

## ارزیابی داده‌های بارش شبکه‌بندی جهانی در پایش خشکسالی (مطالعه موردی: حوضه‌ی آبریز کارون بزرگ)\*

بهزاد نویدی نساج<sup>۱</sup>، نرگس ظهراپی<sup>۱\*</sup>، علیرضا نیکبخت شهبازی<sup>۱</sup>، حسین فتحیان<sup>۱</sup>

۱) گروه مهندسی منابع آب، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران.

\*\* نویسنده مسئول مکاتبات: h.nargeszohrabi@gmail.com

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۱۱/۱۴

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۹/۱۱

### چکیده:

در این پژوهش عملکرد زمانی و مکانی ۵ مجموعه داده‌ی بارش شبکه‌بندی جهانی شامل GPCC V8، CHIRPS V2، ERA5، ECMWF ERA5، و NASA MERRA2 و PERSIANN-CDR (PCDR) در پایش خشکسالی مورد ارزیابی قرار گرفته است. به این منظور از شاخص خشکسالی بارش استاندارد شده (SPI) و اطلاعات بارش ۱۳ ایستگاه سینوپتیک سازمان هواشناسی ایران طی دوره‌ی سی ساله‌ی ۱۹۸۷-۲۰۱۶ استفاده شده است. مقایسه‌ها بر مبنای شاخص‌های کارائی شامل: همبستگی، خطای جذر میانگین مربعات (RMSE)، ضریب کارائی نش-سانکلیف، و شاخص توافق اصلاح شده (MAI) و همچنین شاخص‌های تعیین دقت تشخیص خشکسالی شامل: نسبت هشداردهی اشتباه (FAR)، احتمال تشخیص (POD) و شاخص موفقیت قطعی (CSI) انجام گرفته است. نتایج نشان داد که مجموعه داده‌های GPCC، ERA5، و PCDR توافق قوی با SPI مشاهده‌اند به طوری که روند و وقایع خشکسالی را به خوبی نشان داده‌اند و  $R^2$  آن‌ها با SPI مشاهداتی به ترتیب  $>0/90$ ،  $>0/89$  و  $>0/90$  بوده است. همچنین میزان RMSE آن‌ها نسبت به CHIRPS و MERRA2 پایین‌تر و ضریب نش سانکلیف و MAI آن‌ها بالاتر بوده است. نتایج همچنین نشان داد در بیشتر بخش‌های حوضه خصوصاً شمال شرقی و جنوب غربی GPCC، ERA5، و PCDR دارای همبستگی و NSE بالاتری نسبت به سایر مجموعه داده‌ها بودند. از نظر تشخیص وقایع خشکسالی نیز مجموعه داده‌های GPCC، ERA5، و PCDR قدرت بسیار خوبی خصوصاً در  $SPI > -1$  نشان دادند. با این حال در شدت‌های بالای خشکسالی میزان CSI تمامی مجموعه داده‌ها با روندی نزولی همراه بوده و بنابراین قدرت تشخیص وقایع خشکسالی کاهش یافته است. CHIRPS و MERRA2 عملکرد متوسط و ضعیفی در پایش خشکسالی این حوضه نشان داده‌اند. نتایج این مطالعه به نوبه‌ی خود می‌تواند دانش مورد نیاز به منظور ارتقاء سیستم‌های پایش خشکسالی را فراهم سازد که در مدیریت ریسک خشکسالی و برنامه‌ریزی سازگاری نسبت به کاهش خسارات خشکسالی بسیار اثرگذار و مفید خواهد بود.

**کلید واژه‌ها:** بارش شبکه‌بندی؛ خشکسالی؛ SPI؛ زمانی-مکانی؛ حوضه کارون بزرگ

### مقدمه

خشکسالی ممکن است در هر منطقه از جهان رخ دهد، اما به دلیل رفتار نامنظم بارش و تنوع زیاد آب و هوا در مناطق خشک و نیمه‌خشک شدیدتر بوده و معمولاً خسارات بیشتری در پی دارد (Suliman et al., 2020). نتایج مطالعات صورت گرفته نشان می‌دهد کاهش بارش

خشکسالی یک بلای طبیعی است که در اثر نوسانات دوره‌ای آب و هوایی ایجاد می‌شود و منجر به خسارات قابل توجه اجتماعی، محیط زیستی و اقتصادی می‌گردد.

\* مقاله‌ی مستخرج از رساله‌ی دکتری

خشکسالی پرداخته‌اند. به عنوان نمونه در تحقیقی داده‌های بارش جهانی در پایش خشکسالی با استفاده از شاخص SPI در بخش‌های مرکزی چین مورد ارزیابی قرار گرفت (Wei et al., 2020). به این منظور از شاخص SPI سه ماهه و مجموعه داده‌های بارش شبکه‌بندی GPCC، CRU و UDEL استفاده شد. مقایسه‌های صورت گرفته نشان داد که SPI حاصل از GPCC اختلاف بسیار کمی با SPI مشاهداتی داشته است و وقایع خشکسالی با شدت‌های مختلف را به خوبی شناسایی کرده است. مطالعه‌ی صورت گرفته در کشور هند مشخص کرد که مجموعه داده‌های MERRA2 و ERA-Interim قادر به تشخیص روند خشکسالی نبوده و از این حیث عملکرد ضعیفی در این کشور داشته‌اند (Shah and Mishra, 2014). در ایران نتایج پژوهشی که به مقایسه‌ی محصولات بارشی GPCP، APHRODITE و CRU در پایش خشکسالی حوضه‌ی کرخه پرداخت مشخص نمود CRU و GPCP تطابق خوبی با SPI مشاهداتی دارند (حسینی‌موغاری و همکاران ۱۳۹۵). همچنین ارزیابی عملکرد داده‌های بارش ماهواره‌ای TRMM در تخمین خشکسالی توسط شاخص SPI دوازده ماهه در کرمانشاه نشان داد که SPI تخمینی و مشاهداتی همبستگی قوی باهم داشته‌اند و وقایع خشکسالی به شکل قابل قبولی توسط TRMM تخمین‌زده شده‌اند (Amini et al., 2019). خشکسالی را می‌توان به خشکسالی‌های هواشناسی، کشاورزی و هیدرولوژیکی دسته‌بندی نمود (Abbasian et al., 2020). خشکسالی‌های هواشناسی به دلیل کمبود بارش رخ می‌دهند و در صورت استمرار موجب بروز انواع دیگر خشکسالی‌ها می‌شوند. بنابراین، پایش خشکسالی هواشناسی برای تدوین برنامه‌های مدیریت ریسک خشکسالی از اهمیت بیشتری برخوردار است (Suliman et al., 2020). سازمان جهانی هواشناسی (WMO) نیز SPI را برای سنجش خشکسالی‌های هواشناسی توصیه می‌کند (Sharafati et al., 2020).

و در نتیجه خشکسالی می‌تواند اثرات سوء قابل توجهی خصوصاً در بخش‌های مختلف کشاورزی، شرب و صنعت و تولید هیدروانرژی به همراه داشته باشد (Madani et al., 2016). بنابراین پایش خشکسالی و تحلیل تغییرات بارش به منظور ایجاد آمادگی در برابر اثرات خشکسالی و اتخاذ راهکارهای کاهش آسیب‌پذیری سیستم‌های منابع آب کشور امری ضروری است. در این راستا یکی از چالش‌های پایش دقیق خشکسالی فقدان دسترسی به داده‌های بارش قابل اعتماد و با پراکنش مکانی مناسب می‌باشد. ایستگاه‌های هواشناسی اگرچه منبعی دقیق ثبت بارش هستند لیکن مقدار بارش را به ازای یک نقطه نشان می‌دهند و به سبب پراکنش محدود معمولاً در فواصل دوری از هم واقع شده‌اند، لذا نمی‌توانند بارش را به ازای یک منطقه و یا در مکان‌هایی که امکان احداث ایستگاه هواشناسی وجود ندارد ثبت کنند. علاوه بر این در بسیاری از موارد اطلاعات ثبت شده در ایستگاه‌های هواشناسی فاقد اطلاعات بلندمدت بوده و یا با داده‌های مفقود قابل توجهی همراه هستند. محصولات بارش شبکه‌بندی با فراهم‌سازی برآوردهای مکانی همگن‌تر، و زمانی کامل‌تر می‌توانند موجب پیشرفت آگاهی از تغییرات بارش، خصوصاً در مناطق کم‌آمار و نقاط کور شوند (Golian et al., 2019). با این وجود اما مجموعه داده‌های بارش شبکه‌بندی مختلف با توجه به الگوریتم و روش‌شناسی، فرضیات مدل‌سازی و همچنین شیوه‌های درون‌یابی که به منظور برآورد بارش شبکه‌بندی به کار می‌گیرند، ممکن است دارای عدم قطعیت و خطا باشند (Yao et al., 2020). طی سال‌های اخیر تحقیقات مختلفی پیرامون ارزیابی بارش پایگاه‌های جهانی ارائه دهنده‌ی بارش شبکه‌بندی در سطح جهان و ایران انجام شده است (Islam et al., 2020; Satgé et al., 2020; رحمتی و مساح‌یوانی، ۱۳۹۸؛ میری و همکاران، ۱۳۹۵؛ پیل‌پایه و همکاران، ۱۳۹۹). با این وجود اما تحقیقات بسیار کمی به ارزیابی دقت آن‌ها در پایش

تولید انرژی برقی می‌باشد. این حوضه همچنین یکی از قطب‌های کشاورزی منطقه است که معیشت قشر عظیمی از زنان و مردان جوامع محلی آن به منابع آب وابسته است. طی پژوهش‌های صورت گرفته در این حوضه برنامه‌های کشاورزی، تامین آب شرب، و تولید انرژی برقی از جمله بخش‌هایی هستند که می‌توانند از اثرات تغییرات بارشی به شدت متاثر شوند (نویدی‌نساج و همکاران، ۱۳۹۸). بنابراین پایش خشکسالی در این حوضه بسیار پر اهمیت است.

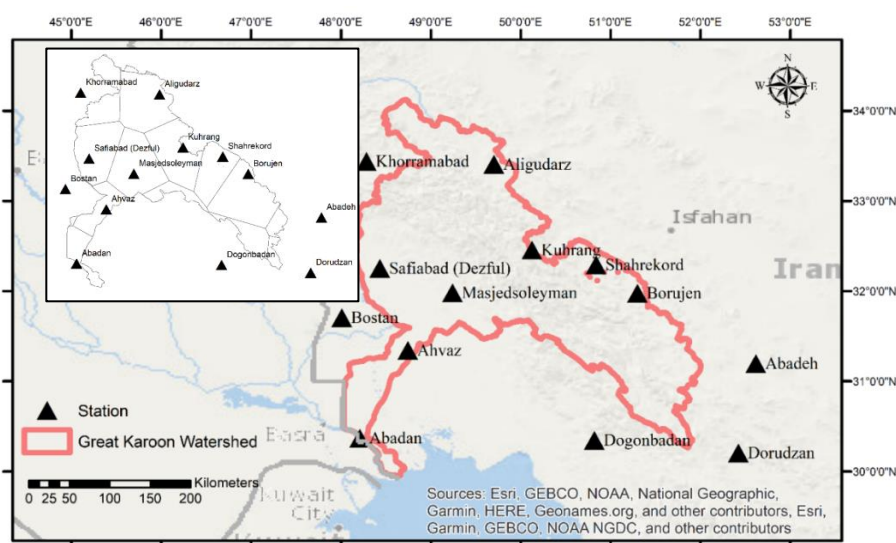
### مجموعه داده‌های بارش بارش مشاهداتی

در این تحقیق از داده‌های بارش ماهانه ۱۳ ایستگاه همدیدی واقع در حوضه آبریز کارون بزرگ و اطراف آن طی دوره ۲۰۱۶-۱۹۸۷ استفاده شده است (شکل ۱). به منظور محاسبه شاخص خشکسالی در مقیاس حوضه از روش چندضلعی‌های تیسن استفاده شد. جدول ۱ نشان دهنده مشخصات ایستگاه‌های همدیدی استفاده شده در این مطالعه و وزن‌های اختصاص داده شده به آن‌ها بر حسب روش چندضلعی‌های تیسن می‌باشد.

هدف از این مطالعه ارزیابی عملکرد مجموعه داده‌های بارش شبکه‌بندی جهانی GPCP, CHIRPS, ERA5, MERRA2 و PERSIANN-CDR (PCDR) در پایش خشکسالی می‌باشد. به این منظور عملکرد این مجموعه داده‌ها در تخمین SPI مشاهداتی در حوضه آبریز کارون بزرگ سنجیده شده است. انتظار می‌رود که یافته‌های این تحقیق موجب افزایش آگاهی عملکرد مجموعه داده‌های بارش شبکه‌بندی در پایش خشکسالی شود موضوعی که به نوبه خود در برنامه‌ریزی سازگاری نسبت به کاهش تأثیرات خشکسالی و اتخاذ تصمیمات مدیریتی دقیق در حوضه آبریز اثرگذار و مفید می‌باشد.

### مواد و روش‌ها منطقه مورد مطالعه

حوضه آبریز کارون بزرگ با مساحت ۶۷ کیلومتر مربع زیر مجموعه‌ای از حوضه آبریز اصلی خلیج فارس و دریای عمان است که در محدوده  $22^{\circ}49'$  تا  $20^{\circ}52'$  طول شرقی و  $30^{\circ}16'$  تا  $32^{\circ}38'$  عرض شمالی در جنوب غربی ایران واقع شده است (شکل ۱). سیستم منابع آب حوضه آبریز کارون بزرگ مشتمل بر مصارف گوناگونی شامل کشاورزی، شرب، و صنعت و همچنین



شکل ۱. منطقه مورد مطالعه (حوضه آبریز کارون بزرگ) و موقعیت مکانی ایستگاه‌های همدیدی استفاده شده در این تحقیق به همراه تیسن‌بندی حوضه بر مبنای ایستگاه‌های مورد استفاده

**مجموعه داده‌های بارش شبکه‌بندی**

در یک دسته‌بندی کلی، مجموعه پایگاه‌های ارائه دهنده‌ی بارش شبکه‌بندی را می‌توان به درونیایی‌های برحسب ایستگاه، برآوردهای ماهواره‌ای، ترکیبی از داده‌های ماهواره‌ای و ایستگاهی، و سیستم‌های بازتحلیل تقسیم کرد (Sun et al., 2018). در این قسمت خصوصیات اصلی مجموعه داده‌های

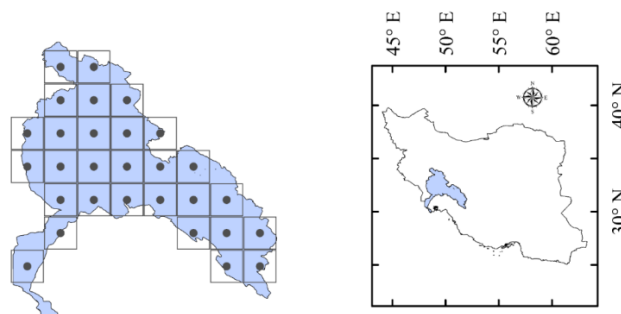
شبکه‌بندی بارش مختلف استفاده شده در این تحقیق به منظور مقایسه با داده‌های مشاهداتی ارائه شده است. جدول ۲ ویژگی‌های این محصولات شبکه‌بندی را خلاصه‌بندی می‌کند. و شکل ۲ شبکه‌بندی پایگاه‌های جهانی بارش مورد استفاده را در حوضه‌ی کارون بزرگ نشان می‌دهد.

جدول ۱. ویژگی ایستگاه‌های هواشناسی سینوپتیک استفاده شده در این تحقیق

ایستگاه همدیدی	شناسه ایستگاه	عرض جغرافیایی	طول جغرافیایی	ارتفاع از سطح دریا (m)	متوسط بارش سالانه (mm)	انحراف استاندارد بارش سالانه	وزن تیسن
آبادان	۴۰۸۳۱	۳۰/۳۷	۴۸/۶۱	۶	۱۲۷/۲۶	۴۹/۹۳	۰/۰۴
آباده	۴۰۸۱۸	۳۱/۲	۵۲/۶۱	۲۰۳۰	۲۰۶/۳۵	۲۱۳/۱۷	۰/۰۲
اهواز	۴۰۸۱۱	۳۱/۳۴	۴۸/۷۴	۲۲	۲۰۰/۴۹	۶۲/۶۲	۰/۰۵
الیگودرز	۴۰۷۸۳	۳۳/۴۱	۴۹/۷	۲۰۲۲	۳۲۵/۲۷	۶۹/۷۴	۰/۱۳
بروجن	۹۹۴۵۹	۳۱/۹۸	۵۱/۳	۲۲۶۰	۲۶۰/۱۸	۸۹/۹۵	۰/۱۴
مسجد سلیمان	۴۰۸۱۲	۳۱/۹۸	۴۹/۲۴	۳۲۰	۳۲۰/۸۵	۸۴/۸۹	۰/۱۳
صفی‌آباد (دزفول)	۴۰۷۹۴	۳۲/۲۵	۴۸/۴۳	۸۳	۲۲۷/۲۳	۶۵/۹۵	۰/۱۱
شهرکرد	۴۰۷۹۸	۳۲/۲۹	۵۰/۸۴	۲۰۴۵	۳۰۷/۱۵	۸۶/۰۲	۰/۰۸
خرم‌آباد	۴۰۷۸۲	۳۳/۴۴	۴۸/۲۸	۱۱۴۸	۴۳۰/۲۱	۱۰۶/۹۰	۰/۱
بستان	۴۰۸۱۰	۳۱/۷۱	۴۸/۰۱	۸	۱۸۵/۹۱	۹۵/۴۴	۰/۰۳
دوگنبدان	۴۰۸۳۵	۳۰/۳۵	۵۰/۸۲	۷۲۶	۳۳۳/۲	۱۳۰/۵۸	۰/۰۵
درودزن	۴۰۸۴۴	۳۰/۲۱	۵۲/۴۲	۱۶۴۲	۳۷۹/۲	۱۵۶/۲۸	۰/۰۱
کوه‌رنگ	۴۰۷۹۷	۳۲/۴۶	۵۰/۱۳	۲۳۶۵	۱۰۵۵/۷۹	۴۲۷/۲۹	۰/۱۱

جدول ۲. ویژگی‌های مجموعه داده‌های جهانی ارائه دهنده‌ی بارش شبکه‌بندی استفاده شده در این تحقیق

مجموعه داده	منبع	دقت زمانی	تفکیک مکانی	پوشش
GPCC full V8	ایستگاه	ماهانه (۲۰۱۶-۱۸۹۱)	$۰/۵^{\circ} \times ۰/۵^{\circ}$	جهانی
CHIRPS V2	ایستگاه، ماهواره	روزانه (زمان واقعی - ۱۹۸۱)	$۰/۰۵^{\circ} \times ۰/۰۵^{\circ}$	شبه جهانی
PCDR	ایستگاه، ماهواره	روزانه (زمان واقعی - ۱۹۸۳)	$۰/۲۵^{\circ} \times ۰/۲۵^{\circ}$	جهانی
MERRA2	بازتحلیل	ساعتی (زمان واقعی - ۱۹۸۰)	$۰/۵^{\circ} \times ۰/۶۲۵^{\circ}$	جهانی
ERA5	بازتحلیل	ساعتی (زمان واقعی - ۱۹۷۹)	$۰/۲۵^{\circ} \times ۰/۲۵^{\circ}$	جهانی



شکل ۲. شبکه‌بندی مجموعه داده‌های بارش‌های شبکه‌بندی جهانی استفاده شده در این مطالعه بر حوضه‌ی آبریز کارون بزرگ

<https://cds.climate.copernicus.eu> قابل دسترسی هستند.

### شاخص خشکسالی بارش استاندارد شده (SPI)

پایش خشکسالی عموماً توسط شاخص‌های خشکسالی انجام می‌شود. یکی از شناخته شده‌ترین و اصلی‌ترین شاخص‌ها در این زمینه شاخص بارش استاندارد شده (SPI) می‌باشد که جهت تعیین کمبود بارش به کار می‌رود. در مقیاس‌های زمانی کوتاه‌مدت SPI ارتباط نزدیکی با میزان رطوبت خاک دارد، در حالیکه در مقیاس‌های زمانی طولانی‌تر SPI ممکن است در برنامه‌های مدیریت مخزن و ذخیره‌ی آب زیرزمینی نیز مورد استفاده قرار گیرد (Svoboda et al., 2012; Faiz et al., 2018). در این تحقیق SPI توسط روش استانداردسازی ناپارامتری (Hao et al., 2014; Farahmand and AghaKouchak, 2015) محاسبه شده است. در این رویکرد به جای استفاده از تابع توزیع گاما (یا هر تابع توزیع دیگری)، از احتمال تجربی گرینگورتن (رابطه‌ی ۱) به منظور برآورد SPI استفاده می‌شود؛ در رابطه‌ی ۱،  $p$  احتمال داده‌ی بارش،  $m$  رتبه‌ی داده در سری زمانی مرتب شده‌ی صعودی و  $n$  تعداد کل مشاهدات می‌باشند (Gringorten, 1963). پس از محاسبه‌ی مقدار  $p$ ، می‌توان از طریق رابطه‌ی ۲ آن را به توزیع نرمال استاندارد منتقل و شاخص SPI را محاسبه نمود (Farahmand and AghaKouchak, 2015).

$$p(x_i) = \frac{i-0.44}{n+0.12} \quad \text{رابطه ۱}$$

$$SPI = \phi^{-1}(p) \quad \text{رابطه ۲}$$

در این تحقیق پس از دریافت داده‌های بارش شبکه‌بندی مختلف، SPI توسط روش ناپارامتری برای هر مجموعه محاسبه شده است. به این منظور احتمال تجربی گرین گورتن برای هر سلول مجموعه داده‌های شبکه‌بندی به صورت جداگانه محاسبه شده است. با استفاده از رویکرد SPI ناپارامتری از هرگونه فرض در مورد تبعیت

Global Precipitation Climatology Centre (GPCC) در سال ۱۹۸۹ به درخواست سازمان جهانی هواشناسی (WMO) و توسط سرویس آب و هوای ملی آلمان تاسیس شد و بر اساس درونیابی ایستگاه‌های سطح زمین به تولید داده می‌پردازد. این مجموعه داده از طریق <https://psl.noaa.gov/Hazards/Group/InfraRed/Precipitation/with/Station/CHIRPS/> قابل دسترسی می‌باشند. CHIRPS توسط سازمان زمین شناسی ایالات متحده و با حمایت آژانس توسعه‌ی بین المللی ایالات متحده (USAID)، اداره‌ی ملی هوانوردی و فضایی (NASA) و اداره ملی اقیانوسی و جوی (NOAA) آمریکا توسعه داده شده. CHIRPS با استفاده از ترکیب داده‌های ماهواره‌ای و تصحیح‌های صورت گرفته بر مبنای ایستگاه‌های سطح زمین توسعه یافته است. در این مطالعه از داده‌های بارش ماهانه‌ی CHIRPS V2 استفاده شده است که از طریق <https://data.chc.ucsb.edu> قابل دسترسی هستند. PERSIANN-Climate Data Record (PCDR) حاصل یک الگوریتم سنجش از دور با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی می‌باشد که توسط مرکز هواشناسی و سنجش از دور (CHRS) دانشگاه ایروین کالیفرنیا (UCI) توسعه داده شده است. داده‌های این محصول از <https://chrsdata.eng.uci.edu> قابل دسترسی است. محصول Modern-Era Retrospective Analysis for Research and Applications version 2 (MERRA2) یک سیستم بازتحلیل پیشرفته است که با استفاده از مدل‌های عددی و داده‌گواری، اندازه‌گیری‌های مشاهداتی را از منابع مختلفی با هم ترکیب می‌کند. این داده‌ها از طریق سایت NASA قابل دسترسی می‌باشند (<https://disc.gsfc.nasa.gov>). ERA5 نسل پنجم بازتحلیل‌های ECMWF است که در مقایسه با ERA-Interim با بهبودهایی در فرآیند تهیه از جمله قدرت تفکیک زمانی و مکانی بالاتر، داده‌گواری و مدل فیزیکی بهبود یافته و تصحیح bias با استفاده از منابع گسترده‌تر همراه بوده است. داده‌های این محصول از طریق

**معیارهای مطابقت**

در این تحقیقی علاوه بر شاخص‌های آماری از شاخص‌های مطابقت شامل احتمال تشخیص (POD)، نسبت هشداردهی اشتباه (FAR)، و شاخص موفقیت قطعی (CSI) نیز استفاده شده است (روابط ۳ تا ۵) (Su et al., 2011; Tan et al., 2020). در این روابط، H تعداد مشاهدات دوره‌ی خشکسالی، M تعداد مشاهدات دوره‌ی خشنکسالی تخمین زده و F تعداد مشاهدات خشکسالی تخمین زده اما مشاهده نشده می‌باشند. POD نشان دهنده‌ی تعداد تخمین‌های دوره‌ی خشکسالی می‌باشد که صحیح بوده است، FAR تعداد دوره‌های خشکسالی تخمین زده شده اما مشاهده نشده و CSI ترکیب ابعاد مختلف دو شاخص POD و FAR است که مهارت تشخیص و تخمین را توصیف می‌کند بنابراین دید بسیار خوبی به منظور سنجش و ارزیابی می‌دهد. محدوده‌ی این شاخص‌ها بین صفر و یک است به نحوی که هرچه مقدار FAR کمتر، و POD و CSI بالاتر باشند تخمین رخداد واقعه‌ی خشکسالی درست‌تر است.

$$POD = \frac{H}{H+M} \quad (3)$$

$$FAR = \frac{F}{H+F} \quad (4)$$

$$CSI = \frac{H}{H+M+F} \quad (5)$$

داده‌های بارش از توزیع گاما (یا هر نوع توزیع دیگری) پیشگیری می‌شود (برای مطالعه‌ی بیشتر در مورد این روش به AghaKouchak و Farahmand (۲۰۱۵) مراجعه شود). نتایج مطالعات متعدد صورت گرفته نشان می‌دهد که SPI ناپارامتری نسبت به SPI پارامتری نتایج سازگارتری با واقعیت از لحاظ زمانی و مکانی ارائه می‌دهد (Butu et al., 2020). در این مطالعه از SPI سه ماهه و SPI دوازده ماهه به منظور ارزیابی‌ها استفاده شده است؛ به این ترتیب دقت مجموعه داده‌های مختلف در پایش خشکسالی‌های کوتاه‌مدت و میان‌مدت که چارچوب اصلی مطالعات خشکسالی را تشکیل می‌دهند مورد ارزیابی و تحلیل قرار گرفته است.

**معیارهای ارزیابی شاخص‌های آماری**

شاخص‌های آماری مورد استفاده در این تحقیق شامل ضریب همبستگی پیرسون (r)، خطای جذر میانگین مربعات (RMSE)، ضریب کارایی نش-ساتکلیف (NSE)، و شاخص توافق اصلاح شده (MAI) می‌باشند (جدول ۳). در جدول ۳، n بیانگر دوره‌ی زمانی،  $X_{obs}$  نشان دهنده‌ی SPI حاصل از داده‌های مشاهداتی و  $X_{gridded}$  نشانگر SPI حاصل از مجموعه داده‌های بارش شبکه‌بندی جهانی می‌باشد.

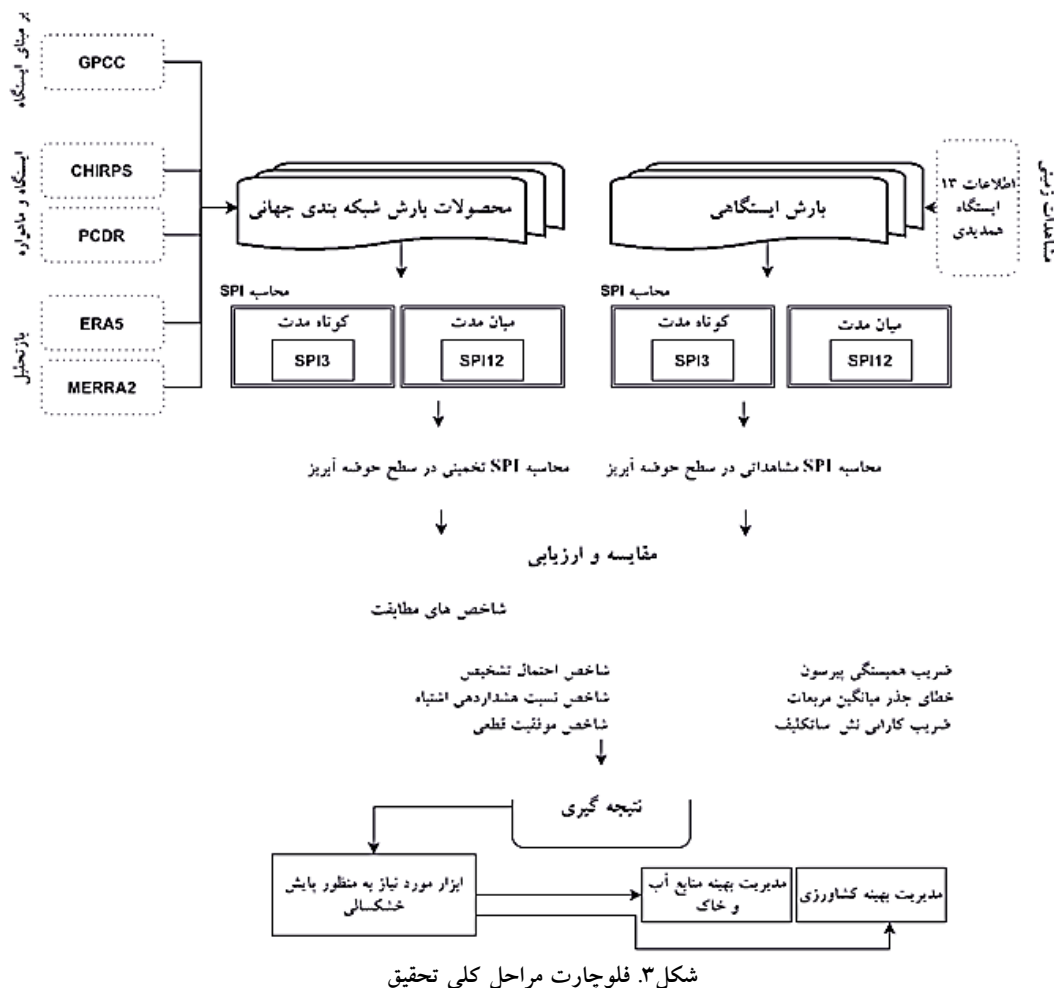
جدول ۳. شاخص‌های کارایی آماری مورد استفاده

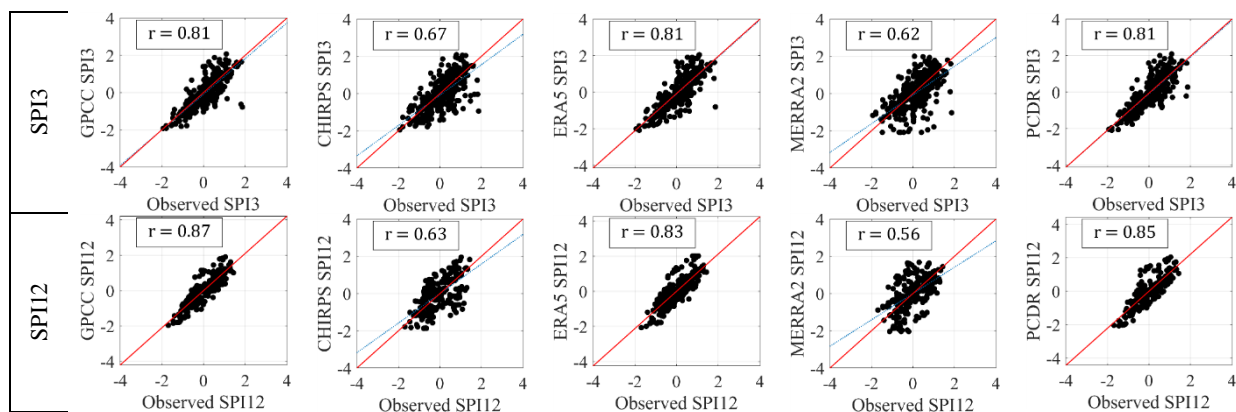
منبع	مقدار بهینه	بازه‌ی تغییرات	رابطه‌ی مربوطه	معیار
Akinsanola et al., 2017	+۱	[-۱ +۱]	$\frac{\sum_{i=1}^n (X_{obs} - \bar{X}_{obs}) - (X_{gridded} - \bar{X}_{gridded})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_{obs} - \bar{X}_{obs})^2 \sum_{i=1}^n (X_{gridded} - \bar{X}_{gridded})^2}}$	r
Chen and Liu, 2012	صفر	[صفر +∞]	$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{obs} - X_{gridded})^2}{n}}$	RMSE
Nash and Sutcliffe, 1970	+۱	[-∞ +۱]	$1 - \frac{\sum_{i=1}^n (X_{obs} - X_{gridded})^2}{\sum_{i=1}^n (X_{obs} - \bar{X}_{obs})^2}$	Nash-Sutcliffe (NSE)
Wilmott, 1981	+۱	[صفر +۱]	$1 - \frac{\sum_{i=1}^n (X_{obs} - X_{gridded})^j}{\sum_{i=1}^n ( X_{gridded} - \bar{X}_{obs}  +  X_{obs} - \bar{X}_{obs} )^j}$	Modified Agreement Index (MAI)

شکل ۴ نمودارهای پراکنش مقادیر SPI محصولات شبکه‌بندی مختلف را در مقابل SPI سه ماهه (SPI3) و ۱۲ ماهه (SPI12) مشاهداتی نشان می‌دهد. بر این اساس SPI12 مجموعه داده‌های GPCC, ERA5 و PCDR توانایی بیشتری در تشخیص رفتار سری زمانی SPI مشاهداتی داشته‌اند؛ چرا که به خوبی بر خط  $y=x$  منطبق‌اند و همبستگی آن‌ها همواره  $>0/8$  بوده است. در مقابل CHIRPS و MERRA2 عملکرد ضعیفتری نسبت به دیگر مجموعه داده‌ها داشته‌اند و خشکسالی‌ها را شدیدتر از میزان واقعی تخمین زده‌اند؛ با افزایش مقیاس زمانی SPI3 به SPI12 از قدرت این دو مجموعه داده تا حدی کاسته شده است.

قابل ذکر است که به این منظور از آستانه‌ی وقوع خشکسالی  $SPI < -0/6$  استفاده شده است (Behrangi et al., 2016). لازم به ذکر است در این تحقیق به منظور محاسبه‌ی SPI در سطح حوضه آبریز از روش میانگین بارش توصیه شده توسط Zhou و Liu (۲۰۱۶) استفاده شده است. به طوریکه ابتدا میزان بارش متوسط منطقه‌ای تعیین و سپس SPI محاسبه شده است. لذا در ادامه‌ی این تحقیق SPI در سطح حوضه آبریز کارون بزرگ به ازای مجموعه داده‌های مشاهداتی و شبکه‌بندی محاسبه شده و سپس توسط معیارهای ارزیابی مختلف مورد مقایسه قرار گرفته است. خلاصه مراحل تحقیق در شکل ۳ آورده شده است.

نتایج و بحث





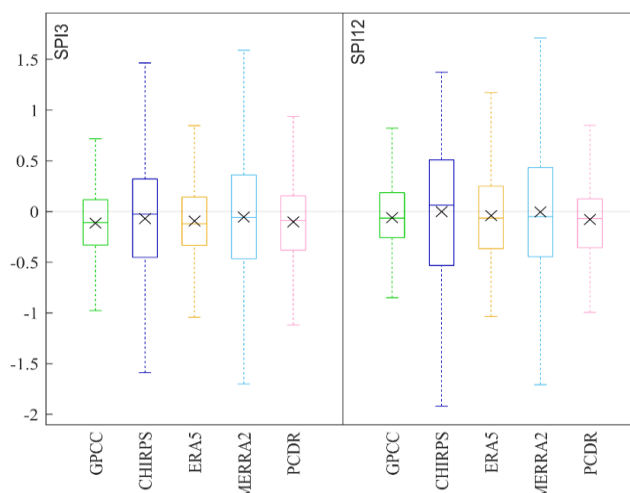
شکل ۴. نمودارهای پراکنش SPI مشاهداتی و SPI مجموعه داده‌های شبکه‌بندی مختلف

دهند و در نتیجه کلاس خشکسالی را در کوتاه‌مدت شدیدتر و در بلندمدت خفیف‌تر از SPI واقعی تخمین زنند. در مقابل PCDR در SPI12 نسبت به SP3 محدوده‌ی خطای تقریباً مشابهی ارائه می‌کند.

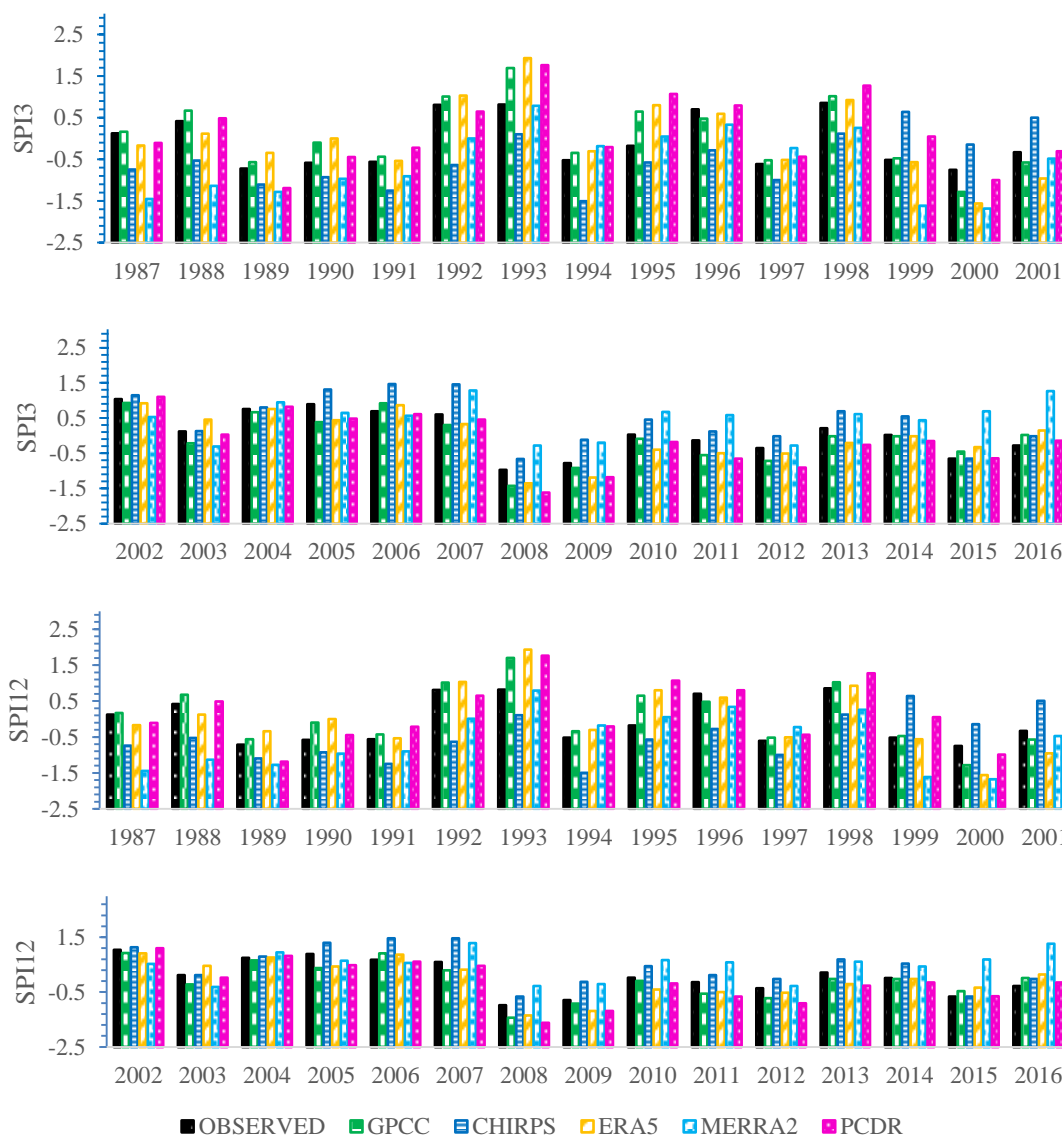
شکل ۶ مقدار SPI3 و SPI12 را به ازای مجموعه داده‌های مختلف نشان می‌دهد. بر این اساس مشخص می‌شود که مجموعه داده‌ها به طور کلی وقوع خشکسالی و ترسالی‌های رخ داده را به درستی تشخیص داده‌اند با این حال در بعضی از سال‌ها (مانند سال ۱۹۹۳) با خطای قابل توجهی نیز همراه بوده‌اند. GPCC، ERA5، و PCDR طی سال‌های انتهایی عملکردشان دارای روندی رو به بهبود بوده است و در مقابل دقت MERRA2 کاسته شده است. ERA5 و PCDR همواره عملکرد بسیار نزدیکی به GPCC نشان داده‌اند. CHIRPS تا سال ۱۹۹۸ میزان خشکسالی را شدیدتر از میزان واقعی گزارش کرده در حالی که از این سال به بعد همواره میزان خشکسالی را خفیف‌تر اعلام کرده است. مشاهده می‌شود در خشکسالی سال‌های ۲۰۰۸ و ۲۰۰۹ مجموعه داده‌های GPCC، ERA5 و PCDR به خوبی شرایط خشکسالی را منعکس کرده‌اند (اگرچه این میزان اعلام شده شدیدتر از خشکسالی واقعی بوده است)؛ در حالی که MERRA2 و CHIRPS با توجه به آستانه‌ی خشکسالی ۰/۶- شرایط را خشکسالی اعلام نکرده‌اند.

این موضوع نشان می‌دهد که دقت سری‌های زمانی CHIRPS و MERRA2 در گام‌های زمانی بلندمدت کاسته می‌شود. بر خلاف CHIRPS و MERRA2 همبستگی مجموعه داده‌های GPCC، ERA5، و PCDR با افزایش گام زمانی از SPI3 به SPI12 قوی‌تر شده است. به منظور ارزیابی دقیق‌تر این موضوع نمودار باکس-ویسکر خطای محصولات شبکه‌بندی (تفاوت از SPI مشاهداتی) به ازای SPI3 و SPI12 در شکل ۵ آورده شده است. در این نمودار داده‌های پرت که به عنوان مقادیر بیش از ۱/۵ برابر دامنه‌ی میان چارکی (IQR) بالاتر از چارک بالا (۷۵ درصد) و یا کمتر از چارک پایین (۲۵ درصد) در نظر گرفته شده‌اند؛ حذف شده‌اند. بر این اساس مشخص شود که تمام مجموعه داده‌ها مقدار SPI را به طور میانگین کمتر از مقدار واقعی تخمین زده‌اند و به این ترتیب خشکسالی را شدیدتر نشان می‌دهند. با این حال خطای CHIRPS و MERRA2 در هر دو مقیاس زمانی بسیار بیشتر از سایر مجموعه داده‌ها بوده است. همچنین مشخص می‌شود که محدوده‌ی خطای این دو مجموعه داده در SPI12 نسبت به SPI3 افزایش داشته است. محدوده‌ی خطای GPCC و ERA5 در SPI12 نسبت به SPI3 به سمت مقادیر بالاتر از خط  $y=0$  پیشروی کرده است. این موضوع نشان می‌دهد که این دو مجموعه داده ممکن است در کوتاه‌مدت و میان‌مدت مقدار SPI را به ترتیب کمتر و بیشتر از میزان واقعی نشان





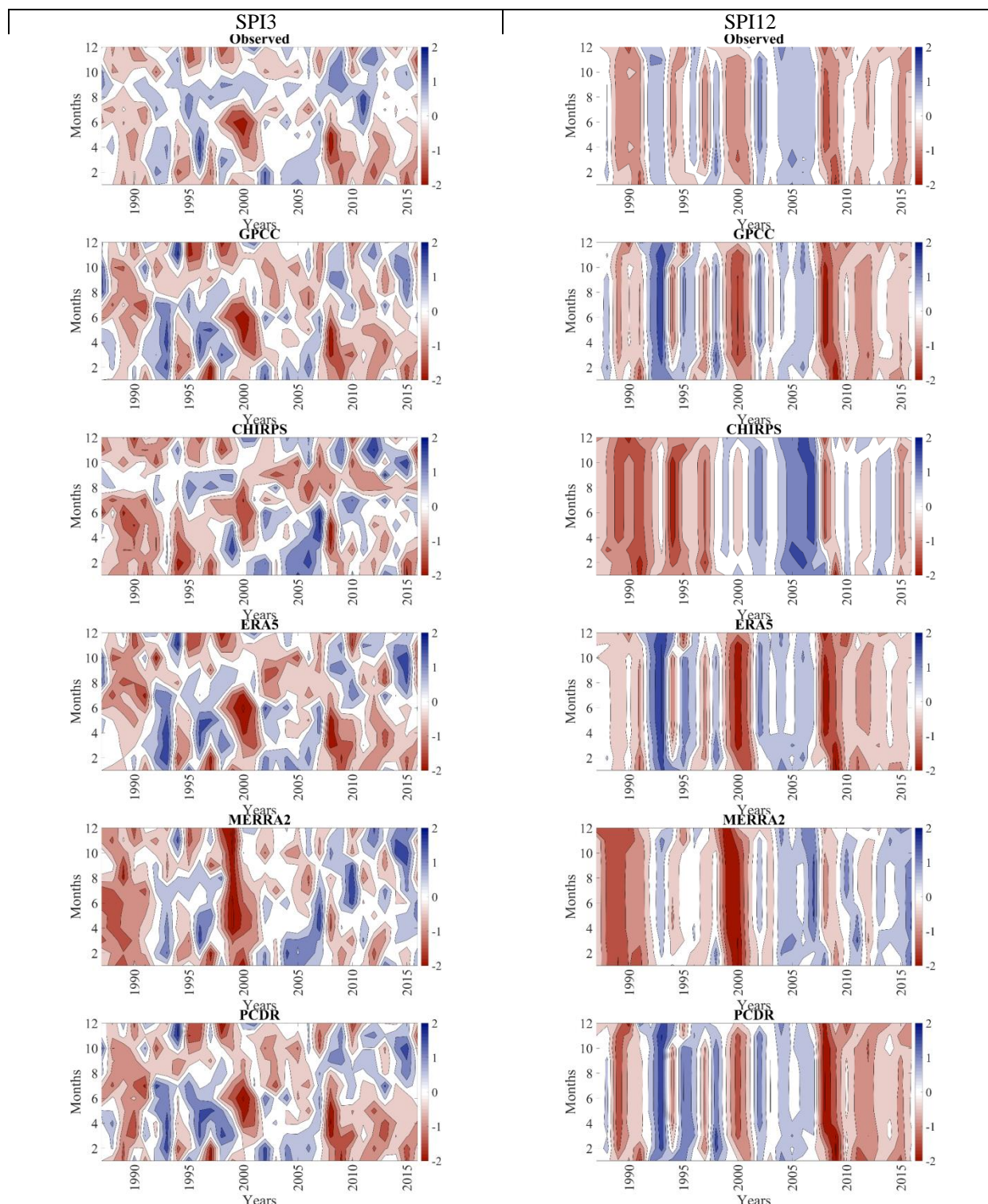
شکل ۵. نمودار باکس-ویسکر خطای مجموعه داده‌های شبکه‌بندی (تفاضل از SPI مشاهداتی)



شکل ۶. سری زمانی SPI به ازای SPI حاصل از مجموعه داده‌های مختلف

ماهانه و سالانه دقیق تخمین زده است. ERA5 نیز عملکرد نزدیکی به روند SPI مشاهده شده است با این حال به نظر می‌رسد شرایط خشکسالی و ترسالی را حدی‌تر تخمین زده است. همچنین PCDR روندی مشابه

تغییرات روند ماهانه و سالانه‌ی SPI در مجموعه داده‌های مختلف در شکل ۷ ارائه شده است. بر این اساس GPCC بیشترین شباهت را به مشاهدات داشته است به طوری‌که وقایع خشکسالی و ترسالی را در هر دو مقیاس



شکل ۷. روند تغییرات ماهانه‌ی SPI در مجموعه داده‌های مختلف (ماه‌ها بیانگر از ژانویه (۱) تا دسامبر (۱۲) می‌باشند)

با داده‌های مشاهداتی نشان داده و در سال‌های انتهایی مقایسه عملکرد آن بهتر از سال‌های ابتدایی است. در مقابل CHIRPS عملکرد متوسطی نشان داده و در چند مورد شرایط خشکسالی را بسیار شدیدتر از داده‌های مشاهداتی اعلام کرده است. MERRA2 عملکرد ضعیفی داشته و به طور مثال در سال‌های ۲۰۱۰ به بعد چند مورد ترسالی اعلام کرده در حالی که حوضه با خشکسالی مواجه بوده است.

به منظور ارزیابی‌های دقیق‌تر این موضوع نتایج سنجش عملکرد مجموعه داده‌ها به ازای شاخص‌های کارائی در جدول ۴ آورده شده است. بر این اساس در تمام شاخص‌های آماری مجموعه داده‌های GPCC، ERA5 و PCDR بهترین عملکرد را داشته‌اند؛ علاوه بر این عملکرد آن‌ها تا حد زیادی مشابه یکدیگر بوده است؛ به طور مثال همبستگی این سه مجموعه داده در SPI3 به ترتیب ۰/۹۰، ۰/۸۹ و ۰/۹۰ بوده است. همچنین نتایج شاخص‌های RMSE، NSE و MAI بیانگر دقت بالا و رابطه‌ی متناسب SPI محاسبه شده توسط این ۳ مجموعه داده با SPI مشاهداتی می‌باشد. CHIRPS نسبت به مجموعه داده‌های فوق عملکرد ضعیفتری داشته است اما با این حال همبستگی قوی با مشاهدات داشته است؛ اگرچه میزان NSE آن به مقدار زیادی کمتر از GPCC، ERA5 و PCDR می‌باشد. MERRA2 ضعیفترین عملکرد را در میان تمام مجموعه داده‌ها داشته است به طوری که میزان همبستگی آن زیر ۰/۸ و NSE آن منفی بوده است. نتایج RMSE و MAI نیز این موضوع را تایید می‌کند چراکه MERRA2 نسبت به تمام مجموعه داده‌ها RMSE بالاتر و MAI کمتری داشته است.

شکل ۸ مقادیر محاسبه شده‌ی معیارهای مطابقت به ازای SPI3 و SPI12 نشان می‌دهد. بر این اساس بر مبنای SPI3 مجموعه داده‌ی GPCC با  $POD = 0/63$ ،  $FAR = 0/11$  = داشته است. به مانند نتایج شاخص‌های آماری عملکرد

شکل ۹ مقادیر CSI به ازای شدت‌های مختلف خشکسالی را در هر مجموعه داده نمایش می‌دهد. بر این اساس مشخص می‌شود که قدرت تشخیص مجموعه داده‌ها در خشکسالی‌های با شدت بالاتر از آستانه‌ی ۰/۶- به تدریج کاهش می‌یابد. این موضوع در مطالعات مشابه نیز گزارش شده است (Liu et al., 2020). نتایج نشان می‌دهد که CSI مجموعه داده‌ی MERRA2 در SPI کوچک‌تر از ۱/۱- با شیب شدیدی کاهش یافته به طوری که عملاً در خشکسالی‌های شدید CSI آن حدود صفر بوده است. در مقابل GPCC، PCDR و ERA5 عملکرد نزدیکی به یکدیگر داشته‌اند. بنابراین باید توجه داشت مجموعه داده‌های شبکه‌بندی ممکن است در خشکسالی‌های شدید مطابقت کمتری با مشاهدات داشته باشند.

به منظور تحلیل مکانی، میزان همبستگی و ضریب نش-ساتکیف SPI مجموعه داده‌های بارش شبکه‌بندی با SPI مشاهداتی در نقاط مختلف حوضه‌ی آبریز در شکل ۱۰ و ۱۱ ارائه شده‌اند. در این شکل‌ها ابتدا میزان بارش شبکه‌بندی با استفاده از ترکیب مقادیر ۴ سلول اطراف هر ایستگاه توسط روش درونیابی دو خطی به ازای هر ایستگاه محاسبه شد -برای مطالعه‌ی بیشتر در

به منظور تحلیل مکانی، میزان همبستگی و ضریب نش-ساتکیف SPI مجموعه داده‌های بارش شبکه‌بندی با SPI مشاهداتی در نقاط مختلف حوضه‌ی آبریز در شکل ۱۰ و ۱۱ ارائه شده‌اند. در این شکل‌ها ابتدا میزان بارش شبکه‌بندی با استفاده از ترکیب مقادیر ۴ سلول اطراف هر ایستگاه توسط روش درونیابی دو خطی به ازای هر ایستگاه محاسبه شد -برای مطالعه‌ی بیشتر در

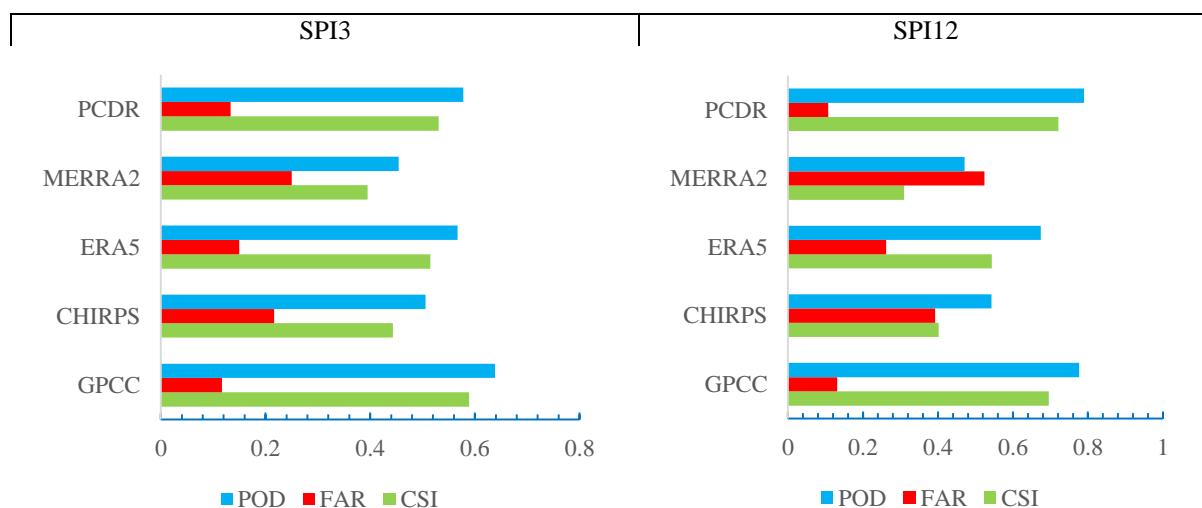
به منظور تحلیل مکانی، میزان همبستگی و ضریب نش-ساتکیف SPI مجموعه داده‌های بارش شبکه‌بندی با SPI مشاهداتی در نقاط مختلف حوضه‌ی آبریز در شکل ۱۰ و ۱۱ ارائه شده‌اند. در این شکل‌ها ابتدا میزان بارش شبکه‌بندی با استفاده از ترکیب مقادیر ۴ سلول اطراف هر ایستگاه توسط روش درونیابی دو خطی به ازای هر ایستگاه محاسبه شد -برای مطالعه‌ی بیشتر در

مشاهداتی و مجموعه داده‌های بارش شبکه‌بندی به ازای کل حوضه به دست آمد؛ این شیوه برای مقایسه‌ی SPI مشاهداتی و SPI مجموعه‌های بارش شبکه‌بندی توسط سایر پژوهشگران نیز پیشنهاد و استفاده شده است (Zhou and Liu, 2016).

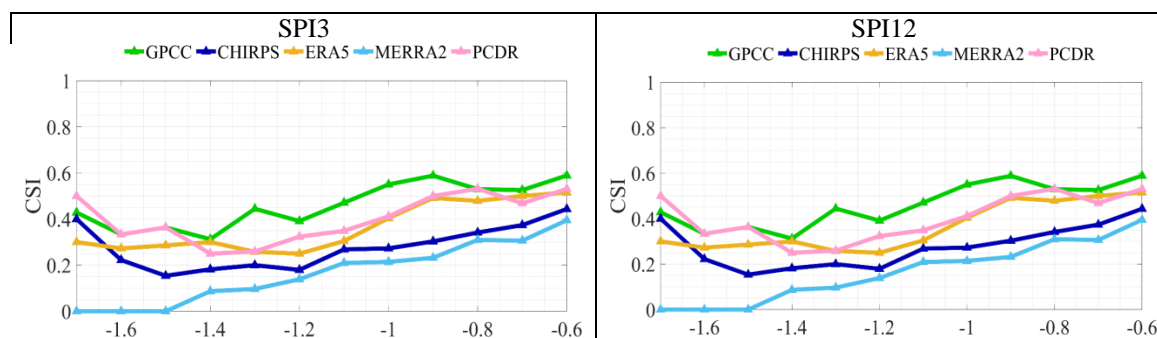
خصوص این روش به Gao and Liu (۲۰۱۳) و Deng و همکاران (۲۰۱۸) مراجعه شود- سپس مقایسه‌ی SPI حاصل از داده‌های مشاهداتی و درون‌یابی شده نسبت به هم انجام گرفت و در نهایت توسط روش عکس فاصله‌ی وزن دار (IDW) مقادیر همبستگی و NSE بین SPI

جدول ۴. مقادیر شاخص‌های کارائی مختلف به ازای مجموعه داده‌های مختلف

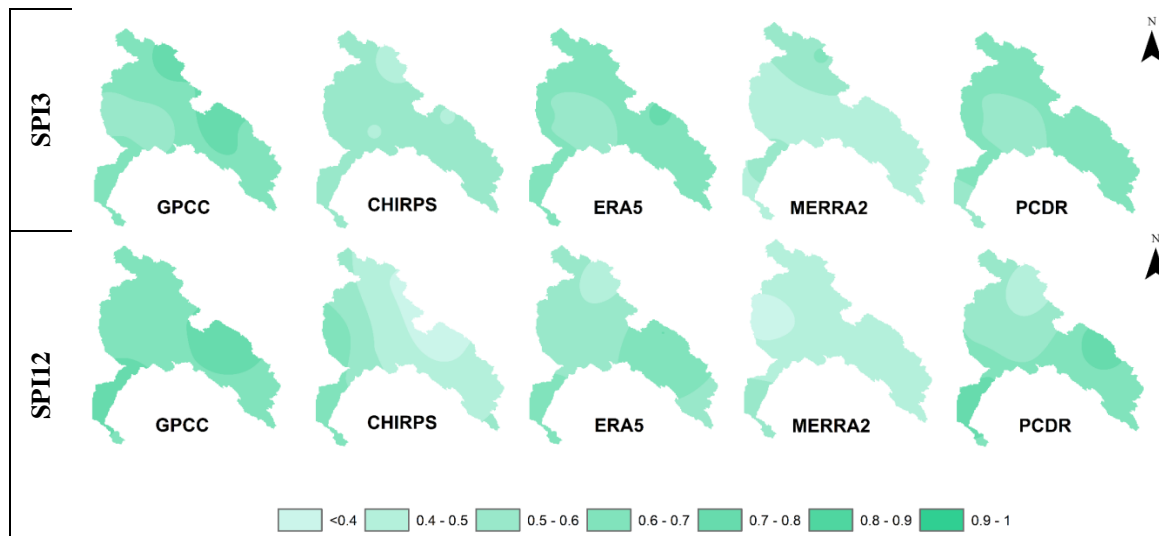
SPI12				SPI3				
MAI	NSE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAI	NSE	RMSE	R <sup>2</sup>	
۰/۷۶	۰/۶۵	۰/۴۱	۰/۹۳	۰/۷۲	۰/۵۱	۰/۴۹	۰/۹۰	GPCP
۰/۵۷	۰/۰۲-	۰/۶۹	۰/۷۹	۰/۶۰	۰/۱۳	۰/۶۵	۰/۸۱	CHIRPS
۰/۷۱	۰/۵۰	۰/۴۹	۰/۹۱	۰/۷۰	۰/۴۴	۰/۵۲	۰/۸۹	ERA5
۰/۵۵	۰/۱۸-	۰/۷۵	۰/۷۴	۰/۵۸	۰/۰۴-	۰/۷۱	۰/۷۸	MERRA2
۰/۷۳	۰/۵۱	۰/۴۸	۰/۹۲	۰/۷۰	۰/۴۷	۰/۵۱	۰/۹۰	PCDR



شکل ۸. عملکرد مجموعه داده‌های مختلف به ازای شاخص‌های POD, FAR, CSI



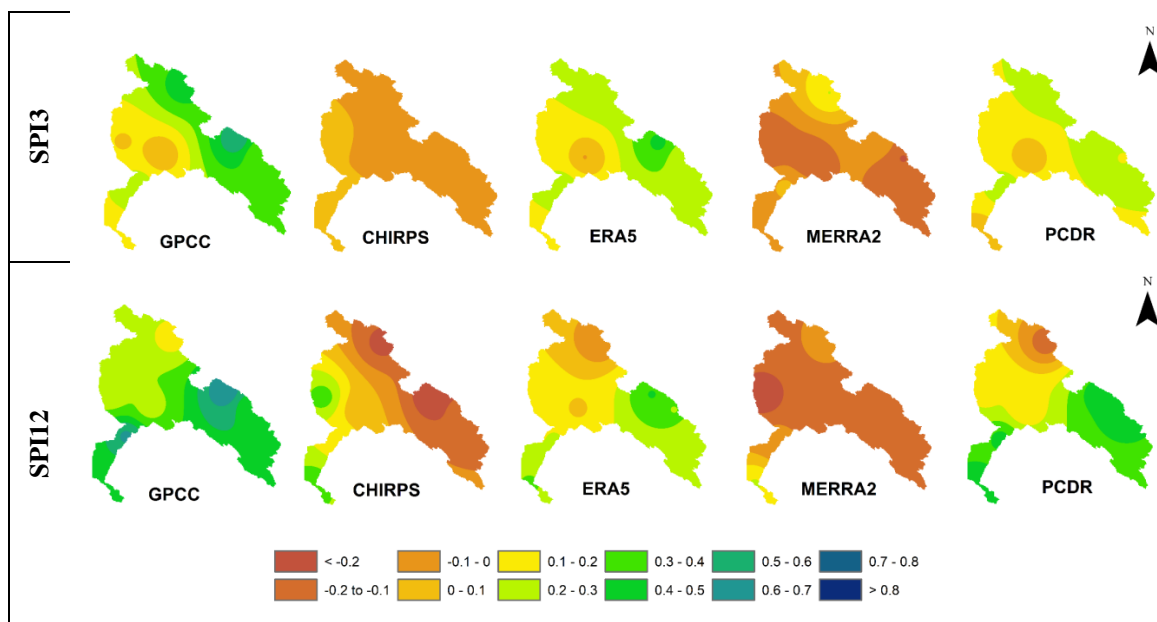
شکل ۹. تغییرات شاخص CSI به ازای شدت‌های مختلف خشکسالی در مجموعه داده‌های مختلف



شکل ۱۰. توزیع مکانی همبستگی مجموعه داده‌های مختلف با مشاهدات در حوضه‌ی آبریز کارون بزرگ

PCDR نسبت به SPI3 قوی‌تر شده و در بخش‌های بیشتری از حوضه همبستگی ۷۰ تا ۹۰ درصدی نشان داده است. سایر مجموعه داده‌ها تقریباً مشابه عملکرد خود در SPI3 را به نمایش گذاشته‌اند. بر اساس شاخص کارایی نش-ساتکلیف GPCC بهترین عملکرد را داشته است به طوری‌که در SPI3 در بخش‌های شمال شرقی حوضه دارای ضریب نش-ساتکلیف ۰/۵۵ بوده است که این مقدار به ازای SPI12 به ۰/۶۹ افزایش پیدا کرده است. پس از GPCC می‌توان گفت در SPI3 مجموعه داده‌ی ERA5 و در SPI12 مجموعه داده‌ی PCDR بهترین عملکرد را نشان داده‌اند. دو مجموعه داده‌ی CHIRPS و MERRA2 با ضریب کارایی نش-ساتکلیف زیر صفر عملکرد دقیقی در تخمین SPI مشاهده‌اند. بیشتر مجموعه داده‌ها در بخش شمال غربی حوضه NSE پایین‌تری نسبت به بخش‌های جنوبی و شرقی نشان داده‌اند؛ این موضوع می‌تواند به دلیل تغییرات توپوگرافی و ارتفاع در این نواحی بوده باشد.

در SPI3 همبستگی GPCC با مقادیر مشاهداتی بسیار قوی (بالای ۰/۸) بوده است. در بخش‌های جنوب غربی (حوضه‌ی آبریز دز) و شرق حوضه میزان همبستگی حدوداً یک بوده است. سایر مجموعه داده‌ها عمدتاً در تشخیص رفتار سری زمانی SPI در مناطق شمال غربی حوضه بد عمل کرده‌اند. CHIRPS به جز بخش جنوب غربی در سایر بخش‌های حوضه همبستگی ضعیفی نشان داده به طوری‌که میزان همبستگی در بخش‌های شمالی حوضه حدود ۰/۳ بوده است. ERA5 در بخش مرکزی عملکرد متوسطی داشته (به طور میانگین همبستگی معادل ۰/۵۳) اما در بخش‌های جنوب شرق و جنوب غرب همبستگی بهتری (۰/۷۲) نشان داده است. می‌توان گفت MERRA2 ضعیف‌ترین عملکرد را داشته و به طور میانگین در تمامی بخش‌های حوضه همبستگی زیر ۰/۴ نشان داده است. PCDR به جز در شمال شرقی همبستگی خوبی خصوصاً در جنوب غربی و شرق حوضه نشان داده است؛ نتایج ارزیابی بر اساس شاخص SPI12 نیز تا حد زیادی مشابه SPI3 می‌باشد. به طوری‌که GPCC در بیشتر بخش‌های حوضه همبستگی خوبی داشته است. عملکرد



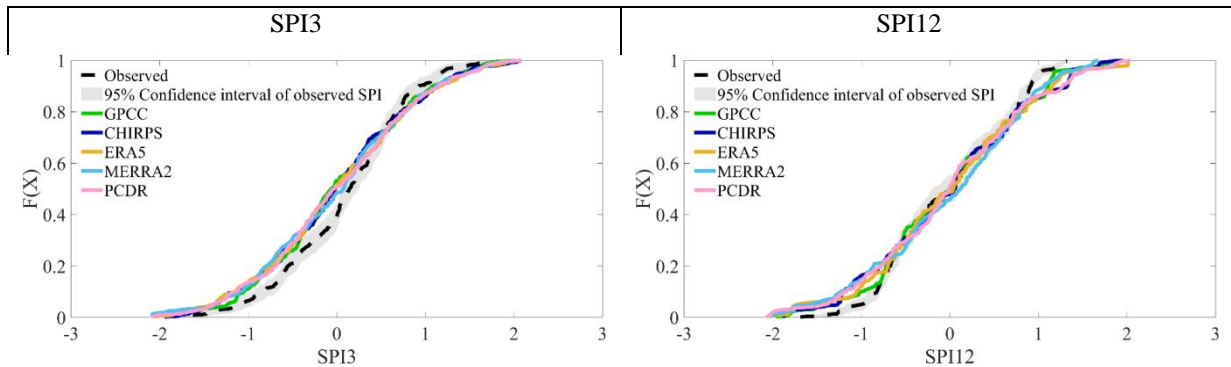
شکل ۱۱. توزیع مکانی ضریب کارائی نش-سانکلیف مجموعه داده‌های مختلف با مشاهدات در حوضه‌ی آبریز کارون بزرگ

به منظور خلاصه‌بندی نتایج، دیاگرام‌های تیلور به ازای SPI3 و SPI12 در شکل ۱۳ ارائه شده‌اند. در SPI3 عملکرد GPCC، ERA5 و PCDR بسیار به یکدیگر نزدیک بوده است و همه‌ی آن‌ها در برآورد SPI3 عملکرد قابل قبولی ارائه کرده‌اند. در SPI12 اما GPCC بهترین عملکرد را داشته است. پس از GPCC مجموعه داده‌های ERA5 و PCDR در جایگاه‌های بعدی قرار دارند. در مقابل CHIRPS و MERRA2 همبستگی قوی در SPI3 و SPI12 نشان نداده‌اند. نتایج مطالعات قبلی نیز نشان داده است که GPCC عملکرد خوبی در تخمین SPI مشاهداتی داشته است. به طور مثال در چین همبستگی این مجموعه داده با داده‌های مشاهداتی بیشتر از ۹۰ درصد بوده است (Wei et al., 2020).

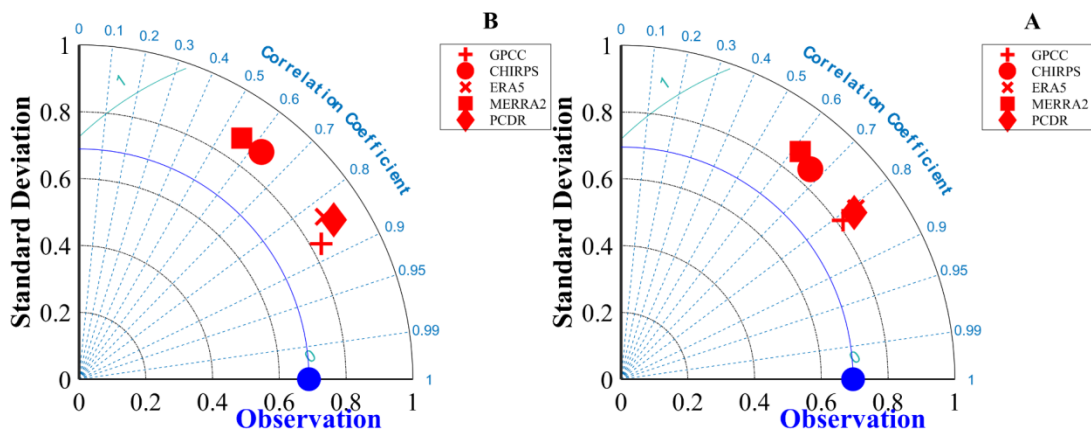
اگرچه بر طبق معیارهای مقایسه بهترین مجموعه داده بوده است لیکن در تفسیر و تحلیل نتایج باید در نظر داشت انتشار این مجموعه داده معمولاً با تاخیرهای طولانی (معمولاً ۴ یا ۵ سال و در مواردی بیشتر) صورت می‌گیرد. این موضوع به سبب زمان‌بر بودن فرآیند جمع‌آوری اطلاعات هواشناسی کشورهای مختلف و درونیابی و ادغام آن‌ها توسط مدل‌های پیشرفته است.

دلیل عملکرد بد مجموعه داده‌های CHIRPS و MERRA2 می‌تواند به علت ضعف مجموعه داده‌های مبتنی بر ماهواره‌ها در تخمین بارش مناطق مرتفع به دلیل اثرات اروگرافیک باشد؛ به طوریکه عملکرد این دو مجموعه داده در مناطق کم ارتفاع جنوب غرب و شرقی حوضه بسیار بهتر از نواحی مرتفع شمالی آن بوده است. جنوب غربی حوضه محل قرارگیری شبکه‌های آبیاری و زهکشی دز می‌باشد که تخمین دقیق شرایط خشکسالی و ترسالی در این ناحیه تاثیر زیادی در مدیریت عرضه و تقاضا در سیستم منابع آب حوضه‌ی آبریز کارون بزرگ ایفا می‌کند؛ در این مناطق مجموعه داده‌های GPCC، ERA5 و PCDR عملکرد قوی از خود نشان داده‌اند.

در SPI3 تمام مجموعه داده‌ها احتمال وقوع خشکسالی با شدت‌های مختلف را بیش از مقدار مشاهداتی تخمین زده‌اند (شکل ۱۲) اما با این حال تخمین‌های آن‌ها روند کلی را درست نشان داده به طوریکه بسیار نزدیک به محدوده‌ی اطمینان ۹۵ درصد عمل کرده‌اند. در SPI12 عملکرد مجموعه داده‌ها بهبود نشان داده است و در  $SPI > -0.75$  تمامی مجموعه داده‌ها دارای ECDF مشابه با مشاهدات بوده‌اند.



شکل ۱۲. نمودار ECDF به ازای مجموعه داده‌های مختلف



شکل ۱۳. دیاگرام‌های تیلور به ازای SPI مشاهداتی و مجموعه داده‌های مختلف (A نشانگر SPI3 و B نشانگر SPI12 می‌باشد)

نتایج این تحقیق نشان داد که مجموعه داده‌های GPCC، ERA5 و PCDR بر اساس شاخص‌های آماری و شاخص‌های تعیین دقت خشکسالی بهترین عملکرد را نشان داده‌اند به طوریکه روند و وقایع خشکسالی را به خوبی شناسایی کرده‌اند و در مقابل CHIRPS و MERRA2 به منظور پایش خشکسالی دقت متوسط و ضعیفی داشته‌اند. در بخش‌های شمال شرقی، شرق و جنوب غربی حوضه عملکرد تمامی مجموعه‌ها بهتر از سایر نواحی بوده است. همچنین در شدت‌های بالای خشکسالی میزان CSI تمامی مجموعه داده‌ها با روندی نزولی همراه بوده است. اگرچه GPCC بهترین عملکرد را داشت اما مجموعه داده‌های بارش شبکه‌بندی ERA5 و PCDR عملکردی نزدیک به GPCC نشان دادند و با توجه به اینکه به صورت نزدیک به زمان واقعی و با

همچنین دقت مکانی GPCC نسبت به بسیاری از مجموعه داده‌های شبکه‌بندی پایین‌تر است. اما مجموعه داده‌های ERA5 و PCDR که عملکرد بسیار نزدیکی به GPCC داشته‌اند به صورت نزدیک به زمان واقعی و با قدرت تفکیک مکانی بیشتر در دسترس هستند. از آنجا که در مطالعات پایش خشکسالی خصوصاً پایش بهنگام در اختیار داشتن داده‌های نزدیک به زمان واقعی اهمیت زیادی دارد این موضوع یک حسن ویژه برای ERA5 و PCDR به شمار می‌آید. CHIRPS و MERRA2 اگرچه عملکرد بسیار ضعیفی نداشتند لیکن در مقایسه با دیگر مجموعه داده‌ها بدتر عمل کردند و بنابراین استفاده از آن‌ها توصیه نمی‌شود.

### نتیجه‌گیری

قدرت تفکیک مکانی بالا در دسترس هستند می‌توانند به منظور استفاده در سامانه‌های پایش خشکسالی مورد استفاده قرار گیرند.

### منابع مورد استفاده

- پیل پایه، ع.، شایقی، ا.، باختر، ا.، رحمتی. و وطن خواه، ا. ۱۳۹۹. ارزیابی منابع بارش جهانی با قدرت تفکیک زمانی و مکانی بالا در سطح حوضه دره رود اردبیل. نشریه حفاظت منابع آب و خاک، ۹(۴)، ۱-۲۰.
- حسینی موغاری، س.، عراقی نژاد، ش. و ابراهیمی، ک. ۱۳۹۵. ارزیابی پایگاه‌های جهانی داده‌های بارش و کاربرد آن‌ها در پایش خشکسالی (مطالعه موردی: حوضه کرخه)، هواشناسی کشاورزی، ۴(۲): ۱۴-۲۶.
- رحمتی، ا. و مساح بوانی، ع. ۱۳۹۸. ارزیابی پایگاه داده‌های جهانی بارش برای استفاده در مدل‌های فیزیکی، مطالعه موردی: حوضه آبریز کارون، تحقیقات منابع آب ایران، ۱۵ (۱): ۱۷۸-۱۹۲.
- زارعی، ک.، محمدی، حسین. و بازگیر، س. ۱۳۹۸. پیش‌بینی عناصر اقلیمی دما و بارش ایستگاه سینوپتیک گرگان براساس سناریوهای RCP، پژوهش‌های جغرافیای طبیعی، ۵۱(۴): ۵۵۶۳-۵۷۹.
- میری، م.، رضیئی، ط. و رحیمی، م. ۱۳۹۵. ارزیابی و مقایسه آماری داده‌های بارش TRMM و GPCC با داده‌های مشاهده‌ای در ایران، فیزیک زمین و فضا، ۴۲ (۳): ۶۵۷-۶۷۲.
- نویدی نساج، ب.، ظهرابی، ن.، شهبازی، ع. ۱۳۹۸. تحلیل یکپارچه اثر بهبود راندمان آبیاری بر شاخص‌های اعتمادپذیری و آسیب‌پذیری سیستم منابع آب با در نظر گرفتن نوسانات آینده (مطالعه موردی حوضه دز). مجله علوم آب و خاک، ۲۳ (۲): ۳۷۹-۳۹۵.

- Abbasian, M. S., Najafi, M. R. and Abrishamchi, A. 2020. Increasing risk of meteorological drought in the Lake Urmia basin under climate change: Introducing the precipitation-temperature deciles index. *Journal of Hydrology*, 125586.
- Akinsanola, A. A., Ogunjobi, K., Ajayi, V., Adefisan, E., Omotosho, J. and Sanogo, S. 2017. Comparison of five gridded precipitation products at climatological scales over West Africa. *Meteorology and Atmospheric Physics*, (6) 129, 669-689.
- Amini, A., Abdeh Kolahchi, A., Al-Ansari, N., Karami Moghadam, M. and Mohammad, T. 2019. Application of TRMM Precipitation Data to Evaluate Drought and Its Effects on Water Resources Instability. *Applied Sciences*, 924: 5377.
- Behrangi, A., Fetzer, E. J. and Granger, S. L. 2016. Early detection of drought onset using near surface temperature and humidity observed from space. *International Journal of Remote Sensing*, 3716: 3911-3923.
- Butu, H. M., Seo, Y. and Huh, J. S. 2020. Determining extremes for future precipitation in South Korea based on RCP scenarios using non-parametric SPI. *Sustainability*, 12(3): 963.
- Chen, F. and Liu, C. 2012. Estimation of the spatial rainfall distribution using inverse distance weighting (IDW) in the middle of Taiwan. *Paddy and Water Environment* 10 (3), 209-222.
- Darand, M. and Khandu, K. 2020. Statistical evaluation of gridded precipitation datasets using rain gauge observations over Iran. *Journal of Arid Environments*, 178: 104172.
- Deng, X., Nie, S., Deng, W and Cao, W. 2017. Statistical evaluation of the performance of gridded monthly precipitation products from reanalysis data, satellite estimates, and merged analyses over China. *Theoretical and Applied Climatology*, 132(1-2): 621-637.
- Gringorten, I. 1963. A plotting rule for extreme probability paper. *Journal of Geophysical Research*, 68 (3), 813-814.
- Farahmand, A. and AghaKouchak, A. 2015. A generalized framework for deriving nonparametric standardized drought indicators. *Advances in Water Resources*, 76: 140-145.
- Faiz, M. A., Liu, D., Fu, Q., Sun, Q., Li, M., Baig., Li, T. and Cui, S. How accurate are the performances of gridded precipitation data products over Northeast China. *Atmospheric Research* 211 (1), 12:20.
- Gao, Y. C. and Liu, M. F. 2013. Evaluation of high-resolution satellite precipitation products using rain Gauge observations over the Tibetan Plateau. *Hydrology and Earth System Sciences*, 17(2): 837-849.



- Golian, S., Javadian, M. and Behrangi, A. 2019. On the use of satellite, gauge, and reanalysis precipitation products for drought studies. *Environmental Research Letters*, 147: 075005.
- Hao, Z. and AghaKouchak, A. 2014. A Nonparametric multivariate multi-index drought monitoring framework. *Journal of Hydrometeorology*, 15(1): 89-101.
- Islam, M. A., Yu, B. and Cartwright, N. 2020. Assessment and comparison of five satellite precipitation products in Australia. *Journal of Hydrology*, 590: 125474.
- Liu, X., Feng, X., Ciais, P., Fu, B., Hu, B. and Sun, Z. 2020. GRACE satellite-based drought index indicating increased impact of drought over major basins in China during 2002–2017. *Agricultural and Forest Meteorology*, 291: 108057.
- Madani, K., AghaKouchak, A. and Mirchi, A. 2016. Iran's Socio-economic Drought: Challenges of a Water-Bankrupt Nation. *Iranian Studies*, 496: 997-1016.
- Nash, J. and Sutcliffe, J. 1981. River flow forecasting through conceptual models part I - A discussion of principles. *Journal of hydrology*, 10 (3), 282-290.
- Pour, S. H., Wahab, A. K. and Shahid, S. 2020. Spatiotemporal changes in aridity and the shift of drylands in Iran. *Atmospheric Research*, 233: 104704.
- Satgé, F., Defrance, D., Sultan, B., Bonnet, M., Seyler, F., Rouché, N. and Pierron, F. 2020. Evaluation of 23 gridded precipitation datasets across West Africa. *Journal of Hydrology*, 581: 124412.
- Shah, R. and Mishra, V. 2014. Evaluation of the Reanalysis Products for the Monsoon Season Droughts in India. *Journal of Hydrometeorology*, 154: 1575-1591.
- Sharafati, A., Nabaei, S. and Shahid, S. 2019. Spatial assessment of meteorological drought features over different climate regions in Iran. *International Journal of Climatology*, 403: 1864-1884.
- Su, F.G., Gao, H., Huffman, G.J. and Lettenmaier, D.P. 2011. Potential utility of the real-time TMPA-RT precipitation estimates in streamflow prediction. *Journal of Hydrometeorology*, 12 (3), 444–455.
- Suliman, A. H., Awchi, T. A., Al-Mola, M. and Shahid, S. 2020. Evaluation of remotely sensed precipitation sources for drought assessment in Semi-Arid Iraq. *Atmospheric Research*, 242: 105007.
- Sun, Q., Miao, C., Duan, Q., Ashouri, H., Sorooshian, S. and Hsu, K. 2018. A Review of Global Precipitation Data Sets: Data Sources, Estimation, and Intercomparisons. *Reviews of Geophysics*, 561: 79-107.
- Svoboda, M., Hayes, M., Wood, D., 2012. Standardized Precipitation Index User Guide. World Meteorology Organization, Geneva, Switzerland, 24p.
- Tan, M., Samat, N., Chan, N. and Roy, R. 2018. Hydro-Meteorological Assessment of Three GPM Satellite Precipitation Products in the Kelantan River Basin, Malaysia. *Remote Sensing*, 10 (7), 1-15.
- Wei, L., Jiang, S. and Ren, L. 2020. Evaluation and comparison of three long-term gauge-based precipitation products for drought monitoring over mainland China from 1961 to 2016. *Natural Hazards*, 1042: 1371-1387.
- Willmott, C. 1981. On the validation of models. *Physical Geography*, 2 (2), 184-194.
- Yao, J., Chen, Y., Yu, X., Zhao, Y., Guan, X. and Yang, L. 2020. Evaluation of multiple gridded precipitation datasets for the arid region of northwestern China. *Atmospheric Research*, 236: 104818. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2019.104818>.
- Zhou, H., and Liu, Y. 2016. SPI based meteorological drought assessment over a humid basin: Effects of processing schemes. *Water*, 8(9): 373.



## Evaluation of Global Gridded Precipitation Datasets for Drought Monitoring (Case Study: Great Karoon Watershed)

Behzad Navidi Nassaj<sup>1</sup>, Narges Zohrabi<sup>1\*</sup>, Alireza Nikbakht Shahbazi<sup>1</sup> and Hossein Fathian<sup>1</sup>

1) Department of Water Resources Engineering, Ahvaz Branch, Islamic Azad University, Ahvaz, Iran.

\* corresponding author: nargeszohrabi@gmail.com

Received: 01-12-2020

Accepted: 02-02-2021

### Abstract

In this study, the Spatio-temporal performance of 5 global gridded precipitation datasets including GPCC V8, CHIRPS V2, ECMWF ERA5, NASA MERRA2, and PERSIANN-CDR (PCDR) in drought monitoring has been evaluated. For this purpose, the standardized precipitation index (SPI) and precipitation information of 13 synoptic stations of the Meteorological Organization of Iran during the thirty years of 1987-2016 has been used. Comparisons were carried out based on performance indices include correlation, mean square root error (RMSE), Nash-Sutcliffe efficiency coefficient, and modified agreement index (MAI) as well as drought detection accuracy metrics including False Alarm Ratio (FAR), probability of detection (POD) and the Critical Success Index (CSI). The results showed that GPCC, ERA5, PCDR datasets had a strong agreement with SPI observations so that they showed the drought trends and situations well and their R2 with observational SPI was <0.90, <0.89, and <0.90, respectively. Also, their RMSE was lower than CHIRPS and MERRA2 and their Nash Sutcliffe and MAI coefficients were higher and in most parts of the watershed, especially in the northeast and southwest, GPCC, and then ERA5 and PCDR have a high correlation and NSE. The results also revealed that GPCC, ERA5, and PCDR datasets have considerable potential in detecting drought events, especially in SPI <-1. However, in severe drought events, the CSI of all datasets has shown a declining trend and thus the ability to detect drought events has reduced. Furthermore, CHIRPS and MERRA2 have shown moderate and poor performance in drought monitoring of this watershed. Eventually the results of this study, in turn, can provide the knowledge needed to improve drought monitoring systems, which will be very effective and useful in drought risk management and adaptation planning to reduce drought damage.

**Keywords:** Drought; Gridded precipitation; Great Karun watershed; Spatio-temporal analysis; SPI.