

Drought and Land Use Change Monitoring using spectral indices and support vector machine (SVM) model (Case study: Bonab Rural District, Zanjan County)

Mehdi Feyzolahpour* and Manizheh Ahmadi¹

(Received: January 21-2025 ; Revised: April 8-2025 ; Accepted: May 18-2025)

1. Department of Geography, Faculty of Human Science, University of Zanjan, Zanjan, Iran.

*: Corresponding author, Email: feyzolahpour@znu.ac.ir

Abstract

Drought is a hazard that can have widespread impacts on biodiversity, wildlife habitats, and ecosystem stability. The present study investigated the drought situation in the Bonab rural district. To assess the drought situation during the period 2013 to 2024, the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Water Index (NDWI), Moisture Index (NDMI), Soil Adjusted Vegetation Index (MSAVI), and Land Surface Temperature (LST) were used. The results showed that the maximum value of the NDWI index reached from 0.16 in 2013 to 0.14 in 2024, which indicates an intensification of drought. However, the maximum value of the NDVI increased from 0.53 in 2013 to 0.58 in 2024, and the value for the MSAVI index for the years 2013 and 2024 was 0.69 and 0.73, respectively. All indices except the NDWI index had a negative correlation with the LST index, and the MSAVI index had the highest negative correlation with a Pearson coefficient of -0.39 in 2013. The results are also consistent with the results obtained from the SVM model. It is also observed that the area of barren lands has decreased from 887 square kilometers in 2013 to 851 square kilometers in 2024.

Keywords: Drought, Vegetation indicators, Land use, Land surface temperature, Bonab rural district

How to cite this article: Feyzolahpour, M. and Ahmadi, M. 2025. Drought and Land Use Change Monitoring using spectral indices and support vector machine (SVM) model (Case study: Bonab Rural District, Zanjan County). *J. Water and Soil Sci.* 29(3): 13-34. DOI: [10.47176/jwss.29.3.66831](https://doi.org/10.47176/jwss.29.3.66831)

Copyright © 2025 Feyzolahpour and Ahmadi. Published by Isfahan University of Technology.



This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>). Non-commercial uses of the work are permitted, provided the original work is properly cited.

پایش خشکسالی و تغییرات کاربری اراضی با استفاده از شاخص‌های طیفی و مدل ماشین بردار پشتیبانی (SVM) (مطالعه موردی: دهستان بناب شهرستان زنجان)

مهدی فیض‌اله پور*^{id} و منیژه احمدی^۱

(تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۱/۲؛ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۱/۱۹؛ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۲/۲۸)

۱. گروه جغرافیا، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه زنجان، زنجان، ایران.

*: مسئول مکاتبات: پست الکترونیکی: feyzolahpour@znu.ac.ir

چکیده

خشکسالی مخاطره‌ای است که می‌تواند تأثیرات گسترده‌ای بر تنوع زیستی، زیستگاه‌های گونه‌های وحشی و پایداری اکوسیستم داشته باشد. پژوهش حاضر به بررسی وضعیت خشکسالی در منطقه دهستان بناب پرداخته است. به این منظور از شاخص‌های 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 می‌دهد که مقدار پیشینه 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 شاخص‌های NDVI و MSAVI که هر دو برای بررسی پوشش گیاهی به کار گرفته شده‌اند، با افزایش روبرو شده و مقدار پیشینه NDVI از ۰/۵۳ در سال ۲۰۱۳ به ۰/۵۸ در سال ۲۰۲۴ رسیده و این مقدار برای شاخص MSAVI برای سال‌های ۲۰۱۳ و ۲۰۲۴ به ترتیب معادل ۰/۶۹ و ۰/۷۳ بوده است. از بین شاخص‌های یادشده تمامی شاخص‌ها 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 یادشده با نتایج به دست آمده از مدل SVM نیز هم‌راستا بوده است. چنانچه در این مدل نیز دیده می‌شود که سطح زمین‌های بایر از ۸۸۷ کیلومتر مربع در سال ۲۰۱۳ به ۸۵۱ کیلومتر مربع در سال ۲۰۲۴ کاهش یافته است.

واژه‌های کلیدی: خشکسالی، شاخص‌های گیاهی، کاربری اراضی، دمای سطح زمین، دهستان بناب

حق انتشار این مستند، متعلق به دانشگاه صنعتی اصفهان است. © ۱۴۰۴.

این مقاله تحت گواهی زیر منتشر شده و هر نوع استفاده غیرتجاری از آن مشروط به استناد صحیح به مقاله و با رعایت

شرایط مندرج در آدرس زیر مجاز است: (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>)



مقدمه

خشکسالی به عنوان یک پدیده مخرب اقلیمی، تأثیرات قابل توجهی را روی تولید برق آبی، صنعت، تأمین آب و محیط زیست بر جای می گذارد (۲۹ و ۵۷). چنین تصور می شود که به دلیل تغییرات اقلیمی، وقوع و شدت خشکسالی افزایش یافته و این امر باعث کاهش بارندگی و افزایش میزان تبخیر و تعرق شود (۱۹ و ۵۱). پدیده خشکسالی در مناطق نیمه خشک به شکل قابل توجهی افزایش یافته است (۴۰ و ۵۴). 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 نمونه در افریقای جنوب صحرا، ۵۳ مورد خشکسالی شدید رخ داده است (۴۴ و ۵۹). خشکسالی همچنین روی گرسنگی، آب بهداشتی و تولیدات کشاورزی تأثیرات منفی بر جای گذاشته است (۲۱، ۴۹، ۵۰ و ۶۶). در حال حاضر تغییرات اقلیمی و خشکسالی، آب های سطحی را با بحران مواجه ساخته است (۴۲، ۴۵ و ۶۷). میزان بارش کم و مدیریت اشتباه آب های سطحی می تواند باعث تشدید آسیب پذیری در برابر خشکسالی شود (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 (۳۲ و ۳۶). 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 است (۲۲). در نتیجه تشدید الگوی گرمایش زمین، عوامل مخرب اقلیمی از قبیل سیل و خشکسالی شدت خواهد یافت (۲۷ و ۳۵). اگرچه 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 و ۳۱). برای نمونه، خشکسالی از اواسط دهه ۱۹۹۰، هند را با پیامدهای فاجعه بار مواجه کرده است؛ زیرا بیشتر مردم هند به کشاورزی وابسته هستند (۲۳ و ۲۹). ارزیابی خشکسالی را می توان بر اساس ماهیت کم آبی و روش های طبقه بندی انجام داد (۴، ۱۱، ۲۰، ۵۲ و ۶۵). به طور کلی اثرهای خشکسالی معمولاً به کندی و در یک دوره طولانی ظاهر شده و کاهش اثرهای آن دشوار است (۲۴، ۳۷، ۳۹، ۵۸ و ۶۴). 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 و ۳۶). با این حال شواهد رو به رشد عنوان می کنند که شاخص های مبتنی بر پوشش گیاهی می توانند در ارزیابی شرایط خشکسالی موفق عمل کنند (۵، ۷، ۱۶، ۳۴، ۴۸ و ۶۳). برای نمونه اریموپول و همکاران 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 وضعیت گیاهی حاصل از خشکسالی نرمال شده (NDDI)، شاخص وضعیت گیاهی (VCI) و دمای خشکی گیاه (TVDI) ارزیابی کرد (۲۶). 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 و 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

کرده و قابلیت زیاد این شاخص در برآورد خشکسالی را مشاهده کردند (۳۶).

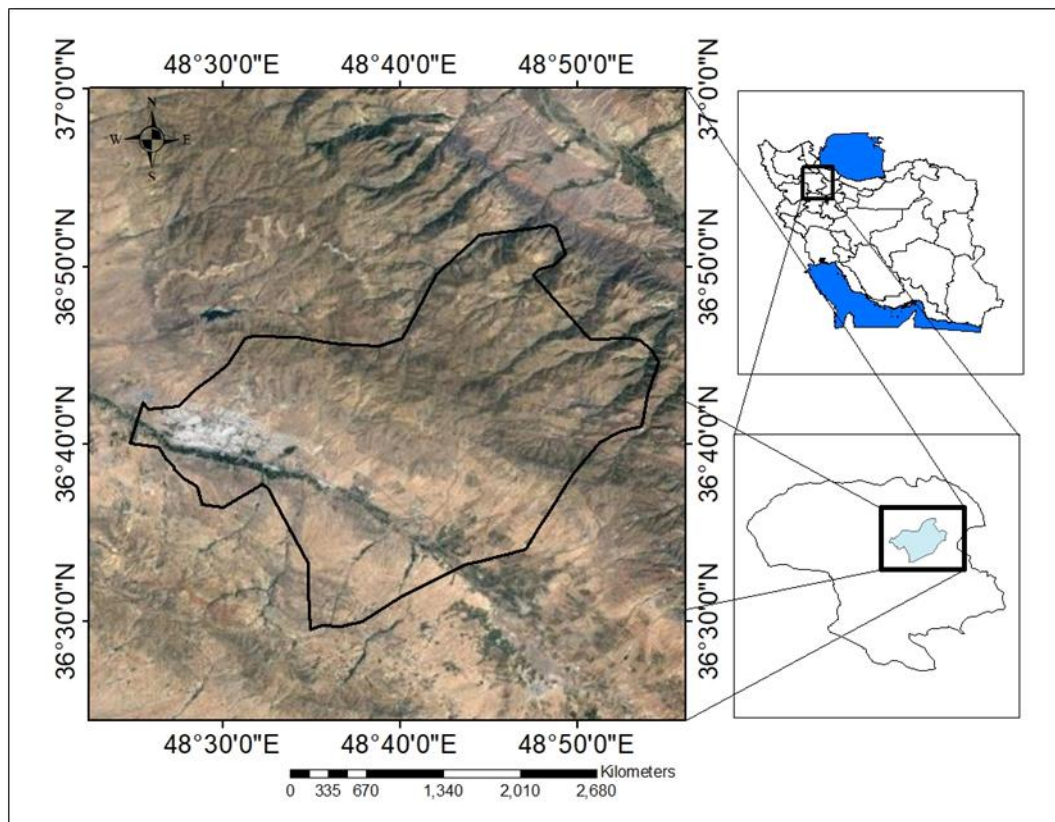
سنجش از دور چند طیفی روشی کارآمد در ارزیابی خشکسالی و پویایی پوشش گیاهی به شمار می‌آید (۳). شاخص‌های طیفی مبتنی بر تصاویر ماهواره‌ای را می‌توان برای ارزیابی اثرها و شدت خشکسالی به کار بست. شاخص‌هایی مانند LST، SAVI، NDWI و NDVI را می‌توان از بازتاب‌های باندهای طیفی آبی، سبز، مادون قرمز نزدیک و قرمز به‌دست آورد (۲۶). برای ارائه شواهد قانع‌کننده از وقوع و شدت خشکسالی، درک روند تغییر کاربری و پوشش زمین و رابطه خشکسالی با پوشش گیاهی از طریق شاخص‌های چندگانه طیفی مورد نیاز است. با وجود پیشرفت‌های قابل توجه در بهره‌برداری از داده‌های سنجش از دور ماهواره‌ای، قابلیت آن‌ها در بررسی وضعیت خشکسالی نامشخص است؛ بنابراین ضروری است پتانسیل سنجش از دور در تشخیص خشکسالی در مناطق خشک و نیمه‌خشک بررسی شود. در این پژوهش به‌منظور 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 شاخص‌های طیفی LST، MSAVI، NDWI، NDMI و NDVI و مدل ماشین بردار پشتیبانی SVM استفاده شد.

مواد و روش‌ها

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 به‌عنوان 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).

گذشته و پیش‌بینی آینده استفاده می‌شود. روش‌های سنتی نیز برای بررسی آبهای سطحی به استفاده از حسگرهای سیستم‌های شناور، تکنیک‌های اولتراسونیک و راداری متکی هستند (۲۸). روش‌های یادشده در مناطق کوهستانی و صعب‌العبور پرهزینه بوده و آسیب‌پذیر هستند (۳۸)؛ بنابراین بهره‌گیری از داده‌های سنجش از دور فرصت‌های قابل توجهی را در بررسی خشکسالی فراهم می‌کند (۳۸). بیشتر پژوهش‌های مبتنی به سنجش از دور در بررسی آبهای سطحی، روی نقشه‌برداری از پهنه‌های آبی متمرکز شده‌اند (۴۳، ۵۳، ۵۵، ۶۰ و ۶۲). این امر را می‌توان به فقدان داده‌های مکانی با وضوح زیاد نسبت داد. علاوه‌بر این بهره‌گیری از داده‌های ماهواره‌ای به خصوصیات طیفی و مکانی و زمانی منطقه مورد مطالعه بستگی دارد. سنجنده‌هایی با وضوح کم تصویر از قبیل MODIS و AVERR از تفکیک یک کیلومتری برخوردار بوده و بنابراین در بررسی پهنه‌های کوچک آبهای سطحی مناسب نیستند. در مقابل، ماهواره‌های با وضوح متوسط و رایگان از قبیل لندست و سنتینل با بازه زمانی ۵ تا ۱۶ روز از پتانسیل زیادی در نظارت بر آبهای سطحی برخوردارند (۱۲) و (۵۶). شاخص‌های چند طیفی به‌دلیل دقت زیاد، سهولت و مقرون به صرفه بودن مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته است (۵۶). برای نمونه سیتون و همکاران برای بررسی تغییرات سطح آب رودخانه تاناکاوی در آفریقای جنوبی از داده‌های لندست ۸ و سنتینل ۲ استفاده کرده و شاخص‌های NDWI، MNDWI و NDVI را به کار گرفتند. این شاخص‌ها از دقتی بین ۶ تا ۸۶ درصد برخوردار بوده و قابلیت آن‌ها را در نظارت بر تغییرات آبهای سطحی نشان می‌دهد (۵۶). بنفو و همکاران برای بررسی چشم‌اندازهای آبی کشور غنا از شاخص LSWI و NDVI استفاده کرده و دقتی معادل ۸۲/۶ درصد دست یافتند (۲). جیائو و همکاران برای بررسی خشکسالی در ایالات متحده از شاخص‌های NDVI و SPI استفاده کرده و به این نتیجه رسیدند که این شاخص‌ها از پتانسیل زیادی در بررسی خشکسالی برخوردار هستند (۳۰). لگس و همکاران با بهره‌گیری از شاخص WRSI، وضعیت خشکسالی را در اتیوپی بررسی



شکل ۱. موقعیت محدوده مورد مطالعه در دهستان بناب

تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ دارای محدوده‌های طیفی و حرارتی بوده و از سایت سازمان زمین شناسی آمریکا دانلود می‌شود. این ماهواره دارای سنجنده‌های OLI با وضوح مکانی ۳۰ متر و TIRS با وضوح مکانی ۱۰۰ متر است. سنجنده TIRS دارای دو باند حرارتی ۱ و ۱۱ بوده و در محدوده طیفی ۱۰۶۰۰ تا ۱۱۱۹۰ نانومتر و ۱۱۵۰۰ تا ۱۲۵۱۰ نانومتر قرار می‌گیرد (جدول ۱).

در این پژوهش برای تعیین شرایط خشکسالی در طول ۱۱ سال اخیر (۲۰۱۳ تا ۲۰۲۴) از تجزیه و تحلیل چندمرحله‌ای استفاده شد. اولین تصویربرداری‌های لندست ۸ از تاریخ ۲۰۱۳ آغاز شد. این امر باعث شد که بررسی‌ها از این بازه زمانی انجام شود. تنها محدودیت اصلی در انتخاب داده‌ها وجود پوشش ابری بود که سعی شد از روزهای دارای پوشش ابری زیاد استفاده نشود. در ابتدا تصاویر ماهواره‌ای برای یک بازه زمانی از سال ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ جمع‌آوری شد. تمامی تصاویر

یادشده مربوط به ماه جولای بوده است. داده‌های استفاده شده، سنجنده‌های OLI و حرارتی TIRS را در بر می‌گیرد. برای تجزیه و تحلیل تصاویر لندست از نرم‌افزار Arc GIS استفاده شد. به جز باندهای حرارتی و پانکروماتیک، باندهای منفرد با فرایند لایه‌بندی ترکیب شدند؛ زیرا باندهای حرارتی و پانکروماتیک وضوح فضایی متفاوتی دارند. از طریق فرایند ماسک، منطقه مورد مطالعه استخراج شد. اطلاعات اختصاصی سنجنده‌ها برای کالیبراسیون استفاده شده و داده‌های سنجنده‌های مربوطه از فایل‌های فراداده تصاویر لندست جمع‌آوری شد. برای کالیبراسیون رادیومتریک، مقادیر DN به تابش سنجنده و سپس بازتاب بالای جو TOA تبدیل شد.

برای ارزیابی وضعیت خشکسالی، پنج شاخص تحلیل شدند. این شاخص‌ها شامل دمای سطح زمین (LST)، شاخص پوشش گیاهی تفاضلی نرمال‌شده (NDVI)، شاخص پهنه آبی تفاضلی نرمال‌شده (NDWI)، شاخص رطوبتی تفاضلی نرمال‌شده (NDMI) و شاخص پوشش گیاهی اصلاح‌شده برای خاک (MSAVI) می‌شوند.

جدول ۱. خصوصیات باندهای استفاده شده از ماهواره لندست ۸

سنجنده	باند	توان تفکیک	طول موج
OLI	۱	۳۰ متر	گردوغبار 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

شاخص MSAVI استفاده شد. این شاخص معمولاً در مناطقی استفاده می‌شود که شاخص NDVI به دلیل کمبود کلروفیل یا پوشش گیاهی ضعیف، وضعیت واقعی پوشش گیاهی را منعکس نمی‌کند. همچنین این شاخص اطلاعاتی را در مورد وضعیت پوشش گیاهی در این مناطق ارائه کرده و اثرهای سایر عوامل را از آن جدا می‌کند. پژوهش‌ها نشان داده که مقادیر کمتر MSAVI اشاره به پوشش گیاهی کم و بیابانزایی داشته است. مقادیر MSAVI با استفاده از معادله (۲) برآورد می‌شود (۲۸).

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

شاخص NDWI معرف شاخص تفاوت نرمال‌شده آب بوده و توسط مک فیتر ارائه شد. مقادیر یادشده در محدوده +۱ و -۱ قرار گرفته و مقادیر نزدیک به +۱ نشان‌دهنده پهنه‌های آبی است (۴۱). شاخص NDWI با تفریق و سپس تقسیم باندهای سبز و مادون قرمز نزدیک محاسبه می‌شود (۱۲). برای محاسبه این شاخص از معادله (۳) استفاده می‌شود.

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

برای اولین بار شاخص NDMI توسط گائو برای استخراج رطوبت موجود در پهنه‌های گیاهی استفاده شد (۱۶). مقادیر این شاخص بین +۱ و -۱ قرار داشته و بیشترین مقادیر نشان‌دهنده

شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی که با عنوان NDVI نمایش داده می‌شود، توسط توکنر و همکاران پیشنهاد شد. در تصویر ماهواره‌ای لندست ۸، باندهای مادون قرمز نزدیک و باند قرمز اختصاص به باندهای ۵ و ۴ دارد (۶۱). شاخص NDVI به‌طور مستقیم با میزان تابشی که در فرایند فتوسنتز جذب می‌شود، مرتبط است. این شاخص مقدار و تراکم پوشش گیاهی را ارزیابی می‌کند. مقدار NDVI با میزان فرایند فتوسنتز در پوشش گیاهی مرتبط است. به‌طور کلی مقادیر زیاد NDVI نشان‌دهنده تراکم زیاد پوشش گیاهی است. در این پژوهش، NDVI نشان می‌دهد که در یک منطقه خاص از زمین چه مقدار از سطح توسط پوشش گیاهی پوشیده شده است. برای محاسبه NDVI از معادله (۱) استفاده می‌شود:

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (1)$$

در این معادله NIR و RED به ترتیب نشان‌دهنده مادون قرمز نزدیک و باند قرمز هستند. مقادیر NDVI بین -۱ و +۱ قرار دارد. مقادیر زیاد NDVI نشان‌دهنده پوشش گیاهی سالم است؛ زیرا نور مادون قرمز بیشتر از نور قرمز بازتاب می‌شود.

اگرچه شاخص NDVI به‌طور مؤثری شرایط پوشش گیاهی را ارزیابی می‌کند؛ اما این شاخص دارای محدودیت‌هایی در تشخیص مناطق با پوشش گیاهی کم بوده و از پس‌زمینه خاک تأثیر می‌پذیرد. به این منظور برای کمینه کردن اثرهای خارجی از

در این معادله از داده‌های بیشینه و کمینه شاخص NDVI استفاده می‌شود. برای برآورد انتشار سطح زمین (E) از معادله (۸) بهره گرفته شد.

$$E = 0.004 \times FV + 0.986 \quad (۸)$$

در آخرین مرحله مقادیر LST از طریق معادله (۹) محاسبه شد.

$$LST = \frac{TB}{1 + (\lambda \sigma TB / (hc)) \ln E} \quad (۹)$$

در این معادله λ نشان‌دهنده مقادیر طول موج بوده و h و c به ترتیب نمایش‌دهنده ضریب ثابت استفان بولتزمن، ضریب پلانک و سرعت نور برحسب متر بر ثانیه است.

به منظور بررسی کاربری‌های اراضی از روش الگوریتم ماشین بردار پشتیبانی SVM استفاده شد. مدل SVM یک سیستم یادگیری تحت نظارت بوده و بر اساس پیشرفت‌های اخیر در نظریه یادگیری آماری استوار است (۸). کورتز و واپینک مدل SVM را برای طبقه‌بندی‌های باینری توسعه دادند (۷). برخی از پژوهش‌ها روی توابع ریاضی مدل SVM متمرکز شده‌اند. این مدل طبقات را به سطوح تصمیم‌گیری تقسیم کرده و مرز بین طبقات را به بیشترین مقدار می‌رساند. بردارهای پشتیبانی از عناصر مهم مجموعه آموزشی به شمار می‌آیند (۳ و ۱۴). برای اجرای SVM، داده‌های آموزشی مورد نیاز است. این داده‌ها فرایند جداسازی طبقات را بهینه‌سازی می‌کنند (۱۵). با استفاده از یک تابع پایه شعاعی (RBF)، پراکنش طبقات با محدوده‌های غیرخطی را می‌توان در یک محدوده جداشده خطی ترسیم کرد (۲۰). آموزش SVM با RBF مستلزم تنظیم دو پارامتر است. یکی از این پارامترها، پارامتر منظم‌سازی است که تعادل بین بیشینه کردن حساسیت حواشی و کمینه کردن خطای آموزشی را برقرار کرده و کنترل می‌کند.

پارامتر تنظیم‌کننده کوچک تمایل به تأکید بر حواشی و نادیده گرفتن نقاط پرت در داده‌های آموزشی دارد. پارامتر منظم‌سازی بزرگ ممکن است با داده‌های آموزشی بیشتری مطابقت داشته باشد. شرح جامع پارامترهای SVM را می‌توان در نوشته‌های کریستینی و شاو (۸) و بورگز (۴) یافت. طبقه‌بندی SVM شامل چهار نوع خطی، چندجمله‌ای، RBF و

مقادیر زیاد آب است؛ بنابراین این شاخص برای تشخیص مقادیر رطوبتی به کار گرفته می‌شود. شاخص NDMI از تفریق باندهای مادون قرمز نزدیک و باند مادون قرمز موج کوتاه محاسبه می‌شود. در ماهواره لندست ۸ باند مادون قرمز نزدیک، باند شماره ۵ و باند مادون قرمز موج کوتاه باند شماره ۶ است. در لندست ۵ این باندها اختصاص به باندهای شماره ۴ و ۵ دارند (۱۲). معادله (۴) نحوه محاسبه NDMI را نشان می‌دهد.

$$NDMI = \frac{NIR - SWIR}{NIR + SWIR} \quad (۴)$$

این شاخص‌ها بر دمای سطح زمین تأثیر گذاشته و با افزایش دما، مشکلات زیست‌محیطی فراوانی را به وجود می‌آورند. علاوه بر این دمای سطح زمین می‌تواند معرف وضعیت خشکسالی باشد. مقادیر LST با بهره‌گیری از باند TIRS ماهواره لندست ۸ برآورد می‌شود. این سنجنده اختصاص به باند ۱۰ دارد (۱).

برای استخراج LST از داده‌های سنجنده OLI و TIRS، یک فرایند چندمرحله‌ای انجام شد. در مرحله اول، باندها با استفاده از فایل متادیتا به تابش طیفی بالای جو (TOA) تبدیل شدند (معادله ۵) (۶).

$$L\lambda = ML * Q_{cal} + AL \quad (۵)$$

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 می‌دهد.

در مرحله دوم، دمای روشنائی TB با استفاده از معادله (۶) محاسبه شد.

$$TB = \frac{\ln\left(\frac{k_2}{k_1}\right)}{L\lambda + 1} \quad (۶)$$

در این معادله تمام پارامترها با مقادیر یادشده در معادله بالا یکسان هستند؛ لیکن مقادیر K_1 و K_2 به ترتیب معادل ۷۷۴/۸۸۵۴ و ۱۳۲۱/۷۸۹ است.

برای برآورد نسبت پوشش گیاهی (FV) از معادله (۷) بهره گرفته می‌شود:

$$FV = \left(\frac{NDVI - NDVI_{min}}{NDVI - NDVI_{max}} \right)^2 \quad (۷)$$

توزیع گوسی چندمتغیره پیروی می‌کند. 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 می‌شود. روند کلی مدل حداکثر احتمال به این شکل است که در ابتدا تعداد انواع کاربری‌ها و پوشش‌ها در منطقه مورد مطالعه تعبیه شده و سپس برای هر یک از طبقات مد نظر، پیکسل‌های آموزشی در نظر گرفته می‌شود. از این پیکسل‌ها برای تخمین میانگین و ماتریس کوواریانس هر طبقه استفاده می‌شود. در نهایت هر پیکسل در انواع مختلف کاربری‌ها جای می‌گیرد.

روش‌های مختلفی برای اعتبارسنجی نتایج سنجش از دور وجود دارد. در این پژوهش، داده‌های NDVI حاصل از سنجنده OLI لندست برای اعتبارسنجی نتایج استفاده شد که می‌تواند ارائه‌دهنده نمایش دقیقی از سطح زمین باشد. برای برآورد تأثیر هر یک از شاخص‌های طیفی روی شاخص LST، نمودار پراکنش بین این شاخص‌ها ترسیم شده و مقادیر همبستگی پیرسون و R2 محاسبه شد. به این منظور در نرم‌افزار ARCGIS فرایند نمونه‌گیری انجام شد. مقادیر نمونه‌گیری شده پس از حذف مقادیر غیر واقعی به نرم‌افزار Origin 10 انتقال یافته و نمودارهای پراکنش در ارتباط با مقادیر LST ترسیم شد. از طریق همبستگی پیرسون روابط خطی بین دو متغیر محاسبه می‌شود. به این منظور از معادله (۱۷) استفاده شد.

$$(A, B) = \frac{\sum M.N(A_{m,n} - M_A)(B_{m,n} - M_B)}{\sqrt{\sum m, n(A_{m,n} - M_A)^2 \sum (B_{m,n} - M_B)^2}} \quad (17)$$

در این معادله پارامترهای MA و MB نشان‌دهنده مقادیر میانگین داده‌های A و B است. تفاوت بین مقادیر حاصله، کیفیت مکانی محاسبات را نشان می‌دهد. مقادیر این ضریب در بین ۱+ و ۱- قرار می‌گیرد. برای برآورد روند از یک مدل خطی استفاده شده و مقادیر R2 در نرم‌افزار Origin 8 نمایش داده شد.

نتایج

نتایج حاصل از مدل SVM در منطقه مورد مطالعه در شکل ۲ و جدول ۲ ارائه شده است. نتایج نشان می‌دهد که زمین‌های بایر

سیگموئید است. نوع RBF در بیشتر موارد به خوبی عمل می‌کند. ساختار ریاضی این چهار نوع در معادلات زیر نشان داده شده است.

$$k(x_i, x_j) = x_i^t x_j \quad (1)$$

$$k(x_i, x_j) = (\gamma x_i^t x_j + r)^d, \gamma > 0 \quad (2)$$

$$k(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2, \gamma > 0) \quad (3) \text{ نوع RBF}$$

$$k(x_i, x_j) = \tan h(\gamma x_i^t x_j + r) \quad (4) \text{ نوع سیگموئید}$$

در این معادلات، x_i بردار پشتیبانی i ها، x_j نقاط آموزش داده شده برای z ها، t پارامتر هموارسازی، k تابع مرکزی، Π شاخص اقلیدسی، γ پهنای هسته در توابع هسته مدل‌ها به جز مدل خطی، d نسبت درجه چندجمله‌ای در توابع هسته، r نسبت بایاس در توابع هسته‌ای مدل‌های چندجمله‌ای و سیگموئید بوده و γ ، d و r پارامترهای کنترل شده توسط کاربر است؛ زیرا تعریف صحیح آن‌ها به طور قابل توجهی باعث افزایش دقت SVM می‌شود.

روش حداکثر احتمال MLC یک روش مبتنی بر طبقه‌بندی نظارت شده است که از تئوری بایاس ریشه گرفته و احتمال وابستگی یک پیکسل را به یک طبقه معین نشان می‌دهد. به این منظور از معادله (۱۴) بهره گرفته می‌شود:

$$P(W) = \frac{P(W_i)P(i)}{P(W)} \quad (14)$$

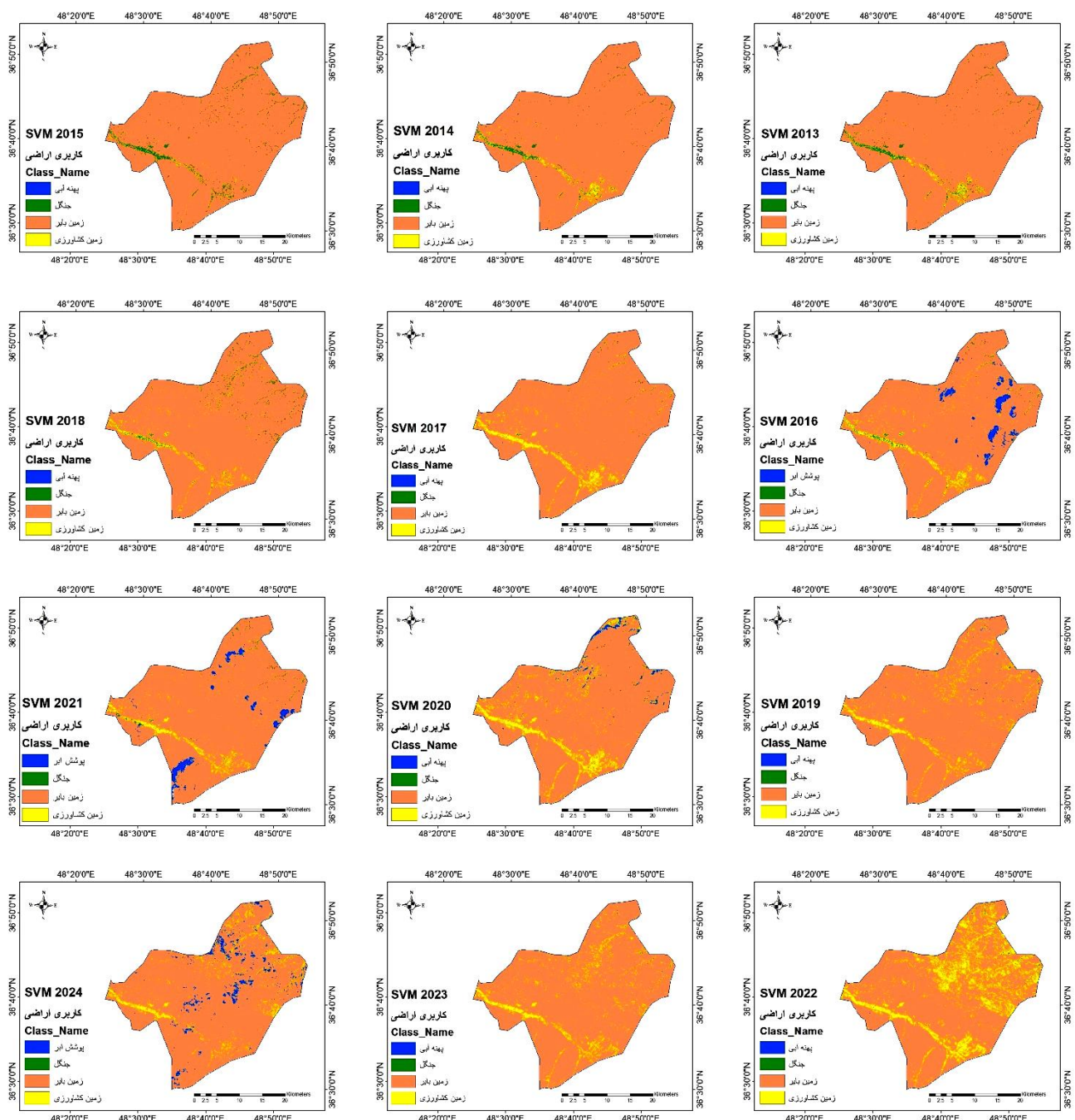
در این معادله $P(W_i)$ و $P(i)$ تابع احتمالاتی و احتمال وقوع i در منطقه مورد مطالعه بوده و $P(W)$ احتمال مشاهده W است. برای محاسبه $P(W)$ از معادله (۱۵) استفاده می‌شود.

$$P(W) = \sum_{i=1}^M P(W_i)P(i) \quad (15)$$

در این معادله M ، تعداد طبقات را نشان داده و فاکتور $P(W)$ ضریب ثابتی است که برای نرمال‌سازی استفاده می‌شود. بر اساس معادله (۱۶)، پیکسل x در طبقه i واقع می‌شود.

$$x \in \text{iif } P(iW) > P(jW) \text{ for all } j \neq i \quad (16)$$

در این مدل چنین فرض می‌شود که توزیع داده‌ها در طبقات از



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

به‌طور معنی‌داری کاهش یافته است؛ درحالی‌که مساحت مناطق مسکونی با گسترش همراه بوده است. رخداد یادشده طی دوره ۱۱ ساله به وقوع پیوسته است. برای نمونه 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 جنگل‌ها و اراضی بایر عمدتاً ناشی از گسترش سریع زمین‌های کشاورزی از ۱۳ کیلومتر مربع در سال ۲۰۱۳ به

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

سال	نوع کاربری (کیلومتر مربع)			
	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

۴۰ کیلومتر مربع در سال ۲۰۲۴ بوده است.

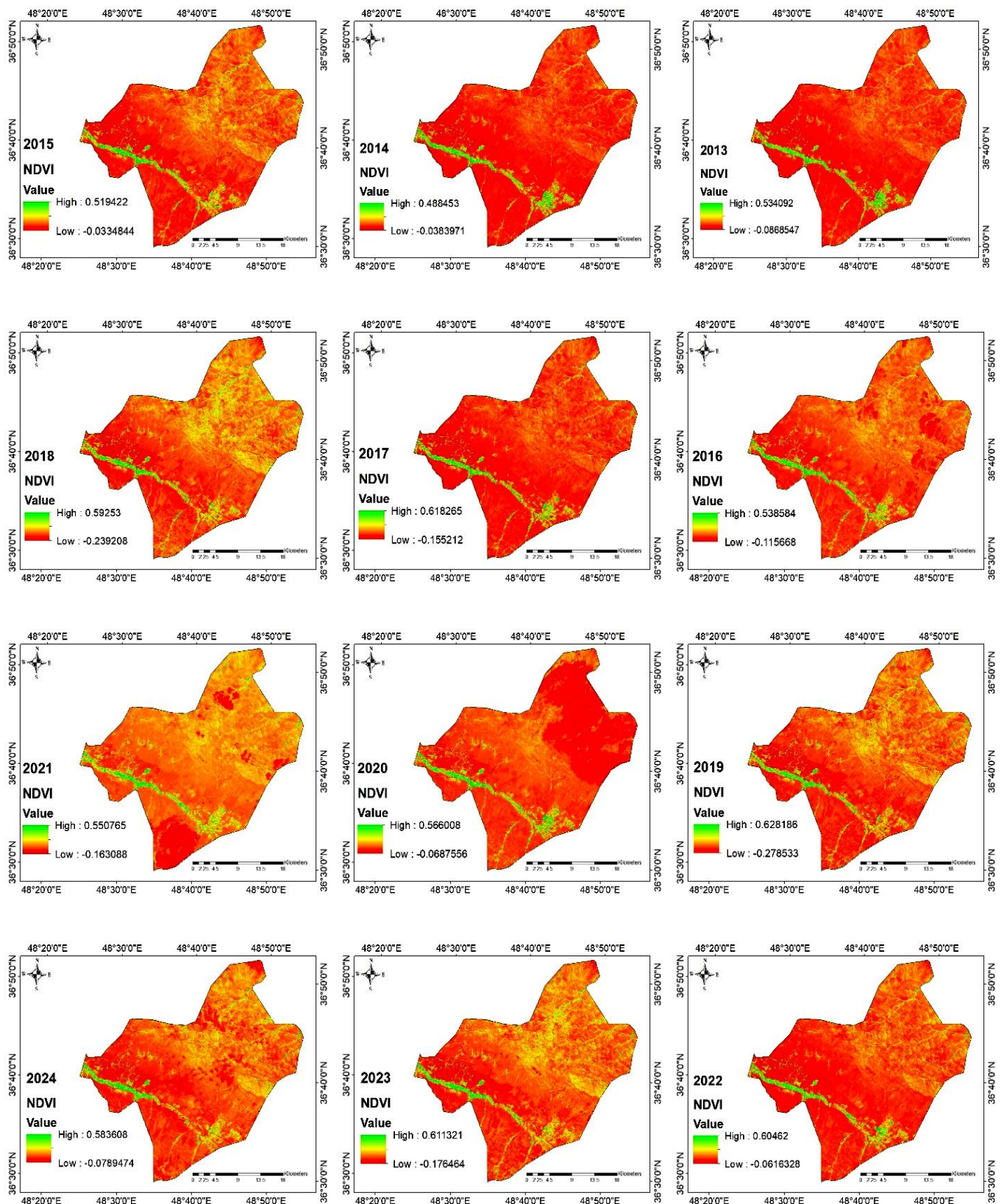
برای بررسی تغییرات زمانی و مکانی شرایط خشکسالی در دهستان بناب در بخش شرقی شهر زنجان، چهار شاخص NDWI، NDVI، NDMI و MSAVI مطالعه شدند. در ابتدا برای شاخص NDVI، بیشترین مقادیر NDVI برای سال‌های ۲۰۱۳ و ۲۰۲۳ به ترتیب معادل ۰/۵۳ و ۰/۵۸ بوده است (شکل ۳). تجزیه و تحلیل ۱۱ ساله مقدار NDVI نشان‌دهنده روند افزایشی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

افزایش شاخص NDVI در سال ۲۰۲۲ نسبت به سال ۲۰۱۳ در منطقه مورد مطالعه ممکن است به دلیل بهره‌برداری از آب‌های زیرزمینی باشد. در بررسی‌هایی که انجام شد، دیده می‌شود 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 بهره‌برداری از منابع دیگر آبی داشته است.

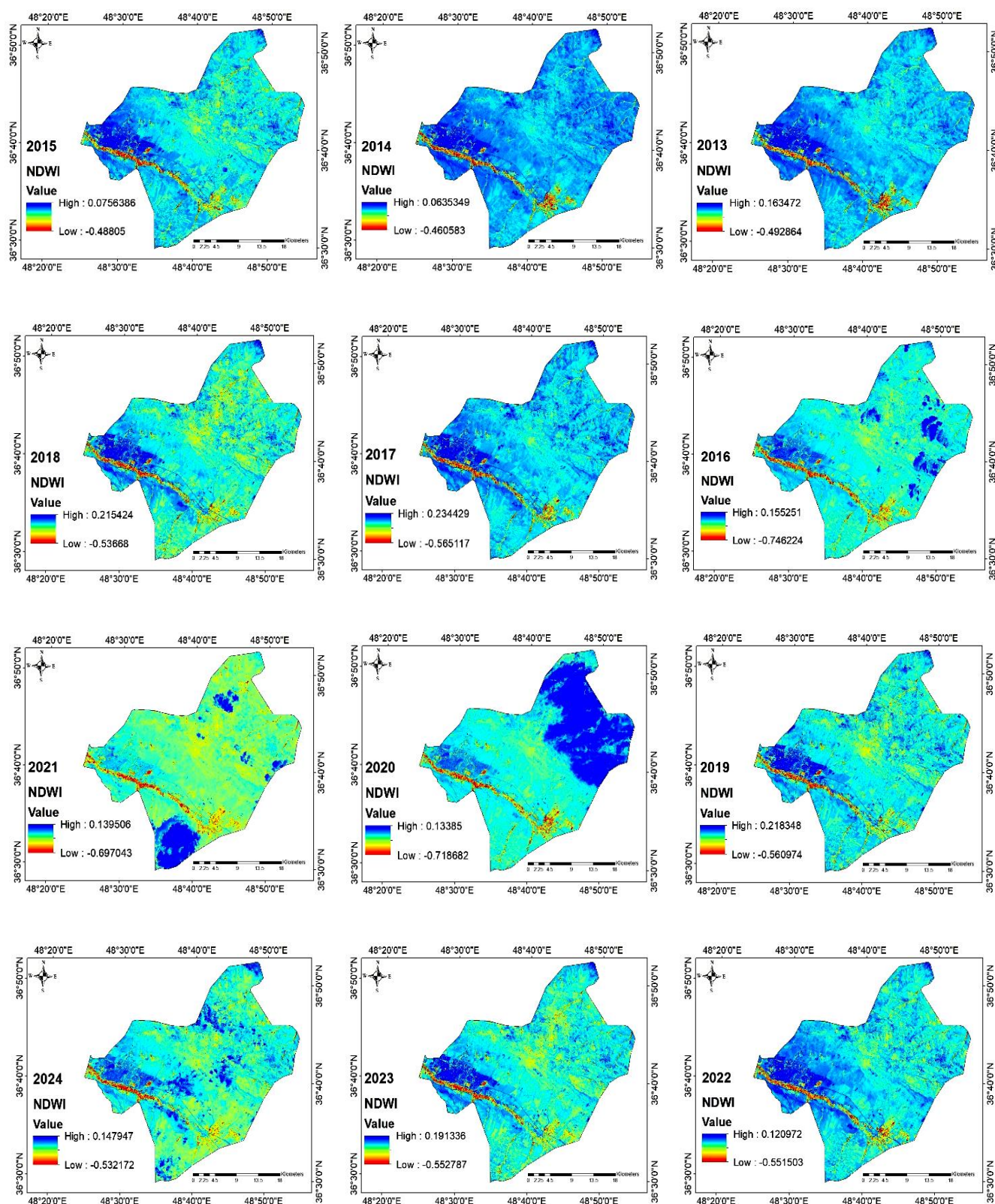
با بررسی شاخص NDWI دیده شد که بیشترین مقادیر این شاخص در طول دوره مورد مطالعه روند کاهشی

داشته‌اند (شکل ۴). برای نمونه، بیشترین مقدار NDWI در سال ۲۰۱۳ معادل ۰/۱۶ بوده و در سال ۲۰۲۴ به رقم ۰/۱۴ کاهش یافت. کاهش NDWI نشان می‌دهد که خشکسالی در این منطقه تشدید شده است. مناطق با NDWI کم مستعد خشکسالی شدیدتری هستند؛ درحالی‌که NDWI با رقم زیاد نشان‌دهنده شدت کم خشکسالی یا نبود آن است. در این منطقه رخداد جالبی که به وقوع پیوسته است، نداشتن همخوانی بین NDWI با شاخص‌های مانند NDMI و MSAVI داشته و این امر نشان می‌دهد که با وجود کاهش مقدار NDWI، مقدار پوشش گیاهی و رطوبت خاک افزایش یافته و این امر نشان از تأمین منابع رطوبتی از پارامترهایی خارج از بارش داشته و این امر احتمال استفاده گسترده از آب‌های زیرزمینی را به شکل قابل توجهی افزایش می‌دهد.

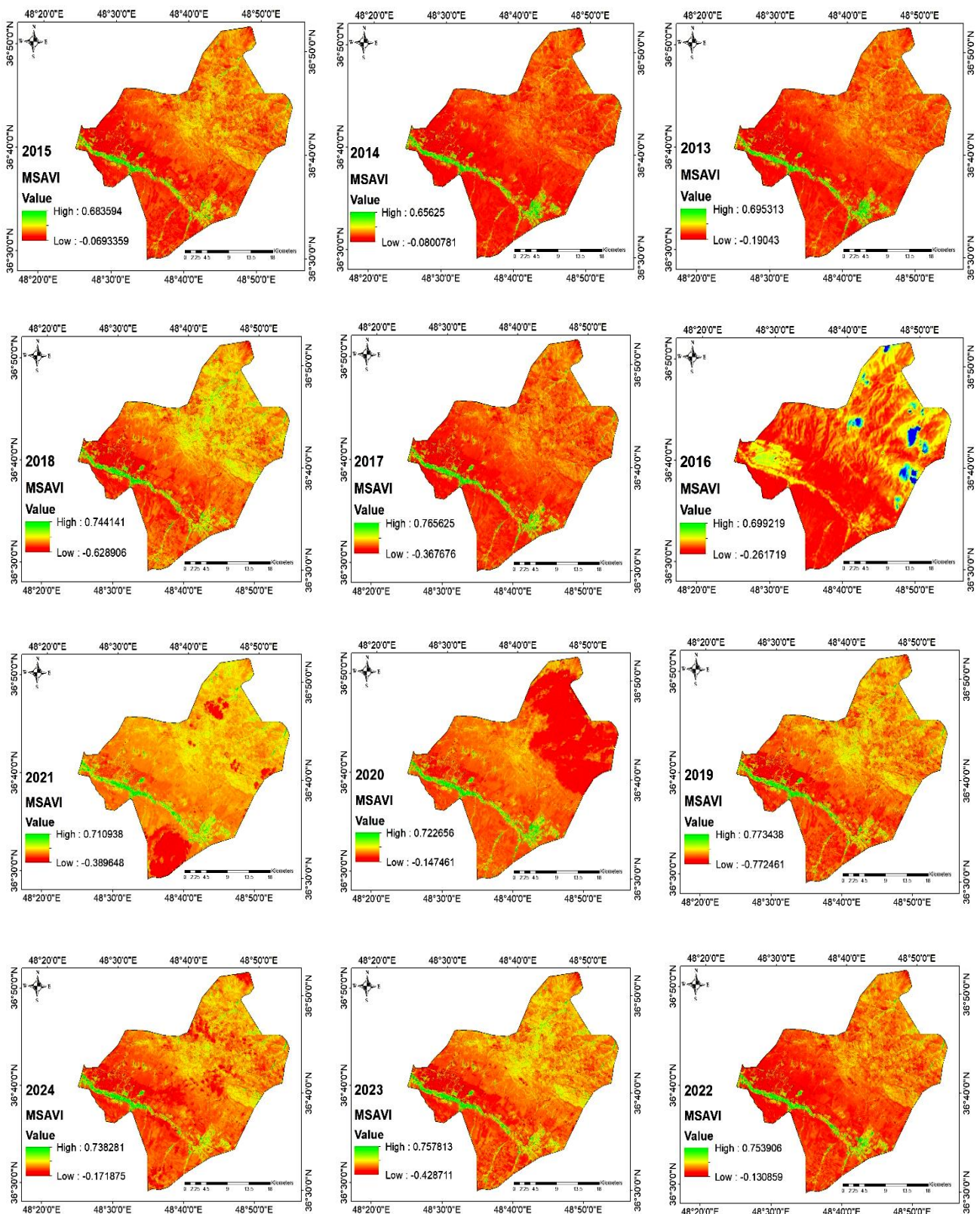
درنهایت، بررسی شاخص‌های MSAVI و NDMI نشان داد که بیشترین مقدار MSAVI و NDMI در طول یک دهه روند صعودی داشته‌اند (شکل ۵ و ۶). برای نمونه، بیشترین مقدار MSAVI در طول دوره مورد مطالعه از ۰/۶۹ در سال ۲۰۱۳ به ۰/۷۳ در سال ۲۰۲۴ رسید.



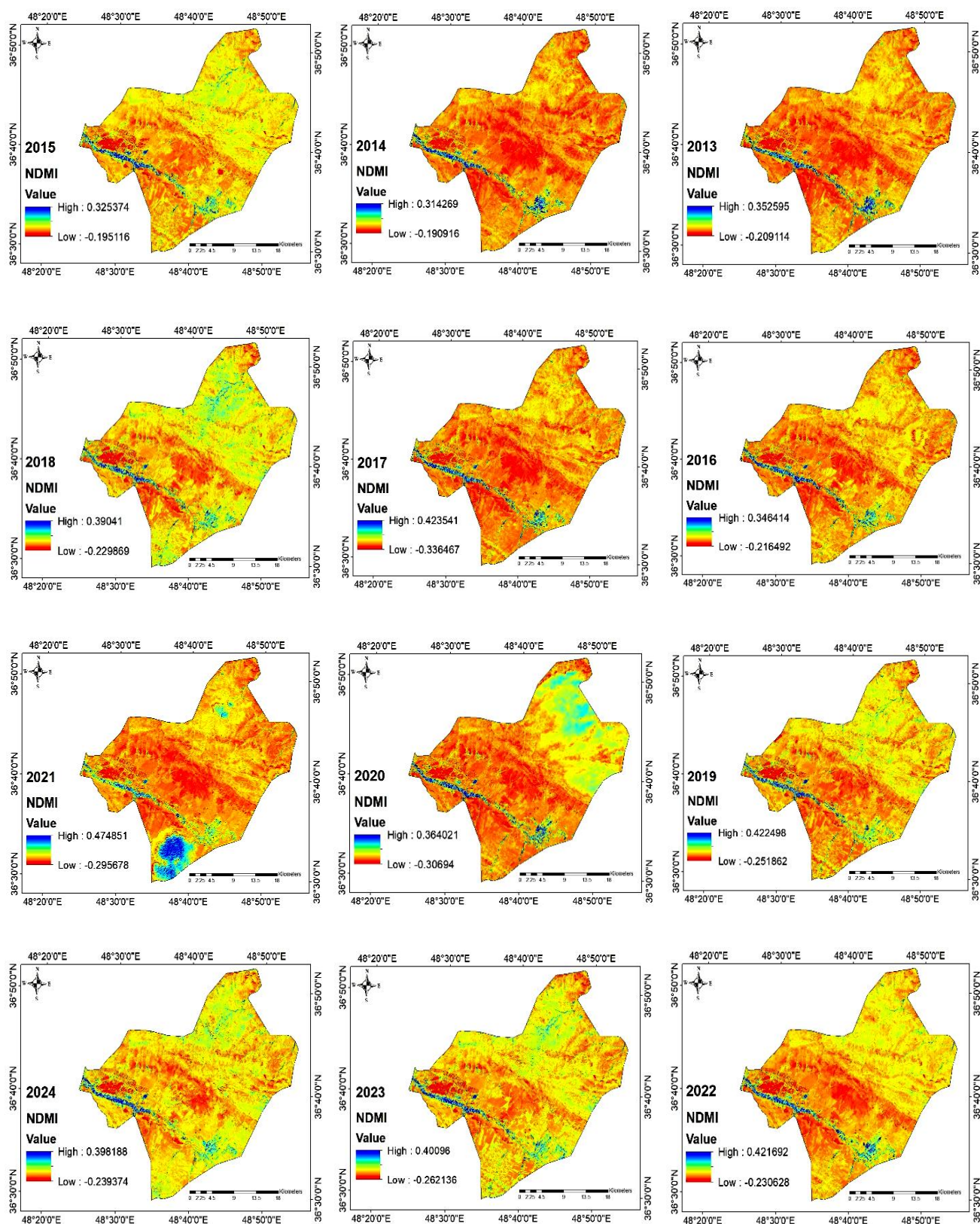
شکل ۳. مقادیر شاخص NDVI در بازه زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۴



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



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



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

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.

در این پژوهش همبستگی منفی بین NDVI و دما دیده شد (شکل ۹). ضریب تعیین این رابطه نیز در سال های مختلف در جدول ۴ نشان داده شد.

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.

رابطه منفی بین NDVI و LST در این پژوهش 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 آن ها را کاهش داده و مرگومیر آن ها را افزایش می دهد (۷، ۸، ۹ و ۳۰). علاوه بر این تغییر کاربری زمین می تواند بر NDVI تأثیر 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 تأثیر تنش های ناشی از خشکسالی قرار گرفته است.

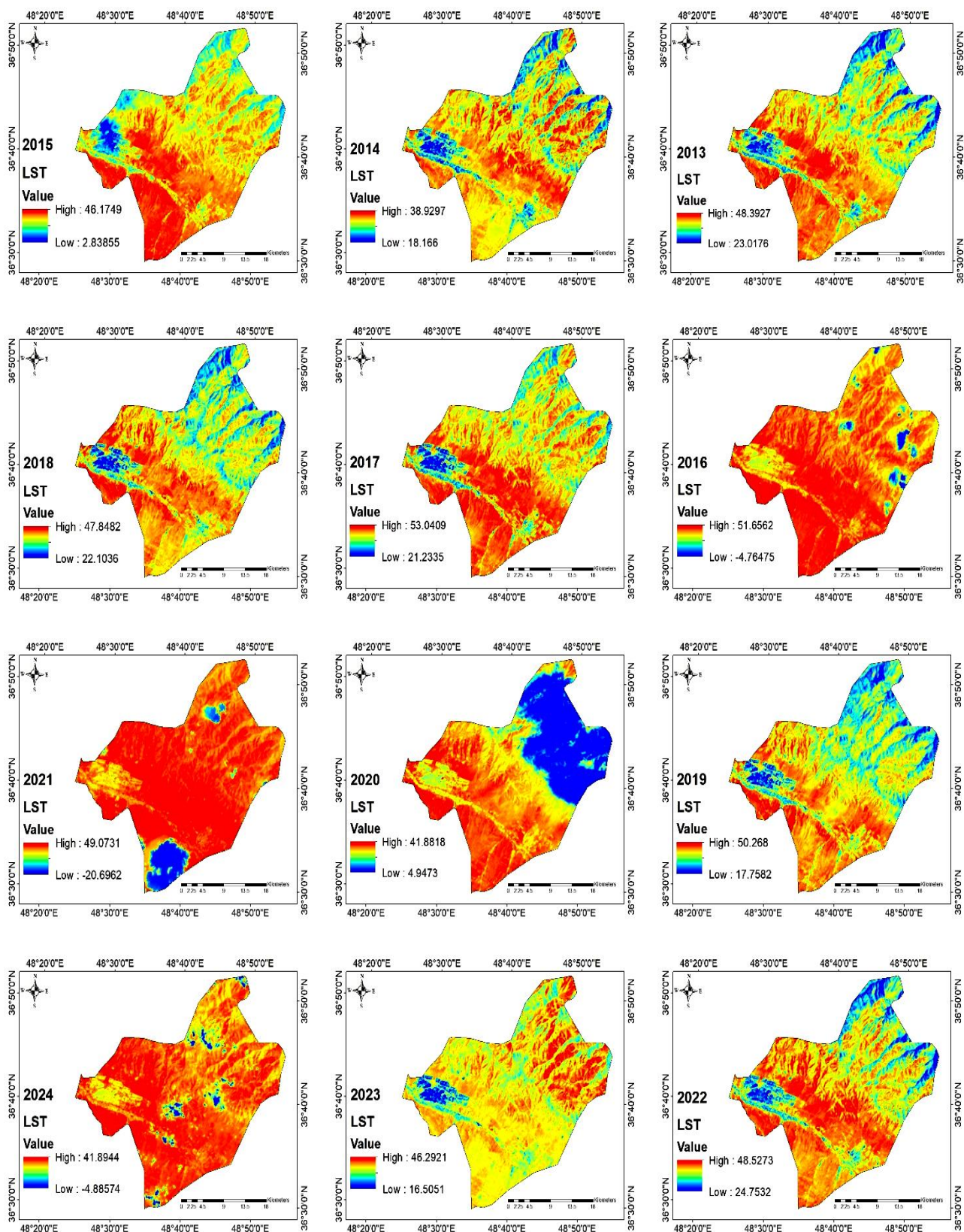
نتیجه گیری

خشکسالی چالشی جهانی است که می تواند تأثیرات بسیار جدی بر زندگی مردم از جمله کشاورزی به ویژه در مناطق خشک داشته باشد. آب و هوای خشک در منطقه مورد مطالعه

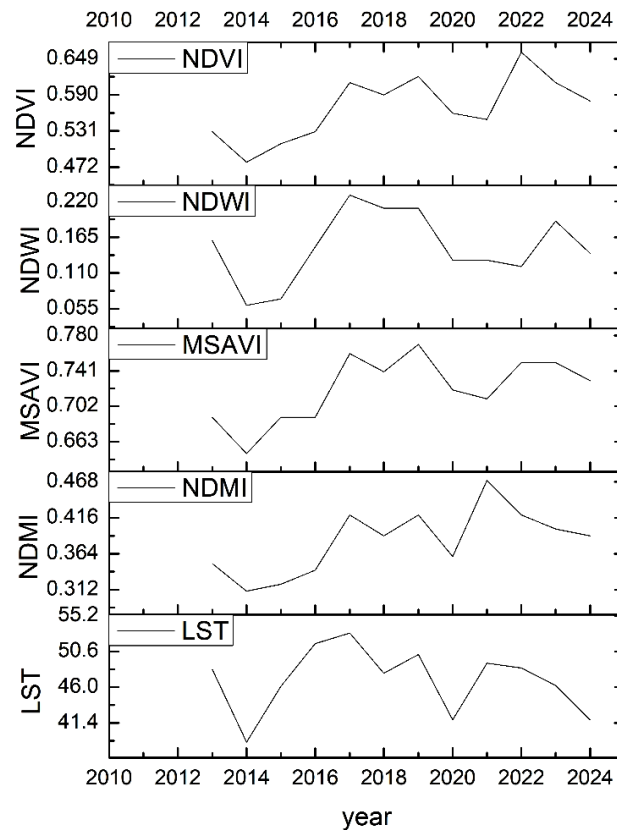
به طور مشابه، بیشترین مقدار NDMI در سال ۲۰۱۳ برابر با ۰/۳۵ و در سال ۲۰۲۴ برابر با ۰/۳۹ بوده است (شکل ۸). کاهش مقادیر این شاخص ها ممکن است نشان دهنده افزایش تغییرات اقلیمی است؛ لیکن افزایش این مقدار می تواند نشان از علت دیگری داشته باشد که در افزایش رطوبت خاک ایفای نقش کرده و در ارتباط با منابع آبی با منشأ اقلیمی نیست. آنجایی که تغییرات دمای سطح زمین می تواند نشان دهنده ارتباط این شاخص ها با خشکسالی داشته باشد؛ بنابراین 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 شود.

بررسی دمای سطح زمین نشان داد که دما در دوره ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۴ روند افزایشی و کاهشی داشته است (شکل ۷). افزایش دما تأثیر منفی شدیدی بر پوشش گیاهی داشته است. با بررسی مقادیر بیشینه دما دیده می شود که در سال ۲۰۱۷ و در ماه جولای دما به ۵۳/۰۴ درجه سانتی گراد 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 دید. مقادیر کمینه دما به علت وجود پوشش منفی قابل استناد نیستند؛ زیرا این پوشش با مقادیر دمایی بسیار کمی مواجه است که استفاده از مقادیر کمینه را با چالش مواجه می سازد.

مقادیر کمینه و بیشینه هر یک از شاخص های طیفی در جدول ۳ نشان داده شده است. در شاخص NDMI دیده می شود که بیشینه 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 آب های زیرزمینی داشته است. این امر زمانی قابل توجه است که نواحی بیشینه NDMI با موقعیت قرارگیری پوشش های گیاهی و زمین های کشاورزی همخوانی دارد. در شاخص MSAVI دیده 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



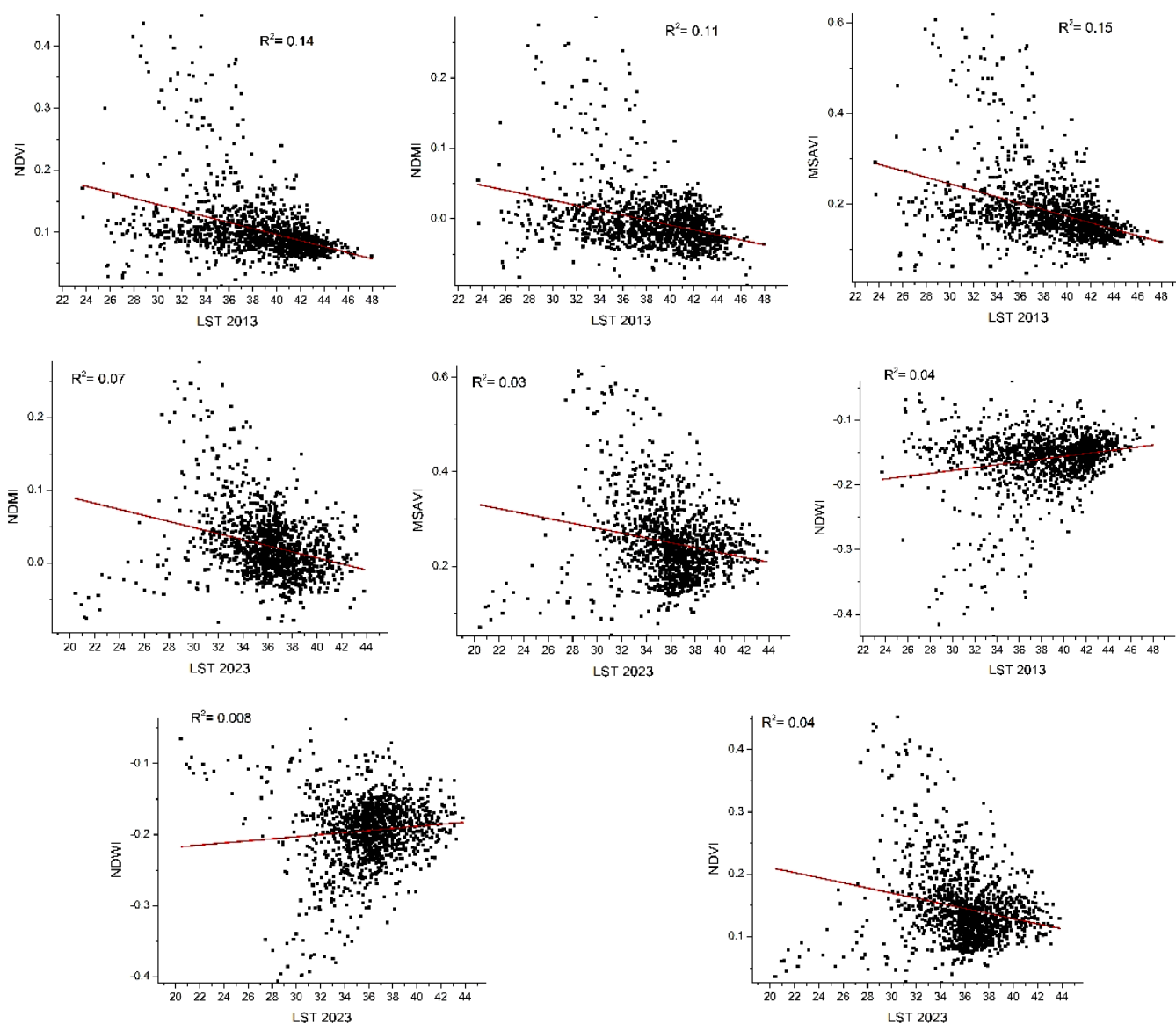
شکل ۷. نقشه شاخص LST در بازه زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۴



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

جدول ۳. مقادیر بیشینه و کمینه شاخص‌ها در سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۴

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



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

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

۲۰۲۳		۲۰۱۳		شاخص‌ها
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

درحالی 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 شود که به منظور تأثیر خشکسالی روی آب های زیرزمینی، روند این تغییرات در بازه های زمانی مختلف بررسی شود.

عمدتاً به ویژگی های جغرافیایی نسبت داده می شود که این منطقه را در برابر خشکسالی آسیب پذیر می کند. این پژوهش 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 براساس شاخص NDMI می توان چنین استدلال کرد که افزایش سطح زیر کشت در ارتباط با بهره برداری از آب های زیرزمینی است. همچنین دیده شد که مساحت پوشش گیاهی با LST همبستگی منفی دارد؛

References

منابع مورد استفاده

1. Artis, D. and W. Carnahan. 1982. Survey of emissivity variability in thermography of urban area. *Remote Sensing of Environment* 12(4): 313-329.
2. Benefoh, D.T., G.B. Villamor, M. van Noordwijk, C. Borgemeister, W.A. Asante and K.O. Asubonteng. 2018. Assessing land-use typologies and change intensities in a structurally complex Ghanaian cocoa landscape. *Apply Geograpy* 99: 109-119.
3. Boser, B., I. Guyon and V. Vapnik. 1992. A training algorithm fotoptimal margin classifier. *In: Proceedings of the Fifth Annual ACM Conference on Computational Learning Theory*. Pittsburgh, USA.
4. Burges, C. 1998. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data Mining and Knowledge Discovery* 2(2): 121-167.
5. Brown, J.F., B.C. Reed, M.J. Hayes, D.A. Wilhite and K. Hubbard. 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*, Maryland, USA.
6. Chen, Y.D., J. Li, Q. Zhang and X. Gu. 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. and V. Vapnik. 1995. Support-vector network. *Machine learning* 20(3): 273-297.
8. Cristianini, N. and J. Shawe-Taylor. 2000. *An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernelbased Learning Methods*, Cambridge University Press, Cambridge.
9. Cui, A., J. Li, Q. Zho, R. Zhu, H. Liu, G. Wu and Q. Li. 2021. Use of a multiscalar GRACE-based standardized terrestrial water storage index for assessing global hydrological droughts. *Journal of Hydrology* 603: 126871.
10. d'Andrimont, R. and P. Defourny. 2018. Monitoring African water bodies from twice-daily MODIS observation. *GIS Science Remote Sensing* 55 (1): 130-153.
11. Darcup, J.A., K.S. Lee, E.G. Paulson. 1980. On the definition of drought. *Water Resour. Res.* 16: 297-302.
12. Dube, T. and Q. Mutanga. 2015. Evaluating the utility of the medium-spatial resolution Landsat 8 multispectral sensor in quantifying aboveground biomass in uMgeni catchment, South Africa. *ISPRS Journal of Photogrammetry Remote Sensing* 101: 36-46.
13. Feyisa, G.L., H. Meilby, R. Fensholt and S.R. Proud. 2014. Automated Water Extraction Index: a new technique for surface water mapping using Landsat imagery. *Remote Sensing Environmental* 140: 23-35.
14. Foody, G., D. Boyd and C. Sanchez-Hernandez. 2007. Mapping a specific class with an ensemble of classifiers. *International Journal Remote Sensing* 28(8): 1733-1746.
15. Foody, G. and A. Mathur. 2006. The use of small training sets containing mixed pixels for accurate hard image

- classification: training onmixed spectral responses for classification by a SVM. *Remote Sensing Environment* 103(2): 179–189.
16. Gao, B. 1996. NDWI. A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing Environment* 58(3): 257-266.
17. Gu, Y., E. Hunt, B. Wardlow, J.B. Basara, J.F. Brown and J.P. Verdin. 2008. Evaluation of MODIS NDVI and NDWI for vegetation drought monitoring using Oklahoma Mesonet soil moisture data. *Geophysical Research Letters* 35(22): 1-5.
18. Guha, S., H. Govil, A. Dey and N. Gill. 2018. Analytical study of land surface temperature with NDVI and NDBI using Landsat 8 OLI and TIRS data in Florence and Naples city, Italy. *European Journal of Remote Sensing* 51(1): 667–678.
19. Hagenlocher, M., I. Meza, C.C. Anderson, A. Min, F.G. Renaud, Y. Walz, S. Siebert and Z. Sebesvari. 2019. Drought vulnerability and risk assessments: state of the art, persistent gaps, and research agenda. *Environmental Research Letters* 14(8): 083002
20. Huange, C., L.S. Davis and J. Townshend. 2002. An assessment of support vector machines for land cover classification. *International Journal of Remote Sensing* 23(4): 725- 749.
21. Hoque, M.A.-A., B. Pradhan and N. Ahmed. 2020. assessing drought vulnerability using geospatial techniques in northwestern part of Bangladesh. *Science of the Total Environment* 705: 135957.
22. Hossain, M.L., M.H. Kabir, M.U.S. Nila and A. Rubaiyat. 2021. Response of grassland net primary productivity to dry and wet climatic events in four grassland types in Inner Mongolia. *Plant-Environmental Interaction* 2(5): 250–262.
23. Hossain, M.L. and J. Li. 2020. Effects of long-term climatic variability and harvest frequency on grassland productivity across five ecoregions. *Global Ecology Conservation* 23: e01154.
24. Hossain, M.L. and J. Li. 2021. Disentangling the effects of climatic variability and climate extremes on the belowground biomass of C3- and C4-dominated grasslands across five ecoregions. *Science of the Total Environment* 760: 143894.
25. Hu, Z., X. Chen, D. Chen, J. Li, S. Wang, Q. Zhou, G. Yin and M. Guo. 2019. Dry gets drier, wet gets wetter”: a case study over the arid regions of central Asia. *International Journal of Climatology* 39(2): 1072–1091.
26. Hunt, E.R. and B.N. Rock. 1989. Detection of changes in leaf water content using Near- and Middle-Infrared reflectances. *Remote Sensing Environmental* 30(1): 43–54.
27. Islam, A.R.M., S. Shen, Z. Hu and M.A. Rahman. 2017. Drought hazard evaluation in boro paddy cultivated areas of western Bangladesh at current and future climate change conditions. *Advances in Meteorology* 2017(1): 3514381.
28. Janke, R., R. Murray, J. Uber and T. Taxon. 2006. Comparison of physical sampling and real-time monitoring strategies for designing a contamination warning system in a drinking water distribution system. *Journal of Water Resources Planning and Management* 132(4): 310–313.
29. Jiang, Y., L. Zhou, C.J. Tucker, A. Raghavendra, W. Hua, Y.Y. Liu and J. Joiner. 2019. Widespread increase of boreal summer dry season length over the Congo rainforest. *Nature Climate Change* 9(8): 617–622.
30. Jiao, W., L. Zhang, Q. Chang, D. Fu, Y. Cen and Q. Tong. 2016. Evaluating an enhanced vegetation condition index (VCI) based on VIUPD for drought monitoring in the continental United States. *Remote Sensing* 8(3): 224- 241.
31. Jimenez, J.C., J.A. Marengo, L.M. Alves, J.C. Sulca, K. Takahashi, S. Ferrett and M. Collins. 2021. The role of ENSO flavours and TNA on recent droughts over Amazon forests and the Northeast Brazil region. *International Journal of Climatology* 41: 3761–3780.
32. Kamruzzaman, M., S. Hwang, J. Cho, M.W. Jang and H. Jeong. 2019. Evaluating the spatiotemporal characteristics of agricultural drought in Bangladesh using effective drought index. *Water* 11(12): 2437.
33. King, A.D., A.J. Pitman, B.J. Henley, A.M. Ukkola and J.R. Brown. 2020. The role of climate variability in Australian drought. *Nature Climate Change* 10(3): 177–179.
34. Kogan, F. 2000. Global drought detection and impact assessment from space. PP. 196-210. In: Donald A. Wilhite (Ed.), Drought: A Global Assessment, Routledge, London.
35. Krishnamurthy, R.P.K., J.B. Fisher, R.J. Choularton and P.M. Kareiva. 2022. Anticipating drought-related food security changes. *Nature Sustainability* 5(11): 956–964.
36. Legesse, G. and V.K. Suryabhagawan. 2014. Remote sensing and GIS based agricultural drought assessment in East Shewa Zone, Ethiopia. *Tropical Ecology* 55(3): 349–363.
37. Li, J., L. Zhang, X. Shi and Y.D. Chen. 2017. Response of long-term water availability to more extreme climate in the Pearl River Basin, China. *International Journal of Climatology* 37(7): 3223–3237.
38. Li, J., Q. Zhang, Y.D. Chen and V.P. Singh. 2013. GCMs-based spatiotemporal evolution of climate extremes during the 21st century in China. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 118(19): 11–17.
39. Li, W., Z. Du, F. Ling, D. Zhou, H. Wang, Y. Gui, B. Sun and X. Zhang. 2013. A comparison of land surface water mapping using the normalized difference water index from TM, ETM+ and ALI. *Remote Sensing* 5(11): 5530–5549.

40. Liu, Q., S. Zhang, H. Zhang, Y. Bai and J. Zhang. 2020. Monitoring drought using composite drought indices based on remote sensing. *Science of the Total Environment* 711: 134585
41. Mcfeeters, S.K. 1996. The use of the normalized difference Water index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing* 17(7): 1425-1432.
42. Masocha, M., T. Dube, M. Makore, M.D. Shekede and J. Funani. 2018. Surface water bodies mapping in Zimbabwe using landsat 8 OLI multispectral imagery: a comparison of multiple water indices. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts a/b/c* 106: 63–67.
43. Marengo, J.A., A.P. Cunha, L.A. Cuartas, K.R. Deusdar, M.E. Seluchi, C.M. Michelin and M.L. Almeida, Kazmierczak. 2021. Extreme drought in the Brazilian Pantanal in 2019–2020: characterization, causes, and impacts. *Frontiers in Water* 3: 639204.
44. Mishra, A.K. and V.P. Singh. 2010. A review of drought concepts. *Journal of Hydrology* 391(1-2): 202–216.
45. Mishra, A., V. Desai and V. Singh. 2007. Drought forecasting using a hybrid stochastic and neural network model. *Journal of Hydrologic Engineering* 12(6): 626–638.
46. Ndlovu, T. and V. Mjimba. 2021. Drought risk-reduction and gender dynamics in communal cattle farming in southern Zimbabwe. *International Journal of Disaster Risk Reduction* 58: 102203
47. Nguyen, H., M.C. Wheeler, H.H. Hendon, E.-P. Lim and J.A. Otkin. 2021. The 2019 flash droughts in subtropical eastern Australia and their association with large-scale climate drivers. *Weather and Climate Extremes* 32: 100321
48. Nila, M.U.S., C. Beierkuhnlein, A. Jaeschke, S. Hoffmann and M.L. Hossain. 2019. Predicting the effectiveness of protected areas of Natura 2000 under climate change. *Ecological Processes* 8(1): 1–21.
49. Nilsson, M., D. Grigg and M. Visbeck. 2016. Policy: map the interactions between sustainable development goals. *Nature* 534 (7607): 320–322.
50. Orimoloye, I.R., O.O. Ololade, S.P. Mazinyo, A.M. Kalumba, O.Y. Ekundayo, E.T. Busayo, A.A. Akinsanola and W. Nel. 2019. Spatial assessment of drought severity in Cape Town area, South Africa. *Heliyon* 5(7): e02148.
51. Panu, U. and T. Sharma. 2002. Challenges in drought research: some perspectives and future directions. *Hydrological Sciences Journal* 47(S1): S19–S30.
52. Parry, M.L., O. Canziani, J. Palutikof, P. Van der Linden and C. Hanson. 2007. Climate Change 2007-impacts, Adaptation and Vulnerability: Working Group II Contribution to the Fourth Assessment Report of the IPCC, Cambridge University Press, Cambridge.
53. Qi, J., A. Chehbouni and A.R. Huete. 1994. A modified soil adjusted vegetation index. *Remote Sensing of Environment* 48(2):119–126.
54. Rodney Lester, E. 2003. Financing Rapid Onset Natural Disaster Losses in India: a Risk Management Approach. Technical Paper. Washington, DC: The World Bank.
55. Sarp, G. and M. Ozcelik. 2017. Water body extraction and change detection using time series: a case study of Lake Burdur, Turkey. *Journal of Taibah University for Science* 11(3): 381–391.
56. Seaton, D., T. Dube and D. Mazvimavi. 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 Journal of Photogrammetry Remote Sensing* 167: 375–384.
57. Sheffield, J., E.F. Wood and M.L. Roderick. 2012. Little change in global drought over the past 60 years. *Nature* 491(7424): 435–438.
58. Siddik, M.S., S.S. Tulip, A. Rahman, M.N. Islam, A.T. Haghighi and S.M.T. Mustafa. 2022. The impact of land use and land cover change on groundwater recharge in northwestern Bangladesh. *Journal of Environment Management* 315: 115130.
59. Taufik, M., B. Minasny, A. McBratney, J. Van Dam, P. Jones and H. Van Lanen. 2020. Human-induced changes in Indonesian peatlands increase drought severity. *Environmental Research Letters* 15: 084013.
60. Thomas, T., R.K. Jaiswal, R. Galkate, P.C. Nayak and N.C. Ghosh. 2016. Drought indicators-based integrated assessment of drought vulnerability: a case study of Bundelkhand droughts in central India. *Natural Hazards* 81(3): 1627–1652.
61. Tockner, k., S.E. Bunn, C. Gordon, R.J. Naiman, G.P. Quinn and J.A. Stanford. 2008. Flood plains: critically threatened ecosystems. PP. 45-64. In: Polunin, n. (Ed), Aquatic Ecosystems: Trends and Global Prospect. Cambridge University Press, Cambridge.
62. Udmale, P., Y. Ichikawa, s. Manandhar, H., Ishidaira and A.S. Kiem. (2014). Farmers. perception of drought impacts, local adaptation and administrative mitigation measures in Maharashtra State, India. *International Journal of Disaster Risk Reduction* 10: 250–269.
63. Wei, X., S. Huang, Q. Huang, D. Liu, G. Leng, H. Yang, W. Duan, J. Li, Q. Bai and J. Peng. 2022. Analysis of vegetation vulnerability dynamics and driving forces to multiple drought stresses in a changing environment. *Remote Sensing* 14(17): 4231.
64. Wetherald, R.T. and S. Manabe. 2002. Simulation of hydrologic changes associated with global warming. *Journal of*

Geophysical Research: Atmospheres 107(D9): ACL-7.

65. Zhang, Q., P. Sun, J. Li, V.P. Singh and J. Liu. 2015. Spatiotemporal properties of droughts and related impacts on agriculture in Xinjiang, China. *International Journal of Climatology* 35(7): 1254–1266.
66. Zhang, X., N. Chen, H. Sheng, C. Ip, L. Yan, Y. Chen, Y., Z. Sang, T. Tadesse, T.P.Y. Li. and A. Rajabifard. 2019. Urban drought challenge to 2030 sustainable development goals. *Science of the Total Environment* 693: 133536.
67. Zhou, Y., J. Dong, X. Xiao, T. Xiao, Z. Yang, G. Zhao, Z. Zo and Y. Qin. 2017. Open surface water mapping algorithms: a comparison of water-related spectral indices and sensors. *Water* 9(4): 256.