Geographical planning of space quarterly journal

Online ISSN: 2538-4821

Journal Homepage: gps.gu.ac.ir

Analyzing Vegetation–Climate Interactions in Guilan Province: A Multi-Indicator Remote Sensing Approach in Google Earth Engine (GEE)

Mehrdad Mehrjou [1], Hassan Ahmadi [2], Nader Zali [3]

1. (Corresponding Author) *Department of Urban Planning, Faculty of Architecture and Art, University of Guilan, Rasht, Iran*
Email: mehrjoumehrdad@gmail.com
2. *Department of Urban Planning, Faculty of Architecture and Art, University of Guilan, Rasht, Iran*
Email: hamed@guilan.ac.ir
3. *Department of Urban Planning, Faculty of Architecture and Art, University of Guilan, Rasht, Iran*
Email: nzali@guilan.ac.ir

ARTICLEINFO

Article type:
Research Article

Article History:
Received:
29 May 2026
Received in revised form:
11 September 2026
Accepted:
9 October 2026
Available online:
17 November 2026

Keywords:
Vegetation–Climate Interaction,
Land Surface Temperature,
Remote Sensing,
Guilan Province.

ABSTRACT

This study aims to investigate the spatiotemporal patterns of vegetation changes and land surface temperature in Guilan Province, northern Iran, during the period 2020 to 2024. Therefore, remote sensing indices including the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), the Enhanced Vegetation Index (EVI), and land surface temperature (LST) were employed. Satellite data analysis for those specific years was carried out with the aim of identifying vegetation trends, environmental dynamics, and the relationship between vegetation and climatic variables. The results indicate significant interannual variations in vegetation density, such that a noticeable decline in vegetation cover was observed in 2022 in both the Normalized Difference Vegetation Index and the Enhanced Vegetation Index, followed by a relative increase again in 2024. In contrast, land surface temperature patterns indicate a surge in surface temperature during periods when vegetation was under stress. Correlation analysis indicates that vegetation indices have a strong negative relationship with land surface temperature, which demonstrates the vulnerability of local ecosystems to climatic stresses. The results emphasize the importance of integrated satellite studies in environmental planning, sustainable agriculture, and climate change adaptation in vulnerable regions. This study contributes to a more comprehensive understanding of vegetation–climate interactions in the humid and subtropical regions along the Caspian Sea.

Citation: Mehrjou, M., Ahmadi, H., & Zali, N. (2026). Analyzing Vegetation–Climate Interactions in Guilan Province: A Multi-Indicator Remote Sensing Approach in Google Earth Engine (GEE). *Geographical planning of space quarterly journal*, 16 (3), 122-142.
http://doi.org/10.30488/gps.2026.560476.3874

© The Author(s)

Publisher: Golestan University Press

Extended Abstract

Introduction

Understanding vegetation–climate interactions play a crucial role in ecosystem health monitoring, land-use management, and predicting the effects of climate change, and assumes double importance in regions that are ecologically sensitive and climatically diverse. Remote sensing indices such as the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and the Enhanced Vegetation Index (EVI) are well-established tools for monitoring greenness, biomass, and phenological changes, while temperature and precipitation are considered among the most important drivers of vegetation dynamics at various temporal and spatial scales. Despite the simplicity of its calculation and interpretation, NDVI suffers from spectral saturation in densely vegetated areas and does not adequately reflect changes in canopy density. To address this limitation, EVI was designed using the blue band and atmospheric and background soil correction coefficients, and it demonstrates better performance than NDVI in forested and high-density agricultural areas.

International studies have also revealed that the response of vegetation to temperature and precipitation varies depending on the type of ecosystem, and in high-rainfall regions, the relationship between precipitation and vegetation may follow a non-linear, threshold-dependent pattern. Guilan Province in northern Iran - with high annual precipitation (often exceeding 1,200 mm), dense Hyrcanian vegetation, fertile agricultural lands (particularly paddy fields and tea plantations), and topographic diversity ranging from coastal plains to elevations exceeding 3,000 meters - is one of the Iran's unique ecological corridors and is highly sensitive to climatic fluctuations. This high precipitation, together with dense forests, has made Guilan a valuable region for investigating vegetation changes in relation to climate, and the temporal and spatial distribution pattern of precipitation plays a fundamental role in shaping vegetation indices and land surface temperature trends.

In recent decades, rapid urbanization (particularly within the Rasht metropolitan area) and land-use changes - including deforestation and the expansion of agricultural activities - have produced noticeable changes in land surface temperature patterns and vegetation cover. Despite this importance, few studies have comprehensively and simultaneously examined the spatiotemporal patterns of two complementary vegetation indices in relation to land surface temperature and precipitation in this region. Most national studies have been single-index (predominantly NDVI) and conducted at broad regional scales, and have less frequently addressed the simultaneous examination of complementary indices in areas with heterogeneous vegetation cover. The emergence of cloud-based processing platforms such as Google Earth Engine (GEE) has made large-scale, high-frequency, and efficient analyses of big environmental data possible without the need for local infrastructure. Accordingly, this study, utilizing Landsat 8, MODIS, and CHIRPS data within the GEE environment, explores vegetation–climate interactions in Guilan Province during the years 2020 to 2024 through a multi-index approach and statistical modeling. The aim, in addition to quantifying temporal changes in vegetation, is to analyze the spatial distribution of these changes and the extent of their sensitivity to climatic fluctuations, so that the findings may serve as a basis for sustainable management of land and water resources under conditions of environmental change.

Methodology

This study adopted descriptive-analytic approach and based on remote sensing data, with all processing conducted in the GEE cloud environment. The NDVI and EVI indices were extracted from Landsat 8 imagery (collection LANDSAT/LC08/C02/T1_L2) at a spatial resolution of 30 meters with Level-2 atmospheric corrections. To remove cloud and cloud-shadow pixels, the QA_PIXEL band based on the CFMask algorithm was used, and pixels containing bits 3 (cloud shadow) and 4 (cloud) were removed. NDVI was calculated from the near-infrared (Band 5) and red (Band 4) bands, and EVI from the blue (Band 2), red (Band

4), and near-infrared (Band 5) bands. To generate annual averages, images were selected that had at least 90% valid pixels after cloud masking, and images in which clouds covered more than 10% of the province's area were removed; the number of valid images used varied between 15 and 25 images per year (for example, 2020 had 18 valid images and 2024 had 22 valid images). Land surface temperature was extracted from the MODIS/061/MOD11A2 product (8-day composite, 1-km resolution), and only pixels of excellent quality were retained using the QC_Day band; raw values were converted to Celsius using a scale factor of 0.02 and an offset of 273.15. Precipitation was obtained from the CHIRPS/DAILY collection at a spatial resolution of approximately 5 km and used as monthly totals. After temporal and spatial alignment (bilinear interpolation where necessary) and application of a three-month moving average to remove short-term fluctuations, the data were clipped to the administrative boundaries of Guilan, and pixels were removed unrelated to vegetation (NDVI < 0.1).

The analyses included classification of vegetation density into five classes (*no vegetation, low to moderate, moderate, moderate to dense, and dense to very dense*) based on the classification of Sonawan et al.; Pearson correlation analysis at monthly and seasonal scales to examine the simultaneous or lagged behavior of vegetation relative to climatic changes; multiple linear regression to estimate EVI based on NDVI, LST, and precipitation; and examination of collinearity via the Variance Inflation Factor (VIF), autocorrelation using the Durbin-Watson test, and normality of residuals utilizing the Shapiro-Wilk test. Additionally, a gridded approach was employed to divide the province into equal-sized cells and calculate spatial statistics, in order to enable spatial comparisons and examine the internal heterogeneity of the province.

Results and discussion

The results indicate significant spatiotemporal fluctuations in the vegetation density of the province during the period 2020–2024. In the NDVI index, *the dense to very dense* class decreased from 383,229 hectares (27.2%) in 2020 to 283,582 hectares (20.1%) in 2024, which could be attributable to deforestation, land-use change, or prolonged droughts. The *moderate to dense* class exhibited a temporary decline to 256,305 hectares (18.2%) in 2022 and a recovery to 405,212 hectares (28.8%) in 2023, likely reflecting natural regeneration or afforestation. The *moderate* class exhibited a non-linear trend, decreasing from 459,647 hectares (32.6%) in 2020 to 298,512 hectares (21.2%) in 2022 and then increasing to 469,954 hectares (33.4%) in 2023, becoming the dominant class; this trend may result from temporary land-use changes, seasonal phenology, or ecological restoration of marginal lands. In contrast, the *no vegetation* areas reached 169,871 hectares (12.1%) in 2022 and reduced to 14,968 hectares (1.1%) in 2023, which may indicate temporary land degradation, flooding, or severe drought. The *low to moderate* class was also relatively stable, varying between 14% and 17%. In the EVI index, the *dense to very dense* class had the largest share and remained relatively stable across all years, while the *moderate* class showed a continuous decline from 207,007 hectares (14.69%) in 2020 to 161,726 hectares (11.48%) in 2024, which may be due to vegetation replacement or degradation. The *low to moderate* class peaked in 2021 and then experienced a sharp decline in 2024, which could result from drought or temporary land-use changes. The *no vegetation* class remained largely below 1%, except in 2021, when it increased to 2.10%. NDVI values ranged from −0.4887 to 0.1556, and EVI values ranged from −0.3509 to 0.7568.

Comparison of the two indices disclosed that NDVI reveals greater annual changes across vegetation classes, whereas EVI presents more stable patterns and higher sensitivity to biomass density. NDVI is more sensitive to overall greenness, while EVI performs better in dense vegetation covers and humid regions, and the simultaneous use of both indices provides a more comprehensive understanding of the spatiotemporal dynamics of vegetation.

Land surface temperature analysis indicated that temperature reaches its peak in July–August and its minimum in January–February. Mean annual LST increased from 20.26°C in 2020 to 22.42°C in 2023 and decreased to 18.87°C in 2024. A distinct spatial gradient was observed, with higher temperatures in plains and agricultural areas and lower temperatures in highlands and forests. Precipitation patterns also exhibited clear geographical differences: the northern and western parts of the province experienced higher precipitation (often exceeding 250 mm annually), while the central and southern interior regions received less rainfall. In 2021 and 2023, a notable decline in precipitation was observed across most of the province, indicating periods of moderate drought that likely affected vegetation health and land surface temperature dynamics.

The Pearson correlation matrix revealed strong and significant relationships among all variables at the 99% confidence level. The highest correlation was between NDVI and EVI (0.973), indicating an almost complete co-variation between them in the Guilan Province and demonstrating that, despite EVI being designed for densely vegetated areas, both indices perform similarly. The correlations of the vegetation indices with LST were positive and strong for EVI (0.841) and NDVI (0.813), respectively, and with precipitation for EVI (0.762) and NDVI (0.741), respectively. The correlation between LST and precipitation was 0.884, signifying a concurrent seasonal pattern between these two variables and the likelihood of collinearity in regression models. The multiple regression results showed that NDVI, with a standardized coefficient of 0.984 and a t-statistic of 23.43 ($P < 0.001$), is the strongest and most significant predictor of EVI; LST, with a coefficient of 0.008 ($P = 0.010$, t-statistic = 2.67), had a positive and significant effect, and precipitation, with a coefficient of −0.002 ($P = 0.051$, t-statistic = −2.00), had a marginal negative effect on EVI. All VIF values were below the threshold of 5 (the highest value being 4.587 for LST); the model's coefficient of determination was $R^2 = 0.946$; the Durbin-Watson statistic was 1.924; and the Shapiro-Wilk test ($P = 0.312$) confirmed the normality of residuals. These findings are consistent with previous studies in humid and temperate regions, regional studies of Guilan, and research on heat islands. The sharp decline in indices in 2023, which coincided with dryness and high land surface temperatures, confirms the ecosystem's sensitivity to hydro-thermal pressures and can be explained by the lagged response of vegetation to water stress and reduced soil moisture storage, since under such conditions canopy recovery is slower than the return of precipitation to normal values.

Conclusion

This study, through multi-index processing of remote sensing data in the Google Earth Engine environment, analyzed the interaction between vegetation and climatic variables in Guilan Province during 2020 to 2024. The main innovation lies in addressing the gap in previous regional research, which was predominantly single-index (mostly based on NDVI) and lacked concurrent analysis of complementary indices. By employing NDVI and EVI simultaneously alongside LST and precipitation in the Iran's rainiest province with heterogeneous forest-agricultural cover, this research made it possible to compare the behavior of the indices across different vegetation densities.

The scientific contribution is the provision of an integrated and transferable framework for estimating EVI in regions with similar climatic conditions, which is confirmed by the appropriate fit of the regression model ($R^2 = 0.946$) and the control of collinearity and autocorrelation. From a practical perspective, given the observed sensitivity of vegetation to climatic changes, the establishment of continuous satellite-based monitoring systems at the regional level is essential for planners and environmental managers, so that vegetation stress may be identified in its early stages and its effects mitigated. Focusing interventions on vulnerable areas such as plains and urban peripheries, together with vegetation restoration measures, irrigation methods, and water resource management, can contribute to strengthening ecosystem

resilience. Incorporating remote sensing indices such as NDVI, EVI, and LST into the policy-making and decision-making process will enhance the adaptive capacity and effectiveness of strategies to mitigate the effects of climate change in northern Iran.

Funding
There is no funding support.

Authors' Contribution
Authors contributed equally to the conceptualization and writing of the article. All of the authors approved thecontent of the manuscript and agreed on all aspects of the work declaration of competing interest none.

Conflict of Interest
Authors declared no conflict of interest.

Acknowledgments
We are grateful to all the scientific consultants of this paper.

مجله آمایش جغرافیایی فضا

شاپا الکترونیکی: ۴۸۲۱-۲۵۳۸

Journal Homepage: gps.gu.ac.ir

تحلیل برهم‌کنش‌های پوشش گیاهی و اقلیم در استان گیلان: رویکرد سنجش از دور چند شاخصه در سامانه گوگل ارث انجین (GEE)

مهرداد مهرجو [۱]، حسن احمدی [۲]، نادر زالی [۳]

۱- نویسنده مسئول، گروه شهرسازی، دانشکده معماری و هنر، دانشگاه گیلان، رشت، ایران. رایانامه: mehrjoumehrdad@gmail.com

۲- گروه شهرسازی، دانشکده معماری و هنر، دانشگاه گیلان، رشت، ایران. رایانامه: hamed@guilan.ac.ir

۳- گروه شهرسازی، دانشکده معماری و هنر، دانشگاه گیلان، رشت، ایران. رایانامه: nzali@guilan.ac.ir

اطلاعات مقاله

نوع مقاله:
مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت:
۱۴۰۵/۰۳/۰۸
تاریخ بازنگری:
۱۴۰۵/۰۶/۲۰
تاریخ پذیرش:
۱۴۰۵/۰۷/۱۷
تاریخ چاپ:
۱۴۰۵/۰۸/۲۶

واژگان کلیدی:
برهم‌کنش اقلیم-پوشش گیاهی، دمای سطح زمین، سنجش‌ازدور، گیلان.

چکیده

این مطالعه با هدف بررسی الگوهای تغییرات مکانی–زمانی پوشش گیاهی و دمای سطح زمین در استان گیلان در شمال ایران طی دوره ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۴ انجام‌شده است. برای این منظور، از شاخص‌های سنجش‌ازدور شامل شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی (NDVI)، شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی (EVI) و دمای سطح زمین (LST) استفاده شد. تحلیل داده‌های ماهواره‌ای برای سال‌های موردمطالعه با هدف شناسایی روندهای پوشش گیاهی، دینامیک‌های محیطی و رابطه پوشش گیاهی با متغیرهای اقلیمی صورت گرفت. نتایج نشان می‌دهد تغییرات بین سالانه قابل‌توجهی در تراکم پوشش گیاهی وجود دارد؛ به‌طوری‌که کاهش محسوس پوشش گیاهی در سال ۲۰۲۲ در شاخص‌های شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی و شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی مشاهده‌شده و سپس در سال ۲۰۲۴ مجدداً افزایش نسبی رخداده است. در مقابل، الگوهای دمای سطح زمین نشان‌دهنده افزایش دمای سطح در دوره‌هایی است که پوشش گیاهی دچار تنش بوده است. تحلیل همبستگی نشان می‌دهد شاخص‌های پوشش گیاهی با دمای سطح زمین رابطه منفی قوی دارند و این امر آسیب‌پذیری اکوسیستم‌های محلی را در برابر تنش‌های اقلیمی نشان می‌دهد. نتایج بر اهمیت مطالعات یکپارچه ماهواره‌ای در برنامه‌ریزی محیط‌زیست، کشاورزی پایدار و سازگاری با تغییر اقلیم در مناطق آسیب‌پذیر تأکید دارد. این پژوهش به درک جامع‌تری از برهم‌کنش پوشش گیاهی–اقلیم در مناطق مرطوب و نیمه گرمسیری حاشیه دریای خزر کمک می‌کند.

استناد: مهرجو، مهرداد؛ احمدی، حسن و زالی، نادر. (۱۴۰۵). تحلیل برهم‌کنش‌های پوشش گیاهی و اقلیم در استان گیلان: رویکرد سنجش از دور چند شاخصه در سامانه گوگل ارث انجین (GEE). *مجله آمایش جغرافیایی فضا*، ۱۶ (۳)، ۱۴۲-۱۲۳.

http://doi.org/10.30488/gps.2026.560476.3874

© نویسندگان

ناشر: انتشارات دانشگاه گلستان

مقدمه

درک برهم‌کنش میان پوشش گیاهی و اقلیم در پایش سلامت اکوسیستم، مدیریت کاربری زمین و پیش‌بینی اثرات تغییر اقلیم اهمیت بسزایی دارد؛ به‌ویژه در مناطقی که از نظر بوم‌شناختی حساس و از نظر اقلیمی متنوع‌اند. شاخص‌های پوشش گیاهی همچون NDVI[1] و EVI[2] ابزارهای شناخته‌شده‌ای برای پایش سرسبزی، زیست‌توده و تغییرات فنولوژیکی هستند (Tucker, 1979: 130, Yang et al., 2024: 939). از سوی دیگر، دما و بارش از مهم‌ترین محرک‌های دینامیک پوشش گیاهی در مقیاس‌های زمانی و مکانی مختلف به شمار می‌روند (Wu et al., 2015: 6048, Zhang et al., 2019: 124). استان گیلان یکی از کریدورهای بوم‌شناختی منحصربه‌فرد کشور است که بارندگی سالانه بالا، پوشش گیاهی انبوه و تنوع توپوگرافی و اقلیمی را در بر دارد و به‌شدت نسبت به تغییرات اقلیمی حساس است، به‌طوری‌که حتی نوسانات جزئی در دما یا بارش می‌تواند به تغییرات قابل‌توجهی در سلامت و توزیع پوشش گیاهی منجر شود (Modarres & Sarhadi, 2011: 867, Alizadeh-Choobari et al., 2016: 3162). باوجوداین اهمیت، پژوهش‌های اندکی الگوهای مکانی–زمانی پوشش گیاهی را در ارتباط با متغیرهای اقلیمی با داده‌های چند زمانه و قدرت تفکیک بالا بررسی کرده‌اند (سلیمانی و همکاران، ۱۴۰۳: ۸۰). ظهور پلتفرم‌های پردازشی ابری مانند GEE[3] تحول چشمگیری در مطالعات سنجش‌ازدور ایجاد کرده و امکان تحلیل‌های وسیع، پرتکرار و کارا را فراهم می‌کند (Hosen et al., 2023, Gorelick et al., 2017: 21). این پژوهش با بهره‌گیری از GEE الگوهای دینامیک NDVI و EVI و متغیرهای اقلیمی شامل LST[4] و بارش را در گیلان طی ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۴ بررسی می‌کند. هدف، علاوه بر کمی‌سازی تغییرات زمانی پوشش گیاهی، تحلیل توزیع مکانی این تغییرات و میزان تأثیرپذیری آن‌ها از نوسانات اقلیمی است. با ادغام داده‌های لندست، مودیس و چیرپس، این مطالعه ارزیابی دقیقی از برهم‌کنش پوشش گیاهی و اقلیم در یکی از مهم‌ترین مناطق بوم‌سازگانی شمال ایران ارائه می‌دهد.

پایش پوشش گیاهی با شاخص‌های سنجش‌ازدور در چند دهه اخیر از کارآمدترین روش‌ها برای بررسی دینامیک اکوسیستم‌ها در پاسخ به تغییرات اقلیمی و فعالیت‌های انسانی شناخته‌شده است (تاج‌آبادی و همکاران، ۱۴۰۴: ۱۴۷). NDVI که توسط راوس[5] و همکاران (۱۹۷۴) معرفی شد، به دلیل سادگی محاسبه و تفسیر پرکاربردترین شاخص پوشش گیاهی در مطالعات محیطی است (Tucker, 1979: 131). بااین‌حال، NDVI در مناطق با پوشش انبوه و زیست‌توده بالا دچار اشباع طیفی می‌شود و تغییرات تراکم تاج‌پوشش را به‌خوبی منعکس نمی‌کند (Huete et al., 2002: 201). برای رفع این محدودیت، EVI با به‌کارگیری باند آبی و ضرایب تصحیح اتمسفری و پس‌زمینه خاک طراحی شد که حساسیت بیشتری در مناطق با پوشش انبوه دارد (Huete et al., 2002: 200). مطالعات نشان داده است که EVI در مناطق جنگلی و کشاورزی با تراکم بالا عملکرد بهتری نسبت به NDVI دارد و همبستگی بیشتری با پارامترهای بیوفیزیکی مانند زیست‌توده و شاخص سطح برگ نشان می‌دهد (Sharma et al., 2020: 158, Zeydan et al., 2023: 20339).

در زمینه ارتباط پوشش گیاهی و عوامل اقلیمی، وو[6] و همکاران (۲۰۱۵) با تحلیل NDVI و متغیرهای اقلیمی در چین نشان دادند که دما و بارش نقش تعیین‌کننده‌ای در فنولوژی و توزیع مکانی پوشش گیاهی ایفا می‌کنند و مناطق مرطوب

1 Normalized Difference Vegetation Index
2 Enhanced Vegetation Index
3 Google Earth Engine
4 Land Surface Temperature
5 Rouse
6 Wu

حساسیت بیشتری نسبت به نوسانات بارش دارند. ژانگ[1]و همکاران (۲۰۱۹) نشان دادند که رابطه بارش با پوشش گیاهی در مناطق با بارندگی بیش از ۱۰۰۰ میلی‌متر از الگوی غیرخطی پیروی می‌کند و افزایش بارش فراتر از حد بهینه اثر مثبت چندانی بر رشد گیاهان ندارد. هوانگ[2]و همکاران (۲۰۲۰) نشان دادند که تنش آبی طولانی‌مدت می‌تواند به کاهش قابل‌توجه شاخص‌های پوشش گیاهی منجر شود و بازیابی اکوسیستم‌ها تا چندین سال به طول انجامد.

LST به‌عنوان یکی از مهم‌ترین پارامترهای بیوفیزیکی، ارتباط مستقیمی با شار انرژی سطح، رطوبت خاک و سلامت پوشش گیاهی دارد (Weng, 2009: 337, Li et al., 2013: 3803). استوک[3]و همکاران (۲۰۱۷) نشان دادند که مناطق با پوشش گیاهی انبوه دمای پایین‌تری تجربه می‌کنند و همبستگی منفی معنی‌داری بین NDVI و LST در مناطق شهری گزارش کردند. کاراکویون[4](۲۰۲۴) نیز همبستگی منفی قوی بین NDVI و LST را در ترکیه تأیید و بر نقش تعدیل‌کنندگی پوشش گیاهی در کاهش جزایر حرارتی تأکید کرد. حسین و همکاران (۲۰۲۳) در پاکستان دریافتند که EVI در مناطق کشاورزی با تراکم بالا همبستگی بیشتری با LST نسبت به NDVI دارد که نشان‌دهنده حساسیت بیشتر EVI به تغییرات زیست‌توده است.

تغییرات کاربری زمین و گسترش شهرنشینی نیز در مطالعات متعددی مورد توجه قرار گرفته است. علیزاده‌چوباری و همکاران (۲۰۱۶) نشان دادند که گرمایش سریع منطقه خزر تحت تأثیر ترکیبی از تغییرات اقلیمی و فعالیت‌های انسانی است و کاهش پوشش جنگلی در سواحل جنوبی خزر با افزایش دمای سطح و تشدید تنش‌های حرارتی مرتبط است. مدرس و سرحدی (۲۰۱۱) نشان دادند که سواحل خزر، از جمله گیلان، الگوهای بارشی متفاوتی نسبت به سایر مناطق کشور دارند. ایمهوف و همکاران (۲۰۱۰) و ژائو[5]و همکاران (۲۰۱۶) نیز نقش پوشش گیاهی را به‌عنوان مهم‌ترین عامل تعدیل‌کننده دمای سطح در مناطق شهری و اهمیت برنامه‌ریزی فضای سبز را تأکید کردند.

در ایران، فرجزاده و همکاران (۱۳۹۰) با تصاویر AVHRR نشان دادند که در مناطق با بارش بیش از ۵۰۰ میلی‌متر، رابطه بارش با NDVI از الگوی خطی پیروی نمی‌کند و آستانه‌های اشباع رطوبتی قابل‌تشخیص است. علیمرادی و همکاران (۱۳۹۶) در حوضه کارون همبستگی مثبت معنی‌داری بین NDVI و بارش گزارش نمودند و نشان دادند که LSTبه‌عنوان عامل محدودکننده در تابستان عمل می‌کند. کمکی و همکاران (۱۳۹۸) در البرز مرکزی همبستگی معنی‌داری بین شاخص‌های پوشش گیاهی (به‌ویژه EVI) و LST پیدا کردند و بر اهمیت شاخص‌های مکمل تأکید کردند. هاشمی و همکاران (۱۳۹۸) در باغات پرتقال داراب نشان دادند که بارش، حداقل دما و حداکثر رطوبت تأثیر مثبت و معنی‌داری بر NDVI و EVI دارند و EVI حساسیت بیشتری به تغییرات رطوبتی نشان می‌دهد.

ظهور پلتفرم‌های پردازشی ابری مانند GEE تحولی بنیادین در مطالعات سنجش‌ازدور ایجاد کرده است. گورلیک[6]و همکاران (۲۰۱۷) آن را به‌عنوان یک انقلاب در پردازش داده‌های بزرگ محیطی توصیف کردند که تحلیل‌های وسیع و کارا را بدون نیاز به زیرساخت‌های محلی فراهم می‌کند. هوسن[7]و همکاران (۲۰۲۳) با GEE خشک‌سالی کشاورزی بنگلادش را پایش کردند و بر قابلیت بالای این سامانه در تحلیل‌های منطقه‌ای تأکید نمودند. ابوبکر[8]و همکاران (۲۰۲۴) نیز با GEE همبستگی منفی معنی‌داری بین NDVI و LST در کادونا گزارش کردند. باوجوداین پیشرفت‌ها،

1Zhang
2Huang
3Estoque
4Karakoyun
5Zhou
6Gorelick
7Hosen
8Abubakar

پژوهش‌هایی که از GEE برای تحلیل هم‌زمان NDVI و EVI و عوامل اقلیمی LST) و بارش (در استان گیلان استفاده کرده‌اند بسیار محدود است.

بررسی منابع نشان می‌دهد که علیرغم اهمیت اکولوژیکی و اقلیمی گیلان، شکاف‌های علمی قابل‌توجهی وجود دارد. بیشتر مطالعات داخلی تک شاخصه (عمدتاً NDVI) و در مقیاس‌های وسیع انجام‌شده‌اند و کمتر به بررسی هم‌زمان شاخص‌های مکمل در مناطق با پوشش ناهمگن پرداخته‌اند. همچنین تعداد معدودی از پژوهش‌های داخلی از رگرسیون چندگانه با بررسی هم خطی و خودهمبستگی باقیمانده‌ها استفاده کرده‌اند. گیلان با بارش سالانه بیش از ۱۲۰۰ میلی‌متر، پوشش گیاهی متنوع از جنگل‌های هیرکانی تا اراضی کشاورزی و آسیب‌پذیری بالا در برابر تغییرات اقلیمی (Modarres & Sarhadi, 2011: 865, Alizadeh-Choobari et al., 2016: 3163) نیازمند مطالعه‌ای جامع با رویکرد چند شاخصه و سنجش‌ازدور نوین است. پژوهش حاضر با داده‌های لندست ۸، مودیس و چیرپس در بستر GEE به بررسی برهم‌کنش پوشش گیاهی–اقلیم با رویکردی تلفیقی و مدل‌سازی آماری پرداخته و می‌کوشد شکاف‌های علمی موجود را پر نماید.

روش پژوهش

شاخص‌های پوشش گیاهی مانند شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی (NDVI) و شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی (EVI) از شاخص‌های کلیدی در پایش سلامت پوشش گیاهی، ساختار تاج‌پوشش و بهره‌وری زیستی محسوب می‌شوند. NDVI از بازتاب طیفی باندهای قرمز و فروسرخ نزدیک محاسبه می‌شود و سبزینگی پوشش گیاهی را نشان می‌دهد (Rouse et al., 1974: 3011). بااین‌حال، NDVI در مناطق با پوشش انبوه دچار اشباع می‌شود. برای رفع این محدودیت، EVI با استفاده از باند آبی و ضرایب تصحیح اتمسفری و پس‌زمینه خاک طراحی‌شده است که حساسیت بیشتری در مناطق با زیست‌توده بالا دارد (Huete et al., 2002: 196, Hosen et al., 2023). در این پژوهش، هر دو شاخص از داده‌های لندست ۸ برای دوره ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۴ استخراج شدند تا تغییرات فصلی و بین سالانه پوشش گیاهی در استان گیلان بررسی گردد.

شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی یکی از پرکاربردترین روش‌ها برای ارزیابی پوشش گیاهی در داده‌های سنجش‌ازدور است. مقادیر آن بین ۱− تا ۱ متغیر بوده و مقادیر نزدیک به ۱ نشان‌دهنده پوشش گیاهی انبوه و سالم هستند. برای لندست ۸ از باند ۴ (قرمز) و باند ۵ (نزدیک به فروسرخ) استفاده شد (USGS, 2019). فرمول NDVI در معادله (۱) ارائه‌شده است:

$$\mathrm{NDVI} = \frac{\mathrm{Band}\ 5 - \mathrm{Band}\ 4}{\mathrm{Band}\ 5 + \mathrm{Band}\ 4} \quad (1)$$

شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی مشابه شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی است اما با حساسیت بیشتر نسبت به پوشش‌های گیاهی انبوه، و با اصلاح اثرات اتمسفری و نویز پس‌زمینه عملکرد بهتری دارد (Huete et al., 2002). برای محاسبه آن از باندهای آبی، قرمز و نزدیک به فروسرخ استفاده می‌شود. فرمول شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی در معادله (۲) ارائه‌شده است:

$$EVI = 2.5 \times \left(\frac{Band\ 5 - Band\ 4}{(Band\ 5 + 6) \times (Band\ 4 - 7.5) \times (Band\ 2 + 1)}\right) \quad (2)$$

دمای سطح زمین نمایانگر شار حرارتی و تعادل انرژی سطح است و ارتباط مستقیم با وضعیت پوشش گیاهی و شرایط اقلیمی دارد (Weng, 2009; Karakoyun, 2024: 18). در این پژوهش، از مودیس با قدرت تفکیک ۱ کیلومتر و دوره‌های ترکیبی ۸ روزه استفاده شد. مقادیر خام دمای سطح زمین با استفاده از ضریب مقیاس (۰٫۰۲) و ثابت تبدیل (۲۷۳٫۱۵- درجه سانتی‌گراد) به دما تبدیل شدند. میانگین‌های سالانه و فصلی برای شناسایی نقاط داغ حرارتی و بررسی الگوهای زمانی استخراج شدند. همچنین با استفاده از قابلیت‌های سامانه گوگل ارث انجین، نماواره‌های زمانی دمای سطح زمین برای کل محدوده با روش کاهش میانگین محاسبه گردید (Wan et al., 2015; Abubakar et al., 2024: 140).

دمای سطح زمین یکی از مهم‌ترین پارامترهای بیوفیزیکی مرتبط با تبادلات انرژی سطح–جو و سلامت پوشش گیاهی است (Li et al., 2013). در این مطالعه، دمای سطح زمین با استفاده از معادله (۳) به سلسیوس تبدیل شد:

$$LST_{(C)} = (LST_{raw} \times 0.02) - 273.15 \quad (3)$$

برای افزایش دقت، پیکسل‌های ابرآلود و معیوب حذف شدند. سپس داده‌های دمای سطح زمین به‌صورت زمانی و مکانی تجمیع و برای تحلیل‌های پوشش گیاهی–اقلیم استفاده گردید.

برهم‌کنش اقلیم و پوشش گیاهی، یعنی رابطه میان متغیرهای اقلیمی مانند بارش و دما با شاخص‌های پوشش گیاهی، نقش مهمی در ارزیابی اثرات نوسانات اقلیمی دارد؛ زیرا پاسخ شاخص‌هایی مانند NDVI و EVI به دما و بارش بسته به نوع پوشش گیاهی، شرایط بوم‌شناختی و مقیاس زمانی تحلیل متفاوت است و در بسیاری از موارد با تأخیر زمانی همراه است. در این پژوهش از تحلیل همبستگی پیرسون برای بررسی رابطه میان NDVI/EVI و داده‌های بارش چیرپس و دمای مودیس استفاده شد و همبستگی‌ها در مقیاس‌های ماهانه و فصلی محاسبه شدند تا رفتار هم‌زمان یا تأخیری پوشش گیاهی نسبت به تغییرات اقلیمی مشخص شود .(Zhang et al., 2019) همچنین رگرسیون خطی برای بررسی روند و نرخ تغییر شاخص‌ها به‌کار رفت، نمودارهای پراکنش برای نمایش روابط ترسیم شدند و یک رویکرد شبکه‌بندی شده برای تقسیم استان به سلول‌های هم‌اندازه و محاسبه آمار مکانی استفاده شد (Xiao et al., 2007: 99, Estoque et al., 2017: 351).

تمام داده‌ها در محیط ابری سامانه گوگل ارث انجین (GEE) پردازش شدند. شاخص‌های NDVI و EVI از تصاویر لندست ۸ (مجموعه LANDSAT/LC08/C02/T1_L2) با قدرت تفکیک ۳۰ متر و تصحیحات اتمسفری از پیش اعمال‌شده (سطح ۲) استخراج شدند. برای حذف پیکسل‌های ابری و سایه ابرها از باند QA_PIXEL مبتنی بر الگوریتم CFMaskاستفاده گردید و پیکسل‌های دارای بیت‌های ۳ (سایه ابر) و ۴ (ابر) حذف شدند. NDVI از باندهای فروسرخ نزدیک (Band 5) و قرمز (Band 4) مطابق رابطه (۱) و EVI با باندهای آبی (Band 2)، قرمز (Band 4) و فروسرخ نزدیک (Band 5) مطابق رابطه (۲) محاسبه گردید .(Huete et al., 2002) برای تولید میانگین سالانه، تصاویری انتخاب شدند که پس از اعمال ماسک ابر حداقل ٪۹۰ پیکسل‌های آن‌ها معتبر بودند و تصاویری که بیش از ٪۱۰ سطح استان را ابر پوشانده بودند حذف شدند.

برای استخراج LST از محصول MODIS/061/MOD11A2 (ترکیب ۸ روزه با تفکیک ۱ کیلومتر) استفاده شد. برای پالایش کیفی از باند QC_Day استفاده شد و فقط پیکسل‌های با کیفیت عالی (بیت‌های ۰ و ۱ برابر با صفر) نگهداری شدند. مقادیر خام LST با ضریب مقیاس ۰٫۰۲ و کسر ۲۷۳٫۱۵ به سلسیوس تبدیل شدند (Wan et al., 2015). محدوده مکانی استان گیلان با فایل مرزبندی (Shapefile) در GEE تعریف و تمام تصاویر بر اساس آن برش داده شدند.

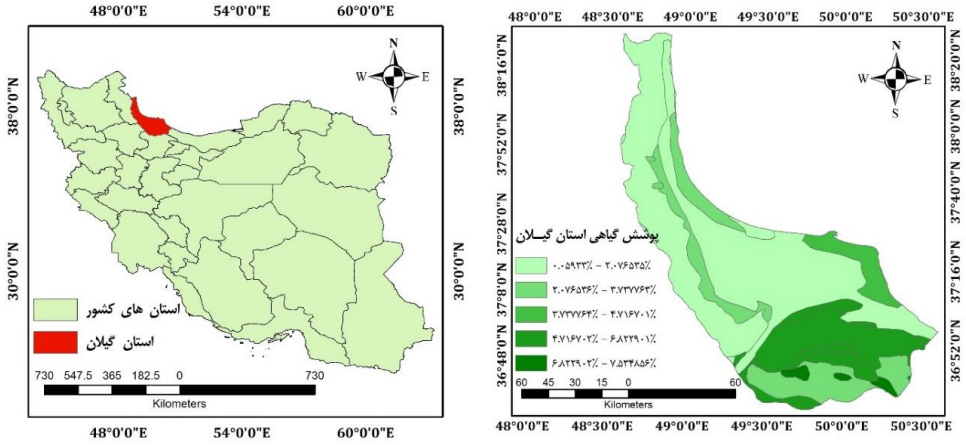
جدول ۱. مشخصات داده‌های سنجش‌ازدور مورداستفاده در مطالعه

پیکسل	شناسه محصول	سنجنده	تفکیک مکانی	دوره زمانی	روش حذف ابر / کیفیت‌سنجی	توضیحات
شاخص NDVI و EVI	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2	Landsat 8	۳۰ متر	۲۰۲۰–۲۰۲۴	استفاده از باند QA_PIXEL (الگوریتم CFMask) و حذف پیکسل‌های دارای بیت‌های ۳ (سایه ابر) و ۴ (ابر)	شاخص‌های پوشش گیاهی استخراج‌شده از باندهای قرمز، فروسرخ نزدیک و آبی
دمای سطح زمین (LST)	MODIS/061/MOD11A2	MODIS Terra	۱ کیلومتر	۲۰۲۰–۲۰۲۴	استفاده از باند QC_Day و نگهداری فقط پیکسل‌هایی با کیفیت عالی (بیت‌های ۰ و ۱ برابر با صفر)	داده‌های ۸ روزه دمای روزانه؛ تبدیل کلوین به سلسیوس با ضریب ۰٫۰۲ و کسر ۲۷۳٫۱۵
بارش	CHIRPS/DAILY	CHIRPS (ماهواره + ایستگاه‌های زمینی)	۵۰ کیلومتر	۲۰۲۰–۲۰۲۴	داده‌های تجمیع شده؛ اثر ابرها در مرحله تولید محصول تصحیح‌شده است و فیلتر ابر جداگانه اعمال نشد	تخمین بارش روزانه؛ در صورت وجود داده‌های گم‌شده، با روش‌های درون‌یابی تکمیل شد

سامانه گوگل ارث انجین محیطی محاسباتی ابری–ژئوانفورماتیکی برای ذخیره، پردازش و نمایش داده‌های بزرگ محیطی است و با آرشیوی عظیم از تصاویر سنجش‌ازدور و داده‌های اقلیمی (مودیس، لندست، چیرپس)، تحلیل‌های پیچیده مکانی را بدون نیاز به منابع پردازشی محلی فراهم می‌کند (Gorelick et al., 2017). در این پژوهش از GEE برای دسترسی، فیلترسازی و پیش‌پردازش NDVI، EVI، بارش چیرپس و داده‌های دمایی مودیس استفاده شد؛ تجمع زمانی، ماسک کردن ابر، تولید ترکیب‌های سالانه، پاک‌سازی با تضمین کیفیت، هم‌ترازی زمانی و مکانی، میانگین متحرک سه‌ماهه، برش بر مرزهای اداری گیلان و حذف پیکسل‌های غیر مرتبط با پوشش گیاهی (NDVI < 0.1) از عملیات انجام‌شده بودند.

محدوده موردمطالعه

استان گیلان در شمال ایران و در امتداد سواحل جنوبی دریای خزر، با وسعتی حدود ۱۴٬۰۰۰ کیلومترمربع و بین مختصات ′۳۳ °۳۶ تا ′۲۷ °۳۸ عرض شمالی و ′۳۲ °۴۸ تا ′۳۶ °۵۰ طول شرقی، محیطی منحصربه‌فرد از نظر بوم‌شناختی و اقلیمی فراهم می‌کند که برای مطالعه تعاملات پوشش گیاهی و اقلیم بسیار مناسب است. توپوگرافی متنوع آن از دشت‌های ساحلی تا ارتفاعات بیش از ۳٬۰۰۰ متر، طیفی از ریز اقلیم‌ها را ایجاد می‌کند که بر پوشش گیاهی و دمای سطح زمین تأثیر می‌گذارند. گیلان دارای اقلیم نیمه استوایی مرطوب با زمستان‌های ملایم و پرباران و تابستان‌های گرم و شرجی است و بیشترین بارش سالانه ایران را دریافت می‌کند که اغلب از ۱۲۰۰ میلی‌متر فراتر رفته و عمدتاً در پاییز و اوایل زمستان رخ می‌دهد. این بارش بالا همراه با جنگل‌های انبوه هیرکانی و اراضی کشاورزی حاصلخیز (شالیزارها و مزارع چای)، گیلان را به منطقه‌ای ارزشمند برای بررسی تغییرات پوشش گیاهی در ارتباط با اقلیم تبدیل کرده است. در دهه‌های اخیر، رشد سریع شهرنشینی (به‌ویژه در رشت) و تغییرات کاربری زمین شامل جنگل‌زدایی و گسترش کشاورزی، تغییرات محسوسی در الگوهای دما و پوشش گیاهی ایجاد کرده است که ضرورت پایش پویایی‌های محیطی در گیلان را از طریق سنجش‌ازدور و قابلیت‌های GEE برجسته می‌سازد

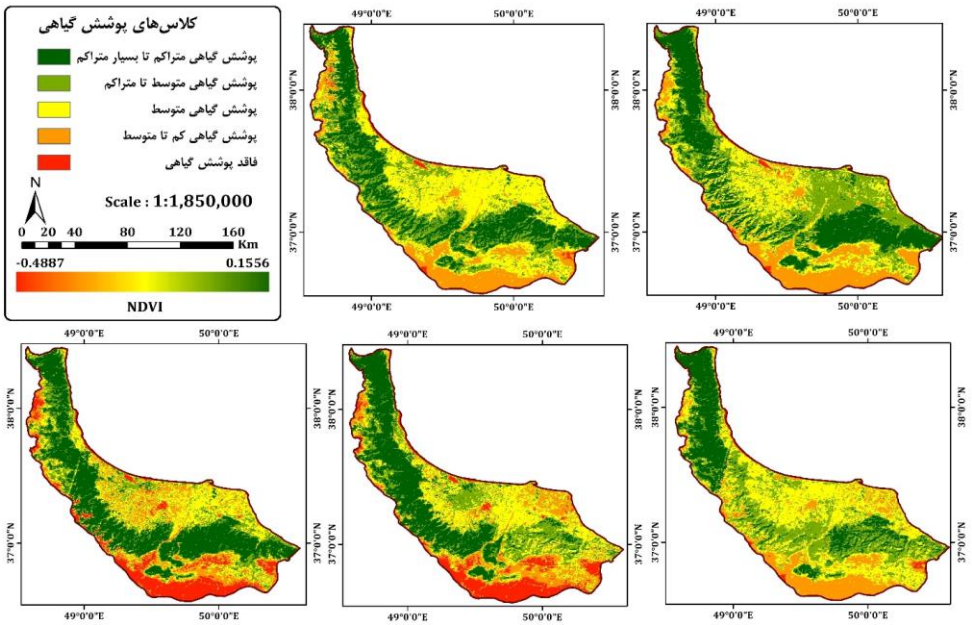


شکل ۱. موقعیت جغرافیایی استان گیلان در سطح کشور

یافته‌ها

تحلیل فضایی-زمانی شاخص پوشش گیاهی نرمال‌شده

در این بخش، الگوهای توزیع تراکم پوشش گیاهی با استفاده از الگوریتم شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی ارائه‌شده است (شکل ۲). تراکم پردازش‌های فضایی-زمانی تصاویر لندست ۸ طی سال‌های ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۴ استخراج‌شده و بر اساس طبقه‌بندی سوناوان[1] و همکاران (۲۰۱۷) در پنج کلاس شامل فاقد پوشش گیاهی، پوشش گیاهی کم تا متوسط، متوسط، متوسط تا متراکم، و متراکم تا بسیار متراکم مشخص‌شده است. نقشه تراکم پوشش گیاهی با استفاده از این الگوریتم در سامانه گوگل ارث انجین تهیه‌شده است.



شکل ۲. نقشه تراکم شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی در دوره ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۴

مقادیر شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی در بازه ۰/۴۸۸۷- تا ۰/۱۵۵۶ قرار دارند. با بررسی نقشه، شاخص سبزینگی در سال‌های ۲۰۲۱ و ۲۰۲۲ نسبت به سایر سال‌ها بالاتر به نظر می‌رسد. از سوی دیگر، سال ۲۰۲۴ نشان‌دهنده

1 Sonawane

پوشش گیاهی از سطح متوسط تا بسیار متراکم است. جدول ۲ و شکل ۲ به‌صورت تصویری و جدولی، مقایسه تغییرات کلاس‌های شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی را نشان می‌دهند.

جدول ۲. نتایج تغییرات زمانی در تراکم پوشش گیاهی بر اساس روش شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی

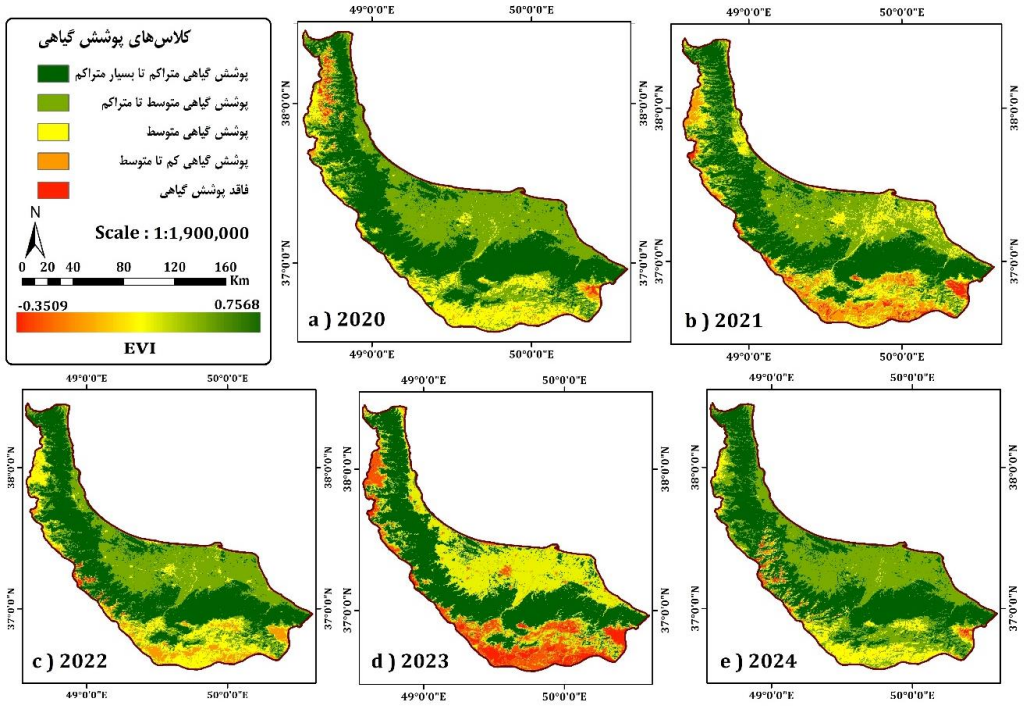
کلاس	۲۰۲۰		۲۰۲۱		۲۰۲۲		۲۰۲۳		۲۰۲۴	
	مساحت (هکتار)	درصد	مساحت (هکتار)	درصد	مساحت (هکتار)	درصد	مساحت (هکتار)	درصد	مساحت (هکتار)	درصد
بدون پوشش گیاهی	۱۶۶۴۳	۱/۱۸	۱۲۴۸۲	۰/۸۹	۱۶۹۸۷۱	۱۲/۰۶	۲۳۵۱۳۷	۱۶/۶۹	۱۴۹۶۸	۱/۰۶
پوشش گیاهی کم تا متوسط	۲۰۸۴۰۸	۱۴/۷۹	۲۴۹۵۰۱	۱۷/۷۱	۲۲۲۶۵۲	۱۵/۸۰	۱۵۸۲۶۲	۱۱/۲۳	۲۲۷۹۰۸	۱۶/۱۸
پوشش گیاهی متوسط	۴۵۹۶۴۷	۳۲/۶۳	۳۲۹۴۱۵	۲۳/۳۸	۲۹۸۵۱۲	۲۱/۱۹	۴۶۹۹۵۴	۳۳/۳۶	۳۳۳۹۸۷	۲۳/۷۱
پوشش گیاهی متوسط تا متراکم	۳۴۰۹۲۶	۲۴/۲۰	۴۰۵۰۲۳	۲۸/۷۵	۲۵۶۳۰۵	۱۸/۱۹	۴۰۵۲۱۲	۲۸/۷۶	۲۹۹۵۲۹	۲۱/۲۶
پوشش گیاهی متراکم تا بسیار متراکم	۳۸۳۲۲۹	۲۷/۲۰	۴۱۲۴۳۲	۲۹/۲۷	۴۶۱۵۱۳	۳۲/۷۶	۲۸۳۵۸۲	۲۰/۱۳	۳۸۹۱۶۷	۲۷/۶۲
کل	۱۴۰۸۸۵۳	۱۰۰	۱۴۰۸۸۵۳	۱۰۰	۱۴۰۸۸۵۳	۱۰۰	۱۴۰۸۸۵۳	۱۰۰	۱۴۰۸۸۵۳	۱۰۰

بر اساس جدول فوق، دینامیک فضایی–زمانی پوشش گیاهی استان گیلان طی سال‌های ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۴ موردبررسی قرار گرفت. نتایج تغییرات قابل‌توجهی در تراکم و توزیع پوشش گیاهی نشان می‌دهد که هم‌فشارهای انسانی و هم تغییرات اقلیمی در آن مؤثر بوده‌اند.

یک روند مهم، کاهش قابل‌توجه کلاس «متراکم تا بسیار متراکم» از ۳۸۳۲۲۹ هکتار (۲۷٫۲٪) در ۲۰۲۰ به ۲۸۳۵۸۲ هکتار (۲۰٫۱٪) در ۲۰۲۴ است که ممکن است ناشی از جنگل‌زدایی، تغییر کاربری زمین یا خشک‌سالی‌های طولانی باشد. کلاس «متوسط تا متراکم» نیز کاهش موقت به ۲۵۶۳۰۵ هکتار (۱۸٫۲٪) در ۲۰۲۲ و بازیابی به ۴۰۵۲۱۲ هکتار (۲۸٫۸٪) در ۲۰۲۳ را نشان می‌دهد که می‌تواند ناشی از باززایی یا تلاش‌های جنگل‌کاری باشد. کلاس «متوسط» تغییرات غیرخطی داشته است: سهم آن از ۴۵۹۶۴۷ هکتار (۳۲٫۶٪) در ۲۰۲۰ به ۲۹۸۵۱۲ هکتار (۲۱٫۲٪) در ۲۰۲۲ کاهش‌یافته و سپس در ۲۰۲۳ به ۴۶۹۹۵۴ هکتار (۳۳٫۴٪) افزایش‌یافته و به نوع پوشش گیاهی غالب تبدیل‌شده است؛ این روند ممکن است ناشی از تغییرات موقتی کاربری زمین، فنولوژی فصلی یا بازسازی اکولوژیکی اراضی حاشیه‌ای باشد. در مقابل، مناطق «فاقد پوشش گیاهی» در ۲۰۲۲ به ۱۶۹۸۷۱ هکتار (۱۲٫۱٪) رسید و سپس در ۲۰۲۳ به ۱۴۹۶۸ هکتار (۱٫۱٪) کاهش یافت که می‌تواند نشان‌دهنده تخریب موقت زمین، سیل یا خشک‌سالی شدید باشد. کلاس «کم تا متوسط» نسبتاً پایدار بود و بین ۱۴ تا ۱۷٪ تغییر کرد. این نتایج بر ماهیت پویا و حساس پوشش گیاهی استان تأکید کرده و اهمیت پایش بلندمدت برای مدیریت زمین و پایداری اکوسیستم را نشان می‌دهد.

تحلیل فضایی–زمانی شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی

مقادیر شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی و تراکم پوشش گیاهی استان گیلان از سال ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۴ در شکل ۳ نشان داده‌شده است. همانند شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی، داده‌ها از پردازش‌های فضایی–زمانی تصاویر لندست ۸ استخراج‌شده‌اند و طبق سوناوان و همکاران (۲۰۱۷)، پنج کلاس مشابه تعریف شدند: فاقد پوشش گیاهی، کم تا متوسط، متوسط، متوسط تا متراکم، و متراکم تا بسیار متراکم.



شکل ۳. نقشه تراکم شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی در دوره ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۴

مقادیر شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی بین ۰٫۳۵۰۹- تا ۰٫۷۵۶۸ قرار دارند. کلاس «متراکم تا بسیار متراکم» بیشترین سهم را دارد و در تمام سال‌ها نسبتاً پایدار بوده است. کلاس «متوسط تا متراکم» تغییرات بیشتری داشته و ممکن است تحت تأثیر نوسانات سالانه اقلیمی یا تغییرات مدیریت زمین قرار گرفته باشد.

جدول ۳. مساحت و درصد طبقات تراکم پوشش گیاهی بر اساس طبقه‌بندی شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی در استان گیلان

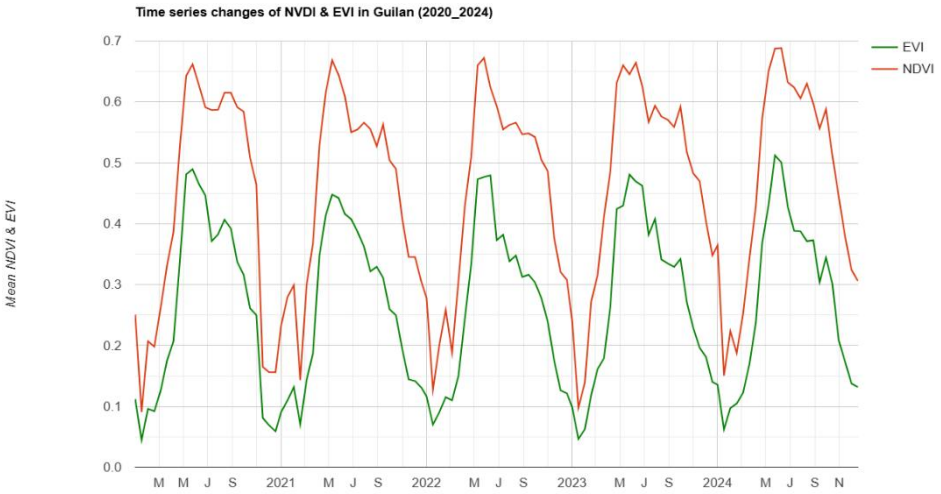
کلاس	۲۰۲۰		۲۰۲۱		۲۰۲۲		۲۰۲۳		۲۰۲۴	
	مساحت (هکتار)	درصد	مساحت (هکتار)	درصد	مساحت (هکتار)	درصد	مساحت (هکتار)	درصد	مساحت (هکتار)	درصد
بدون پوشش گیاهی	۱۰۱۶۶/۴	۰/۷۲	۲۹۶۰۶/۴	۲/۱۰	۵۰۷۶	۰/۳۶	۶۰۰۵۸۹	۴۲/۶۳	۷۸۰۴/۸	۰/۶۲
پوشش گیاهی کم تا متوسط	۳۵۷۴۸	۲/۵۴	۱۴۷۷۳۰	۱۰/۴۹	۷۵۶۲۱/۶	۵/۳۷	۷۲۸۰۶/۴	۵/۱۷	۲۷۱۳۶/۸	۱/۹۳
پوشش گیاهی متوسط	۲۰۷۰۰۷	۱۴/۶۹	۲۳۳۹۶۴	۱۶/۶۱	۲۱۴۵۴۶	۱۵/۲۳	۵۱۸۸۴۶	۳۶/۸۳	۱۶۱۷۲۶	۱۱/۴۸
پوشش گیاهی متوسط تا متراکم	۵۶۰۰۶۶	۳۹/۷۵	۴۵۸۷۳۴	۳۲/۵۶	۵۱۹۴۸۷	۳۶/۸۷	۱۴۶۹۴/۴	۱/۰۴	۶۰۲۳۹۵	۴۲/۷۶
پوشش گیاهی متراکم تا بسیار متراکم	۵۹۵۸۶۵	۴۲/۲۹	۵۳۸۸۱۹	۳۸/۲۵	۵۹۴۱۲۲	۴۲/۱۷	۲۰۱۹۱۷	۱۴/۳۳	۶۰۸۸۹۰	۴۳/۲۲
۱۴۰۸۸۵۳	۱۰۰	۱۴۰۸۸۵۳	۱۰۰	۱۴۰۸۸۵۳	۱۰۰	۱۴۰۸۸۵۳	۱۰۰			

کلاس «متوسط» کاهش مداومی از ۲۰۷۰۰۷ هکتار (۱۴٫۶۹٪) در ۲۰۲۰ به ۱۶۱۷۲۶ هکتار (۱۱٫۴۸٪) در ۲۰۲۴ نشان می‌دهد که ممکن است ناشی از جانشینی پوشش گیاهی یا تخریب باشد. کلاس «کم تا متوسط» در ۲۰۲۱ به اوج خود رسید و سپس در ۲۰۲۴ کاهش شدیدی داشت، که می‌تواند ناشی از خشک‌سالی یا تغییرات موقت کاربری زمین باشد.

کلاس «فاقد پوشش گیاهی» عمدتاً زیر ۱٪ باقی ماند، به‌جز ۲۰۲۱ که به ۲/۱۰٪ افزایش یافت. نتایج شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی نشان‌دهنده پایداری نسبی پوشش گیاهی متراکم و همچنین نوسانات کلاس‌های متوسط است و اهمیت تحلیل چندساله برای شناسایی تغییرات ظریف اکولوژیکی و برنامه‌ریزی سازگار مدیریت زمین را برجسته می‌کند.

شاخص‌های پوشش گیاهی و اهمیت آن‌ها

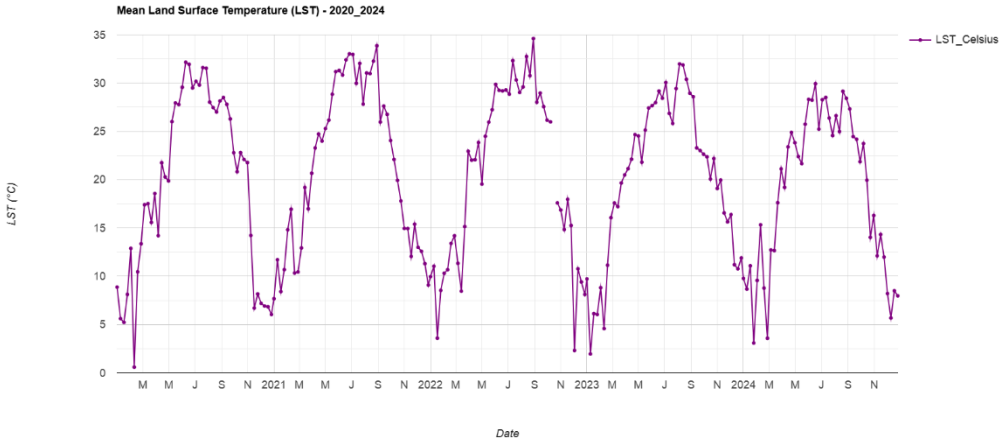
شاخص‌های شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی و شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی ابزارهای حیاتی پایش پوشش گیاهی و تغییرات اکولوژیکی هستند (Huete et al., 2002). تحلیل‌های سالانه شاخص‌های نرمال‌شده تفاوت و ارتقاءیافته پوشش گیاهی با تصاویر لندست ۸ و سامانه گوگل ارث انجین انجام شد و برای حذف اثرات ابری از داده‌های مودیس نیز استفاده شد. شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی تغییرات سالانه بیشتری را در کلاس‌های پوشش گیاهی نشان داد، درحالی‌که شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی الگوهای پایدارتر و حساسیت بالاتر به تراکم زیست‌توده را ارائه کرد. تحلیل مقایسه‌ای نشان داد که شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی بیشتر به سبزینگی کلی حساس است، اما شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی در پوشش‌های متراکم و مناطق مرطوب عملکرد بهتری دارد. استفاده هم‌زمان از هر دو شاخص درک جامع‌تری از دینامیک فضایی–زمانی پوشش گیاهی فراهم می‌کند.



شکل ۵. روند زمانی متوسط سالانه شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی و شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی در استان گیلان (۲۰۲۰–۲۰۲۴)

تحلیل تغییرات دمای سطح زمین در استان گیلان

برای بررسی تغییرات فضایی–زمانی دمای سطح زمین، داده‌های دمای سطح زمین از مودیس با وضوح ۱ کیلومتر استخراج شد. شکل ۶ تغییرات ماهانه و سالانه دمای سطح زمین را نشان می‌دهد. دما در ماه‌های تیر–مرداد به اوج می‌رسد و در دی–بهمن کمترین مقدار را دارد.

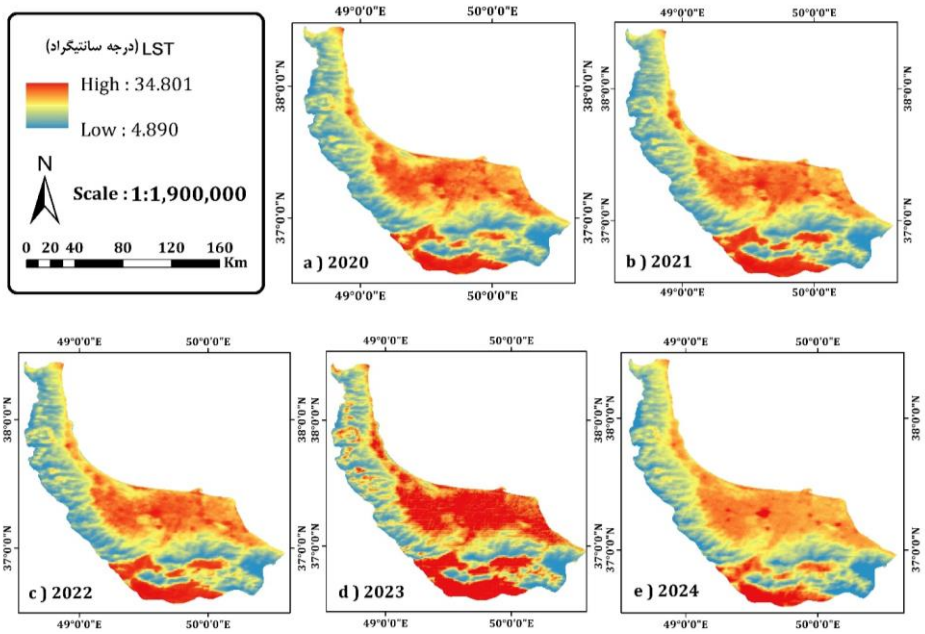


شکل ۶. تغییرات زمانی میانگین ماهانه و سالانه دمای سطح زمین در استان گیلان

جدول ۴. آمار توصیفی سالانه دمای سطح زمین در استان گیلان

سال	حداقل(°C)	حداکثر(°C)	میانگین(°C)	انحراف معیار
۲۰۲۰	۶,۲۵	۳۱,۶۳	۲۰,۲۶	۳,۶۷
۲۰۲۱	۶,۷۷	۳۲,۲۰	۲۰,۴۳	۳,۴۴
۲۰۲۲	۸,۳۴	۳۲,۸۷	۲۰,۸۴	۳,۵۲
۲۰۲۳	۷,۸۸	۳۴,۷۴	۲۲,۴۲	۳,۲۹
۲۰۲۴	۴,۸۹	۲۹,۱۷	۱۸,۸۷	۳,۴۲

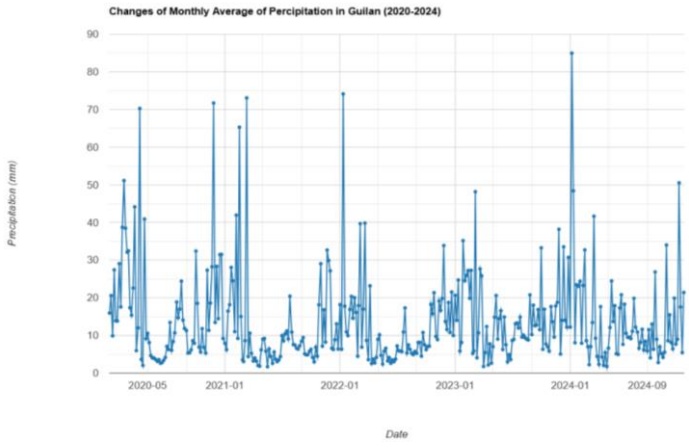
نقشه‌های میانگین سالانه دمای سطح زمین (شکل ۷) نشان‌دهنده گرادیان فضایی مشخص است: مناطق جلگه‌ای و کشاورزی دماهای بالاتری دارند، درحالی‌که ارتفاعات و مناطق پوشیده از جنگل دماهای پایین‌تر را نشان می‌دهند. تغییرات دما با شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی، شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی و میزان بارش همخوانی دارد و به‌عنوان شاخص مهمی برای ارزیابی فشارهای اکولوژیکی و تعاملات زمین–جو عمل می‌کند.



شکل ۷. توزیع مکانی سالانه دمای سطح زمین (دمای سطح زمین) در طول روز در استان گیلان

روند و تغییرپذیری بارش

تغییرات مشاهده‌شده در الگوهای بارش، به‌ویژه کاهش قابل‌توجه در سال ۲۰۲۳، با کاهش هم‌زمان پوشش گیاهی و افزایش مقادیر دمای سطح زمین همسو است. این رابطه، حساسیت اقلیمی پویایی پوشش گیاهی در گیلان را برجسته می‌کند. علاوه بر این، بهبود نسبی در سال ۲۰۲۴ نشان‌دهنده درجه‌ای از تاب‌آوری اکولوژیکی است، اما همچنین بر نوسانات بالوه سیستم‌های هیدرواقلیمی در شمال ایران تأکی دارد.

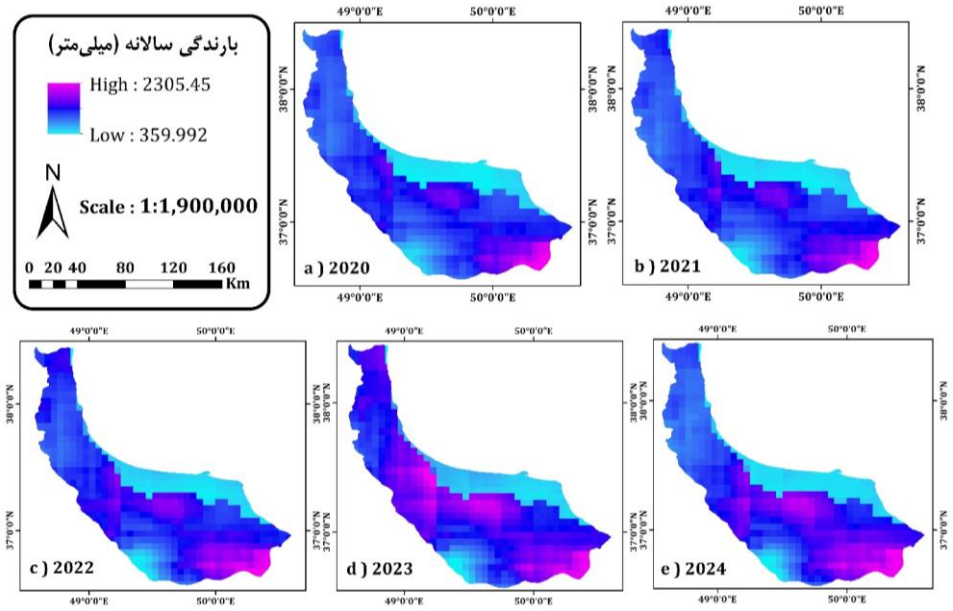


شکل ۸. روند زمانی بارش ماهانه (۲۰۲۰–۲۰۲۴)

الگوهای مکانی بارش سالانه در استان گیلان

برای بررسی توزیع مکانی و نوسانات زمانی بارش در استان گیلان، نقشه‌های بارش سالانه با استفاده از داده‌های روزانه چیرپس تهیه شد. شکل ۱۰ الگوهای مکانی کل بارش سالانه را در پنج سال ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۴ نشان می‌دهد. نتایج، تفاوت‌های جغرافیایی مشخصی در شدت بارش را آشکار می‌کند که ارتباط نزدیکی با توپوگرافی منطقه و نزدیکی به دریای خزر دارد: بخش‌های شمالی و غربی استان –به‌ویژه مناطق پست ساحلی و جنگلی– به‌طور مداوم بارش بالاتری

تجربه کردند که اغلب سالانه بیش از ۲۵۰ میلی‌متر بود، درحالی‌که مناطق مرکزی و جنوبی داخلی بارندگی کمتری نشان دادند که بیانگر گرادیان رطوبت ناشی از ارتفاع و فاصله از دریا است. به‌طور قابل‌توجه، در سال‌های ۲۰۲۱ و ۲۰۲۳ کاهش قابل‌توجهی در بارش بیشتر استان مشاهده شد که نشان‌دهنده دوره‌های خشک‌سالی متوسط و احتمالاً مؤثر بر سلامت پوشش گیاهی و پویایی دمای سطح زمین است. این الگوهای مکانی بارندگی، زمینه مهمی برای تفسیر نوسانات شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی، شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی و دمای سطح زمین فراهم می‌کنند و درک تعامل بین تغییرپذیری بارندگی و پاسخ‌های سطح زمین برای ارزیابی تاب‌آوری اکوسیستم و خطرات تخریب زمین در زمینه تغییرات اقلیمی بسیار مهم است.



شکل ۹. توزیع فضایی بارش سالانه در استان گیلان

تحلیل هم‌زمان شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی، شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی، دمای سطح زمین و بارش، الگوهای فصلی مشخصی را نشان می‌دهد: بیشترین سبزینگی و فعالیت پوشش گیاهی در ماه‌های گرم و مرطوب (خرداد تا شهریور) و بیشترین دمای سطح زمین در تابستان مشاهده می‌شود. تحلیل همبستگی، رابطه مثبت قوی بین شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی و شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی و نیز همبستگی مثبت بین بارش و شاخص‌های پوشش گیاهی را نشان می‌دهد، درحالی‌که دمای سطح زمین ارتباط معکوس با پوشش گیاهی دارد. مدل‌های رگرسیونی نشان می‌دهند که بارش ۴۰ تا ۵۰ درصد تغییرات شاخص‌های پوشش گیاهی را توضیح می‌دهد، درحالی‌که دمای سطح زمین به‌ویژه در تابستان به‌عنوان پیش‌بینی کننده معکوس عمل می‌کند.

تحلیل ماتریس همبستگی پیرسون

ماتریس همبستگی نشان‌دهنده روابط قوی و معنی‌دار بین تمام متغیرها در سطح ٪۹۹ اطمینان است. بالاترین همبستگی مربوط به دو شاخص پوشش گیاهی «شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی» و «شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی» با ضریب ۰/۹۷۳ است که بیانگر هم‌روندی تقریباً کامل آن‌ها در منطقه گیلان است و نشان می‌دهد با وجود

طراحی شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی برای مناطق با پوشش انبوه، در این منطقه هر دو شاخص عملکرد مشابهی دارند. همبستگی شاخص‌های پوشش گیاهی با دمای سطح زمین به ترتیب برای شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی (۰/۸۴۱) و شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی (۰/۸۱۳) مثبت و قوی است که نشان‌دهنده نقش مؤثر دما در افزایش فعالیت‌های فتوسنتزی و رشد گیاهان است. همچنین همبستگی مثبت بارش با شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی (۰/۷۶۲) و شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی (۰/۷۴۱) بیانگر اهمیت تأمین رطوبت در منطقه است. قابل‌توجه‌ترین نکته، همبستگی بسیار بالای بین دمای سطح زمین و بارش (۰/۸۸۴) است که الگوی فصلی هم‌روند این دو متغیر اقلیمی را در منطقه نشان می‌دهد و می‌تواند منجر به هم خطی در مدل‌های رگرسیونی گردد. به‌طورکلی، وجود همبستگی‌های مثبت قوی میان تمام متغیرها نشان می‌دهد که در استان گیلان، ترکیب دمای مناسب و بارش کافی، شرایط مطلوبی را برای رشد پوشش گیاهی فراهم می‌آورد و شاخص‌های پوشش گیاهی به‌شدت از هر دو عامل اقلیمی تأثیر می‌پذیرند.

جدول ۵. نتایج ماریس همبستگی پیرسون شاخص‌ها

	شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی	شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی	دمای سطح زمین	بارش
شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی	۱	**۰/۹۷۳	**۰/۸۴۱	**۰/۷۶۲
شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی	**۰/۹۷۳	۱	**۰/۸۱۳	**۰/۷۴۱
دمای سطح زمین	**۰/۸۴۱	**۰/۸۱۳	۱	**۰/۸۸۴
بارش	**۰/۷۶۲	**۰/۷۴۱	**۰/۸۸۴	۱

معنی‌داری در سطح ۰/۰۱

تحلیل ضرایب رگرسیون چندگانه برای برآورد شاخصEVI

نتایج رگرسیون خطی چندگانه نشان می‌دهد که مدل با به‌کارگیری سه متغیر شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی، دمای سطح زمین و بارش، توانسته است تغییرات شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی را با دقت بالایی تبیین نماید. در میان متغیرهای موردبررسی، شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی با ضریب استانداردشده ۰/۹۸۴ و آماره t برابر با ۲۳/۴۳ ($P < 0.001$) قوی‌ترین و معنی‌دارترین پیش‌بینی کننده شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی است؛ این ضریب نزدیک به یک، بیانگر هم‌جهتی تقریباً کامل این دو شاخص پوشش گیاهی است که ریشه در مبانی طیفی مشابه آن‌ها (استفاده از باندهای قرمز و فروسرخ نزدیک) دارد. دمای سطح زمین با ضریب ۰/۰۰۸ و سطح معنی‌داری ۰/۰۱۰ (آماره t برابر با ۲/۶۷) تأثیر مثبت و معنی‌داری بر شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی نشان می‌دهد که می‌تواند ناشی از نقش دما در تسریع فرایندهای فتوسنتزی و رشد رویشی در منطقه معتدل گیلان باشد. در مقابل، متغیر بارش با ضریب ۰/۰۰۲- (آماره t برابر با ۲-) در آستانه معنی‌داری آماری ($P = 0.051$) قرار گرفته و تأثیر منفی حاشیه‌ای بر شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی نشان می‌دهد. این رابطه معکوس اگرچه ضعیف است، اما می‌توان آن را به عواملی مانند کاهش تابش خورشیدی در روزهای ابری و پربارش، اشباع رطوبتی خاک در منطقه پرآب گیلان، یا کاهش کیفیت داده‌های سنجش‌ازدور در شرایط ابرناکی نسبت داد.

جدول ۶. خلاصه ضرایب رگرسیون و آزمون‌های هم خطی مدل برآورد شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی

متغیر	ضریب(B)	خطای استاندارد	t-value	P-value	VIF
(ثابت)	−۰/۰۱۲	۰/۰۲۱	−۰/۵۷۱	۰/۵۷۱	-
شاخص تفاوت نرمال‌شده	۰/۹۸۴	۰/۰۴۲	۲۳/۴۳	۰/۰۰۱<	۳/۲۴۱
دمای سطح زمین	۰/۰۰۸	۰/۰۰۳	۲/۶۷	۰/۰۱۰	۴/۵۸۷
بارش	−۰/۰۰۲	۰/۰۰۱	−۲	۰/۰۵۱	۳/۹۱۲

بررسی شاخص تورم واریانس (VIF) برای ارزیابی هم خطی میان متغیرهای مستقل نشان می‌دهد که تمامی مقادیر VIFکمتر از آستانه بحرانی ۵ قرار دارند که این امر بیانگر عدم وجود هم خطی شدید و مشکل‌ساز در مدل است. بالاترین مقدار VIF مربوط به متغیر LST با مقدار ۴/۵۸۷ است که نشان‌دهنده همبستگی نسبتاً بالای آن با بارش (همبستگی ۰/۸۸۴) می‌باشد و این موضوع با ماهیت اقلیمی منطقه گیلان که در آن دما و بارش الگوی فصلی هم‌روندی دارند، سازگار است. ضریب تعیین مدل (R^2=۰/۹۴۶) بیانگر آن است که ۹۴/۶٪ از تغییرات شاخص EVI توسط ترکیب سه متغیر مذکور تبیین می‌شود که نشان‌دهنده برازش بسیار عالی مدل است. همچنین آزمون دوربین–واتسون (۱/۹۲۴) نشان‌دهنده عدم خودهمبستگی معنادار در باقیمانده‌ها بوده و آزمون شاپیرو–ویلک P =۰/۳۱۲ نیز نرمال بودن توزیع باقیمانده‌ها را تأیید می‌کند. ضریب ثابت مدل (−۰/۰۱۲) با P-value =۰/۵۷۱ از نظر آماری معنی‌دار نیست که در رگرسیون‌های اکولوژیکی امری رایج است و نشان می‌دهد که تغییرات شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی عمدتاً توسط متغیرهای مستقل توضیح داده می‌شود. در مجموع، معادله نهایی EVI = -0.012 + (0.984×NDVI) - (0.008×LST) - (0.002×Precipitation) می‌تواند به‌عنوان یک مدل کارآمد برای برآورد EVI در مناطق مشابه با شرایط اقلیمی و پوشش گیاهی نزدیک به گیلان مورداستفاده قرار گیرد، هرچند به دلیل وجود هم خطی متوسط بین دمای سطح زمین و بارش، لازم است در تفسیر ضرایب این دو متغیر به‌طور جداگانه احتیاط گردد و تحلیل‌های تکمیلی نظیر بررسی اثرات تأخیری یا فصلی نیز مدنظر قرار گیرد.

جدول ۷. نتایج رگرسیون خطی چندگانه برای برآورد شاخص ارتقاءیافته بر اساس متغیرهای شاخص نرمال‌شده، دمای سطح زمین و بارش

شاخص	مقدار	شاخص	مقدار
R^2	۰/۹۴۶	Adjusted R^2	۰/۹۴۳
F-statistic	۳۱۵/۶۷	P-value	< ۰/۰۰۱
RMSE	۰/۰۳۴	MAE	۰/۰۲۷
Durbin-Watson	۱/۹۲۴	Shapiro-Wilk (P-value)	۰/۳۱۲
N	۵۷	Observations	۲۰۲۰–۲۰۲۴

بحث

نتایج این پژوهش با یافته‌های مطالعات پیشین در مناطق مرطوب و معتدل هم‌راستاست. ژانگ[1] و همکاران (۲۰۱۹) و هوانگ[2] و همکاران (۲۰۲۰) نیز بر رابطه مثبت بارش با پاسخ پوشش گیاهی و اثرات منفی خشک‌سالی بر سلامت گیاهی تأکید کرده‌اند. در مقیاس منطقه‌ای، دستیجردی[3] و همکاران (۲۰۲۶) با تحلیل سری زمانی شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی مودیس در گیلان طی ۲۰۰۱ تا ۲۰۲۰ کاهش فعالیت پوشش گیاهی در ارتفاعات پایین‌تر از ۵۰۰ متر و

1Zhang
2Huang
3Dastigerdi

نواحی پرجمعیت ساحلی و افزایش آن در ارتفاعات بالاتر را همراه با روند افزایشی دما و کاهش بارش در ٪۴۵ منطقه گزارش کردند؛ الگویی که با تمرکز دمای بالای سطح زمین در جلگه‌ها و کاهش تراکم پوشش گیاهی در کلاس‌های متراکم در پژوهش حاضر هم‌خوانی دارد. وطن‌پرست قلعه‌جوق و صلاحی (۱۴۰۳) نیز تمرکز خشک‌سالی متوسط تا بسیار شدید را در نواحی جنوبی گیلان نشان دادند که تفسیر نوسانات مشاهده‌شده در کلاس‌های پوشش گیاهی را تقویت می‌کند. در زمینه جزایر حرارتی، تمرکز دمای بالای سطح زمین در جلگه‌ها و مناطق کشاورزی یافته‌های ایمهوف[1] و همکاران (۲۰۱۰) و ژو[2] و همکاران (۲۰۱۶) درباره نقش تعدیل‌کنندگی پوشش گیاهی و شدت تغییرات کاربری زمین سازگار است و پاکاریان و همکاران (۱۴۰۴) در رشت نیز کاهش پوشش گیاهی را عمدتاً ناشی از گسترش مناطق انسان‌ساخت و تغییر کاربری اراضی زراعی و جنگلی دانسته‌اند که با روند کاهش کلاس «متراکم تا بسیار متراکم» هم‌سو است.

تحلیل‌های فضایی–زمانی دو شاخص پوشش گیاهی، نوسانات چشمگیر تراکم پوشش گیاهی استان در دوره ۲۰۲۰–۲۰۲۴ را نشان می‌دهد. کاهش کلاس «متراکم تا بسیار متراکم» و تغییرات غیرخطی کلاس‌های متوسط، واکنش اکوسیستم به فشارهای انسانی، تغییر کاربری زمین و تنش‌های اقلیمی را بازتاب می‌دهد، درحالی‌که افزایش پوشش متوسط در سال‌های اخیر می‌تواند ناشی از باززایی طبیعی یا اقدامات بازسازی باشد و انعطاف‌پذیری اکوسیستم را نشان دهد. کاهش شدید شاخص‌ها در سال ۲۰۲۳، که با خشکی و دمای بالای سطح زمین همراه بود، حساسیت اکوسیستم به فشارهای هیدروترمال را تأیید می‌کند؛ این واکنش را می‌توان با تأخیر زمانی پاسخ پوشش گیاهی به تنش آبی و کاهش ذخیره رطوبت خاک در سال پس از خشک‌سالی نیز توضیح داد، چراکه در چنین شرایطی بازیابی تاج‌پوشش کندتر از بازگشت بارش به مقادیر نرمال است.

درک این دینامیک برای مدیریت یکپارچه محیطی و برنامه‌ریزی کشاورزی پایدار در گیلان حیاتی است، زیرا تداوم کاهش کلاس‌های متراکم می‌تواند به‌صورت زنجیره‌ای بر خدمات اکوسیستمی و بهره‌وری کشاورزی اثر بگذارد.

نتیجه‌گیری

این پژوهش با پردازش چند شاخصه داده‌های سنجش‌ازدور در بستر گوگل ارث انجین، تعامل پوشش گیاهی و متغیرهای اقلیمی را در استان گیلان طی ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۴ تحلیل کرده است. در این راستا، دو شاخص مکمل پوشش گیاهی (شاخص تفاوت نرمال‌شده و شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی) از تصاویر لندست ۸، دمای سطح زمین از محصول مودیس و بارش از داده‌های چیرپس استخراج و پس از هم‌ترازی زمانی و مکانی، با تحلیل‌های همبستگی، رگرسیون چندگانه و بررسی هم خطی و خودهمبستگی باقیمانده‌ها ارزیابی شدند تا سهم نسبی هر محرک اقلیمی در تغییرپذیری پوشش گیاهی کمّی سازی شود. نوآوری اصلی مطالعه، رفع خلأ مطالعات پیشین منطقه است که عمدتاً تک شاخصه (بیشتر بر پایه شاخص تفاوت نرمال‌شده) و بدون تحلیل هم‌زمان شاخص‌های مکمل بوده‌اند؛ این پژوهش با به‌کارگیری هم‌زمان شاخص تفاوت نرمال‌شده و شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی همراه با دمای سطح زمین و بارش در پرباران‌ترین استان کشور با پوشش ناهمگن جنگلی–کشاورزی، امکان مقایسه رفتار شاخص‌ها در تراکم‌های مختلف پوشش را فراهم می‌سازد. دستاورد علمی این پژوهش، ارائه چارچوبی یکپارچه و قابل‌انتقال برای برآورد شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی

1 Imhoff
2 Zhou

در مناطق با شرایط اقلیمی مشابه است که با برازش مناسب مدل رگرسیونی (R^2 =۰/۹۴۶) و کنترل هم خطی و خودهمبستگی تأیید می‌شود.

از منظر کاربردی، با توجه به حساسیت مشاهده‌شده پوشش گیاهی نسبت به تغییرات اقلیمی، ایجاد سیستم‌های پایش مستمر مبتنی بر ماهواره در سطح منطقه‌ای برای برنامه‌ریزان و مدیران محیط‌زیست ضروری است تا استرس گیاهی را در مراحل اولیه شناسایی و اثرات آن را کاهش دهند؛ در این راستا، تمرکز اقدامات بر مناطق آسیب‌پذیر مانند جلگه‌ها و حاشیه‌های شهری، همراه با اقدامات احیای پوشش گیاهی، روش‌های آب‌رسانی و مدیریت منابع آبی، می‌تواند به تقویت تاب‌آوری اکوسیستم کمک کند و واردکردن شاخص‌های سنجش‌ازدور مانند شاخص تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی، شاخص ارتقاءیافته پوشش گیاهی و دمای سطح زمین در فرآیند سیاست‌گذاری و تصمیم‌گیری، ظرفیت سازگاری و اثربخشی راهبردهای کاهش اثرات تغییر اقلیم در شمال ایران را افزایش دهد.

حامی مالی

این اثر حامی مالی ندارد.

سهم نویسندگان در پژوهش

نویسندگان در تمامی بخش‌ها و مراحل پژوهش سهم برابر داشتند.

تضاد منافع

نویسندگان اعلام می‌دارند که هیچ تضاد منافعی در رابطه با نویسندگی و یا انتشار این مقاله ندارند.

تقدیر و تشکر

نویسندگان از همه‌کسانی که در انجام این پژوهش به ما یاری رساندند، به‌ویژه کسانی که کار ارزیابی کیفیت مقالات را انجام دادند، تشکر و قدردانی می‌نمایند.

منابع

پاکاریان، ساره؛ ریاحی، وحید و یلقی، مصطفی. (۱۴۰۴). ارزیابی تأثیر تغییرات اقلیمی بر پوشش گیاهی و آبی شهرستان رشت. *جغرافیا و روابط انسانی*، ۸(۳)، ۱۹۴–۲۰۸. https://doi.org/10.22034/gahr.2025.556475.2617

وطن‌پرست قلعه جوق، فاطمه، و صلاحی، برومند. (۱۴۰۳). ارزیابی و پایش خشک‌سالی‌های کشاورزی بخش غربی سواحل ایرانی دریای خزر (استان گیلان) با استفاده از سامانه گوگل ارث انجین. *فصلنامه علمی علوم و فنون آب‌خاکی*، ۵(۲)، ۷۲–۸۷. doi: 10.22034/jamst.2024.544444.1165

سلیمانی، کریم؛ درویشی، شادمان و زاغی، هادی. (۱۴۰۳). بررسی خطر سیل ۱۳۹۸ شهر آق‌قلا با استفاده از سنجش‌ازدور و مدل‌های تحلیل تصمیم‌گیری چند معیاره. *مجله آمایش جغرافیایی فضا*، ۱۴(۱)، ۷۷–۹۰. https://doi.org/10.30488/gps.2024.388999.3628

تاج‌آبادی، عاطفه؛ محمدزاده، مرجان و سعیدی، سپیده. (۱۴۰۴). برآورد دمای سطح زمین با استفاده از الگوریتم RTE و بررسی ارتباط آن با کاربری‌های زمین، مطالعه موردی: شهر کرج. *مجله آمایش جغرافیایی فضا*، ۱۵(۱)، ۱۴۳–۱۵۷. https://doi.org/10.30488/gps.2024.426023.3696

فرج زاده، منوچهر؛ فتح نیا، امان اله؛ علیجانی، بهلول و ضیائیان، پرویز. (۱۳۹۰). ارزیابی تأثیر عوامل اقلیمی بر رشد پوشش گیاهی در مراتع متراکم ایران با استفاده از تصاویر AVHRR. *پژوهش‌های جغرافیای طبیعی*، ۴۳(۷۵)، e22628.

کمکی، چوقی بایرام؛ اسدی کیا، رضا و نیک نهاد قرماخر، حمید. (۲۰۱۹). برآورد درصد پوشش و زی توده گیاهی با استفاده از شاخص‌های سنجش‌ازدور (مطالعه موردی: منطقه حفاظت‌شده البرز مرکزی- شهرستان کرج). *سنجش‌ازدور و سامانه اطلاعات جغرافیایی در منابع طبیعی*، ۱۰(۱)، ۱-۱۶. https://dorl.net/dor/http://dorl.net/dor/20.1001.1.26767082.1398.10.1.1.8

هاشمی، علی؛ یزدان پناه، حجت‌الله و مؤمنی شهرکی، مهدی. (۱۴۰۳). بررسی تأثیر متغیرهای اقلیمی بر شاخص‌های پوشش گیاهی (موردمطالعه باغات پرتقال حسن‌آباد داراب). *تحقیقات کاربردی علوم جغرافیایی*، ۲۴(۷۵)، ۲۵۴-۲۷۲. https://doi.org/10.61186/jgs.24.75.17

علیمرادی، سامان؛ خورانی، اسد اله و اسماعیل‌پور، یحیی. (۱۳۹۶). پویایی پوشش گیاهی در رابطه با دما و بارش در مراتع حوضه کارون محدوده استان خوزستان. *تحقیقات کاربردی علوم جغرافیایی*، ۱۷(۴۴)، ۱۵۵-۱۷۷. https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.22287736.1396.17.44.8.4

References

Pakarian, S., Riahi, V. & Yelghei, M. (2025). Assessment of the impact of climate change on vegetation cover and water resources in Rasht County. *Geography and Human Relationships*, *8*(3), 194–208. https://doi.org/10.22034/gahr.2025.556475.2617 [In Persian]

Solaimani, K., Darvishi, S., & Zaghi, H. (2024). Flood risk assessment of 2019 in Aqqala City using remote sensing and multi-criteria decision analysis models. *Geographical planning of space quarterly journal*, *14*(1), 77–90. https://doi.org/10.30488/gps.2024.388999.3628 [In Persian]

Tajabadi, A., Mohammadzadeh, M., & Saeidi, S. (2025). Estimating land surface temperature using the rte algorithm and investigating its relationship with Land Use: A case study of Karaj city. *Geographical planning of space quarterly journal*, *15*(1), 143–157. https://doi.org/10.30488/gps.2024.426023.3696 [In Persian]

farajzadeh, M., Fathnia, A., alijani, B. & Zeaiean, P. (2011). Assessment of the Effect of Climatic Factors on the Growth of Dense Pastures of Iran, Using AVHRR Images.. *Physical Geography Research*, *43*(75), e22628. [In Persian]

Komaki, Ch. B., Asadikia, R., & Niknahad Gharmakhar, H. (2019). Estimation of vegetation cover percentage and biomass using remote sensing indices (Case study: protected areas of Southern Alborz, Karaj). *Journal of RS and GIS for Natural Resources*, 10(1), 1-16. http://dorl.net/dor/20.1001.1.26767082.1398.10.1.1.8 [In Persian]

Hashemi, A., Yazdanpanah, H. & Momeni, M. (2024). The effect of climatic variables on vegetation indices (Case study: Orange orchards in Hassan Abad, Darab County. *Applied Research in Geographical Sciences*, *24*(75), 254–272. https://doi.org/10.61186/jgs.24.75.17 [In Persian]

Alimoradi, S., Khoorani, A. & Esmaeilpoor, Y. (2017). Dynamics of vegetation in Karun watershed within Khuzestan province in relation with Temperature factors and precipitation. *Applied Research in Geographical Sciences*, *17*(44), 155–177. https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.22287736.1396.17.44.8.4 [In Persian]

Vatanparast Qaleh Juq, F., & Salahi, B. (2024). Evaluation and Monitoring of Agricultural Droughts in the Western Part of the Iranian Shores of the Caspian Sea (Gilan province) using the Google Earth Engine System.. *Amphibious Science and Technology*, *5*(2), 72-87. doi: 10.22034/jamst.2024.544444.1165 [In Persian]

Dastigerdi, M., Nadi, M., Mashhadi, B. S., & Serrano-Notivoli, R. (2026). Analyzing vegetation dynamics and climate variability in the western Caspian ecosystem using MODIS NDVI time series data. *Geosystems and Geoenvironment*, 100491. doi: 2010.1016/j.geogeo.2026.100491

Abubakar, M. L., Thomas, D., Ahmed, M. S., & Abdussalam, A. F. (2024). Assessment of the relationship between land surface temperature and vegetation using MODIS NDVI and LST timeseries data in Kaduna metropolis, Nigeria. *FUDMA Journal of Sciences*, *8*(2), 137-148. https://doi.org/10.33003/fjs-2024-0802-2305

Alizadeh-Choobari, O., Najafi, M. S., & Adibi, P. (2016). Climate change and anthropogenic impacts on the rapid warming of the Caspian Sea region. *Climate Dynamics*, *47*(9), 3159–3170. https://doi.org/10.1007/s00382-016-3013-1

Didan, K. (2015). MOD13Q1 MODIS/Terra Vegetation Indices 16-Day L3 Global 250m SIN Grid V006 [Data set]. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. https://doi.org/10.5067/MODIS/MOD13Q1.006

Estoque, R. C., Murayama, Y., & Myint, S. W. (2017). Effects of landscape composition and pattern on land surface temperature: An urban heat island study in the megacities of Southeast Asia. *Science of the Total Environment*, *577*, 349–359. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.10.195

Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, *202*, 18–27. https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031

Hosen, M. K., Alam, M. S., Chakraborty, T., & Golder, M. R. (2023). Monitoring spatiotemporal and seasonal variation of agricultural drought in Bangladesh using MODIS-derived vegetation health index. *Journal of Earth System Science*, *132*(4), 188. https://doi.org/10.1007/s12040-023-02200-3

Huang, W., Zhang, X., & Tian, X. (2020). Drought impacts on vegetation growth in temperate regions: A remote sensing study. *Agricultural and Forest Meteorology*, *292*, 108083. https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2020.108083

Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E. P., Gao, X., & Ferreira, L. G. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2), 195–213. https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00096-2

Hussain, S., Raza, A., Abdo, H. G., Mubeen, M., Tariq, A., Nasim, W., ... & Al Dughairi, A. A. (2023). Relation of land surface temperature with different vegetation indices using multi-temporal remote sensing data in Sahiwal region, Pakistan. *Geoscience Letters*, *10*(1), 33. https://doi.org/10.1029/2021EF002401

Imhoff, M. L., Zhang, P., Wolfe, R. E., & Bounoua, L. (2010). Remote sensing of the urban heat island effect across biomes in the continental USA. *Remote Sensing of Environment*, *114*(3), 504-513. https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.10.008

Karakoyun, E. (2024). Evaluating the correlation between Land Surface temperature (LST) and Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). Muş Alparslan Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi, 5(1), 15-25.

Li, Z. L., Tang, R., Wan, Z., Bi, Y., Zhou, C., Tang, B., Yan, G., & Zhang, X. (2013). A review of current methodologies for regional evapotranspiration estimation from remotely sensed data. *Sensors*, *9*(5), 3801–3853. https://doi.org/10.3390/s90503801

Modarres, R., & Sarhadi, A. (2011). Rainfall trends analysis of Iran in the last half of the twentieth century. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, *25*(7), 863–873. https://doi.org/10.1007/s00477-010-0441-0

Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium*, 1, 309–317.

Sharma, K. V., Khandelwal, S., & Kaul, N. (2020). Comparative assessment of vegetation indices in downscaling of MODIS satellite land surface temperature. *Remote Sensing in Earth Systems Sciences*, *3*(3), 156-167. https://doi.org/10.1007/s41976-020-00040-z

Sonawane, S. S., & Bhagat, V. S. (2017). NDVI based vegetation change detection in Navi Mumbai city, Maharashtra. *International Journal of Advanced Research in Computer Science*, *8*(5), 342–345.

Tucker, C. J. (1979). Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, *8*(2), 127–150. https://doi.org/10.1016/0034-4257(79)90013-0

USGS (United States Geological Survey). (2019). *Landsat 8 (L8) Data Users Handbook* (Version 5.0). U.S. Geological Survey. https://doi.org/10.3133/cir1464

Wan, Z., Hook, S., & Hulley, G. (2015). MOD11A2 MODIS/Terra Land Surface Temperature/Emissivity 8-Day L3 Global 1km SIN Grid V006 [Data set]. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. https://doi.org/10.5067/MODIS/MOD11A2.006

Weng, Q. (2009). Thermal infrared remote sensing for urban climate and environmental studies: Methods, applications, and trends. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *64*(4), 335–344. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.03.007

Wu, C., Chen, J., Huang, W., Wu, J., & Niu, Z. (2015). Assessing the effect of climate variables on vegetation dynamics across China. *Environmental Earth Sciences*, *74*(7), 6045–6054. https://doi.org/10.1007/s12665-015-4602-3

Xiao, X., Boles, S., Liu, J., Zhuang, D., & Frolking, S. (2007). Mapping paddy rice agriculture in southern China using multi-temporal MODIS images. *Remote Sensing of Environment*, *100*(1), 95–113. https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.10.004

Yang, J., Wu, T., Sun, X., Liu, K., Farhan, M., Zhao, X., ... & Wang, S. (2024). Global 24 solar terms phenological MODIS normalized difference vegetation index dataset in 2001–2022. *Geoscience Data Journal*, *11*(4), 936-947. https://doi.org/10.1002/gdj3.268

Zeydan, Ö., Tariq, S., Qayyum, F., Mehmood, U., & Ul-Haq, Z. (2023). Investigating the long-term trends in aerosol optical depth and its association with meteorological parameters and enhanced vegetation index over Turkey. *Environmental Science and Pollution Research*, *30*(8), 20337-20356. https://doi.org/10.1007/s11356-022-23553-0

Zhang, X., Friedl, M. A., Schaaf, C. B., Strahler, A. H., Hodges, J. C., Gao, F., ... & Yang, X. (2019). Monitoring vegetation phenology using MODIS. *Remote Sensing of Environment*, *121*, 120-136. https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.03.028

Zhang, Y., Xiao, X., Wu, X., Zhou, S., Zhang, G., Qin, Y., & Dong, J. (2019). Spatio-temporal patterns of global terrestrial gross primary production and climate controls. *Remote Sensing*, *11*(2), 182. https://doi.org/10.3390/rs11020182

Zhou, D., Zhao, S., Liu, S., Zhang, L., & Zhu, C. (2016). Surface urban heat island in China's 32 major cities: spatial patterns and drivers. *Remote Sensing of Environment*, *152*, 51-61. https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.12.017