

پایش خشکسالی و تغییرات کاربری اراضی با استفاده از شاخص های طیفی و مدل ماشین بردار پشتیبانی (SVM)

(مطالعه موردی: دهستان بناب شهرستان زنجان)

نویسنده

مهدی فیض اله پور، استادیار گروه جغرافیا، دانشگاه زنجان

Email: feyzolahpour@znu.ac.ir

منیژه احمدی، استادیار گروه جغرافیا، دانشگاه زنجان

چکیده

خشکسالی مخاطره ای است که می تواند تاثیرات گسترده ای بر تنوع زیستی، زیستگاه های گونه های وحشی و پایداری اکوسیستم داشته باشد. تحقیق حاضر به بررسی وضعیت خشکسالی در منطقه دهستان بناب پرداخته است. به این منظور از شاخص های طیفی تفاوت نرمال شده پوشش گیاهی (NDVI)، شاخص آب (NDWI)، شاخص رطوبت (NDMI)، شاخص گیاهی تنظیم شده خاک (MSAVI) و دمای سطح زمین (LST) در بازه زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۴ استفاده شد. نتایج نشان می دهد که مقدار حداکثر شاخص NDWI از ۰/۱۶ در سال ۲۰۱۳ به ۰/۱۴ در سال ۲۰۲۴ رسیده و این امر نشان از تشدید خشکسالی داشته است لیکن وضعیت شاخص های NDVI و MSAVI که هر دو برای بررسی پوشش گیاهی به کار رفته شده اند با افزایش روبرو شده و مقدار حداکثر NDVI از ۰/۵۳ در سال ۲۰۱۳ به ۰/۵۸ در سال ۲۰۲۴ رسیده و این مقدار برای شاخص MSAVI برای سال های ۲۰۱۳ و ۲۰۲۴ به ترتیب معادل ۰/۶۹ و ۰/۷۳ بوده است. از بین شاخص های فوق تمامی شاخص ها به غیر از شاخص NDWI با شاخص LST دارای همبستگی منفی بوده و شاخص MSAVI با مقادیر ضریب پیرسون معادل ۰/۳۹ - در سال ۲۰۱۳ از بیشترین همبستگی منفی برخوردار بوده است. نتایج فوق با نتایج به دست آمده از مدل SVM نیز همراستا بوده است چنانچه در این مدل نیز مشاهده می شود که سطح زمین های بایر از ۸۸۷ کیلومتر مربع در سال ۲۰۱۳ به ۸۵۱ کیلومتر مربع در سال ۲۰۲۴ کاهش یافته است.

کلمات کلیدی: خشکسالی، شاخص های گیاهی، کاربری اراضی، دمای سطح زمین، دهستان بناب

خشکسالی به عنوان یک پدیده مخرب اقلیمی، تأثیرات قابل توجهی را بر روی تولید برق آبی، صنعت، تامین آب و محیط زیست بر جای می گذارد (۵۷، ۲۹). چنین تصور می شود که به دلیل تیرات اقلیمی، وقوع و شدت خشکسالی افزایش یافته و این امر باعث کاهش بارندگی و افزایش میزان تبخیر و تعرق گردد (۵۱، ۱۹). پدیده خشکسالی در مناطق نیمه خشک به شکل قابل توجهی افزایش یافته است (۴۰). برای نمونه، بخش های نیمه گرمسیری شرق استرالیا از سال ۲۰۱۷ تا ۲۰۱۹ دچار خشکسالی شده و این امر تأثیرات قابل توجهی را به بخش کشاورزی و آب بر جای گذاشته است (۴۷). در کشور زیمبابوه در اثر خشکسالی در سال ۲۰۱۹ میزان تولید ذرت حدود ۷۰ درصد کاهش یافت (۴۶). در سراسر جهان، خشکسالی باعث خسارت گسترده ای شده است. برای مثال در افریقای جنوب صحرا، ۵۳ مورد خشکسالی شدید رخ داده است (۴۴). خشکسالی همچنین بر روی گرسنگی، آب بهداشتی و تولیدات کشاورزی تأثیرات منفی بر جای گذاشته است (۴۹، ۶۶). در حال حاضر تغییرات اقلیمی و خشکسالی، آب های سطحی را با بحران مواجه ساخته است (۶۷، ۴۲). میزان بارش کم و مدیریت اشتباه آب های سطحی می تواند باعث تشدید آسیب پذیری در برابر خشکسالی گردد (۱۳).

خشکسالی یکی از مخرب ترین بلایای طبیعی جهان است که در شدت های مختلف در طیف وسیعی از مناطق آب و هوایی رخ می دهد (۳۶، ۳۲). در سطح جهانی، خشکسالی تأثیر قابل توجهی بر امنیت آب و غذا دارد (۱۹). لیکن تأثیرات آن مشروط به توانمندی مناطق مختلف در کاهش پیامدهای اجتماعی، اقتصادی و زیست محیطی می باشد (۲۲). در نتیجه تشدید الگوی گرمایش زمین، عوامل مخرب اقلیمی از قبیل سیل و خشکسالی شدت خواهد یافت (۲۷، ۳۵). اگر چه الگوی تغییر اقلیم اثرات مخربی بر کشاورزی دارد لیکن احتمال تشدید سناریوهای خشکسالی بیشتر است (۱۳). بر اساس تعداد افراد آسیب دیده، خشکسالی به عنوان یکی از شدیدترین رویدادهای اقلیمی شناخته شده است (۳۳). بین سالهای ۱۹۸۰ تا ۲۰۰۹ جهان شاهد حدود ۴۱۰ مورد خشکسالی جدی بود که سالانه حدود ۵۳/۶ میلیون نفر را تحت تأثیر قرار داد (۳۳). افزایش فراوانی و شدت خشکسالی، مناطق مختلفی را در جنوب شرقی آسیا، آفریقا، نیمه شمال شرقی برزیل و استرالیا تحت تأثیر قرار داده است (۱۴، ۱۵، ۱۷، ۳۱). به عنوان مثال، خشکسالی از اواسط دهه ۱۹۹۰، هند را با پیامدهای فاجعه بار مواجه کرده است. زیرا اکثریت مردم هند به کشاورزی وابسته هستند (۲۹، ۲۳). ارزیابی خشکسالی را می توان بر اساس ماهیت کم آبی و روش های طبقه بندی انجام داد (۴، ۲۰، ۱۱). به طور کلی اثرات خشکسالی معمولاً به کندی و در یک دوره طولانی ظاهر شده و کاهش اثرات آن دشوار است (۲۴). فقدان اطلاعات جغرافیایی مناسب و داده های قابل اعتماد به عنوان چالش اصلی در ارزیابی خشکسالی مبتنی بر داده های اقلیمی در نظر گرفته می شود (۱، ۳۶). با این حال شواهد رو به رشد عنوان می کنند که شاخص های مبتنی بر پوشش گیاهی کی توانند در ارزیابی شرایط خشکسالی موفق عمل کنند (۵، ۱۶، ۷، ۳۴). به عنوان مثال اریموپول و همکاران (۲۶) بیان می کنند که خشکسالی را می توان با تجزیه و تحلیل پوشش گیاهی از طریق شاخص های نرمال شده آب گیاه (NDWI)، شاخص گیاهی تعدیل شده خاک (SAVI)، دمای سطح زمین (LST)، شاخص تفاوت نرمال شده پوشش گیاهی (NDVI)، شاخص خشکی حاصل از خشکسالی نرمال شده (NDDI)، شاخص وضعیت گیاهی (VCI) و دمای خشکی گیاه (TVDI) ارزیابی کرد. علاوه بر این داده های سنجش از دور مبتنی بر ماهواره، روش های پیشرفته ای را برای درک سناریوهای کاهش منابع طبیعی (۱۸)، نظارت بر سلامت اکوسیستم (۸) و پیش بینی تغییرات ناشی از آب و هوا در خاک، آب و تنوع زیستی فراهم می کند (۲، ۲۵).

روش های پیشین در بررسی خشکسالی مبتنی بر بهره گیری از داده های اقلیمی از قبیل، رطوبت خاک، تبخیر و تعرق، دبی و بارش بوده است (۱۰). از داده های اقلیمی برای بررسی گذشته و پیش بینی آینده استفاده می شود. روش های سنتی نیز برای بررسی آب

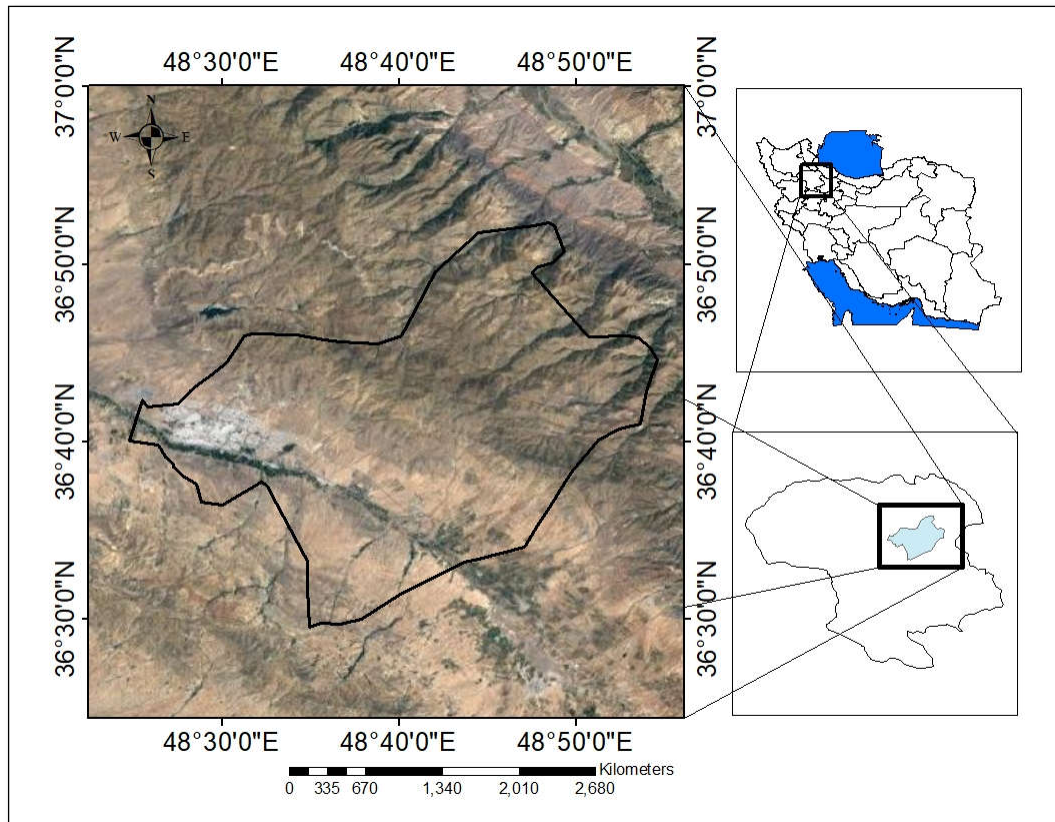
های سطحی به استفاده از حسگرهای سیستم های شناور، تکنیکهای اولتراسونیک و راداری متکی هستند (۲۸). روش های فوق در مناطق کوهستانی و صعب العبور پر هزینه بوده و آسیب پذیر هستند (۳۸). لذا بهره گیری از داده های سنجنش از دور فرصت های قابل توجهی را در بررسی خشکسالی فراهم می کند (۳۸). اکثر تحقیقات مبتنی به سنجنش از دور در بررسی آب های سطحی، بر روی نقشه برداری از پهنه های آبی متمرکز شده اند (۵۵). این امر را می توان به فقدان داده های مکانی با وضوح بالا نسبت داد. علاوه بر این بهره گیری از داده های ماهواره ای به خصوصیات طیفی و مکانی و زمانی منطقه مورد مطالعه بستگی دارد. سنجنده هایی با وضوح پایین تصویر از قبیل MODIS و AVERR از تفکیک یک کیلومتری برخوردار بوده و لذا در بررسی پهنه های کوچک آب های سطحی مناسب نمی باشند. در مقابل، ماهواره های با وضوح متوسط و رایگان از قبیل لندست و سنتینل با بازه زمانی ۵ تا ۱۶ روز از پتانسیل بالایی در نظارت بر آب های سطحی برخوردارند (۱۲، ۵۶). شاخص های چند طیفی به دلیل دقت بالا و سهولت و مقرون به صرفه بودن مورد توجه محققان قرار گرفته است (۵۶). به عنوان مثال سیتون و همکاران (۲۰۲۰) برای بررسی تغییرات سطح آب رودخانه تانکاوای در آفریقای جنوبی از داده های لندست ۸ و سنتینل ۲ استفاده کرده و شاخص های NDWI، MNDWI و NDVI را به کار گرفتند. این شاخص ها از دقتی بین ۶ تا ۸۶ درصد برخوردار بوده و قابلیت آنها را در نظارت بر تغییرات آب های سطحی نشان می دهد (۵۶). بنفو و همکاران (۲۰۱۸) برای بررسی چشم اندازهای آبی کشور غنا از شاخص LSWI و NDVI استفاده کرده و دقتی معادل ۸۲/۶ درصد دست یافتند (۲). جیائو و همکاران (۲۰۱۶) برای بررسی خشکسالی در ایالات متحده از شاخص های NDVI و Spi استفاده کرده و مشاهده کردند که این شاخص ها از پتانسیل بالایی در بررسی خشکسالی برخوردار هستند (۳۰). لگس و همکاران (۲۰۱۴) با بهره گیری از شاخص WRSI، وضعیت خشکسالی را در اتیوپی بررسی کرده و قابلیت بالای این شاخص را در برآورد خشکسالی مشاهده کردند (۳۶).

سنجنش از دور چند طیفی روشی کارآمد در ارزیابی خشکسالی و پویایی پوشش گیاهی به شمار می آید (۳). شاخص های طیفی مبتنی بر تصاویر ماهواره ای را می توان برای ارزیابی اثرات و شدت خشکسالی به کار بست. شاخص هایی مانند SAVI، LST، NDWI و NDVI را می توان از بازتابهای باندهای طیفی آبی، سبز، مادون قرمز نزدیک و قرمز به دست آورد (۲۶). برای ارائه شواهد قانع کننده از وقوع و شدت خشکسالی، درک روند تغییر کاربری و پوشش زمین و رابطه خشکسالی با پوشش گیاهی از طریق شاخص های چندگانه طیفی مورد نیاز است. با وجود پیشرفتهای قابل توجه در بهره برداری از داده های سنجنش از دور ماهواره ی، قابلیت آنها در بررسی وضعیت خشکسالی نامشخص می باشد. لذا ضروری است تا پتانسیل سنجنش از دور در تشخیص خشکسالی در مناطق خشک و نیمه خشک مورد بررسی قرار گیرد. در این تحقیق به منظور بررسی تغییرات پوشش و کاربری زمین در بازه زمانی ۱۱ ساله از ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۴ و ارزیابی شدت خشکسالی در دهستان بناب در بخش شرقی شهر زنجان از شاخص های طیفی LST، MSAVI، NDWI، NDMI و NDVI و مدل ماشین بردار پشتیبانی SVM استفاده شد.

مواد و روش ها

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در مختصات جغرافیایی ۳۶ درجه و ۲۸ دقیقه تا ۳۶ درجه و ۵۲ دقیقه عرض شمالی و ۴۸ درجه و ۲۶ دقیقه تا ۴۸ درجه و ۵۶ دقیقه طول شرقی و در محدوده دهستان بناب در شرق شهر زنجان قرار دارد. تمامی دهستان بناب به عنوان منطقه مورد مطالعه در نظر گرفته شده و این منطقه از وسعتی معادل ۹۱۷/۳ کیلومتر مربع برخوردار است. شهر زنجان نیز در این دهستان جای گرفته است.



شکل ۱. موقعیت محدوده مورد مطالعه در دهستان بناب

تصاویر ماهواره ای لندست ۸ دارای محدوده های طیفی و حرارتی بوده و از سایت سازمان زمین شناسی آمریکا دانلود می گردد. این ماهواره دارای سنجنده های OLI با وضوح مکانی ۳۰ متر و TIRS با وضوح مکانی ۱۰۰ متر می باشد. سنجنده TIRS دارای دو باند حرارتی ۱ و ۱۱ بوده و در محدوده طیفی ۱۰۶۰۰ تا ۱۱۱۹۰ نانومتر و ۱۱۵۰۰ تا ۱۲۵۱۰ نانومتر قرار می گیرد.

در این تحقیق برای تعیین شرایط خشکسالی در طول ۱۱ سال اخیر (۲۰۱۳ تا ۲۰۲۴) از تجزیه و تحلیل چند مرحله ای استفاده شد. اولین تصویربرداری های لندست ۸ از تاریخ ۲۰۱۳ آغاز گردید. این امر باعث شد که بررسی ها از این بازه زمانی انجام گیرد. تنها محدودیت اصلی در انتخاب داده ها وجود پوشش ابری بود که سعی شد تا از روزهای دارای پوشش ابری بالا استفاده نشود. در ابتدا تصاویر ماهواره ای برای یک بازه زمانی از سال ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ جمع آوری شد. تمامی تصاویر فوق مربوط به ماه جولای بوده است. داده های استفاده شده، سنجنده های OLI و حرارتی TIRS را در بر می گیرد. برای تجزیه و تحلیل تصاویر لندست از نرم افزار Arc GIS استفاده شد. به جز باندهای حرارتی و پانکروماتیک، باندهای منفرد با فرایند لایه بندی ترکیب شدند زیرا باندهای حرارتی و پانکروماتیک وضوح فضایی متفاوتی دارند. از طریق فرایند ماسک، منطقه مورد مطالعه استخراج شد. اطلاعات اختصاصی سنجنده ها برای کالیبراسیون استفاده شده و داده های سنجنده های مربوطه از فایل های فرا داده تصاویر لندست جمع آوری شد. برای کالیبراسیون رادیومتریک، مقادیر DN به تابش سنجنده و سپس بازتاب بالای جو TOA تبدیل شد.

جدول ۱. خصوصیات باندهای استفاده شده از ماهواره لندست ۸

سنجنده	باند	توان تفکیک	طول موج
OLI	۱	۳۰ متر	گرد و غبار و ساحل
	۲	۳۰ متر	آبی
	۳	۳۰ متر	سبز
	۴	۳۰ متر	قرمز
	۵	۳۰ متر	مادون قرمز نزدیک
	۶	۳۰ متر	مادون قرمز موج کوتاه
	۷	۳۰ متر	مادون قرمز موج کوتاه
TIRS	۱۰	۱۰۰ متر	مادون قرمز حرارتی

برای ارزیابی وضعیت خشکسالی، پنج شاخص مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفتند. این شاخص ها شامل دمای سطح زمین (LST)، شاخص پوشش گیاهی تفاضلی نرمال شده (NDVI)، شاخص پهنه آبی تفاضلی نرمال شده (NDWI)، شاخص رطوبتی تفاضلی نرمال شده (NDMI) و شاخص پوشش گیاهی اصلاح شده برای خاک (MSAVI) می گردند.

شاخص تفاوت نرمال شده پوشش گیاهی که با عنوان NDVI نمایش داده می شود توسط توکنر و همکاران (۲۰۰۸) پیشنهاد شد. در تصویر ماهواره ای لندست ۸ باندهای مادون قرمز نزدیک و باند قرمز اختصاص به باندهای ۵ و ۴ دارد (۶۱). شاخص NDVI به طور مستقیم با میزان تابشی که در فرایند فتوسنتز جذب می شود مرتبط است. این شاخص مقدار و تراکم پوشش گیاهی را ارزیابی می کند. مقدار NDVI با میزان فرایند فتوسنتز در پوشش گیاهی مرتبط است. به طور کلی مقادیر بالاتر NDVI نشان دهنده تراکم بالای پوشش گیاهی است. در این تحقیق، NDVI نشان می دهد که در یک منطقه خاص از زمین چه مقدار از سطح توسط پوشش گیاهی پوشیده شده است. برای محاسبه NDVI از معادله زیر استفاده می شود:

$$NDVI = \frac{NIR-RED}{NIR+RED} \quad (۱)$$

در این معادله NIR و RED به ترتیب نشان دهنده مادون قرمز نزدیک و باند قرمز هستند. مقادیر NDVI بین -۱ و +۱ قرار دارد.

مقادیر بالای NDVI نشان دهنده پوشش گیاهی سالم است زیرا نور مادون قرمز بیشتر از نور قرمز بازتاب می شود.

اگر چه شاخص NDVI به طور موثری شرایط پوشش گیاهی را ارزیابی می کند اما این شاخص دارای محدودیت هایی در تشخیص مناطق با پوشش گیاهی کم بوده و از پس زمینه خاک تاثیر می پذیرد. به این منظور برای به حداقل رساندن اثرات خارجی از شاخص MSAVI استفاده شد. این شاخص معمولاً در مناطقی استفاده می شود که شاخص NDVI به دلیل کمبود کلروفیل یا پوشش گیاهی ضعیف وضعیت واقعی پوشش گیاهی را منعکس نمی کند. همچنین این شاخص اطلاعاتی را در مورد وضعیت پوشش گیاهی در این مناطق ارائه کرده و اثرات سایر عوامل را از آن جدا می کند. تحقیقات نشان داده که مقادیر کمتر MSAVI اشاره به پوشش گیاهی کم و بیابان زایی داشته است. مقادیر MSAVI با استفاده از معادله زیر برآورد می گردد (۲۸).

$$MSAVI = \frac{2 \times NIR + 1 - \sqrt{(2 \times NIR + 1)^2 - 8(NIR - RED)}}{2} \quad (2)$$

شاخص NDWI معرف شاخص تفاوت نرمال شده آب بوده و توسط مک فیتز (۱۹۹۶) ارائه شد. مقادیر فوق در محدوده ۱+ و ۱- قرار گرفته و مقادیر نزدیک به ۱+ نشان دهنده پهنه های آبی می باشد (۴۱). شاخص NDWI با تفریق و سپس تقسیم باندهای سبز و مادون قرمز نزدیک محاسبه می شود (۱۲). برای محاسبه این شاخص از معادله زیر استفاده می شود.

$$NDWI = \frac{GREEN - NIR}{GREEN + NIR} \quad (3)$$

برای اولین بار شاخص NDMI توسط گائو (۱۹۹۶) برای استخراج رطوبت موجود در پهنه های گیاهی استفاده شد (۱۶). مقادیر این شاخص بین ۱+ و ۱- قرار داشته و بیشترین مقادیر نشان دهنده مقادیر بالای آب می باشد. بنابراین این شاخص برای تشخیص مقادیر رطوبتی به کار گرفته می شود. شاخص NDMI از تفریق باندهای مادون قرمز نزدیک و باند مادون قرمز موج کوتاه محاسبه می شود. در ماهواره لندست ۸ باند مادون قرمز نزدیک، باند شماره ۵ و لاند مادون قرمز موج کوتاه باند شماره ۶ می باشد. در لندست ۵ این باندها اختصاص به باندهای شماره ۴ و ۵ دارند (۱۲). معادله زیر نحوه محاسبه NDMI را نشان می دهد.

$$NDMI = \frac{NIR - SWIR}{NIR + SWIR} \quad (4)$$

این شاخص ها بر دمای سطح زمین تاثیر گذاشته و با افزایش دما، مشکلات زیست محیطی فراوانی را به وجود می آورند. علاوه بر این دمای سطح زمین می تواند معرف وضعیت خشکسالی باشد. مقادیر LST با بهره گیری از باند TIRS ماهواره لندست ۸ برآورد می گردد. این سنجنده اختصاص به باند ۱۰ دارد (۱).

برای استخراج LST از داده های سنجنده OLI و TIRS، یک فرایند چند مرحله ای انجام شد. در مرحله اول، باندها با استفاده از فایل متادیتا به تابش طیفی بالای جو (TOA) تبدیل شدند (۶).

$$L\lambda = ML * Q_{cal} + AL \quad (5)$$

در این معادله ML ضریب بازتاب خطی، AL ضریب بازتاب مازاد و $L\lambda$ تابش طیفی بالای جو بوده و Q_{cal} مقدار پیکسل DN را نشان می دهد.

در مرحله دوم، دمای روشنایی TB با استفاده از معادله زیر محاسبه شد.

$$TB = \frac{Ln(\frac{k_2}{k_1})}{L\lambda + 1} \quad (6)$$

در این معادله تمام پارامترها با مقادیر ذکر شده در معادله بالا یکسان هستند لیکن مقادیر K_1 و K_2 به ترتیب معادل ۷۷۴/۸۸۵۴ و ۱۳۲۱/۷۸۹ می باشد.

برای برآورد نسبت پوشش گیاهی (FV) از معادله زیر بهره گرفته می شود:

$$FV = \left(\frac{NDVI - NDVI_{min}}{NDVI - NDVI_{max}} \right)^2 \quad (7)$$

در این معادله از داده های حداکثر و حداقل شاخص NDVI استفاده می شود. برای برآورد انتشار سطح زمین (E) از معادله زیر بهره گرفته شد.

$$E = 0.004 \times FV + 0.986 \quad (8)$$

در آخرین مرحله مقادیر LST از طریق رابطه زیر محاسبه شد.

$$LST = \frac{TB}{1 + (\lambda \sigma TB / (hc \ln E))} \quad (9)$$

در این معادله λ نشان دهنده مقادیر طول موج بوده و σ ، h و c به ترتیب نمایش دهنده ضریب ثابت استفان بولتزمن، ضریب پلانک و سرعت نور بر حسب متر بر ثانیه می باشد.

به منظور بررسی کاربری های ارضی از روش الگوریتم ماشین بردار پشتیبانی SVM استفاده شد. مدل SVM یک سیستم یادگیری تحت نظارت بوده و بر اساس پیشرفت های اخیر در نظریه یادگیری آماری استوار است (۸). کورتز و واپینک (۱۹۹۵) مدل SVM را برای طبقه بندی های باینری توسعه دادند (۷). برخی از تحقیقات بر روی توابع ریاضی مدل SVM متمرکز شده اند. این مدل طبقات را به سطوح تصمیم گیری تقسیم کرده و مرز بین طبقات را به حداکثر می رساند. بردارهای پشتیبانی از عناصر مهم مجموعه آموزشی به شمار می آیند (۳، ۱۴). برای اجرای SVM، داده های آموزشی مورد نیاز است. این داده ها فرایند جداسازی طبقات را بهینه سازی می کنند (۱۵). با استفاده از یک تابع پایه شعاعی (RBF)، پراکنش طبقات با محدوده های غیرخطی را می توان در یک محدوده جدا شده خطی ترسیم نمود (۲۰). آموزش SVM با RBF مستلزم تنظیم دو پارامتر است. یکی از این پارامترها، پارامتر منظم سازی است که تعادل بین به حداکثر رسانی حساسیت حواشی و به حداقل رساندن خطای آموزشی را برقرار کرده و کنترل می کند.

پارامتر تنظیم کننده کوچک تمایل به تاکید بر حواشی و نادیده گرفتن نقاط پرت در داده های آموزشی دارد. پارامتر منظم سازی بزرگ ممکن است با داده های آموزشی بیشتری مطابقت داشته باشد. شرح جامع پارامترهای SVM را می توان در نوشته های کریستینی و شاو (۲۰۰۰) و بورگز (۱۹۹۸) مشاهده نمود (۴، ۸). طبقه بندی SVM شامل چهار نوع خطی، چند جمله ای، RBF و سیگموئید می باشد. نوع RBF در بیشتر موارد به خوبی عمل می کند. ساختار ریاضی این چهار نوع در معادلات زیر نشان داده شده است.

$$k(x_i, x_j) = x_i^t, x_j \quad \text{خطی (۱)} \quad \text{معادله (۱۰)}$$

$$k(x_i, x_j) = (\gamma x_i^t x_j + r)^d, \gamma > 0 \quad \text{چند جمله ای (۲)} \quad \text{معادله (۱۱)}$$

$$k(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \gamma > 0 \quad \text{نوع RBF (۳)} \quad \text{معادله (۱۲)}$$

$$k(x_i, x_j) = \tan h(\gamma x_i^t x_j + r) \quad \text{نوع سیگموئید (۴)} \quad \text{معادله (۱۳)}$$

در این معادلات، x_i بردار پشتیبانی i ها، x_j نقاط آموزش داده شده برای j ها، t پارامتر هموارسازی، k تابع مرکزی، II شاخص اقلیدسی، γ پهنای هسته در توابع هسته مدل ها به جز مدل خطی، d نسبت درجه چند جمله ای در توابع هسته، r نسبت بایاس در توابع هسته ای مدل های چند جمله ای و سیگموئید بوده و γ ، d و r پارامترهای کنترل شده توسط کاربر می باشد زیرا تعریف صحیح آنها بطور قابل توجهی باعث افزایش دقت SVM می شود.

روش حداکثر احتمال MLC یک روش مبتنی بر طبقه بندی نظارت شده است که از تئوری بایاس ریشه گرفته و احتمال وابستگی یک پیکسل را به یک طبقه معین نشان می دهد. به این منظور از معادله زیر بهره گرفته می شود:

$$P(i|W) = \frac{P(Wi)P(i)}{P(W)} \quad \text{معادله (۱۴)}$$

در این معادله $P(Wi)$ و $P(i)$ تابع احتمالاتی و احتمال وقوع i در منطقه مورد مطالعه بوده و $P(W)$ احتمال مشاهده W می باشد. برای محاسبه $P(W)$ از معادله زیر استفاده می شود.

$$P(W) = \sum_{i=1}^M P(Wi)P(i) \quad \text{معادله (۱۵)}$$

در این معادله M ، تعداد طبقات را نشان داده و فاکتور $P(W)$ ضریب ثابتی است که برای نرمال سازی مورد استفاده قرار می گیرد. بر اساس رابطه زیر، پیکسل x در طبقه i واقع می شود.

$$x \in i \text{ if } P(iW) > P(jW)f \text{ or all } j \neq 1 \quad \text{معادله (۱۶)}$$

در این مدل چنین فرض می شود که توزیع داده ها در طبقات از توزیع گوسی چند متغیره پیروی می کند. هر پیکسل به طبقاتی با بیشترین احتمال اختصاص یافته و اگر مقادیر احتمالی در زیر آستانه تعیین شده توسط کاربر قرار گیرد به عنوان پیکسل فاقد طبقه در نظر گرفته می شود. روند کلی مدل حداکثر احتمال به این شکل است که در ابتدا تعداد انواع کاربری ها و پوشش ها در منطقه مورد مطالعه تعیین شده و سپس برای هر یک از طبقات مورد نظر، پیکسل های آموزشی در نظر گرفته می شود. از این پیکسل ها برای تخمین میانگین و ماتریس کوواریانس هر طبقه استفاده می شود. در نهایت هر پیکسل در انواع مختلف کاربری ها جای می گیرد.

روش های مختلفی برای اعتبار سنجی نتایج سنجش از دور وجود دارد. در این تحقیق، داده های NDVI حاصل از سنجنده OLI لندست برای اعتبار سنجی نتایج استفاده شد که می تواند ارائه دهنده نمایش دقیقی از سطح زمین باشد. برای برآورد تاثیر هر یک از شاخص های طیفی بر روی شاخص LST، نمودار پراکنش بین این شاخص ها ترسیم شده و مقادیر همبستگی پیرسون و R2 محاسبه شد. به این منظور در نرم افزار ARCGIS فرایند نمونه گیری انجام شد. مقادیر نمونه گیری شده پس از حذف مقادیر غیر واقعی به نرم افزار Origin 10 انتقال یافته و نمودارهای پراکنش در ارتباط با مقادیر LST ترسیم شد. از طریق همبستگی پیرسون روابط خطی بین دو متغیر محاسبه می شود. به این منظور از معادله زیر استفاده شد.

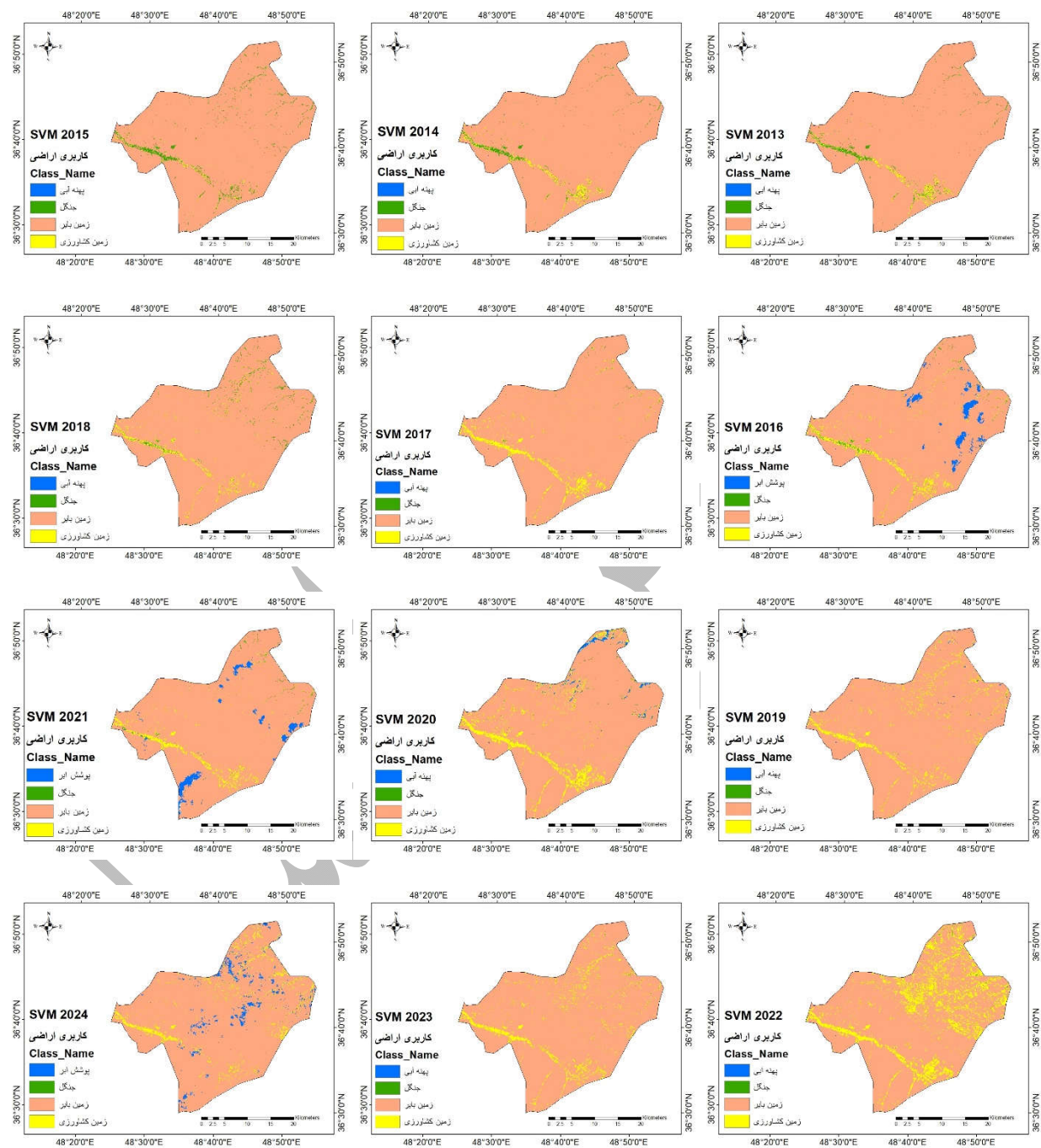
$$(A, B) = \frac{\sum M, N(A_{m,n} - M_A)(B_{m,n} - M_B)}{\sqrt{\sum m, n (A_{m,n} - M_A)^2 \sum (B_{m,n} - M_B)^2}} \quad (۱۷)$$

در این معادله پارامترهای MA و MB نشان دهنده مقادیر میانگین داده های A و B می باشد. تفاوت بین مقادیر حاصله، کیفیت مکانی محاسبات را نشان می دهد. مقادیر این ضریب در بین +۱ و -۱ قرار می گیرد. برای برآورد روند از یک مدل خطی استفاده شده و مقادیر R2 در نرم افزار Origin 8 نمایش داده شد.

نتایج

نتایج حاصل از مدل SVM در منطقه مورد مطالعه در شکل های ۲ و جدول ۱ ارائه شده است. نتایج نشان می دهد که زمین های بایر به طور معنی داری کاهش یافته است در حالی که مساحت مناطق مسکونی با گسترش همراه بوده است. رخداد فوق در طی دوره ۱۱ ساله به وقوع پیوسته است. به عنوان مثال مساحت زمین بایر از ۸۸۷ کیلومتر مربع در سال ۲۰۱۳ به ۸۵۱ کیلومتر مربع در سال ۲۰۲۴ کاهش یافته است. پوشش جنگلی نیز از ۱۶ کیلومتر مربع در سال ۲۰۱۳ به ۰/۶۲ کیلومتر مربع در سال ۲۰۲۳ کاهش یافت. کاهش قابل توجه مساحت جنگل ها و اراضی بایر عمدتاً ناشی از گسترش سریع زمین های کشاورزی از ۱۳ کیلومتر مربع در سال ۲۰۱۳ به ۴۰ کیلومتر مربع در سال ۲۰۲۴ بوده است.

نشریه علوم آب و خاک



شکل ۲. نقشه کاربری اراضی محدوده مورد مطالعه بر اساس مدل SVM در بازه زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۴

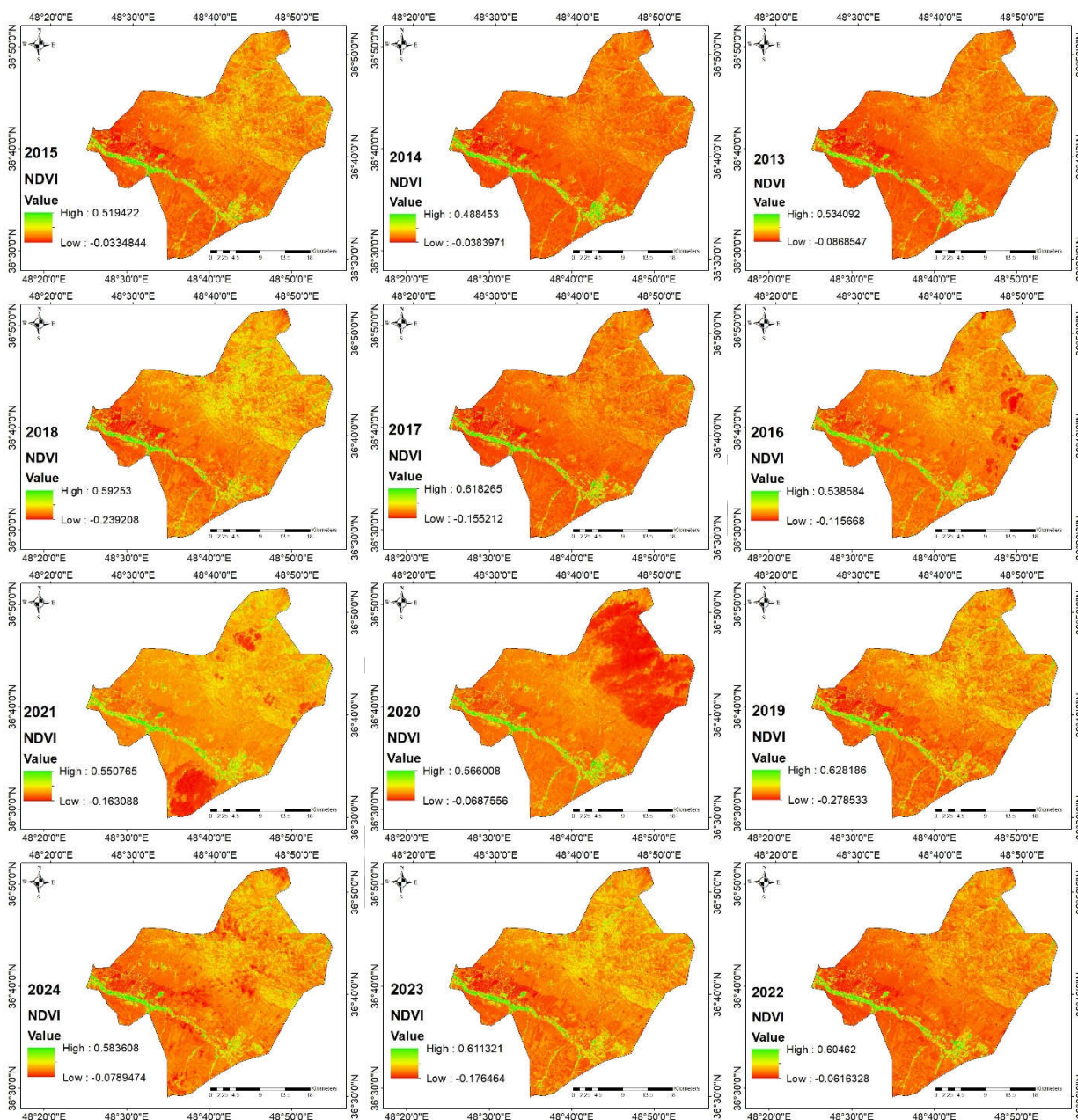
نشریه علوم آب و خاک

جدول ۲. تغییرات نوع کاربری در بازه زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۴ بر اساس مدل SVM

سال	نوع کاربری (کیلومترمربع)			
	پهنه آبی	زمین بایر	زمین کشاورزی	جنگل
۲۰۱۳	۰/۲۱	۸۸۷	۱۳	۱۶
۲۰۱۴	۰/۰۷	۸۸۸	۱۴	۱۳/۷
۲۰۱۵	۰/۰۶	۸۹۱	۳/۶	۲۲
۲۰۱۶	۲۳	۸۵۵	۳۱/۷	۶/۴
۲۰۱۷	۰/۰۳	۸۷۸	۳۶/۵	۱/۹
۲۰۱۸	۰/۰۱	۸۸۳	۲۲	۱۱/۸
۲۰۱۹	۱/۱	۸۶۹	۴۶	۰/۴۵
۲۰۲۰	۲/۶	۸۴۴	۶۰/۲	۲/۲۲
۲۰۲۱	۲۲	۸۶۲	۲۶/۸	۴/۲
۲۰۲۲	۰/۰۱	۷۶۹	۱۴۶/۱	۱/۷۴
۲۰۲۳	۰/۰۱	۸۶۴	۵۲	۰/۶۲
۲۰۲۴	۲۶	۸۵۱	۴۰	۰

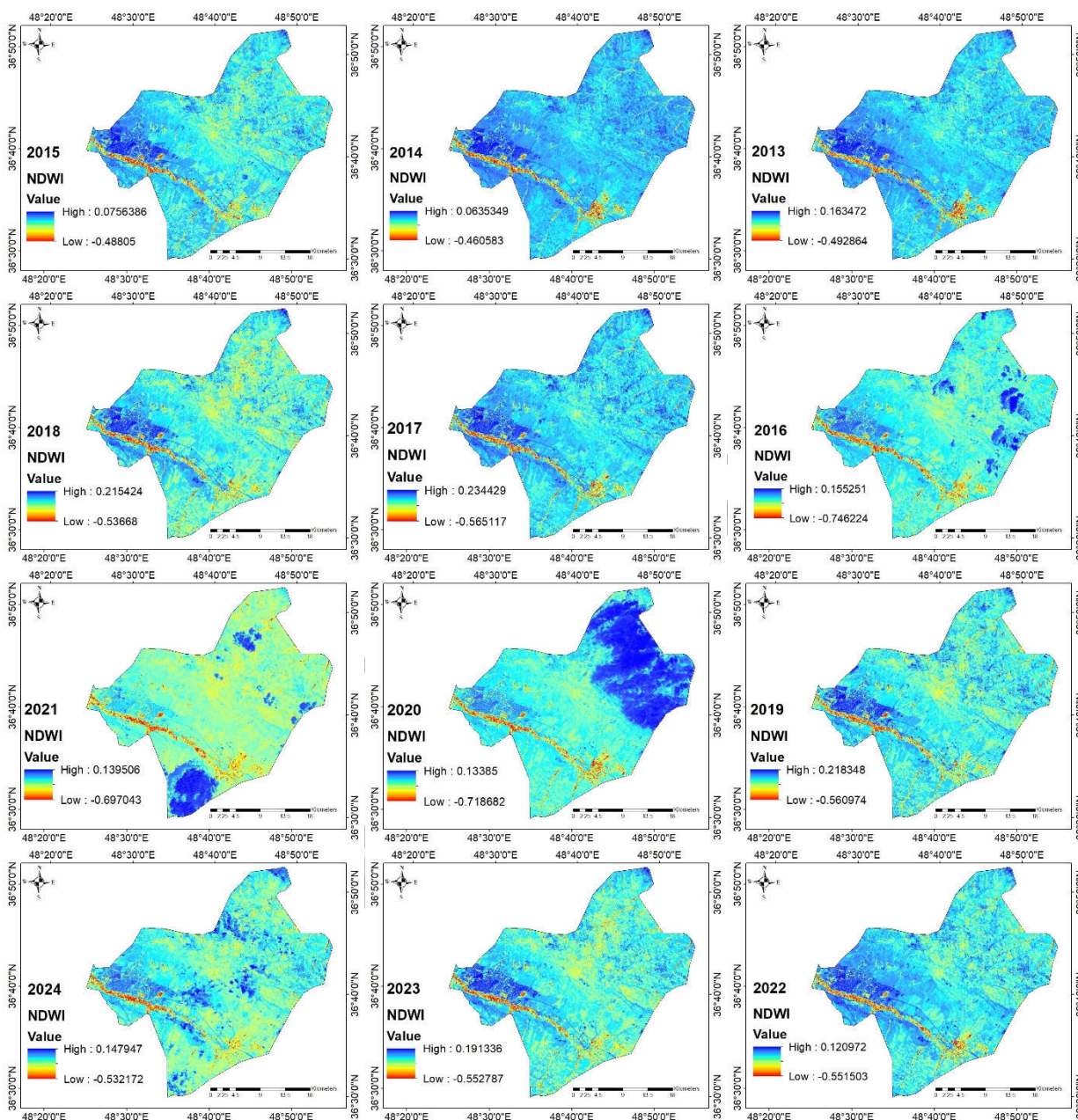
برای بررسی تغییرات زمانی و مکانی شرایط خشکسالی در دهستان بناب در بخش شرقی شهر زنجان، چهار شاخص NDVI، NDMI، MSAVI و NDWI مورد مطالعه قرار گرفتند. در ابتدا برای شاخص NDVI بیشترین مقادیر NDVI برای سال های ۲۰۱۳ و ۲۰۲۳ به ترتیب معادل ۰/۵۳ و ۰/۵۸ بوده است (شکل ۳). تجزیه و تحلیل ۱۱ ساله مقدار NDVI نشان دهنده روند افزایشی است. بالاترین مقدار NDVI در سال ۲۰۲۲ و کمترین آن در سال ۲۰۱۴ مشاهده شد.

افزایش شاخص NDVI در سال ۲۰۲۲ نسبت به سال ۲۰۱۳ در منطقه مورد مطالعه ممکن است به دلیل بهره برداری از آبهای زیرزمینی باشد. در بررسی هایی که انجام شد مشاهده می شود که شاخص NDWI که نشانه خشکسالی است نشان از افزایش این پدیده داشته لیکن افزایش پوشش گیاهی در تضاد با این بحث بوده و نشان از بهره برداری از منابع دیگر آبی داشته است.



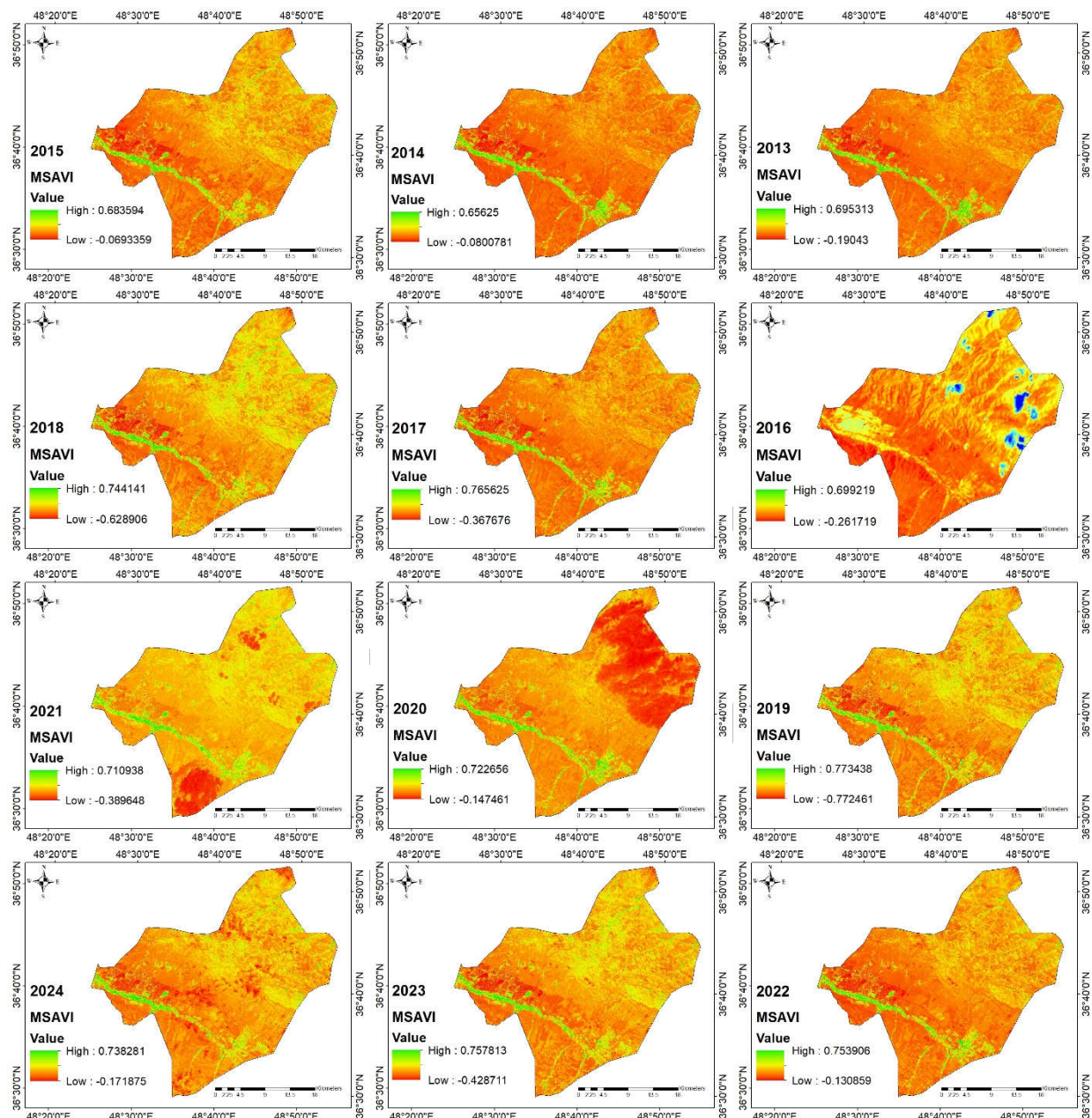
شکل ۳. مقادیر شاخص NDVI در بازه زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۴

با بررسی شاخص NDWI مشاهده شد که بالاترین مقادیر این شاخص در طول دوره مورد مطالعه روند کاهشی داشته اند (شکل ۶). به عنوان مثال، بالاترین مقدار NDWI در سال ۲۰۱۳ معادل ۰/۱۶ بوده و در سال ۲۰۲۴ به رقم ۰/۱۴ کاهش یافت. کاهش NDWI نشان می دهد که خشکسالی در این منطقه تشدید شده است. مناطق با NDWI پایین مستعد خشکسالی شدیدتری هستند در حالی که NDWI با رقم بالا نشان دهنده شدت کم خشکسالی یا نبود آن می باشد. در این منطقه رخداد جالبی که به وقوع پیوسته است نداشتن همخوانی بین NDWI با شاخص های مانند MSAVI و NDWI داشته و این امر نشان می دهد که با وجود کاهش مقدار NDWI مقدار پوشش گیاهی و رطوبت خاک افزایش یافته و این امر نشان از تامین منابع رطوبتی از پارامترهایی خارج از بارش داشته و این امر احتمال استفاده گسترده از آبهای زیرزمینی را به شکل قابل توجهی افزایش می دهد.



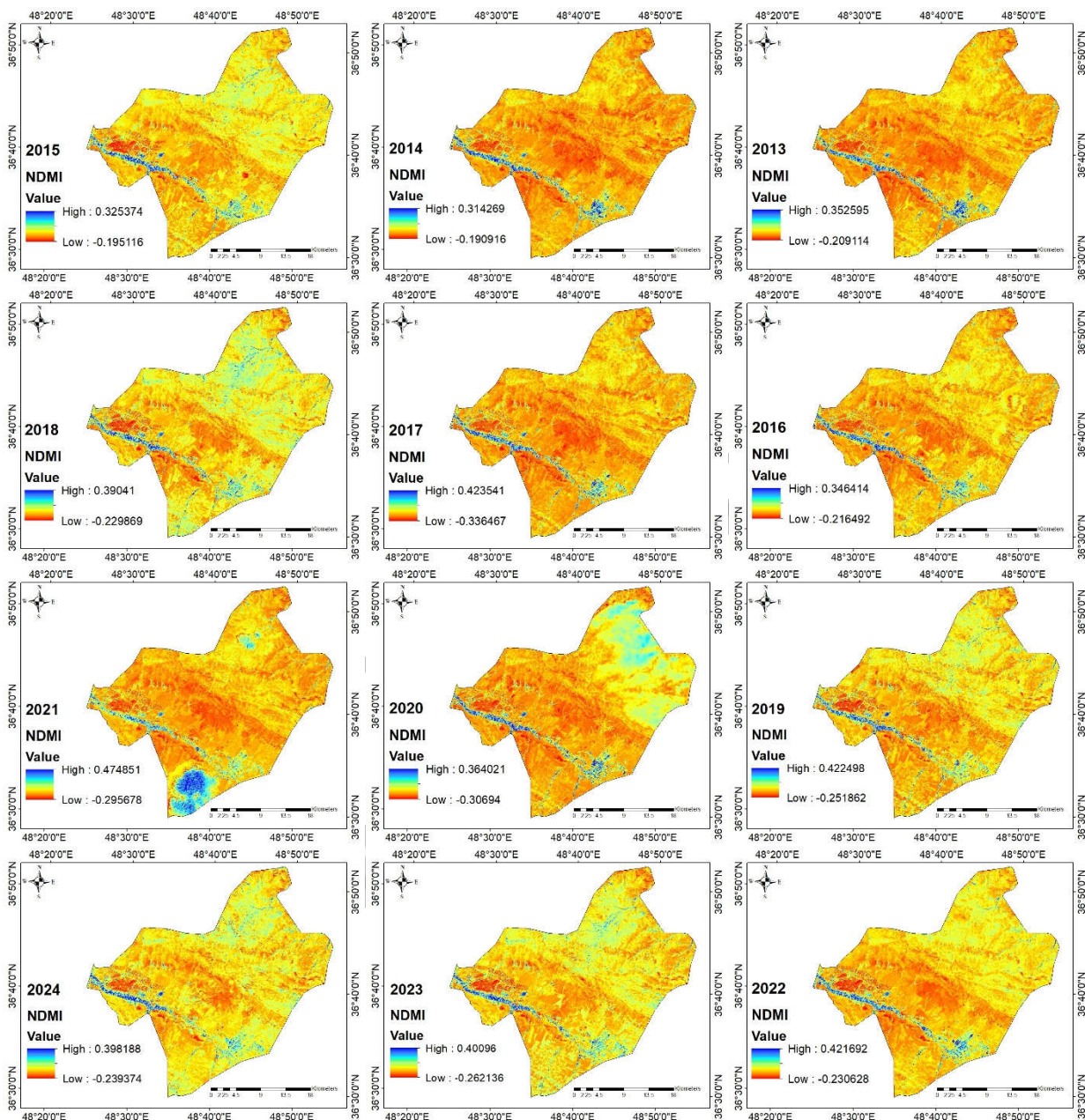
شکل ۴. نقشه شاخص NDWI در بازه زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۴

در نهایت، بررسی شاخص های MSAVI و NDMI نشان داد که بالاترین مقدار MSAVI و NDMI در طول یک دهه روند صعودی داشته اند (شکل ۵ و ۶). به عنوان مثال، بالاترین مقدار MSAVI در طول دوره مورد مطالعه از ۰/۶۹ در سال ۲۰۱۳ به ۰/۷۳ در سال ۲۰۲۴ رسید.



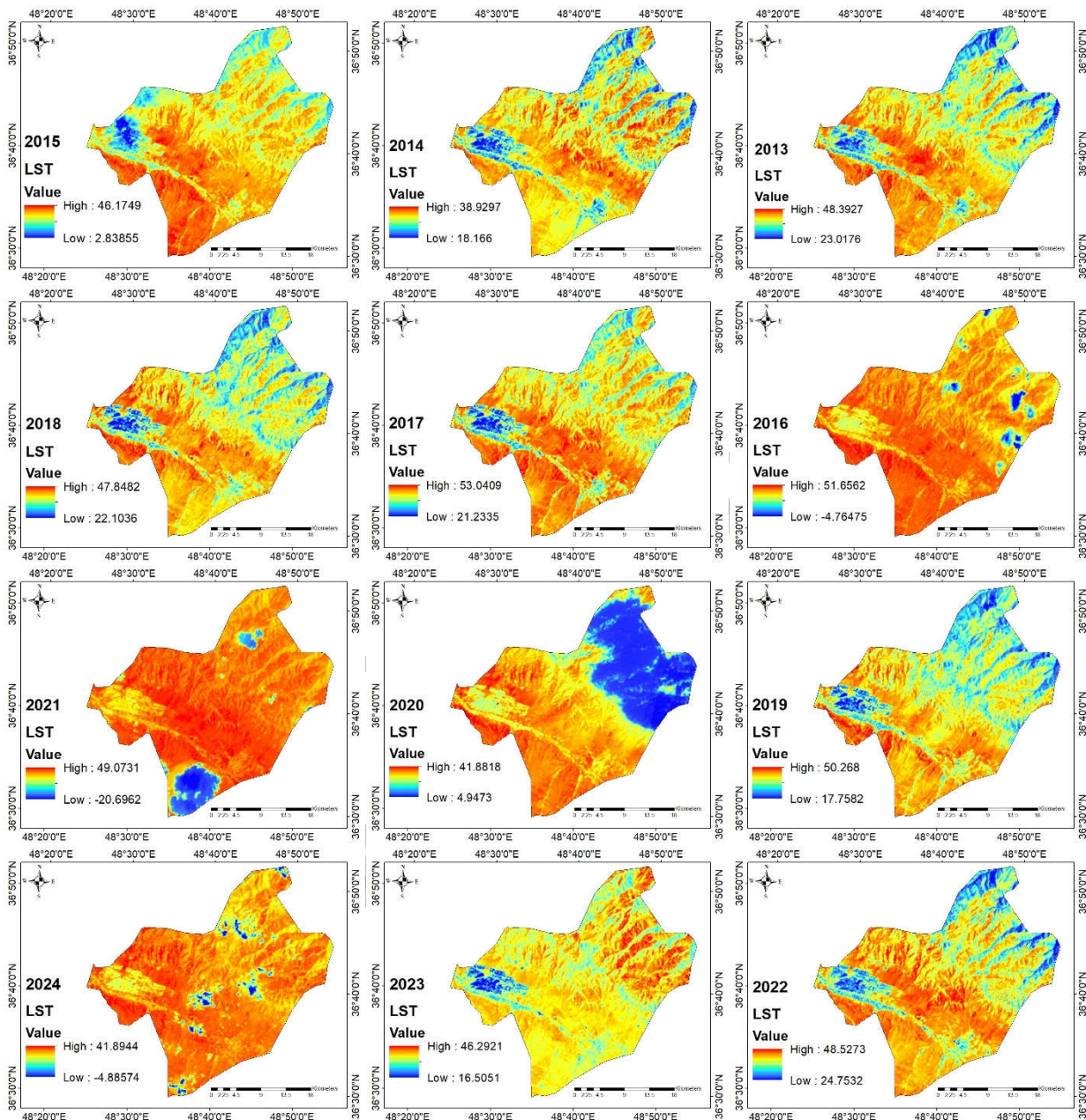
شکل ۵. نقشه شاخص MSAVI در بازه زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۴

به طور مشابه، بالاترین مقدار NDMI در سال ۲۰۱۳ برابر با ۰/۳۵ و در سال ۲۰۲۴ برابر با ۰/۳۹ بوده است (شکل ۸). کاهش مقادیر این شاخص ها ممکن است نشان دهنده افزایش تغییرات اقلیمی باشد. لیکن افزایش این مقدار می تواند نشان از علت دیگری داشته باشد که در افزایش رطوبت خاک ایفای نقش کرده و در ارتباط با منابع آبی با منشا اقلیمی نمی باشد. از آنجایی که تغییرات دمای سطح زمین می تواند نشان دهنده ارتباط این شاخص ها با خشکسالی داشته باشد لذا روندهای دمای سطح زمین نیز ارزیابی شده و رابطه همبستگی آن با شاخص های طیفی بررسی شد تا نقش افزایش دما در کاهش این شاخص ها بررسی گردد.



شکل ۶. نقشه شاخص NDMI در بازه زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۴

بررسی دمای سطح زمین نشان داد که دما در دوره ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۴ روند افزایشی و کاهشی داشته است (شکل ۷). افزایش دما تاثیر منفی شدیدی بر پوشش گیاهی داشته است. با بررسی مقادیر حداکثر دمایی مشاهده می شود که در سال ۲۰۱۷ و در ماه جولای دما به ۵۳/۰۴ درجه سانتیگراد رسیده که بیشترین مقدار دمایی در این بازه زمانی به شمار می رود. بر این اساس نمی توان روند تغییرات قابل توجهی را در این بازه مشاهده کرد. مقادیر حداقل دمایی به علت وجود پوشش منفی قابل استناد نیستند زیرا این پوشش با مقادیر دمایی بسیار کمی مواجه است که استفاده از مقادیر حداقل را با چالش مواجه می سازد.

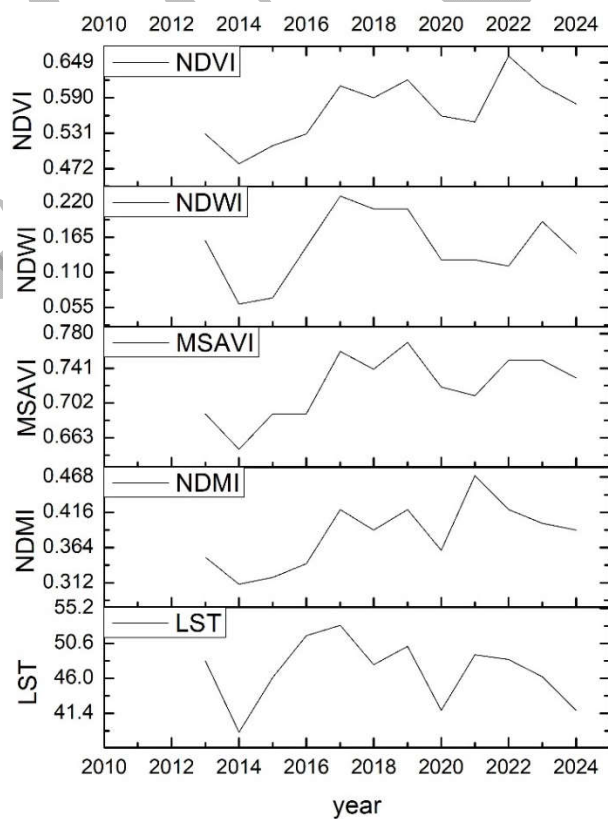


شکل ۷. نقشه شاخص LST در بازه زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۴

مقادیر حداقل و حداکثر هر یک از شاخص های طیفی در زیر نشان داده شده است. در شاخص NDMI مشاهده می شود که حداکثر مقادیر رطوبتی خاک در سال ۲۰۲۱ به میزان ۰/۴۷ بوده است. این مقادیر در تضاد با مقادیر شاخص NDWI بوده و این امر نشان از بهره برداری از آبهای زیرزمینی داشته است. این امر زمانی قابل توجه می باشد که نواحی حداکثر NDMI با موقعیت قرارگیری پوشش های گیاهی و زمین های کشاورزی همخوانی دارد. در شاخص MSAVI مشاهده می شود که روند افزایشی در پوشش گیاهی رخ داده است به طوری که از ۰/۶۵ در سال ۲۰۱۴ به ۰/۷۷ در سال ۲۰۱۹ رسیده است. این شاخص در نواحی که دارای پوشش گیاهی کمی بوده و از شرایط نیمه خشک برخوردارند نسبت به شاخص NDVI به نتایج مطلوبی دست می یابد. روند افزایش این شاخص نیز نشان از افزایش سطح زیر کشت دارد.

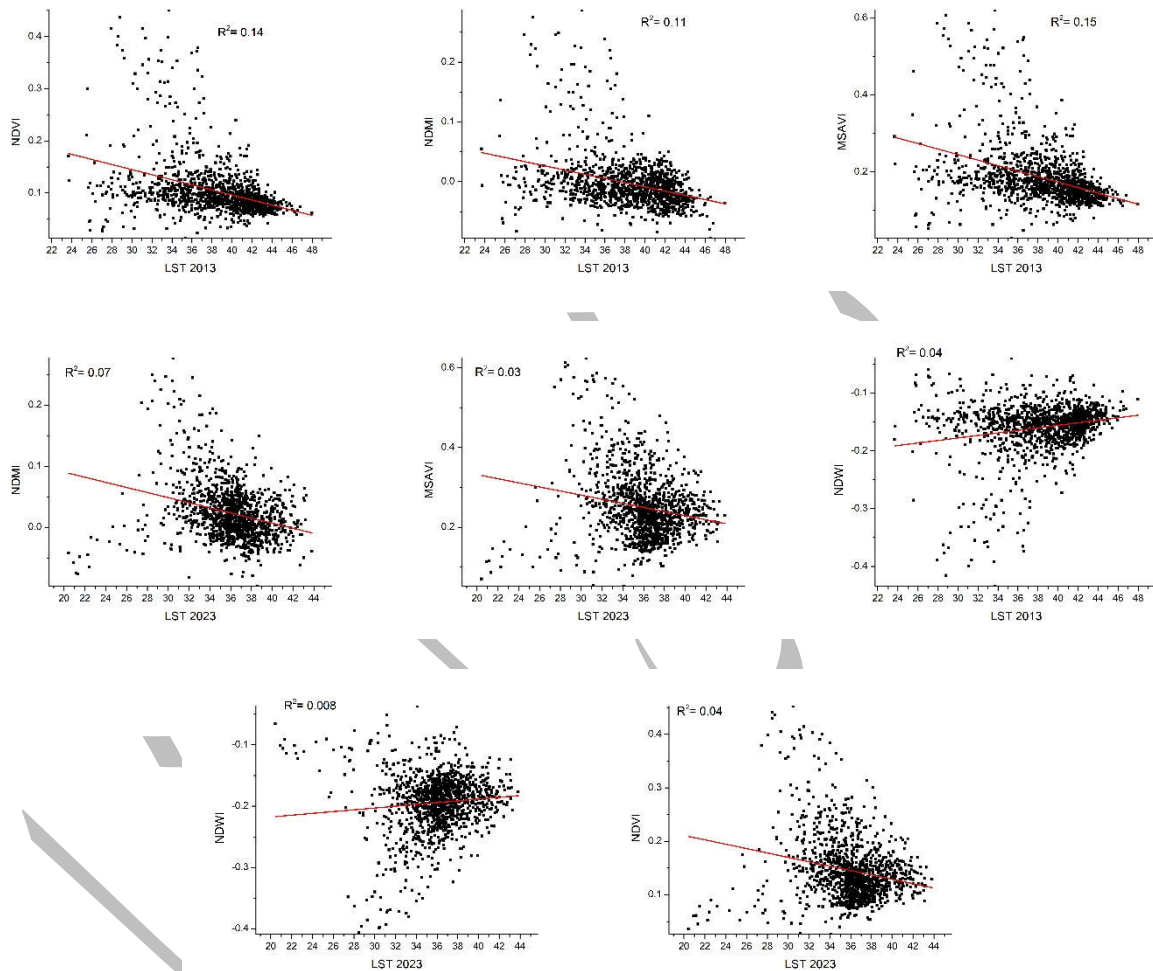
جدول ۳. مقادیر حداکثر و حداقل شاخص ها در سالهای ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۴

سال	LST (سانتیگراد)		NDMI		MSAVI		NDWI		NDVI	
	حداکثر	حداقل	حداکثر	حداقل	حداکثر	حداقل	حداکثر	حداقل	حداکثر	حداقل
۲۰۱۳	۴۸/۳	۲۳	۰/۳۵	-۰/۲۱	۰/۶۹	-۰/۱۹	۰/۱۶	-۰/۴۹	۰/۵۳	-۰/۰۸
۲۰۱۴	۳۸/۹	۱۸/۱	۰/۳۱	-۰/۱۹	۰/۶۵	-۰/۰۸	۰/۰۶	-۰/۴۶	۰/۴۸	-۰/۰۳
۲۰۱۵	۴۶/۱	۲/۸	۰/۳۲	-۰/۱۹	۰/۶۸	-۰/۰۶	۰/۰۷	-۰/۴۸	۰/۵۱	-۰/۰۳
۲۰۱۶	۵۱/۶	-۴/۷	۰/۳۴	-۰/۲۱	۰/۶۹	-۰/۲۶	۰/۱۵	-۰/۷۴	۰/۵۳	-۰/۱۱
۲۰۱۷	۵۳	۲۱/۲	۰/۴۲	-۰/۳۳	۰/۷۶	-۰/۳۶	۰/۲۳	-۰/۵۶	۰/۶۱	-۰/۱۵
۲۰۱۸	۴۷/۸	۲۲/۱	۰/۳۹	-۰/۲۲	۰/۷۴	-۰/۶۲	۰/۲۱	-۰/۵۳	۰/۵۹	-۰/۲۳
۲۰۱۹	۵۰/۲	۱۷/۷	۰/۴۲	-۰/۲۵	۰/۷۷	-۰/۷۷	۰/۲۱	-۰/۵۶	۰/۶۲	-۰/۲۷
۲۰۲۰	۴۱/۸	۴/۹	۰/۳۶	-۰/۳۰	۰/۷۲	-۰/۱۴	۰/۱۳	-۰/۷۱	۰/۵۶	-۰/۶۸
۲۰۲۱	۴۹/۱	-۲۰/۶	۰/۴۷	-۰/۲۹	۰/۷۱	-۰/۳۸	۰/۱۳	-۰/۶۹	۰/۵۵	-۰/۱۶
۲۰۲۲	۴۸/۵	۲۴/۷	۰/۴۲	-۰/۲۳	۰/۷۵	-۰/۱۳	۰/۱۲	-۰/۵۵	۰/۶۶	-۰/۰۶
۲۰۲۳	۴۶/۲	۱۶/۵	۰/۴۰	-۰/۲۶	۰/۷۵	-۰/۴۲	۰/۱۹	-۰/۵۵	۰/۶۱	-۰/۱۷
۲۰۲۴	۴۱/۸	-۴/۸	۰/۳۹	-۰/۲۳	۰/۷۳	-۰/۱۷	۰/۱۴	-۰/۵۳	۰/۵۸	-۰/۰۷



شکل ۸. روند تغییرات شاخص های طیفی در بازه زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳

در این تحقیق همبستگی منفی بین NDVI و دما مشاهده شد (شکل ۹). ضریب تعیین این رابطه نیز در سال های مختلف در جدول زیر نشان داده شد.



شکل ۹. نمودار پراکنش بین شاخص LST و شاخص های NDVI، NDMI، NDWI و MSAVI در سال ۲۰۱۳ و ۲۰۲۳

بررسی ها نشان می دهد که بیشترین همبستگی بین شاخص MSAVI و LST بوده است و این میزان معادل ۰/۳۹ بوده است. در بین تمامی شاخص های طیفی تنها شاخص NDWI با LST همبستگی مثبت داشته و بقیه شاخص ها از همبستگی منفی برخوردارند. در حالت کلی شاخص های مرتبط با پوشش گیاهی و پهنه های آبی با شاخص LST همبستگی منفی را نشان می دهند لیکن به علت قرارگیری منطقه مورد مطالعه در شرایط نیمه خشک، پهنه آبی قابل توجهی وجود نداشته و شاخص NDWI عمدتاً نشان دهنده زمین های بایر بوده و این امر دلیل اصلی همبستگی مثبت بین شاخص های LST و NDWI بوده است.

جدول ۴. مقادیر ضریب تعیین و همبستگی پیرسون بین شاخص های LST و شاخص های NDVI، NDMI، NDWI و MSAVI در سال ۲۰۱۳ و ۲۰۲۳

۲۰۲۳		۲۰۱۳		شاخص ها
R2	همبستگی پیرسون	R2	همبستگی پیرسون	
۰/۰۰۸	۰/۰۹	۰/۰۴	۰/۲۰	LST, NDWI
۰/۰۴	-۰/۲۱	۰/۱۴	-۰/۳۸	LST, NDVI
۰/۰۷	-۰/۲۸	۰/۱۱	-۰/۳۴	LST, NDMI
۰/۰۳	-۰/۱۹	۰/۱۵	-۰/۳۹	LST, MSAVI

رابطه منفی بین NDVI و LST در این تحقیق می تواند ناشی از چندین عامل باشد. یکی از عوامل این است که افزایش دما باعث افزایش سرعت تخلیه رطوبت خاک شده و با مختل کردن فتوسنتز گیاهان، رشد آنها را کاهش داده و مرگ و میر آنها را افزایش میدهد (۳۰، ۷، ۸، ۹). علاوه بر این تغییر کاربری زمین می تواند بر NDVI تاثیر بگذارد. افزایش دمای سطح زمین نشان می دهد که منطقه مورد مطالعه با اختلالات ناشی از تغییرات اقلیمی مانند خشکسالی و امواج گرما مواجه است. رابطه منفی بین NDVI و LST نشان می دهد که پوشش گیاهی در منطقه مورد مطالعه تحت تاثیر تنش های ناشی از خشکسالی قرار گرفته است.

نتیجه گیری

خشکسالی چالشی جهانی است که می تواند تاثیرات بسیار جدی بر زندگی مردم از جمله کشاورزی به ویژه در مناطق خشک داشته باشد. آب و هوای خشک در منطقه مورد مطالعه عمدتاً به ویژگی های جغرافیایی نسبت داده می شود که این منطقه را در برابر خشکسالی آسیب پذیر می کند. این تحقیق با استفاده از شاخص های مختلف پوشش گیاهی و اقلیمی که از تصاویر ماهواره ای لندست استخراج شده اند روشی جامع را برای ارزیابی وقوع خشکسالی در دوره زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۴ ارائه می دهد. روند نزولی جنگل ها و آب های سطحی عمدتاً ناشی از گسترش مناطق مسکونی و زمین های کشاورزی بوده است. لیکن عواملی باعث شده که پوشش گیاهی به شکل زمین های کشاورزی در منطقه مورد مطالعه افزایش یابد. با توجه به افزایش مقادیر رطوبت خاک و بر اساس شاخص NDMI می توان چنین استدلال نمود که افزایش سطح زیر کشت در ارتباط با بهره برداری از آب های زیرزمینی می باشد. همچنین مشاهده شد که مساحت پوشش گیاهی با LST همبستگی منفی دارد در حالی که مناطق مسکونی و زمین های برهنه همبستگی مثبتی با LST نشان می دهند. یافته ها نشان داد که فراوانی پوشش گیاهی با وضعیت خشکسالی ارتباط مستقیم دارد. در مناطق نیمه خشک که پوشش گیاهی قابل توجهی وجود ندارد استفاده از شاخص های پوشش گیاهی نمی تواند از همبستگی قابل توجهی برخوردار باشد. علت این امر، گستره قابل توجه زمین های بایر بوده که از پوشش گیاهی قابل توجهی برخوردار نیستند. شاخص های طیفی در مناطقی که از پوشش گیاهی قابل توجهی برخوردار بوده و یا پهنه های کوچک تری را مورد مطالعه قرار می دهند به نتایج بهتری دست می یابد. پیشنهاد می گردد که به منظور تاثیر خشکسالی بر روی آب های زیرزمینی، روند این تغییرات در بازه های زمانی مختلف مورد بررسی قرار گیرد.

1. Artis, D., Carnahan, W. (1982). Survey of emissivity variability in thermography of urban area, *Remote Sens environ.* 12(4):313-329.
2. Benefoh, D.T., Villamor, G.B., van Noordwijk, M., Borgemeister, C., Asante, W.A., & Asubonteng, K.O. (2018). Assessing land-use typologies and change intensities in a structurally complex Ghanaian cocoa landscape. *Appl. Geogr* 99: 109–119.
3. Boser, B., Guyon, I & Vapnik, V., (1992). A training algorithm fotoptimal margin classifier, in: *Proceedings of the Fifth Annual ACM Conference on Computational Learning Theory*, Pittsburgh, 8, 144–152.
4. Burges, C., (1998). A tutorial on support vector machines for pattern recognition, *Data Mining Know. Discov.* 2, 121–167.
5. Brown, J.F., Reed, B.C., Hayes, M.J., Wilhite, D.A., Hubbard, K. (2002). A prototype drought monitoring system integrating climate and satellite data, in: *PECORA 15/Land Satellite Information IV/ISPRS Commission I/FIEOS 2002 Conference Proceedings*.
6. Chen, Y.D., Li, J., Zhang, Q., Gu, X. (2018). Projected changes in seasonal temperature extremes across China from 2017 to 2100 based on statistical downscaling, *Global Planet. Change* 166 30–40.
7. Cortes, C & Vapnik, V., (1995). Support-vector network, *Mach. Learn.* 20, 273–297.
8. Cristianini, N & Shawe-Taylor, J. (2000). *An Introduction to SupportVector Machines and Other Kernelbased Learning Methods*, Cambridge University Press, 2000.
9. Cui, A., Li, J., Zhou, Q., Zhu, R., Liu, H., Wu, G., Li, Q. (2021). Use of a multiscalar GRACE-based standardized terrestrial water storage index for assessing global hydrological droughts, *J. Hydrol.* 603, 126871.
10. d'Andrimont, R., & Defourny, P. (2018). Monitoring African water bodies from twice-daily MODIS observation. *GIScience Remote Sens* 55 (1): 130–153.
11. Darcup, J.A., Lee, K.S., Paulson, E.G. (1980). On the definition of drought, *Water Resour. Res.* 16 297–302.
12. Dube, T., & Mutanga, O. (2015). Evaluating the utility of the medium-spatial resolution Landsat 8 multispectral sensor in quantifying aboveground biomass in uMgeni catchment, South Africa. *ISPRS J. Photogrammetry Remote Sens* 101: 36–46.
13. Feyisa, G.L., Meilby, H., Fensholt, R., & Proud, S.R. (2014). Automated Water Extraction Index: a new technique for surface water mapping using Landsat imagery. *Remote Sens. Environ* 140: 23–35.
14. Foody, G., Boyd, D & Sanchez-Hernandez, C., (2007). Mapping a specific class with an ensemble of classifiers, *Int. J. Remote Sens.* 28, 1733–1746.
15. Foody, G & Mathur, A., (2006). The use of small training sets containing mixed pixels for accurate hard image classification: training onmixed spectral responses for classification by a SVM, *RemoteSens. Environ.* 103, 179–189.
16. Gao, B. (1996). NDWI. A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remmote Sen Environ.* 58(3): 257-266.
17. Gu, Y., Hunt, E., Wardlow, B., Basara, J.B., Brown, J.F., Verdin, J.P. (2008). Evaluation of MODIS NDVI and NDWI for vegetation drought monitoring using Oklahoma Mesonet soil moisture data, *Geophys. Res. Lett.* 35 (22).
18. Guha, S., Govil, H., Dey, A., Gill, N. (2018). Analytical study of land surface temperature with NDVI and NDBI using Landsat 8 OLI and TIRS data in Florence and Naples city, Italy, *Eur. J. Rem. Sens.* 51 (1) 667–678.
19. Hagenlocher, M., Meza, I., Anderson, C.C., Min, A., Renaud, F.G., Walz, Y., Siebert, S., & Sebesvari, Z. (2019). Drought vulnerability and risk assessments: state of the art, persistent gaps, and research agenda. *Environ. Res. Lett* 14 (8): 083002
20. Huang, C., Davis, L.S & Townshend, J., (2002). An assessment of support vector machines for land cover classification. *International Journal of Remote sensing.* 23, 725- 749.
21. Hoque, M.A.-A., Pradhan, B., Ahmed, N. (2020). assessing drought vulnerability using geospatial techniques in northwestern part of Bangladesh, *Sci. Total Environ.* 705, 135957.
22. Hossain, M.L., Kabir, M.H., Nila, M.U.S., Rubaiyat, A. (2021). Response of grassland net primary productivity to dry and wet climatic events in four grassland types in Inner Mongolia, *Plant-Environ. Interact.* 2 250–262.
23. Hossain, M.L., Li, J. (2020). Effects of long-term climatic variability and harvest frequency on grassland productivity across five ecoregions, *Global Ecol. Conserv.* 23, e01154.
24. Hossain, M.L., Li, J. (2021). Disentangling the effects of climatic variability and climate extremes on the belowground biomass of C3- and C4-dominated grasslands across five ecoregions, *Sci. Total Environ.* 760, 143894.
25. Hu, Z., Chen, X., Chen, D., Li, J., Wang, S., Zhou, Q., Yin, G., Guo, M. (2019). Dry gets drier, wet gets wetter”: a case study over the arid regions of central Asia, *Int. J. Climatol.* 39 (2) 1072–1091.

26. Hunt, E.R., Rock, B.N. (1989). Detection of changes in leaf water content using Near- and Middle-Infrared reflectances, *Rem. Sens. Environ.* 30 (1) 43–54.
27. Islam, A.R.M., Shen, S., Hu, Z., Rahman, M.A. (2017). Drought hazard evaluation in boro paddy cultivated areas of western Bangladesh at current and future climate change conditions, *Adv. Meteorol.* 2017, 3514381.
28. Janke, R., Murray, R., Uber, J., & Taxon, T. (2006). Comparison of physical sampling and real-time monitoring strategies for designing a contamination warning system in a drinking water distribution system. *J. Water Resour. Plann. Manag* 132 (4): 310–313.
29. Jiang, Y., Zhou, L., Tucker, C.J., Raghavendra, A., Hua, W., Liu, Y.Y., Joiner, J. (2019). Widespread increase of boreal summer dry season length over the Congo rainforest, *Nat. Clim. Change* 9 617–622.
30. Jiao, W., Zhang, L., Chang, Q., Fu, D., Cen, Y., & Tong, Q. (2016). Evaluating an enhanced vegetation condition index (VCI) based on VIUPD for drought monitoring in the continental United States. *Rem. Sens* 8 (3): 224–241.
31. Jimenez, J.C., Marengo, J.A., Alves, L.M., Sulca, J.C., Takahashi, K., Ferrett, S., Collins, M. (2021). The role of ENSO flavours and TNA on recent droughts over Amazon forests and the Northeast Brazil region, *Int. J. Climatol.* 41 3761–3780.
32. Kamruzzaman, M., Hwang, S., Cho, J., Jang, M.W., Jeong, H. (2019). Evaluating the spatiotemporal characteristics of agricultural drought in Bangladesh using effective drought index, *Water* 11 (12) 2437.
33. King, A.D., Pitman, A.J., Henley, B.J., Ukkola, A.M., Brown, J.R. (2020). The role of climate variability in Australian drought, *Nat. Clim. Change* 10 (3) 177–179.
34. Kogan, F. (2000). Global drought detection and impact assessment from space, *Drought Global Assess.* 1 196–210.
35. Krishnamurthy, R.P.K., Fisher, J.B., Choularton, R.J., Kareiva, P.M. (2022). Anticipating drought-related food security changes, *Nat. Sustain.* 5 (11) 956–964.
36. Legesse, G., & Suryabagawan, V.K. (2014). Remote sensing and GIS based agricultural drought assessment in East Shewa Zone, Ethiopia. *Trop. Ecol* 55 (3): 349–363.
37. Li, J., Zhang, L., Shi, X., Chen, Y.D. (2017). Response of long-term water availability to more extreme climate in the Pearl River Basin, China, *Int. J. Climatol.* 37 (7) 3223–3237.
38. Li, J., Zhang, Q., Chen, Y.D., Singh, V.P. (2013). GCMs-based spatiotemporal evolution of climate extremes during the 21st century in China, *J. Geophys. Res. Atmos.* 118 (19) 11–17.
39. Li, W., Du, Z., Ling, F., Zhou, D., Wang, H., Gui, Y., Sun, B., & Zhang, X. (2013). A comparison of land surface water mapping using the normalized difference water index from TM, ETM+ and ALI. *Rem. Sens* 5 (11): 5530–5549.
40. Liu, Q., Zhang, S., Zhang, H., Bai, Y., & Zhang, J. (2020). Monitoring drought using composite drought indices based on remote sensing. *Sci. Total Environ* 711: 134585.
41. Mcfeeters, S.K. (1996). The use of the normalized difference Water index (NDWI) in the delineation of open water features. *Int. J. Remote Sens.* 17(7): 1425–1432.
42. Masocha, M., Dube, T., Makore, M., Shekede, M.D., & Funani, J. (2018). Surface water bodies mapping in Zimbabwe using landsat 8 OLI multispectral imagery: a comparison of multiple water indices. *Phys. Chem. Earth, Parts A/B/C* 106: 63–67.
43. Marengo, J.A., Cunha, A.P., Cuartas, L.A., Deusdar, K.R., Seluchi, M.E., Michelin, C.M., Almeida, Kazmierczak, M. L. (2021). Extreme drought in the Brazilian Pantanal in 2019–2020: characterization, causes, and impacts, *Front. Water* 3, 639204.
44. Mishra, A.K., Singh, V.P. (2010). A review of drought concepts, *J. Hydrol.* 391 202–216.
45. Mishra, A., Desai, V., Singh, V. (2007). Drought forecasting using a hybrid stochastic and neural network model, *J. Hydrol. Eng.* 12: 626–638.
46. Ndlovu, T., & Mjimba, V. (2021). Drought risk-reduction and gender dynamics in communal cattle farming in southern Zimbabwe. *Int. J. Disaster Risk Reduc* 58: 102203.
47. Nguyen, H., Wheeler, M.C., Hendon, H.H., Lim, E.-P., Otkin, J.A. (2021). The 2019 flash droughts in subtropical eastern Australia and their association with large-scale climate drivers. *Weather Clim. Extrem* 32: 100321.
48. Nila, M.U.S., Beierkuhnlein, C., Jaeschke, A., Hoffmann, S., Hossain, M.L. (2019). Predicting the effectiveness of protected areas of Natura 2000 under climate change, *Ecol. Process.* 8 (1) 1–21.
49. Nilsson, M., Griggs, D., & Visbeck, M. (2016). Policy: map the interactions between sustainable development goals. *Nature* 534 (7607): 320–322.
50. Orimoloye, I.R., Ololade, O.O., Mazinyo, S.P., Kalumba, A.M., Ekundayo, O.Y., Busayo, E.T., Akinsanola, A.A., Nel, W. (2019). Spatial assessment of drought severity in Cape Town area, South Africa, *Heliyon* 5 (7), e02148.
51. Panu, U., & Sharma, T. (2002). Challenges in drought research: some perspectives and future directions. *Hydrol. Sci. J* 47 (S1): S19–S30.

52. Parry, M.L., Canziani, O., Palutikof, J., Van der Linden, P., Hanson, C. (2007). *Climate Change 2007-impacts, Adaptation and Vulnerability: Working Group II Contribution to the Fourth Assessment Report of the IPCC*, Cambridge University Press.
53. Qi, J., Chehbouni, A., Huete, A.R. (1994). A modified soil adjusted vegetation index. *Remote Sens Environ* 48:119–126
54. Rodney Lester, E. (2003). *Financing Rapid Onset Natural Disaster Losses in India: a Risk Management Approach*, The World Bank, Washington, DC., Technical Paper.
55. Sarp, G., & Ozcelik, M. (2017). Water body extraction and change detection using time series: a case study of Lake Burdur, Turkey. *J. Taibah Univ. Sci* 11 (3): 381–391.
56. Seaton, D., Dube, T., & Mazvimavi, D. (2020). Use of multi-temporal satellite data for monitoring pool surface areas occurring in non-perennial rivers in semi-arid environments of the Western Cape, South Africa. *ISPRS J. Photogrammetry Remote Sens* 167: 375–384.
57. Sheffield, J., Wood, E.F., & Roderick, M.L. (2012). Little change in global drought over the past 60 years. *Nature* 491 (7424): 435–438.
58. Siddik, M.S., Tulip, S.S., Rahman, A., Islam, M.N., Haghighi, A.T., Mustafa, S.M.T. (2022). The impact of land use and land cover change on groundwater recharge in northwestern Bangladesh. *J. Environ. Manag.* 315, 115130.
59. Taufik, M., Minasny, B., McBratney, A., Van Dam, J., Jones, P., Van Lanen, H. (2020). Human-induced changes in Indonesian peatlands increase drought severity. *Environ. Res. Lett.* 15, 084013.
60. Thomas, T., Jaiswal, R.K., Galkate, R., Nayak, P.C., Ghosh, N.C. (2016). Drought indicators-based integrated assessment of drought vulnerability: a case study of Bundelkhand droughts in central India. *Nat. Hazards* 81 (3) 1627–1652.
61. Tockner, k., Bunn, S.E., Gordon, C., Naiman, R.J., Quinn, G.P., Stanford, J.A. (2008). Flood plains: critically threatened ecosystems. In: Polunin, n. (Ed), *Aquatic Ecosystems: Trends and Global Prospect*. Cambridge University Press, Cambridge, 45–64.
62. Udmale, Y., Ichikawa, S., Manandhar, H., Ishidaira, A.S., Kiem. (2014). Farmers. perception of drought impacts, local adaptation and administrative mitigation measures in Maharashtra State, India, *Int. J. Disaster Risk Reduc.* 10 250–269.
63. Wei, X., Huang, S., Huang, Q., Liu, D., Leng, G., Yang, H., Duan, W., Li, J., Bai, Q., Peng, J. (2022). Analysis of vegetation vulnerability dynamics and driving forces to multiple drought stresses in a changing environment, *Rem. Sens.* 14 (17) 4231.
64. Wetherald, R.T., Manabe, S. (2002). Simulation of hydrologic changes associated with global warming, *J. Geophys. Res. Atmos.* 107. ACL-7.
65. Zhang, Q., Sun, P., Li, J., Singh, V.P., Liu, J. (2015). Spatiotemporal properties of droughts and related impacts on agriculture in Xinjiang, China, *Int. J. Climatol.* 35 (7) 1254–1266.
66. Zhang, X., Chen, N., Sheng, H., Ip, C., Yang, L., Chen, Y., Sang, Z., Tadesse, T., Lim, T.P.Y., & Rajabifard, A. (2019). Urban drought challenge to 2030 sustainable development goals. *Sci. Total Environ.* 693: 133536
67. Zhou, Y., Dong, J., Xiao, X., Xiao, T., Yang, Z., Zhao, G., Zou, Z., & Qin, Y. (2017). Open surface water mapping algorithms: a comparison of water-related spectral indices and sensors. *Water* 9 (4): 256.