^2)$$

این مدل پنج پارامتر σ_ϵ^2 ، واریانس خطای مشاهداتی، σ_ξ^2 و σ_ζ^2 ، واریانس خطای حالت، μ_0 ، سطح اولیه μ و λ_0

سطح اولیه Λ است (Teetor, 2011). این مدل یک مدل ARIMA (0,2,2) با محدودیت زیادی است (Ramachandra Rao and Hamed, 2019).

۲-۴. شاخص‌های ارزیابی

معیارهای گوناگونی جهت مقایسه، سنجش و ارزیابی بین داده‌های مشاهده‌ای و بارش تخمینی برای تعیین دقت در محدوده مطالعاتی وجود دارد. در این پژوهش از سه شاخص طبقه‌بندی POD، FAR، CSI و پنج شاخص ارزیابی MBE^۱، RMSE^۲، Bias، CC^۳ و NSE^۴ استفاده شده است که در جدول (۱) روابط محاسباتی این شاخص‌های آورده شده است. شاخص ارزیابی میانگین خطای اشتباه (MBE) که نشان‌دهنده میانگین انحراف معیار مقدار برآوردی از مقدار مشاهده‌ای است، مقدار این شاخص هرچه به صفر تمایل داشته باشد نشان‌دهنده تخمین بهتر مدل در برآورد مقادیر متغیر موردنظر است. به عبارتی این شاخص کارایی مدل را در برآورد مقادیر نشان می‌دهد اگر مقدار شاخص بزرگ‌تر از صفر باشد نشان‌دهنده این است که مدل میزان بارش را بیش‌تر تخمین زده است و اگر کوچک‌تر از صفر باشد نشان‌دهنده این است که میزان بارش توسط مدل کم‌تر تخمین زده است و اگر مقدار شاخص برابر صفر باشد نشانگر عدم وجود خطا است. ریشه دوم میانگین مربعات خطا (RMSE)، شاخص خوبی برای اندازه‌گیری دقت مدل می‌باشد و معیاری است که تفاوت بین مقادیر پیش‌بینی شده توسط یک مدل را با مقادیر مشاهده‌شده برای یک متغیر خاص نشان می‌دهد. مقدار این شاخص همیشه غیرمنفی است و مقدار کم آن برآزش بهتر مدل را نشان می‌دهد. شاخص ارزیابی همبستگی (CC) نشان‌دهنده میزان ارتباط مقادیر برآوردشده با مقادیر مشاهده شده است که هرچه مقدار آن بیش‌تر باشد رابطه بین مقادیر مدل و مشاهده‌ای بهتر و نزدیک‌تر خواهد بود. این شاخص بین ۱ تا -۱ متغیر است که مقدار صفر آن نشان‌دهنده عدم وجود همبستگی بین داده‌های مشاهداتی و داده‌های ماهواره‌ای موردبررسی می‌باشد و مقدار ۱ وجود رابطه کامل مستقیم و -۱ وجود رابطه کامل غیرمستقیم را نشان می‌دهد (Mengistu et al., 2019a). ضریب نش-ساتکلیف (NSE) یکی از معیارهای عملکردی مورداستفاده در هیدرولوژی است که برای اندازه‌گیری نزدیکی داده‌های شبیه‌سازی شده به داده‌های مشاهداتی استفاده می‌شود. مقدار این شاخص بین یک تا منفی بی‌نهایت است که مقدار یک نشان‌دهنده مطابقت کامل داده‌های شبیه‌سازی با داده‌های مشاهداتی است و مقدار صفر این شاخص نشان می‌دهد که قدرت مدل در شبیه‌سازی به‌اندازه میانگین مقادیر مشاهداتی است (Mirzaiee and Saraf, 2021). شاخص ارزیابی بایاس (Bias) اختلاف بین مقادیر مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده را نشان می‌دهد و هرچه این شاخص به یک نزدیک‌تر باشد، مقادیر شبیه‌سازی شده به مقادیر مشاهده‌ای نزدیک‌تر است (Bitew et al., 2012; Mengistu et al., 2019b). سه شاخص آماری طبقه‌بندی POD، FAR، CSI میزان دقت مدل را در تشخیص وقوع بارش نشان می‌دهد. احتمال آشکارسازی (POD) نسبت تعداد تشخیص صحیح بارش مدل به تعداد کل رخدادهای بارش‌های ثبت شده در منبع ایستگاه‌های زمینی می‌باشد و مقدار بهینه آن یک است. نرخ هشدار اشتباه (FAR) نسبت تعداد بارش برآورد شده نادرست به کل بارش برآورد شده می‌باشد، به عبارتی بیانگر شرایطی است که در آن مدل وقوع بارش را برآورد کرده اما در محل بارشی رخ نداده است و محدوده تغییرات این شاخص بین صفر و یک است و مقدار بهینه آن صفر می‌باشد (Kassomenos et al., 2012; Zhang et al., 2021). شاخص آستانه موفقیت (CSI) این شاخص تابعی از POD و FAR است که ترکیبی از اخطار اشتباه برآورد و رویدادهای ازدست‌رفته است، این نمایه احتمال شناخت درست روزهای بارانی و غیر بارانی را بیان می‌کند و مقدار بهینه‌ی آن یک است (Tang et al., 2020). در این معادلات P_i مقدار پیش‌بینی شده، \hat{P} متوسط مقدار پیش‌بینی شده، O_i مقدار مشاهده‌شده در ایستگاه، \hat{O} مقدار متوسط مشاهده‌شده در ایستگاه و n تعداد داده‌ها، F تعداد دفعاتی باران وجود نداشته اما مدل وقوع بارش را نشان می‌دهد، H تعداد دفعاتی که باران به‌وقوع پیوسته و مدل نیز وقوع بارش را تشخیص داده

است و M تعداد دفعاتی که بارش رخ داده است، اما مدل وقوع بارش را تشخیص نداده است. در این پژوهش از روش درون‌یابی برای تهیه نقشه تغییرات شاخص‌های آماری ارزیابی استفاده شده است. در این روش فرض بر این است که میزان همبستگی و تشابه بین همسایه‌ها با فاصله بین آن‌ها متناسب است. به عبارتی نقاط نزدیک‌تر به یکدیگر نسبت به نقاط دورتر همبستگی و تشابه بیشتری دارند (Duan et al., 2016).

Table 1. Statistical metrics used in the evaluation and classification of precipitation

Statistical Index	Equation
Correlation Coefficient	$CC = \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})(P_i - \bar{P})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})^2}}$
Mean bias error	$MBE = \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)}{n}$
Root Mean square error	$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{n}}$
Nash-Sutcliffe efficiency	$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (P_i - \bar{O})^2}$
Bias	$Bias = \frac{\sum_{i=1}^n O_i - \sum_{i=1}^n P_i}{\sum_{i=1}^n P_i}$
Probability Of Detection	$POD = \frac{H}{H + M}$
False Alarm Ratio	$FAR = \frac{F}{F + H}$
Critical Success Index	$CSI = \frac{H}{H + F + M}$

۲-۵. منطقه مورد مطالعه

کشور ایران در خاورمیانه به مساحت ۱۶۴۸۰۰۰ کیلومتر مربع بین ۲۴ تا ۴۰ درجه عرض شمالی و ۴۴ تا ۶۴ درجه طول شرقی در کمربند خشک جهان واقع شده است. ارتفاع آن بین ۲۵ متر از سطح دریا در مناطق شمالی و ۵۶۰۰ متر از سطح دریا در کوه‌های البرز متغیر است. میانگین بارندگی سالانه آن ۲۵۰ تا ۲۷۰ میلی‌متر در کل کشور برآورد شده است (Khalili and Rahimi, 2013) (شکل ۱).

۲-۶. داده‌های باران سنجی

در این مطالعه به منظور ایجاد پراکندگی با پوشش دهی مناسب از ایستگاه‌های هواشناسی در محدوده مطالعاتی، انتخاب تعداد نقطه محل‌های مورد بررسی متناسب با مساحت تحت پوشش هر حوضه از مساحت کل ایران است. مشخصات حوضه‌ها و تعداد ایستگاه‌های منتخب مورد مطالعه در حوضه به تفکیک در جدول (۲) ارائه شده است. در مطالعه حاضر با توجه به داده‌های تأیید شده سازمان هواشناسی کشور و به منظور ایجاد پراکندگی با پوشش دهی مناسب، تعداد ۸۷ ایستگاه سینوپتیک در سراسر ایران انتخاب شد و داده‌های بارش در دو مقیاس سالانه و روزانه از این ایستگاه‌ها در بازه زمانی ۳۰ ساله (۱۹۹۰-۲۰۲۰) دریافت گردید. شکل (۱) موقعیت ایستگاه‌های سینوپتیک را نشان می‌دهد. در جهت بررسی کارایی روش منحنی جرم مضاعف، روش شکننده زمانی و بازسازی با استفاده از بسته waterData در نرم‌افزار R در بازسازی داده‌های بارش روزانه ایستگاه‌های سینوپتیک از روش صحت‌سنجی مضاعف^{۱۵} استفاده شد. برای این منظور از مجموعه ایستگاه‌های منتخب در سراسر کشور، تعداد ۴۳ ایستگاه که دارای سری زمانی بدون نقص هستند، استفاده شده است. مشخصات جغرافیایی ایستگاه‌ها در جدول (۳) آمده است.

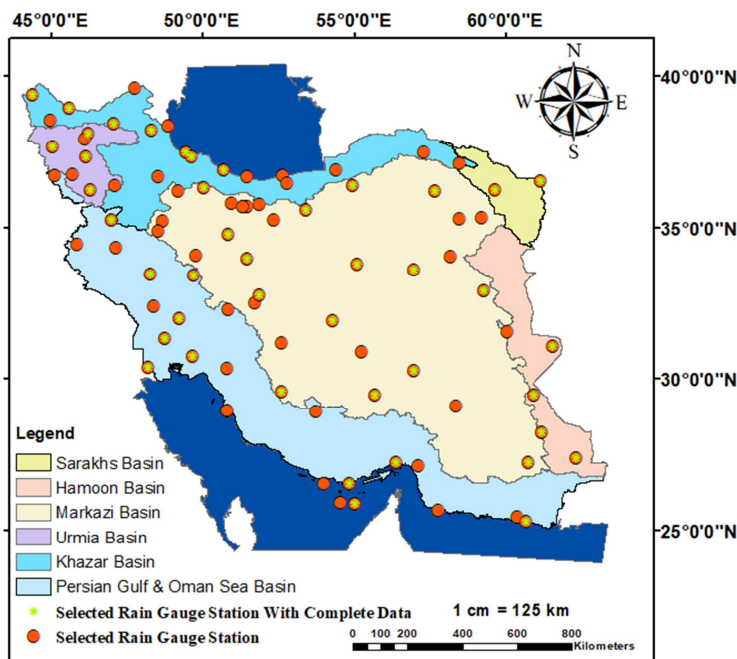


Figure 1. Location of the Iran with selected rain gauge station

Table 2. Characteristics of the study area

Basins	Percentage of Iran's area (%)	Number of stations
Khazar	10	17
Persian Gulf and Oman Sea	25	24
Urmia	3	7
Markazi	52	32
Hamoon	7	5
Sarakhs	3	2

Table 3. Characteristics of the studied stations

Rank	Station name	Longitude	latitude	Height
1	Pars Abad	47.7789	39.6031	72.6
2	Maku*	44.3916	39.37944	1411.2
3	Jolfa*	45.6	38.9333	736.2
4	Khoy	44.9952	38.55806	1103.4
5	Ahar*	47.0666	38.43333	1391
6	Tabriz*	46.2422	38.1219	1361
7	Sahand	46.1166	37.93333	1641
8	Ardebil*	48.3286	38.21806	1335.2
9	Astara	48.8547	38.365	-21.1
10	Urmia*	45.0552	37.65861	1328
11	Maraghe*	46.1458	37.3475	1344
12	Bandar Anzali*	49.4575	37.47972	-23.6
13	Rasht*	49.6241	37.3225	-8.6
14	Bojnord	57.3033	37.48722	1065
15	Piran Shahr	45.14667	36.69778	1443.5
16	Mahabad	45.7152	36.75333	1351.8
17	Saghez*	46.3111	36.22167	1522.8
18	Takab	47.0986	36.39556	1817.2
19	Zanjan	48.5217	36.6603	1659.4
20	Khormadreh	49.2108	36.19583	1575
21	Ghazvin*	50.02	36.3193	1279.1
22	Ramsar*	50.6833	36.90444	-20
23	Nowshahr	51.4669	36.66139	-20.9
24	Babolsar	52.6530	36.72	-21

Continued table 3. Characteristics of the studied stations

Rank	Station name	Longitude	latitude	Height
25	Gharakhil	52.7716	36.45417	14.7
26	Gorgan	54.4131	36.905	0
27	Shahrud*	54.9297	36.38056	1325.2
28	Ghochan	58.45	37.11667	1287
29	Sarakhs*	61.1488	36.53722	278
30	Sabzevar*	57.6494	36.2072	962
31	Mashhad*	59.6311	36.23639	999.2
32	Sanandaj*	47.0147	35.25444	1373.4
33	Karaj	50.9538	35.80694	1292.9
34	Dushan Tape	51.4756	35.7017	1209.2
35	Tehran (Mehrabad Airport)	51.3092	35.6931	1191
36	Abali	51.8833	35.75	2465.2
37	Semnan*	53.4213	35.58833	1127
38	Garmsar	52.3602	35.24306	899.9
39	Torbat Heidarieh	59.2058	35.3317	1451
40	Kashmar	58.4733	35.27111	1109.7
41	Sare pole Zahab	45.8666	34.45	545
42	Kermanshah	47.1533	34.35222	1318.5
43	Hamedan (Noje)	48.6902	35.19528	1679.7
44	Hamedan (Airport)	48.5347	34.86944	1740.8
45	Arak	49.7833	34.07194	1702.8
46	Qum*	50.8552	34.77472	879.1
47	Khurram Abad*	48.2836	33.43889	1147.8
48	Ali Gudarz*	49.7025	33.4081	2022.1
49	Kashan*	51.4808	33.96694	955
50	Khor va Biabanak*	55.0816	33.77	842.2
51	Tabas*	56.9506	33.6031	711
52	Ferdows	58.1841	34.03056	1293
53	Dezful	48.3833	32.4	143
54	Shahre Kurd	50.8394	32.29222	2048.9
55	Esfahan	51.7063	32.5172	1550.4
56	Esfahan (Airport)*	51.8630	32.74417	1551.9
57	Birjand*	59.2831	32.8906	1491
58	Ahvaz*	48.7442	31.3442	22.5
59	Masjed Soliman*	49.2408	31.98333	320.5
60	Abadeh	52.6163	31.19833	2030
61	Yazd*	54.2894	31.9039	1230.2
62	Nehbanadan	60.0347	31.54194	1188
63	Zabol*	61.54306	31.08861	489.2
64	Abadan*	48.21472	30.37722	6.6
65	Omidieh (Aghajari)*	49.68778	30.7425	27
66	Dogonbadan	50.81917	30.34611	726
67	Anar	55.25	30.88333	1409
68	Kerman*	56.9619	30.2556	1754
69	Shiraz*	52.6025	29.56139	1488
70	Sirjan*	55.68333	29.46667	1739.4
71	Bam	58.35	29.1	1066.9
72	Zahedan*	60.90028	29.47222	1370
73	Bushehr (Coastal)	50.82111	28.90389	8.4
74	Bushehr (Airport)	50.81917	28.96306	9
75	Fasa	53.71944	28.89944	1268
76	Khash*	61.185	28.22694	1427
77	Bandarabbas*	56.3728	27.2144	9.8
78	Minab	57.08861	27.10694	29.6
79	Saravan*	62.31889	27.39028	1182
80	Iranshahr*	60.71833	27.22944	591.1
81	Kish Island	53.98222	26.52222	30
82	Bandar-E-Lengeh*	54.82833	26.52833	22.7
83	Siri Island	54.55111	25.89778	4.4
84	Abumusa Island*	55.01333	25.87417	6.6
85	Jask	57.76972	25.63778	5.2
86	Kenarak (Airport)	60.37472	25.43639	30
87	Chabahar*	60.6506	25.2806	8

* ایستگاه‌هایی که دوره آماری کامل دارند.

۳. نتایج و بحث

جهت بررسی صحت آمار بارش از روش‌های مختلفی که شامل تصادفی بودن داده‌ها، همگن بودن ایستگاه‌های مطالعاتی و بررسی وجود داده‌های پرت از روش Run Test استفاده شده است که نتایج نشان‌دهنده تصادفی و همگن بودن داده‌ها است. داده‌های پرت شناسایی و در صورت وجود با مقدار میانگین جایگزین شد.

برای اعتبارسنجی هر یک از روش‌های مورد مطالعه، ۱۰ درصد داده‌های سالانه و روزانه هر یک از ایستگاه‌های سینوپتیک به صورت تصادفی حذف شده است. مقادیر گم‌شده بارندگی سالانه از رابطه همبستگی بین داده‌های ایستگاه مورد نظر با ایستگاهی که در همسایگی آن قرار دارد، بازسازی شد. مقادیر بازسازی شده سالانه با روش شکننده زمانی ذکر شده در بخش قبل به مقادیر روزانه تبدیل شده است. مقادیر گم‌شده بارندگی روزانه نیز با استفاده از پکیج waterData در نرم‌افزار R بازسازی شد. پس از بازسازی داده‌های روزانه هر یک از ایستگاه‌ها با روش‌های ذکر شده با استفاده از شاخص‌های ارزیابی و تشخیصی، داده‌های مشاهده‌ای با داده‌های بازسازی شده مقایسه گردیده است.

در شکل (۲) ضریب همبستگی برای چهار ایستگاه مورد مطالعه ایستگاه مجاور آن به عنوان نمونه آورده شده است. ضریب تعیین (R^2) شاخص آماری است که میزان نزدیکی داده‌ها به خط رگرسیون برازش شده را نشان می‌دهد. این ضریب در بازه صفر تا یک تغییر می‌کند و بهترین حالت زمانی رخ می‌دهد که برابر یک باشد. برای همه ایستگاه‌های بررسی شده، ضریب تعیین مقادیر نزدیک به یک و قابل قبولی دارد.

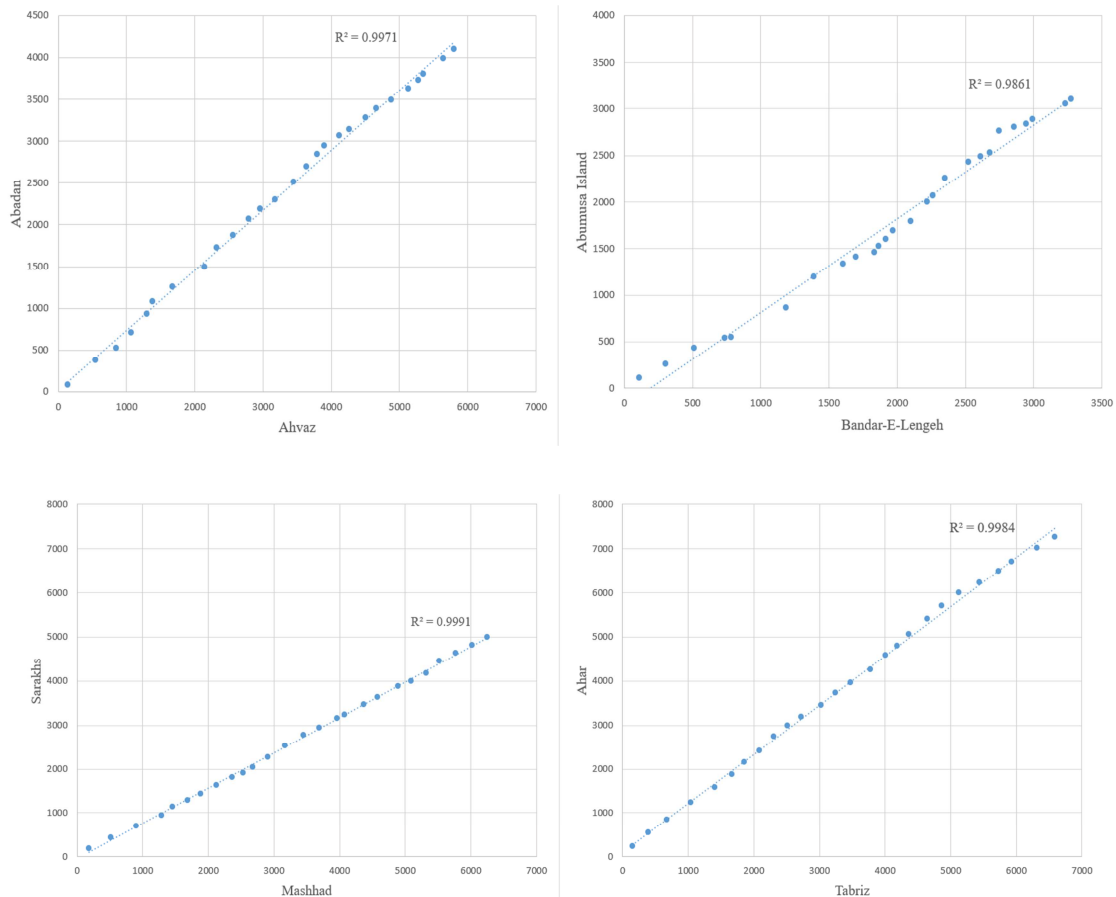


Figure 2. Mass curve of annual precipitation in rain gauge station in the study area

در این مطالعه جهت ارزیابی عملکرد داده‌های بارش بازسازی شده روزانه، نقشه‌های بارش روزانه هر یک از روش‌ها به صورت مجزا ترسیم و شاخص‌های آماری ارزیابی و تشخیصی برای هر یک محاسبه شد که نتایج آن‌ها در شکل‌های (۳) و (۴) به ترتیب نشان داده شده است. بازه تغییرات ضریب همبستگی CC در محدوده مطالعاتی برای روش شکننده زمانی بین ۰/۹۶۳ و ۰/۹۹۹ و برای روش بازسازی با پکیج waterData بین ۰/۸۸۳ و ۰/۹۹۲ است، نتایج نشان داده است که برای هر دو روش، حداکثر این شاخص در بیش‌تر مناطق ایران رخ داده و حداقل این شاخص که بیانگر عدم همبستگی بین داده‌های مشاهده‌ای با مقادیر بازسازی شده، در بخش کوچکی از جنوب شرقی ایران روی داده است. طبق شاخص آماری MBE در ۳۷ ایستگاه از ۴۳ ایستگاه مورد بررسی در روش شکننده زمانی در حالت فروبرآورد قرار دارد، به عبارتی مقدار بارش بازسازی شده کم‌تر از بارش مشاهده‌ای تخمین زده شده است. در مقابل مقادیر بارش بازسازی شده با پکیج waterData در اکثر ایستگاه‌ها حالت فرآبرآورد را نشان داده است. بازه تغییرات RMSE برای روش شکننده زمانی بین ۰/۰۲۱ و ۱/۱۶۹ و برای روش بازسازی با پکیج waterData بین ۰/۲۷۲ و ۴/۴۱۲ است که نشان‌دهنده مقادیر بیش‌تر روش شکننده زمانی از روش دیگر و بیش‌ترین مقدار این شاخص برای هر دو روش در جنوب غربی دریای خزر روی داده است. بازه تغییرات شاخص نش-ساتکلیف در هر دو روش بازسازی از مقدار ایده‌آل این شاخص یعنی ۰/۵ بیش‌تر است. به گونه‌ای که بازه تغییرات NSE برای روش شکننده زمانی و بازسازی با پکیج waterData به ترتیب ۰/۹۲۸ تا ۰/۹۹۹ و ۰/۷۷۹ تا ۰/۹۸۴ است. این شاخص نشان‌دهنده برتری عملکرد روش شکننده زمانی نسبت به روش دیگر است. جهت تعیین قدرت بازسازی بارش روزانه با دو روش ذکر شده از سه شاخص تشخیصی FAR، POD و CSI استفاده شده که نتایج آن برای محدوده مطالعاتی در ۴۳ ایستگاه به صورت نقشه تهیه شده و در شکل (۴) قابل مشاهده است. هر دو روش بازسازی در تشخیص روزهای بارانی و غیر بارانی دارای قدرت عملکرد خوبی هستند. به گونه‌ای که شاخص تشخیصی FAR در همه ایستگاه‌ها در هر دو روش دارای مقادیر قابل قبول و مشابه و بازه تغییرات آن بین صفر و ۰/۲ است. بازه تغییرات شاخص POD و CSI در همه ایستگاه‌ها در روش شکننده زمانی بیش‌تر از ۰/۸ و همواره از روش دیگر بیش‌تر و بهتر است. مطابق نتایج حاصل از شاخص‌های طبقه‌بندی و نقشه تغییرات این شاخص‌ها در شکل (۴)، روش شکننده زمانی مقادیر سالانه به روزانه در اکثر ایستگاه‌های مورد بررسی قدرت تشخیص بیش‌تری نسبت به روش بازسازی مقادیر روزانه با پکیج waterData در نرم‌افزار R دارد.

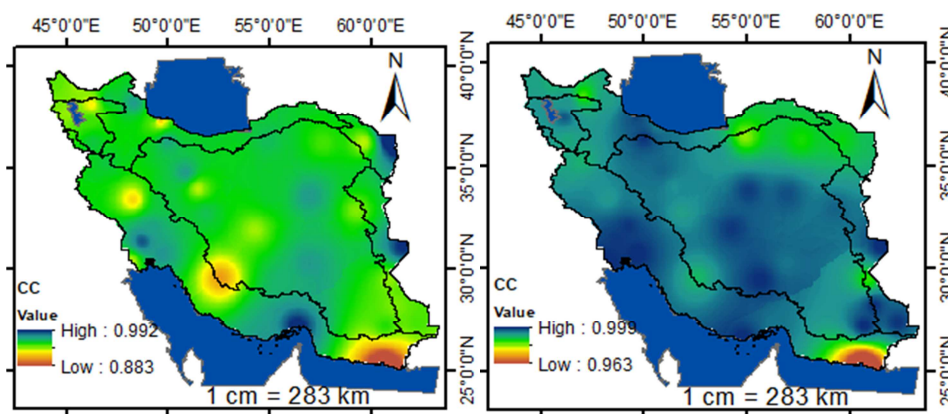


Figure 3. Spatial pattern of changes in the evaluation indexes on daily scale (Left side: disaggregation method, Right side: waterData package)

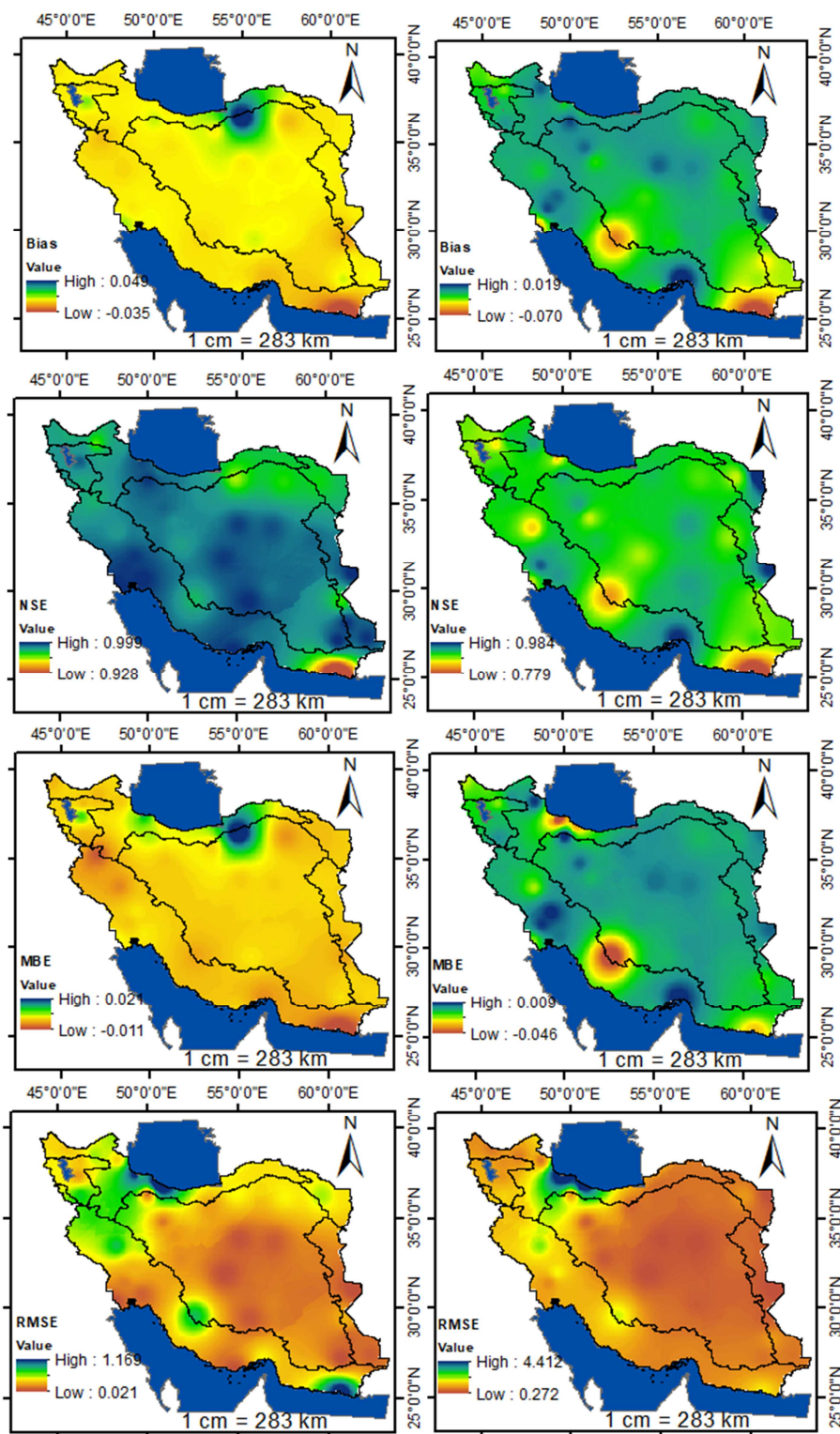


Figure 3. Spatial pattern of changes in the evaluation indexes on daily scale (Left side: disaggregation method, Right side: waterData package)

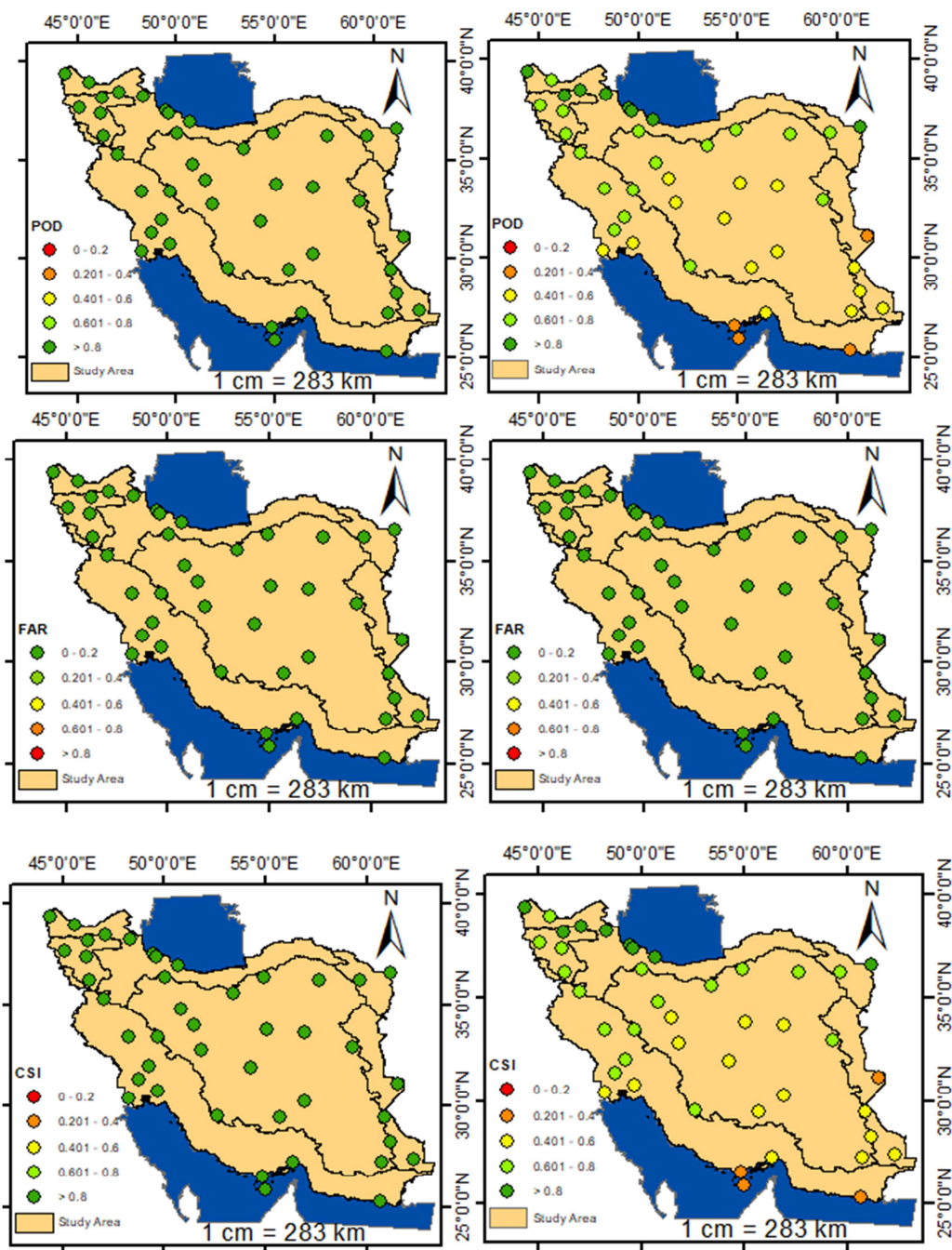


Figure 4. Map of changes in the classification indexes on daily scale
(Left side: disaggregation method, Right side: waterData package)

مقادیر میانگین این شاخص‌ها در محدوده مطالعاتی در جدول (۴) بیان شده است. براساس مقادیر میانگین شاخص‌های CC ، MBE ، $RMSE$ ، NSE ، CSI و POD ، روش شکننده زمانی عملکرد بهتری دارد. مقادیر میانگین شاخص‌های $Bias$ و FAR ، عملکرد مشابه دو روش را نشان می‌دهد.

Table 4. The average values of the indicators of the study area

Statistical Index	ARIMA method	Disaggregation method
CC	0.95	1
MBE	-0.01	0
RMSE	1.1	0.3
NSE	0.89	0.99
Bias	-0.01	-0.01
CSI	0.63	0.94
POD	0.63	0.94
FAR	0	0

مقادیر ضریب تعیین برای مقادیر روزانه بازسازی شده با دو روش مورد مطالعه محاسبه و مقادیر نزدیک به یک در همه ایستگاه‌ها بیانگر این است که اکثر مقادیر بازسازی شده در هر دو روش مشابه خواهند بود و اکثر نقاط بر روی خط برازش شده قرار خواهند گرفت.

۴. نتیجه‌گیری

در این پژوهش مقادیر بارش روزانه ایستگاه‌های سینوپتیک منتخب که دارای دوره آماری کامل هستند از نظر همگنی، تصادفی بودن و وجود داده‌های پرت مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان‌دهنده همگن و تصادفی بودن در مجموعه داده‌های مورد بررسی است. مقادیر بالای ضرایب همبستگی بین ایستگاه‌های ناقص و ایستگاه مجاور آن در روش منحنی جرم مضاعف نشان‌دهنده این است که مقادیر سالانه با دقت بالایی بازسازی شده‌اند. به منظور بررسی میزان خطای روش‌های بازسازی روزانه، از پارامترهای آماری نظیر CC، MBE، Bias، RMSE، NSE، FAR، POD و CSI استفاده شده است. در روش شکننده زمانی و بازسازی با استفاده از بسته waterData در نرم‌افزار R، مقدار میانگین برای شاخص CC به ترتیب ۱ و ۰/۹۵، برای شاخص MBE به ترتیب صفر و -۰/۰۱، برای شاخص RMSE به ترتیب ۰/۳ و ۱/۱، برای شاخص NSE به ترتیب ۰/۹۹ و ۰/۸۹ و برای شاخص CSI و POD به ترتیب ۰/۹۴ و ۰/۶۳ است که عملکرد بهتر روش شکننده زمانی را نشان داده است. مقادیر میانگین شاخص Bias و FAR برای دو روش به ترتیب برابر ۰/۰۱- و صفر بوده که نشان‌دهنده عملکرد مشابه دو روش است.

۵. پی‌نوشت‌ها

1. Missing data
2. Double Mass Curve
3. Disaggregation
4. Change Factor Method
5. U.S. Geological Survey
6. Local Level Model
7. Local Linear Trend Model
8. Probability of Detection
9. False Alarm Ratio
10. Critical Success Index
11. Mean Bias Error
12. Root Mean Square Method
13. Correlation Coefficient
14. Nash-Sutcliffe index
15. Cross validation

۶. تعارض منافع

هیچ‌گونه تعارض منافع توسط نویسندگان وجود ندارد.

۷. منابع

- Anandhi, A., Frei, A., Pierson, D. C., Schneiderman, E. M., Zion, M. S., Lounsbury, D., & Matonse, A. H. (2011). Examination of change factor methodologies for climate change impact assessment. *Water Resources Research*, 47(3).
- Bahrami, M., Amiri, M., Maharloiee, F., Rezaie, & Ghafari, K. (2017). Determining the effect of data preprocessing on the performance of artificial neural network in order to predict monthly rainfall in Abadeh city. *Ecohydrology*, 1, 29-37. (In Persian).
- Bitew, M. M., Gebremichael, M., Ghebremichael, L. T., & Bayissa, Y. A. (2012). Evaluation of high-resolution satellite rainfall products through streamflow simulation in a hydrological modeling of a small mountainous watershed in Ethiopia. *Journal of Hydrometeorology*, 13(1), 338-350.
- Breinl, K., & Di Baldassarre, G. (2019). Space-time disaggregation of precipitation and temperature across different climates and spatial scales. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 21, 126-146. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2018.12.002>
- Chivers, B. D., Wallbank, J., Cole, S. J., Sebek, O., Stanley, S., Fry, M., & Leontidis, G. (2020). Imputation of missing sub-hourly precipitation data in a large sensor network: A machine learning approach. *Journal of Hydrology*, Elsevier 588, 125126. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125126>
- Duan, Z., Liu, J., Tuo, Y., Chiogna, G., & Disse, M. (2016). Evaluation of eight high spatial resolution gridded precipitation products in Adige Basin (Italy) at multiple temporal and spatial scales. *Science of the Total Environment*, 573, 1536-1553.
- Villazón, M. F., & Willems, P. (2010, May). Filling gaps and daily disaccumulation of precipitation data for rainfall-runoff model. International Scientific Conference on Water Observation and Information Systems for Decision Support. (pp. 25-29).
- Faghih, H., Bahmanesh, J., & Khalili, K. (2018). Spatio-temporal simulation of annual rainfall using stochastic models. *Journal of water and soil sciences (Agricultural sciences and natural resources)*. (In Persian).
- Farzandi, M., Sanaeinejad, H., Ghahraman, B., & Sarmad, M. (2019). Imputation of missing meteorological data with evolutionary and machine learning methods, case study: long-term monthly precipitation and temperature of Mashhad. *Journal of Water and Soil*, 33(2), 361-377.
- Gao, P., Mu, X. M., Wang, F., & Li, R. (2011). Changes in streamflow and sediment discharge and the response to human activities in the middle reaches of the Yellow River. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15(1), 1-10.
- Gyau-Boakye, P., & Schultz, G. A. (1994). Filling gaps in runoff time series in West Africa. *Hydrological Sciences Journal*, 39(6), 621-636.
- Eslami Jamal Abad, S., Sharafati, A., Mohammadi Golafshani, E., & Farsadania, F. (2019). Estimation of missing daily rainfall and runoff data using self-consistent mapping, Case study: Mazandaran province. *Journal of Water and Soil Sciences*, JWSS, 23(4), 1-17 (In Persian).
- John, A., Fowler, K., Nathan, R., Horne, A., & Stewardson, M. (2021). Disaggregated monthly hydrological models can outperform daily models in providing daily flow statistics and extrapolate well to a drying climate. *Journal of Hydrology*. Elsevier B.V. 598(February): 126471. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.126471>

- Kassomenos, P. A., Paschalidou, A. K., & Vlachogianni, A. (2013). One-day-ahead prediction of maximum carbon monoxide concentration in urban environments. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 27, 561-572.
- Khalili, A., & Rahimi, J. (2014). High-resolution spatiotemporal distribution of precipitation in Iran: a comparative study with three global-precipitation datasets. *Theoretical and applied climatology*, 118, 211-221.
- Kosari, M. R., Hosieni, M., Esmaelzade, S., & Miri, M. (2021). Investigating the efficiency of reconstruction methods of statistical defects in relation to precipitation parameters in dry areas of Iran. *Earth and space physics*. (In Persian).
- Lookzadeh, S. (2005). Evaluation of several methods in reconstruction of missing precipitation data in different periods at central Alborz region, MSc Thesis. Tehran University.
- Mengistu, S., Gessesse, B., Bedada, T. B., & Tibebe, D. (2019a). Evaluation of long-term satellite-based retrieved precipitation estimates and spatiotemporal rainfall variability: The case study of Awash basin, Ethiopia. *Extreme Hydrology and Climate Variability: Monitoring, Modelling, Adaptation and Mitigation*. Elsevier Inc. Available at: <http://dx.doi.org/10.1016/B978-0-12-815998-9.00003-8>
- Mengistu, S., Gessesse, B., Bedada, T. B., & Tibebe, D. (2019b). Evaluation of long-term satellite-based retrieved precipitation estimates and spatiotemporal rainfall variability: The case study of Awash basin, Ethiopia. *Extreme Hydrology and Climate Variability: Monitoring, Modelling, Adaptation and Mitigation*, 23-35.
- Mianabadi, A., Alizadeh, A., Sanaeinejad, H., Awal, M. B., & Faridhosseini, A. (2013). The Statistic Assessment of CMORPH Model Output For Precipitation Estimation Over The Northeast of Iran (Case Study: North Khurasan Province). *Journal of Water and Soil*, 27(5), 919-927. (In Persian).
- Mirzaiee, N., & Saraf, A. (2021). Application of data integration models in simulating river flow using large-scale climate signals, case study: Jiroft Dam watershed. *Journal of Watershed Engineering and Management*, 13(4), 672-689. (In Persian).
- Matinzahe, M. M., Fatahi, R., Shayannejad, M., & Abdulahi, K. (2013). Estimation and reconstruction of 24-hour annual maximum rainfall data using the integrated model of genetic algorithm and neural networks (Case study: Chahar Mahal Bakhtiari province). *Iranian Journal of Watershed Management Science*, jwmseir 2013, 7(22), 53-62 (In Persian).
- Mwale, F. D., Adeloye, A. J., & Rustum, R. (2012). Infilling of missing rainfall and streamflow data in the Shire River basin, Malawi-A self organizing map approach. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 50, 34-43.
- Mwale, F. D., Adeloye, A. J., & Rustum, R. (2012b). Infilling of missing rainfall and streamflow data in the Shire River basin, Malawi-A self organizing map approach. *Physics and Chemistry of the Earth*. Elsevier Ltd 50-52, 34-43. Available at: <http://dx.doi.org/10.1016/j.pce.2012.09.006>
- Tayefeh Neskini, N., Zahraie B and Saghafian B (2016) Evaluation of different simulations of artificial neural network and geostatistical methods in supplementing missing data of daily precipitation. *Journal of water resources engineering*, 8(26), 69-88. (In Persian).
- Hamed, K., & Rao, A. R. (Eds.). (2019). *Flood frequency analysis*. CRC press.
- Ryberg, K. R., & Vecchia, A. V. (2017). Vignette for waterData-An R Package for Retrieval, Analysis, and Anomaly Calculation of Daily Hydrologic Time Series Data.
- Sachindra, D. A., & Perera, B. J. C. (2016). Annual statistical downscaling of precipitation and evaporation and monthly disaggregation. *Theoretical and Applied Climatology. Theoretical and Applied Climatology*, 131(1-2), 181-200. Available at: <http://dx.doi.org/10.1007/s00704-016-1968-6>
- Sadatinejad, S. J., Shayannejad, M., & Honarbakhsh, A. (2010). Investigation of the Efficiency of the Fuzzy Regression Method in Reconstructing Monthly Discharge Data of Hydrometric Stations in Great Karoon River Basin. *Journal of Agricultural Science and Technology, JAST*; 12 (1), 111-119.

- Searcy, J. K., & Hardison, C. H. (1960). Double-Mass Curves. WaterSupply Paper 1541B. Available at: <http://dspace.udel.edu:8080/dspace/handle/19716/1592>
- Serrano-Notivol, R., de Luis, M., & Beguería, S. (2017). An R package for daily precipitation climate series reconstruction. *Environmental Modelling and Software*. Elsevier Ltd 89. Available at: <http://dx.doi.org/10.1016/j.envsoft.2016.11.005>
- Shirvani, A., & Shirazi, E. F. Z. (2014). Comparison of ground based observation of precipitation with TRMM satellite estimations in Fars Province. *Journal of Agricultural Meteorology*, 2, 1-15. (In Persian).
- Tang, G., Clark, M. P., Papalexiou, S. M., Ma, Z., & Hong, Y. (2020). Have satellite precipitation products improved over last two decades? A comprehensive comparison of GPM IMERG with nine satellite and reanalysis datasets. *Remote sensing of environment*, 240, 111697.
- Tardivo, G., & Berti, A. (2012). A dynamic method for gap filling in daily temperature datasets. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 51(6), 1079-1086.
- Teegavarapu, R. S. (2014). Missing precipitation data estimation using optimal proximity metric-based imputation, nearest-neighbour classification and cluster-based interpolation methods. *Hydrological Sciences Journal*, 59(11), 2009-2026.
- Tector, P. (2011). Recipes for State Space Models in R. (July):20
- Vakili, S. (2017). Monthly precipitation prediction with M5 tree model and its comparison with classical statistical methods (Case study: Urmia synoptic station). *Iran-Water resources research*, 13(4), 179-183, (In Persian).
- Zahmatkesh, Z., Karamouz, M., Goharian, E., & Burian, S. J. (2015). Analysis of the effects of climate change on urban storm water runoff using statistically downscaled precipitation data and a change factor approach. *Journal of Hydrologic Engineering*, 20(7), 05014022. (In Persian).
- 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.