J. RS. GEOINF. RES. 4(2): 239-250, Summer & Autumn 2026

Journal of Remote Sensing and Geoinformation Research
(JRSGR)
Homepage: jrsgr.sru.ac.ir

ORIGINAL RESEARCH PAPER

NDVI Time Series Prediction Using a Deep Neural Network Based on Lagged and Statistical Features

A. Ghodsifar, S. Sadeghian*, A. Sharifi, Z. Azizi

Department of Surveying Engineering, Faculty of Civil, Water and Environmental Engineering, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran

Received: 21 May 2026
Reviewed: 01 July 2026
Revised: 23 August 2026
Accepted: 12 October 2026

KEYWORDS:
Vegetation Cover
Deep Learning
Time Series Prediction
Remote Sensing
Hamoun Wetland

* Corresponding author
sa_sadeghian@sbu.ac.ir
(+98912) 3505745

ABSTRACT

Background and Objectives: Monitoring and predicting vegetation cover changes play an important role in natural resource management, assessment of climate change impacts, and ecosystem monitoring. Among remote sensing indicators, the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) is considered one of the most widely used indices for evaluating vegetation conditions and their temporal variations. Due to the complex temporal behavior of vegetation dynamics and the increasing need for accurate forecasting, the application of intelligent approaches and deep learning models has gained significant attention. Therefore, the main objective of this study was to develop a deep neural network model based on lagged and statistical features for predicting the NDVI time series in a part of the Hamoun wetland region located in southeastern Iran.

Methods: The data used in this study consisted of Landsat 5, 7, 8, and 9 satellite images acquired during the period from 2010 to 2026 through the Google Earth Engine platform. Images with cloud coverage lower than 20% were selected, and in cases where suitable images were unavailable, the cloud threshold was increased to 30%. After calculating NDVI, the time series data were smoothed using the Savitzky–Golay filter. Subsequently, lagged and statistical features, including Lag1, Lag2, Lag3, temporal difference, and moving average, were extracted. A deep neural network model with three hidden layers was then developed for time-series modeling and prediction. Model performance was evaluated using Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), and the coefficient of determination (R^2).

Findings: The results of the independent model evaluation using data from 2025 and 2026 showed that the proposed model achieved satisfactory performance in predicting the NDVI time series. The mean absolute error (MAE) was 0.000844, the root mean square error (RMSE) was 0.000959, and the coefficient of determination (R^2) was 0.9112, indicating the model's satisfactory ability to learn the temporal patterns of the data. The prediction results for the period 2027–2030 also showed that NDVI values in the study area exhibited interannual fluctuations rather than following a consistent increasing trend. The mean NDVI across the three seasons decreased from 0.053956 in 2027 to 0.037751 in 2030, although a relative increase was observed in 2029 compared with 2028.

Conclusion: The findings showed that deep neural networks based on temporal and statistical features have satisfactory capability for predicting remote sensing time series and analyzing vegetation changes. This approach can be effectively applied to monitoring sensitive ecosystems, natural resource management, and the assessment of environmental changes. The results can also provide a basis for developing intelligent models for predicting environmental changes in arid and semi-arid regions. The predictions for 2027–2030 indicated interannual fluctuations in NDVI and a decrease in its mean value toward the end of the forecast period. However, these values should be interpreted as model-based estimates because actual observational data for the future years were not available at the time of the study. The main limitation of the study was the use of mean NDVI and the absence of direct climatic and hydrological variables in the model, which can be addressed in future studies.

NUMBER OF REFERENCES
38

NUMBER OF FIGURES
4

NUMBER OF TABLES
4

مقاله پژوهشی

پیش‌بینی سری زمانی NDVI با استفاده از شبکه عصبی عمیق مبتنی بر ویژگی‌های تأخیری و آماری

امیر قدسی فر، سعید صادقیان، علیرضا شریفی، زهرا عزیزی*

گروه مهندسی نقشه برداری، دانشکده مهندسی عمران، آب و محیط زیست، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران

چکیده

پیشینه و اهداف: پایش و پیش‌بینی تغییرات پوشش گیاهی از مهم‌ترین موضوعات در مدیریت منابع طبیعی، ارزیابی اثرات تغییرات اقلیمی و بررسی وضعیت اکوسیستم‌ها به شمار می‌رود. در این میان، شاخص تفاضل نرمال‌شده پوشش گیاهی (NDVI) به‌عنوان یکی از پرکاربردترین شاخص‌های سنجش از دور، نقش مهمی در تحلیل وضعیت و تغییرات پوشش گیاهی دارد. با توجه به پیچیدگی رفتار زمانی پوشش گیاهی و ضرورت پیش‌بینی روند تغییرات آن، استفاده از روش‌های هوشمند و مدل‌های یادگیری عمیق اهمیت فزاینده‌ای یافته است. هدف اصلی این پژوهش، توسعه یک مدل شبکه عصبی عمیق مبتنی بر ویژگی‌های تاخیری و آماری به‌منظور پیش‌بینی سری زمانی NDVI در بخشی از محدوده تالاب هامون در جنوب شرق ایران است.

روش‌ها: در این پژوهش، داده‌های مورد استفاده شامل تصاویر ماهواره‌ایLandsat 5 ، ۷، ۸ و ۹ در بازه زمانی ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۶ بود که از بستر Google Earth Engine استخراج شد. تصاویر دارای پوشش ابری کمتر از ۲۰ درصد انتخاب شدند و در صورت نبود داده مناسب، آستانه پوشش ابری تا ۳۰ درصد افزایش یافت. پس از استخراج تصاویر، شاخص NDVI محاسبه و سری زمانی داده‌ها با استفاده از فیلتر Savitzky–Golay هموارسازی شد. سپس ویژگی‌های تاخیری و آماری شامل Lag1 ، Lag2، Lag3، اختلاف زمانی و میانگین متحرک استخراج گردید. در ادامه، یک مدل شبکه عصبی عمیق شامل سه لایه مخفی به‌منظور مدل‌سازی و پیش‌بینی سری زمانی توسعه داده شد. عملکرد مدل نیز با استفاده از شاخص‌های آماریMAE ، RMSE و ضریب تعیین (R^2) ارزیابی شد..

یافته‌ها: نتایج ارزیابی مستقل مدل با استفاده از داده‌های سال‌های ۲۰۲۵ و ۲۰۲۶ نشان داد که مدل پیشنهادی از عملکرد مناسبی در پیش‌بینی سری زمانی NDVI برخوردار است. مقدار میانگین قدر مطلق خطا (MAE) برابر با 0.000844، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) برابر با 0.000959 و ضریب تعیین (R^2) برابر با 0.9112 به‌دست آمد که بیانگر توانایی مناسب مدل در یادگیری الگوهای زمانی داده‌ها است. همچنین نتایج پیش‌بینی برای دوره ۲۰۲۷ تا ۲۰۳۰ نشان داد که مقادیر NDVI در منطقه مورد مطالعه دارای نوسانات بین‌سالی بوده و روند یکنواخت را دنبال نمی‌کنند. میانگین سه فصل NDVI از 0.053956 در سال ۲۰۲۷ به 0.037751 در سال ۲۰۳۰ کاهش یافت، اگرچه در سال ۲۰۲۹ افزایش نسبی نسبت به سال ۲۰۲۸ مشاهده شد.

نتیجه‌گیری: یافته‌های پژوهش نشان داد که شبکه‌های عصبی عمیق مبتنی بر ویژگی‌های زمانی و آماری، توانایی مناسبی در پیش‌بینی سری‌های زمانی سنجش از دور و تحلیل تغییرات پوشش گیاهی دارند. استفاده از این رویکرد می‌تواند در پایش اکوسیستم‌های حساس، مدیریت منابع طبیعی و ارزیابی تغییرات محیط‌زیستی کاربرد مؤثری داشته باشد. همچنین نتایج این پژوهش می‌تواند زمینه‌ساز توسعه مدل‌های هوشمند برای پیش‌بینی تغییرات محیطی در مناطق خشک و نیمه‌خشک باشد. نتایج پیش‌بینی دوره ۲۰۲۷ تا ۲۰۳۰ نشان داد که NDVI دارای نوسانات بین‌سالی بوده و مقدار میانگین آن در انتهای دوره پیش‌بینی کاهش می‌یابد. با این حال، این مقادیر باید به‌عنوان برآوردهای مدل تفسیر شوند، زیرا داده‌های مشاهده‌ای واقعی برای سال‌های آینده در زمان انجام پژوهش در دسترس نبوده است. محدودیت اصلی پژوهش، استفاده از میانگین NDVI و عدم ورود مستقیم متغیرهای اقلیمی و هیدرولوژیکی به مدل بود که می‌تواند در مطالعات آینده مورد توجه قرار گیرد.

تاریخ دریافت: ۳۱ اردیبهشت ۱۴۰۵
تاریخ داوری: ۱۰ تیر ۱۴۰۵
تاریخ اصلاح: ۰۱ شهریور ۱۴۰۵
تاریخ پذیرش: ۲۰ مهر ۱۴۰۵

واژگان کلیدی:
پوشش گیاهی
یادگیری عمیق
پیش بینی سری زمانی
سنجش از دور
تالاب هامون

* نویسنده مسئول
sa_sadeghian@sbu.ac.ir
۰۹۱۲-۳۵۰۵۷۴۵

مقدّمه

پوشش گیاهی یکی از مهم‌ترین مؤلفه‌های اکوسیستم‌های طبیعی است که نقش اساسی در تعادل انرژی سطح زمین، چرخه کربن، تنظیم چرخه هیدرولوژیکی و پایداری محیط‌زیست ایفا می‌کند. تغییرات پوشش گیاهی علاوه بر تأثیر مستقیم بر تنوع زیستی و شرایط اکولوژیکی، می‌تولند بیانگر شدت تغییرات اقلیمی، خشکسالی و فشارهای انسانی بر محیط باشد. ازاین‌رو، پایش و تحلیل روند تغییرات پوشش گیاهی همواره یکی از موضوعات مهم در مطالعات محیط‌زیستی، منابع طبیعی و سنجش از دور محسوب شده است [۱]. در دهه‌های اخیر، توسعه فناوری سنجش از دور و افزایش دسترسی به تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه، امکان بررسی رفتار زمانی پوشش گیاهی را با دقت بیشتری فراهم کرده است [۲]. در این میان، شاخص تفاضل نرمال‌شده پوشش گیاهی (NDVI) به دلیل سادگی محاسبه و توانایی مناسب در نمایش وضعیت تراکم و سلامت پوشش گیاهی، به‌عنوان یکی از پرکاربردترین شاخص‌های سنجش از دور شناخته می‌شود [۳]. این شاخص در مطالعات متعددی برای پایش خشکسالی، بررسی روندهای اکولوژیکی، ارزیابی تغییرات اقلیمی و تحلیل تغییرات کاربری اراضی مورد استفاده قرار گرفته است [۴، ۵].

تحلیل سری‌های زمانی NDVI می‌تواند اطلاعات ارزشمندی درباره روندهای تغییرات پوشش گیاهی و واکنش اکوسیستم‌ها به شرایط اقلیمی ارائه دهد. با این حال، رفتار زمانی NDVI معمولاً دارای الگوهای غیرخطی، نوسانات فصلی و وابستگی‌های پیچیده زمانی است که مدل‌سازی آن را دشوار می‌کند [۶]. روش‌های آماری کلاسیک اگرچه در برخی موارد عملکرد مناسبی دارند، اما اغلب در استخراج روابط پیچیده و غیرخطی داده‌های محیطی با محدودیت مواجه هستند [۷]. در همین راستا، روش‌های یادگیری ماشین و به‌ویژه یادگیری عمیق، به دلیل توانایی بالا در یادگیری الگوهای پنهان و روابط غیرخطی، در سال‌های اخیر توجه زیادی را در مطالعات سنجش از دور به خود جلب کرده‌اند [۸].

پژوهش‌های انجام‌شده نشان می‌دهد که شبکه‌های عصبی عمیق قادرند رفتار زمانی داده‌های محیطی را با دقت قابل قبولی مدل‌سازی کنند و در پیش‌بینی سری‌های زمانی عملکرد مناسبی داشته باشند [۹]. در میان مدل‌های یادگیری عمیق، شبکه‌های عصبی بازگشتی به‌ویژه LSTM و GRU کاربرد گسترده‌ای در پیش‌بینی سری‌های زمانی پیدا کرده‌اند. این مدل‌ها توانایی حفظ وابستگی‌های زمانی بلندمدت را دارند و در پیش‌بینی NDVI و سایر متغیرهای هیدرواقلیمی نتایج موفقی ارائه کرده‌اند [۱۰،۱۱]. به‌عنوان نمونه، Guoو همکاران از مدل LSTMبرای پیش‌بینی سری زمانی NDVI همراه با متغیرهای اقلیمی استفاده کردند و نتایج مطلوبی به دست آوردند [۱۲]. همچنین Vasilakosو همکاران توانایی مدل‌های LSTM را در پیش‌بینی دینامیک پوشش گیاهی مدیترانه‌ای نشان دادند [۱۳]. علاوه بر این، ترکیب شبکه‌های کانولوشنی و بازگشتی در قالب معماری‌هایی نظیر CNN-LSTM و ConvLSTM موجب بهبود استخراج ویژگی‌های مکانی–زمانی از داده‌های سنجش از دور شده است [۱۴].

مطالعات اخیر نشان داده‌اند که این مدل‌های هیبریدی می‌توانند عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های سنتی در پیش‌بینی شاخص‌های پوشش گیاهی ارائه دهند [۱۵، ۱۶]. در سال‌های اخیر، معماری‌های مبتنی بر Transformer و مکانیزم توجه (Attention) نیز به‌عنوان نسل جدید مدل‌های یادگیری عمیق وارد حوزه تحلیل سری‌های زمانی شده‌اند [۱۷]. این مدل‌ها توانایی بالایی در استخراج وابستگی‌های بلندمدت و الگوهای پیچیده زمانی دارند و در بسیاری از مطالعات مرتبط با سنجش از دور و علوم محیطی عملکرد موفقی از خود نشان داده‌اند [۱۸]. برای مثال، Bouazizو همکاران یک مدل مبتنی بر ConvLSTM-GCN-Transformerبرای پیش‌بینی نقشه‌های شاخص پوشش گیاهی ارائه کردند [۱۹]. همچنین Faran و همکاران از Transformerهای فضایی–زمانی برای پیش‌بینی بلندمدت NDVI استفاده کردند و به دقت بالایی دست یافتند [۲۰].

مدل‌های مبتنی بر Self-Attention در مطالعات هیدرواقلیمی و تحلیل داده‌های ماهواره‌ای نیز کاربرد گسترده‌ای پیدا کرده‌اند [۲۱، ۲۲]. علاوه بر پیش‌بینی سری زمانی، بخش مهمی از تحقیقات اخیر بر بازسازی و بهبود کیفیت داده‌های NDVI متمرکز بوده است. وجود ابر، نویز و داده‌های ناقص همواره یکی از چالش‌های اصلی در تحلیل داده‌های سنجش از دور محسوب می‌شود [۲۳]. در این زمینه، Chenو همکاران با استفاده از ترکیب داده‌های Sentinel-1 و Sentinel-2 یک مدل یادگیری عمیق برای بازسازی سری زمانی NDVI در مناطق ابری توسعه دادند [۲۴]. همچنین Wang و همکاران از شبکه‌های مبتنی بر Attentionو GAN برای پر کردن خلأهای زمانی داده‌های MODIS استفاده کردند [۲۵].

مطالعات دیگری نیز نشان داده‌اند که استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق می‌تواند کیفیت سری‌های زمانی تصاویر ماهواره‌ای را بهبود دهد و موجب افزایش دقت تحلیل‌های زمانی شود [۲۷، ۲۶]. با وجود پیشرفت‌های قابل توجه در توسعه مدل‌های یادگیری عمیق، بسیاری از مطالعات انجام‌شده بر معماری‌های بسیار پیچیده و محاسبات سنگین تمرکز داشته‌اند [۱۹،۲۰]. درحالی‌که استفاده از ویژگی‌های مهندسی‌شده نظیر تاخیرهای زمانی، اختلاف مقادیر و میانگین‌های متحرک می‌تواند اطلاعات ارزشمندی درباره رفتار سری زمانی ارائه دهد و بدون نیاز به معماری‌های بسیار پیچیده، عملکرد مدل را بهبود بخشد [۲۸]. علاوه بر این، بخش زیادی از مطالعات پیشین در مقیاس‌های جهانی یا مناطق دارای اقلیم نسبتاً پایدار انجام شده‌اند و پژوهش‌های کمتری در اکوسیستم‌های خشک و نیمه‌خشک ایران صورت گرفته است [۲۹،۳۰].

تالاب هامون به‌عنوان یکی از مهم‌ترین اکوسیستم‌های شرق ایران، در دهه‌های اخیر تحت تأثیر خشکسالی، تغییرات اقلیمی و کاهش منابع آب با تغییرات شدید پوشش گیاهی مواجه بوده است. این شرایط

ضرورت استفاده از روش‌های پیشرفته برای تحلیل و پیش‌بینی روند تغییرات پوشش گیاهی این منطقه را دوچندان می‌کند[۳۱]. در کنار مدل‌های مبتنی بر LSTM وTransformer ، برخی پژوهش‌ها از ترکیب شبکه‌های CNN و GRU برای بهبود پیش‌بینی داده‌های کشاورزی و محیطی استفاده کرده‌اند که نتایج قابل قبولی در استخراج الگوهای زمانی از داده‌های سنجش از دور داشته است [۳۲]. همچنین استفاده از شبکه‌های مبتنی بر Attention و GAN برای بازسازی داده‌های ناقص MODIS و استخراج فنولوژی سطح زمین، موجب افزایش دقت سری‌های زمانی شده است [۳۳].

مطالعات دیگری نیز به بررسی هم‌زمان پویایی پوشش گیاهی و عوامل محیطی با استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق پرداخته‌اند و نشان داده‌اند که ترکیب داده‌های اقلیمی و شاخص‌های سنجش از دور می‌تواند دقت پیش‌بینی را افزایش دهد [۳۴]. علاوه بر این، توسعه مدل‌های Vision Transformer در تحلیل تصاویر سنجش از دور و پیش‌بینی ویژگی‌های محیطی، کاربرد گسترده‌ای در سال‌های اخیر پیدا کرده است [۳۵]. پژوهش Xiong و همکاران نیز نشان داد که مدل‌های مبتنی بر LSTM توانایی بالایی در بازسازی و بهبود سری‌های زمانی NDVI و EVI در مقیاس جهانی دارند [۳۶]. همچنین مدل‌های مبتنی بر Attention و یادگیری عمیق در سایر حوزه‌های مرتبط با سنجش از دور، نظیر تفکیک پهنه‌های آبی و تحلیل داده‌های فرکانسی–زمانی، عملکرد موفقی داشته‌اند [۳۷]. در نهایت، مطالعات مرتبط با بازسازی سری زمانی NDVI با قدرت تفکیک زمانی بالا نشان داده‌اند که کیفیت داده‌های ورودی نقش مهمی در دقت مدل‌های پیش‌بینی دارد [۳۸].

بر همین اساس، هدف اصلی پژوهش حاضر، پیش‌بینی سری زمانی NDVI با استفاده از شبکه عصبی عمیق مبتنی بر ویژگی‌های تاخیری و آماری در منطقه تالاب هامون است. در این پژوهش، داده‌های NDVI استخراج‌شده از تصاویر Landsat در بازه زمانی ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۶ مورد استفاده قرار گرفتند و پس از هموارسازی سری زمانی، ویژگی‌های تاخیری و آماری شامل Lag1 ، Lag2، Lag3، اختلاف زمانی و میانگین متحرک استخراج شدند. سپس یک مدل شبکه عصبی عمیق برای یادگیری الگوهای زمانی و پیش‌بینی روند آینده NDVI توسعه یافت. نوآوری اصلی این پژوهش در ترکیب ویژگی‌های آماری ساده با شبکه عصبی عمیق و استفاده از آن برای پیش‌بینی پوشش گیاهی در یک اکوسیستم خشک و حساس است. نتایج این پژوهش می‌تواند در پایش پوشش گیاهی، مدیریت منابع طبیعی، تحلیل اثرات خشکسالی و برنامه‌ریزی محیط‌زیستی مورد استفاده قرار گیرد.

منطقه مورد مطالعه

دریاچه و تالاب بین‌المللی هامون بخشی از پناهگاه حیات وحش هامون است این دریاچه ، سومین دریاچه بزرگ ایران پس از دریاچه خزر و دریاچه ارومیه، هفتمین تالاب بین‌المللی جهان و یکی از ذخیره‌گاه‌های زیست‌کره در ایران است. دریاچه و تالاب هامون در استان سیستان و بلوچستان با مختصات ′۵۰ °۳۰شمالی ′ ۴۰°۶۱شرقی واقع شده‌اند. این دریاچه‌ها در زمان فراوانی آب به هم می‌پیوندند و دریاچه مشترک هامون، میان افغانستان و ایران را تشکیل می‌دهند. وسعت دریاچه هامون در زمان پرآبی ۵۶۶۰ کیلومتر مربع است که از این مقدار ۳۸۲۰ کیلومتر مربع متعلق به ایران و بقیه متعلق به افغانستان است شکل (۱) موقعیت این منطقه را نشان می‌دهد.

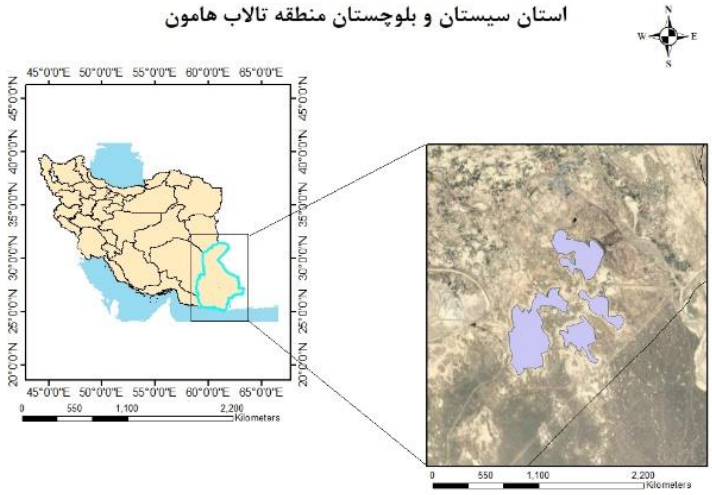
داده های مورد استفاده

در این پژوهش، به‌منظور تحلیل و پیش‌بینی سری زمانی شاخص تفاضل نرمال‌شده پوشش گیاهی(NDVI) ، از تصاویر ماهواره‌ای سری Landsat Program در بازه زمانی ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۶ استفاده شد. داده‌های مورد استفاده شامل تصاویر Landsat 5 برای سال‌های ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۱، Landsat 7 برای سال‌های ۲۰۱۲ تا ۲۰۱۳، Landsat 8 برای سال‌های ۲۰۱۴ تا ۲۰۲۱ و Landsat 9 برای سال‌های ۲۰۲۲ تا ۲۰۲۶ بودند. تمامی تصاویر از مجموعه داده‌های Top of Atmosphere (TOA) با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر استخراج شدند. داده‌های ماهواره‌ای از طریق بستر پردازش ابری Google Earth Engine دریافت و آماده‌سازی شدند. در فرآیند انتخاب تصاویر، داده‌های دارای پوشش ابری کمتر از ۲۰ درصد در اولویت قرار گرفتند و در مواردی که تصاویر مناسب در دسترس نبود، آستانه پوشش ابری تا ۳۰ درصد افزایش داده شد. پس از محاسبه شاخصNDVI ، خروجی‌ها در قالب فایل‌های رستری از محیط Google Earth Engine به فضای ذخیره‌سازیGoogle Drive منتقل و برای مراحل مدل‌سازی و تحلیل مورد استفاده قرار گرفتند.

جدول۱: داده های مورد استفاده

Table 1 - Data used

ردیف Row	سنجنده ماهواره‌ای Satellite sensor	دوره زمانی Time period	مجموعه داده Dataset	قدرت تفکیک مکانی Spatial resolution	بستر دریافت داده Data acquisition platform
1	Landsat 5	2010–2011	TOA Reflectance	30 M	Google Earth Engine
2	Landsat 7	2012–2013	TOA Reflectance	30 M	Google Earth Engine
3	Landsat 8	2014–2021	TOA Reflectance	30 M	Google Earth Engine
4	Landsat 9	2022–2026	TOA Reflectance	30 M	Google Earth Engine



شکل ۱: منطقه مورد مطالعه

Fig. 1: Study area

روش تحقیق

در این پژوهش، به‌منظور پیش‌بینی سری زمانی شاخص تفاضل نرمال‌شده پوشش گیاهی(NDVI) ، ابتدا تصاویر ماهواره‌ای سری Landsat Program شامل Landsat 5، Landsat 7، Landsat 8 و Landsat 9 در بازه زمانی ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۶ از بستر پردازش ابری Google Earth Engine استخراج شدند. داده‌ها از مجموعه تصاویر Top of Atmosphere (TOA)انتخاب گردیدند و در فرآیند انتخاب تصاویر، داده‌های دارای پوشش ابری کمتر از ۲۰ درصد در اولویت قرار گرفتند و در صورت عدم دسترسی به تصاویر مناسب، این آستانه تا ۳۰ درصد افزایش یافت. پس از انتخاب تصاویر، شاخص NDVI برای هر تصویر با استفاده از رابطه زیر محاسبه شد:

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

که در آن NIRبیانگر بازتاب باند مادون قرمز نزدیک و RED نشان‌دهنده بازتاب باند قرمز است. سپس تصاویر در سه بازه فصلی شاملRecharge ، PeakFloodو Stress طبقه‌بندی شدند و مقدار میانه تصاویر هر فصل به‌عنوان نماینده وضعیت پوشش گیاهی استخراج گردید. خروجی‌های تولیدشده در قالب فایل‌های رستری GeoTIFF ذخیره و برای مراحل بعدی پردازش مورد استفاده قرار گرفتند.

در ادامه، داده‌های NDVI در محیط Python پردازش شدند. برای این منظور، ابتدا میانگین مقادیر پیکسل‌های هر تصویر محاسبه و یک سری زمانی تک‌متغیره تشکیل شد. به‌منظور کاهش نویز و نوسانات غیرواقعی، سری زمانی با استفاده از فیلتر Savitzky–Golay هموارسازی گردید. در این روش، پنجره هموارسازی برابر با ۵ و درجه چندجمله‌ای برابر با ۲ در نظر گرفته شد. پس از آن، مجموعه‌ای از ویژگی‌های تاخیری و آماری شامل Lag_1، Lag_2، Lag_3، اختلاف زمانی و میانگین متحرک استخراج شدند. ویژگی‌های تاخیری بر اساس روابط زیر تعریف شدند:

$$Lag_1 = NDVI_{t-1}$$
$$Lag_2 = NDVI_{t-2}$$
$$Lag_3 = NDVI_{t-3} \quad (2)$$

همچنین اختلاف زمانی و میانگین متحرک به‌ترتیب از روابط زیر محاسبه شدند:

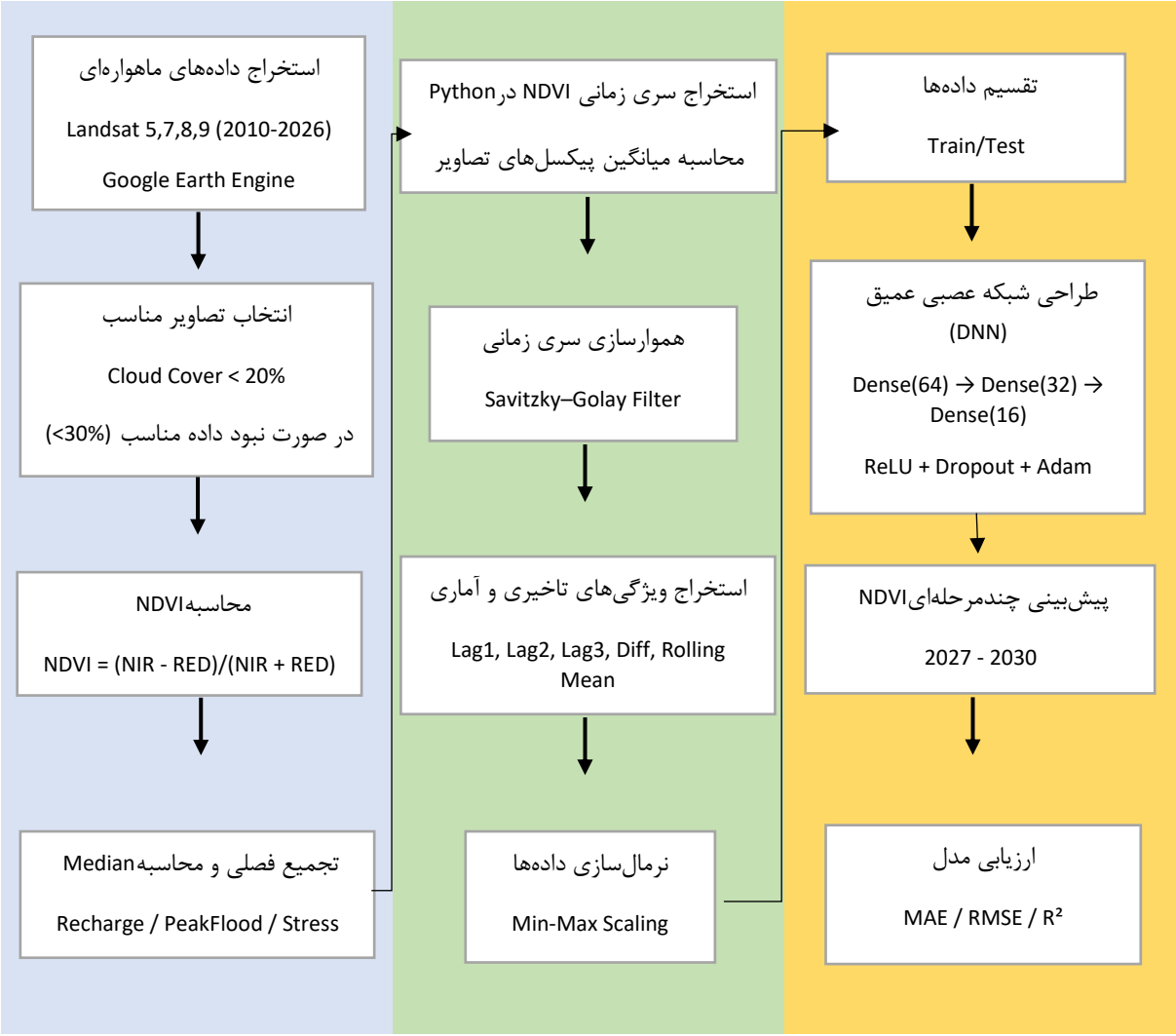
$$Diff_t = NDVI_t - NDVI_{t-1} \quad (3)$$

$$RollingMean_t = \frac{NDVI_t + NDVI_{t-1} + NDVI_{t-2}}{3} \quad (4)$$

پس از استخراج ویژگی‌ها، داده‌ها با استفاده از روش Min-Max Scaling نرمال‌سازی شدند تا تمامی مقادیر در بازه $[0, 1]$ قرار گیرند. رابطه نرمال‌سازی به‌صورت زیر است:

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (5)$$

در ادامه، به‌منظور ارزیابی مستقل و واقع‌بینانه عملکرد مدل، داده‌های مربوط به سال‌های ۲۰۲۵ و ۲۰۲۶ از فرآیند آموزش مدل کنار گذاشته شدند و به‌عنوان مجموعه داده‌های آزمون مستقل برای اعتبارسنجی عملکرد مدل مورد استفاده قرار گرفتند. بدین‌ترتیب، داده‌های مربوط به سال‌های ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۴ برای آموزش مدل به کار گرفته شدند، در حالی‌که داده‌های سال‌های ۲۰۲۵ و ۲۰۲۶ بدون مشارکت در فرآیند آموزش، برای مقایسه مقادیر پیش‌بینی‌شده با مقادیر واقعی استخراج‌شده از تصاویر ماهواره‌ای استفاده شدند. سپس یک شبکه عصبی عمیق مبتنی بر لایه‌های کاملاً متصل طراحی شد. معماری مدل شامل سه لایه مخفی با ۶۴، ۳۲ و ۱۶ نورون بود که در آن‌ها از تابع فعال‌سازی ReLU استفاده شد.



شکل۲: روند تحقیق

Fig. 2: Research Process

همچنین به‌منظور جلوگیری از بیش‌برازش، یک لایه Dropout با نرخ ۰٫۱ در ساختار مدل قرار داده شد. مدل با استفاده از بهینه‌ساز Adam و تابع خطای میانگین مربعات خطا آموزش داده شد که رابطه آن به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (6)$$

که در آن y_i مقدار واقعی و $\hat{y}_i$ مقدار پیش‌بینی‌شده است. به‌منظور جلوگیری از آموزش بیش از حد، از روش Early Stopping با مقدار patience برابر ۴۰ استفاده شد.

پس از آموزش مدل، عملکرد آن با استفاده از معیارهای آماری شامل میانگین قدر مطلق خطا(MAE) ، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب تعیین (R^2) ارزیابی گردید. روابط این معیارها به‌صورت زیر هستند:

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i| \quad (7)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (8)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum(y_i - \bar{y})^2} \quad (9)$$

در نهایت، مدل آموزش‌دیده برای پیش‌بینی چندمرحله‌ای سری زمانی NDVI در دوره ۲۰۲۷ تا ۲۰۳۰ مورد استفاده قرار گرفت. فرآیند پیش‌بینی به‌صورت بازگشتی انجام شد؛ به‌گونه‌ای که خروجی هر مرحله به‌عنوان بخشی از ورودی مرحله بعد به مدل اعمال گردید. نتایج نهایی در قالب نمودارهای سری زمانی ترسیم و روند تغییرات آینده پوشش گیاهی منطقه مورد مطالعه تحلیل شد.

نتایج و بحث

نتایج حاصل از پردازش سری زمانی NDVI و اجرای مدل شبکه عصبی عمیق نشان داد که استفاده از ویژگی‌های زمانی شامل مقادیر تأخیری

NDVI، اختلاف زمانی و میانگین متحرک، امکان مدل‌سازی مناسب تغییرات زمانی این شاخص را فراهم می‌کند. در این پژوهش، پس از هموارسازی سری زمانی با فیلتر Savitzky–Golay و استخراج ویژگی‌های زمانی، داده‌ها بر اساس سال تفکیک شدند؛ به‌طوری‌که داده‌های مربوط به سال‌های ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۴ برای آموزش مدل و داده‌های سال‌های ۲۰۲۵ و ۲۰۲۶ برای آزمون مورد استفاده قرار گرفتند. این تفکیک زمانی با هدف ارزیابی توانایی مدل در پیش‌بینی داده‌هایی انجام شد که در فرآیند آموزش مدل مشارکت نداشته‌اند. برای ارزیابی عملکرد مدل، مقادیر NDVI پیش‌بینی‌شده با مقادیر واقعی مربوط به سال‌های ۲۰۲۵ و ۲۰۲۶ مقایسه شدند. نتایج نشان داد که مقدار میانگین قدر مطلق خطا (MAE) برابر با 0.000844، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) برابر با 0.000959 و ضریب تعیین (R^2) برابر با 0.9112 به‌دست آمده است. مقدار نسبتاً بالای R^2 در کنار مقادیر پایین MAE و RMSE نشان‌دهنده تطابق مناسب مقادیر پیش‌بینی‌شده با مقادیر واقعی در مجموعه آزمون است. معیارهای حاصل از آزمون مستقل مدل در جدول ۲ ارائه شده‌اند.

جدول ۲: معیارهای ارزیابی عملکرد مدل در آزمون سال‌های ۲۰۲۵ و ۲۰۲۶

Table 2: Model performance evaluation criteria for the 2025–2026 test period

معیار ارزیابی Evaluation criteria	مقدار Amount
MAE	0.000844
RMSE	0.000959
R^2	0.9112

نتایج جدول ۲ نشان می‌دهد که خطای پیش‌بینی مدل در مجموعه آزمون نسبتاً پایین بوده و مدل توانسته است بخش عمده‌ای از تغییرات NDVI مشاهده‌شده در دوره آزمون را بازتولید کند. مقدار R^2 برابر با ۰٫۹۱۱۲ نشان می‌دهد که حدود ۹۱ درصد از تغییرات مقادیر NDVI موجود در مجموعه آزمون توسط مقادیر پیش‌بینی‌شده مدل توضیح داده می‌شود. با توجه به اینکه سال‌های ۲۰۲۵ و ۲۰۲۶ در مرحله آموزش مدل مورد استفاده قرار نگرفته‌اند، این ارزیابی نسبت به ارزیابی صرفاً مبتنی بر تقسیم تصادفی داده‌ها، دیدگاه مناسب‌تری از توانایی مدل در مواجهه با داده‌های زمانی جدید ارائه می‌دهد. برای بررسی جزئی‌تر عملکرد مدل، مقادیر NDVI واقعی و پیش‌بینی‌شده به تفکیک سال و فصل نیز مورد مقایسه قرار گرفتند. نتایج نشان داد که در سال ۲۰۲۵، مقدار واقعی NDVI در فصل Peak Flood برابر با ۰.۰۶۶۴۶۳ و مقدار پیش‌بینی‌شده برابر با ۰.۰۶۶۰۵۱ بوده است؛ بنابراین اختلاف مطلق دو مقدار برابر با ۰.۰۰۰۴۱۲ به‌دست آمد. در فصلRecharge ، مقدار واقعی ۰.۰۶۷۸۶۱ و مقدار پیش‌بینی‌شده ۰.۰۶۹۲۲۴ بوده و اختلاف برابر با ۰.۰۰۱۳۶۳ محاسبه شد. همچنین در فصلStress ، مقدار واقعی ۰٫۰۶۳۸۷۰ و مقدار پیش‌بینی‌شده ۰٫۰۶۳۲۱۷ بوده است که اختلاف ۰.۰۰۰۶۵۳ را نشان می‌دهد. در سال ۲۰۲۶ نیز مقدار واقعی NDVI در فصل Peak Flood برابر با ۰.۰۶۶۵۷۹ و مقدار پیش‌بینی‌شده برابر با ۰.۰۶۶۹۵۴ بوده است و اختلاف دو مقدار تنها ۰.۰۰۰۳۷۵ محاسبه شد. در فصلRecharge ، مقدار واقعی ۰.۰۷۳۵۶۱ و مقدار پیش‌بینی‌شده ۰.۰۷۲۱۴۴ بوده و اختلاف برابر با ۰.۰۰۱۴۱۷ به‌دست آمد. بنابراین، در میان مشاهدات موجود در مجموعه آزمون، بیشترین اختلاف مربوط به فصل Recharge در سال ۲۰۲۶ با مقدار ۰.۰۰۱۴۱۷ و کمترین اختلاف مربوط به فصل Peak Flood در سال ۲۰۲۶ با مقدار ۰.۰۰۰۳۷۵ بوده است. جزئیات مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده در جدول ۳ ارائه شده است.

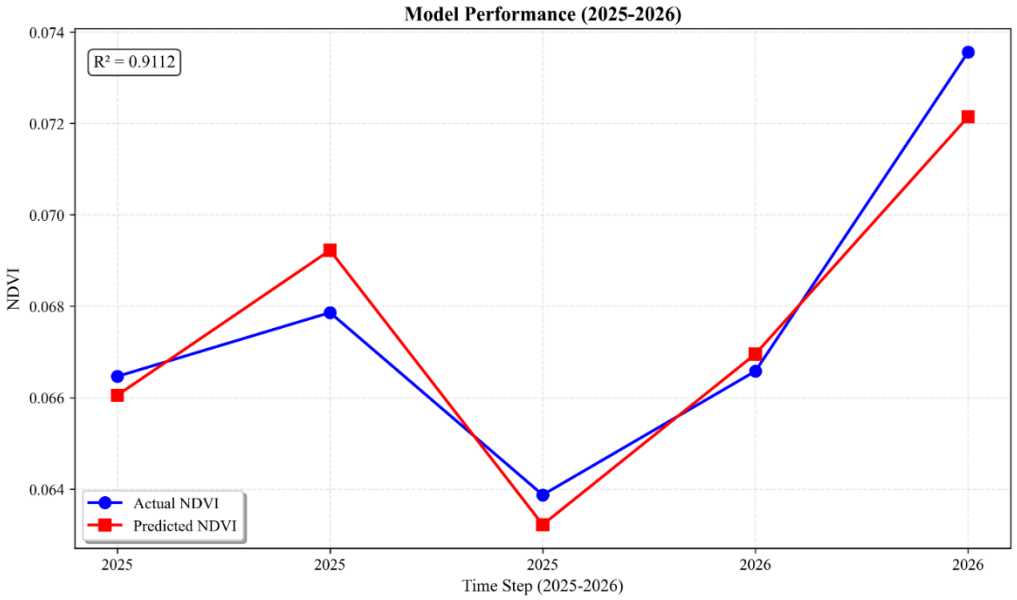
مقایسه بصری مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده نیز تطابق مناسب دو سری را نشان می‌دهد. همان‌گونه که در شکل ۳ مشاهده می‌شود، تغییرات مقادیر پیش‌بینی‌شده در بیشتر نقاط از الگوی مقادیر واقعی پیروی کرده است. نزدیک‌بودن دو منحنی، به‌ویژه در مشاهدات Peak Flood سال‌های ۲۰۲۵ و ۲۰۲۶، با مقادیر خطای پایین محاسبه‌شده در جدول ۳ مطابقت دارد. مقدار R^2 برابر با ۰٫۹۱۱۲ نیز در شکل درج شده است و عملکرد مدل در مجموعه آزمون ۲۰۲۵–۲۰۲۶ را به‌صورت گرافیکی نشان می‌دهد.

روند هم‌زمان داده‌های تاریخی و پیش‌بینی‌های سالیانه در شکل ۴ نمایش داده شده است. در این شکل، سری تاریخی NDVI به‌صورت میانگین سالانه تا سال ۲۰۲۶ و مقادیر پیش‌بینی‌شده سه فصل برای دوره ۲۰۲۷ تا ۲۰۳۰ نمایش داده شده‌اند. خط عمودی موجود در شکل، مرز میان دوره داده‌های تاریخی و دوره پیش‌بینی را مشخص می‌کند. این نمودار نشان می‌دهد که مقادیر پیش‌بینی‌شده برای دوره ۲۰۲۷ تا ۲۰۳۰ در سطحی پایین‌تر از مقادیر NDVI تاریخی سال‌های پایانی قرار گرفته‌اند و در عین حال، بین سال‌های مختلف و فصل‌های گوناگون نوسان دارند.

جدول ۳: مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده NDVI در سال‌های ۲۰۲۵ و ۲۰۲۶

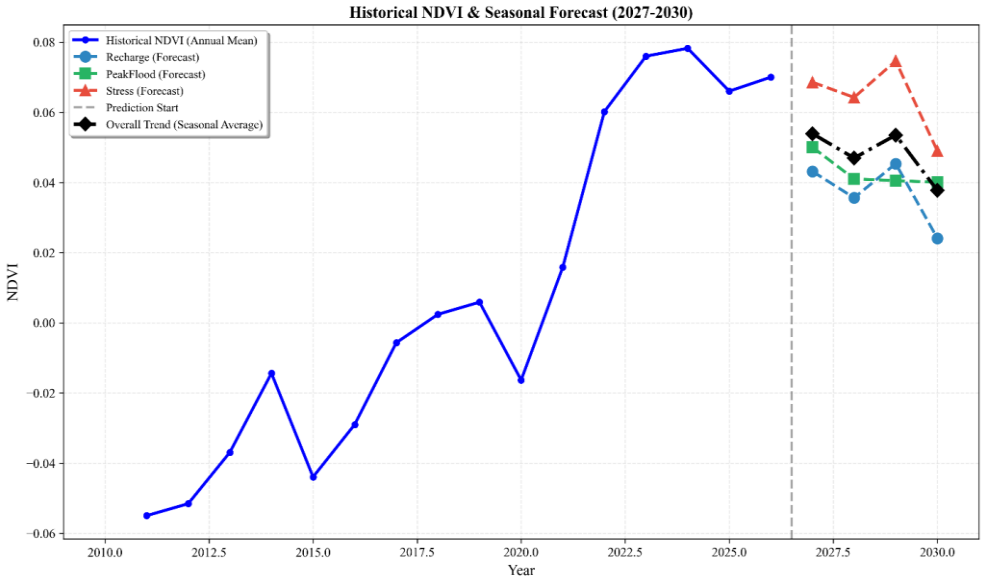
Table 3: Comparison of actual and predicted NDVI values for 2025 and 2026

سال Year	فصل Season	مقادیر واقعی Actual values	مقادیر پیش بینی Predicted values	اختلاف Difference
2025	Peak Flood	0.066463	0.066051	0.000412
2025	Recharge	0.067861	0.069224	0.001363
2025	Stress	0.063870	0.063217	0.000653
2026	Peak Flood	0.066579	0.066954	0.000375
2026	Recharge	0.073561	0.072144	0.001417



شکل ۳: مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده NDVI در مجموعه آزمون سال‌های ۲۰۲۵ و ۲۰۲۶

Fig. 3: Comparison of actual and predicted NDVI values for the 2025–2026 test period



شکل ۴: سری تاریخی NDVI و پیش‌بینی فصلی برای دوره ۲۰۲۷ تا ۲۰۳۰

Fig. 4: Historical NDVI series and seasonal forecast for the period 2027–2030

جدول۴: میانگین ۳ فصل NDVI

Table 4: verage NDVI for three seasons

سال Year	میانگین NDVI Average NDVI
2027	0.053956
2028	0.046995
2029	0.053548
2030	0.037751

برای بررسی رفتار کلی شاخص در دوره پیش‌بینی، میانگین سه مقدار فصلی برای هر سال محاسبه شد. بر اساس جدول۴، میانگین NDVI پیش‌بینی‌شده در سال ۲۰۲۷ برابر با ۰.۰۵۳۹۵۶ بود. این مقدار در سال ۲۰۲۸ به ۰.۰۴۶۹۹۵ کاهش یافت. در سال ۲۰۲۹، میانگین NDVI به ۰.۰۵۳۵۴۸ افزایش پیدا کرد، اما در سال ۲۰۳۰ مجدداً کاهش یافت و به ۰.۰۳۷۷۵۱ رسید. بنابراین، میانگین NDVI در طول دوره پیش‌بینی دارای نوسان بوده و یک روند افزایشی یا کاهشی یکنواخت را نشان نمی‌دهد. مقایسه مقدار میانگین سال ۲۰۲۷ با سال ۲۰۳۰ نیز نشان می‌دهد که میانگین NDVI از ۰.۰۵۳۹۵۶ به ۰.۰۳۷۷۵۱ کاهش یافته است. با این حال، افزایش موقت مقدار میانگین در سال ۲۰۲۹ نشان می‌دهد که تغییرات پیش‌بینی‌شده خطی نیستند و مدل نوسانات بین‌سالی را نیز در خروجی خود نشان می‌دهد. بنابراین، بر اساس نتایج مدل

نمی‌توان از وجود یک روند پیوسته افزایشی یا کاهشی برای NDVI در دوره ۲۰۲۷ تا ۲۰۳۰ سخن گفت؛ بلکه الگوی پیش‌بینی‌شده بیانگر نوسان بین‌سالی همراه با کاهش مقدار متوسط NDVI در انتهای افق پیش‌بینی است. این الگوی پیش‌بینی‌شده را می‌توان در چارچوب رفتار زمانی سری NDVI تفسیر کرد.

مدل مورد استفاده در این پژوهش با استفاده از ویژگی‌های تأخیری، اختلاف زمانی و میانگین متحرک، وابستگی زمانی داده‌ها را در فرآیند یادگیری وارد کرده است؛ ازاین‌رو، پیش‌بینی‌های آینده صرفاً بر اساس مقدار NDVI یک سال خاص انجام نمی‌شوند و الگوهای زمانی موجود در داده‌های گذشته نیز در تولید خروجی مدل نقش دارند. با این حال، از آنجا که پیش‌بینی‌های ۲۰۲۷ تا ۲۰۳۰ فاقد داده مشاهده‌ای واقعی برای اعتبارسنجی هستند، این مقادیر باید به‌عنوان برآوردهای مدل در نظر گرفته شوند و نه مقادیر قطعی آینده. در مجموع، نتایج آزمون مستقل سال‌های ۲۰۲۵ و ۲۰۲۶ نشان داد که مدل توانایی مناسبی در بازتولید مقادیر NDVI مشاهده‌شده دارد؛ به‌طوری‌که R^2 برابر با ۰٫۹۱۱۲ و RMSE برابر با ۰٫۰۰۰۹۵۹ به‌دست آمد. سپس، استفاده از مدل برای دوره ۲۰۲۷ تا ۲۰۳۰ نشان داد که مقادیر آینده NDVI در سه فصل مورد بررسی از نوسانات زمانی برخوردار خواهند بود. بالاترین مقدار پیش‌بینی‌شده در کل دوره مربوط به فصل Stress در سال ۲۰۲۹ با مقدار ۰٫۰۷٤٦۹۳ و پایین‌ترین مقدار مربوط به فصل Recharge در سال ۲۰۳۰ با مقدار ۰٫۰۲٤۱۳۷ بود. همچنین میانگین سه فصل از ۰٫۰۵۳۹۵٦ در سال ۲۰۲۷ به ۰٫۰۳۷۷۵۱ در سال ۲۰۳۰ رسید. این نتایج نشان می‌دهد که مدل، در کنار توانایی مناسب در پیش‌بینی داده‌های آزمون، برای افق آینده الگوی نوسانی و در مجموع کاهشی را برای میانگین NDVI پیش‌بینی کرده است.

نتیجه‌گیری

پایش و پیش‌بینی تغییرات پوشش گیاهی یکی از ابزارهای مهم در ارزیابی وضعیت اکولوژیکی و محیط‌زیستی مناطق حساس به تغییرات اقلیمی و هیدرولوژیکی محسوب می‌شود. در این میان، شاخص تفاضلی پوشش گیاهی نرمال‌شده (NDVI) به دلیل قابلیت مناسب در نمایش وضعیت پوشش و تغییرات نسبی پوشش گیاهی، یکی از شاخص‌های پرکاربرد در مطالعات سنجش از دور به شمار می‌رود. با توجه به ماهیت زمانی و غیرخطی تغییراتNDVI ، در پژوهش حاضر از یک شبکه عصبی عمیق مبتنی بر ویژگی‌های زمانی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی این شاخص استفاده شد.

در این راستا، تصاویر ماهواره‌ای Landsat در بازه زمانی ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۶ از بستر Google Earth Engine مورد استفاده قرار گرفتند و پس از استخراج مقادیرNDVI ، سری زمانی مربوط به منطقه مورد مطالعه تشکیل شد. به‌منظور کاهش نوسانات کوتاه‌مدت و بهبود قابلیت مدل‌سازی، سری زمانی با استفاده از فیلتر Savitzky–Golay هموارسازی شد و ویژگی‌های زمانی شامل مقادیر تأخیریLag1 ، Lag2 و Lag3، اختلاف زمانی و میانگین متحرک سه‌دوره‌ای استخراج شدند.

برای ارزیابی واقع‌بینانه توانایی مدل در پیش‌بینی داده‌های زمانی جدید، داده‌های مربوط به سال‌های ۲۰۲۵ و ۲۰۲۶ در فرآیند آموزش مدل وارد نشدند و به‌عنوان مجموعه آزمون مورد استفاده قرار گرفتند. نتایج ارزیابی نشان داد که مدل در این دوره آزمون به MAEبرابر با ۰٫۰۰۰۸٤٤، RMSEبرابر با ۰٫۰۰۰۹۵۹ و R^2 برابر با ۰٫۹۱۱۲ دست یافته است. مقدار پایین MAE و RMSE نشان‌دهنده اختلاف اندک میان مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده NDVI است و مقدار R^2 نیز بیانگر آن است که مدل توانسته است بخش عمده‌ای از تغییرات NDVI موجود در داده‌های آزمون را توضیح دهد. مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده در سطح فصلی نیز نشان داد که اختلاف مقادیر در تمامی مشاهدات آزمون کمتر از ۰٫۰۰۱۵ بوده است. بیشترین اختلاف مطلق برابر با ۰٫۰۰۱٤۱۷ در فصل Rechargeسال ۲۰۲۶ و کمترین اختلاف برابر با ۰٫۰۰۰۳۷۵ در فصل Peak Floodسال ۲۰۲۶ به‌دست آمد. این نتایج نشان‌دهنده عملکرد مناسب مدل در بازتولید مقادیر مشاهده‌شده NDVI در دوره آزمون است .پس از ارزیابی مدل با داده‌های سال‌های ۲۰۲۵ و ۲۰۲۶، از مدل برای پیش‌بینی NDVI در دوره ۲۰۲۷ تا ۲۰۳۰ استفاده شد.

نتایج نشان داد که مقادیر آینده NDVI در سه فصلRecharge ، Peak Flood و Stress دارای نوسانات بین‌سالی هستند و روند یکنواخت افزایشی یا کاهشی را دنبال نمی‌کنند. میانگین سه فصل در سال‌های ۲۰۲۷، ۲۰۲۸، ۲۰۲۹ و ۲۰۳۰ به‌ترتیب برابر با 0.053956، ۰.۰۴۶۹۹۵، ۰.۰۵۳۵۴۸ و ۰.۰۳۷۷۵۱ پیش‌بینی شد. بنابراین، اگرچه مقدار میانگین NDVI در سال ۲۰۲۹ نسبت به سال ۲۰۲۸ افزایش نشان می‌دهد، در انتهای دوره پیش‌بینی مقدار آن کاهش یافته و به کمترین مقدار دوره، یعنی ۰.۰۳۷۷۵۱ در سال ۲۰۳۰، می‌رسد. این نتایج نشان می‌دهد که بر اساس خروجی مدل، وضعیت NDVI در افق پیش‌بینی از نوسانات قابل توجهی برخوردار بوده و در مجموع مقدار متوسط آن در انتهای دوره نسبت به ابتدای دوره کاهش می‌یابد .در مجموع، یافته‌های پژوهش نشان می‌دهد که ترکیب ویژگی‌های زمانی حاصل از سری NDVIبا یک شبکه عصبی عمیق می‌تواند رویکردی مناسب برای مدل‌سازی و پیش‌بینی تغییرات این شاخص باشد.

عملکرد مناسب مدل در داده‌های آزمون سال‌های ۲۰۲۵ و ۲۰۲۶، همراه با مقادیر پایین خطای پیش‌بینی، نشان‌دهنده قابلیت قابل قبول آن برای برآورد مقادیر NDVI در داده‌های خارج از دوره آموزش است. همچنین پیش‌بینی‌های ۲۰۲۷ تا ۲۰۳۰ تصویری از رفتار احتمالی آینده NDVI ارائه می‌کنند؛ با این حال، از آنجا که این سال‌ها فاقد داده مشاهده‌ای واقعی در زمان انجام پژوهش هستند، مقادیر پیش‌بینی‌شده باید به‌عنوان برآوردهای مدل تفسیر شوند و نه مقادیر قطعی آینده. از نظر کاربردی، نتایج این پژوهش می‌تواند در پایش تغییرات پوشش گیاهی، ارزیابی شرایط اکولوژیکی، مدیریت منابع طبیعی و شناسایی تغییرات احتمالی وضعیت پوشش گیاهی مورد استفاده قرار گیرد. استفاده از سری‌های

زمانی سنجش از دور و مدل‌های یادگیری عمیق می‌تواند امکان پایش مستمر وضعیت منطقه و تولید برآوردهای آینده را فراهم کند و در نتیجه، اطلاعات مناسبی برای پشتیبانی از تصمیم‌گیری‌های محیط‌زیستی ارائه دهد.

با وجود عملکرد مناسب مدل، پژوهش حاضر دارای محدودیت‌هایی است. استفاده از میانگین NDVI به‌عنوان نماینده وضعیت کلی منطقه می‌تواند بخشی از ناهمگنی‌های مکانی را پنهان کند. همچنین مدل حاضر تنها بر پایه سری زمانی NDVI و ویژگی‌های زمانی استخراج‌شده از آن توسعه یافته است و متغیرهای مؤثر دیگری مانند بارش، دما، رطوبت خاک، تبخیر و تعرق و سایر متغیرهای هیدروکلیماتولوژیک در مدل وارد نشده‌اند. ازاین‌رو، در مطالعات آینده پیشنهاد می‌شود با ترکیب NDVI با متغیرهای اقلیمی و هیدرولوژیکی و همچنین داده‌های چندمنبعی سنجش از دور، عملکرد مدل بررسی شود. علاوه بر این، استفاده از معماری‌های پیشرفته‌تر مانند LSTM، Transformerو مدل‌های هیبریدی مکانی–زمانی و توسعه پیش‌بینی‌ها در مقیاس مکانی پیکسل می‌تواند زمینه را برای تحلیل دقیق‌تر رفتار زمانی–مکانی پوشش گیاهی و افزایش قابلیت پیش‌بینی مدل فراهم کند.

مشارکت نویسندگان

در این مقاله، نویسندگان به نسبت برابر مشارکت داشته اند.

تشکر و قدردانی

بدین وسیله از کلیه عزیزانی که ما را در انجام این تحقیق یاری کردند، صمیمانه تشکر می کنیم.

تعارض منافع

«هیچ گونه تعارض منافع توسط نویسندگان بیان نشده است.»

منابع و مآخذ

[1] Bouaziz MC, Ben Abbes A, El Koundi M, Farah IR. ConvLSTM-GCN-transformer: Spatiotemporal graph-attention model for vegetation index map forecasting. Expert Systems with Applications. 2026;314:131596. DOI:10.1016/j.eswa.2026.131596

[2] Chen Y, Cao R, Liu S, Peng L, Chen X, Chen J. A new deep learning-based model for reconstructing high-quality NDVI time-series data in heavily cloudy areas: fusion of Sentinel 1 and 2 data. International Journal of Digital Earth. 2024;17. DOI:10.1080/17538947.2024.2407941

[3] Cisse BB, Rashed GI, Badjan A, Haider H, Gony HAI, Ershad AM. Optimized Hybrid Deep Learning Framework for Reliable Multi-Horizon Photovoltaic Power Forecasting in Smart Grids. Electricity [Internet]. 2026; 7(1): [4 p.]. https://doi.org/10.3390/electricity7010004

[4] Dastigerdi M, Nadi M, Mashhadi BS, Serrano-Notivoli R. Analyzing vegetation dynamics and climate variability in the western Caspian ecosystem using MODIS NDVI time series data. Geosystems and Geoenvironment. 2026:100491. DOI:10.1016/j.geogeo.2026.100491

[5] Dubey P, Rakesh N, Dubey P, Bokoro PN. From Convolution to Attention: Transformer-Based Modeling for Multi-Day Wildfire Spread Forecasting. IEEE Access. 2025;13:128895–919. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3586922

[6] Fan M, Xiao Q, Yu Q, Zhao J. A hybrid ConvLSTM-Nudging model for predicting surface soil moisture in the Qilian Mountains, China. Journal of Arid Land. 2025;17:1623–48. DOI:10.1007/s40333-025-0112-9

[7] Faran I, Netanyahu N, Shoshany M. Spatio-Temporal Transformers for Long-Term NDVI Forecasting2026. DOI:10.48550/arXiv.2602.01799

[8] Farsani R, Pazouki E, Jecei J. A Transformer Self-Attention Model for Time Series Forecasting. Journal of Electrical and Computer Engineering Innovations. 2021;9:1–10. DOI:10.22061/JECEI.2020.7426.391

[9] Ferchichi A, Abbes AB, Barra V, Farah IR. Forecasting vegetation indices from spatio-temporal remotely sensed data using deep learning-based approaches: A systematic literature review. Ecological Informatics. 2022;68:101552. DOI:10.1016/j.ecoinf.2022.101552

[10] Gao P, Du W, Lei Q, Li J, Zhang S, Li N. NDVI Forecasting Model Based on the Combination of Time Series Decomposition and CNN – LSTM. Water Resources Management. 2023;37:1–17. DOI: 10.1007/s11269-022-03419-3

[11] Gholamnia M, Khandan R, Bonafoni S, Sadeghi A. Spatiotemporal Analysis of MODIS NDVI in the Semi-Arid Region of Kurdistan (Iran). Remote Sensing [Internet]. 2019; 11(14):[1723 p.]. https://doi.org/10.3390/rs11141723

[12] Ghorbanian A, Mohammadzadeh A, Jamali S. Linear and Non-Linear Vegetation Trend Analysis throughout Iran Using Two Decades of MODIS NDVI Imagery. Remote Sensing [Internet]. 2022; 14(15):[3683 p.]. https://doi.org/10.3390/rs14153683

[13] Guo Y, Zhang L, He Y, Cao S, Li H, Ran L, et al. LSTM time series NDVI prediction method incorporating climate elements: A case study of Yellow River Basin, China. Journal of Hydrology. 2024;629:130518. DOI:10.1016/j.jhydrol.2023.130518

[14] Han B, Kang J, Zhang M, Wu Q. Research on Space-Time Data Prediction Model of Quantum Long Short-Term Memory Network Fusion. Photonics [Internet]. 2026; 13(5):[477 p.]. https://doi.org/10.3390/photonics13050477

[15] Hasan SB, Kareem SW. Advanced time series forecasting of vegetation health using deep learning models: A remote sensing approach to analyzing climate change impact. The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences. 2025;28(4):645–58. DOI:10.1016/j.ejrs.2025.09.005

Transformer networks. Journal of Hydrology. 2025;655:132906. DOI:10.1016/j.jhydrol.2025.132906

[28] Sun J, Shen J, Li H, Wang H, Ren A, Zhou X, et al. QCL-LNF: A Spatiotemporal Quantum CNN-LSTM Model for Long-Term NDVI Forecasting. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2025;PP:1–. DOI:10.1109/TGRS.2025.3604007

[29] Tran KH, Zhang X, Zhang HK, Shen Y, Ye Y, Liu Y, et al. A transformer-based model for detecting land surface phenology from the irregular harmonized Landsat and Sentinel-2 time series across the United States. Remote Sensing of Environment. 2025;320:114656. DOI:10.1016/j.rse.2025.114656

[30] Tripathi A, Yadav V, Abidi A. Temporal NDVI Forecasting for Early Detection of Vegetation Stress Using Deep Learning2026. 968–73 p. DOI:10.1109/IC3ECSBHI67834.2026.11468920

[31] Vasilakos C, Tsekouras G, Kavroudakis D. LSTM-Based Prediction of Mediterranean Vegetation Dynamics Using NDVI Time-Series Data. Land. 2022;11:923. DOI:10.3390/land11060923

[32] Wang J, Wang P, Tian H, Tansey K, Liu J, Quan W. A deep learning framework combining CNN and GRU for improving wheat yield estimates using time series remotely sensed multi-variables. Computers and Electronics in Agriculture. 2023;206:107705. DOI:10.1016/j.compag.2023.107705

[33] Wang Y, Wu W, Zhang Z, Li Z, Zhang F, Xin Q. A temporal attention-based multi-scale generative adversarial network to fill gaps in time series of MODIS data for land surface phenology extraction. Remote Sensing of Environment. 2025;318:114546. DOI:10.1016/j.rse.2024.114546

[34] Wang Y, Zhang N, Chen M, Zhao Y, Guo F, Huang J, et al. Prediction and Spatiotemporal Dynamics of Vegetation Index Based on Deep Learning and Environmental Factors in the Yangtze River Basin. Forests [Internet]. 2025; 16(3):[460 p.]. https://doi.org/10.3390/f16030460

[35] Wittstruck L, Waske B, Jarmer T. Multi-Modal Vision Transformer for high-resolution soil texture prediction of German agricultural soils using remote sensing imagery. Remote Sensing of Environment. 2025;331:114985. DOI:10.1016/j.rse.2025.114985

[36] Xiong C, Ma H, Liang S, He T, Zhang Y, Zhang G, et al. Improved global 250 m 8-day NDVI and EVI products from 2000–2021 using the LSTM model. Scientific Data. 2023;10. DOI:10.1038/s41597-023-02695-x

[37] Yechuri S, Ramadevi S, Anand M, Velpula VK, Miriyala G, Siddhartha V. Deep Learning-Based Time-Frequency Attention Network Model for Water-Body Segmentation. Engineering Proceedings [Internet]. 2026; 124(1):[72 p.]. https://doi.org/10.3390/engproc2026124072

[38] Zeng L, Wardlow BD, Hu S, Zhang X, Zhou G, Peng G, et al. A Novel Strategy to Reconstruct NDVI Time-Series with High Temporal Resolution from MODIS Multi-Temporal Composite Products. Remote Sensing [Internet]. 2021; 13(7):[1397 p.]. DOI:10.3390/rs13071397

[16] Jácome-Galarza L-R, Realpe M, Vinan-Ludena M, Calderon F, Jaramillo Luzuriaga S. AgriTransformer: A Transformer-Based Model with Attention Mechanisms for Enhanced Multimodal Crop Yield Prediction. Electronics. 2025;14:2466. https://doi.org/10.3390/electronics14122466

[17] Khodadadi N, Towfek SK, Zaki AM, Alharbi AH, Khodadadi E, Khafaga DS, et al. Predicting normalized difference vegetation index using a deep attention network with bidirectional GRU: a hybrid parametric optimization approach. International Journal of Data Science and Analytics. 2025;20(4):3119–46. DOI:10.1007/s41060-024-00640-8

[18] Kim J, Oh S, Kim H, Choi W. Tutorial on time series prediction using 1D-CNN and BiLSTM: A case example of peak electricity demand and system marginal price prediction. Engineering Applications of Artificial Intelligence. 2023; 126: 106817. DOI:10.1016/j.engappai.2023.106817

[19] Li J, Wang C, Su W, Ye D, Wang Z. Uncertainty-Aware Self-Attention Model for Time Series Prediction with Missing Values. Fractal and Fractional [Internet]. 2025; 9(3):[181 p.]. DOI:10.3390/fractalfract9030181

[20] Marsetič A, Kanjir U. Forecasting Vegetation Behavior Based on PlanetScope Time Series Data Using RNN-Based Models. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. 2024;PP:1–11. DOI:10.1109/JSTARS.2024.3365971

[21] Mehrjou M, Ahmadi H. Mapping spatiotemporal variability of vegetation and climate sensitivity in northern Iran using google earth engine. Scientific Reports. 2026. DOI:10.1038/s41598-026-49433-y

[22] Mi P, Zheng C, Jia L, Bai Y. Reconstruction of Global Long-Term Gap-Free Daily Surface Soil Moisture from 2002 to 2020 Based on a Pixel-Wise Machine Learning Method. Remote Sensing [Internet]. 2023; 15(8): [2116 p.]. https://doi.org/10.3390/rs15082116

[23] Miller L, Pelletier C, Webb G. Deep Learning for Satellite Image Time Series Analysis: A Review2024. DOI:10.48550/ARXIV.2404.03936

[24] Mirchooli F, Sadeghi SH, Khaledi Darvishan A. Analyzing spatial variations of relationships between Land Surface Temperature and some remotely sensed indices in different land uses. Remote Sensing Applications: Society and Environment. 2020;19:100359. DOI:10.1016/j.rsase.2020.100359

[25] Scarpa G, Gargiulo M, Mazza A, Gaetano R. A CNN-Based Fusion Method for Feature Extraction from Sentinel Data. Remote Sensing [Internet]. 2018; 10(2):[236 p.]. https://doi.org/10.3390/rs10020236

[26] Shi W, Liao X, Wang S, Ye H, Wang D, Yue H, et al. Evaluation of a CNN model to map vegetation classification in a subalpine coniferous forest using UAV imagery. Ecological Informatics. 2025;87:103111. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2025.103111

[27] Subhadarsini S, Kumar DN, Govindaraju RS. Enhancing Hydro-climatic and land parameter forecasting using

معرفی نویسندگان

AUTHOR(S) BIOSKETCHES



امیر قدسی‌فر فارغ‌التحصیل رشته مهندسی نقشه‌برداری از دانشگاه جندی‌شاپور دزفول در سال ۱۳۹۹ است. وی برای مقطع کارشناسی ارشد از طریق کنکور در گرایش فتوگرامتری دانشگاه شهید بهشتی و همچنین از طریق استعداد درخشان در گرایش ژئودزی دانشگاه خواجه‌نصیرالدین طوسی تهران پذیرفته شده و در حال حاضر در مقطع کارشناسی ارشد فتوگرامتری دانشگاه شهید بهشتی مشغول به تحصیل می‌باشد. ایشان دارای سوابق پژوهشی در زمینه پایش و اندازه‌گیری تغییرات پوشش گیاهی و پهنه‌های آبی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای بوده و در حوزه یادگیری عمیق (Deep Learning) نیز فعالیت پژوهشی و مهارت دارد.

Ghodsifar, A., M.Sc. Student in Photogrammetry, Faculty of Civil, Water, and Environmental Engineering, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran

a.ghodsifar@mail.sbu.ac.ir



سعید صادقیان دانشیار دانشکده مهندسی عمران، آب و محیط زیست دانشگاه شهید بهشتی، دارای مدرک دکتری از دانشگاه تهران در رشته مهندسی نقشه برداری-فتوگرامتری است. وی علاوه بر تدریس در دانشگاه، دارای سوابق علمی و اجرایی بسیاری نیز می باشد. او به عنوان پژوهشگر برگزیده کشوری در سال های ۱۳۸۱و ۱۳۸۳و ۱۳۸۸ انتخاب و همچنین تجربه ریاست آموزشکده نقشه برداری سازمان نقشه برداری کشور در بازه ۱۳۸۵تا۱۳۹۲ می باشد.

Sadeghian, S., Associate Professor at the Department of Geoinformation and Geomatics Engineering, Faculty of Civil, Water, and Environmental Engineering, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran

sa_sadeghian@sbu.ac.ir



علیرضا شریفی دانشیار گروه مهندسی نقشه‌برداری در دانشکده مهندسی عمران، آب و محیط زیست دانشگاه شهید بهشتی می‌باشند. ایشان مدرک کارشناسی ارشد و دکتری خود را در رشته مهندسی نقشه‌برداری-سنجش از دور بترتیب در سال‌های ۱۳۸۷ و ۱۳۹۴ از دانشگاه تهران دریافت نمودند. فعالیت‌های پژوهشی اخیر وی در حوزه کاربرد یادگیری عمیق در پردازش تصویر فراطیفی و همچنین کاربردهای سنجش از دور در پایش تغییرات اقلیمی، کشاورزی، مدیریت جنگل‌ها، مدیریت کاربری و پوشش اراضی و مدل‌سازی محیطی با استفاده از کلان داده‌های سنجش از دور می‌باشد. در حال حاضر ایشان بیش از ۱۰۰ مقاله علمی در مجلات و کنفرانس‌های علمی ارائه نموده‌اند و عضو هیات تحریریه نشریه IEEE TGRS می‌باشند. همچنین وی در کمیته علمی و داوری بیش از ۴۰ مجله و کنفرانس علمی ملی و بین المللی فعالیت داشته‌اند. زمینه‌های تخصصی ایشان عبارتند از: پردازش تصاویر فراطیفی و راداری، هوش مصنوعی در اطلاعات مکانی، توسعه کاربردهای سنجش از دور.

Sharifi, A. Associate Professor at the Department of Geoinformation and Geomatics Engineering, Faculty of Civil, Water, and Environmental Engineering, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran

a_sharifii@sbu.ac.ir



زهرا عزیزی استادیار مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده مهندسی عمران، آب و محیط زیست دانشگاه شهید بهشتی،دارای مدرک دکتری از دانشگاه تربیت مدرس، رشته سنجش از دور است. ایشان تاکنون موفق به چاپ مقالات متعدد در مجلات و کنفرانس‌های داخلی و بین‌المللی معتبر شده‌اند. زمینه‌های تخصصی ایشان عبارتند از: سنجش از دور، فتوگرامتری و کاربردهای سیستم‌های اطلاعات مکانی در مدیریت منابع و محیط زیست است.

Azizi, Z. Assistant Professor, Faculty of Civil, Water and Environmental Engineering, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran

zah_azizi@ sbu.ac.ir

Citation (Vancouver): Ghodsifar A, Sadeghian S, Sharifi A, Azizi Z. [NDVI Time Series Prediction Using a Deep Neural Network Based on Lagged and Statistical Features]. *J. RS. GEOINF. RES. 2026; 4(2): 239-250*

https://doi.org/10.22061/jrsgr.2026.113095.1128

COPYRIGHTS

© 2026 The Author(s). This is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0)
(https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)