



Print ISSN: 2251-7480  
Online ISSN: 2251-7400

Journal of  
Water and Soil  
Resources Conservation  
(WSRCJ)

**Web site:**

<https://wsrcj.srbiau.ac.ir>

**Email:**

[iauwsrcj@srbiau.ac.ir](mailto:iauwsrcj@srbiau.ac.ir)  
[iauwsrcj@gmail.com](mailto:iauwsrcj@gmail.com)

**Vol. 13  
No. 2 (50)**

**Received:**  
2022-06-07

**Accepted:**  
2023-08-20

**Pages: 109-123**



## Drought Monitoring and Trend Analysis by Using Rainfall Products ERA5, CHIRPS, and PERSIANN-CDR Rainfall Products in Iran

Milad Nouri<sup>1\*</sup> and Shadman Veysi<sup>2</sup>

1) Soil and Water Research Institute, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Karaj, Iran.

2) Soil and Water Research Institute, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Karaj, Iran.

\* Corresponding author email: [m.nouri@modares.ac.ir](mailto:m.nouri@modares.ac.ir)

**Abstract:**

**Background and Aim:** The scarcity of data poses a significant challenge for drought studies. Alternative datasets are created to supplement existing data sources. Despite the inherent uncertainties associated with alternative datasets, the gridded datasets provide long-term, spatially-continuous weather data, making them suitable for drought assessment under climate changes. Several studies have been conducted to characterize dry spells across Iran using both point datasets and gridded products. However, most of these studies have focused primarily on identifying errors in absolute values of drought indices and drought detection.

**Method:** In the present study, we evaluated the performance of three gridded datasets in characterizing droughts across different climatic conditions in Iran. The datasets under consideration were the fifth generation of the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ERA5), Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data (CHIRPS), and Precipitation Estimation from Remotely Sensed Information using Artificial Neural Networks-Climate Data Record (PERSIANN-CDR). The Standardized Precipitation Index in 3-, 6-, and 12-month scales (i.e., SPI3, SPI6, and SPI12) was applied. The precipitation observations were obtained from the Iran Meteorological Organization (IRIMO) for 35 sites spanning the period from 1988 to 2017. The study sites covered a range of climatic conditions, including hyper-arid, arid, semi-arid, and humid/semi-humid regions. To analyze the long-term trend in precipitation, two statistical methods, namely, the Sen's slope estimator (SSE) and the Mann-Kendall non-parametric test (MKZ) were employed.

**Results:** Results revealed that the gridded datasets performed poorly in detecting dry months and estimating SPI values in humid/semi-humid regions. However, ERA5 estimated SPI3, SPI6, and SPI12 with sufficient accuracy in more than the two-third of arid and semi-arid areas. Moreover, ERA5 detected dry months accurately based on SPI12 in the majority of arid and semi-arid cases. Specifically, ERA5 accurately detected severe and long-lasting dry events that occurred in drylands during the periods of 1998-2001 and 2007-2009. These intense dry epochs detected by ERA5 have had significant negative impacts on the agricultural sectors in the Middle East, highlighting the critical need for accurate drought monitoring and management. However, CHIRPS and PERSIANN-CDR performed poorly in estimating SPI and detecting dry months in arid and semi-arid regions. Furthermore, ERA5 provided reliable estimates of the significance and direction of the slope of SPI3, SPI6, and SPI12 in more than half of arid and semi-arid regions, while CHIRPS and PERSIANN-CDR yielded inaccurate estimates in most areas. However, in some cases where SPI values and drought months were not accurately modeled, the significance and direction of slopes were estimated accurately. These findings suggest that while inaccurate SPI estimates from gridded datasets may indicate limitations in their skill to characterize drought; they do not necessarily imply their unsuitability for trend analysis and climate change assessments.

**Conclusion:** The results suggest that ERA5 outperformed the other alternate datasets evaluated in terms of estimating SPI values, detecting drought events, and estimating the significance and slope of SPI in drylands. As such, ERA5 precipitation products may be suitable for drought characterization and monitoring under climate change in drought-prone arid and semi-arid regions of Iran.

**Keywords:** Alternate datasets; climatic variabilities; data-scarce areas; trend detection



## پایش و روندیابی خشک‌سالی بر مبنای محصولات بارش ERA5، CHIRPS و PERSIANN-CDR در ایران

میلاد نوری<sup>۱\*</sup> و شادمان ویسی<sup>۲</sup>

۱) موسسه تحقیقات خاک و آب، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، کرج، ایران.

۲) موسسه تحقیقات خاک و آب، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، کرج، ایران.

\* ایمیل نویسنده مسئول: [m.nouri@modares.ac.ir](mailto:m.nouri@modares.ac.ir)

### چکیده:

**زمینه و هدف:** کمبود داده چالش قابل توجهی برای مطالعات خشک‌سالی است. مجموعه داده‌های جایگزین برای تکمیل منابع داده‌های موجود ایجاد و ارائه می‌شوند. با وجود عدم قطعیت ذاتی مرتبط با مجموعه داده‌های جای‌گزینی، این مجموعه داده‌های شبکه‌بندی شده داده‌های آب و هوایی پیوسته و بلند مدت به لحاظ مکانی را فراهم می‌کنند و برای ارزیابی خشک‌سالی در تغییرات اقلیمی مناسب هستند. چندین مطالعه درباره مدل‌سازی دوره‌های خشک‌سالی در سراسر ایران با استفاده از مجموعه داده‌های نقطه‌ای و محصولات شبکه‌بندی صورت گرفته است. با این حال، بیشتر این مطالعات بر شناسایی خطاهای مربوط به مقادیر مطلق شاخص‌های خشک‌سالی و تشخیص خشک‌سالی تمرکز داشته‌اند.

**روش پژوهش:** در این مطالعه، عملکرد سه مجموعه داده شبکه‌بندی ERA5، CHIRPS و PERSIANN-CDR در برآورد خشک‌سالی در شرایط اقلیمی مختلف ایران مورد ارزیابی قرار گرفت. مجموعه داده‌های مورد بررسی نسل پنجم مرکز اروپا برای پیش‌بینی هوای متوسط (ERA5)، بارش مادون قرمز گروه مخاطرات آب و هوا با داده‌های ای‌ستگاه (CHIRPS) و تخمین بارش از اطلاعات سنجش از دور با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی-رکوردر داده‌های آب و هوا (PERSIANN-CDR). شاخص خشک‌سالی بارش استاندارد شده در سه بازه زمانی ۳ (SPI3)، ۶ (SPI6)، و ۱۲ (SPI12) ماهه استفاده شد. داده‌های بارش از سازمان هواشناسی ایران برای ۳۵ ایستگاه در بازه زمانی ۱۹۸۸ تا ۲۰۱۷ جمع‌آوری شد. نواحی مورد مطالعه شامل مناطق فراخشک، خشک، نیمه خشک و مرطوب/نیمه مرطوب بودند. برای تجزیه و تحلیل روند تغییرات بارش، از برآوردگر شیب سین و آزمون ناپارامتری من‌کنندال استفاده شد.

**یافته‌ها:** نتایج نشان داد که داده‌های شبکه‌بندی در تشخیص ماه‌های خشک‌سالی و برآورد مقادیر شاخص‌ها در نواحی مرطوب/نیمه مرطوب عملکرد ضعیفی داشتند. با این وجود، داده‌های ERA5 مقدار شاخص‌های SPI3، SPI6، و SPI12 را در بیش از دو-سوم مناطق خشک و نیمه خشک با دقت مناسبی برآورد کردند. همچنین، ERA5 در اکثر مناطق خشک و نیمه‌خشک عملکرد مناسبی در تشخیص دوره‌های خشک‌سالی بلند مدت (SPI12) از خود نشان داد. به طور ویژه، داده‌های ERA5 رویدادهای خشک‌سالی شدید و طولانی‌مدت ۱۹۹۸-۲۰۰۱ و ۲۰۰۷-۲۰۰۹ را بخوبی در مناطق خشک و نیمه‌خشک تشخیص دادند. این دوره‌های خشک‌سالی شدید که توسط ERA5 تشخیص داده شدند، تأثیرات منفی قابل توجهی بر بخش کشاورزی در خاورمیانه داشته‌اند، که این به نوبه خود نیاز حیاتی به نظارت و مدیریت دقیق خشک‌سالی را برجسته می‌کنند. لیکن داده‌های CHIRPS و PERSIANN-CDR عملکرد نامناسبی در تخمین مقدار SPI و تشخیص ماه‌های خشک‌سالی در اکثر مناطق خشک و نیمه‌خشک داشتند. علاوه بر این، داده‌های ERA5 برآوردی قابل اعتماد از معنی‌داری و جهت شیب SPI3، SPI6، و SPI12 در بیش از نیمی از مناطق خشک و نیمه خشک ارائه داد، در حالی که CHIRPS و PERSIANN-CDR برآوردهای نادرستی در بیشتر مناطق ارائه کردند. با این حال، در برخی از موارد که مقادیر SPI و ماه‌های خشک‌سالی به درستی مدل‌سازی نشدند، معنی‌داری و جهت شیب به درستی تخمین زده شد. این یافته‌ها نشان می‌دهند که ممکن است برآوردهای نادرست SPI مجموعه داده‌های شبکه‌بندی شده بیانگر محدودیت‌هایی در توانایی‌های تعریف خشک‌سالی باشد، اما این به معنی نامناسب بودن آن‌ها برای تجزیه و تحلیل روند و ارزیابی تغییرات اقلیمی نیست.

**نتایج:** نتایج نشان می‌دهند که ERA5 عملکرد بهتری در برآورد مقادیر SPI، تشخیص دوره‌های خشک‌سالی و برآورد معنی‌داری و جهت شیب SPI در مناطق خشک و نیمه خشک نسبت به سایر مجموعه داده‌های جایگزین دارد. بنابراین، داده‌های بارش ERA5 می‌توانند برای مدل‌سازی و نظارت بر خشک‌سالی تحت تغییرات اقلیمی در مناطق خشک و نیمه خشک به کار روند.

**کلید واژه‌ها:** داده‌های جایگزین، روندیابی، مناطق داده محدود، نوسانات اقلیمی

## مقدمه

عامل اصلی خشک‌سالی یعنی بارش از محبوبیت و کاربرد فراوانی برخوردار است. این شاخص همچنین در بولتن‌ها و گزارش‌های مرکز ملی اقلیم و مدیریت بحران خشک‌سالی از اصلی‌ترین شاخص‌های است که برای کمی‌سازی خشک‌سالی کشور از آن بهره گرفته می‌شود. لازم به ذکر است که شاخص‌های چندمتغیره یا شاخص‌های بر مبنای بیلان اقلیمی نیاز به داده‌های فراوانی دارند که اغلب در مناطق داده محدود، انجام مطالعات خشک‌سالی را با مشکلات فراوانی مواجه می‌کنند. تاکنون چندین مطالعه روند تغییرات SPI در ایران انجام شده است (Abarghouei et al., 2011; Dashtpajardi et al., 2012; Nouri and Homaei, 2020; Tabari et al., 2015). بررسی این مطالعات نشان داد که شاخص SPI در بسیاری از مناطق ایران نزولی بوده است که بیانگر افزایش تواتر و یا شدت خشک‌سالی در نیم قرن اخیر است. لیکن این مطالعات بر مبنای داده‌های نقطه‌ای انجام شده است. در مناطق داده‌محدود (از قبیل ایران) مطالعه خشک‌سالی‌ها بر مبنای داده‌های ایستگاهی با چالش جدی مواجه است. توزیع مکانی خشک‌سالی که یکی از مهم‌ترین شاخص‌های آن است نیز بر مبنای داده‌های نقطه‌ای قابل مطالعه نیست. به‌علاوه، خشک‌سالی بطور کلی پدیده‌ی بزرگ مقیاس است و احتمالاً استفاده از داده‌های نقطه‌ای برای مطالعات خشک‌سالی اقدام درستی به‌نظر نمی‌رسد. در این راستا فنون سنجش از دور می‌توانند کمک شایانی به مطالعات خشک‌سالی داشته باشند. از آنجایی که فنون سنجش از دور می‌توانند داده‌های مورد نیاز برای کمی‌سازی خشک‌سالی از قبیل بارش را با پیوستگی مکانی در مقیاس‌های بزرگ ارائه کنند، برای مطالعه نواحی تحت تاثیر خشک‌سالی مناسب هستند (Dee et al., 2014; Vicente-Serrano et al., 2022; Wang et al., 2022). همچنین این داده‌های می‌توانند مشکل کمبود و نقص داده‌ها در مناطق داده محدود را حل کنند. داده‌های سنجش از دور می‌توانند بصورت مستقیم در قالب داده‌های ماهواره‌ای<sup>۴</sup> یا در فرآیند تولید داده‌های شبکه‌بندی شده<sup>۵</sup> بازتحلیل شده<sup>۶</sup> برای حل مشکل کمبود داده به پژوهش‌گران و تصمیم‌گیران در مناطق داده محدود یاری رسانند (Sheffield et al., 2018; Vicente-Serrano et al., 2022). چندین مطالعه برای ارزیابی داده‌های ماهواره‌ای و بازتحلیل شده برای بررسی خشک‌سالی و بارش در ایران و جهان انجام شده است. کیخسروی-کیانی<sup>۷</sup> و همکاران (۲۰۲۱) نشان دادند که محصولات ماهواره‌ای<sup>۸</sup> IMERG و<sup>۹</sup> TRMM نسبت به محصولات بارش CHIRPS<sup>۱۰</sup> و ERA5<sup>۱۱</sup> دقت مناسب‌تری در برآورد SPI در ایران دارند. لیکن داده‌های IMERG و TRMM صرفاً از سال ۲۰۰۰ به بعد در دسترس است، و بنابراین برای تاثیر تغییرات اقلیمی و روندیابی مناسب

خشک‌سالی به دوره‌های اطلاق می‌شود که بارش کمتر از حالت عادی رخ می‌دهد. این ناهنجاری موقتی اقلیمی پدیده‌ی است طبیعی و در اکثر مناطق با اقلیم‌های مختلف اتفاق می‌افتد و ممکن است یک ماه تا چند سال به طول بیانجامد (Dai, 2011; Mukherjee et al., 2018). دوره‌های کم باران را به عنوان خشک‌سالی‌های آب و هوایی نیز می‌شناسند؛ که در صورت افزایش طول مدت می‌تواند منجر به وقوع سایر خشک‌سالی‌های کشاورزی (کمبود آب خاک) و هیدرولوژیک (کاهش حجم آب رودخانه‌ها) شوند (Dai, 2011). خشک‌سالی‌های دراز مدت نه تنها سبب کمبود آب می‌شوند، بلکه عاملی برای بروز ناهنجاری‌های دیگر از قبیل موج‌های گرمایی نیز می‌شوند (Nouri and Homaei, 2021a). رخداد همزمان خشک‌سالی و موج‌های گرمایی سبب بروز کمبود آب شدید می‌شود؛ و در شرایط بغرنج ممکن است عدم ثبات اقتصادی، سیاسی و اجتماعی را به‌همراه داشته باشد (Bannayan et al., 2010; Dai, 2011; Godfray et al., 2010; Trigo et al., 2010). خشک‌سالی ۲۰۰۸-۲۰۰۹ که یکی از شدیدترین و طولانی‌ترین خشک‌سالی‌های خاورمیانه از سال ۱۹۴۰ بوده است، امنیت آبی-غذایی و ثبات اقتصادی-اجتماعی این منطقه را به‌شدت تحت تاثیر قرار داد (Trigo et al., 2010). بخش‌های مختلف کشور ایران نیز تحت تاثیر سه خشک‌سالی شدید در نیم قرن اخیر که در دوره‌های ۱۹۹۹-۲۰۰۱، ۲۰۰۸-۲۰۰۹، و ۲۰۲۰-۲۰۲۱ رخ داده است، قرار گرفته است. این خشک‌سالی‌ها تحولات منفی فراوانی را در اقتصاد و اجتماع ایران به همراه داشته است (Kam et al., 2022; Salami et al., 2009; Trigo et al., 2010). مناطق خشک<sup>۱</sup> که شامل اقلیم‌های فراهشک، خشک، و نیمه خشک هستند، به‌رخداد خشک‌سالی حساس‌تر هستند. با توجه به آن که مناطق خشک بیش از ۹۰ درصد از کشور را در بر می‌گیرند، کشور ایران حساس به خشک‌سالی محسوب می‌شود (Bazrafshan et al., 2019). این به نوبه‌ی خود مطالعه خشک‌سالی در ایران را حائز اهمیت می‌کند.

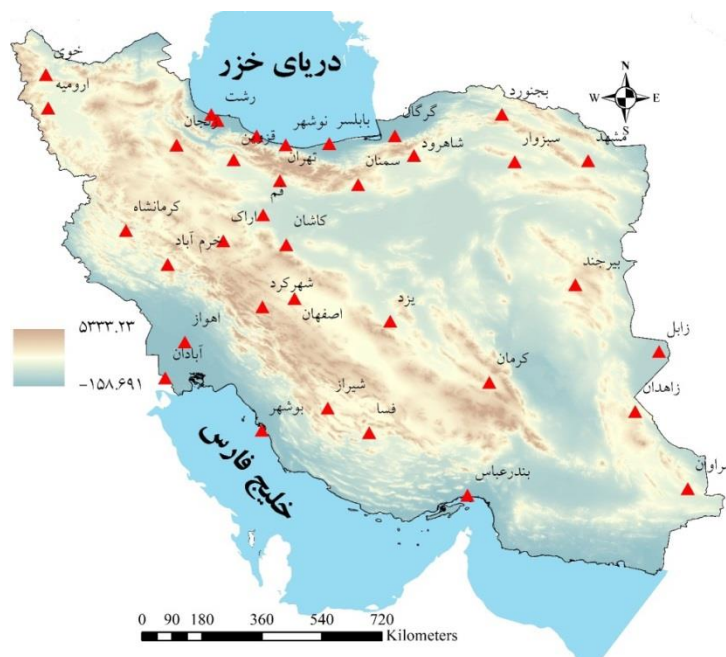
مؤخرجه<sup>۲</sup> و همکاران (۲۰۱۸) شاخص‌های خشک‌سالی را به شاخص‌های بر مبنای بیلان آب خاک (مثل شاخص شدت خشک‌سالی پالمر)، شاخص‌های بارش-مبنا<sup>۳</sup> (مثل شاخص بارش استاندارد شده)، شاخص‌های بر مبنای بیلان اقلیمی (از قبیل شاخص بارش-تخیر استاندارد شده)، شاخص‌های چندمتغیره (که دامنه‌ی وسیعی از متغیرهای اقلیمی و هیدرولوژیک را در نظر قرار می‌گیرند)، و شاخص‌های خشک‌سالی نسبی (که در آن‌ها طول دوره‌های مختلف با یکدیگر مقایسه می‌شوند) تقسیم بندی کردند. از میان این شاخص‌ها، شاخص خشک‌سالی بارش استاندارد شده<sup>۴</sup> (SPI) به دلیل نیاز کمتر به داده و تمرکز آن بر

عمان، و دریای خزر عوامل اصلی این تنوع آب و هوایی است. رشته کوه زاگرس مانع گذر توده‌های باران‌زا از غرب به مرکز کشور می‌شود (Sadeghi et al., 2002). همچنین، رشته کوه البرز نیز به مانند مانعی از عبور ابرها جلوگیری کرده و سبب ایجاد یک منطقه مرطوب/نیمه مرطوب در حاشیه دریای مازندران شده است. همچنین، اقلیم‌های خشک و فراخشک در مناطق جنوبی، شرقی، و مرکزی کشور غالب است. مناطق مورد مطالعه در شکل ۱ نشان داده شده است. در این پژوهش ۶ منطقه شمالی مرطوب/نیمه مرطوب (انزلی، رشت، رامسر، گرگان، نوشهر و بابلسر)، ۱۱ منطقه نیمه خشک (شیراز، فسا، خرم آباد، کرمانشاه، ارومیه، خوی، شهرکرد، قزوین، زنجان، اراک، و بجنورد)، و ۱۸ منطقه خشک و فراخشک (اصفهان، زابل، کرمان، سبزوار، کاشان، اهواز، آبادان، بندرعباس، بوشهر، تهران، قم، سراوان، زاهدان، مشهد، بیرجند، شاهرود، یزد، و سمنان) مورد بررسی قرار گرفت. در این مطالعه، از شاخص خشکی<sup>۱۸</sup> ارائه شده توسط (UNEP 1997)، که برابر است با نسبت بارش به تبخیر و تعرق مرجع سالانه، برای طبقه‌بندی اقلیمی بهره گرفته شد. مقادیر شاخص خشک‌سالی بیشتر از ۱/۰۰ به عنوان نواحی مرطوب، ۰/۶۵-۱-۰/۰۵ مناطق نیمه مرطوب، ۰/۲۰-۰/۵۰ مناطق نیمه خشک، ۰/۲۰-۰/۰۵ مناطق خشک، و کمتر از ۰/۰۵ به عنوان مناطق فراخشک طبقه‌بندی می‌شوند. لازم به ذکر است که مقادیر شاخص خشکی مناطق مورد مطالعه از نوری و همایی<sup>۱۹</sup> (۲۰۱۸) اخذ شد.

نمی‌باشند. قضات<sup>۱۲</sup> و همکاران (۲۰۲۲) و تقی‌زاده<sup>۱۳</sup> و همکاران (۲۰۲۱) نشان دادند که محصولات بارش CHIRPS به غیر از حاشیه‌ی دریای خزر، می‌تواند بارش ماهانه و SPI را در ایران با دقت نسبتاً مناسبی برآورد کنند. همچنین، گائو<sup>۱۴</sup> و همکاران (۲۰۱۸) در شرق چین و بو عزیز<sup>۱۵</sup> و همکاران (۲۰۲۱) در شرق تونس گزارش کردند که CHIRPS می‌تواند SPI را با دقت قابل اعتمادی برآورد کند. سانتوس<sup>۱۶</sup> و همکاران (۲۰۲۱) نشان دادند که داده‌های شبکه‌بندی شده‌ی PERSIANN-CDR<sup>۱۷</sup> می‌تواند دوره‌های خشک‌سالی‌های بلند مدت را بر مبنای SPI در بازه‌ی ۴۸ ماهه در شرق هند بخوبی تخمین بزند. این مطالعات اغلب برآورد مطلق شاخص‌های خشک‌سالی، بارش یا توانایی داده‌های شبکه‌بندی شده برای تشخیص دوره‌های خشک‌سالی را مورد توجه قرار داده‌اند. لیکن این مطالعات توانایی داده‌های شبکه‌بندی شده برای مطالعه روند تغییرات تأثیرات تغییرات اقلیمی بر خشک‌سالی‌ها، بارش را بررسی نکرده‌اند. بنابراین هدف از انجام این پژوهش، بررسی دقت سه داده شبکه‌بندی شده‌ی PERSIANN-CDR، CHIRPS و ERA5 در برآورد مقدار مطلق شاخص بارش استاندارد شده ۳ (SPI3)، ۶ (SPI6)، و ۱۲ ماهه (SPI12)، تشخیص دوره‌های خشک‌سالی، و روند تغییرات SPI3، SPI6، و SPI12 در اقلیم‌های مختلف ایران بود.

## مواد و روش‌ها

تنوع اقلیمی یکی از شاخصه‌های ایران بشمار می‌رود. وجود رشته کوه‌های البرز و زاگرس و پهنه‌های آبی خلیج فارس و



شکل ۱. توزیع مکانی ایستگاه‌های مورد مطالعه

از آنجا که تابع توزیع گاما برای مقادیر  $x=0$  تعریف نشده است و سری بارش مقادیر زیادی عدد صفر دارد، تابع توزیع تجمعی بارش به شکل زیر در می‌آید (رابطه ۷).

$$H(x) = q + (1-q)G(x) \quad (7)$$

که در آن  $q$  تابع احتمال رخداد بارش صفر است. سپس تابع  $H(x)$  به تابع توزیع نرمال با مقادیر  $Z$  (که همان مقادیر SPI است) تبدیل می‌گردد. بدین منظور، از روش تبدیل زیر استفاده شد (رابطه ۸).

$$Z = SPI = \begin{cases} -\left(t - \frac{c_0 + c_1 t + c_2 t^2}{1 + d_1 t + d_2 t^2 + d_3 t^3}\right), t = \sqrt{\ln\left(\frac{1}{H(x)^2}\right)} & 0 < H(x) \leq 0.5 \\ \left(t - \frac{c_0 + c_1 t + c_2 t^2}{1 + d_1 t + d_2 t^2 + d_3 t^3}\right), t = \sqrt{\ln\left(\frac{1}{(1-H(x))^2}\right)} & 0.5 < H(x) \leq 1.0 \end{cases} \quad (8)$$

که در آن  $c_2=0.103228$ ،  $c_1=0.1802583$ ،  $c_0=2.515517$ ،  $d_3=0.101308$  و  $d_2=0.189269$ ،  $d_1=1.432788$  است (Abramowitz and Stegun, 1964). مقادیر SPI کمتر از  $-1/0$  دال بر وقوع خشک‌سالی است.

### روندیابی و حذف همبستگی سریالی

از آزمون ناپارامتری من-کندال<sup>۲۲</sup> برای بررسی معنی‌داری روند SPI از روابط (۹ تا ۱۲) استفاده شد (Yue and Wang, 2004).

$$S = \sum_{k=1}^{n-1} \sum_{j=k+1}^n \text{sign}(x_j - x_k) \quad (9)$$

$$\text{sign}(x_j - x_k) = \begin{cases} 1 & (x_j - x_k) > 0 \\ 0 & (x_j - x_k) = 0 \\ -1 & (x_j - x_k) < 0 \end{cases} \quad (10)$$

$$\text{Var}(S) = \{[n(n-1)(2n+5)] - \sum_{i=1}^m t_i(t_i-1)(2t_i+5)\} / 18 \quad (11)$$

$$Z = \begin{cases} S - 1 / \sqrt{\text{Var}(S)} & S > 0 \\ 0 & S = 0 \\ S + 1 / \sqrt{\text{Var}(S)} & S < 0 \end{cases} \quad (12)$$

که در آن‌ها  $S$  آماره آزمون،  $\text{sign}$  تابع علامت<sup>۲۳</sup>،  $n$  تعداد داده‌های سری،  $x_j$  و  $x_k$  به ترتیب داده‌های  $j$ ام و  $k$ ام،  $\text{Var}(S)$  واریانس آماره،  $m$  تعداد سری‌های است که در آن‌ها حداقل یک داده تکراری وجود دارد،  $t_i$  فراوانی داده‌های با ارزش یکسان و  $Z$  مقدار نرمال شده آماره است. اگر قدر مطلق  $Z$  بیشتر از  $1/96$  باشد، روند متغیر در سطح ۹۵ درصد معنی‌دار است.

قبل از روندیابی، وجود خود رگرسیون<sup>۲۴</sup> در سری زمانی SPI در مناطق مورد مطالعه به اثبات رسید. در این مطالعه بر مبنای روش پیشنهادی یو و وانگ<sup>۲۵</sup> (۲۰۰۴) همبستگی سریالی حذف شد.

داده‌های باز تحلیل شده ERA5 در سال ۲۰۱۸ توسط ECMWF<sup>۲۶</sup> جایگزین ERA-Interim شده است (Hersbach et al., 2020). مقیاس مکانی داده‌های ERA5 ۰/۲۵ درجه در ۰/۲۵ درجه می‌باشد و مقیاسی زمانی آن‌ها ساعتی تا ماهانه است. داده‌های CHIRPS ترکیبی از داده‌های اندازه‌گیری شده و ماهواره‌ای است که با روش‌های پیشرفته درونی‌یابی به صورت شبکه‌بندی شده (۰/۵ درجه در ۰/۵ درجه) ارائه شده است. داده‌های PERSIANN-CDR در مقیاس مکانی ۰/۲۵ درجه در ۰/۲۵ درجه برای مطالعات هیدرولوژیک و هیدروکلماتولوژی ارائه شده است. مبنای داده‌های PERSIANN-CDR داده‌های سنسج از دور ماهواره‌ای است که خطای آن‌ها بر مبنای داده‌های GPCP<sup>۲۱</sup> اصلاح شده است (Nguyen et al., 2020). داده‌های PERSIANN-CDR، CHIRPS و ERA5 بلند مدت بوده و برای مطالعه روند تغییرات و ارزیابی ریسک خشک‌سالی و سیل مناسب هستند (Funk et al., 2020).

### شاخص خشک‌سالی

برای کمی‌سازی خشک‌سالی‌های کوتاه مدت، میان مدت، بلند مدت به ترتیب از شاخص بارش استاندارد شده ۳، ۶، ۱۲ ماهه استفاده شد. بدین منظور تابع توزیع گاما بر داده‌های سری بارش ماهیانه برازش داده شد (Edwards and McKee, 1997). تابع چگالی احتمال گاما به صورت روابط (۱ و ۲) می‌باشد.

$$g(x) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-x/\beta} \quad (1)$$

$$\Gamma(\alpha) = \lim_{n \rightarrow \infty} \prod_{v=0}^{n-1} \frac{n! n^{v-1}}{y+v} \equiv \int_0^\infty y^{\alpha-1} e^{-y} dy \quad (2)$$

که  $\alpha < 0$  پارامتر شکل،  $\beta > 0$  پارامتر مقیاس،  $\Gamma$  تابع توزیع گاما و  $x > 0$  مقدار بارش است. با برازش تابع گاما بر سری بارش می‌توان  $\alpha$  و  $\beta$  را برآورد کرد. لیکن، روش زیر را برای تخمین  $\alpha$  و  $\beta$  پیشنهاد شده است (McKee and Edwards, 1997):

$$\hat{\alpha} = \frac{1}{4A} \left(1 + \sqrt{\frac{4A}{3}}\right) \quad (3)$$

$$\hat{\beta} = \frac{\bar{x}}{\hat{\alpha}} \quad (4)$$

$$A = \ln(\bar{x}) - \frac{\sum \ln(x)}{n} \quad (5)$$

که در آن  $\hat{\alpha}$  و  $\hat{\beta}$  مقادیر تخمینی  $\alpha$  و  $\beta$  و  $n$  تعداد داده مشاهده شده بارش می‌باشد. با استفاده از مقادیر  $\hat{\alpha}$  و  $\hat{\beta}$  و انتگرال-گیری از تابع گاما بارش، تابع توزیع تجمعی بارش برای ماه و بازه زمانی مورد نظر (۳، ۶ و ۱۲ ماهه) حاصل می‌گردد (رابطه ۶).

$$G(x) = \int_0^x g(x) dx = \frac{1}{\hat{\beta} \hat{\alpha} \Gamma(\hat{\alpha})} \int_0^x x^{\hat{\alpha}-1} e^{-x/\hat{\beta}} \quad (6)$$

## نتایج و بحث

مقدار میانگین RMSE برای SPI3 برآورد شده بر مبنای ERA5، CHIRPS و PERSIANN-CDR به ترتیب برای مناطق مرطوب/نیمه مرطوب ۰/۷۶، ۱/۱۰ و ۱/۰۷، برای مناطق خشک ۰/۶۶، ۰/۹۰ و ۰/۷۹، و برای نواحی نیمه خشک ۰/۸۷ و ۰/۷۴ بود (شکل ۲-۱، ۲-۲، ۲-۳). مقدار این آماره برای SPI6 برای نواحی مرطوب/نیمه مرطوب به ترتیب ۰/۷۹، ۱/۱۵ و ۱/۱۱، برای مناطق خشک ۰/۶۷، ۰/۸۹ و ۰/۷۵، و برای نواحی نیمه خشک ۰/۶۳، ۰/۹۰ و ۰/۷۱ بود (شکل ۲-۴، ۲-۵ و ۲-۶). میانگین مقادیر RMSE برای برآورد SPI12 بر مبنای ERA5، CHIRPS و PERSIANN-CDR به ترتیب برای مناطق مرطوب/نیمه مرطوب ۰/۹۹، ۱/۲۷ و ۰/۸۲، برای مناطق خشک ۰/۶۶، ۰/۹۷ و ۰/۸۲، و برای نواحی نیمه خشک ۰/۵۹، ۱/۰۰ و ۰/۹۱ بود (شکل ۲-۷، ۲-۸، ۲-۹). داده‌های CHIRPS و PERSIANN-CDR مقدار RMSE را برای اکثر نقاط بیش از ۰/۷۵ برآورد کردند (شکل ۲). لیکن خطای مطلق ERA5 برای اکثر نقاط کمتر از ۰/۷۵ بود که بیانگر عملکرد بهتر ERA5 در برآورد مقدار SPI است. داده‌های بارش شبکه بندی شده مقادیر NSE قابل قبولی ( $< 0.50$ ) برای SPI3، SPI6، و SPI12 در مناطق مرطوب ارائه نداند (شکل ۳). این نتایج بیانگر آن است که برای مناطق مرطوب بین البرز و دریای خزر، داده‌های شبکه بندی شده استفاده شده برای برآورد بارش و خشک‌سالی مناسب نیستند. به نظر می‌رسد توپوگرافی پیچیده، آب و هوای محلی و تاثیرات محلی، وجود ریزبارش‌های کوتاه مدت (که یکی از شاخص‌های مهم رژیم بارش خزری است)، مقدار زیاد رطوبت هوا، و ابرناکی بالا عوامل اصلی خطای بالای داده‌های جایگزین<sup>۳۲</sup> برای مناطق مرطوب شمال کشور است (Taghizadeh et al., 2021). نتایج به دست آمده برای مناطق مرطوب شمال کشور با نتایج درند<sup>۳۳</sup> و همکاران (۲۰۱۷)، قضا و همکاران (۲۰۲۲)، تقی‌زاده و همکاران (۲۰۲۱)، و کیخسروی-کیانی و همکاران (۲۰۲۱) همخوانی دارد. مقادیر NSE برای ERA5 در بیش از ۶۲ درصد نواحی خشک و نیمه خشک بیش از ۰/۵۰ بود (شکل ۳-۱، ۳-۳، ۳-۴ و ۳-۷). لیکن، CHIRPS و PERSIANN-CDR برآورد مناسبی از شاخص‌های خشک‌سالی در اکثر مناطق خشک و نیمه خشک نشان ندادند. تقی‌زاده و همکاران (۲۰۲۱) و کیخسروی-کیانی و همکاران (۲۰۲۱) برآورد مناسب محصولات ERA5 برای مطالعه بارش و خشک‌سالی مناطق خشک و نیمه-خشک ایران را گزارش کرده‌اند. لیکن قضا و همکاران (۲۰۲۲) و کریم‌زاده<sup>۳۴</sup> و همکاران (۲۰۲۲) تغییرپذیری زیادی برای دقت داده‌های CHIRPS و PERSIANN-CDR برای تخمین SPI در مناطق خشک و نیمه‌خشک کشور مشاهده کردند. بنابراین

برآوردگر شیب سین<sup>۳۶</sup> (SSE) نیز برای تعیین جهت و مقدار شیب SPI با روش سین (۱۹۶۸) محاسبه شد (رابطه ۱۳).

$$Q_i = (x_i - x_j) / (t_i - t_j) \quad (13)$$

که در آن،  $x_i$  و  $x_j$  به ترتیب داده‌های مشاهده‌شده در زمان  $t_i$  و  $t_j$  می‌باشند و  $I < j < n$  است. با اعمال رابطه فوق یک سری زمانی از شیب‌های محاسبه شده حاصل می‌شود که بر مبنای آن SSE تعیین می‌شود.

## ارزیابی آماری

به منظور ارزیابی خطای داده‌های شبکه‌بندی شده برای SPI3، SPI6 و SPI12 و تشخیص ماه‌های خشک‌سالی، از آماره‌های ریشه میانگین مربعات خطا<sup>۳۷</sup> (RMSE) و ضریب کارایی مدل نش-ساتکلیف<sup>۳۸</sup> (NSE) استفاده شد (روابط ۱۴ و ۱۵).

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n (S_i - O_i)^2 / n} \quad (14)$$

$$NSE = \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2 - \sum_{i=1}^n (S_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (15)$$

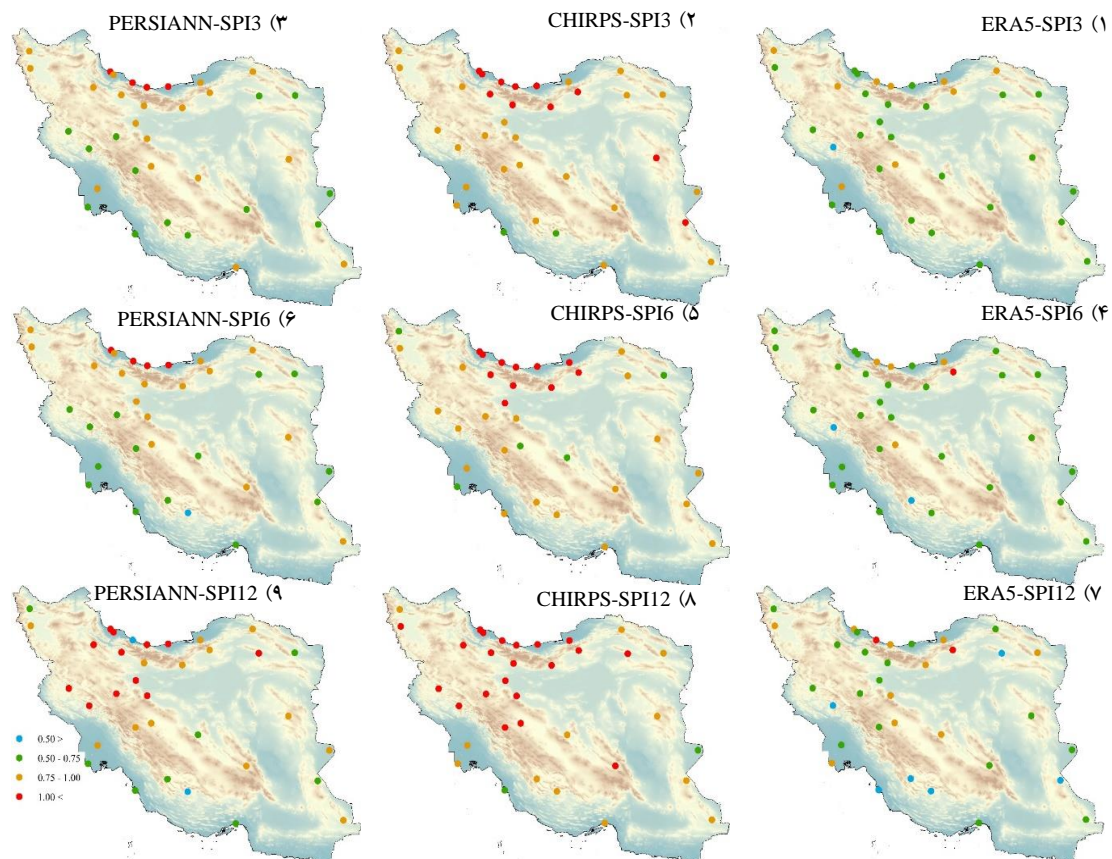
که در آن‌ها  $S_i$  و  $O_i$  مقادیر پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده،  $\bar{O}$  میانگین داده‌های مشاهده شده و  $n$  تعداد جفت مقایسه‌ها می‌باشد. آماره‌ی NSE بین ۱/۰ تا  $-\infty$  تغییر می‌کند. موریاوسی<sup>۳۹</sup> و همکاران (۲۰۰۷) پیشنهاد کردند که برآورد‌های با مقدار NSE بیش از ۰/۵۰ قابل قبول فرض شود. بنابراین در این مطالعه مقادیر NSE بیش از ۰/۵۰ قابل قبول در نظر گرفته شد. برای بررسی تشخیص ماه‌های خشک‌سالی از شاخص موفقیت بحرانی<sup>۳۰</sup> (CSI) طبق رابطه (۱۶) استفاده شد (Xiong et al., 2022).

$$CSI = \frac{d_{11}}{d_{11} + d_{10} + d_{01}} \quad (16)$$

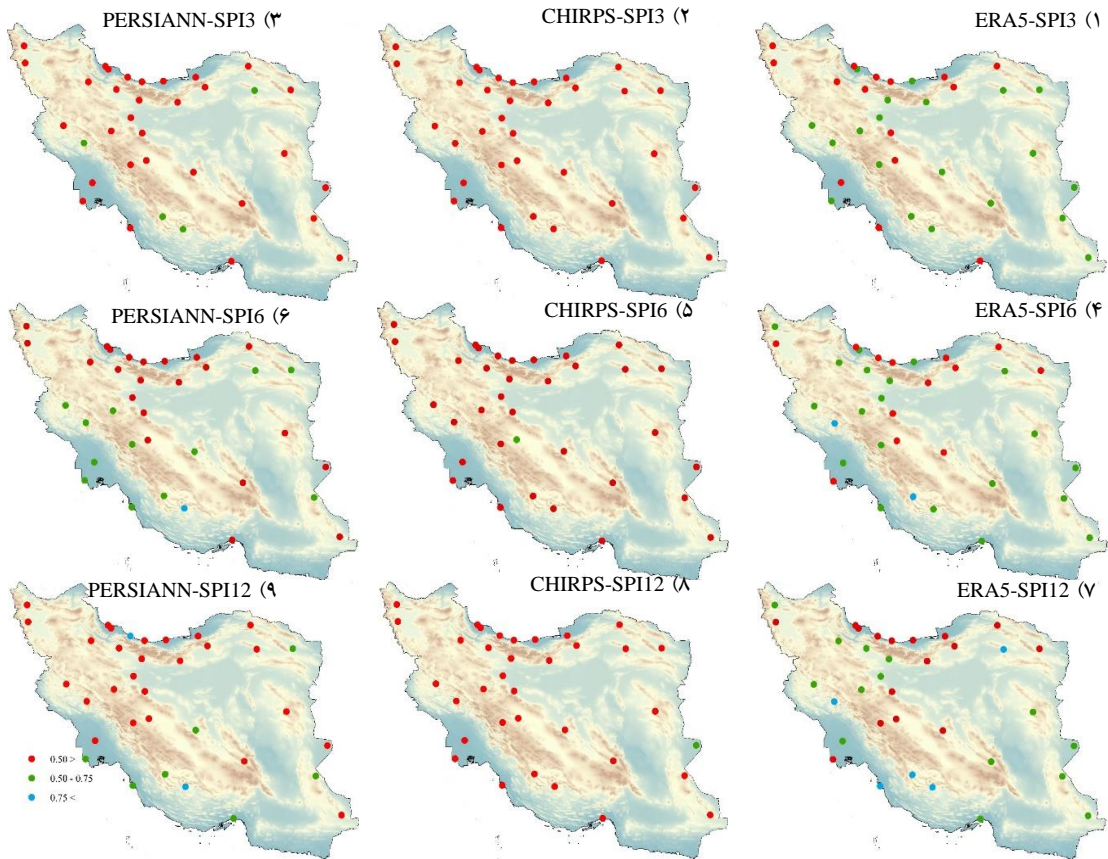
که در آن  $d_{11}$  بیانگر تعداد ماه‌های خشک‌سالی است که توسط داده‌های مشاهداتی و شبکه‌بندی شده تشخیص داده شده است،  $d_{10}$  نشانگر تعداد ماه‌های است که خشک‌سالی به-اشتباه توسط داده‌های شبکه‌بندی شده برآورد شده، و  $d_{01}$  نیز تعداد ماه‌های است که خشک‌سالی‌ها توسط داده‌های شبکه-بندی شده به اشتباه تشخیص داده نشده است. شاخص CSI بین صفر (بدترین عملکرد) و ۱/۰ (بهترین عملکرد) نوسان می‌کند. از آنجایی که این شاخص هر دوگونه تشخیص اشتباه را در نظر می‌گیرد، شاخصی متعادل‌تر و قابل اعتمادتری به حساب می‌آید (Xiong et al., 2022). مقادیر CSI بیش از ۰/۵۰ به عنوان عملکرد قابل قبول برای تشخیص دوره‌های خشک‌سالی در نظر گرفته شد (Abebe et al., 2020; Miller et al., 2021).

خشک‌سالی ارائه ندادند. همچنین ERA5 برآورد مناسب‌تری از ماه‌های خشک‌سالی در بازه‌ی ۱۲ ماهه نسبت به خشک‌سالی‌های کوتاه‌مدت‌تر ۳ و ۶ ماهه در مناطق خشک و نیمه خشک ارائه داد. دو دوره‌ی خشک‌سالی ۱۹۹۸-۲۰۰۱ و ۲۰۰۷-۲۰۰۹ از بلندترین و شدیدترین دوره‌های خشک‌سالی در خاورمیانه و ایران بوده‌اند، که خسارات زیادی را برای کشاورزی و اقتصاد ایران به‌همراه داشته‌اند ( Kam et al., 2022; Nouri and Homaei, 2020; OCHA, 2000; Trigo et al., 2010). شکل (۵) بیانگر آن است که در اکثر موارد، ERA5 این دوره‌های خشک‌سالی گسترده را بخوبی برآورد کرده است. لازم به ذکر است که این دو دوره‌ی خشک‌سالی در همه موارد مشاهده نشد. به عنوان مثال، خشک‌سالی ۱۹۹۸-۲۰۰۰ در مناطق خشک و نیمه خشک شمال شرقی رخ نداده است (شکل ۵). بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که داده‌های بارش ERA5 برای ایجاد سیستم‌های نظارت<sup>۳۵</sup> و هشدار سریع<sup>۳۶</sup> خشک‌سالی‌های بلند مدت در مناطق خشک و نیمه خشک کاربرد دارند.

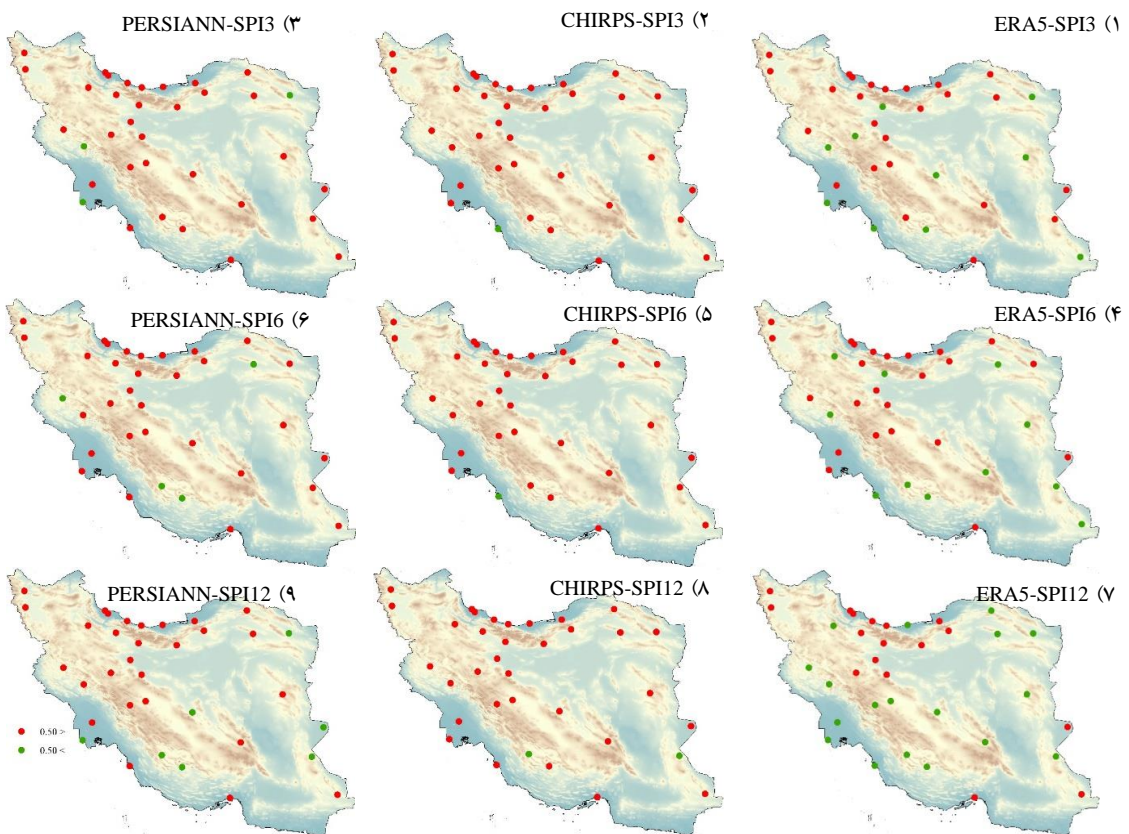
به‌طور کلی می‌توان نتیجه گرفت که ERA5 دقت مناسب‌تری برای برآورد شاخص SPI در مقیاس‌های مختلف در نواحی خشک و نیمه خشک نسبت به CHIRPS و PERSIANN-CDR دارد. همانطور که در شکل ۴ قابل مشاهده است، میزان CSI برای محصولات PERSIANN-CDR و CHIRPS در اکثر موارد کمتر از ۰/۵۰ محاسبه شد. در مناطق مرطوب شمالی، ERA5 مقادیر CSI قابل قبول ( $< 0/50$ ) را صرفاً برای SPI12 در بابل‌سر نشان داد (شکل ۴-۱، ۴-۴، و ۴-۷). لیکن، محصول بارش ERA5 در بیش از یک سوم ایستگاه‌های خشک و نیمه‌خشک برای SPI3 و SPI6 بیش از ۰/۵۰ بود. همچنین، در حدود ۵۹ درصد از مناطق خشک و نیمه‌خشک، CSI بیش از ۰/۵۰ برای SPI12 محاسبه شده بر مبنای ERA5 بدست آمد. بنابراین، همانند مقادیر شاخص‌ها، داده‌های ERA5 تشخیص بهتری از ماه‌های خشک‌سالی برای مناطق خشک و نیمه خشک داشته‌اند. لیکن برای مناطق مرطوب سواحل خزر، هر سه محصول تشخیص مناسبی از ماه‌های



شکل ۲. مقادیر RMSE محاسبه شده برای SPI3، SPI6، و SPI12 بر مبنای محصولات ERA5، CHIRPS و PERSIANN-CDR

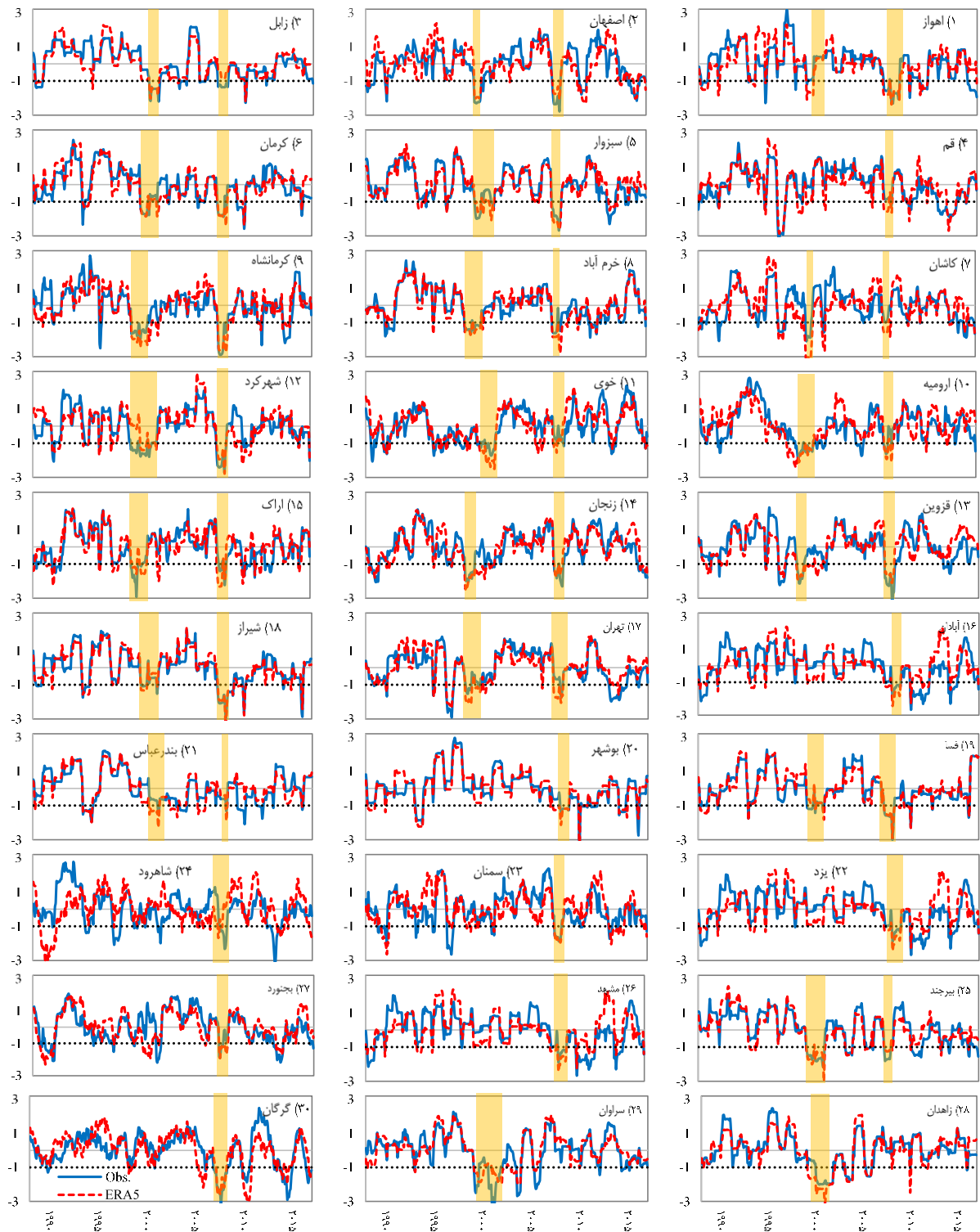


شکل ۳. مقادیر NSE محاسبه شده برای SPI3، SPI6، و SPI12 بر مبنای محصولات ERA5، CHIRPS و PERSIANN-CDR



شکل ۴. مقادیر CSI محاسبه شده برای SPI3، SPI6، و SPI12 بر مبنای محصولات ERA5، CHIRPS و PERSIANN-CDR





شکل ۵. سری زمانی SPI12 مشاهداتی و برآورده شده بوسیله‌ی ERA5 و توانایی محصولات ERA5 در تشخیص خشک‌سالی‌های بلند مدت ۱۹۹۸-۲۰۰۱ و ۲۰۰۹-۲۰۰۷ در مناطق خشک و نیمه خشک (نوارهای زرد بیانگر دوره‌های خشک‌سالی ۱۹۹۸-۲۰۰۱ و ۲۰۰۷-۲۰۰۹ است)

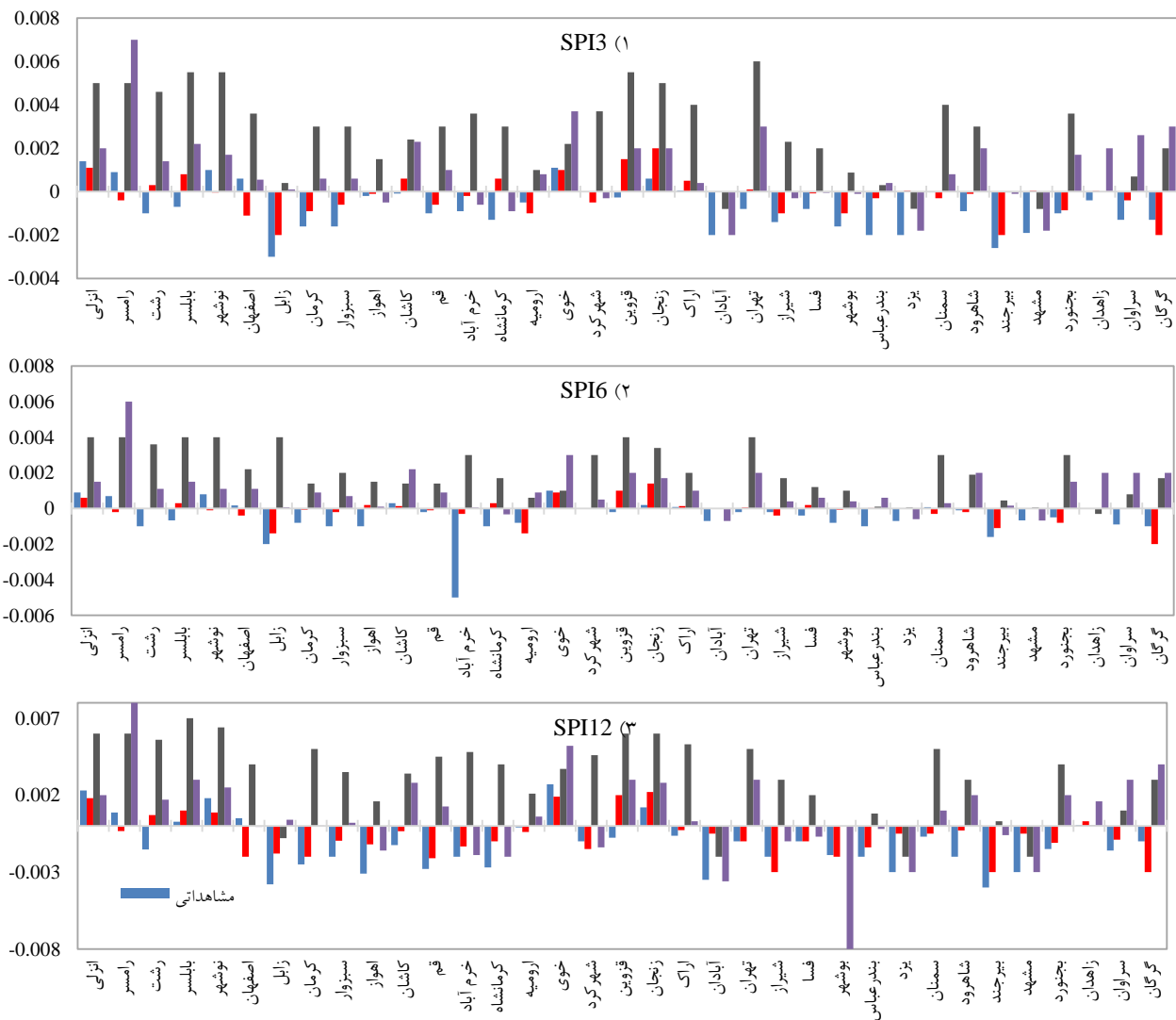
کند. برای مثال در مورد ایستگاه قم با وجود آنکه ERA5 با دقت مناسبی مقدار SPI12 را برآورد کرده است، در دوره‌های ۱۹۹۹-۲۰۰۰ و ۲۰۰۸-۲۰۰۹ به اشتباه خشک‌سالی برآورد کرده است و همچنین خشک‌سالی بلندمدت ۲۰۱۳-۲۰۱۵ را بخوبی برآورد نکرده است (شکل ۵). برعکس، در منطقه اصفهان

داده‌های ERA5 برای ایستگاه‌های زابل، قم، خوی، قزوین، اراک، بندرعباس، و سراوان که CSI کمتر از ۰/۵۰ برای SPI6 و SPI12 داشته‌اند، NSE بیش از ۰/۵۰ برآورد کرد. بنابراین، داده‌های شبکه‌بندی شده ممکن است تخمین مناسبی از SPI داشته باشند، لیکن در تشخیص خشک‌سالی‌ها ضعیف عمل

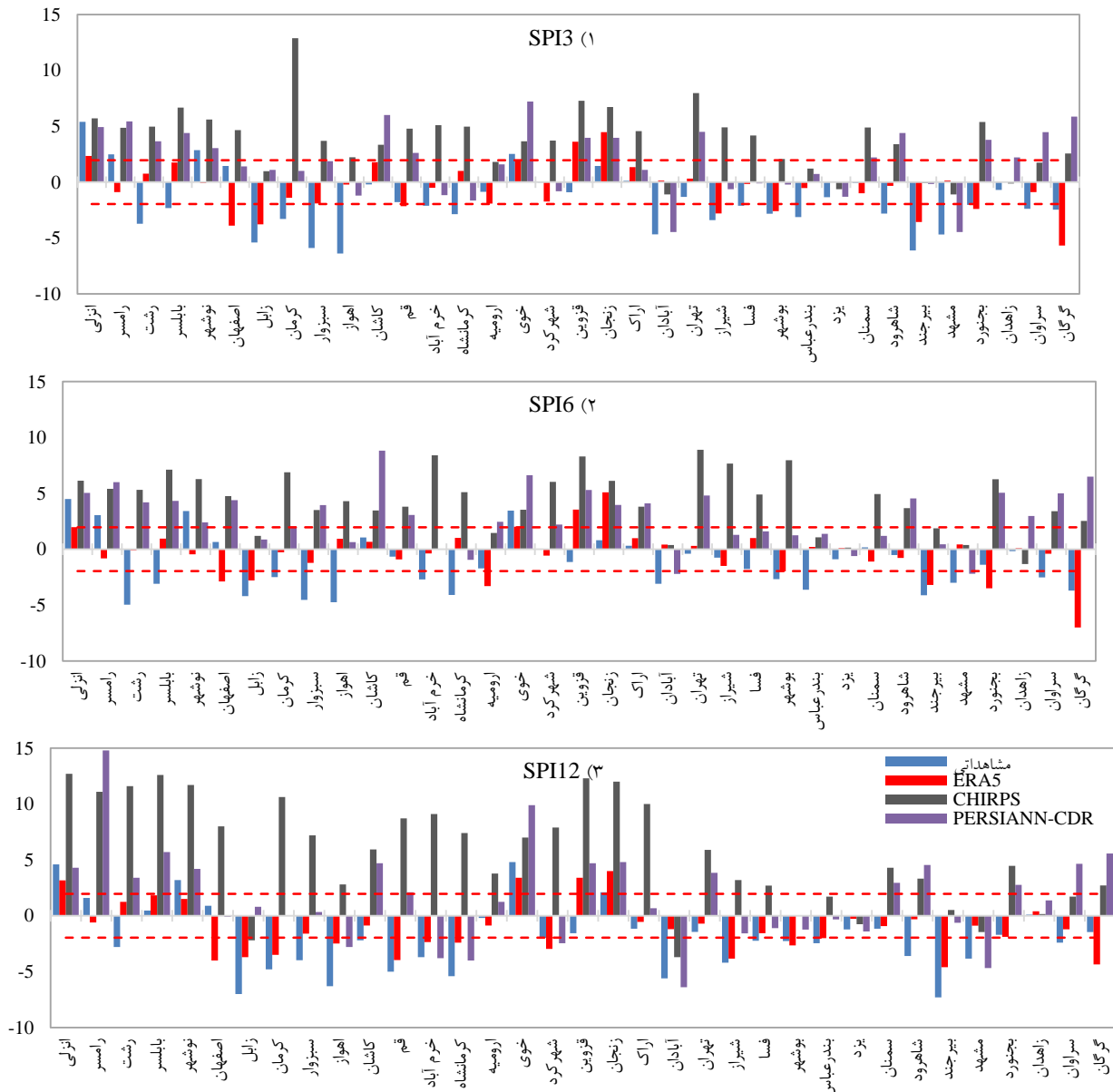
مطابق با شیب مشاهداتی برآورد کردند. داده‌های ERA5 برای SPI3 و SPI6 در دو ایستگاه مرطوب/نیمه مرطوب شمالی و برای SPI12 در سه ایستگاه مرطوب/نیمه مرطوب معنی داری مطابق با SPI مشاهداتی نشان دادند. داده‌های PERSIANN-CDR و CHIRPS برای SPI12 در دو ایستگاه مرطوب/نیمه مرطوب و برای SPI3 و SPI6 در سه ایستگاه مرطوب/نیمه مرطوب معنی‌داری مطابق با سری زمانی مشاهداتی ارائه دادند. در مناطق خشک و نیمه خشک، SSE برای SPI3، SPI6 و SPI12 محاسبه شده بر مبنای ERA5 به ترتیب در ۵۵، ۶۶ و ۹۳ درصد از ایستگاه‌ها با جهت شیب مشاهداتی مطابقت داشت (شکل ۶). داده‌های شبکه‌بندی شده CHIRPS در کمتر از یک سوم مناطق خشک و نیمه خشک برآورد درستی از شیب تغییرات SPI داشتند. همچنین، شیب تغییرات SPI3، SPI6 و SPI12 به ترتیب در ۳۴، ۴۸ و ۵۲ درصد از نواحی خشک و نیمه خشک توسط داده‌های PERSIANN-CDR بدرستی برآورد شد.

که NSE محصول بارش ERA5 حدود ۰/۴۰ برآورد شده است، CSI حدود ۰/۶۱ برای SPI12 برآورد شد. شکل ۵-۲ نشان می‌دهد که داده‌های بارش ERA5 پنج دوره از شش خشک‌سالی رخ داده طی ۱۹۹۳-۲۰۱۷ در اصفهان را بخوبی شبیه‌سازی کرده است.

مقادیر برآوردگر شیب سین (SSE) محاسبه شده برای مناطق مختلف در شکل (۶) آورده شده است. شیب SPI3 محاسبه شده بر مبنای داده‌های شبکه بندی شده و شیب SPI6 بر مبنای PERSIANN-CDR و CHIRPS با شیب SPI داده‌های زمینی در سه منطقه مرطوب/نیمه مرطوب مطابقت داشت. همچنین، شیب SPI12 محاسبه شده بر مبنای ERA5، PERSIANN-CDR و CHIRPS در چهار منطقه از شش منطقه مرطوب/نیمه مرطوب شمال کشور مطابق با شیب SPI12 مشاهداتی برآورد شد. بنابراین با وجود آنکه داده‌های شبکه‌بندی شده در مناطق مرطوب/نیمه مرطوب شمالی برآورد مناسبی از خشک‌سالی‌ها و SPI12 نداشتند، شیب SPI12 را



شکل ۶ مقادیر SEE برای مناطق مورد مطالعه



شکل ۷. مقادیر MKZ برای مناطق مورد مطالعه (خطوط قرمز خط چین بیانگر حدود معنی‌داری شیب در سطح ۹۵٪ است)

نشان داد که ERA5 روند و معنی‌داری SPI12 را نسبت به SPI3 و SPI6 با دقت بهتری برآورد کرده است.

داده‌های بازتخلی شده ERA5 برای بررسی تغییرات توزیع بارش و خشک‌سالی، بویژه خشک‌سالی‌های بلند مدت، تحت تغییرات اقلیمی در مناطق داده محدود ایران کاربرد دارند. همچنین در برخی مناطق مرطوب از قبیل بندر انزلی که برآورد SPI و تشخیص ماه‌های خشک‌سالی با دقت انجام نشده است، داده‌های شبکه بندی شده ERA5، PERSIANN-CDR و CHIRPS جهت و معنی‌داری شیب را با دقت مناسبی برآورد کردند. بنابراین با وجود دقت نامناسب داده‌ها بر مبنای آماره‌های NSE و CSI، این داده‌ها می‌توان برای مطالعات تغییرات اقلیمی استفاده کرد. نوری و همایی (۲۰۲۱) نشان دادند که با وجود آن‌که داده‌های ERA5 تخمین نامناسبی از عمق برف داشته

مقدار آماری آزمون من-کندال (MKZ) نشانگر آن است که ERA5، CHIRPS و PERSIANN-CDR در به ترتیب ۵۲، ۱۴، و ۲۴ درصد از مناطق خشک و نیمه خشک معنی‌داری شیب SPI3 و SPI6 را به‌درستی برآورد کردند (شکل ۷). همچنین برای SPI12، داده‌های ERA5، CHIRPS و PERSIANN-CDR در به ترتیب ۶۹، ۲۱، و ۴۵ از نواحی خشک و نیمه‌خشک برآورد درستی از معنی‌داری شیب داشته‌اند. بنابراین داده‌های ERA5 روند نزولی SPI را برای بیش از نیمی از مناطق خشک و نیمه خشک بخوبی برآورد کرده است. لیکن روند صعودی SPI بر مبنای CHIRPS و PERSIANN-CDR در مناطق خشک و نیمه خشک بیانگر آن است که این داده‌ها روند افزایش تواتر و شدت خشک‌سالی‌های دهه اخیر ایران تحت تاثیر تغییرات اقلیمی را بخوبی به تصویر نکشیده‌اند (شکل‌های ۶ و ۷). همچنین، نتایج

خشک‌سالی بر مبنای داده‌های شبکه‌بندی شده در ایران انجام شده است (Karimi and Heidari, 2023; Sadat Hoseeni et al., 2022). لیکن، این مطالعات روندیابی صرفاً بر مبنای داده‌های شبکه‌بندی شده بوده است و با داده‌های زمینی مقایسه‌ای صورت نگرفته است.

### نتیجه‌گیری

توانایی سه داده شبکه بندی شده ERA5, CHIRPS و PERSIANN-CDR در برآورد مقدار، تشخیص دوره‌های خشک-سالی و روند SPI6, SPI3 و SPI12 در اقلیم‌های متفاوت کشور مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که داده‌های شبکه‌بندی شده مقادیر شاخص‌ها و دوره‌های خشک‌سالی را با دقت کمی در مناطق مرطوب شمالی برآورد کرده‌اند. محصولات بارش ERA5 برآورد مناسب‌تری از مقدار SPI در اکثر مناطق خشک و نیمه-خشک داشت. مقدار متوسط NSE داده‌های ERA5, CHIRPS و PERSIANN-CDR به ترتیب برای SPI3 ۰/۴۹، ۰/۰۹ و ۰/۲۶، برای SPI6 ۰/۵۲، ۰/۰۹ و ۰/۳۲، و SPI12 ۰/۵۰، ۰/۱۵ و ۰/۱۴ بود. همچنین مقادیر CSI متوسط محاسبه شده برای ERA5، CHIRPS و PERSIANN-CDR به ترتیب ۰/۴۴، ۰/۲۸ و ۰/۳۴ و برای SPI3 ۰/۴۵، ۰/۲۹ و ۰/۳۷، و SPI6 ۰/۴۶ و ۰/۲۶ و SPI12 ۰/۳۸ بود. در بیش از نیمی از مناطق خشک و نیمه-خشک، SPI12 محاسبه شده بر مبنای ERA5 مقدار CSI بیش از ۰/۵۰ برآورد داشت. همچنین، دو دوره خشک‌سالی شدید و طولانی ۱۹۹۸-۲۰۰۱ و ۲۰۰۷-۲۰۰۹ که در اکثر مناطق خشک و نیمه-خشک ایران رخ داده است، بدرستی توسط داده‌های ERA5 تشخیص داده شد. محصولات بارش ERA5 برآورد مناسب‌تری از ماه‌های خشک‌سالی در بازه‌ی ۱۲ ماهه نسبت به خشک‌سالی‌های کوتاه مدت‌تر ۳ و ۶ ماهه در مناطق خشک و نیمه خشک نشان داد. با وجود عملکرد نسبتاً ضعیف داده‌های شبکه‌بندی شده در برآورد مقدار SPI12 برای مناطق مرطوب/نیمه مرطوب شمالی، جهت شیب تغییرات این شاخص در ۴ ایستگاه از ۶ ایستگاه‌های مرطوب/نیمه مرطوب به‌درستی برآورد شد. شیب تغییرات SPI3، SPI6 و SPI12 محاسبه شده بر مبنای ERA5 در به ترتیب ۵۵، ۶۶ و ۹۳ درصد از ایستگاه‌های خشک و نیمه خشک نیز مطابق با جهت شیب مشاهداتی بود. لیکن عملکرد PERSIANN-CDR و CHIRPS در برآورد جهت و معنی‌داری شیب در اکثر مناطق خشک و نیمه‌خشک مناسب نبود. داده‌های شبکه بندی شده ممکن است تخمین مناسبی از SPI و ماه‌های خشک‌سالی نداشته باشند، لیکن جهت و معنی‌داری شیب خشک‌سالی‌ها را با دقت مناسبی برآورد کنند. بنابراین ارزیابی عملکرد داده‌های شبکه‌بندی شده در روندیابی خشک‌سالی‌ها برای مطالعات تغییرات اقلیمی ضروری است. داده‌های ERA5 نیز می‌توانند به تصمیم‌گیران برای ایجاد شبکه‌های نظارت و هشدار سریع خشک‌سالی کشور، بویژه برای مناطق خشک و نیمه‌خشک، باری رسانند.

است، جهت و معنی‌داری عمق برف توسط ERA5 به‌خوبی برآورد شد. آن‌ها همچنین نشان دادند که داده‌های بازتحلیل شده برآورد مناسب‌تری از متغیرهای که از مجموعه‌ی از داده‌ها به‌دست می‌آیند (از قبیل تبخیر و تعرق مرجع)، و متغیرهای که از نسبت داده‌ها ایجاد می‌شوند (از قبیل تعداد روز برفی به روزهای تر) ارائه می‌دهند. نتایج فوق بیانگر آن است که اکتفا کردن به دقت مطلق داده‌ها برای بررسی کفایت داده‌های بازتحلیل شده و سنجش از دور برای مطالعات تغییرات اقلیمی احتمالاً گمراه کننده است. بطورکلی ERA5 برای پایش SPI در مناطق خشک و نیمه-خشک کشور می‌تواند مورد استفاده قرار گیرند. لیکن، در مناطق مرطوب/نیمه مرطوب شمالی داده‌های شبکه‌بندی شده برآورد مناسبی از SPI نداشتند. تقی‌زاده و همکاران (۲۰۲۱)، کیخسروی-کیانی و همکاران (۲۰۲۱)، قضا و همکاران (۲۰۲۲)، و کریم‌زاده و همکاران (۲۰۲۲) نیز برآورد نامناسب ERA5، CHIRPS و PERSIANN-CDR برای تخمین SPI در مرطوب/نیمه‌مرطوب شمال کشور را گزارش کردند. داده‌های شبکه‌بندی CHIRPS در اکثر مناطق CSI کمتر از ۰/۵۰ داشتند که با نتایج کریم‌زاده و همکاران (۲۰۲۲) همخوانی دارد. همچنین، PERSIANN-CDR در مناطق زابل، یزد، زاهدان، مشهد، فسا، شیراز، و آبادان مقادیر CSI بیش از ۰/۵۰ برای SPI12 ارائه داد. لیکن، کریم‌زاده و همکاران (۲۰۲۲) عملکرد ضعیف PERSIANN-CDR را در یزد گزارش کردند، که این تفاوت ممکن است به طول دوره‌ی مطالعاتی متفاوت مربوط باشد. بر خلاف پژوهش کنونی که نتایج بصورت نقطه‌ای بیان شده است، در برخی مطالعات، از قبیل کیخسروی-کیانی و همکاران (۲۰۲۱)، روش‌های درون‌یابی برای بیان دقت داده‌های شبکه‌بندی شده استفاده شده است. لیکن، این می‌تواند در برخی مناطق (از قبیل دشت کویر) که تراکم داده‌های زمینی مناسب نیست، عدم قطعیت بالای روش‌های درون‌یابی را به مطالعه تحمیل کند (Keikhosravi-Kiany et al., 2021). نتایج این مطالعه نشان داد که ماه‌های خشک‌سالی در بازه‌های ۱۲ ماهه با دقت مناسب‌تری در مقایسه با بازه‌های ۳ و ۶ ماهه برآورد شد. کیخسروی-کیانی و همکاران (۲۰۲۱) و کریم‌زاده و همکاران (۲۰۲۲) نیز بیان کردند که داده‌های ماهواره‌ای و بازتحلیل شده دوره‌های خشک‌سالی‌های بلندمدت‌تر را با دقت بهتری برآورد می‌کنند. مهم‌ترین تفاوت مطالعه‌ی کنونی نسبت به مطالعات انجام شده در رابطه با روندیابی است. همانطور که قبلاً ذکر شد صرفاً ارزیابی مقدار و توانایی تشخیص ماه‌های خشک‌سالی نمی‌تواند دلالت بر کیفیت داده‌های شبکه‌بندی شده برای بررسی تاثیرات تغییرات اقلیمی باشد. بنابراین در این مطالعه توانایی پایش و روندیابی داده‌ها توأمان مورد تحلیل و بررسی قرار گرفت، که می‌توان آن را به عنوان جنبه‌ی نوآوری پژوهش نیز دانست. شایان ذکر است که اخیراً مطالعاتی در رابطه با روندیابی بارش و

**Reference:**

- Abarghouei, H. B., Zarch, M. A. A., Dastorani, M. T., Kousari, M. R., & Zarch, M. S. (2011). The survey of climatic drought trend in Iran. *Stochastic environmental research and risk assessment*, 25(6), 851-863.
- Abebe, S. A., Qin, T., Yan, D., Gelaw, E. B., Workneh, H. T., Kun, W., Liu, S., & Dong, B. (2020). Spatial and Temporal Evaluation of the Latest High-Resolution Precipitation Products over the Upper Blue Nile River Basin, Ethiopia. *Water*, 12, 3072. <https://doi.org/10.3390/w12113072>
- Abramowitz, M., & Stegun, I. A. (1964). *Handbook of mathematical functions: with formulas, graphs, and mathematical tables*. Courier Corporation.
- Bannayan, M., Sanjani, S., Alizadeh, A., Lotfabadi, S., & Mohamadian, A. (2010). Association between climate indices, aridity index, and rainfed crop yield in northeast of Iran. *Field Crops Research*, 118(2), 105-114.
- Bazrafshan, O., Zamani, H., & Shekari, M. (2019). A copula-based index for drought analysis in arid and semi-arid regions of Iran. *Natural Resource Modeling*, 33, e12237. <https://doi.org/10.1111/nrm.12237>
- Bouaziz, M., Medhioub, E., & Csaplovisc, E. (2021). A machine learning model for drought tracking and forecasting using remote precipitation data and a standardized precipitation index from arid regions. *Journal of Arid Environments*, 189, 104478. <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2021.104478>
- Dai, A. (2011). Drought under global warming: a review. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change*, 2(1), 45-65. <https://doi.org/10.1002/wcc.81>
- Darand, M., Amanollahi, J., & Zandkarimi, S. (2017). Evaluation of the performance of TRMM Multi-satellite Precipitation Analysis (TMPA) estimation over Iran. *Atmospheric Research*, 190, 121-127. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2017.02.011>
- Darand, M., & Pazhoh, F. (2022). Spatiotemporal changes in precipitation concentration over Iran during 1962–2019. *Climatic Change*, 173, 25. <https://doi.org/10.1007/s10584-022-03421-z>
- Dashtpajardi, M. M., Kousari, M. R., Vagharfard, H., Ghonchepour, D., Hosseini, M. E., & Ahani, H. (2015). An investigation of drought magnitude trend during 1975–2005 in arid and semi-arid regions of Iran. *Environmental Earth Sciences*, 73(3), 1231-1244. <https://doi.org/10.1007/s12665-014-3477-1>
- Dee, D. P., Balsameda, M., Balsamo, G., Engelen, R., Simmons, A. J., & Thépaut, J. N. (2014). Toward a Consistent Reanalysis of the Climate System. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 95(8), 1235-1248. <https://doi.org/10.1175/bams-d-13-00043.1>
- Edwards, D. C., & McKee, T. B. (1997). Characteristics of 20th Century drought in the United States at multiple time scales, *Atmospheric Science Paper No. 634, Climatology Report No. 97-2*. C. Department of Atmospheric Science Colorado State University Fort Collins, USA.
- Funk, C., Peterson, P., Landsfeld, M., Davenport, F., Becker, A., Schneider, U., Pedreros, D., McNally, A., Arsenault, K., Harrison, L., & Shukla, S. (2020). Algorithm and Data Improvements for Version 2.1 of the Climate Hazards Center's InfraRed Precipitation with Stations Data Set. In V. Levizzani, C. Kidd, D. B. Kirschbaum, C. D. Kummerow, K. Nakamura, & F. J. Turk (Eds.), *Satellite Precipitation Measurement: Volume 1* (pp. 409-427). Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-24568-9-23>.
- Gao, F., Zhang, Y., Ren, X., Yao, Y., Hao, Z., & Cai, W. (2018). Evaluation of CHIRPS and its application for drought monitoring over the Haihe River Basin, China. *Natural Hazards*, 92(1), 155-172. <https://doi.org/10.1007/s11069-018-3196-0>
- Ghozat, A., Sharafati, A., & Hosseini, S. A. (2022). Satellite-based monitoring of meteorological drought over different regions of Iran: application of the CHIRPS precipitation product. *Environmental Science and Pollution Research*, 29, 36115-36132. <https://doi.org/10.1007/s11356-022-18773-3>
- Godfray, H. C. J., Beddington, J. R., Crute, I. R., Haddad, L., Lawrence, D., Muir, J. F., Pretty, J., Robinson, S., Thomas, S. M., & Toulmin, C. (2010). Food security: the challenge of feeding 9 billion people. *Science*, 327(5967), 812-818.
- Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Hirahara, S., Horányi, A., Muñoz-Sabater, J., Nicolas, J., Peubey, C., Radu, R., Schepers, D., Simmons, A., Soci, C., Abdalla, S., Abellan, X., Balsamo, G., Bechtold, P., Biavati, G., Bidlot, J., Bonavita, M., Chiara, G., Dahlgren, P., Dee, D., Diamantakis, M., Dragani, R., Flemming, J., Forbes, R., Fuentes, M., Geer, A., Haimberger, L., Healy, S., Hogan, R. J., Hólm, E., Janisková, M., Keeley, S., Laloyaux, P., Lopez, P., Lupu, C., Radnoti, G., Rosnay, P., Rozum, I., Vamborg, F., Villaume, S., & Thépaut, J. N. (2020). The ERA5 global reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 146, 1999-2049. <https://doi.org/10.1002/qj.3803>
- Kam, J., Min, S.-K., Park, C.-K., Kim, B.-H., & Kug, J.-S. (2022). Human Contribution to 2020/21-like Persistent Iran Meteorological Droughts. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 103(12), E2930-E2936. <https://doi.org/10.1175/bams-d-22-0149.1>
- Karimi, M. and Heidari, S. (2023). Variability and trend of changes in the severity-area of drought and wet in Iran. *Journal of Natural Environmental Hazards* 12, 129-150. [in Persian]
- Kazemzadeh, M., Noori, Z., Alipour, H., Jamali, S., Akbari, J., Ghorbanian, A., & Duan, Z. (2022). Detecting drought events over Iran during 1983–2017 using satellite and ground-based precipitation observations. *Atmospheric Research*, 269, 106052. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2022.106052>

- Keikhosravi-Kiany, M. S., Masoodian, S. A., Balling, R. C., & Darand, M. (2021). Evaluation of Tropical Rainfall Measuring Mission, Integrated Multi-satellite Retrievals for GPM, Climate Hazards Centre InfraRed Precipitation with Station data, and European Centre for Medium-Range Weather Forecasts Reanalysis v5 data in estimating precipitation and capturing meteorological droughts over Iran. *International Journal of Climatology*, 42, 2039-2064. <https://doi.org/10.1002/joc.7351>
- McKee, T. B., Doesken, N. J., & Kleist, J. (1993). The relationship of drought frequency and duration to time scales. *Proceedings of the 8th Conference on Applied Climatology*, Anaheim, California, 17–22 January.
- Miller, D. E., Wang, Z., Li, B., Harnos, D. S., & Ford, T. (2021). Skillful Subseasonal Prediction of United States Extreme Warm Days and Standardized Precipitation Index in Boreal Summer. *Journal of Climate*, 34, 5887-5898. <https://doi.org/10.1175/jcli-d-20-0878.1>
- Moriassi, D. N., Arnold, J. G., Van Liew, M. W., Bingner, R. L., Harmel, R. D., & Veith, T. L. (2007). Model Evaluation Guidelines for Systematic Quantification of Accuracy in Watershed Simulations. *Transactions of the ASABE*, 50(3), 885-900. <https://doi.org/10.13031/2013.23153>
- Mukherjee, S., Mishra, A., & Trenberth, K. E. (2018). Climate Change and Drought: a Perspective on Drought Indices. *Current Climate Change Reports*, 4(2), 145-163. <https://doi.org/10.1007/s40641-018-0098-x>
- Nguyen, P., Ashouri, H., Ombadi, M., Hayatbini, N., Hsu, K.-L., & Sorooshian, S. (2020). PERSIANN-CDR for Hydrology and Hydro-climatic Applications. In V. Levizzani, C. Kidd, D. B. Kirschbaum, C. D. Kummerow, K. Nakamura, & F. J. Turk (Eds.), *Satellite Precipitation Measurement: Volume 2* (pp. 993-1012). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-35798-6\\_26](https://doi.org/10.1007/978-3-030-35798-6_26)
- Nouri, M., & Homaei, M. (2018). On modeling reference crop evapotranspiration under lack of reliable data over Iran. *Journal of Hydrology*, 566, 705-718. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.09.037>
- Nouri, M., & Homaei, M. (2020). Drought trend, frequency and extremity across a wide range of climates over Iran. *Meteorological Applications*, 27, e1899. <https://doi.org/10.1002/met.1899>
- Nouri, M., & Homaei, M. (2021a). Contribution of soil moisture variations to high temperatures over different climatic regimes. *Soil and Tillage Research*, 213, 105115. <https://doi.org/10.1016/j.still.2021.105115>
- Nouri, M., & Homaei, M. (2021b). Spatiotemporal changes of snow metrics in mountainous data-scarce areas using reanalyses. *Journal of Hydrology*, 603, 126858. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.126858>
- OCHA. (2000). United Nations technical mission on the drought situation in the Islamic republic of Iran (UN Mission Report, Issue).
- Sadat Hoseini, Z., Moghaddasi, m., & Paimozd, S. (2022). Accuracy Assessment of ECMWF Datasets in Prediction of Climate Data and Drought Monitoring of Garechai Basin of Markazi Province. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 53, 715-732. [in Persian]
- Sadeghi, A., Kamgar-Haghighi, A., Sepaskhah, A., Khalili, D., & Zand-Parsa, S. (2002). Regional classification for dryland agriculture in southern Iran. *Journal of Arid Environments*, 50(2), 333-341.
- Salami, H., Shahnooshi, N., & Thomson, K. J. (2009). The economic impacts of drought on the economy of Iran: An integration of linear programming and macroeconomic modelling approaches. *Ecological Economics*, 68(4), 1032-1039. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2008.12.003>
- Santos, C. A. G., Brasil Neto, R. M., Nascimento, T., Silva, R. M. D., Mishra, M., & Frade, T. G. (2021). Geospatial drought severity analysis based on PERSIANN-CDR-estimated rainfall data for Odisha state in India (1983-2018). *Science of the Total Environment*, 750, 141258.
- Sen, P. K. (1968). Estimates of the Regression Coefficient Based on Kendall's Tau. *Journal of the American Statistical Association*, 63(324), 1379-1389. <https://doi.org/10.1080/01621459.1968.10480934>
- Sheffield, J., Wood, E. F., Pan, M., Beck, H., Coccia, G., Serrat-Capdevila, A., & Verbist, K. (2018). Satellite Remote Sensing for Water Resources Management: Potential for Supporting Sustainable Development in Data-Poor Regions. *Water Resources Research*, 54(12), 9724-9758. <https://doi.org/10.1029/2017wr022437>
- Tabari, H., Abghari, H., & Hosseinzadeh Talaei, P. (2012). Temporal trends and spatial characteristics of drought and rainfall in arid and semiarid regions of Iran. *Hydrological Processes*, 26(22), 3351-3361. <https://doi.org/10.1002/hyp.8460>
- Taghizadeh, E., Ahmadi-Givi, F., Brocca, L., & Sharifi, E. (2021). Evaluation of satellite/reanalysis precipitation products over Iran. *International Journal of Remote Sensing*, 42(9), 3474-3497. <https://doi.org/10.1080/01431161.2021.1875508>
- Trigo, R. M., Gouveia, C. M., & Barriopedro, D. (2010). The intense 2007–2009 drought in the Fertile Crescent: Impacts and associated atmospheric circulation. *Agricultural and Forest Meteorology*, 150(9), 1245-1257.
- UNEP. (1997). *World atlas of desertification*. Arnold, Hodder Headline, PLC.
- Vicente-Serrano, S. M., Domínguez-Castro, F., Reig, F., Tomas-Burguera, M., Peña-Angulo, D., Latorre, B., Beguería, S., Rabanaque, I., Noguera, I., Lorenzo-Lacruz, J., & El Kenawy, A. (2022). A global drought monitoring system and dataset based on ERA5 reanalysis: A focus on crop-growing regions. *Geoscience Data Journal*, 00, 1-14. <https://doi.org/10.1002/gdj3.178>

- Wang, J., Zhang, Q., Zhang, L., Wang, Y., Yue, P., Hu, Y., & Ye, P. (2022). The global pattern and development trends & directions on the drought monitoring research from 1983 to 2020 by using bibliometric analysis. *Bulletin of the American Meteorological Society*. Wright, B., & Cafiero, C. (2011). Grain reserves and food security in the Middle East and North Africa [journal article]. *Food Security*, 3(1), 61-76. <https://doi.org/10.1007/s12571-010-0094-z>
- Xiong, W., Tang, G., Wang, T., Ma, Z., & Wan, W. (2022). Evaluation of IMERG and ERA5 Precipitation-Phase Partitioning on the Global Scale. *Water*, 14(7). <https://doi.org/10.3390/w14071122>
- Yue, S. and Wang, C. (2004). The Mann-Kendall Test Modified by Effective Sample Size to Detect Trend in Serially Correlated Hydrological Series. *Water Resources Management*, 18, 201-218.

## یادداشت‌ها

- <sup>1</sup> Drylands
- <sup>2</sup> Mukherjee
- <sup>3</sup> Standardized Precipitation Index (SPI)
- <sup>4</sup> Satellite retrievals
- <sup>5</sup> Gridded datasets
- <sup>6</sup> Reanalysis
- <sup>7</sup> Keikhosravi-Kiany
- <sup>8</sup> Integrated Multi-satellitE Retrievals for GPM
- <sup>9</sup> Tropical Rainfall Measuring Mission
- <sup>10</sup> Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data
- <sup>11</sup> The fifth generation of the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts
- <sup>12</sup> Ghozat
- <sup>13</sup> Taghizadeh
- <sup>14</sup> Gao
- <sup>15</sup> Bouaziz
- <sup>16</sup> Santos
- <sup>17</sup> Precipitation Estimation from Remotely Sensed Information using Artificial Neural Networks - Climate Data Record
- <sup>18</sup> Aridity Index
- <sup>19</sup> Nouri and Homaei
- <sup>20</sup> The European Centre for Medium-Range Weather Forecasts
- <sup>21</sup> Global Precipitation Climatology Project
- <sup>22</sup> Mann-Kendall non-parametric test
- <sup>23</sup> Sign Function
- <sup>24</sup> Autoregression
- <sup>25</sup> Yue and Wang
- <sup>26</sup> Sens's Slope Estimator (SSE)
- <sup>27</sup> Root Means Square Error (RMSE)
- <sup>28</sup> Nash-Sutcliffe efficiency (NSE)
- <sup>29</sup> Moriasi
- <sup>30</sup> Critical Success Index (CSI)
- <sup>31</sup> Drizzle
- <sup>32</sup> Alternate datasets
- <sup>33</sup> Darand
- <sup>34</sup> Kazemzadeh
- <sup>35</sup> Monitoring
- <sup>36</sup> Early warning