

مقاله علمی- پژوهشی

ارزیابی آسیب پذیری خشکسالی با استفاده از ابزار هوشمند چند معیاره و کاربرد داده‌های ماهواره‌ای

محسن رضوی پاشاییگ^۱، کریم امینی نیا^۲، سید مهدی ثاقبیان^{۳*}، رقیه قاسم پور^۴

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۱۱/۱۶ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۴/۱۴

چکیده

تأثیر خشکسالی به‌عنوان یک پدیده پیچیده بر اقتصاد و محیط‌زیست می‌تواند مخرب باشد. شناخت مناطق مستعد خشکسالی برای برنامه‌ریزی و اتخاذ اقدامات کاهش ضروری است. این مطالعه بر معرفی یک روش چند مقیاسی مبتنی بر مجموعه داده‌های ماهواره‌ای برای ارزیابی آسیب‌پذیری خشکسالی در مناطق بدون داده متمرکز شده است. بدین منظور دو مرحله در نظر گرفته شد و پایش خشکسالی برای شمال غرب ایران به‌عنوان منطقه مورد مطالعه انجام شد. در مرحله اول، مناطق آسیب‌پذیر با استفاده از تکنیک‌های مبتنی بر کرنل چند معیاره شناسایی شدند که ۱۷ پارامتر ژئومحیطی استخراج شده از داده‌های زمینی و مجموعه داده‌های ماهواره‌ای را برای توسعه نقشه آسیب‌پذیری خشکسالی ادغام کرد. مدل‌های در نظر گرفته شده با معیارهای مختلف ارزیابی شدند و با انجام تحلیل حساسیت، مهم‌ترین متغیرها تعیین شدند. نتایج نشان داد که بخش‌های جنوبی و مرکزی منطقه منتخب بیشتر مستعد خشکسالی‌های شدید هستند. از بین متغیرهای مورد استفاده، رطوبت خاک، بارش، رطوبت و وضعیت پوشش گیاهی مؤثرترین پارامترها بودند. در مرحله دوم، با توجه به محدودیت داده‌های زمینی، مناطق مستعد خشکسالی تنها با استفاده از متغیرهای بارش، وضعیت پوشش گیاهی و دمای سطح زمین استخراج شده از ماهواره‌ها شناسایی شدند. بدین منظور، یک روش چند مقیاسی جدید مبتنی بر تبدیل موجک (WT)، تجزیه مد متغیر (VMD) و روش مبتنی بر کرنل توسعه داده شد. نتایج به‌دست‌آمده نشان‌دهنده کارایی مناسب روش چند مقیاسی پیشنهادی در شناسایی مناطق مستعد خشکسالی با شدت‌های مختلف می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: آسیب‌پذیری خشکسالی، داده‌های زمینی، رویکرد چند معیاره، سنجش از دور

مقدمه

تأثیر بستگی دارد (Belal et al., 2014; Surendran et al., 2019). رطوبت نسبی کم، دما، رطوبت خاک، بادهای شدید، تأخیر در بارندگی و ویژگی‌های بارندگی از جمله شدت، مدت و توزیع پراکندگی آن از جمله پارامترهای مهمی هستند که ممکن است منجر به خشکسالی شوند (Rulinda et al., 2010; Quan et al., 2021). با توجه به ماهیت خشکسالی، به‌طور کلی تعریف جامعی برای آن وجود ندارد. باین‌حال، خشکسالی به‌عنوان کمبود رطوبت خاک در نظر گرفته می‌شود که تحت تأثیر دمای سطح زمین و شرایط پوشش گیاهی قرار می‌گیرد (Ullah and Akbar, 2021). ارزیابی خشکسالی در دوره‌های کوتاه‌مدت و بلندمدت برای کاربردهای مختلف ضروری است. در واقع، داشتن اطلاعات در مورد اثرات خشکسالی برای برنامه‌ریزی جهت خشکسالی آینده ضروری است. این پدیده از دیرباز به‌عنوان یکی از نگرانی‌های اکولوژیکی، کشاورزی، هیدرولوژیکی و اقتصادی انسان در نظر گرفته شده است. خشکسالی را می‌توان به چهار نوع تقسیم کرد: نوع هواشناسی (کمبود بارندگی)؛ نوع کشاورزی

خشکسالی به‌عنوان یک بلای طبیعی ناشی از کمبود بارندگی طولانی‌مدت است که منجر به کمبود آب و مسائل اجتماعی-اقتصادی می‌شود. این پدیده می‌تواند پیامدهای نامطلوبی بر تأمین و کیفیت آب، سلامت عمومی، بهره‌وری کشاورزی، تخریب زمین، بیابان‌زایی و قحطی ایجاد کند. اثرات نامطلوب خشکسالی بر محیط‌زیست و زندگی انسان در هر نقطه از جهان قابل مشاهده است (Tigkas et al., 2020). نوع و شدت خشکسالی از نظر مکانی متفاوت است و اثرات ناشی از آن به آسیب‌پذیری بخش‌های تحت

^۱ - دانشجوی دکتری، گروه جغرافیا، واحد اهر، دانشگاه آزاد اسلامی، اهر - ایران

^۲ - گروه جغرافیا، واحد اهر، دانشگاه آزاد اسلامی، اهر - ایران

^۳ - گروه عمران، واحد اهر، دانشگاه آزاد اسلامی، اهر - ایران

^۴ - گروه آب دانشکده عمران دانشگاه تبریز، تبریز - ایران

*- ایمیل نویسنده مسئول: (Email: smsaghebian@gmail.com)

محیط مناسبی را برای محاسبه حجم وسیعی از داده‌ها با بازدهی مطلوب و در زمان کوتاه‌تری فراهم می‌کند (Quan et al., 2021). ابزارهای تحلیل فضایی امکان ادغام و تجزیه و تحلیل مجموعه داده‌ها را از منابع مختلف فراهم می‌کند (Cao et al., 2022). برای کاربردهای مختلف، مدل‌های مختلفی برای تهیه نقشه‌های حساسیت به خشک‌سالی مانند شاخص آسیب‌پذیری ترکیبی خشک‌سالی (CDVI)، شاخص گیاهی تقویت‌شده (EVI)، شاخص بارش استاندارد شده (SPI) و تبخیر و تعرق استاندارد شده بارش (SPEI)، شاخص پالمر (PI)، شاخص ترکیبی (CI) و شاخص‌های چند طیفی با استفاده از پوشش گیاهی و دما استفاده شده است. در بین این شاخص‌ها، SPI به‌عنوان رایج‌ترین روش برای ارزیابی خشک‌سالی شناخته می‌شود. این شاخص در مقایسه با سایر شاخص‌ها از پیچیدگی کمتری برخوردار است زیرا فقط بر اساس داده‌های بارش است. بنابراین، SPI به‌عنوان شاخص اولیه برای پایش خشک‌سالی در سطح جهانی توصیه می‌شود.

با توجه به اهمیت خشک‌سالی از روش‌های مختلفی مانند رگرسیون، هوش مصنوعی و مدل‌های تحلیل تصمیم‌گیری چند معیاره برای بررسی اثرات این پدیده استفاده شده است. در این تحقیق از روش هوشمند رگرسیون فرآیند گاوسی (GPR) برای استخراج نقشه آسیب‌پذیری خشک‌سالی شمال غرب ایران استفاده شده است. با توجه به تغییرات شدید اقلیمی، وقوع خشک‌سالی در این منطقه فراوان است. مدل پیشنهادی بر اساس پارامترهای مختلف ژئومحیطی از جمله عوامل هواشناسی، هیدرولوژیکی، زیست‌محیطی و اجتماعی-اقتصادی استخراج شده از مجموعه داده‌های زمینی و محصولات ماهواره‌ای توسعه یافته است.

از سوی دیگر، اگرچه مشاهدات زمینی اطلاعات مفیدی را در ارزیابی خشک‌سالی ارائه می‌دهند، اما دارای محدودیت‌های متعددی مانند تفکیک مکانی کم و ناپیوستگی هستند. از این رو دسترسی به منابع داده‌ای معتبر که همیشه در دسترس بوده و دارای قدرت تفکیک مکانی بالا هستند در مطالعه خشک‌سالی حائز اهمیت است. استفاده از مجموعه داده‌های سنجش‌ازدور و داده‌های مکانی سازگار از سطح زمین به‌عنوان یک راه‌حل جایگزین مناسب به نظر می‌رسد (Abdulrazzaq et al., 2019). هدف دوم این مطالعه شناسایی مناطق مستعد خشک‌سالی با توسعه روشی چند مقیاسی و با استفاده از پارامترهای محدود (فقط داده‌های ماهواره‌ای) می‌باشد. در این راستا، یک رویکرد چند مقیاسی جدید بر اساس روش‌های تبدیل موجک (WT)، تجزیه مد متغیر (VMD) و روش مبتنی بر کرنل پیشنهاد شده است.

(کمبود رطوبت خاک)؛ نوع هیدرولوژیکی (کمبود رواناب و آب زیرزمینی)؛ و نوع اجتماعی-اقتصادی (کسری در تأمین آب) (Liu et al., 2016).

تاکنون مطالعات زیادی در مورد پایش زمانی و مکانی خشک‌سالی صورت گرفته است. ادیب و گرجی‌زاده (۱۳۹۵) در تحقیقی به‌منظور بررسی خشک‌سالی در حوضه آبریز دز از داده‌های بارندگی سالانه ایستگاه‌های تگ‌پنج و تله‌زنگ سد دز طی یک دوره آماری مشترک ۱۷ ساله استفاده کردند. نتایج نشان داد که بیشترین وقوع خشک‌سالی شدید بر اساس شاخص‌های ZSI، MCZI، PNI مربوط به ایستگاه تله زنگ می‌باشد. مقیمی و همکاران (۱۳۹۷) با استفاده از شاخص RDI یک‌ماهه و مدل زنجیره مارکوف شدت حالت‌های مختلف خشک‌سالی و وقوع حالت‌های مورد انتظار در استان فارس را بررسی کردند. نتیجه نشان داد که احتمال انتقال به حالت نرمال بیشتر از دیگر حالت‌ها می‌باشد. رضایی مقدم و همکاران (۱۳۹۱) کارایی داده‌های سنجنده MODIS در برآورد خشک‌سالی حوضه آبریز دریاچه ارومیه را مورد ارزیابی قرار دادند. در این پژوهش از شاخص‌های TCI، VCI و SPI استفاده شده است. نتایج نشان داد که شاخص VCI و سنجنده MODIS می‌توانند جایگزین مناسبی برای شاخص‌های هواشناسی در ارزیابی خشک‌سالی باشند. مددی و همکاران (۱۳۹۵) برای پایش خشک‌سالی در حوضه مرزی غرب (شامل استان‌های ایلام، کرمانشاه، کردستان و لرستان)، با استفاده از داده‌های هواشناسی (شامل ۳۰ ایستگاه سینوپتیک و کلیماتولوژی)، اقدام به ارزیابی داده‌های ماهانه ماهواره TRMM(3B43) کردند. پس از ارزیابی دقت و صحت داده‌های ماهانه ماهواره، برآورد مقدار خشک‌سالی در مقیاس‌های زمانی مختلف با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای بارش ارزیابی شد. نتایج نشان داد که بین شاخص SPI حاصل از تصاویر ماهواره‌ای و ایستگاه‌های زمینی در همه مقیاس‌های بررسی‌شده ارتباط نزدیکی موجود است و سال ۲۰۰۸ به‌عنوان سال کم باران معرفی شد. لیو و مولونالم (Liou and Muluallem, 2019) با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای مربوط به شاخص پوشش گیاهی نرمال شده و دمای سطح زمین، به ارزیابی الگوهای خشک‌سالی در طول فصل زراعی اتیوپی پرداختند. نتایج نشان داد که ارتفاعات مرکزی و بخش شمال غربی اتیوپی که شامل زمین‌های زراعی است، دارای روند کاهشی در مقدار بارش و پوشش گیاهی است. بنتو و همکاران (Bento et al., 2020) با استفاده از شاخص‌های SPI، VCI، TCI و شاخص سلامت گیاه (VHI) به ارزیابی خشک‌سالی در دنیا پرداختند و بیان نمودند که با استفاده از شاخص‌های اشاره شده می‌توان دوره‌های خشک‌سالی شدید در اراضی خشک را بهتر شناسایی کرد.

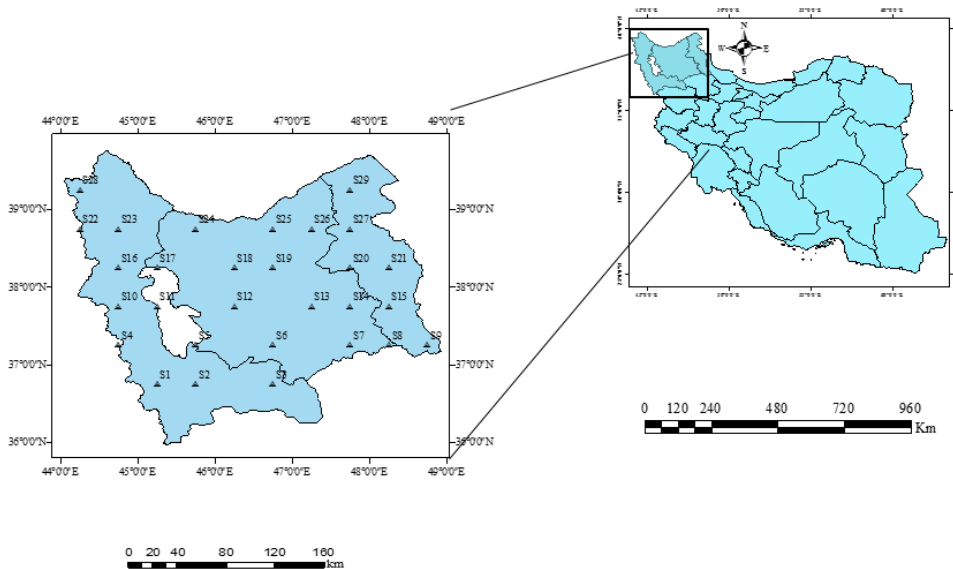
مؤلفه‌های مکانی و زمانی عناصر سازنده مهم نقشه‌های آسیب‌پذیری خشک‌سالی هستند. سنجش‌ازدور همراه با تحلیل فضایی،

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه و مجموعه داده‌های مورد استفاده

در این مطالعه، شمال غرب ایران (یعنی استان آذربایجان شرقی، آذربایجان غربی و اردبیل) به‌عنوان مطالعه موردی انتخاب شد (شکل ۱). در این بخش از ایران، تغییرپذیری بارندگی سالانه زیاد است. بنابراین، خشک‌سالی در این مناطق در مقایسه با سایر نقاط کشور بیشتر است. بلندترین نقطه این منطقه قله سبلان با ۴۸۱۱ متر و پست‌ترین نقطه آن جلگه مغان با ۱۰۰ متر ارتفاع از سطح دریاست. کوهستان‌های متعدد، عرض جغرافیایی بالا، وجود دریا‌های خزر، مدیترانه، سیله و دریاچه ارومیه و نفوذ توده هوای سرد سیبری در آب‌وهوای این منطقه نقش مهمی دارند. گرچه این منطقه عموماً جزو نواحی سردسیر کشور محسوب می‌شود ولی آب‌وهوای آن را می‌توان به سه قسمت متمایز تقسیم کرد. نواحی سرد: شامل ارتفاعات بلند مانند سبلان، سهند و مناطق جنوبی آذربایجان غربی، نواحی معتدل: شامل دامنه کوه‌ها و جلگه‌ها مانند جلگه تبریز، ارومیه و سراب، نواحی نسبتاً گرم: شامل زمین‌های پست و کم ارتفاع مانند جلگه مغان، میانه و دره رود. میزان بارش در منطقه با ارتفاع محل، جهت کوه‌ها، دوری و نزدیکی به حوضه‌های مؤثر در بارندگی مانند دریاها و دریاچه‌ها و عوامل دیگر در تغییر است. با توجه به تنوع شرایط طبیعی در نواحی مختلف این منطقه، اختلاف دما در طول سال زیاد است. حداکثر دما ۴۴/۵ درجه سانتی‌گراد و میانگین دمای ۱۰ درجه سانتی‌گراد است.

دامنه تبخیر بین ۱۰۰۰ میلی‌متر و ۲۵۰۰ میلی‌متر است. کشاورزی تأثیر قابل‌توجهی در اقتصاد این منطقه دارد. برای تهیه نقشه حساسیت خشک‌سالی متغیرهای مختلف از جمله ارتفاع، شیب، فاصله از رودخانه، تراکم زهکشی، دما، رطوبت، بارش، تبخیر، رطوبت خاک، عمق خاک، بافت خاک، NDVI، کاربری اراضی، ژئومورفولوژی، سطح آب زیرزمینی، جمعیت وابسته به کشاورزی و تراکم جمعیت در نظر گرفته شده است. در این مطالعه از مجموعه داده‌های زمینی و ماهواره‌ای جهت مدل‌سازی آسیب‌پذیری خشک‌سالی استفاده شده است. اگرچه داده‌های زمینی اندازه‌گیری دقیق عوامل مرتبط با خشک‌سالی مانند بارش، دما و رطوبت خاک را فراهم می‌کند، باین‌حال، این پارامترها معمولاً می‌توانند در تعداد محدودی از ایستگاه‌ها ثبت شوند و اغلب اوقات مناطق بزرگ مقیاس را در وضوح مکانی بالا پوشش نمی‌دهند. استفاده از داده‌های ماهواره‌ای می‌تواند محدودیت داده‌های مشاهده نقطه‌ای را برای متغیرهای آب و هواشناسی جبران کند و امکان نظارت بر شرایط خشک‌سالی در مناطق بدون اندازه‌گیری را فراهم کند. مجموعه داده‌های استفاده شده دوره زمانی ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۰ را پوشش می‌دهد. از مدل ارتفاع دیجیتال (DEM) برای استخراج مجموعه داده‌های توپوگرافی (یعنی شیب، ارتفاع و تراکم زهکشی) استفاده شد. متغیرهای جغرافیایی محیطی مانند NDVI و کاربری اراضی از تصاویر DEM و ماهواره استخراج شدند. مقدار NDVI از -0.2 تا 0.6 متغیر است.



شکل ۱- نقشه منطقه مطالعاتی و موقعیت ایستگاه‌های انتخاب‌شده

موجک (Wavelet) دسته‌ای از توابع ریاضی است که برای تجزیه سیگنال پیوسته به مؤلفه‌های فرکانسی آن بکار می‌رود که

روش‌های تجزیه سری زمانی
تبدیل موجک

تبدیل موجک قابلیت تجزیه سری زمانی به چندین زیرسری زمانی با مقیاس‌های مختلف را دارد و با بررسی زیرسری‌های زمانی منتجه از سری زمانی کلی، رفتار کوچک مقیاس و بزرگ مقیاس یک فرآیند هیدرولوژیکی را آنالیز می‌کند. روابطی که بیشتر برای تخمین سطح تجزیه مورد استفاده قرار می‌گیرد به صورت زیر است که در آن L سطح تجزیه، N تعداد نقاط داده در سری زمانی و p برابر با زمان محو شونده برای موجک مادر انتخاب شده است (Chou, 2011).

$$L = \text{int}[\log(N)] \quad , \quad L = \frac{\log\left(\frac{N}{2^{p-1}}\right)}{\log 2} \quad (۳)$$

تجزیه مد متغیر (VMD)

تجزیه مد متغیر (VMD) یکی دیگر از روش‌های پردازش سری زمانی نسبتاً جدید است که برای تجزیه سری‌های زمانی به دنباله‌ای از زیر سری‌های مجزا با باند فرکانسی خاص توسعه یافته است (He et al., 2019). در VMD یک مدل تجزیه مد متغیر کاملاً غیر بازگشتی ارائه می‌شود، که در آن مدها در یک مرحله استخراج می‌شوند. هدف این مدل به دست آوردن مجموعه‌ای از مدها و فرکانس‌های مرکزی مربوطه است، به گونه‌ای که جمع مدها سیگنال ورودی را بازیابی می‌کنند. سیگنال‌های تجزیه شده توسط این روش IMF نامیده می‌شوند. در روش VMD، هر IMF به عنوان یک پهنای باند محدود با فرکانس مرکزی متفاوت در نظر گرفته می‌شود و هدف، به حداقل رساندن مجموع پهنای باند برآورد شده برای هر IMF است. دیگر مدل‌های تجزیه، مانند Empirical Mode Decomposition (EMD) اکثراً دارای محدودیت‌های زیر هستند:

۱. نداشتن بنیان‌های ریاضی کافی که باعث ایجاد ماهیت الگوریتمی و سعی و خطا گونه بودن آنها می‌شود.
۲. غربال‌گری بازگشتی که در بیشتر روش‌ها وجود دارد اجازه اصلاح خطا رو به عقب^۱ را نمی‌دهند.
۳. پاسخ‌های آنها به میزان نویز حساس هستند.
۴. محدودیت باند فرکانسی سخت در روش‌های مبتنی بر موجک وجود دارد.
۵. نیازمند به پیش تعریف حدود بانک‌های فیلتر در تبدیل موجک تجربی^۲ هستند.

هدف اصلی VMD تجزیه کردن سیگنال ورودی به تعدادی زیر سیگنال u_k (مد) است، که ضمن بازیابی سیگنال ورودی دارای ویژگی‌های پراکندگی^۳ نیز هست. در اینجا پراکندگی هر مد به عنوان پهنای باند همان مد انتخاب می‌شود. به عبارت دیگر، فرض می‌شود

سطح تفکیک هر مؤلفه برابر با مقیاس آن است. تبدیل موجک تجزیه یک تابع بر مبنای توابع موجک است. موجک‌ها (که به عنوان موجک‌های مادر شناخته می‌شوند) نمونه‌های انتقال یافته و مقیاس شده یک تابع (موجک مادر) با طول متناهی و نوسانی شدیداً میرا هستند. تابع موجک، تابعی است که دو ویژگی مهم نوسانی بودن و کوتاه مدت بودن را دارد. $\Psi(x)$ تابعی موجک است اگر و فقط اگر تبدیل فوریه آن $\Psi(\omega)$ شرط زیر را ارضا کند (Lau and Weng, 1995).

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(\omega)|}{|\omega|^2} d\omega < +\infty \quad (۱)$$

این شرط با عنوان شرط پذیرفتگی برای موجک $\Psi(x)$ شناخته می‌شود $\Psi(x)$ تابع موجک مادر است (رابطه ۲) که ضرایب a و b در آن نقش انتقال و مقیاس سیگنال مورد نظر را دارند (Lau and Weng, 1995).

$$\Psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (۲)$$

توابع موجک دارای انواع بسیاری هستند که مهم‌ترین و پرکاربردترین آن‌ها شامل تابع موجک Mexican hat، Meyer، Haar، Morlet، Symlet، Daubechies، Coiflet است. تبدیل موجک پیوسته به عنوان روش جایگزین تبدیل فوریه زمان-کوتاه ارائه گردید و هدف آن، فائق آمدن بر مشکلات مربوط به تفکیک پذیری در تبدیل فوریه زمان-کوتاه است. در عمل اکثر سری‌های زمانی هیدرولوژیکی به صورت گسسته در زمان‌هایی مشخص اندازه‌گیری می‌شوند. بنابراین کاربرد موجک گسسته می‌تواند تناسب بهتری با این نوع سری زمانی داشته باشد. تبدیل موجک گسسته در عمل همان تبدیل موجک پیوسته است (نسخه گسسته شده آن) که در آن یک سری موجک از تبدیل موجک پیوسته نمونه گرفته است و سیستم‌های کامپیوتری قابلیت محاسبه آن را با هزینه زمانی کمتر دارا است. اصول تبدیل موجک گسسته به روشی تحت عنوان کدینگ زیرباند بر می‌گردد که در سال ۱۹۷۶ سنگ بنای اولیه آن گذارده شد و در آن نوعی توصیف زمان-مقیاس از سیگنال گسسته با استفاده از فیلترهای دیجیتال ارائه می‌گردد. تبدیل موجک، حاصل شباهت سنجی (کورولیشن) بین محتوای فرکانسی (مقیاسی) سیگنال و تابع موجک در مقیاس‌های مختلف است (Adamowski et al., 2009). تجزیه کردن سری‌های زمانی با استفاده از فیلترهای مشخص (موجک و توابع مقیاس‌گذاری شده) دو نوع زیرسری را به وجود می‌آورند: بردارهای تقریبی یا باقی مانده و بردارهای جزئیات (Chou, 2011). این ضرایب حاصل از در هم پیچیدن سری زمانی اصلی با فیلتر پایین-گذر و فیلتر بالا-گذر می‌باشد. فیلتر پایین-گذر همان تابع مقیاس‌گذاری است و فیلتر بالاگذر همان تابع موجک است. تابع

۱- Backward error correction

۲- Empirical wavelet transform (EMT)

۳- Sparsity

است.

پس از تجزیه داده‌ها با روش‌های سری زمانی مولفه‌های زیرسری-ی زیادی به دست می‌آیند که تعداد ورودی‌های لازم برای مدل‌سازی را افزایش می‌دهند. بنابراین، لازم است این مولفه‌های سازماندهی یا گروه‌بندی مجدد شوند. در این مطالعه از انرژی زیر سری‌ها و همچنین از الگوریتم آنتروپی جایگشت برای انجام سازماندهی زیرسری‌ها استفاده شد. بر اساس معادله آنتروپی شانون، آنتروپی جایگشت $H_p(m)$ برای k امین دنباله متفاوت سری زمانی $X(i)$ را می‌توان به صورت زیر بیان کرد:

$$H_p(m) = - \sum_{j=1}^k p_j \ln p_j \quad (۶)$$

بر اساس معادله فوق، وقتی P_j برابر $1/m!$ باشد، $H_p(m)$ دارای حداکثر مقدار $\ln(m!)$ است. رای راحتی می‌توان $H_p(m)$ استاندارد

$$H_{PE}(m) = H_p(m) / \ln(m!) \quad (۷)$$

where, $0 \leq H_{PE}(m) \leq 1$

کرد.

مقدار H_{PE} نشان‌دهنده تصادفی بودن و پیچیدگی سری زمانی است. هر چه مقدار H_{PE} بزرگتر باشد، تصادفی بودن قوی‌تر خواهد بود و بالعکس.

روش هوشمند مبتنی بر کرنل رگرسیون فرایند گاوسی (GPR)

یکی از روش‌های متداول برای حل مسائل غیرخطی استفاده از توابع کرنل است؛ این توابع بر اساس ضرب داخلی داده‌های مفروض تعریف می‌شود و به‌عنوان ابزاری توانمند در حل مسائل پیچیده به شمار می‌آیند و معمولاً دارای جواب بهتری نسبت به روش‌های کلاسیک هستند. طراحی روش‌های رگرسیون مبتنی بر کرنل شامل استفاده از مفهوم تابع کرنل است. مبنای کاری این روش‌ها دسته‌بندی خطی داده‌ها است و در تقسیم خطی داده‌ها سعی می‌شود خطی انتخاب شود که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد. با تبدیل نمونه‌ها از فضای ورودی به فضای ویژگی، تفکیک‌کننده غیرخطی با استفاده از تابع کرنل به حالت خطی تبدیل خواهد شد. از مهمترین توابع کرنل می‌توان به کرنل خطی، چند جمله‌ای و تابع شعاع محور (RBF) اشاره کرد. این روش‌ها می‌توانند برای پیش‌بینی هرگونه متغیری که در آن رابطه بین متغیرهای مربوطه به خوبی درک نمی‌شود، پیدا کردن اندازه و شکل راه‌حل نهایی دشوار است، و روش‌های تحلیلی ریاضی رایج قادر به حل آن‌ها نبوده و یا بسیار زمان‌بر هستند استفاده شوند. مجموعه داده S با n مشاهده را در نظر بگیرید $S = \{(x_i, y_i) | i = 1, \dots, n\}$ ، که در آن بردار ورودی با D بعد و y_i خروجی اسکالر یا هدف می‌باشد. این مجموعه متشکل از دو جز

که هر مود k بیشتر حول فرکانس مرکزی ω_k فشرده است، که این فرکانس مرکزی در دوره تجزیه تعیین می‌شود. به منظور تعیین پهنای باند هر مد مراحل زیر انجام می‌شود.

۱. برای هر مد، سیگنال تحلیلی مرتبط با استفاده از تبدیل هیلبرت محاسبه می‌شود تا طیف فرکانس یک طرفه بدست آید.
 ۲. برای هر مد، طیف فرکانس مد با استفاده از اختلاط با یک سیگنال تک فرکانسی با فرکانس ω_k به باند پایه انتقال داده می‌شود (مرحله دمولاسیون).
 ۳. با کمک پهنای باند به وسیله تابع گوسی H سیگنال دمولاسیون شده استخراج می‌شود.
- نتیجه به صورت رابطه زیر بدست می‌آید.

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (۴)$$

$$s. t. \quad \sum_k u_k = f$$

در رابطه بالا $\{u_k\} = \{u_1, \dots, u_k\}$ و $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \dots, \omega_k\}$ نمایش کوتاه شده تمام مدها و فرکانس‌های مرکزی هستند. $\sum_k := \sum_{k=1}^K$ بیانگر جمع تمام مدها است. قید بازایی سیگنال به روش‌های مختلفی قابل اعمال به مسئله بهینه سازی است. در اینجا از هر دو روش ضرایب پنالتی^۱ درجه چهار و ضربگرهای لاگرانژ^۲ استفاده می‌شود تا مسئله به یک بهینه سازی جدید غیر مقید تبدیل شود. روش ضرایب پنالتی درجه چهار یک روش کلاسیک برای حفظ هر چه بیشتر دقت بازایی به ویژه در شرایط وجود نویزهای گوسی جمع شونده از نوع متغیرهای تصادفی مستقل با توزیع یکسان است. روش ضرایب لاگرانژ روش مرسوم برای اعمال اکید قیود است. ترکیب جملات این دو روش باعث می‌شود از مزیت همگرایی خوب روش ضرایب پنالتی درجه چهار و همچنین مزیت اعمال قطعی قید در روش ضربگرهای لاگرانژ به طور همزمان بهره برد. در نتیجه مسئله بهینه سازی اصلی (۴) به رابطه زیر تبدیل می‌شود:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) := \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \quad (۵)$$

نقطه زینی^۳ دستگاه بالا پاسخ مسئله بهینه سازی معادله (۴)

- ۱- Quadratic penalty
- ۲- Lagrangian multipliers
- ۳- Saddle point

$$DC = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (P_{io} - P_{ip})^2}{\sum_{i=1}^N (P_{io} - \bar{P}_{ip})^2} \quad (۱۳)$$

$$SST = \frac{TP}{TP+FN} \quad (۱۴)$$

$$SPF = \frac{TN}{FP+TN} \quad (۱۵)$$

$$PPV = \frac{NoP}{NoP+NoFP} \quad (۱۶)$$

$$NPV = \frac{NoTN}{NoTN+NoFN} \quad (۱۷)$$

که در آن DC ضریب تبیین است. P_p ، P_o و P_p به ترتیب مقادیر مشاهده شده، پیش‌بینی شده و میانگین پیش‌بینی شده می‌باشند. SST ، TP و FN به ترتیب حساسیت، مثبت درست و منفی نادرست هستند. SPF شاخصی است که منطقه غیر خشک‌سالی را نشان می‌دهد. TN و FP به ترتیب منفی درست و مثبت نادرست هستند. PPV مقدار احتمالی پیکسل است که به‌عنوان منطقه خشک‌سالی طبقه‌بندی می‌شود. NPV مقدار پیش‌بینی منفی احتمالی پیکسل‌ها است. NoP ، $NoFN$ ، $NoTN$ ، $NoFP$ به ترتیب تعداد مثبت، تعداد مثبت نادرست، تعداد منفی درست و تعداد منفی نادرست هستند. همچنین آزمون چندخطی برای انتخاب عوامل تأثیرگذار در بررسی آسیب‌پذیری خشک‌سالی انجام شد. معیارهای عامل تورم واریانس (Tolerance: Variance Inflation Factor: VIF) و تحمل (TOL) برای درک بهتر در آزمون چندخطی در نظر گرفته شدند. مقادیر VIF و TOL به ترتیب کوچک‌تر از ۱۰ و بزرگ‌تر از ۰/۱ هستند و به‌صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$TOL = 1 - R_j^2 \quad (۱۸)$$

$$VIF = \frac{1}{TOL} \quad (۱۹)$$

محدوده‌های ذکر شده برای VIF و TOL بر اساس Li and Chen (2020) انتخاب شده است. برای متغیرهای پیش‌بینی، مقادیر TOL و VIF به روش فنی برای ارزیابی چند خطی انتخاب شدند. با توجه به Li and Chen (2020)، ارزیابی VIF با مقدار کمتر از ۱۰ نشان دهنده عدم وجود مشکل چند خطی است و در پیش‌بینی‌ها می‌تواند استفاده شود. برای محدوده $VIF < 10$ ، مقادیر TOL بیش از ۰٫۱ خواهد بود.

نتایج و بحث

ارزیابی آسیب‌پذیری خشک‌سالی

آزمون چندخطی پارامترهای انتخاب شده با استفاده از معیارهای VIF و TOL انجام شد. نتایج به‌دست‌آمده در شکل ۲ نشان داده شده

ورودی و خروجی به عنوان نقاط نمونه یا تجربی معرفی خواهند شد. به منظور سهولت کار، ورودی‌های مجموعه در ماتریس $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ و خروجی‌ها نیز در ماتریس $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$ جمع می‌گردند. وظیفه رگرسیون، ایجاد یک ورودی جدید x^* به منظور دستیابی به توزیع پیش‌بینی شده برای مقادیر متناظر داده‌های مشاهداتی y^* و بر مبنای مجموعه داده S است. فرآیند گاوسی مجموعه‌ای از متغیرهای تصادفی است که تعداد محدودی از آنها با توزیع‌های گاوسی ادغام شده‌اند. فرآیند گاوسی تعمیمی از توزیع گاوسی است. توزیع گاوسی در واقع توزیع بین متغیرهای تصادفی بوده در حالی که فرآیند گاوسی بیانگر توزیع بین توابع است. فرآیند گاوسی $f(x)$ توسط توابع میانگین $m(x)$ و کواریانس به شکل زیر تعریف می‌شود (Rasmussen and Williams, 2006):

$$m(x) = E(f(x)) \quad (۸)$$

$$k(x, x') = E((f(x) - m(x))(f(x') - m(x')))) \quad (۹)$$

که در روابط فوق، $k(x, x')$ تابع کواریانس (یا کرنل) بوده که در نقاط x و x' محاسبه می‌شود. فرآیند گاوسی $f(x)$ می‌تواند به صورت زیر بیان گردد:

$$f(x) \approx GP(m(x), k(x, x')) \quad (۱۰)$$

که معمولاً جهت ساده‌سازی، مقدار تابع میانگین برابر با صفر در نظر گرفته می‌شود. در فرآیند گاوسی، رابطه بین بردار ورودی و هدف به فرم زیر است:

$$y_i = f(x_i) + \varepsilon \quad (۱۱)$$

که در آن $f(x)$ بیانگر تابع رگرسیون دلخواه و ε نیز مقدار نویز توزیع گاوسی با میانگین صفر و واریانس σ^2 می‌باشد، یعنی $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$. علاوه بر این، چنین فرض می‌گردد که $f = [f(x_1), f(x_2), \dots, f(x_n)]^T$ رفتاری بر مبنای فرآیند گاوسی داشته به نحوی که $p(f|X) = N(0, K)$ که در آن K ماتریس کواریانس با درایه‌های $k_{i,j} = k(x_i, x_j)$ است.

$$K(x, x) = \begin{pmatrix} k(x_1, x_1) & \dots & k(x_1, x_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ k(x_n, x_1) & \dots & k(x_n, x_n) \end{pmatrix} \quad (۱۲)$$

$k_{i,j}$ کواریانس بین مقادیر توابع نهان $f(x_i)$ و $f(x_j)$ می‌باشد. رگرسیون فرآیند گاوسی به منظور محاسبه توزیع پیش‌بینی شده برای مقادیر تابع f^* در نقاط تست $X^* = [x_1^*, x_2^*, \dots, x_m^*]$ به کار می‌رود.

معیارهای ارزیابی

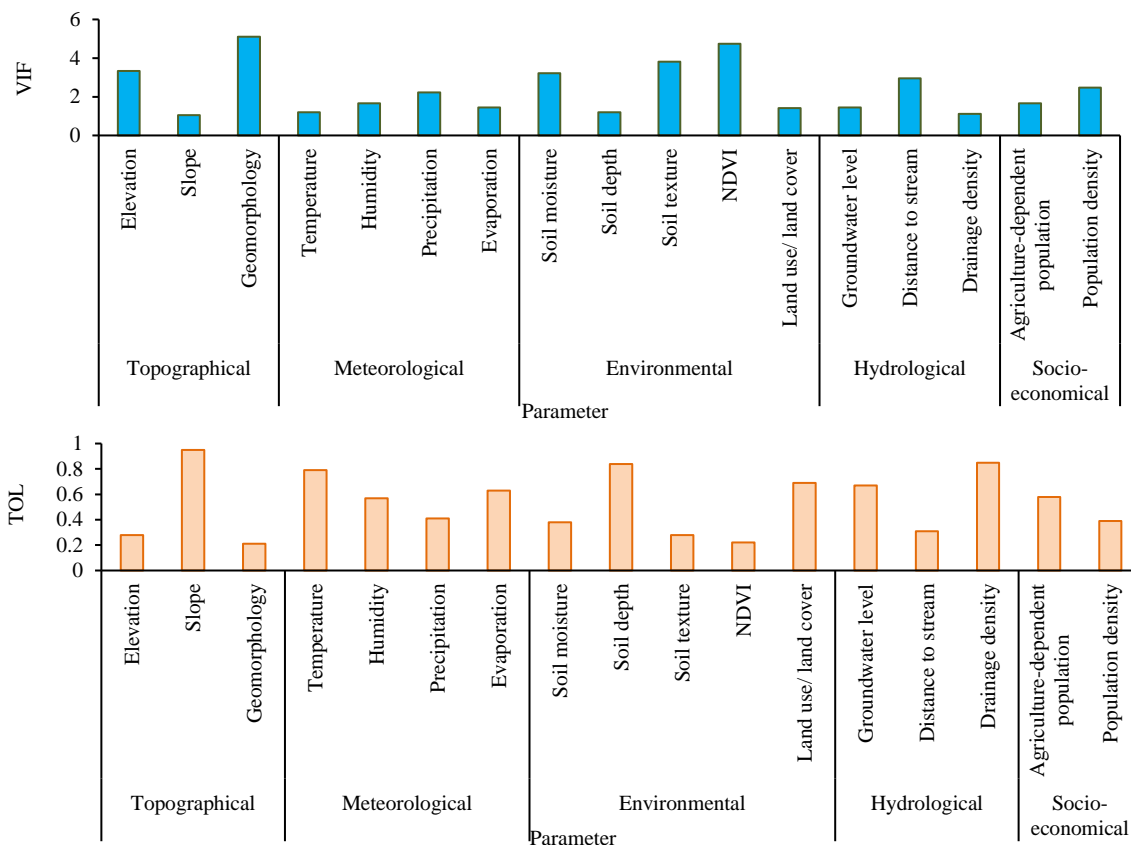
به‌منظور ارزیابی کارایی روش پیشنهادی، از پارامترهای آماری زیر استفاده شد:

و خیلی زیاد به ترتیب ۱۳/۳۲، ۱۸/۱۳، ۲۲/۰۴، ۱۴/۴۳، ۲۰/۹۵ و ۱۰/۹۳ درصد می‌باشد. اعتبارسنجی مدل‌های پیش‌بینی شده از طریق چندین معیار مختلف از جمله SST، SPF، PPV، NPV و DC انجام شد. با توجه به جدول ۱ و با در نظر گرفتن مجموعه داده‌های آموزشی، مقدار DC برابر با ۰/۹۶ به دست آمد. برای مجموعه داده‌های تست، مقدار ۰/۹۱ به دست آمد که نشان می‌دهد عملکرد GPR در ارزیابی آسیب‌پذیری خشک‌سالی مناسب می‌باشد. لازم به ذکر است که هر رویکرد مبتنی بر کرنل دارای پارامترها و تنظیمات خاص خود است. مقادیر بهینه این پارامترها باید برای دستیابی به نتایج دقیق‌تر انتخاب شوند. مدل GPR بر این فرض استوار است که مشاهدات مجاور باید اطلاعاتی را درباره یکدیگر منتقل کنند.

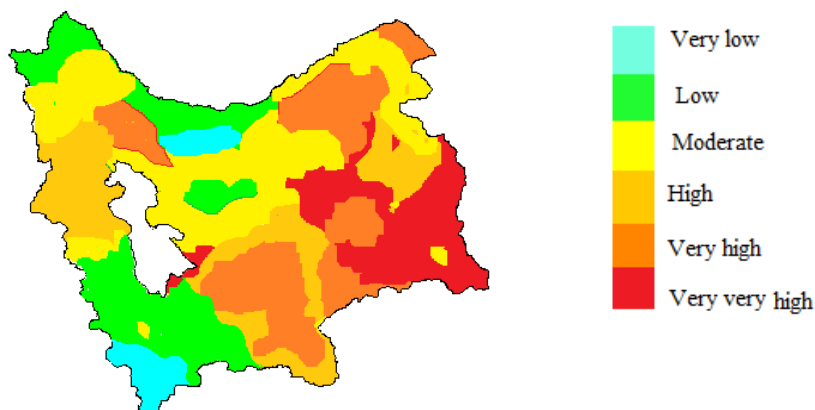
است. بر اساس دو معیار اشاره‌شده، ۱۷ متغیر برای پیش‌بینی آسیب‌پذیری خشک‌سالی در منطقه انتخاب شدند. مقادیر VIF و TOL برای همه پارامترها به ترتیب بین ۱/۰۵ تا ۵/۱۱ و ۰/۲۱ تا ۰/۹۵ متغیر بود. بنابراین مشکل چندخطی بودن در ارزیابی آسیب‌پذیری خشک‌سالی وجود نداشت. ارزیابی آسیب‌پذیری خشک‌سالی با استفاده از روش GPR انجام شد. نقشه‌های آسیب‌پذیری به دست آمده بر اساس متغیرهای انتخاب شده در شکل ۳ نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، مکان‌های آسیب‌پذیری بسیار زیاد تا شدید خشک‌سالی با بخش‌های جنوبی و مرکزی منطقه مرتبط هستند. بقیه منطقه در گروه‌های آسیب‌پذیری متوسط، کم و بسیار کم خشک‌سالی قرار دارند. در GPR، وسعت مناطق آسیب‌پذیر خشک‌سالی بسیار کم، کم، متوسط، زیاد، بسیار زیاد

جدول ۱- اعتبار سنجی روش استفاده شده

Method	Dataset	SST	SPF	PPV	NPV	DC
GPR	Training	۰/۹۲	۰/۷۳	۰/۷۵	۰/۹۱	۰/۹۶
	Validation	۰/۹۰	۰/۷۷	۰/۸۰	۰/۸۱	۰/۹۱



شکل ۲- بررسی چندخطی بودن پارامترهای انتخاب شده



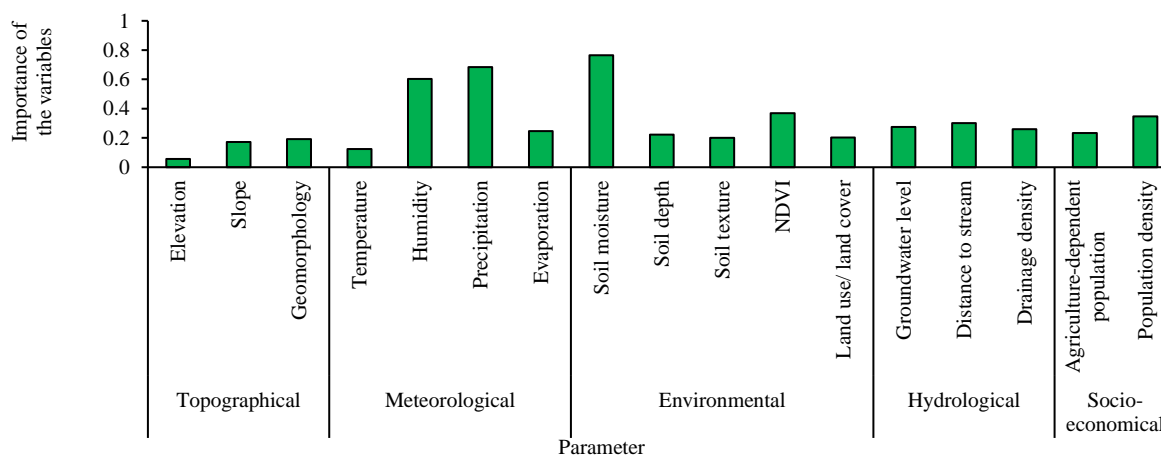
شکل ۳- نقشه آسیب‌پذیری خشک‌سالی با استفاده از روش‌های چند معیاره

حذف‌شده با استفاده از DC محاسبه شد. نتایج به‌دست‌آمده در شکل ۴ نشان داده شده است. بر اساس شکل ۴، چهار متغیر رطوبت خاک، بارش، رطوبت و NDVI بیشترین تأثیر را در تعیین میزان آسیب‌پذیری خشک‌سالی داشتند و مقادیر DC آن‌ها به ترتیب ۰/۷۶، ۰/۶۸، ۰/۶۰، ۰/۳۶ و ۰/۳۴ بود. دوتا و همکاران (Dutta et al., 2015) و شجاعی و رحیم زادگان (Shojaei and Rahimzadegan, 2020) و دارپور و همکاران (Dharpure et al., 2020) یافته‌های مشابهی را گزارش کردند و اظهار داشتند که شرایط محیطی و اقلیمی نقش مؤثری در آسیب‌پذیری خشک‌سالی دارند. به گفته کاتول و همکاران (Katoul et al., 2012)، رطوبت خاک به‌عنوان یک عامل حیاتی در تنظیم انتقال آب و انرژی گرمایی بین سطح خاک و محیط از طریق تبخیر و تعرق در نظر گرفته می‌شود. در نتیجه رطوبت خاک تأثیر بسزایی بر شرایط اقلیمی و ایجاد بارش دارد.

فرآیندهای گاوسی روشی برای تعیین پیشینی مستقیم بر روی فضای تابع است. این یک تعمیم طبیعی از توزیع گاوسی است که میانگین و کوواریانس آن به ترتیب بردار و ماتریس هستند. در طول فرآیند آموزش GPR، یک تابع کوواریانس مناسب باید انتخاب شود. در این تحقیق از فرآیند آزمون و خطا برای انتخاب مقادیر بهینه پارامتر مذکور استفاده شد. مقادیر SST، SPF، NPV و PPV برای مجموعه داده آموزشی به ترتیب ۰/۹۲، ۰/۷۳، ۰/۷۵ و ۰/۹۱ و برای مجموعه داده‌های تست، به ترتیب ۰/۰۹، ۰/۷۷، ۰/۸ و ۰/۸۱ به دست آمد.

آنالیز حساسیت

در این بخش، آنالیز حساسیت برای تعیین اهمیت هر یک از پارامترهای مورد استفاده در ارزیابی آسیب‌پذیری خشک‌سالی انجام شد. در این راستا، پارامترهای مورد استفاده یکی‌یکی حذف شدند و مدل GPR مجدداً اجرا شد. سپس، تأثیر هر یک از متغیرهای



شکل ۴- بررسی تأثیر پارامترهای استفاده‌شده در ارزیابی آسیب‌پذیری خشک‌سالی

بررسی کارایی روش چند مقیاسی پیشنهادی در پایش خشک‌سالی

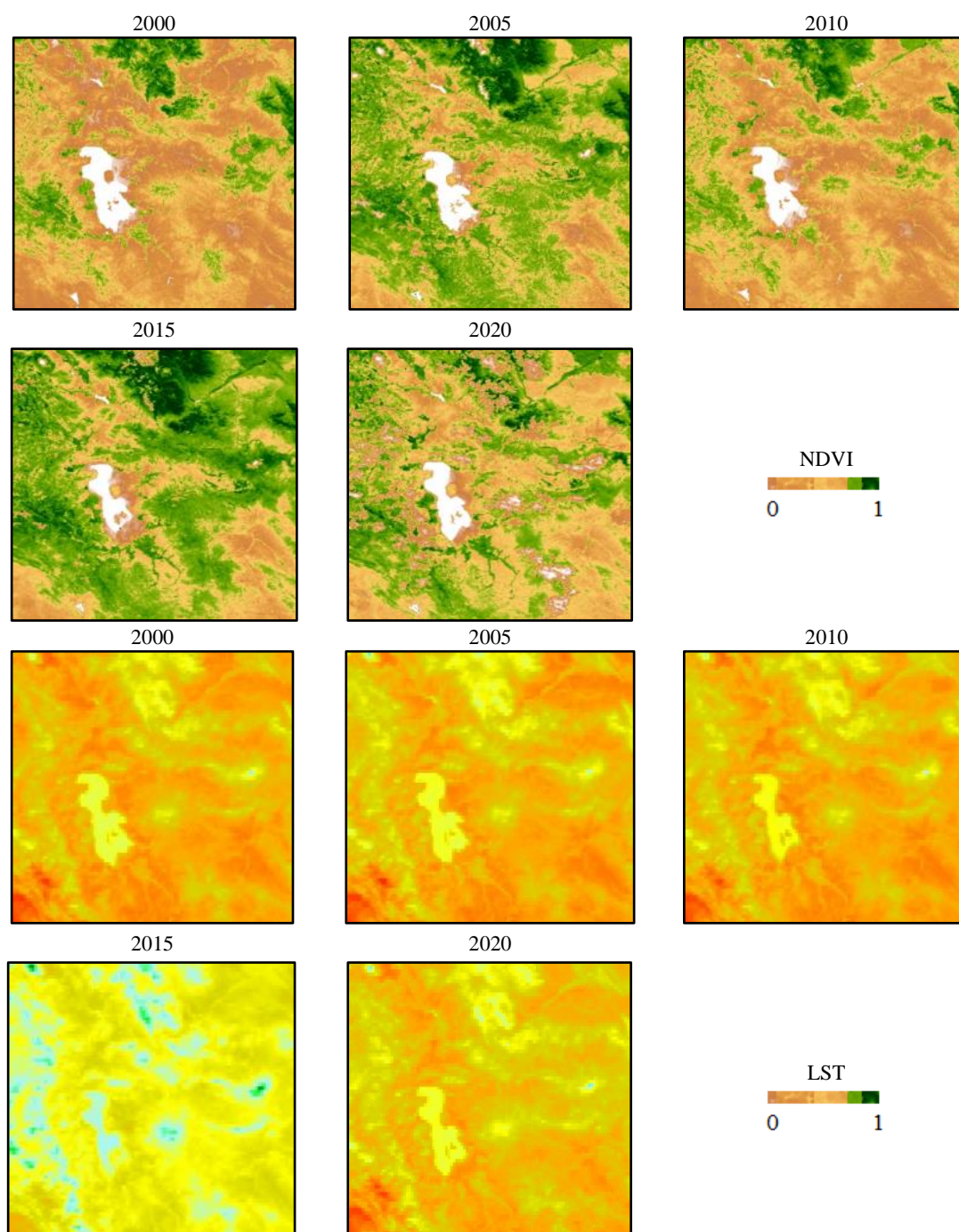
در این بخش، با توجه به محدودیت‌های مجموعه داده‌های زمینی، مناطق مستعد خشک‌سالی منطقه انتخابی با استفاده از روش چند مقیاسی بر اساس مجموعه داده‌های ماهواره‌ای شناسایی شدند. هدف از این بخش، توسعه مدلی بود که با وجود داشتن متغیرهای ورودی کمتر، از دقت مطلوبی برخوردار باشد. در این راستا، مجموعه داده‌های بارش ماهواره CMAP و محصولات NDVI و LST ماهواره MODIS طی دوره ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۰ استخراج شدند. واکاوی ادغام‌شده بارش (CMAP) تکنیکی است که واکاوی‌های بارش جهانی را در مقیاس‌های ماهانه و پنج روزه فراهم می‌آورد. بدین گونه که داده‌های ایستگاهی اندازه‌گیری بارش با برآوردهای به دست آمده از ماهواره‌ها یک کاسه می‌گردند. نسخه 0802 CMAP، افزون بر داده‌های ایستگاهی و ماهواره‌ای، از داده‌های بارشی مدل‌های عددی پیش‌بینی آب‌وهوا بهره می‌جوید. واکاوی‌های بارشی پایگاه CMAP در مقیاس مکانی $2/5 \times 2/5$ درجه طول و عرض جغرافیایی هستند. پوشش واکاوی‌های مکانی این پایگاه برای همه خشکی‌ها و آب‌های سیاره است. یکی از بهترین سنجنده‌ها برای مطالعات ارزیابی مکانی و زمانی خشک‌سالی‌ها، سنجنده MODIS است که استفاده از اطلاعات آن مورد نظر در این تحقیق است. بدین منظور شاخص‌های LST، NDVI به‌عنوان محصولات حاصل از سنجنده MODIS به منظور ارزیابی کارایی شاخص‌های سنجش از دور در پایش خشک‌سالی مورد استفاده و بررسی قرار گرفته و نتایج حاصل ارائه شدند. مطابق با زارع و همکاران (Zare et al., 2019)، NDVI شاخصی است که تفاوت بین بازتاب مرئی و نزدیک به فروسرخ پوشش گیاهی را توصیف می‌کند و برای تخمین تراکم پوشش گیاهی در یک منطقه استفاده می‌شود. شاخص NDVI به‌عنوان پرکاربردترین شاخص پوشش گیاهی قادر است تغییرات تراکم پوشش گیاهی را به دلیل خشک‌سالی و همچنین در فصول مرطوب نشان دهد. دامنه این شاخص بین -۱ تا +۱ می‌باشد که در ماه‌ها و سال‌های با خشک‌سالی شدیدتر (تراکم پوشش گیاهی کمتر) مقادیر پیکسل آن کاهش می‌یابد و در سال‌ها و ماه‌های مرطوب مقادیر پیکسل آن افزایش می‌یابد. از سوی دیگر، LST تعادل انرژی در سطح زمین را نشان می‌دهد و یکی از متغیرهای مهم در فیزیک فرآیندهای سطح زمین در مقیاس منطقه‌ای و جهانی است. این شاخص به دلیل نمایش تغییرات دما در سطوح مختلف در شرایط خشک‌سالی و مرطوب، در مطالعات خشک‌سالی بسیار کاربرد دارد. این شاخص مقادیر دمایی پیکسل‌های مختلف را نشان می‌دهد که به ترتیب برای ماه‌های تابستان و همچنین سال‌های دارای خشک‌سالی شدید نسبت به ماه‌های بهار و مرطوب

بیشتر است.

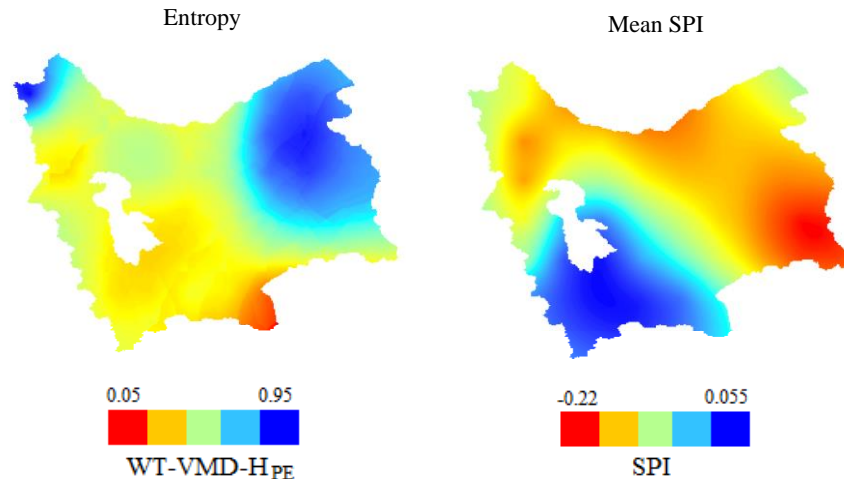
شکل ۵ نمودارهای NDVI و LST را برای چند سال به‌عنوان نمونه نشان می‌دهد. نتایج به‌دست آمده نشان داد که در بازه زمانی انتخابی، خشک‌سالی‌های شدیدی در برخی از سال‌ها رخ داده است. در سال‌های ۲۰۰۲، ۲۰۰۷، ۲۰۰۸، ۲۰۰۹، ۲۰۱۰، ۲۰۱۳ و ۲۰۱۶ خشک‌سالی مشاهده گردید. بیشترین تداوم خشک‌سالی مربوط به بازه زمانی ۲۰۰۷ تا ۲۰۱۰ است که چهار سال طول کشیده است. با توجه به تصاویر، در سال‌های خشک‌سالی در قسمت جنوب شرقی و مرکزی خشک‌سالی نسبت به سایر مناطق شدیدتر است. مقدار شاخص LST برای سال‌های ۲۰۰۰، ۲۰۰۱، ۲۰۰۲، ۲۰۰۷، ۲۰۰۸، ۲۰۰۹، ۲۰۱۰، ۲۰۱۲، ۲۰۱۳، ۲۰۱۶ و ۲۰۱۷ نسبت به سال‌های دیگر بیشتر است. برای این سال‌ها مقادیر بالاتر LST در بخش‌های جنوب شرقی و مرکزی منطقه انتخابی بیشتر از مناطق دیگر است و به نظر می‌رسد خشک‌سالی در این مناطق شدیدتر از مناطق دیگر است. این نتیجه با نتایج حاصل از شاخص NDVI همخوانی دارد. همچنین مقادیر پایین‌تر این شاخص در سال‌های ۲۰۰۴، ۲۰۱۱، ۲۰۱۵ و ۲۰۱۸ اتفاق افتاده است. مقایسه مقادیر NDVI و LST نشان داد که در اکثر موارد بین این دو پارامتر رابطه معکوس برقرار است، به این معنی که در خشک‌سالی مقادیر NDVI کاهش می‌یابد درحالی‌که مقادیر LST افزایش می‌یابد. به‌طور مشابه ثروثی و اسلم (Sruthi and Aslam, 2015) و انبازگان و پاراماسیوام (Anbazhagan and Par-amasivam, 2016) یک رابطه معکوس بین NDVI و LST پیدا کردند و بیان کردند که در طول خشک‌سالی، LST افزایش می‌یابد درحالی‌که NDVI به دلیل رطوبت کمتر و افزایش دمای سطحی کاهش می‌یابد.

در مرحله بعد از مجموعه داده‌های بارش ماهواره CMAP و محصولات NDVI و LST برای ارزیابی آسیب‌پذیری خشک‌سالی استفاده شد. در ابتدا، قابلیت مجموعه داده‌های بارش ماهواره CMAP در پایش خشک‌سالی مورد ارزیابی قرار گرفت. بنابراین، مجموعه داده‌های بارش ماهانه برای سری‌های زمانی SPIs در مقیاس زمانی ۱۲ ماهه محاسبه شدند. سری زمانی SPI نشان داد که منطقه انتخاب شده در طی سال‌های ۲۰۰۷ تا ۲۰۱۰، ۲۰۱۳، ۲۰۱۶ و ۲۰۱۷ دچار خشک‌سالی شدید بوده است. سپس با تجزیه سیگنال‌ها، مقادیر آنتروپی IMFهای به‌دست آمده محاسبه شد و برای پهنه‌بندی منطقه استفاده گردید. شکل ۶ نقشه پهنه‌بندی میانگین SPI و مقادیر آنتروپی را برای ناحیه انتخاب‌شده نشان می‌دهد. بر اساس نتایج، خشک‌سالی در بخش‌های مرکزی و جنوب شرقی شدیدتر است. مشاهده شد که مناطق با مقادیر آنتروپی پایین‌تر خشک‌سالی‌های شدیدتری را تجربه کرده‌اند. به‌عنوان مثال، شدت خشک‌سالی بیشتر برای بخش‌های جنوبی که دارای مقادیر آنتروپی کمتری بودند، به

دست آمده است. بر اساس این نتایج می‌توان بیان کرد که بین شاخص خشک‌سالی و مقادیر آنتروپی رابطه معکوس وجود دارد به طوری که هر چه مقادیر آنتروپی بیشتر باشد، شدت خشک‌سالی کمتر می‌شود.



شکل ۵- پهنه‌بندی منطقه مطالعاتی بر اساس شاخص NDVI و LST برای سال‌های مختلف



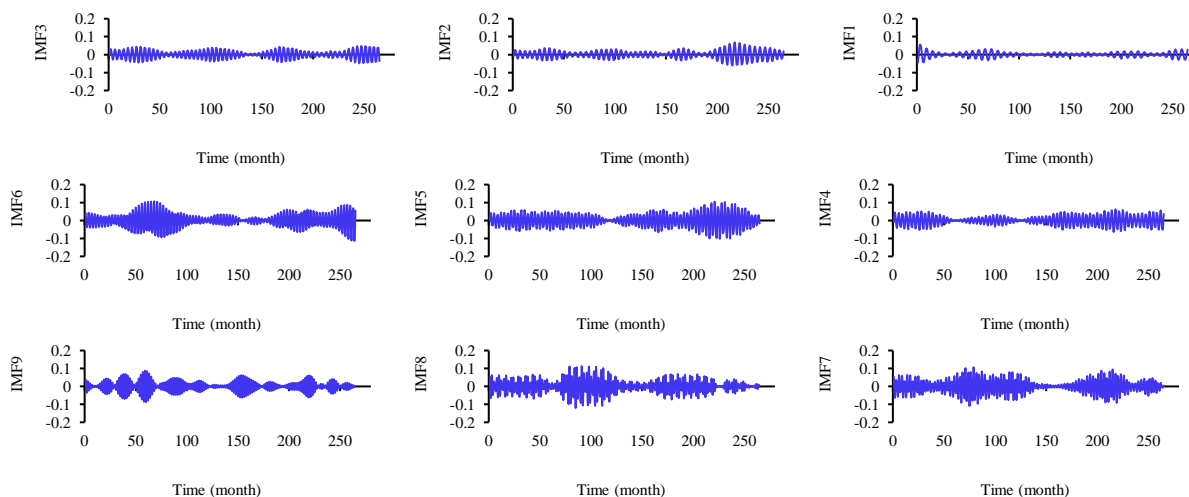
شکل ۶- نقشه پهنه‌بندی منطقه مورد مطالعه بر اساس مقادیر میانگین SPI و آنترپی به دست آمده برای ماهواره CMAP

در ادامه، یک روش چند مقیاسی مبتنی بر آنترپی جایگشت WT-VMD برای تجزیه مجموعه داده‌های بارش، NDVI و LST و افزایش توانایی آن‌ها در ارزیابی خشک‌سالی توسعه داده شد. از آنجایی که در فرآیند جمع‌آوری، بسیاری از عوامل داخلی و خارجی بر داده‌های خام تأثیر می‌گذارند، ادغام اطلاعات نامرتب در داده‌ها ممکن است دشواری پیش‌بینی دقیق پارامتر مورد نظر را افزایش دهد. بنابراین، در ابتدا، مجموعه داده‌های اصلی از طریق WT پالایش شدند. WT برای حذف نویز سیگنال‌ها از طریق تعیین آستانه‌ای برای ضرایب جزئیات، که نویز را نشان می‌دهد، استفاده شد (Donoho, 1995). در مرحله بعدی، VMD و آنترپی جایگشت (HPE) برای تجزیه سری‌های زمانی بدون نویز به چندین زیر سری برای کاهش پیچیدگی مدل‌سازی اعمال شدند. اساس VMD تجزیه سیگنال به چندین IMF مختلف است (۹ IMF برای هر سری زمانی در این مطالعه). برای تجزیه و تحلیل هر پیچیدگی IMF و باز ترکیب IMF‌هایی که دارای مقادیر آنترپی مشابه هستند، از آنترپی جایگشت استفاده شد. مقادیر آنترپی جایگشت برای سری‌های زمانی بارش یکی از ایستگاه‌ها در شکل ۷ نشان داده شده است. برای جلوگیری از تجزیه بیش از حد و کاهش ورودی‌های مدل، IMF‌های با آنترپی مشابه ترکیب شدند. زیرمجموعه‌های نوترکیب به‌عنوان ورودی‌های روش GPR برای ارزیابی آسیب‌پذیری خشک‌سالی استفاده شد. نتایج به‌دست آمده برای پهنه‌بندی منطقه بر اساس روش توسعه‌یافته در شکل ۸ نشان داده شده است. بر اساس این شکل، بخش‌های مرکزی و جنوب شرقی دچار خشک‌سالی شدید بوده و خشک‌سالی در سایر بخش‌ها خفیف‌تر است. مکان‌های آسیب‌پذیری بسیار زیاد تا زیاد خشک‌سالی با بخش‌های جنوبی شرقی و مرکزی منطقه مرتبط است. اعتبارسنجی مدل پیشنهادی از طریق معیارهای

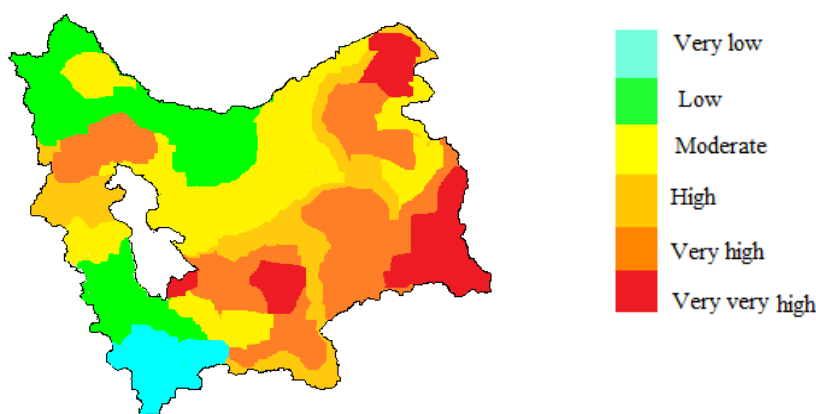
DC و NPV، PPV، SPF، SST، برای مجموعه داده‌های آموزشی و تست به ترتیب ۰/۸۹ و ۰/۸۸ به دست آمد. همچنین برای مجموعه داده‌های آموزشی، مقادیر SPF، SST، PPV و NPV به ترتیب ۰/۹۷، ۰/۹، ۰/۷۷ و ۰/۸۳ به دست آمد. برای مجموعه داده‌های تست، مقادیر معیارهای ذکر شده به ترتیب ۰/۷۹، ۰/۷۹ و ۰/۸۲ می‌باشد. به‌طور کلی و بر اساس نتایج این بخش، روش پیشنهادی از کارایی مطلوبی برخوردار بوده و در شناخت مناطق مستعد خشک‌سالی موفق بوده است. بنابراین، می‌توان بیان کرد که روش توسعه‌یافته بر اساس مجموعه داده‌های بارش، NDVI و LST استخراج شده از ماهواره‌ها می‌تواند با موفقیت برای پیش‌بینی خشک‌سالی در مناطق فاقد داده‌های هواشناسی مورد استفاده قرار گیرد.

نتیجه‌گیری

خشک‌سالی یک خطر طبیعی و یکی از پیچیده‌ترین و ناشناخته‌ترین انواع رویدادهای اقلیمی است. ارزیابی آسیب‌پذیری خشک‌سالی برای برنامه‌ریزی واکنش‌های آتی به خشک‌سالی و کاهش پیامدهای نامطلوب خشک‌سالی ضروری است. در این تحقیق دو مرحله برای ارزیابی خشک‌سالی در شمال غرب ایران در نظر گرفته شد. در مرحله اول، از پارامترهای مختلف ژئومحیطی (یعنی متغیرهای هواشناسی، هیدرولوژیکی، محیطی و اجتماعی-اقتصادی) استخراج شده از مشاهدات زمینی و مجموعه داده‌های ماهواره‌ای برای توسعه نقشه‌های آسیب‌پذیری خشک‌سالی با استفاده از رویکردهای مبتنی بر کرنل استفاده شد. پارامترهای مؤثر با استفاده از آزمون چندخطی انتخاب گردیدند.



شکل ۷- زیر سری های تجزیه شده بارش با استفاده از روش VMD



شکل ۸- نقشه آسیب پذیری خشک سالی با استفاده از روش چند مقیاسی مبتنی بر تصاویر ماهواره ای

خشک سالی های شدید در سال های ۲۰۰۷ تا ۲۰۱۰، ۲۰۱۳ و ۲۰۱۶ رخ داده است. در طول رویدادهای خشک سالی، بخش های جنوب شرقی و مرکزی بیشتر مستعد خشک سالی شدید بودند. بخش های جنوب شرقی و مرکزی کمترین NDVI و بیشترین مقدار LST را داشتند. به طور کلی، یک رابطه معکوس بین LST و NDVI مشاهده شد به طوری که در خشک سالی مقادیر NDVI کاهش یافت، در حالی که مقادیر LST افزایش یافت. در مرحله بعد، تنها از پارامترهای بارش، NDVI و LST برای شناسایی مناطق مستعد خشک سالی استفاده شد. در این راستا، اولاً، مجموعه داده های اصلی از طریق WT پالایش شدند. سپس، VMD و آنتروپی جایگشت برای تجزیه و ترکیب سری های زمانی بدون نویز استفاده شدند. اجزای نوترکیب به عنوان ورودی GPR استفاده شدند. نتایج نشان داد که بخش های مرکزی و جنوب شرقی از خشک سالی شدید رنج می برند، در حالی که خشک سالی در بخش های دیگر خفیف تر بود. نتایج مرحله

همچنین، معیارهای مختلفی برای صحت سنجی روش های توسعه یافته استفاده شد. نتایج به دست آمده نشان داد که بخش های جنوبی و مرکزی منطقه دچار خشک سالی شدید شده و خشک سالی های خفیف و متوسط در بخش های شمالی رخ داده است. نتایج به دست آمده نشان داد که روش GPR از عملکرد خوبی برخوردار است. با استفاده از آنالیز حساسیت مشخص شد که از بین متغیرهای انتخاب شده، رطوبت خاک، بارش، رطوبت و NDVI مهم ترین متغیرها در پایش خشک سالی هستند. در مرحله دوم، از روش چند مقیاسی مبتنی بر WT-VMD و آنتروپی جایگشتی برای شناسایی مناطق مستعد خشک سالی استفاده شد. در این راستا، تنها مجموعه داده های مبتنی بر ماهواره شامل بارش، NDVI و LST در فرآیند مدل سازی مورد استفاده قرار گرفتند. با توجه به نتایج به دست آمده برای سری زمانی SPI محاسبه شده از مجموعه داده های بارش و محصولات NDVI و LST استخراج شده از MODIS،

- Vegetation Health Index over dry regions, *Global and Planetary Change*. 190: 103198.
- Cao, S., Zhang, L., He, Y., Zhang, Y., Chen, Y., Yao, S., Yang, W. and Sun, Q. 2022. Effects and contributions of meteorological drought on agricultural drought under different climatic zones and vegetation types in Northwest China. *Science of the Total Environment*. p.153270.
- Chou, C. M. 2011. Complexity analysis of rainfall and runoff time series based on sample entropy in different temporal scales. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*. 6:1401-1408.
- Dharpure, J. K., Goswami, A., Patel, A., Kulkarni, A. V. and Meloth, T. 2020. Drought characterization using the Combined Terrestrial Evapotranspiration Index over the Indus, Ganga and Brahmaputra river basins. *Geocarto International*. 10: 1-25.
- Dutta, D., Kundu, A., Patel, N., Saha, S. and Siddiqui, A. 2015. Assessment of agricultural drought in Rajasthan (India) using remote sensing derived Vegetation Condition Index (VCI) and Standardized Precipitation Index (SPI). *Egypt Journal Remote Sensing Space Science*. 18(1): 53-63.
- Katul, G. G., Oren, R., Manzoni, S., Higgins, C. and Parlange, M. B. 2012. Evapotranspiration: a process driving mass transport and energy exchange in the soil-plant-atmosphere-climate system. *Reviews of Geophysics*. 50(3): 1-25.
- Lau, K. M. and Weng, H. Y. 1995. Climate signal detection using wavelet transform, How to make time series sing. *Bulletin of the American Meteorological Society*. 76: 2391-2402.
- Li, Y. and Chen, W. 2019. Landslide susceptibility evaluation using hybrid integration of evidential belief function and machine learning techniques. *Water*. 12(1): p.113.
- Liou, Y. A. and Muluaem, G. M. 2019. Spatio-temporal assessment of drought in Ethiopia and the impact of recent intense droughts. *Remote sensing*. 11(15): p.1828.
- Quan, Q., Gao, S., Shang, Y. and Wang, B. 2021. Assessment of the sustainability of *Gymnocypris eckloni* habitat under river damming in the source region of the Yellow River. *Science of the Total Environment*. 778: p.146312.
- Rasmussen, C. E. and Williams, C. K. I. 2006. *Gaussian Processes for Machine Learning*. The MIT Press, Cambridge, MA.
- Rulinda, C. M., Bijker, W. and Stein, A. 2010. Image mining for drought monitoring in eastern Africa using Meteosat SEVIRI data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 12: 563-568.
- دوم با نتایج مرحله اول مطابقت داشت. به‌طور کلی، کارایی روش پیشنهادی در ارزیابی آسیب‌پذیری خشکسالی به اثبات رسید. بنابراین، روش چند مقیاسی پیشنهادی بر اساس مجموعه داده‌های ماهواره‌ای می‌تواند با موفقیت برای پایش خشکسالی استفاده شود. اما از آنجایی که خشکسالی پدیده‌ای است که تحت تأثیر فصل قرار می‌گیرد، پیشنهاد می‌شود که تأثیر فصول بر پدیده خشکسالی در آینده بررسی شود.
- ### منابع
- ادیب، ا. و گرجی زاده، ع. ۱۳۹۵. بررسی و پایش خشکسالی با استفاده از شاخص‌های خشکسالی؛ مطالعه موردی حوضه آبریز دز. نشریه مهندسی آبیاری و آب ایران. (۲): ۷: ۱۷۳-۱۸۵.
- رضایی‌مقدم، م.، ولینزاده، ح.، رستم زاده، خ. و رضایی، ع. ۱۳۹۱. ارزیابی کارایی داده‌های سنجنده MODIS در برآورد خشکسالی (مطالعه‌ی موردی: حوضه‌ی آبریز دریاچه ارومیه). نشریه جغرافیا و پایداری محیط. ۱: ۳-۱۶.
- مددی، غ.، حمزه، س. و نوروزی، ع. ۱۳۹۵. ارزیابی تصاویر ماهواره‌ای TPMM جهت پایش زمانی و مکانی خشکسالی، مطالعه موردی: حوضه مرزی غرب. نشریه علمی- پژوهشی مهندسی و مدیریت آبخیز. ۸(۴): ۳۶۲-۳۷۶.
- مقیم، م.، کوهی، ا. و زارعی، ع. ۱۳۹۷. پایش و پیش‌بینی وضعیت خشکسالی در استان فارس با استفاده از شاخص RDI و مدل ریاضی زنجیره مارکوف. نشریه مهندسی آبیاری و آب ایران. ۸(۳): ۱۵۳-۱۶۵.
- Abdulrazzaq, Z. T., Hasan, R. H. and Aziz, N. A. 2019. Integrated TRMM data and standardized precipitation index to monitor the meteorological drought. *Civil Engineering*. 5(7): 1590-1598.
- Adamowski, K., Prokoph, A. and Adamowski, J. 2009. Development of a new method of wavelet aided trend detection and estimation. *Hydrology Process*. 23(18): 2686-2696.
- Anbazhagan, S. and Paramasivam, C. R. 2016. Statistical correlation between land surface temperature (LST) and vegetation index (NDVI) using multi-temporal landsat TM data. *Int. Journal of Earth Science and Engineering*. 5(1): 333-346
- Belal, A. A., El-Ramady, H. R., Mohamed E. S. and Saleh A. M. 2014. Drought risk assessment using remote sensing and GIS techniques. *Arabian Journal of Geosciences*. 7(1): 35-53.
- Bento, V. A., Gouveia, C. M., DaCamara, C. C., Libonati, R. and Trigo, I.F. 2020. The roles of NDVI and Land Surface Temperature when using the

- Water Resources Management. 33(4): 1521-1540.
- Tigkas, D., Vangelis, H. and Tsakiris, G. 2020. Implementing crop evapotranspiration in RDI for farm-level drought evaluation and adaptation under climate change conditions. *Water Resources Management*. 34(14): 4329-4343.
- Zare, M., Drastig, K. and Zude-Sasse, M. 2019. Tree water status in apple orchards measured by means of land surface temperature and vegetation index (LST-NDVI) trapezoidal space derived from Landsat 8 satellite images. *Sustainability*. 12(1): p.70.
- Shojaei, S. and Rahimzadegan, M. 2020. Improving a comprehensive remote sensing drought index (CRSDI) in the Western part of Iran. *Geocarto International*. 37(5): 1318-1336.
- Sruthi, S. and Aslam, M. M. 2015. Agricultural drought analysis using the NDVI and land surface temperature data; a case study of Raichur district. *Aquatic Procedia*. 4: 1258-1264.
- Surendran, U., Anagha, B., Raja P., Kumar, V., Rajan, K. and Jayakumar, M. 2019. Analysis of Drought from Humid, Semi-Arid and Arid Regions of India Using DrinC Model with Different Drought Indices.

Drought Vulnerability Assessment Using Multi-criteria Intelligence Method and Application of the Satellite Data

M. Razavi Pashabeigh¹, K. Amininia², S.M. Saghebain^{3*}, R. Ghasempour^{2,4}

Received: Feb.05, 2024

Accepted: Jul.04, 2024

Abstract

The effect of drought as a complex phenomenon on the economy and environment can be destructive. Identifying the drought-prone areas is essential for planning and adopting mitigation measures. This study is focused on introducing a multi-scale method based on satellite datasets to assess drought vulnerability in areas without data. In this regard, two steps were considered and drought monitoring was carried out for the northwest part of Iran as the study area. In the first step, vulnerable areas were identified using multi-criteria kernel-based techniques that integrated 17 geo-environmental parameters extracted from ground-based and satellite datasets to develop a drought vulnerability map. The considered models were evaluated with different criteria and the most important variables were determined using sensitivity analysis. Results showed that the southern and central parts of the selected region are more prone to severe droughts. Among the considered variables, soil moisture, precipitation, air humidity, and vegetation condition were the most effective parameters. In the second step, due to the limitation of ground-based data, drought-prone areas were identified only by using the variables of precipitation, vegetation condition, and ground surface temperature extracted from satellites. For this aim, a new multiscale method was developed based on wavelet transform (WT), variational mode Decomposition (VMD), and kernel-based methods. The obtained results show the appropriate efficiency of the proposed multi-scale method in identifying areas prone to drought with different intensities.

Keywords: Drought vulnerability, Ground-based data, Multi-criteria approach, Remote sensing

1- Ph.D. candidate, Department of Geography, Ahar Branch, Islamic Azad University, Ahar, Iran

2 - Department of Geography, Ahar Branch, Islamic Azad University, Ahar, Iran

3 - Department of Civil Engineering, Ahar Branch, Islamic Azad University, Ahar, Iran

4 - Faculty of Civil Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran

(* - Corresponding Author Email: smsaghebain@gmail.com)