

پایش خشکسالی مبتنی بر داده‌های سنجش از دور شهر تهران بر اساس SPI ناپارامتریک

آرزو آریایی^۱ | احمد شرافتی^۲

۱- دانش آموخته مهندسی عمران، دانشکده مهندسی عمران، واحد غرب تهران، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

۲- نویسنده مسئول، استادیار دانشکده مهندسی عمران، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.*

چکیده

امروزه پدیده‌ی خشکسالی یک رخداد مخاطره‌آمیز در مناطق مختلف جهان از جمله ایران به شمار می‌رود. مدیریت این پدیده، لزوم پایش خشکسالی و استفاده از ابزارهای سنجش از دور را به منظور تعیین شدت و زمان خشکسالی ایجاب می‌کند. در مطالعه‌ی حاضر، خشکسالی محدوده مطالعاتی شهر تهران بر اساس داده‌های بارش مشاهداتی و سنجش از دور تعیین گردیده است. در این راستا، تولیدات بارش ماهواره‌ی TRMM^۱ در بازه‌ی سال‌های ۱۹۹۸ تا ۲۰۱۹ با استفاده از ابزار کدنویسی در Google Earth Engine استخراج شد. سپس خشکسالی منطقه بر اساس شاخص استاندارد شده بارش (SPI)^۲ ناپارامتریک و داده‌های بارش مشاهداتی و سنجش از دور برای مقیاس‌های زمانی سه، شش و ۱۲ ماهه پایش گردید. در این زمینه، ارتباط میان بارش ماهواره‌ای و مشاهداتی با استفاده از روش بوت استرپ^۳ محاسبه و تحلیل شد. سپس، با استفاده از دو معیار RMSE^۴ و NS^۵ خطای برآورد بارش و خشکسالی محاسبه شده بر اساس تولیدات ماهواره TRMM تعیین گردید. نتایج اعتبارسنجی نشان دادند SPI محاسباتی بر اساس داده‌های بارش TRMM در مقیاس شش ماهه دارای خطای کمتری می‌باشد. با توجه به یافته‌ها، مقادیر RMSE و NS در برآورد خشکسالی شش ماهه به ترتیب برابر ۰/۸۷۳ و ۰/۰۲۸ است. به علاوه، به منظور بررسی دقیق‌تر محصولات بارش ماهواره‌ی TRMM و داده‌های بارش اندازه‌گیری شده، با استفاده از روش‌های آماری اسپیرمن^۶، کندال^۷، دو رشته‌ای نقطه‌ای^۸ و پیرسن^۹، همبستگی میان خشکسالی زمینی و ماهواره‌ای در مقیاس‌های مختلف برآورد شد. نتایج نشان دادند با افزایش مقیاس زمانی تخمین خشکسالی هواشناسی، همبستگی بین داده‌های ماهواره‌ای و زمینی افزایش می‌یابد.

کلیدواژه‌ها: خشکسالی، سنجش از دور، ماهواره‌ی TRMM، همبستگی

۱. مقدمه

چالش‌های وارد بر پیکره‌های آبی شامل تغییرات اقلیمی، رشد جمعیت و کاهش بارش، می‌تواند باعث تشدید پدیده‌های حدی مانند خشکسالی شود. همچنین خشکسالی‌های پی‌درپی موجب مخاطرات و هزینه‌های جانی و مالی شده (Farahani and Jahansoozi, 2022) که در دراز مدت پایداری اکوسیستم را تحت تأثیر قرار می‌دهد (Sheffield et al., 2012) و به جوامع شهری آسیب فراوان وارد می‌کند (Savari et al., 2023). به طور کلی خشکسالی به یک دوره پیوسته گفته می‌شود که مقدار بارش به صورت غیرمنتظره‌ای کاهش می‌یابد (Glantz and Wilhite, 1985). این پدیده در سطح جهانی به عنوان یکی از ویرانگرترین بلاهای طبیعی شناخته شده است که در صورت وقوع مکرر و طولانی منجر به خسارات اقتصادی قابل توجه و چالش‌های پیچیده اجتماعی و زیست‌محیطی عظیمی می‌شود. (Hagman et al., 1984; Ahmad et al., 2022; Pourzand and

Noy., 2022; Rahman et al., 2023; Halwatura et al., 2017) به این منظور، بررسی شدت، زمان و پایش خشکسالی امری ضروری در مدیریت منابع آب است.

از شاخص‌های مختلفی به منظور کمی‌سازی خشکسالی استفاده می‌گردد. رایج‌ترین این شاخص‌ها، شاخص پوشش گیاهی (NDVI)، بارش استاندارد (SPI)، شاخص شدت خشکسالی پالم (PDSI) و شاخص دمای سطح زمین (LST) است. از میان معیارهای ذکر شده، شاخص SPI که توسط McKee et al. (1993) ایجاد شده است، یکی از پرکاربردترین و مرسوم‌ترین روش‌های تعیین شاخص‌های خشکسالی است که در مطالعات بسیاری مورد استفاده قرار گرفته است (Pande et al., 2023; Sharafi et al., 2022; Tsesmelis et al., 2022; Hayes et al., 2011; Logan et al., 2010; Sakellariou et al., 2024; محبوبیت SPI از سادگی و توانایی آن در تفسیر داده‌های بارندگی در بازه‌های زمانی مختلف (یک تا ۲۴ ماه) برای ارزیابی جنبه‌هایی مانند مدت زمان، شدت، بزرگی و فراوانی خشکسالی ناشی می‌شود (Khadr et al., 2009). از شاخص SPI همچنین در مطالعاتی که بر کشور ایران، به منظور بررسی خشکسالی انجام شده، استفاده شده است (Razmi et al., 2022; Mianadabi et al., 2022; Bazrafshan et al., 2023; Fathian et al., 2024). در مطالعه‌ای که توسط Shirmohammadi et al. (2013) به منظور پیش‌بینی خشکسالی هواشناسی ارائه شد، شاخص SPI به عنوان یک شاخص مناسب برای ارزیابی دوره‌های خشکسالی در ایران معرفی شد. همچنین، Khanmohammadi et al. (2022) در پژوهشی که به بررسی خشکسالی ایران بین سال‌های ۱۹۶۰ تا ۲۰۱۴ پرداختند؛ ۹ شاخص خشکسالی مبتنی بر بارش را مقایسه کرده‌اند. نتایج این مقاله شاخص SPI را به عنوان بهترین شاخص برای تحلیل خشکسالی در ایران انتخاب کرده است، زیرا به خوبی با داده‌های بارش سازگار بوده و توانسته است خشکسالی‌های شدید را به دقت شناسایی کند. به همین صورت، در ادامه‌ی توسعه‌ی روش‌های تعیین خشکسالی، پیش‌بینی شاخص SPI مورد توجه پژوهشگران زیادی قرار گرفته است، با این حال SPI معمولاً با برازش توزیع احتمال گاما^{۱۳} به داده‌های بارش به دست می‌آید. برای نیل به این هدف، احتمال گامای تجمعی متعاقباً به تابع توزیع تجمعی و توزیع نرمال استاندارد تبدیل می‌شود. علیرغم استفاده رایج از گاما، شایان ذکر است که توزیع گامای دو پارامتری^{۱۴} ممکن است همیشه انتخاب بهینه توزیع برای برآورد خشکسالی نباشد (Quiring, 2009; Guttman, 1999). به عبارت دیگر از آنجایی که توزیع احتمال بارندگی در شرایط مختلف آب و هوایی متفاوت است، رویکرد پارامتریک به SPI ممکن است منجر به نتایج ناهماهنگ شود (Farahmand and AghaKouchak, 2015). بنابراین Farahmand and AghaKouchak (2015) یک شاخص استاندارد تک‌متغیره و چند متغیره ناپارامتریک را برای ارزیابی خشکسالی در متغیرهای مختلف آب و هوایی معرفی کردند که ضعف‌های شاخص پارامتریک را کاهش دهد. این شاخص ناپارامتریک در مطالعه‌ی حاضر نیز به کار گرفته شده است.

پایش خشکسالی هواشناسی به عنوان مهمترین نوع شاخص خشکسالی بر اطلاعات بارش تکیه می‌کند، با این حال به دلیل دستیابی سخت به اطلاعات زمان واقعی با محدودیت‌های زیادی روبه‌رو است (Thenkabail et al., 2004). به منظور حل این چالش داده‌های سنجش از دور می‌تواند به صورت گسترده‌ای کارا باشند. به عبارت دیگر، اگرچه روش پایش خشکسالی هواشناسی به خوبی اثبات شده است و مطالعات متعددی از لحاظ تاریخی برای پایش خشکسالی بر آن تکیه کرده‌اند (Santos et al., 2010; Mokhtar et al., 2021)، در دسترس بودن مشاهدات محلی از ایستگاه‌های سینوپتیک در مناطق مختلف با محدودیت‌هایی مواجه است (Ragab and Prudhomme, 2002). علاوه بر این، کمبود ایستگاه‌های پایش و مشاهدات تاریخی ناکافی می‌تواند به چالش‌هایی در پایش خشکسالی منجر شود (Easterling, 2013). برای حل چنین چالش‌هایی، داده‌های سنجش از دور می‌تواند کارایی بالایی داشته باشد و از این رو در مطالعات بسیاری استفاده شده‌اند (Ghozat et al., 2022; Li et al., 2022; Pandey et al., 2022; Dejene et al., 2023; Wang et al., 2024). با این وجود که اخیراً، اتخاذ رویکردهای

سنجش از دور گزینه‌های جدیدی را برای پیش رویدادهای شدید هواشناسی فراهم کرده است (AghaKouchak et al., 2015; Suliman et al., 2020; de Brito et al., 2021)، تصاویر سنجش از دور قدیمی مربوط به اواسط دهه ۱۹۸۰ که بر پایه‌ی امواج مادون قرمز استخراج شده‌اند، در تخمین بارش دقت مناسبی ندارند. خروجی محصولات جدید ماهواره‌ای که از ترکیب امواج ماکروویو و مادون قرمز بهره می‌برند، تفاوت قابل توجهی با محصولات گذشته دارند (Ward et al., 2011). بنابراین نیاز است تا تولیدات این ماهواره‌ها به منظور تخمین بارش و دیگر پارامترهای هیدرولوژیکی مورد ارزیابی قرار گیرد. به طور مثال، ماهواره TRMM، که در مطالعه‌ی حاضر استفاده شده است، حامل ابزار تصویربرداری مایکروویو TMI^{۱۵} بوده که اطلاعات مفیدی درباره محتوای ستون بارش، آب محتوای ابر، یخ محتوای ابر و شدت بارش تولید می‌کند (Bodghjamali et al., 2020). Kilani et al. (2021) در مطالعه‌ای به ارزیابی تخمین‌های بارش داده‌های ماهواره NASA POWER^{۱۶} و SPI^{۱۷} های مشتق شده از آن‌ها برای بررسی خشکسالی در مناطق خشک و نیمه‌خشک اردن پرداخته‌اند. نتایج این تحقیق نشان داده است که داده‌های سنجش از دور می‌توانند جایگزین مناسبی برای داده‌های زمینی در مناطقی با دسترسی محدود به ایستگاه‌های هواشناسی باشند و شاخص استاندارد بارش SPI به دست آمده از داده‌های ماهواره‌ای، خشکسالی‌های شدید را به خوبی نشان می‌دهند. همچنین، در مطالعه‌ای که توسط Pazhanivelan et al. (2023)، با هدف بررسی خشکسالی در ایالت تامیل نادو، هند، طی سال‌های ۲۰۱۵، ۲۰۱۶ و ۲۰۱۷ انجام شده، عملکرد محصولات بارش از چهار ماهواره‌ی مختلف، شامل CHIRPS^{۱۸}، TRMM^{۱۹}، IMERGH^{۲۰} و PERSIANN^{۲۱} ارزیابی شدند. این ارزیابی از طریق محاسبه شاخص استاندارد بارش SPI و مقایسه نتایج با داده‌های ایستگاه‌های هواشناسی انجام شد. نتایج نشان داد که برآوردهای بارش IMERGH و TRMM برای شرایط کم‌بارش قابل اعتماد هستند، درحالی‌که داده‌های CHIRPS برای شرایط بارش بالا، دقت بالایی دارند. پژوهش ذکر شده به مزایای استفاده از محصولات بارش ماهواره‌ای برای ارزیابی و مدیریت موثر خشکسالی اشاره می‌کند و نشان می‌دهد که این داده‌ها می‌توانند به طور قابل توجهی در بهبود نظارت بر خشکسالی کمک کنند.

روش بوت‌استرپ یک روش آماری است که برای ارزیابی دقت آماری مانند میانگین، واریانس، یا فواصل اطمینان از داده‌ها استفاده می‌شود (Efron, 1992; Liu et al., 2014; Hu et al., 2015; Vergni et al., 2017). در پژوهش حاضر با استفاده از روش بوت‌استرپ تحلیلی از روابط میان داده‌های بارش ماهواره‌ای و مشاهده‌ای انجام می‌شود تا بینشی معتبر از عدم قطعیت داده‌های ماهواره‌ای TRMM به دست آید و تحلیلی عمیق‌تر از عملکرد داده‌های TRMM در برآورد SPI ناپارامتریک صورت گیرد.

در این مطالعه قصد بر این است تا با استفاده از داده‌های بارش مشاهداتی و سنجش از دور TRMM، مقایسه‌ای به منظور عملکرد این داده‌ها در تخمین خشکسالی و بارش شهر تهران انجام گیرد. به این منظور، با استفاده از شاخص SPI سه، شش و ۱۲ ماهه وضعیت خشکسالی منطقه تعیین می‌گردد. همچنین برای برآورد دقت محاسبه‌ی شدت خشکسالی توسط داده‌های سنجش از دور، معیارهای خطای NS و RMSE مورد استفاده قرار می‌گیرد. به علاوه، در این مطالعه با تکیه بر تحلیل‌های همبستگی مختلف، آنالیز معتبری از SPI به دست آمده از داده‌های TRMM انجام می‌شود. تحلیل‌های همبستگی ابزارهای آماری هستند که برای بررسی و اندازه‌گیری رابطه بین دو یا چند متغیر به کار می‌روند (Katipoğlu et al., 2020). به دنبال بررسی اختلاف بارش مشاهداتی و ماهواره‌ای بر اساس بوت‌استرپ، از روش‌های آماری اسپیرمن، کندال، دو رشته‌ای نقطه‌ای و پیرسن به منظور تعیین همبستگی بین داده‌های خروجی خشکسالی ماهواره‌ای و زمینی استفاده می‌شود. نوآوری این تحقیق نه تنها در استفاده از روش‌های متعدد آماری به منظور بررسی چندوجهی ارتباط بین داده‌های ماهواره‌ای و مشاهداتی خشکسالی نهفته

است بلکه در به کارگیری روش بوت استرپ برای تعیین عدم قطعیت تخمین بارش با تکیه بر ابزارهای سنجش از دور می باشد. نتایج این مطالعه این امکان را به تصمیم گیرندگان می دهد تا با در نظر گرفتن خطرات پیش رو به مدیریت بهینه ی منابع آب در شرایط خشکسالی و ترسالی پرداخته و درک عمیق تری نسبت به استفاده از داده های ماهواره ای برای پایش خشکسالی داشته باشند.

۲. مواد و روش ها

در این مطالعه قصد بر این است تا با استفاده از داده های بارش مشاهداتی و سنجش از دور مقایسه ای به منظور عملکرد داده های ماهواره TRMM در تخمین خشکسالی و بارش انجام گیرد. به همین منظور، ابتدا داده های بارش روزانه ی مشاهداتی و ماهواره ای TRMM برداشت می شود. سپس با استفاده از روش بوت استرپ روابط میان بارش مشاهداتی و ماهواره ای مورد تحلیل قرار می گیرد. در مرحله ی بعد، با استفاده از شاخص SPI سه، شش و ۱۲ ماهه وضعیت خشکسالی منطقه تعیین می گردد. سپس بر اساس معیارهای خطای NS و RMSE دقت برآورد شدت خشکسالی حوضه ی مورد مطالعه توسط داده های سنجش از دور برآورد شده و با SPI حاصل از داده های مشاهداتی مقایسه می شود. به علاوه، در مطالعه ای حاضر از روش های آماری اسپیرمن، کندال، دو رشته ای نقطه ای و پیرسن به منظور تعیین همبستگی بین داده های خروجی خشکسالی ماهواره ای و زمینی استفاده می شود تا بررسی عمیق تری از نتایج به عمل آید. نمودار جریان کلی کار در شکل ۱ نمایش داده شده است.

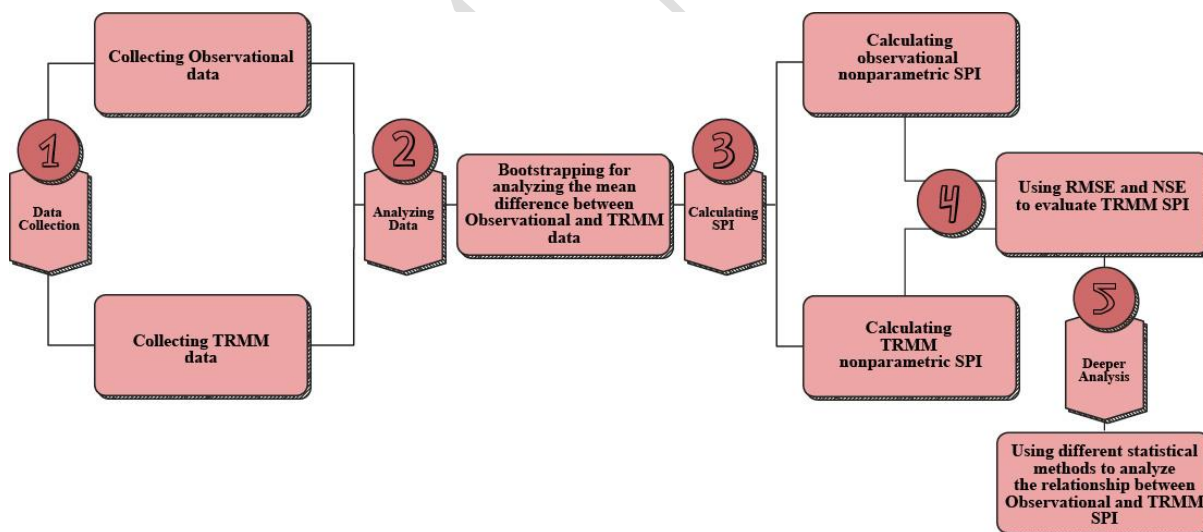


Figure 1. Flowchart of the current study

۱.۲ جمع آوری داده

در اولین مرحله ی پژوهش، داده های مشاهداتی مربوط به شهر تهران از سال ۱۹۹۸ تا ۲۰۱۹ برداشت شد. به این منظور داده های بارش ایستگاه مهرآباد به جهت تعیین مقادیر شاخص خشکسالی مورد استفاده قرار می گیرد. همچنین داده های بارش سه ساعته سنجنده TRMM با محصول ۳B۴۲ به منظور مقایسه با داده های مشاهداتی و پیش بینی خشکسالی به کار گرفته می شود. محصولات سنجنده TRMM با تفکیک مکانی ۰/۲۵ می تواند در مناطقی که دسترسی به اطلاعات هواشناسی چالش برانگیز

باشد، مورد استفاده قرار گیرد. در مطالعه حاضر، به وسیله‌ی ابزار Google Earth Engine داده‌های بارش سه ساعته استخراج و به داده‌های ماهانه تبدیل شد تا برای تخمین خشکسالی استفاده شود.

۲.۲. محدوده‌ی مطالعاتی

شهر تهران در دامنه‌ی جنوبی رشته کوه البرز واقع شده است. این شهر از شمال تحت تاثیر آب و هوای معتدل و از جنوب به مناطق گرم و خشک منتهی می‌شود (شکل ۲). میانگین بارندگی سالانه این منطقه طی یک دوره ۵۵ ساله ۳۳۳ میلی‌متر است، با ذکر اینکه بخش مهمی از بارش‌ها در ماه‌های آذر تا اردیبهشت رخ می‌دهد (Fahimi Nezhad et al., 2019). همچنین میانگین دمای سالانه‌ی منطقه‌ی مورد مطالعه بین ۱۵ تا ۱۸ درجه سانتی‌گراد متغیر است (Habibi and Hourcade, 2005). با توجه به اینکه شهر تهران به عنوان پایتخت کشور کماکان با روند رو به رشد جمعیت مواجه است، خشکسالی و کمبود آب می‌تواند به طرز قابل توجه‌ای حائز اهمیت باشد. برمبنای گزارش‌های اخیر مرکز ملی پایش و هشدار خشکسالی، طی یک دوره هفت ساله تا پایان آبان ماه ۱۳۹۶-۹۷، در حدود ۴۲/۳ درصد از گستره شهر تهران تحت تاثیر خشکسالی متوسط و ۳۵/۶ درصد از گستره این شهر تحت تاثیر خشکسالی شدید قرار داشته است (MOTP, 2018). لذا امکان‌سنجی استفاده از روش‌های معتبر برای پایش خشکسالی این منطقه ضروری است. در مطالعه‌ی حاضر عملکرد داده‌های ماهواره TRMM به منظور پایش خشکسالی شهر تهران طی سال‌های ۱۹۹۸ تا ۲۰۱۹ بررسی می‌شود، تا بینشی از اعتبار داده‌های این ماهواره در بررسی خشکسالی این منطقه به دست آید.

ایستگاه مهرآباد ۱۱۹۱ متر از سطح آب‌های آزاد ارتفاع دارد و با عرض جغرافیایی ۳۵/۶۸ درجه شمالی و طول جغرافیایی ۵۱/۳۱ درجه شرقی، در جنوب غرب شهر تهران قرار دارد. این ایستگاه به عنوان یکی از ایستگاه‌های قدیمی سینوپتیک در ایران در سال ۱۹۴۲ تاسیس شده و داده‌های بلند مدت مختلفی را در اختیار پژوهشگران قرار می‌دهد. در شهر تهران تنها ایستگاه مهرآباد دارای داده‌های بالای ۵۰ سال است و به همین علت در این پژوهش تنها از داده‌های این ایستگاه استفاده شده است.

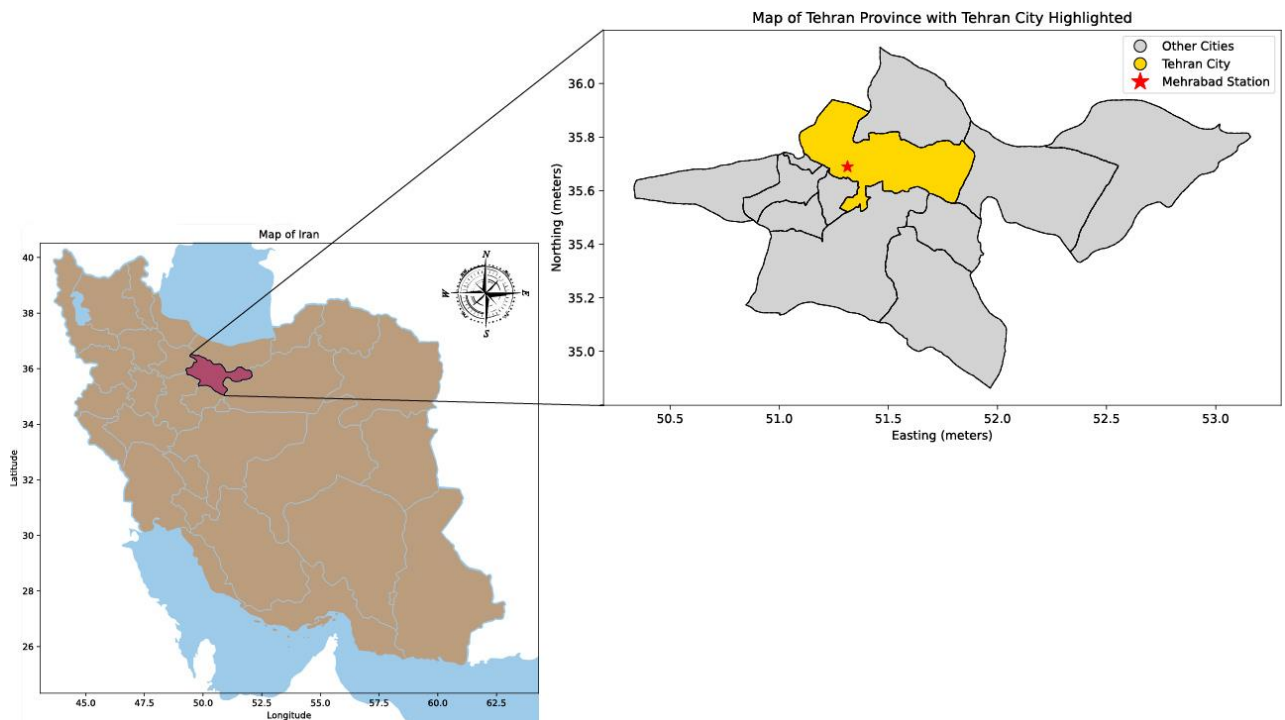


Figure 2. Iran's map and position of Mehrabad station in Tehran City

۳.۲. شاخص بارش استاندارد شده غیر پارامتریک (SPI)

شاخص‌های بارش استاندارد شده پارامتری مرسوم از کمبودهایی از جمله ناسازگاری زمانی و غیرقابل مقایسه آماری رنج می‌برند (Farahmand and AghaKouchak, 2015). در این تحقیق از خشکسالی استاندارد شده ناپارامتریک استفاده شده است که توسط Farahmand and AghaKouchak (2015) برای غلبه بر چنین مسائلی معرفی شده است و نیازی به فرض توزیع پارامتری معروف را از بین می‌برد. شاخص استاندارد شده ناپارامتری SI را می‌توان با استفاده از احتمال تجربی به دست آورد. در این مورد، موقعیت ترسیم گرینگورتن تجربی استفاده می‌شود (Gringorten, 1963):

$$p(x_i) = \frac{i-0.44}{n+0.12} \quad (1)$$

در رابطه‌ی فوق، n نشان دهنده اندازه نمونه، i رتبه داده‌های بارش غیر صفر از کوچکترین و $p(x_i)$ نشان‌دهنده‌ی احتمال تجربی مربوطه است. نتایج به‌دست آمده توسط این معادله به صورت SI نشان داده می‌شود:

$$SI = \Phi^{-1}(p) \quad (2)$$

در اینجا، Φ نماد تابع توزیع نرمال استاندارد و p نشان دهنده احتمال به دست آمده از معادله پیشین است. علاوه بر این، استانداردسازی صدک‌ها را می‌توان به طور سیستماتیک با استفاده از تقریب معمولی که در رابطه (۲) نشان داده شده است، انجام داد (Abramowitz et al., 1968; Edwards, 1997; Naresh Kumar et al., 2009):

$$\begin{cases}
 -(t - \frac{c_0 + c_1 t + c_2 t^2}{1 + d_1 t + d_2 t^2 + d_3 t^3}) & \text{if } 0 < p \leq 0.5 \\
 +(t - \frac{c_0 + c_1 t + c_2 t^2}{1 + d_1 t + d_2 t^2 + d_3 t^3}) & \text{if } 0.5 < p \leq 1
 \end{cases} \quad (3)$$

$$t = \begin{cases}
 \sqrt{\ln \frac{1}{p^2}} \\
 \sqrt{\ln \frac{1}{(1-p)^2}}
 \end{cases}$$

که:

$$c_0 = 2:515517; \quad c_1 = 0:802583; \quad c_2 = 0:010328; \quad d_1 = 1:432788; \quad d_2 = 0:189269; \\
 d_3 = 0:001308$$

جدول ۱ بازه های مختلف SPI را نشان می دهد.

Table 1. Degree of drought and waterlog based on SPI index

SPI Value	Category
2 and above	Extreme wet
1.50 – 1.99	Severe wet
1.00 – 1.49	Moderate wet
0.99 – -0.99	Normal
-1.00 – -1.49	Moderate drought
-1.50 – -1.99	Severe drought
-2 and below	Extreme drought

۴.۲ روش بوت استرپ

بوت استرپ یک روش نمونه برداری مبتنی بر تکرار است که ابتدا داده های موجود را بدون جایگزینی نمونه گیری کرده و سپس از این نمونه ها با جایگزینی به تعداد بارها نمونه گیری می کند (Efron, 1992). این فرآیند با اعمال یک روش تخمینی مورد علاقه، مثلاً محاسبه میانگین یا میانه، بر روی هر نمونه، میانگین های تقریبی جدیدی از جمعیت ایجاد می کند. سپس، با تجمیع تمام این تخمین ها، بازه های اطمینان مورد نظر محاسبه می شوند. این روش یک ابزار آماری بسیار کاربردی و قدرتمند است که می تواند به منظور تعیین کمیت عدم قطعیت مرتبط با یک برآوردگر معین یا روش یادگیری آماری استفاده شود. در واقع بوت استرپ می تواند یک تخمین قوی از یک پارامتر جمعیت مانند انحراف استاندارد، میانگین، میانه، خطای استاندارد استخراج کند.

۵.۲ اعتبارسنجی

مقایسه ی مقادیر واقعی یا مشاهداتی با مقادیر تخمین زده شده بر اساس داده های ماهواره ای، مستلزم ارزیابی های تخمینی می باشد. برای این منظور، از آماره های ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) (Jain and Sudheer, 2008) و ضریب کارایی نش-ساتکلیف (NSE) (Gupta and Kling, 2009) استفاده می شود. با استفاده از این معیارهای عملکردی، مقادیر تخمینی قابل ارزیابی و تحلیل می باشد. معیار خطای RMSE میزان خطا را به صورت عددی همواره مثبت بیان می کند. به این ترتیب که هر چقدر این مقدار کوچکتر باشد، خطای کمتری در تخمین رخ داده است. مقدار بدست آمده توسط این معیار عددی بی بعد می باشد.

همچنین مقدار عددی معیار خطای NSE بازه‌ای از منفی بینهایت تا یک را اختیار می‌کند. به صورتی که هرچه این مقدار عددی به یک نزدیک‌تر باشد، مقادیر تخمینی خطای کمتری دارد. همچنین هر چقدر مقدار این معیار به سمت صفر و پس از آن عددی منفی باشد دقت داده‌های تخمینی پایین‌تر می‌باشد. مقدار خطای RMSE و NSE به ترتیب از طریق رابطه ۴ و ۵ محاسبه می‌شود.

$$RMSE = \sum_{i=1}^N \sqrt{\frac{(x_i - x_j)^2}{n}} \quad (4)$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - x_j)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - x_j)^2} \quad (5)$$

در روابط فوق، x_i مقدار تخمینی و x_j مقدار اندازه‌گیری شده می‌باشد. همچنین n بیانگر تعداد مقایسه‌ها است.

۶.۲. آزمون‌های همبستگی

همبستگی یکی از مفاهیم اساسی در آمار و احتمالات است که در تحلیل داده‌ها و ارتباطات بین متغیرها بسیار مورد استفاده قرار می‌گیرد. در مطالعه‌ی حاضر، از روش‌های همبستگی اسپیرمن، کندال، پیرسن و دو رشته‌ای نقطه‌ای به منظور بررسی ارتباط بین خشکسالی مبتنی بر داده‌های ماهواره‌ای و زمینی استفاده می‌شود. به‌طور کلی، روش همبستگی پیرسن به طور خاص برای بررسی ارتباط بین متغیرهایی که توزیع نرمال دارند و رابطه خطی دارند مناسب است. اما در صورتی که توزیع داده‌ها ناهمبسته باشد یا روابط غیرخطی وجود داشته باشد، استفاده از روش‌های همبستگی غیرپارامتری مانند اسپیرمن و کندال توصیه می‌شود.

۱.۶.۲. همبستگی اسپیرمن

همبستگی اسپیرمن یک روش برای اندازه‌گیری رابطه غیرخطی بین دو متغیر رتبه‌ای است. این روش از ضریب همبستگی ترتیبی (که بر اساس رتبه‌بندی داده‌ها محاسبه می‌شود)، استفاده می‌کند (Hauke and Kossowski, 2011). ضریب همبستگی اسپیرمن در بازه $[-1, 1]$ قرار دارد که عدد صفر نشان‌دهنده عدم همبستگی است. مقادیر مثبت نشان‌دهنده همبستگی مستقیم و مقادیر منفی نشان‌دهنده همبستگی معکوس است. روش همبستگی اسپیرمن برای داده‌هایی که توزیع آن‌ها نرمال نیست مناسب است.

۲.۶.۲. همبستگی کندال

همبستگی کندال نیز برای اندازه‌گیری همبستگی بین دو متغیر رتبه‌ای استفاده می‌شود (Abdi, 2007). این روش بر اساس تعداد ترتیب‌های رتبه‌بندی متغیرها اعمال می‌شود و میزان اتفاق رخ دادن ترتیب‌های متغیرها را با هم مقایسه می‌کند. همبستگی کندال نیز در بازه $[-1, 1]$ قرار دارد و به صورت مشابه با همبستگی اسپیرمن تفسیر می‌شود. این روش نیز برای داده‌هایی که توزیع آن‌ها نرمال نیست مناسب است.

۳.۶.۲. همبستگی پیرسن

روش همبستگی پیرسن یکی از اصولی‌ترین و پرکاربردترین روش‌های همبستگی در آمار و علوم آب است. این روش برای اندازه‌گیری ارتباط خطی بین دو متغیر پیوسته استفاده می‌شود (Hauke and Kossowski, 2011). ایده اصلی این است که اگر دو متغیر به صورت خطی با یکدیگر مرتبط باشند، همبستگی آن‌ها بیشتر خواهد بود. برای محاسبه همبستگی پیرسن، میانگین

و انحراف معیار هر دو متغیر محاسبه می‌شود، سپس کوواریانس بین دو متغیر و در نهایت همبستگی به عنوان نسبت کوواریانس به حاصل ضرب انحراف معیارها محاسبه می‌شود. این روش مقادیر همبستگی را در بازه $[-1, 1]$ تعیین می‌کند، که ۱ نشان‌دهنده همبستگی مثبت کامل و -۱ نشان‌دهنده همبستگی منفی کامل و ۰ نشان‌دهنده عدم همبستگی است.

۲.۶.۴. همبستگی دو رشته‌ای نقطه‌ای

همبستگی دو رشته‌ای نقطه‌ای برای اندازه‌گیری همبستگی بین یک متغیر دودویی (دارای دو دسته) و یک متغیر پیوسته استفاده می‌شود (Kornbrot, 2014). این روش بر اساس میانگین متغیر پیوسته برای هر دسته از متغیر دودویی محاسبه می‌شود و میزان تفاوت بین این میانگین‌ها نشان‌دهنده همبستگی است. همبستگی دو رشته‌ای نقطه‌ای نیز در بازه $[-1, 1]$ قرار دارد و تفسیر مشابه‌ای با همبستگی پیرسن دارد. این روش برای داده‌هایی که یکی از متغیرها دودویی و دیگری پیوسته است مناسب است.

۳. نتایج و بحث

در ابتدای پژوهش حاضر، داده‌های بارش ماهواره‌ی TRMM و همچنین بارش مشاهداتی ایستگاه مهرآباد از داده‌های روزانه به داده‌های ماهانه تبدیل شده و میانگین بارش ماهانه در طول بازه‌ی مورد مطالعه (۱۹۹۸-۲۰۱۹) تعیین گردیده است. نتایج بارش میانگین ماهانه مشاهداتی و تخمینی TRMM در جدول ۲ ارائه شده است. با توجه به جدول ۲ تمامی مقادیر برآورد شده بارش میانگین در تمام ماه‌ها کمتر از مقدار اندازه‌گیری شده می‌باشد. بنابراین می‌توان نتیجه‌گرفت بارش تخمینی توسط ماهواره‌ی TRMM در منطقه مورد مطالعه به طور قابل توجه‌ای مقدار بارش پایین تری را تخمین می‌زند.

Table 2. Average monthly rainfall from observations and TRMM satellite from 1998 to 2019

Month	Monthly average rainfall (1998-2019)	
	Observed	TRMM
January	1.9	0.9
February	1.7	0.8
March	2.2	1.0
April	2.1	1.3
May	0.8	0.5
June	0.1	0.1
July	0.1	0.1
August	0.1	0.1
September	0.0	0.1
October	1.2	0.5
November	1.8	0.8
December	2.3	0.7

شکل ۳ و شکل ۴ به ترتیب، برآورد بارش تجمعی سالانه، و توزیع بارش سالانه را برای بازه‌ی مطالعاتی مورد نظر نشان می‌دهد. در شکل ۴ به وضوح مشخص است که TRMM مقدار بارش را به طور قابل توجهی پایین تر تخمین می‌زند، اما با توجه به سری زمانی سالانه بارش، روند کاهشی یا افزایشی را عموماً به صورت مناسبی برآورد می‌کند. لازم به ذکر است در نیمه‌ی ابتدایی بازه‌ی زمانی مورد مطالعه روندهای معکوس و گاهی نامنظمی مشاهده می‌شود که می‌تواند ناشی از دلایل یا ترکیبی از عوامل مختلف باشد. به طور مثال، تغییرات در کاربری زمین مانند جنگل‌زدایی یا افزایش شهرنشینی، تغییرات در پوشش ابر یا نوسانات ناگهانی در الگوهای گردش عمومی جو می‌تواند بر دقت داده‌های بارش ماهواره‌ای اثرگذار باشد. از طرفی الگوریتم‌های

پردازش داده‌های ماهواره‌ای به طور مداوم به‌روز می‌شوند و بهبود می‌یابند. بنابراین نتایج تخمین بارش توسط ماهواره می‌تواند دست‌خوش تغییر شود. به‌علاوه، عواملی مثل حساسیت الگوریتم بارش TRMM به ابرهای کم‌بارش و پربارش و تاثیر افزایش نرخ بارش به مقیاس زمانی موثر می‌تواند بر داده‌های تخمینی اثر بگذارد (Hajimir Rahimi and (Mohd Zad et al., 2018). Feizizade (2007) نشان دادند که داده‌های ماهواره‌ای با داده‌های باران‌سنجی زمینی هم‌خوانی خوبی دارند. با این حال داده‌های ماهواره‌ای TRMM، با وجود تطابق نسبی، نمی‌تواند جایگزین کاملی برای ایستگاه‌های باران‌سنجی باشد. همچنین Javanmard et al. (2010) به نتایج مشابهی دست یافتند. آن‌ها نشان دادند که در ایران، داده‌های ماهواره‌ای TRMM در بسیاری از مناطق، به ویژه مناطق داخلی و کوهستانی، با داده‌های زمینی هم‌خوانی خوبی دارد؛ اما این داده‌ها در برخی مناطق، مقدار بارش را کمتر از واقعیت نشان می‌دهند، که با تحقیق حاضر هم‌راستا است. همین‌طور که در شکل ۳ مشخص است، می‌توان نتیجه گرفت ماهواره TRMM قادر است به صورت کلی روند بارش سالانه در منطقه مورد مطالعه را به خوبی تخمین بزند. به علاوه، با توجه به نتایج شکل ۳ بیشترین و کمترین بارش سالانه به ترتیب مربوط به سال‌های ۲۰۱۱ و ۲۰۱۴ بوده که برابر ۳۵۵ و ۱۱۵ میلی‌متر در سال می‌باشد؛ و میزان تخمین ماهواره TRMM از بارش سالانه در سال‌های ۲۰۱۱ و ۲۰۱۴ به ترتیب برابر ۱۵۸ و ۷۶ میلی‌متر در سال است.

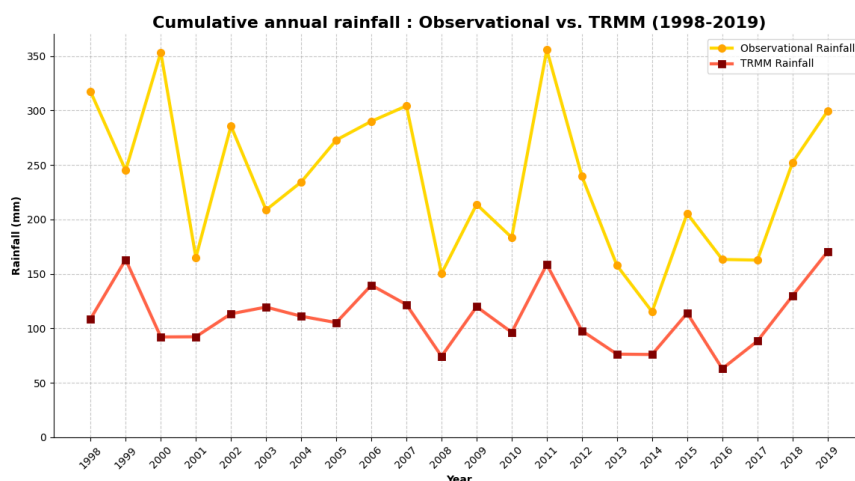


Figure 3. Cumulative annual rainfall of observations and TRMM satellite from 1998 to 2019

پس از توسعه‌ی روش بوت استرپ، تفاوت‌های معنا دار بین داده‌های مشاهداتی و ماهواره‌ای مشخص شد تا تحلیل و ارزیابی دقیق‌تر داده‌ها امکان‌پذیر شود. نتایج نشان داد که اختلاف متوسط حدود $10/38$ واحد می‌باشد. به این معنی که داده‌های بارش مشاهداتی، در میانگین حدود $10/38$ واحد بیشتر از داده‌های بارش ماهواره TRMM می‌باشند. این نتیجه نشان می‌دهد که برای بیشتر ماه‌ها، بارش مشاهده‌ای به طور متوسط بیشتر از آنچه که داده‌های TRMM می‌باشد (شکل ۵). همچنین با توجه به شکل ۵ مشهود است که با اطمینان حدود ۹۵ درصد، اختلاف میانگین میان دو مجموعه داده بارش زمینی و ماهواره‌ای در بازه مشخص شده قرار دارد ($13/36-7/33$). به این ترتیب، اختلاف متوسط بارش مشاهداتی حداقل $7/33$ واحد و حداکثر $13/36$ واحد بیشتر از ماهواره TRMM است. به طور خلاصه، این تجزیه و تحلیل نشان می‌دهد که اختلاف بین دو مجموعه داده معنی‌دار بوده و داده‌های بارش مشاهداتی به طور میانگین مقادیر بیشتری را نسبت به داده‌های بارش ماهواره‌ای TRMM نشان می‌دهد. نتایج روش بوت استرپ، نقاط ضعف داده‌های ماهواره‌ای TRMM را نشان داده و به تحلیل دقیق‌تر نتایج برآورد

خشکسالی توسط این داده‌ها کمک می‌کند. در واقع با دانستن بازه‌ی تغییرات ارائه شده، عدم قطعیت استفاده از داده‌های بارش در منطقه‌ی مورد مطالعه تفسیر می‌گردد. این بازه (۷/۳۳-۱۳/۳۶) بیان می‌کند در بازه‌ای با اطمینان پذیری بالا (۹۵ درصد)، تا چه حد می‌توان به داده‌های TRMM برای بررسی‌هایی مانند تخمین خشکسالی، بیلان آب و اجرای پروژه‌های کنترل سیل در مناطق فاقد ایستگاه‌های سینوپتیک تکیه کرد.

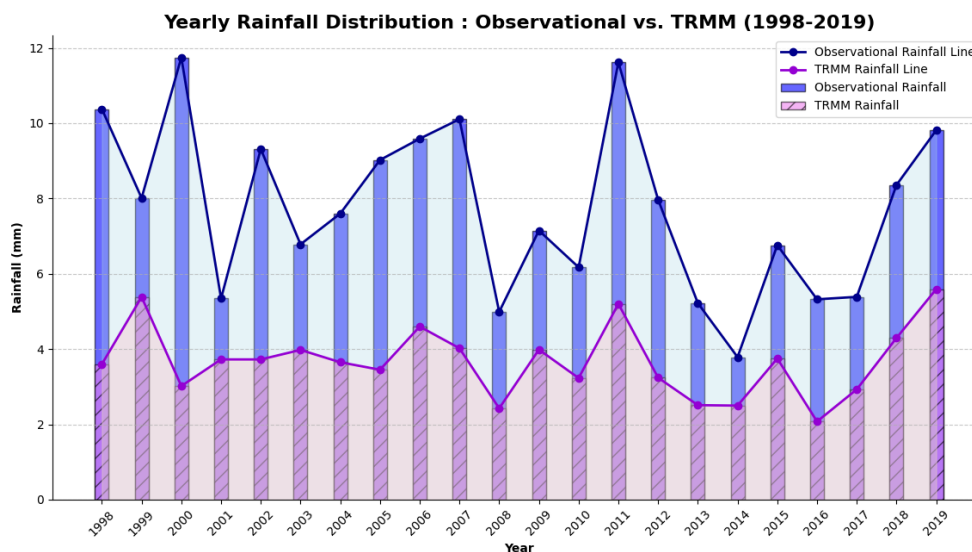


Figure 4. Comparison of annual rainfall distributions from observational and TRMM data in 1988-2019

پس از تخمین بارش ماهواره‌ای، مقدار شاخص خشکسالی SPI در مقیاس سه، شش و ۱۲ ماهه برای بازه‌ی مطالعاتی ۱۹۹۸-۲۰۱۹ محاسبه گردید. همچنین مقدار شاخص SPI برای بارش مشاهداتی به منظور بررسی عملکرد تولیدات بارش ماهواره TRMM در مقیاس‌های مذکور برآورد شد. نتایج حاصل در شکل‌های ۶ و ۷ نشان داده شده است.

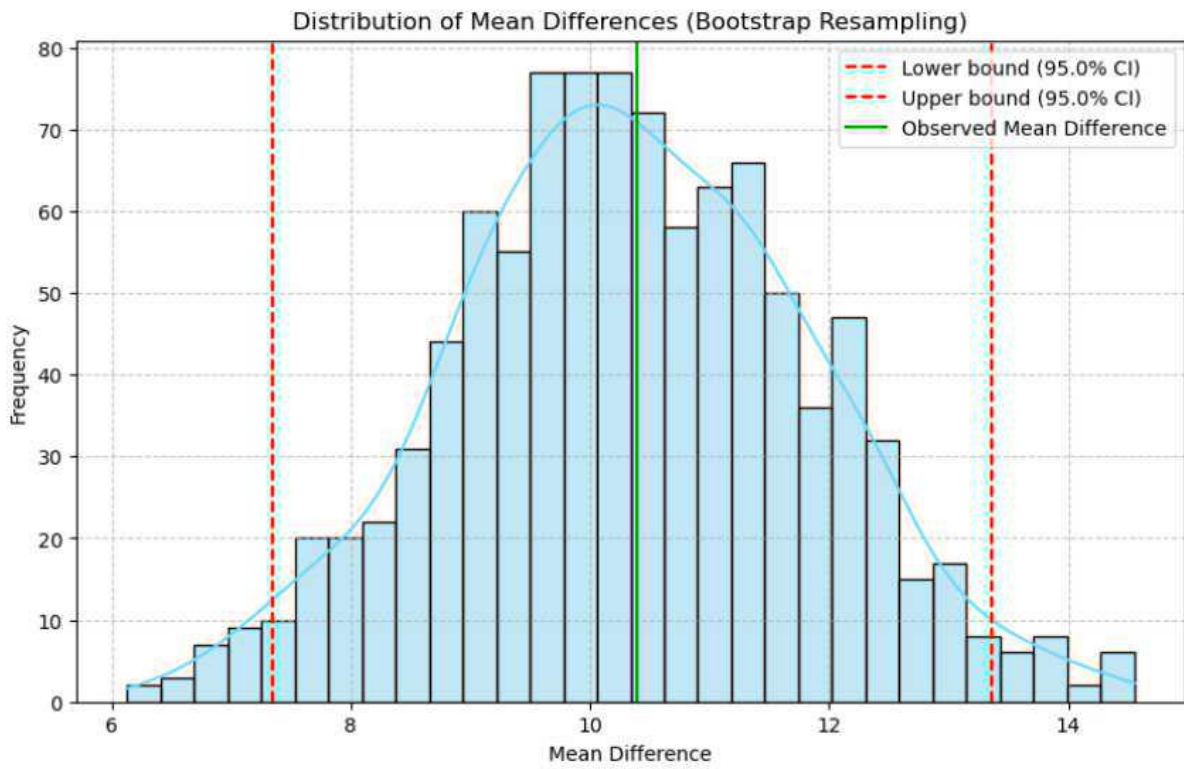


Figure 5. The mean difference between satellite and observational precipitation

آماده انتشار

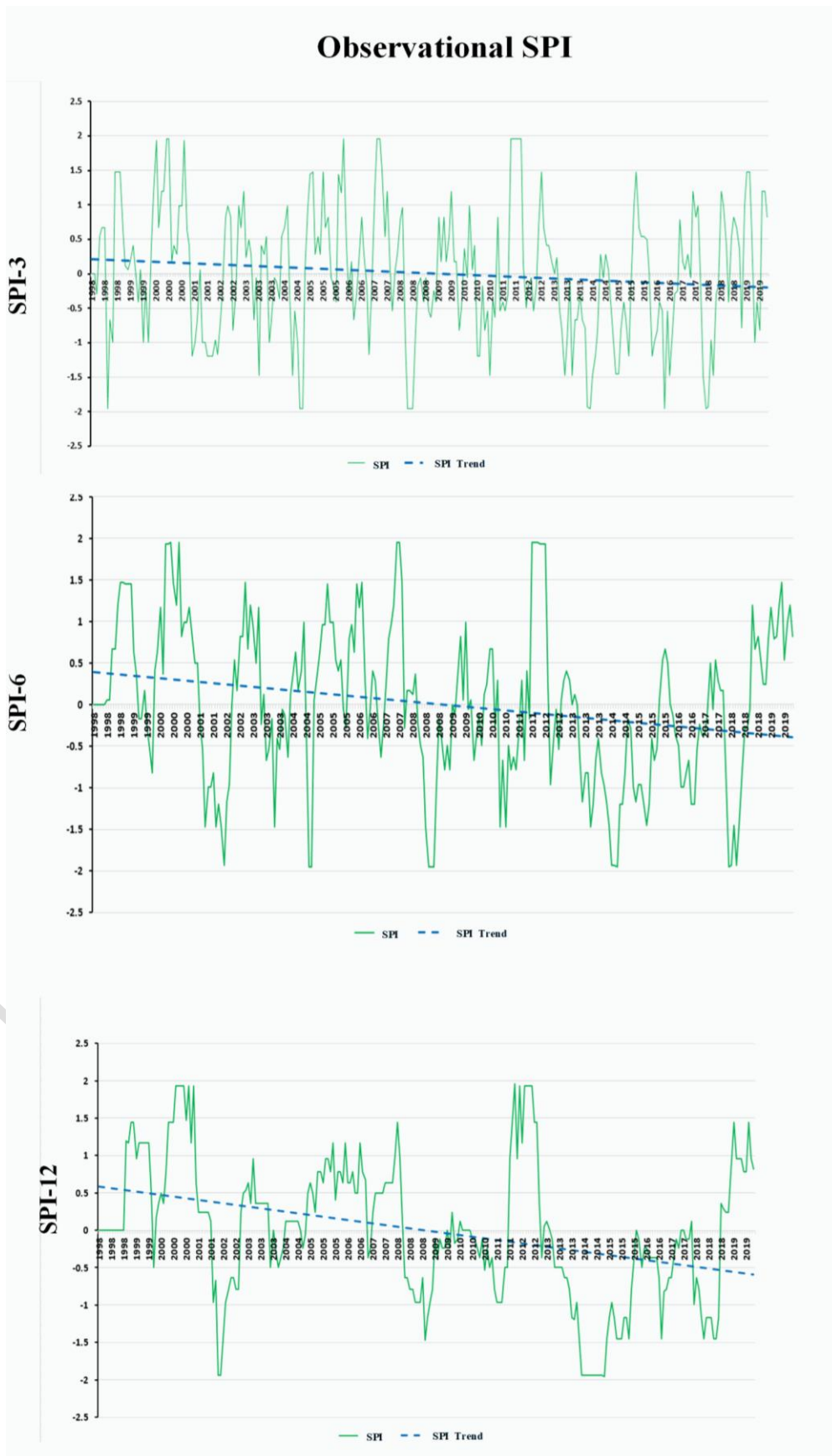


Figure 6. SPI index based on observational data in the period (1998-2019)

در شکل ۶ مقادیر SPI محاسبه شده بر اساس داده‌های بارش مشاهداتی ایستگاه نشان داده شده است. بر اساس این جدول شهر تهران طبق مقادیر SPI سه‌ماهه در سال‌های ۱۹۹۸، ۲۰۰۴، ۲۰۰۸، ۲۰۱۴، ۲۰۱۶ و ۲۰۱۸ با مقادیری نزدیک به -۲ شرایط خشکسالی شدیدی را تجربه کرده است.

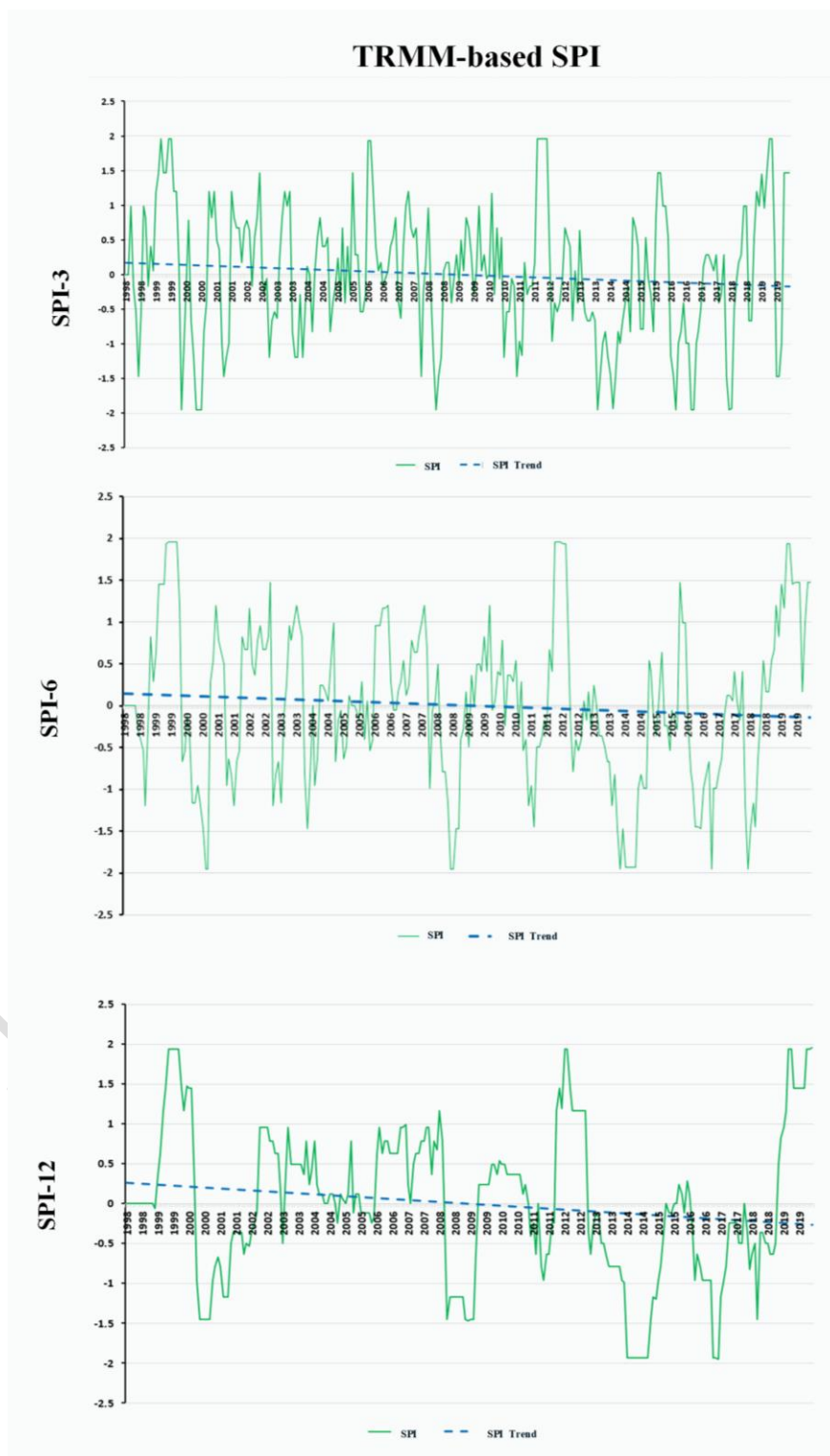


Figure 7. SPI index based on TRMM data in the period (1998-2019)

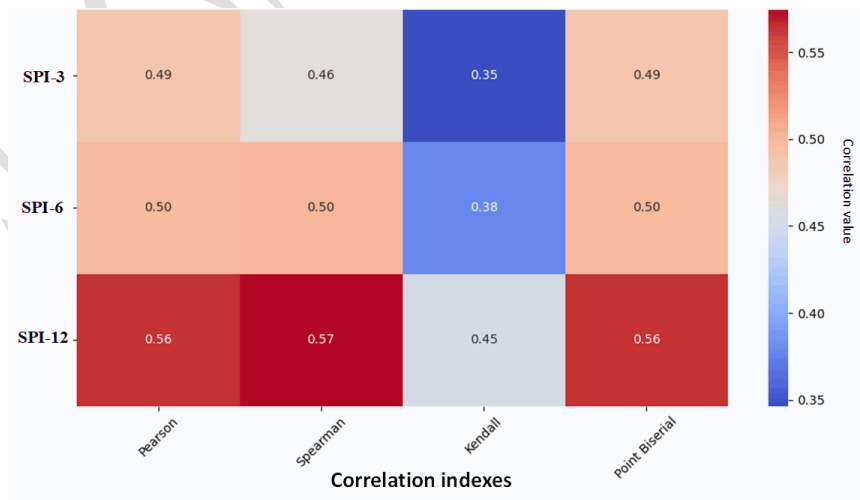
همچنین با توجه به مقادیر SPI در مقیاس شش ماهه، منطقه‌ی مورد مطالعه در سال‌های ۲۰۰۲، ۲۰۰۴، ۲۰۰۸، ۲۰۱۴ و ۲۰۱۸ شهر تهران خشکسالی شدیدی را با شاخص حدوداً ۲- را تجربه کرده است. به علاوه با توجه به مقادیر شاخص SPI در مقیاس ۱۲ ماهه، خشکسالی شدید در سال‌های ۲۰۰۲ و ۲۰۱۴ رخ داده است. در شکل ۷ مقادیر شاخص SPI بر اساس تولیدات بارش TRMM ارائه شده است. در همین راستا نتایج SPI سه ماهه نشان می‌دهد که منطقه در سال‌های ۲۰۰۰، ۲۰۰۸، ۲۰۱۳، ۲۰۱۴، ۲۰۱۶ و ۲۰۱۸ خشکسالی شدید با SPI نزدیک به ۲- را تجربه کرده است. به علاوه، نتایج نشان می‌دهد، علیرغم اینکه تولیدات ماهواره‌ای بارش TRMM در منطقه مورد مطالعه دارای دقت بالایی نیستند اما می‌توانند سال‌های با خشکسالی شدید را به طرز قابل قبولی تخمین بزنند. همچنین بر اساس نتایج خشکسالی در مقیاس شش ماهه بر اساس داده‌های بارش TRMM مشاهده می‌شود که در سال‌های ۲۰۰۰، ۲۰۰۸، ۲۰۱۴، ۲۰۱۶ و ۲۰۱۸ خشکسالی شدید با مقدار SPI نزدیک به ۲- رخ داده است. این امر نشان می‌دهد که خشکسالی تخمین زده شده در مقیاس شش ماهه نیز قادر است شدت و زمان خشکسالی شدید را به طور قابل قبولی تخمین بزند. همچنین بر اساس شکل ۷ در مقیاس ۱۲ ماهه، خشکسالی شدید در سال‌های ۲۰۱۴ و ۲۰۱۶ رخ داده است. با مقایسه شکل‌های ۶ و ۷ به طور کلی، می‌توان گفت که داده‌های TRMM به طور قابل قبولی قادر به شناسایی سال‌های خشکسالی شدید هستند، اما دقت این داده‌ها به اندازه داده‌های مشاهداتی نیست. این می‌تواند به دلیل محدودیت‌های ذاتی داده‌های TRMM باشد. به عبارت دیگر، از آنجا که داده‌های مشاهداتی به طور مداوم و مستقیم از شرایط واقعی محیطی به دست می‌آیند و محدودیت‌های ماهواره‌ای را ندارند، دقیق‌تر هستند.

به منظور بررسی دقیق‌تر عملکرد تولیدات بارش TRMM در برآورد بارش و شاخص خشکسالی SPI از دو معیار خطای RMSE و NS استفاده شده است. نتایج این بررسی در جدول ۳ نشان داده شده است. بر اساس یافته‌ها، ماهواره TRMM می‌تواند خشکسالی در مقیاس شش ماهه را به صورت بهتری نسبت به خشکسالی سه و ۱۲ ماهه تخمین بزند. با توجه به جدول ۳ مشهود است که برای شاخص SPI سه ماهه، داده‌های TRMM عملکرد ضعیفی را از خود نشان می‌دهند، به طوری که مقدار خطای NS برابر با ۲۱/۹۲- و RMSE برابر با ۱۳۵/۷۰ است، که نشان دهنده‌ی اختلاف قابل توجه‌ای بین تخمین‌های ماهواره‌ای و مقادیر خشکسالی مشاهده شده است. در پیرو این نتایج، مقادیر RMSE و NS برای شاخص SPI شش ماهه بهبود می‌یابد به طوری که NS برابر با ۰/۰۲۸ و RMSE برابر با ۰/۸۷۳ می‌رسد. همچنین SPI ۱۲ ماهه مقدار NS برابر با ۰/۰۱۷- و مقدار RMSE برابر با ۰/۹۴۹ است که در مقایسه با SPI سه ماهه بهتر و در مقایسه با SPI شش ماهه ضعیف‌تر است. همچنین برآورد بارش ماهانه ماهواره‌ی TRMM با مقدار NS برابر با ۰/۱۷۳ و RMSE برابر با ۰/۹۶۰ عملکرد قابل قبولی دارد. مثبت بودن مقدار NS در برآورد بارش ماهانه نشان دهنده‌ی پیش‌بینی بهتر در مقایسه با مقادیر SPI سه، شش و ۱۲ ماهه است. به عبارت دیگر، مقادیر بارش تخمین زده شده توسط ماهواره‌ی TRMM با توجه به جدول ۳ قابل قبول است. بنابراین، می‌توان گفت داده‌های TRMM می‌توانند بینشی در مورد الگوهای بارش ارائه دهند، اما قابلیت آن‌ها در برآورد مقادیر SPI، به ویژه در بازه‌ی کوتاه سه ماهه، محدود بوده و با خطای بیشتری روبه‌رو است.

Table 3. Performance of TRMM satellite precipitation products in estimating precipitation and SPI index

	SPI-3	SPI-6	SPI-12	Monthly rainfall
NS	-21/92	0/028	-0/017	0/173
RMSE	135/70	0/873	0/949	0/960

جالب توجه است که بر اساس شکل ۶، مقادیر شاخص SPI نزولی بوده و این امر در SPI تخمین زده شده بر اساس داده‌های بارش TRMM نیز صدق می‌کند (شکل ۷). بر این اساس می‌توان نتیجه گرفت که داده‌های بارش TRMM می‌توانند روند کلی خشکسالی را به خوبی برآورد کنند، اگرچه در پیش بینی دقیق مقادیر عددی شاخص‌های SPI محدودیت‌هایی دارند. پس از برآورد میزان خطای تخمین خشکسالی توسط محصولات سنجش از دور، به منظور تحلیل عمیق‌تر رابطه بین SPI مشاهداتی و زمینی از روش‌های آماری مختلفی استفاده گردید. نتایج نشان داده شده در شکل ۸ مبین آن است که همبستگی میان دو پارامتر مذکور با افزایش مقیاس زمانی تخمین خشکسالی افزایش می‌یابد. در نتیجه می‌توان اعتماد بیشتری به نتایج تخمین خشکسالی در مقیاس‌های بالاتر مانند ۱۲ ماهه در مقایسه با سه و شش ماهه با استفاده از داده‌های ماهواره‌ی TRMM داشت. همچنین آزمون همبستگی کندال در مقایسه با سه آزمون دیگر میزان همبستگی کمتری را برآورده کرده است. این روش بر اساس تطابق رتبه‌های داده‌ها بین دو متغیر است و برای مواردی که توزیع داده‌ها ناهمبسته است و یا رابطه خطی بین متغیرها وجود ندارد مناسب است. همبستگی کمتر در روش آزمون کندال ممکن است به دلیل عدم تطابق کامل رتبه‌های دو متغیر باشد. به عبارت دیگر، اگر دو متغیر رتبه‌های مشابه‌ای نداشته باشند، همبستگی آزمون کندال کمتر از روش‌های دیگر مانند همبستگی پیرسن خواهد بود.

**Figure 8.** Correlation between realized drought based on remote sensing and terrestrial drought

در مطالعه‌ی حاضر از تولیدات سنجش از دور به منظور تخمین بارش و خشکسالی تهران استفاده گردید. به همین منظور پس از استخراج بارش ماهواره‌ی TRMM با استفاده از Google Earth Engine، شاخص SPI تخمین زده شده و با مقادیر SPI محاسبه شده بر اساس داده‌های مشاهداتی مقایسه گردید. سپس از دو معیار RMSE و NS استفاده شد که کمک شایانی به شناسایی دقت برآورد SPI توسط داده‌های ماهواره TRMM کرد. در مرحله‌ی بعد، به منظور بررسی تفاوت‌ها بین بارش زمینی و محصولات بارش TRMM از روش بوت‌استرپ استفاده شد و تفاوت معنادار بین این دو سری داده مشخص شد. با استفاده از روش بوت‌استرپ، این مقاله توانسته است دامنه اطمینان ۹۵ درصد برای اختلاف میانگین بین دو مجموعه داده را تعیین کند. این دامنه اطمینان به ما این امکان را داد که با روش آماری معتبری، اندازه و معنی‌داری اختلاف‌های مشاهده‌شده را ارزیابی کنیم و نتایج به‌دست‌آمده را با اطمینان بیشتری تفسیر نماییم. از طرفی دیگر از روش‌های دقیق آماری برای برآورد همبستگی بین خشکسالی مبتنی بر داده‌های زمینی و ماهواره‌ای استفاده گردید، تا دقت و اعتبار برآوردهای خشکسالی به‌دست‌آمده از داده‌های TRMM ارزیابی و مشخص گردد که این داده‌ها تا چه اندازه با داده‌های مشاهداتی هماهنگی دارند. این تحلیل‌ها به شناسایی تفاوت‌های موجود و درک بهتر از نقاط قوت و ضعف داده‌های ماهواره‌ای در برآورد خشکسالی کمک می‌کند. نتایج مطالعه‌ی حاضر نشان داد که در همه ماه‌های سال، بارش مشاهده‌ای به طور متوسط از آنچه که داده‌های بارش تخمینی TRMM نشان می‌دهد بیشتر است. به علاوه، مقدار خطای RMSE و NS در برآورد بارش به ترتیب برابر ۰/۹۶۰ و ۰/۱۷۳ می‌باشد. این موضوع بیانگر این مهم است که داده‌های TRMM به طور نسبتاً قابل قبولی روند بارش را برآورد می‌کنند، اگرچه در برآورد دقیق SPI محدودیت‌هایی دارند. همچنین نتایج نشان داد با افزایش مقیاس زمانی تخمین خشکسالی هواشناسی، اطمینان‌پذیری نسبت به داده‌های ماهواره‌ای بالاتر می‌باشد. یافته‌های پژوهش حاضر بیانگر خطای قابل قبول تخمین SPI در مقیاس شش ماهه بود، اما بر اساس نتایج، تخمین خشکسالی سه‌ماهه با خطای بالایی همراه بود. به همین منظور پیشنهاد می‌شود از داده‌های بارش TRMM به منظور شناسایی شدت و مدت خشکسالی در مقیاس سه‌ماهه استفاده نگردد. با تحلیل مشترک نتایج روش بوت‌استرپ و مقادیر RMSE و NS مشخص شد که تفاوت‌های معنادار بین داده‌های مشاهداتی و ماهواره‌ای TRMM می‌تواند دلیل اصلی عدم دقت در تخمین SPI توسط داده‌های TRMM باشد. با این وجود، نتایج نشان داد که داده‌های TRMM می‌توانند دید مناسبی در برآورد روند کلی خشکسالی‌ها ارائه دهند. به عبارت دیگر، نتایج برآورد خشکسالی از طریق داده‌های مشاهداتی و ماهواره‌ای TRMM، روندی صعودی در شدت و مدت خشکسالی‌ها نشان دادند. در همین راستا احتمال می‌رود روند صعودی خشکسالی‌ها در آینده ادامه داشته و حتی می‌تواند بر شدت و مدت آن‌ها افزوده شود و خطرات قابل توجه‌ای برای کلان‌شهر تهران به وجود آورد. نتایج این مقاله می‌تواند برای برنامه‌ریزی شهری و مدیریت منابع آب در تهران، به ویژه در مواجهه با چالش تغییرات اقلیمی و نیاز روزافزون به آب در این کلان‌شهر مفید باشد. همچنین داده‌های به‌دست‌آمده از این تحقیق می‌تواند بینشی از روند نگران‌کننده خشکسالی در شهر تهران به سیاست‌گذاران محیط‌زیستی ارائه دهد تا برنامه‌های مدیریت منابع طبیعی و آب را به‌گونه‌ای طراحی کنند که با تغییرات اقلیمی سازگار بوده و خسارات حداقلی به کشاورزان و شهروندان این منطقه وارد آید و تأثیرات منفی خشکسالی بر زیرساخت‌های شهری را کاهش دهد. همچنین، توصیه می‌شود در تحقیقات آتی با استفاده از ترکیب داده‌های ماهواره‌های مختلف، محدودیت‌های موجود در داده‌های TRMM پوشش داده شود. به علاوه، پیشنهاد می‌شود از داده‌های بارش سنجش از دور و تلفیق آن با روش‌های یادگیری ماشین و شبکه‌های عصبی عمیق به منظور پیش‌بینی خشکسالی در منطقه مورد مطالعه استفاده شود.

1. Tropical Rainfall Measuring Mission
2. Standardized Precipitation Index
3. Bootstrap
4. Root Mean Squared Error
5. Nash–Sutcliffe
6. Spearman correlation
7. Kendall correlation
8. Point-biserial correlation
9. Pearson correlation
10. Normalized Difference Vegetation Index
11. Palmer Drought Severity Index
12. Land Surface Temperature
13. Gamma Distribution
14. Two-parameter Gamma distribution
15. TRMM Microwave Imager
16. NASA Prediction of Worldwide Energy Resources
17. Integrated Multi-satellitE Retrievals for GPM
18. Climate Hazards Infrared Precipitation with Station data
19. Precipitation Estimation from Remotely Sensed Information using Artificial Neural Networks

مراجع

- Abdi, H. (2007). The Kendall rank correlation coefficient. *Encyclopedia of measurement and statistics*, 2, 508-510.
- Abramowitz, M., & Stegun, I. A. (Eds.). (1968). Handbook of mathematical functions with formulas, graphs, and mathematical tables (Vol. 55). US Government printing office.
- AghaKouchak, A., Farahmand, A., Melton, F.S., Teixeira, J., Anderson, M.C., Wardlow, B.D. and Hain, C.R., 2015. Remote sensing of drought: Progress, challenges and opportunities. *Reviews of Geophysics*, 53(2), pp.452-480.
- Ahmadalipour, Ali, Moradkhani, Hamid, Castelletti, Andrea, and Magliocca, Nicholas, 2019, Future drought risk in Africa: Integrating vulnerability, climate change, and population growth. *Science of the Total Environment*, 662: 672-686
- Ahmad, M. M., Yaseen, M., & Saqib, S. E. (2022). Climate change impacts of drought on the livelihood of dryland smallholders: Implications of adaptation challenges. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 80, 103210.
- Al-Kilani, M. R., Rahbeh, M., Al-Bakri, J., Tadesse, T., & Knutson, C. (2021). Evaluation of remotely sensed precipitation estimates from the NASA POWER project for drought detection over Jordan. *Earth Systems and Environment*, 5(3), 561-573.
- Bazrafshan, O., Zamani, H., Mozaffari, E., Azhdari, Z., & Shekari, M. (2023). Trivariate risk analysis of meteorological drought in Iran under climate change scenarios. *Meteorology and Atmospheric Physics*, 135(6), 52.
- Bodghjamali, J., Javanmard, S., & Tajbakhsh, S. (2020). The estimation of type and amount rainfall using TMI Sensor of TRMM Satellite. *Journal of Climate Research*, 1398(37), 38-56.
- Danandeh Mehr, A., Rikhtehgar Ghiasi, A., Yaseen, Z. M., Sorman, A. U., & Abualigah, L. (2023). A novel intelligent deep learning predictive model for meteorological drought forecasting. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 14(8), 10441-10455.
- de Brito, C.S., da Silva, R.M., Santos, C.A.G., Neto, R.M.B. and Coelho, V.H.R., 2021. Monitoring meteorological drought in a semiarid region using two long-term satellite-estimated rainfall datasets: A case study of the Piranhas River basin, northeastern Brazil. *Atmospheric Research*, 250, p.105380.

- Dejene, I. N., Wedajo, G. K., Bayissa, Y. A., Abraham, A. M., & Cherinet, K. G. (2023). Satellite rainfall performance evaluation and application to monitor meteorological drought: a case of Omo-Gibe basin, Ethiopia. *Natural Hazards*, 119(1), 167-201.
- Easterling, D. R. (2012). Global data sets for analysis of climate extremes. In *Extremes in a changing climate: detection, analysis and uncertainty* (pp. 347-361). Dordrecht: Springer Netherlands.
- Edwards, D. C., & McKee, T. B. (1997). Characteristics of 20th century drought in the United States at multiple time scales.
- Efron, B. (1992). Bootstrap methods: another look at the jackknife. In *Breakthroughs in statistics: Methodology and distribution* (pp. 569-593). New York, NY: Springer New York.
- Fahimi Nezhad, E., Fallah Ghalhari, G., & Bayatani, F. (2019). Forecasting maximum seasonal temperature using artificial neural networks "Tehran case study". *Asia-pacific journal of atmospheric sciences*, 55, 145-153.
- Farahani, H., & Jahansoozi, M. (2022). Analysis of rural households' resilience to drought in Iran, case study: Bajestan County. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 82, 103331.
- Farahmand, A., & AghaKouchak, A. (2015). A generalized framework for deriving nonparametric standardized drought indicators. *Advances in Water Resources*, 76, 140-145.
- Fathian, F., Dehghan, Z., Alee, M. M., Vaheddoost, B., Abualigah, L., & Danandeh Mehr, A. (2024). Regional classification of extreme droughts across Iran. *Acta Geophysica*, 72(5), 3485-3509.
- 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(24), 36115-36132.
- Gringorten, I. I. (1963). A plotting rule for extreme probability paper. *Journal of Geophysical Research*, 68(3), 813-814.
- Gupta, H. V., Kling, H., Yilmaz, K. K., & Martinez, G. F. (2009). Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *Journal of hydrology*, 377(1-2), 80-91.
- Guttman, N. B. (1999). Accepting the standardized precipitation index: a calculation algorithm 1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 35(2), 311-322.
- Habibi, S. M., & Hourcade, B. (2005). Atlas of Tehran metropolis. *Tehran: Urban Processing and Planning Co, 1*.
- Hagman, G., Beer, H., Bendz, M., & Wijkman, A. (1984). Prevention better than cure. Report on human and environmental disasters in the Third World. 2.
- Hajimir Rahimi, M.; Feizizade, B. (2007). Validation of TRMM Precipitation and Ground-Based Radar in estimation of precipitation, National Geomatics Conference 86 (GEO86), National Cartographic Center, Tehran, Iran, (In Persian).
- Halwatura, D., McIntyre, N., Lechner, A. M., & Arnold, S. (2017). Capability of meteorological drought indices for detecting soil moisture droughts. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 12, 396-412.
- Hauke, J., & Kossowski, T. (2011). Comparison of values of Pearson's and Spearman's correlation coefficients on the same sets of data. *Quaestiones geographicae*, 30(2), 87-93.
- Hayes, Michael, Svoboda, Mark, Wall, Nicole, and Widhalm, Melissa, 2011. The Lincoln declaration on drought indices: universal meteorological drought index recommended. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 92(4); 485-488.
- Hu, Y. M., Liang, Z. M., Liu, Y. W., Wang, J., Yao, L., & Ning, Y. (2015). Uncertainty analysis of SPI calculation and drought assessment based on the application of Bootstrap. *International Journal of Climatology*, 35(8).
- Jain, S. K., & Sudheer, K. P. (2008). Fitting of hydrologic models: a close look at the Nash–Sutcliffe index. *Journal of hydrologic engineering*, 13(10), 981-986.
- Javanmard, S., Yatagai, A., Nodzu, M. I., BodaghJamali, J., & Kawamoto, H. (2010). Comparing high-resolution gridded precipitation data with satellite rainfall estimates of TRMM_3B42 over Iran. *Advances in Geosciences*, 25, 119-125.
- Ji, L., & Peters, A. J. (2003). Assessing vegetation response to drought in the northern Great Plains using vegetation and drought indices. *Remote sensing of Environment*, 87(1), 85-98.
- Kareem, S., Hamad, Z. J., & Askar, S. (2021). An evaluation of CNN and ANN in prediction weather forecasting: A review. *Sustainable Engineering and Innovation*, 3(2), 148-159.
- Katipoğlu, O. M., Acar, R., & Şengül, S. (2020). Comparison of meteorological indices for drought monitoring and evaluating: a case study from Euphrates basin, Turkey. *Journal of Water and Climate Change*, 11(S1), 29-43.
- Khadr, M., Morgenschweis, G., & Schlenkhoff, A. (2009). Analysis of meteorological drought in the Ruhr basin by using the standardized precipitation index. *International Journal of Environmental and Ecological Engineering*, 3(9), 291-300.

- Khanmohammadi, N., Rezaie, H., & Behmanesh, J. (2022). Investigation of drought trend on the basis of the best obtained drought index. *Water Resources Management*, 36(4), 1355-1375.
- Kornbrot, D. (2014). Point biserial correlation. *Wiley StatsRef: Statistics Reference Online*.
- Li, X., Tao, R., & Zhang, K. (2022). Drought Monitoring Based on Remote Sensing. *Remote Sensing of Water-Related Hazards*, 149-168.
- Liu, Y. W., Wang, W., Hu, Y. M., & Liang, Z. M. (2014). Drought assessment and uncertainty analysis for Dapoling basin. *Natural hazards*, 74, 1613-1627.
- Logan, Kelly, Brunsell, Nathaniel, Jones, A., and Feddema, Johannes, 2010. Assessing spatiotemporal variability of drought in the US central plains. *Journal of Arid Environments*, 74(2): 247-255.
- McKee, T. B., Doesken, N. J., & Kleist, J. (1995, January). Drought monitoring with multiple time scales. PROCEEDINGS OF THE CONFERENCE ON APPLIED CLIMATOLOGY.
- Meteorological Organization of Tehran Province. (2018). Detailed report on the rainfall situation in Tehran province during the last five years (2009-2013), 47 pages. (In Persian)
- Mianabadi, A., Salari, K., & Pourmohamad, Y. (2022). Drought monitoring using the long-term CHIRPS precipitation over Southeastern Iran. *Applied Water Science*, 12(8), 183.
- Mishra. Ashok, Singh. Vijay, & Desai. V., 2009, Drought characterization: a probabilistic approach. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 23(1): 41-55.
- Mohd Zad, S. N., Zulkafli, Z., & Muharram, F. M. (2018). Satellite rainfall (TRMM 3B42-V7) performance assessment and adjustment over Pahang River Basin, Malaysia. *Remote sensing*, 10(3), 388.
- Mokhtar, A., Jalali, M., He, H., Al-Ansari, N., Elbeltagi, A., Alsafadi, K., Abdo, H.G., Sammen, S.S., Gyasi-Agyei, Y. and Rodrigo-Comino, J., 2021. Estimation of SPEI meteorological drought using machine learning algorithms. *IEEE Access*, 9, pp.65503-65523.
- Naresh Kumar, M., Murthy, C. S., Sessa Sai, M. V. R., & Roy, P. S. (2009). On the use of Standardized Precipitation Index (SPI) for drought intensity assessment. *Meteorological Applications: A journal of forecasting, practical applications, training techniques and modelling*, 16(3), 381-389.
- Pande, C. B., Costache, R., Sammen, S. S., Noor, R., & Elbeltagi, A. (2023). Combination of data-driven models and best subset regression for predicting the standardized precipitation index (SPI) at the Upper Godavari Basin in India. *Theoretical and Applied Climatology*, 152(1), 535-558.
- Pandey, V., Srivastava, P. K., Mall, R. K., Munoz-Arriola, F., & Han, D. (2022). Multi-satellite precipitation products for meteorological drought assessment and forecasting in Central India. *Geocarto International*, 37(7), 1899-1918.
- Pazhanivelan, S., Geethalakshmi, V., Samykanu, V., Kumaraperumal, R., Kancheti, M., Kaliaperumal, R., ... & Yadav, M. K. (2023). Evaluation of SPI and rainfall departure based on multi-satellite precipitation products for meteorological drought monitoring in Tamil Nadu. *Water*, 15(7), 1435.
- Pourzand, F., & Noy, I. (2022). Catastrophic droughts and their economic consequences. In *Oxford Research Encyclopedia of Environmental Science*.
- Quiring, S. M., 2009. Developing objective operational definitions for monitoring drought. 425 *Journal of Applied Meteorology and Climatology* 48 (6), 1217–1229
- Ragab, R. and Prudhomme, C., 2002. Sw—soil and Water: climate change and water resources management in arid and semi-arid regions: prospective and challenges for the 21st century. *Biosystems engineering*, 81(1), pp.3-34.
- Rahman, K. U., Hussain, A., Ejaz, N., Shang, S., Balkhair, K. S., Khan, K. U. J., ... & Rehman, N. U. (2023). Analysis of production and economic losses of cash crops under variable drought: A case study from Punjab province of Pakistan. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 85, 103507.
- Razmi, R., Sotoudeh, F., Ghane, M., & Ostad-Ali-Askari, K. (2022). Temporal–spatial analysis of drought and wet periods: case study of a wet region in Northwestern Iran (East Azerbaijan, West Azerbaijan, Ardebil and Zanjan provinces). *Applied Water Science*, 12(11), 251.
- Sakellariou, S., Spiliotopoulos, M., Alpanakis, N., Faraslis, I., Sidiropoulos, P., Tziatzios, G. A., ... & Dercas, N. (2024). Spatiotemporal Drought Assessment Based on Gridded Standardized Precipitation Index (SPI) in Vulnerable Agroecosystems. *Sustainability*, 16(3), 1240.
- Santos, J.F., Pulido-Calvo, I. and Portela, M.M., 2010. Spatial and temporal variability of droughts in Portugal. *Water Resources Research*, 46(3).
- Savari, M., Damaneh, H. E., & Damaneh, H. E. (2023). Effective factors to increase rural households' resilience under drought conditions in Iran. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 90, 103644.
- Sharafi, S., Ghalehi, M. M., & Sadeghi, S. (2022). Spatial and temporal analysis of drought in various climates across Iran using the Standardized Precipitation Index (SPI). *Arabian Journal of Geosciences*, 15(14), 1279.
- Sheffield, J., Wood, E.F. and Roderick, M.L., 2012. Little change in global drought over the past 60 years. *Nature*, 491(7424), pp.435-438.

Shirmohammadi, B., Moradi, H., Moosavi, V., Semiromi, M. T., & Zeinali, A. (2013). Forecasting of meteorological drought using Wavelet-ANFIS hybrid model for different time steps (case study: southeastern part of east Azerbaijan province, Iran). *Natural hazards*, 69, 389-402.

Steinemann, A. C., & Cavalcanti, L. F. (2006). Developing multiple indicators and triggers for drought plans. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 132(3), 164-174.

Suliman, A.H.A., 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, p.105007.

McKee, T. B., Doesken, N. J., & Kleist, J. (1993, January). The relationship of drought frequency and duration to time scales. In *Proceedings of the 8th Conference on Applied Climatology* (Vol. 17, No. 22, pp. 179-183).

Thenkabail, P. S., & Gamage, M. S. D. N. (2004). *The use of remote sensing data for drought assessment and monitoring in Southwest Asia* (Vol. 85). Iwmi.

Tsesmelis, D. E., Vasilakou, C. G., Kalogeropoulos, K., Stathopoulos, N., Alexandris, S. G., Zervas, E., ... & Karavitis, C. A. (2022). Drought assessment using the standardized precipitation index (SPI) in GIS environment in Greece. In *Computers in earth and environmental sciences* (pp. 619-633). Elsevier.

Vergni, L., Di Lena, B., Todisco, F., & Mannocchi, F. (2017). Uncertainty in drought monitoring by the Standardized Precipitation Index: the case study of the Abruzzo region (central Italy). *Theoretical and applied climatology*, 128, 13-26.

Wang, L., Zhang, Y., Chen, X., Liu, Y., Wang, S., & Wang, L. (2024). Ensemble learning based on remote sensing data for monitoring agricultural drought in major winter wheat-producing areas of China. *Progress in Physical Geography: Earth and Environment*, 48(2), 171-190.

Ward, E., Buytaert, W., Peaver, L., & Wheeler, H. (2011). Evaluation of precipitation products over complex mountainous terrain: A water resources perspective. *Advances in water resources*, 34(10), 1222-1231.

Wilhite, D. A., & Glantz, M. H. (1985). Understanding: the drought phenomenon: the role of definitions. *Water international*, 10(3), 111-120.

Remote sensing-Based drought monitoring in Tehran city using nonparametric SPI

Arezoo Ariyaei¹ | Ahmad Sharafati^{2*}

1. Graduate of Civil Engineering, Department of Civil Engineering, West Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran. Email: ariyaeiarezoo@gmail.com

2. Corresponding Author, Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran. Email: asharafati@gmail.com

Abstract

Today, drought is considered a dangerous phenomenon in various regions of the world, including Iran. This fact necessitates drought monitoring and the use of remote sensing tools to determine the intensity and duration of drought. In the current study, drought in the study area of Tehran city was determined based on observational and remote sensing rainfall data. For this purpose, TRMM satellite precipitation products were extracted between 1998 and 2019 using the coding tool in Google Earth Engine. Then, the drought of the region was monitored based on the non-parametric standardized precipitation index (SPI) and observational and remote sensing precipitation data for 3, 6, and 12 months' time scales. In this context, the relationship between satellite precipitation and observations was determined using the bootstrap method. Also, to deeply examine the TRMM satellite precipitation and the measured precipitation data, the correlation between observed and satellite drought in the different time scales was estimated using Spearman, Kendall, Point-biserial and Pearson statistical methods. Finally, using RMSE and NS, the error in estimating rainfall and drought based on TRMM satellite products was calculated. Validation results showed that the calculated SPI based on TRMM rainfall data on a 6-month scale had less error. According to the findings, the RMSE and NS values for the 6-month drought estimation were 0.873 and 0.028, respectively. Additionally, the results showed that the drought in the study area between 1998 and 2019 exhibited an increasing trend.

Keywords: Correlation, Drought, Remote Sensing, TRMM

* Email: asharafati@gmail.com