





## Assessment of Land Use Changes Based on the Integration of Machine Learning Method and Spectral Angle Mapper Algorithm Using Training Samples Migration: A Case Study of Anzali Wetland Basin

Ali Haji Elyasi<sup>1</sup> , Mohsen Nasseri<sup>2</sup>  , Seyed Peyman Badiei<sup>3</sup> 

1. Department of Water Engineering and Hydraulic Structures, Faculty of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran

Email: [ali.elyasi@ut.ac.ir](mailto:ali.elyasi@ut.ac.ir)

2. (Corresponding Author) Department of Water Resources Engineering and Management, Faculty of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran

Email: [mnasseri@ut.ac.ir](mailto:mnasseri@ut.ac.ir)

3. Department of Coastal, Ports and Marine Structures Engineering, Faculty of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran

Email: [pbadiei@ut.ac.ir](mailto:pbadiei@ut.ac.ir)

### Article Info

#### Article type:

Research Article

#### Article History:

Received:

3 August 2024

Received in revised form:

17 October 2024

Accepted:

23 November 2024

Available online:

26 December 2024

#### Keywords:

Anzali Wetland,  
Land Use Changes,  
Spectral Angel Mapper,  
Training Sample  
Migration, Machine  
Learning.

### ABSTRACT

Given the significance of land use changes in spatial planning and the conservation of critical ecosystems such as wetlands, this study aims to analyze land use changes in the Anzali Wetland basin by integrating the Spectral Angle Mapper (SAM) algorithm with the Random Forest (RF) classifier, utilizing dynamic training samples within the Google Earth Engine (GEE). For this purpose, harmonized Sentinel-2 imagery from 2019–2023 and six spectral indices were employed to enhance classification accuracy. By collecting 500 ground points in the base year and using spectral angle difference analysis, new training samples were generated for 2021 and 2023, and classification maps were produced using the RF algorithm. The results show that over these five years, the most significant land use changes were a decrease in water bodies and an increase in wetlands and built-up areas. The modeling outcomes demonstrated an overall accuracy and kappa exceeding 87% for the study period. Additionally, the water body class exhibited the highest user and producer accuracy, exceeding 90%. The results of the relative importance of bands and indices also highlight their role in enhancing the accuracy of the generated maps. It was found that the green, blue, and red bands, along with the MNDWI, had the greatest effect on land use discrimination and the transfer of training samples. Based on the research findings, the hybrid method, incorporating dynamic sampling and automated sample generation, can effectively improve the accuracy of land use classification in wetlands. Therefore, it is a reliable and applicable method for future studies in other wetland basins.

**Cite this article:** Haji Elyasi, A., Nasseri, M., & Badiei, P. (2024). Assessment of Land Use Changes Based on the Integration of Machine Learning Method and Spectral Angle Mapper Algorithm Using Training Samples Migration: A Case Study of Anzali Wetland Basin. *Physical Geography Research Quarterly*, 56 (4), 39-56.

<http://doi.org/10.22059/JPHGR.2025.384462.1007848>



© The Author(s).

Publisher: University of Tehran Press

## **Extended Abstract**

### **Introduction**

Wetlands are among the most significant aquatic bodies that interact with both natural and human ecosystems, providing diverse ecosystem services. Over the past century, more than half of the world's wetlands have disappeared, despite their ecological significance. Anzali International Wetland, which is listed under the Ramsar Convention, is one of the wetlands experiencing degradation due to stress factors such as climate change and human activities. These pressures have resulted in a decline in both the quantity and quality of its water body, leading to habitat loss and environmental deterioration. Understanding and analyzing land use changes in the watershed draining into the wetland, combined with spatial planning and environmental management, can help to mitigate wetland degradation.

Thanks to the progress in satellite sensor technology, the assessment of land use changes has become increasingly feasible, offering significant time and cost savings compared to traditional methods. However, selecting an efficient classification method and ensuring its accuracy remain critical challenges. A review of previous studies indicates that although supervised classification techniques generally outperform other methods, no universally optimal approach has yet been identified for accurately classifying land use in wetland watersheds. Furthermore, while the Google Earth Engine (GEE) cloud platform offers distinct advantages over software like ENVI, it has been underutilized in wetland studies. Additionally, newer integrated approaches, such as combining machine learning algorithms with the Spectral Angle Mapper (SAM) method—designed to detect spectral differences between land cover types—have not been specifically applied to monitoring wetland changes.

Another limitation of previous studies is the uniform approach to training sample collection, which is typically conducted manually through multiple ground-truth surveys. The classification models in these studies rely on predefined land use labels, potentially limiting adaptability. To address these gaps, this study, for the first time, utilizes a time series of harmonized Sentinel-

2 imagery with a 10-meter resolution to assess land use changes in the Anzali Wetland watershed. Moreover, it is the first study to implement a new hybrid methodology on this platform by integrating the SAM algorithm with the Random Forest machine learning classifier, incorporating dynamic training samples to automatically generate land use classification maps for target years based on a base-year map. Additionally, the study evaluates the relative importance of spectral bands and indices to determine their contribution to land use classification within the study area.

### **Methodology**

Summer season data (2019–2023) for the Fumanat sub-watershed were collected using the GEE platform and harmonized Sentinel-2 imagery. To enhance land use class separability, various spectral indices and bands were incorporated into the dataset. A total of 500 reference data points for the base-year map (2019) were sampled via Google Earth, corresponding to different land use classes. Subsequently, the SAM algorithm was applied alongside reference data, preprocessed base-year and target-year (2021 and 2023) images, and spectral angle calculations for land use classes to generate new training samples for the target years. Of these samples, 70% were utilized for training the Random Forest model, while the remaining 30% were used for accuracy assessment based on overall accuracy, kappa coefficient, and other validation metrics. Finally, the relative importance of spectral bands and indices was evaluated based on their impact on classification performance.

### **Results and discussion**

The results indicate that the new hybrid approach enhances the accuracy of land use classification maps in complex environments compared to previous methods. The mean values of overall accuracy and kappa coefficient demonstrate a high classification accuracy exceeding 85%. Furthermore, since the user's and producer's accuracy for all land use classes remained above 70%, confirming reliable training sample transfer and effective class separability. Additionally, the transfer of the training sample and the automated model training helped minimize human-induced

errors in sample collection. The estimated land use area and percentage of changes over the study period revealed a 43% increase in built-up areas, while the Anzali Wetland water body experienced a decline of more than 28%. Analyzing the importance of spectral bands showed that in 2019, the red band had the highest effect on classification accuracy and sample transfer, while in 2021, the blue band played a more significant role. In 2023, the Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI) proved to be the most influential factor in distinguishing land use classes and optimizing sample transfer accuracy.

### **Conclusion**

The application of the SAM algorithm and spectral angle analysis between the base image and target images facilitates the automated generation of dynamic training samples. This approach significantly enhances the separability of land cover features in classification mapping, particularly in environments with high land use complexity and diversity, such as wetlands, compared to static training sample selection. Additionally, integrating this method with the Random Forest classifier improves model accuracy in land use classification. The observed land use change trends in the study area highlight the urgent need for conservation as well as sustainable restoration initiatives for Anzali Wetland, one of Iran's and the world's most critical ecosystems. Therefore, it is recommended to conduct ecological capacity assessments and implement governance-based policies with the participation of stakeholders to ensure informed decision-making. Furthermore, revising spatial planning strategies and shifting economic policies that promote urban and industrial expansion should be prioritized to enhance the resilience of vulnerable resources such as Anzali Wetland. These measures are essential for halting its degradation and initiating long-term restoration initiatives.

### **Funding**

This work is based upon research funded by Iran National Science Foundation (INFS) under project No. 4033513

### **Authors' Contribution**

All of the authors approved the content of the manuscript and agreed on all aspects of the work.

### **Conflict of Interest**

The authors declared no conflict of interest.

### **Acknowledgements**

We extend our sincere thanks to all the scientific advisors who contributed to this paper.

## ارزیابی تغییرات کاربری اراضی بر مبنای تلفیق روش یادگیری ماشین و الگوریتم نقشه‌بردار زاویه طیفی با استفاده از نمونه‌های آموزشی متغیر، مطالعه موردی: حوضه آبریز تالاب انزلی

علی حاجی الیاسی<sup>۱</sup>، محسن ناصری<sup>۲</sup>، سید پیمان بدیعی<sup>۳</sup>

۱- گروه مهندسی آب و سازه‌های هیدرولیکی، دانشکده‌گان فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: [ali.elyasi@ut.ac.ir](mailto:ali.elyasi@ut.ac.ir)

۲- نویسنده مسئول، گروه مهندسی و مدیریت منابع آب، دانشکده‌گان فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: [mnasseri@ut.ac.ir](mailto:mnasseri@ut.ac.ir)

۳- گروه مهندسی و مدیریت منابع آب، دانشکده‌گان فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: [pbadiei@ut.ac.ir](mailto:pbadiei@ut.ac.ir)

### چکیده

### اطلاعات مقاله

با توجه به اهمیت تغییرات کاربری اراضی در آمایش سرزمین و حفاظت اکوسیستم‌های حیاتی نظیر تالاب‌ها، هدف از این مطالعه بررسی تغییر کاربری اراضی حوضه آبریز تالاب انزلی مبتنی بر تلفیق الگوریتم نقشه‌بردار زاویه طیفی (SAM) و جنگل تصادفی (RF) با به‌کارگیری نمونه‌های آموزشی متغیر در پلتفرم گوگل ارث انجین (GEE) است. لذا، از تصاویر سنتینل-۲ هارمونایز شده در طی سال‌های ۲۰۱۹-۲۰۲۳ و شش شاخص طیفی به‌منظور افزایش دقت الگوریتم در طبقه‌بندی کاربری اراضی استفاده شد. با جمع‌آوری ۵۰۰ نقطه زمینی در سال پایه و بر اساس اختلاف زاویه طیفی تصاویر، نمونه‌های آموزشی جدید در سال‌های ۲۰۲۱ و ۲۰۲۳ تولید و نقشه‌های طبقه‌بندی با استفاده از الگوریتم RF ایجاد شدند. نتایج حاکی از بیشترین تغییرات در طی ۵ سال در کاربری‌های پهنه آب (کاهش)، تالاب و انسان‌ساخت (افزایش) است. نتایج مدل‌سازی نیز بیانگر دقت بالای ۸۷ درصد برای صحت کلی و کاپا در بازه زمانی در نظر گرفته‌شده است. از طرفی کاربری پهنه آب با دقت بالای ۹۰ درصد، بیشترین مقدار را برای شاخص‌های صحت کاربر و تولیدکننده دارد. نتایج اهمیت نسبی نیز بیانگر آن بود که باندهای سبز، آبی، قرمز و شاخص اصلاح‌شده اختلاف آب نرمال بیشترین تأثیر را در تفکیک کاربری‌ها و انتقال نمونه‌های آموزشی داشته‌اند. از این رو مشخص می‌شود که روش نوین اتخاذشده با توجه به در نظر گرفتن پویایی و خودکارسازی تولید نمونه‌های آموزشی جدید، قابلیت بالایی در تفکیک‌پذیری و بهبود دقت طبقه‌بندی در مناطق تالابی دارد؛ بنابراین این روش برای مطالعات آینده و سایر حوضه‌های تالابی نیز قابل اتکا است.

#### نوع مقاله:

مقاله پژوهشی

#### تاریخ دریافت:

۱۴۰۳/۰۵/۱۳

#### تاریخ بازنگری:

۱۴۰۳/۰۷/۲۶

#### تاریخ پذیرش:

۱۴۰۳/۰۹/۰۳

#### تاریخ چاپ:

۱۴۰۳/۱۰/۰۶

#### واژگان کلیدی:

تالاب انزلی،  
تغییرات کاربری اراضی،  
نقشه‌بردار زاویه طیفی،  
نمونه‌های آموزشی متغیر،  
یادگیری ماشین.

**استناد:** حاجی الیاسی، علی؛ ناصری، محسن و بدیعی، سید پیمان. (۱۴۰۳). ارزیابی تغییرات کاربری اراضی بر مبنای تلفیق روش یادگیری ماشین و الگوریتم نقشه‌بردار زاویه طیفی با استفاده از نمونه‌های آموزشی متغیر، مطالعه موردی: حوضه آبریز تالاب انزلی. *مجله پژوهش‌های جغرافیای طبیعی*، ۵۶ (۳)، ۵۶-۳۹.

<http://doi.org/10.22059/jphgr.2025.372219.1007809>

## مقدمه

تالاب‌ها یکی از مهم‌ترین پیکره‌های آبی هستند که در تعاملی پویا با اکوسیستم‌های طبیعی و انسانی اطراف خود بوده و خدمات زیست بومی متنوعی از جمله جذب دی‌اکسید کربن، کمک به بهبود اقلیم در مقیاس منطقه‌ای، برقراری تعادل هیدرولوژیکی، پناهگاه جانوران و آبزیان، رشد صنعت گردشگری و... را ارائه می‌دهد. علی‌رغم این خدمات، بیش از نیمی از تالاب‌ها در جهان در طی یک قرن گذشته از بین رفته یا تخریب شده‌اند (Mitsch & Gosselink, 2015: 52). دو عامل مهمی که منجر به از دست رفتن تالاب‌ها شده، به ترتیب تغییر اقلیم و فعالیت‌های انسانی هستند (Xiong et al, 2023). فعالیت‌های انسانی نظیر تغییرات کاربری اراضی ناشی از گسترش شهرها، سیاست‌های مبتنی بر توسعه کشاورزی و تجاوز به حریم تالاب‌ها در سایه عدم قوانین مدیریتی و حکمرانی خوب، تالاب‌ها را در تنگنای بقا قرار داده است (Xie et al., 2024: 13). تالاب بین‌المللی انزلی که در فهرست جهانی تالاب‌های رامسر قرار دارد، در زمره تالاب‌هایی است که تحت تأثیر این عوامل استرس‌زا قرار گرفته و ضمن کاهش کمیت و کیفیت پهنه آبی خود، در حال تخریب و از دست رفتن شرایط زیستی است (Mahdian et al, 2023: 1-2). شناخت و بررسی تغییرات کاربری اراضی حوضه‌های تالابی و اصلاح مدیریت آمایشی آن‌ها می‌تواند یکی از راه‌های مؤثر در کاهش نرخ از دست رفتن تالاب‌ها باشد (Allahyari et al, 2024: 2). ارزیابی کاربری اراضی و تغییرات آن امروزه با توجه به گسترش سنجنده‌های ماهواره‌ای بیش‌ازپیش امکان‌پذیر شده و به نسبت روش‌های سنتی، زمان و هزینه بسیار کمتری را متحمل می‌شود. با این وجود، انتخاب روش صحیح و کارآمد برای طبقه‌بندی اراضی مناطق تالابی و ارزیابی دقت و صحت سنجی آن اهمیت بسیاری دارد (حمصی و همکاران، ۱۳۹۸؛ روکی و همکاران، ۱۴۰۲: ۲). جمال و احمد (۲۰۲۰) به بررسی پویایی مکانی-زمانی تغییرات کاربری اراضی در اکوسیستم‌های تالابی دره کشمیر با استفاده از ترکیبی از تصاویر لندست در بازه زمانی ۱۹۹۴ تا ۲۰۱۸ پرداختند. آن‌ها از روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال در نرم‌افزار ERDAS IMAGINE 14 به منظور کمی سازی تغییرات استفاده کردند. ارزیابی دقت آن‌ها نیز در دو شاخص کاپا و صحت کلی نزدیک به ۹۰ درصد بود (Jamal & Ahmad, 2020: 3-6). Berkessa و همکاران (۲۰۲۱) به بررسی اثرات تغییرات کاربری اراضی بر تالاب‌ها، در جنوب غربی اتیوپی، از سال ۱۹۹۲ تا ۲۰۲۱ با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۷ و ۸ پرداختند. به منظور طبقه‌بندی تصاویر، از روش طبقه‌بندی نظارت‌شده با الگوریتم حداکثر احتمال در نرم‌افزار ENVI استفاده شد. آن‌ها از شاخص‌های طیفی مختلفی نظیر تفاضل نرمال شده آب<sup>۱</sup> (NDWI)، شاخص تفاضل نرمال شده پوشش گیاهی<sup>۲</sup> (NDVI) و شاخص نرمال شده مناطق ساخته شده<sup>۳</sup> (NDBI) استفاده کردند و دریافتند که آن‌ها به ترتیب رابطه مثبت و منفی در تشخیص تالاب‌ها داشته‌اند (Berkessa et al, 2021: 2401, 2411). در مطالعه دیگری که توسط Chundu و همکاران (۲۰۲۴) انجام شد، آن‌ها به بررسی تغییرات کاربری اراضی در سیستم تالابی بانگولو زامبیا پرداختند و ارزیابی کردند که چگونه شش مدل یادگیری ماشین، شامل SVM، بیز ساده<sup>۴</sup> (NB)، درخت تصمیم<sup>۵</sup> (DT)، شبکه عصبی مصنوعی<sup>۶</sup> (ANN)، RF و نزدیک‌ترین همسایگی<sup>۷</sup> (KNN) می‌توانند برای طبقه‌بندی دقیق تصاویر ماهواره‌ای به کار گرفته شوند. نتایج این مطالعه نشان داد که مدل ترکیبی یادگیری ماشین می‌تواند دقت بالاتری را نسبت به مدل‌های فردی ارائه می‌دهد. آن‌ها با استفاده از این روش به کاپا بالای ۸۰ درصد دست

1. Normalized Difference Water Index
2. Normalized Difference Vegetation Index
3. Normalized Difference Built-up Index
4. Naive Bayes
5. Decision Tree
6. Artificial neural network
7. K-nearest neighbors

یافتند (Chundu et al, 2024: 13). در رابطه با مطالعاتی که منحصرأ در حوضه تالاب انزلی در این زمینه انجام شده نیز می توان به مواردی اشاره کرد. شاکری و همکاران (۱۳۹۸) با استفاده از تصاویر لندست ۵، ۷ و ۸ به ارزیابی تغییرات کاربری اراضی حوضه تالاب انزلی با استفاده از روش نظارت شده حداکثر احتمال پرداختند. آن ها از نرم افزار ENVI به منظور طبقه بندی انواع کاربری در بازه زمانی ۱۹۷۵ تا ۲۰۱۵ استفاده کردند که دقت به دست آمده از این روش معادل ۰٫۸۴ به دست آمد. در مطالعه دیگری، تجدد و همکاران (۱۴۰۳) با تلفیق داده های سنتینل ۱ و ۲ و ترکیب آن ها با شاخص های طیفی نظیر شاخص NDVI و شاخص پوشش گیاهی اصلاحی- خاک<sup>۱</sup> (SAVI) و با استفاده از الگوریتم های نظارت شده SVM و حداکثر احتمال در محیط ENVI به ارزیابی تغییرات محدوده تالاب انزلی پرداختند. نتایج آن ها نشان داد که ترکیب تصاویر سنتینل ۱ و ۲ نتایج دقیق تری در محدوده ۸۰ تا ۹۰ ارائه می کند. با بررسی مطالعات مشخص می شود که همچنان روش مشخصی که طبقه بندی کاربری اراضی حوضه تالاب را با دقت مناسب ارائه دهد، شناخته نشده است. همچنین سامانه ابری گوگل ارث انجین<sup>۲</sup> (GEE) علی رغم قابلیت های بسیار خوبی که دارد، کمتر در مطالعات تالاب ها مورد استفاده قرار گرفته است. همچنین استفاده از روش های تلفیقی نظیر ترکیب الگوریتم یادگیری ماشین و روش های مبتنی بر طیف تصاویر کمتر مورد توجه قرار گرفته است و الگوی برداشت نمونه های آموزشی بر اساس برداشت نقاط به صورت غیر خودکار (دستی) و بر مبنای چندین بار برداشت نقاط زمینی است.

بدین منظور در این مطالعه با هدف پوشش خلأ های ذکر شده، برای اولین بار با استفاده از سری زمانی تصاویر ماهواره ای سنتینل ۲ هارمونایز شده با دقت ۱۰ متر به ارزیابی تغییرات کاربری اراضی حوضه تالاب انزلی در سال ۲۰۱۹ تا ۲۰۲۳ پرداخته شده است. در این مطالعه از پلتفرم GEE بهره برده شد تا با استفاده از آن روش های پیش پردازش تصاویر ماهواره ای اعم از ماسک ابر و محاسبه شاخص های طیفی به عنوان لایه های اطلاعاتی مؤثر در بهبود فرآیند طبقه بندی بکار گرفته شود. همچنین برای نخستین بار است که روش تلفیقی جدیدی با داده های مذکور و در این پلتفرم، بر مبنای تلفیق الگوریتم SAM با الگوریتم RF با به کارگیری نمونه های آموزشی متغیر<sup>۳</sup> به منظور تولید خودکار نقشه های طبقه بندی کاربری اراضی سال های هدف بر مبنای نقشه سال پایه، در مطالعات تالاب ها استفاده شده است. از طرفی با توجه به اهمیت باندها و شاخص ها که در مطالعات کمی به محاسبه میزان اهمیت آن ها در بهبود دقت نقشه ها پرداخته شده است؛ در این مطالعه اهمیت نسبی<sup>۴</sup> باندها و شاخص های طیفی بکار گرفته شده برای مشخص شدن میزان اثر گذاری هر یک از آن ها در تولید نقشه های طبقه بندی مورد توجه قرار گرفته و محاسبه شده است.

## روش پژوهش

در این مطالعه شش مرحله به منظور دست یابی به نقشه های طبقه بندی شده و ارزیابی دقت آن ها طراحی و طی شده است. در مرحله اول تصاویر سنتینل ۲ در بازه زمانی در نظر گرفته شده از GEE دریافت شده و فیلتر ابر و سایه آن بر تصاویر اعمال شدند. در مرحله دوم با استفاده از تصاویر با قدرت تفکیک مکانی بالا و برداشت زمینی داده ها، نمونه های آموزشی برای سال پایه تهیه شدند. در مرحله سوم با محاسبه شاخص های طیفی در بازه زمانی مد نظر و وارد کردن داده های GCP، مدل آماده انجام عملیات پردازش شد. پس از آن با استفاده از الگوریتم SAM داده های آموزشی جدید بر مبنای اختلاف زاویه طیفی پیکسل های انتخاب شده تصویر سال پایه با پیکسل های تصاویر سال های هدف (۲۰۲۱ و ۲۰۲۳) ایجاد

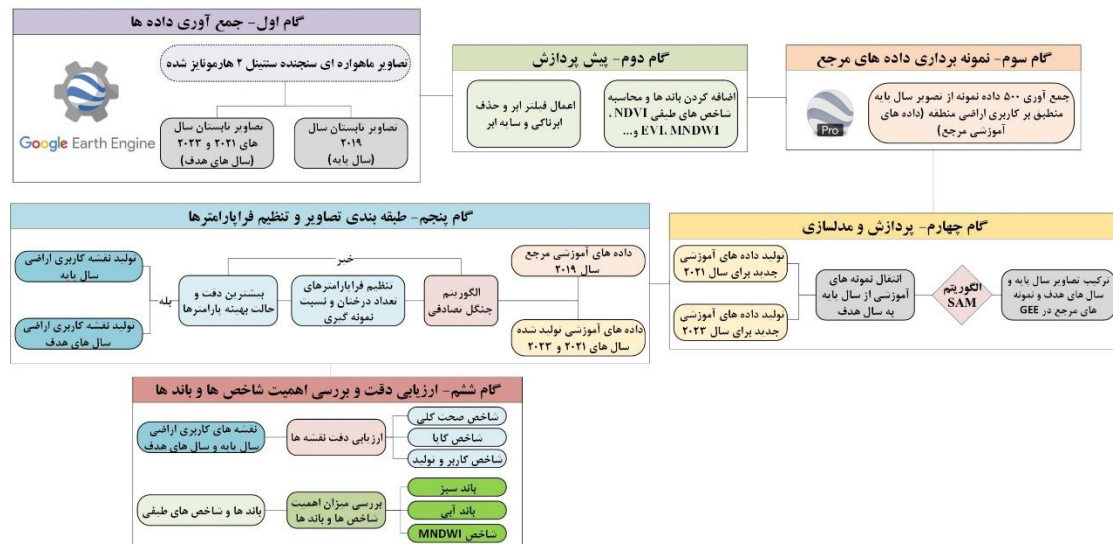
1. Soil Adjusted Vegetation Index

2. Google Earth Engine

3. Migrated Training Samples

4. Relative Importance

شدند. در مرحله بعد ۷۰ درصد داده‌های آموزشی به‌صورت تصادفی برای آموزش و ۳۰ درصد باقی‌مانده به‌منظور صحت‌سنجی تفکیک شدند. سپس از طبقه‌بندی‌کننده RF برای تولید نقشه‌های طبقه‌بندی‌شده کاربری اراضی در شش کلاس مختلف به‌صورت خودکار (داده‌های آموزشی متغیر)، برای سال پایه و سال‌های هدف استفاده شد. در مرحله بعد نیز، ارزیابی صحت نقشه‌ها با در نظر گرفتن چهار پارامتر صحت کلی<sup>۱</sup> (OA)، ضریب کاپا<sup>۲</sup>، صحت کاربر<sup>۳</sup> (UA) و صحت تولیدکننده<sup>۴</sup> (PA) انجام شد. در مرحله آخر از روش اهمیت نسبی برای یافتن اثرگذارترین باندها و شاخص‌ها در دقت طبقه‌بندی استفاده شد. شکل ۱ بیانگر فرآیند مراحل انجام پژوهش در این مطالعه است.



شکل ۱. فلوجارت فرآیند روش‌شناسی مطالعه برای طبقه‌بندی کاربری اراضی و ارزیابی صحت آن‌ها

ماهواره سنتینل ۲ توسط آژانس فضایی اروپا با هدف جمع‌آوری اطلاعات از زمین، طراحی شده که در واقع مأموریت اصلی آن ارائه تصاویر چند طیفی با پوشش جهانی، دارای توان تفکیک مکانی و زمانی همچنین جمع‌آوری اطلاعاتی از قبیل نقشه‌های پوشش زمینی است (Berra et al, 2024: 2-3). در این مطالعه از سری زمانی تصاویر ماهواره سنتینل ۲ هارمونایز شده با دقت ۱۰ متر در بازه سال‌های ۲۰۱۹ الی ۲۰۲۳ استفاده شده که از سامانه GEE دریافت شدند. لازم به ذکر است تصاویر از ماه سوم سال ۲۰۱۷ تاکنون در دسترس کاربران قرار گرفته است. مزیت تصاویر این سنجنده نسبت به سنجنده‌های قبلی در بهبود تشخیص سایه، ابر و توپوگرافی مناطق به همراه تصحیحات پیشرفته اتمسفری و رادیومتریک است (Tarrío et al, 2020: 1-2). تصاویر دریافتی در این مطالعه در بازه زمانی نیمه خرداد تا انتهای فصل تابستان جمع‌آوری شدند که علت آن نیز کم بودن ابرناکی منطقه و یکسان بودن شرایط طیفی پوشش گیاهی و آبی بود. در جدول ۱ اطلاعات و مشخصات تصاویر دریافتی به همراه باندهای ارائه‌شده در این سنجنده و تاریخ شروع و پایان تصاویر دریافتی از آن ارائه شده است. به‌منظور افزایش دقت، در این مطالعه از داده‌های کمکی بر مبنای شاخص‌های طیفی نیز استفاده شد.

1. Overall Accuracy
2. Kappa
3. User Accuracy
4. Producer Accuracy

لازم به ذکر است داده‌های کنترل زمینی (GCP)<sup>۱</sup> که داده‌های پایه یا مرجع نیز نامیده می‌شوند برای هر یک از کاربری‌های در نظر گرفته شده از سامانه گوگل ارث<sup>۲</sup> برداشت شده است.

جدول ۱. اطلاعات ماهواره سنتینل ۲ به همراه بازه زمانی برداشت تصاویر

ماهواره	نوع سنجنده	باندها	تاریخ شروع	تاریخ پایان
سنتینل ۲	Harmonized Sentinel-2 MSI: Multispectral Instrument, Level-2A	Blue, Green, Red, Aerosols, NIR, Water vapour, SWIR 1, SWIR 2, Red Edge 1,2,3,4	۱۶/۵	۱۹/۲۲
			۲۰۱۹	۲۰۲۳

### پیش‌پردازش تصاویر ماهواره‌ای

تصاویر دریافتی از سامانه GEE به صورت خودکار پیش‌پردازش شده‌اند. به عبارت دیگر، تصاویر به صورت خام نبوده و تصحیح‌های هندسی، اتمسفری و رادیومتری بر روی آن‌ها انجام شده است. با این حال با توجه به ابرناکی و رطوبت بالای منطقه مطالعاتی، دستورالعملی در کد مربوط به این بخش بر طبق باند ۲۰ متری نقشه احتمال ابرناکی اعمال شد که فقط تصاویری که در آن‌ها کمتر از ۱۰ درصد ابر وجود دارند، جداسازی و برای مراحل بعدی استفاده شوند. همچنین با در نظر گرفتن کلاس‌های سایه ابر و ابر سیروس و ماسک کردن آن‌ها از تصاویر جداسازی شده، تا حد امکان اثر ابرناکی و سایه ناشی از آن در تصاویر منطقه مطالعاتی کاهش یافت. سپس مهم‌ترین امر اضافه کردن باندهای اصلی سنجنده سنتینل ۲ به این تصاویر جداسازی شده است. در این مطالعه متناسب با اهداف در نظر گرفته شده، ۶ باند از ۱۲ باند اصلی سنجنده شامل باندهای سبز، آبی، قرمز، مادون قرمز نزدیک (NIR)، لبه قرمز ۴ (Red Edge4) و مادون قرمز موج کوتاه (SWIR) به همراه شاخص‌های طیفی مختلف به عنوان داده‌های کمکی به تصاویر اضافه شدند.

### شاخص‌های طیفی

استفاده از شاخص‌های طیفی باعث افزایش امکان تفکیک عارضه‌ها از یکدیگر و حذف اثرات توپوگرافی و اتمسفری می‌شوند. همچنین شاخص‌های طیفی با استفاده از نسبت‌گیری باندها باعث بهبود دقت فرآیند طبقه‌بندی می‌شوند (محمدی و همکاران، ۱۴۰۲: ۱۵). بنابراین با توجه به پیچیدگی منطقه مطالعاتی و تنوع کاربری‌ها و نزدیک بودن طیف ساطع شده از آن‌ها که ممکن است باعث افزایش خطای مدل شود و همچنین اهمیت تفکیک‌پذیری مناسب کاربری‌ها با توجه به روش‌شناسی اتخاذ شده، نیاز است تا شاخص‌های متنوع و همگام با طبقه‌بندی کاربری اراضی موجود در منطقه اتخاذ شود. از این رو شاخص‌های استفاده شده در این مطالعه به ترتیب شامل شاخص اصلاح شده اختلاف آب نرمال شده (MNDWI)<sup>۳</sup>، شاخص پوشش گیاهی اصلاحی-خاک (SAVI)<sup>۴</sup>، شاخص نرمال شده شهری<sup>۵</sup> (NDBI)، شاخص خاک بایر<sup>۶</sup> (BSI)، شاخص NDVI و در نهایت شاخص ارتقا یافته پوشش گیاهی<sup>۷</sup> (EVI) هستند که اطلاعات مربوط به آن‌ها شامل باندهای مورد استفاده و روابط هر یک از آن‌ها در جدول ۲ نشان داده شده است.

1. Ground Control Point
2. Google Earth
3. Modified Normalized Difference Water Index
4. Soil-Adjusted Vegetation Index
5. Normalized Difference Built-up Index
6. Bare Soil Index
7. Enhanced Vegetation Index



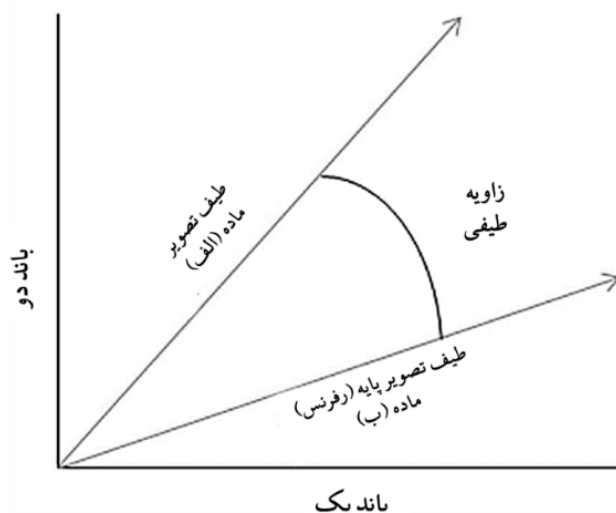
جدول ۲. اطلاعات و روابط شاخص‌های طیفی استفاده شده در طبقه‌بندی

شاخص‌ها	روابط	توضیحات
MNDWI	$\frac{(Green - SWIR)}{(Green + SWIR)}$	باند سبز: Green مادون قرمز موج کوتاه: SWIR
SAVI	$\frac{(1 + L) SWIR + Red}{(Red + NIR + L)}$	L: تصحیح روشنایی خاک Red: باند قرمز NIR: مادون قرمز نزدیک
BSI	$\frac{(Red + SWIR) - (NIR + Blue)}{(Red + SWIR) + (NIR + Blue)}$	باند آبی: Blue
EVI	$2.5 \times \frac{NIR - Red}{NIR + C1 \times Red - C2 \times Blue + L}$	L: فاکتور تعدیل کننده خاک ضرایب تصحیح پراکندگی آتروسول: C1, C2
NDBI	$\frac{(SWIR - NIR)}{(SWIR + NIR)}$	-
NDVI	$\frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red)}$	-

تهیه نمونه‌هایی به عنوان مرجع آموزش، در شش کلاس کاربری متفاوت (انسان‌ساخت، اراضی بایر، زمین کشاورزی، پوشش جنگلی، تالاب، پهنه آبی) و با استفاده از تصاویر دارای قدرت تفکیک مکانی بالا (تصاویر سامانه گوگل ارث) به صورت برداشت زمینی برای سال پایه ۲۰۱۹ انجام شد. در این روش، منطقه موردنظر به کلاس یا طبقات متفاوتی (بر اساس کلاس‌های موردنظر برای طبقه‌بندی) تقسیم می‌شود و سپس نمونه‌های آموزشی، داخل هریک از طبقات انتخاب می‌شوند. در این مطالعه در نهایت ۵۰۰ داده نمونه آموزشی از کل حوضه و کاربری‌هایش برداشت شد که در مدل طبقه‌بندی کننده از ۷۰٪ آن‌ها در آموزش و ۳۰٪ در اعتبارسنجی برای تهیه نقشه‌های طبقه‌بندی و صحت سنجی آن‌ها استفاده شدند. همچنین این داده‌های آموزشی مرجع برای آموزش مدل به منظور تولید داده‌های آموزشی جدید بکار می‌روند.

به منظور تهیه داده‌های آموزشی جدید از داده‌های مرجع که این فرآیند انتقال نمونه‌های آموزشی نیز نامیده می‌شود، اختلاف زاویه طیفی نمونه‌های آموزشی در سال مرجع (۲۰۱۹) و سال‌های هدف (۲۰۲۱ و ۲۰۲۳)، با استفاده از الگوریتم SAM محاسبه و بررسی شد. این الگوریتم با توجه به طبقه‌بندی کردن هدایت‌شده و مقایسه طیف تصاویر با طیف مرجع روشی کارآمد در این زمینه محسوب می‌شود. این روش اختلاف بین دو طیف را، با زاویه طیفی بین آن دو، محاسبه می‌کند (شکل ۲). در واقع، با تبدیل طیف‌ها به بردار، در فضایی به ابعاد تعداد باندها، زاویه بین دو بردار محاسبه می‌شود. در این روش، به منظور محاسبه زاویه، جهت بردارها در مقابل طول آن‌ها دارای اهمیت است و میزان روشنایی پیکسل در طبقه‌بندی آن تأثیری ندارد. هرچه مقدار زاویه (بین ۰ تا ۱) کمتر باشد، شناسایی دقیق‌تر خواهد بود (Chen et al, 2021; 9). برای به دست آوردن زاویه  $\alpha$  بین دو بردار، از رابطه (۱) حاصل از طیف پیکسل‌های تصویر (t) و مرجع (r) استفاده می‌شود. مهم‌ترین مزیت الگوریتم SAM سادگی ساختار آن و استفاده سریع برای نمایش اختلاف طیفی بین طیف تصویر و طیف مرجع است. همچنین این روش منجر می‌شود که کاربر با تهیه نمونه آموزشی برای سال پایه بتواند نمونه‌های آموزشی سال‌های بعدی (سال‌های هدف) را بدون برداشت نمونه دستی مجدد انجام دهد که این امر علاوه بر پویایی و متغیر بودن نمونه‌های آموزشی در هر سال منجر به افزایش دقت و عدم خطای انسانی نیز می‌شود (Ghorbanian et al, 2020: 280-282).

$$\alpha = \cos^{-1} \left( \frac{\sum_{i=1}^n t_i r_i}{(\sum_{i=1}^n t_i^2)^{0.5} (\sum_{i=1}^n r_i^2)^{0.5}} \right) \quad \text{رابطه (۱)}$$



شکل ۲. شماتیکی از مفهوم الگوریتم نقشه‌بردار زاویه

مطالعات قبلی نشان دادند که این الگوریتم، به منظور بررسی شباهت طیفی نمونه‌ها در تصاویر ماهواره‌ای و بهبود دقت طبقه‌بندی اراضی عملکرد مناسبی دارد (Huang et al, 2020: 34-35; Chen et al, 2021: 20). از این رو در مطالعه حاضر، ابتدا مقادیر بازتاب پیکسل‌ها در هریک از تصاویر دریافتی از سنتینل ۲ با کمک باندهای تصویر و شاخص‌های طیفی مشخص شد و سپس بر اساس مقادیر بازتاب و اعمال الگوریتم SAM، اختلاف زاویه طیفی بین تصویر سال مرجع با تصاویر سال‌های هدف محاسبه شد. سپس مدل بر مبنای اختلاف طیف محاسبه شده و نمونه‌های آموزشی مرجع که معرف هر یک از طبقات کاربری منطقه است، داده‌های آموزشی جدید (نمونه‌های آموزشی متغیر) را برای هر یک از سال‌های هدف، به صورت مجزا و مغایر از هم تولید می‌نماید. این سه مجموعه داده آموزشی می‌تواند برای ورود به مدل طبقه‌بندی کننده استفاده شود.

### طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای

الگوریتم جنگل تصادفی یکی از الگوریتم‌های قدرتمند یادگیری ماشین است که در طبقه‌بندی پوشش زمین، کاربرد گسترده‌ای دارد (Som-ard et al, 2022: 6). ماهیت غیر پارامتری الگوریتم RF موجب می‌شود که این الگوریتم بر محدودیت‌هایی همچون وجود نویز در داده‌ها، داده‌های از دست‌رفته و ابعاد بزرگ داده‌ها غلبه کند و نتایج بهتری در طبقه‌بندی این نوع از داده‌ها به دست دهد (تجدد و همکاران، ۱۴۰۳: ۳۹۵-۳۹۶). در پژوهش حاضر به منظور طبقه‌بندی تصاویر، از این الگوریتم به همراه تنظیم برخی فرا پارامترهای آن (تعداد درختان و نسبت نمونه‌گیری) با روش سعی و خطای خودکار استفاده شد. به طوری که ترکیب‌های مختلف این فرا پارامترها به همراه دقت آن‌ها محاسبه شد و مقدار بهینه آن‌ها هنگامی حاصل می‌شود که بیشترین دقت از این ترکیب‌ها به دست آید. از این رو برای تعداد درختان بازه ۵۰ تا ۱۷۰ با گام ۱۰ در نظر گرفته شد. برای نسبت نمونه‌گیری نیز محدوده ۰,۱ تا ۰,۹ با گام ۰,۱ اتخاذ شد. سایر فرا پارامترها (حداکثر نقاط و حداقل جمعیت برگ) به علت محدودیت‌های موجود در پردازش داده‌های گسترده در پلتفرم GEE، مقدار پیش فرض برایشان در نظر گرفته شد. در این مطالعه از ترکیب یک‌صد و ده درخت تصمیم‌گیری به همراه مقدار ۰,۷ برای نسبت نمونه‌گیری بیشترین دقت حاصل شد. همچنین، بخش آموزش الگوریتم با جداسازی تصادفی ۷۰٪ نمونه‌ها در شش کلاس کاربری متفاوت انجام شد. این فرآیند هم برای داده‌های آموزشی مرجع و هم داده‌های جدید آموزشی در

سال‌های هدف انجام شد و نقشه‌های کاربری اراضی تولید شدند. با تولید نقشه‌ها، می‌توان مساحت و درصد تغییرات کاربری‌های اراضی (روند تغییرات) آن‌ها را در طول دوره زمانی در نظر گرفته‌شده محاسبه نمود. مساحت‌های کلاس‌ها برای سال پایه و سال‌های هدف به‌صورت خودکار از طریق پلتفرم GEE محاسبه شدند اما برای دستیابی به درصد تغییرات هر یک از کلاس‌های کاربری اراضی نسبت به وضعیت اولیه آن‌ها از رابطه ۲ استفاده شد (Mulatu et al., 2024: 4).

$$\text{رابطه (۲)} = \frac{\text{سال اولیه} - \text{سال پایانی}}{\text{سال اولیه}} = \text{درصد تغییرات کاربری اراضی}$$

### ارزیابی دقت نقشه‌های طبقه‌بندی کاربری اراضی

این مرحله در سنجش اعتبار اطلاعات به‌دست‌آمده از پردازش و طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای نقشی اساسی دارد. در اصل، این مرحله به بررسی میزان دقت، اثربخشی و صحت روش‌های به کار گرفته‌شده در پیش‌پردازش و طبقه‌بندی در مقایسه با شرایط واقعی می‌پردازد (Salas et al. 2021:2). در این پژوهش، صحت تصاویر طبقه‌بندی‌شده با استفاده از چهار پارامتر صحت کلی، صحت تولیدکننده و صحت کاربر و ضریب کاپا ارزیابی شد. صحت کلی بیانگر نسبت پیکسل‌های صحیح طبقه‌بندی‌شده بر تعداد کل پیکسل‌ها است که مطابق رابطه ۳ محاسبه می‌شود و همچنین ضریب کاپا، دقت را با در نظر گرفتن پیکسل‌هایی که به‌درستی یا نادرستی طبقه‌بندی‌شده‌اند، ارزیابی می‌کند که مطابق رابطه ۴ این ضریب محاسبه می‌شود (Aziz et al, 2024: 9). همچنین صحت کاربر به‌عنوان احتمال طبقه‌بندی صحیح یک پیکسل تعریف می‌شود و صحت تولیدکننده احتمال این است که یک نمونه برداشت‌شده روی تصویر با یک کلاس خاص مطابقت داشته باشد که به ترتیب مطابق رابطه ۵ و ۶ این ضرایب محاسبه می‌شوند (محرمی و همکاران، ۱۴۰۳: ۱۳۹). دستیابی به دقتی بیش از ۷۰٪ در این روش‌ها، عملکردی قابل‌قبول برای طبقه‌بندی در نظر گرفته می‌شود (Congalton, 1991: 37). در این مطالعه ۳۰٪ از نمونه‌هایی که برای مرحله آزمون به‌صورت تصادفی جداسازی شده بودند، برای ارزیابی صحت و دقت نقشه‌های طبقه‌بندی‌شده با توجه به شاخص‌های ارزیابی مذکور استفاده شدند. از این‌رو، با مقایسه داده‌های تصادفی بخش آزمون که به هر یک از طبقه‌های کاربری اراضی اختصاص یافته با نقشه‌های طبقه‌بندی تولیدشده، ماتریس خطا تولید شد و سپس پارامترهای مذکور محاسبه شدند.

$$\text{رابطه (۳)} \quad OA = \frac{1}{N} \sum p_{ii}$$

$$\text{رابطه (۴)} \quad Kappa = \frac{P_o - P_c}{1 - P_c} \times 100$$

$$\text{رابطه (۵)} \quad UA = \frac{ta}{n_1} \times 100$$

$$\text{رابطه (۶)} \quad PA = \frac{ta}{ga} \times 100$$

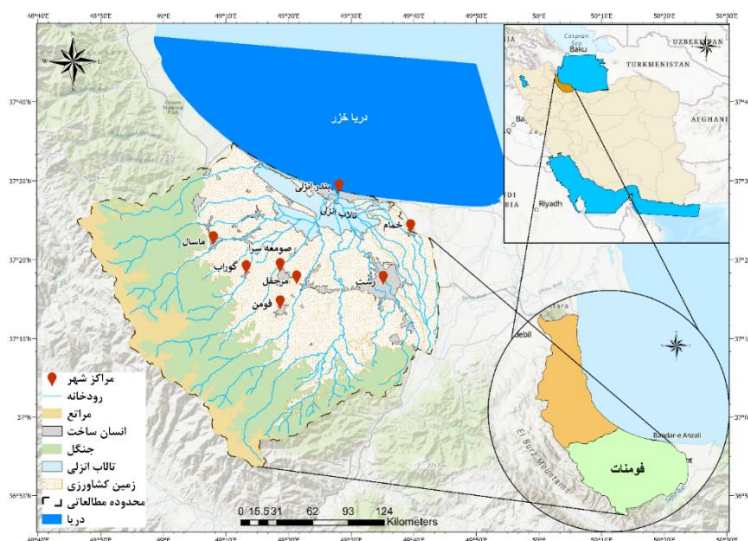
در رابطه ۳، OA نشان‌دهنده صحت کلی است و N تعداد پیکسل‌های نمونه و  $\sum p_{ii}$  جمع عناصر قطر اصلی ماتریس خطا است. در رابطه ۴،  $P_o$ ،  $P_c$  درستی مشاهده‌شده و  $P_c$  توافق مورد انتظار است. در رابطه ۵ و ۶ که به ترتیب UA و PA نشان‌دهنده صحت کاربر و صحت تولیدکننده هستند، ta بیانگر تعداد پیکسل‌های صحیح طبقه‌بندی‌شده به‌عنوان کلاس a است و  $n_1$  بیانگر تعداد پیکسل‌های کلاس a روی زمین هست و  $n_1$  بیانگر تعداد پیکسل‌های کلاس a در نتیجه طبقه‌بندی است.

### اهمیت نسبی باندها

در این مطالعه از روش اهمیت نسبی برای شناخت اینکه کدام یک از این باندها یا شاخص‌های طیفی مشارکت و اهمیت بیشتری متناسب با کاربری‌های موجود در منطقه و هدف مطالعه در طبقه‌بندی تصاویر دارد، استفاده شده است. تحلیل اهمیت نسبی، یک تکنیک آماری است که برای تعیین اهمیت نسبی متغیرهای پیش‌بینی کننده در یک مدل رگرسیون استفاده می‌شود (Tonidandel & LeBreton, 2011: 1-2). برای محاسبه این پارامتر کافی است در محیط GEE کد به نحوی نوشته شود که اطلاعات باندها و اهمیت موجود در اطلاعات هر یک از آن‌ها که به صورت خودکار محاسبه شده است، فراخوانی شود و سپس با تقسیم اهمیت هر یک از باندها به مجموع کل اهمیت‌ها و ضرب آن در ۱۰۰ میزان اهمیت نسبی یافت شود.

### محدوده مورد مطالعه

حوضه آبریز تالاب انزلی که به زیر حوضه فومنات مشهور است با مساحتی در حدود ۳۹۸۰ کیلومتر مربع در حوضه آبخیز تالش-انزلی، در جنوب غربی دریای خزر در استان گیلان با مختصات  $25^{\circ} 37'$  تا  $37^{\circ} 30'$  عرض شمالی و  $49^{\circ} 25'$  تا  $49^{\circ} 30'$  طول شرقی واقع شده است (شکل ۳) (Sadeghi Pasvisheh et al. 2021: 3). در بخش شمالی این حوضه، تالاب بین‌المللی انزلی واقع شده که به دلیل خدمات اکوسیستمی متنوعی که دارد، یکی از مهم‌ترین اکوسیستم‌های ایران و جهان محسوب می‌شود. این تالاب از شمال به شهرستان انزلی، جنوب به شهرستان صومعه‌سرا، شرق به شهرستان خمام و از غرب به کپورچال و آبکنار انزلی محدود است (Naderi & Saatsaz, 2020: 553). در حدود ۱۰ رودخانه به تالاب انزلی روانه می‌شوند که از مهم‌ترین آن‌ها می‌توان به رودخانه‌های پیربازار، پسیخان و شیجان اشاره نمود. تالاب به پنج بخش شامل بخش شرقی (شیجان)، بخش غربی آبکنار، بخش مرکزی و سلکه و سیاه کشیم تقسیم می‌شود (Allahyari et al, 2024: 4). بخش عظیمی از زمین‌های حوضه فومنات را زمین‌های کشاورزی پوشش داده‌اند و در حدود ۷۰ درصد این زمین‌ها نیز برنج کشت می‌شود (Mahdian et al, 2023: 1-2). شهر رشت در شرق این حوضه در حال گسترش است و شهرهای دیگری نظیر فومن، صومعه‌سرا، ماسال و ... در کل حوضه به صورت پراکنده در کنار روستاهای بزرگ و کوچک قرار دارند. در جنوب حوضه فومنات جنگل‌های هیرکانی و پس از آن‌ها زمین‌های بایر بیشترین پوشش اراضی را در این بخش از حوضه شامل می‌شوند.

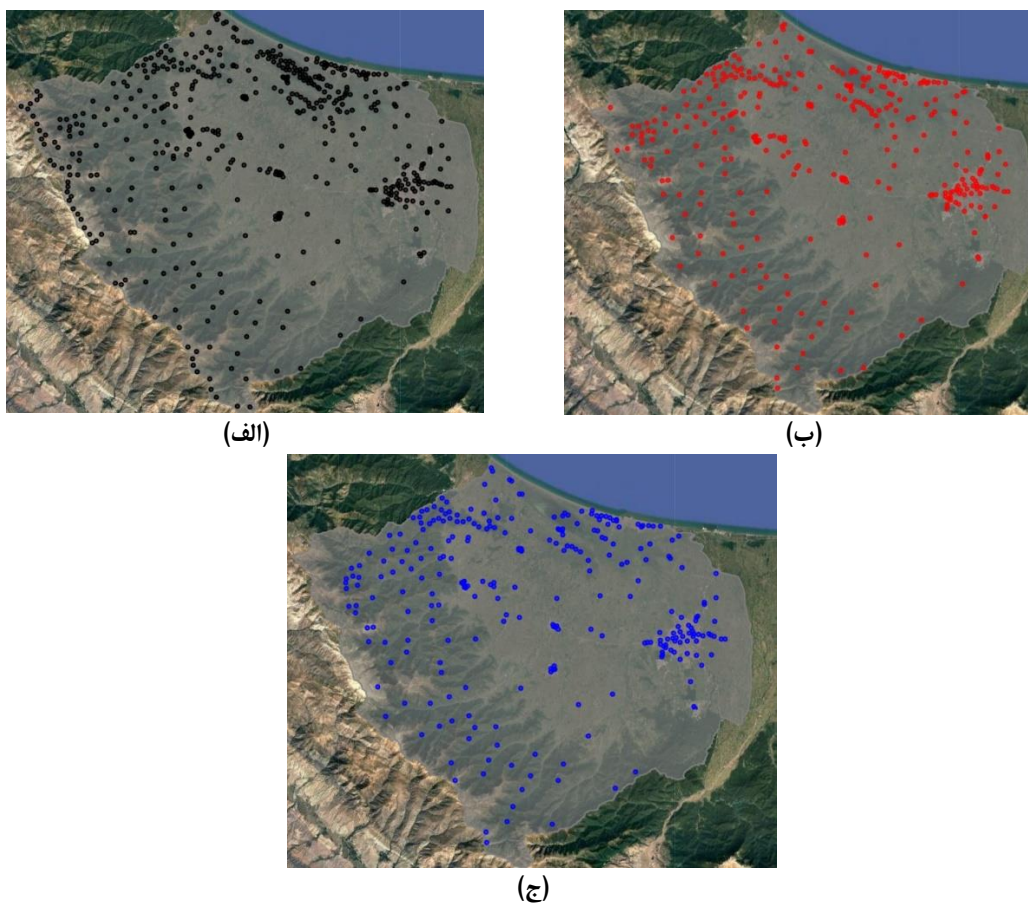


شکل ۳. نقشه موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

## یافته‌ها

## انتقال داده‌های آموزشی

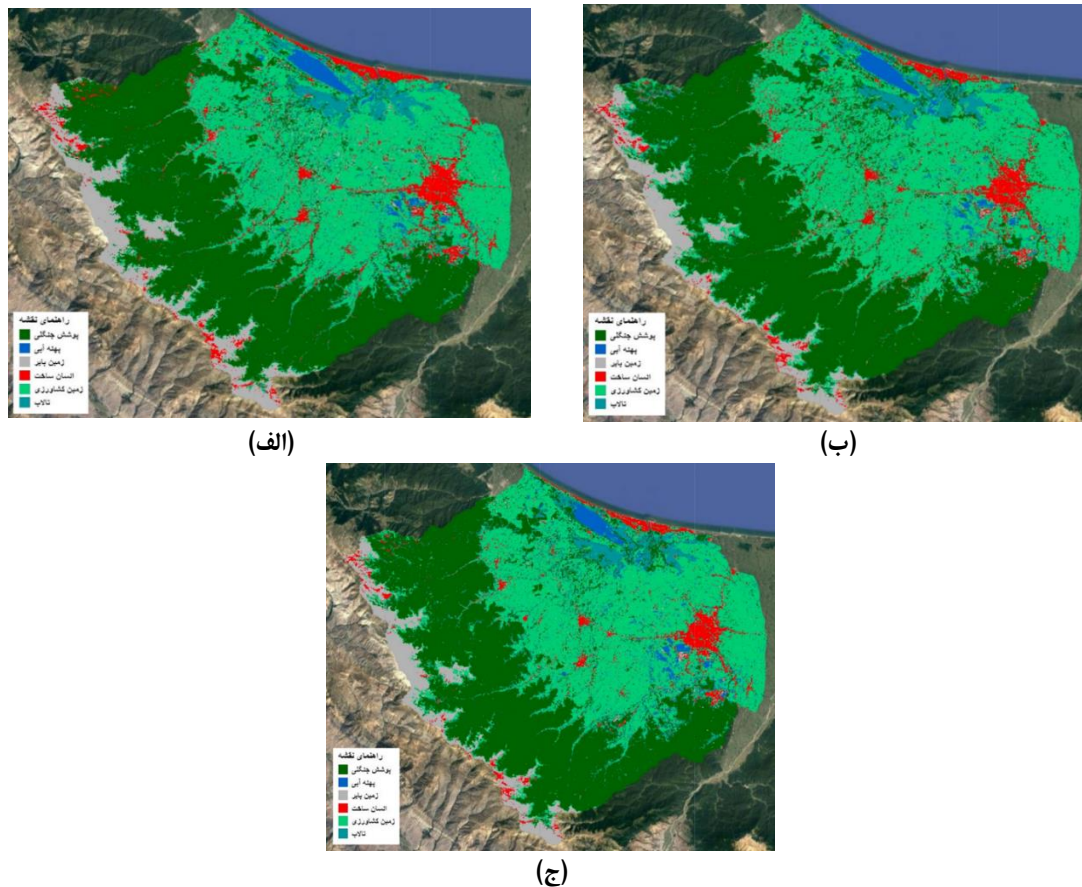
پس از تهیه داده‌های مرجع و فراخوانی باندها و شاخص‌های طیفی در محیط GEE، از آنجایی که در این مطالعه از روش داده‌های آموزشی تصادفی متغیر استفاده شده است، فلذا دو مجموعه داده آموزشی جدید بر مبنای ۵۰۰ داده زمینی به صورت خودکار تهیه شده که در شکل ۴ این مجموعه داده‌ها برای تهیه نقشه طبقه‌بندی سال‌های هدف و سال پایه به نمایش درآمده است. همان‌طور که در شکل نیز نمایش داده شده، نقاط به رنگ مشکی داده‌های مرجع در سال پایه هستند که همان داده‌های GCP بوده و نقاط به رنگ قرمز و رنگ آبی به ترتیب متعلق به سال‌های ۲۰۲۱ و ۲۰۲۳ هستند.



شکل ۴. توزیع مکانی و پراکندگی نمونه‌های آموزشی متغیر مرجع و هدف در منطقه مطالعاتی: الف) نقاط آموزشی مرجع برای سال پایه ب) نقاط آموزشی تولیدشده برای سال ۲۰۲۱ ج) نقاط آموزشی تولیدشده برای سال ۲۰۲۳

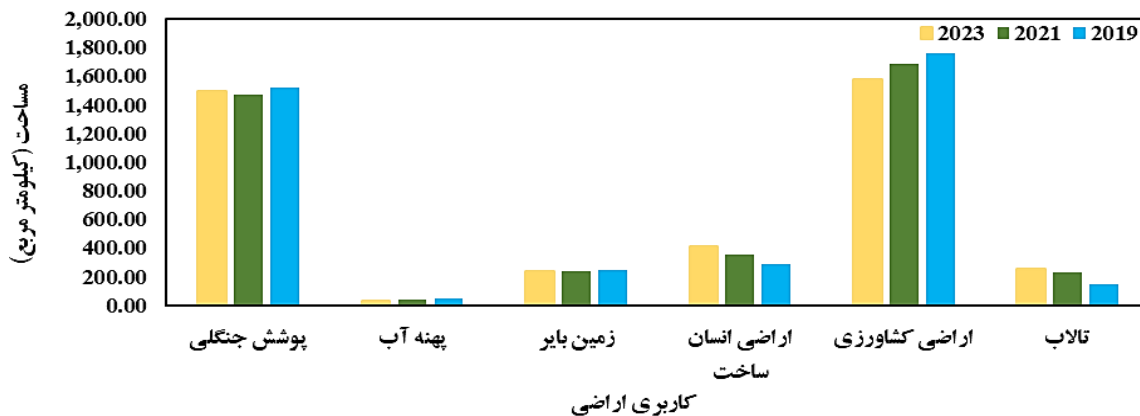
## تولید نقشه‌های کاربری اراضی سال پایه و سال‌های هدف

با در اختیار داشتن مجموعه داده‌های مرجع برای سال پایه و تولید داده‌های جدید آموزشی از آن‌ها برای سال‌های هدف، با توجه به تقسیم‌بندی ۷۰ و ۳۰ درصدی داده‌ها به منظور آموزش و آزمون، با استفاده از طبقه‌بندی کننده RF، نقشه طبقه‌بندی شده سال مرجع (۲۰۱۹) و سال‌های هدف (۲۰۲۱ و ۲۰۲۳) تهیه شدند. در شکل ۵ نقشه‌های طبقه‌بندی شده در بازه زمانی مذکور با شش طبقه کاربری اراضی نشان داده شده است.



شکل ۵. نقشه‌های تولیدشده طبقه‌بندی کاربری اراضی: الف) سال ۲۰۱۹، ب) سال ۲۰۲۱، ج) سال ۲۰۲۳

با توجه به نقشه‌های تولیدشده، مشخص می‌شود که بیشترین میزان اختلاط پیکسل‌ها بین کاربری زمین بایر و انسان‌ساخت رخ داده که به دلیل شباهت مقادیر بازتابی این دو کلاس است. با محاسبه پیکسل‌های اشغال‌شده توسط هر کاربری در پلتفرم GEE اطلاعات مربوط به تغییرات کاربری اراضی در طی ۵ سال مشخص می‌شود. اطلاعات مربوط به مساحت تخصیص‌یافته به هر یک از کاربری‌ها در سال‌های ۲۰۱۹ تا ۲۰۲۳ در شکل ۶ ارائه شده است.



شکل ۶. مساحت هر یک از کلاس‌های کاربری اراضی منطقه مطالعاتی در طول سال‌های ۲۰۱۹ تا ۲۰۲۳

همچنین اطلاعات مربوط به درصد تغییرات کاربری‌ها در طی سال‌های ۲۰۱۹ تا ۲۰۲۳ در جدول ۳ آورده شده است. محاسبه درصد تغییرات در طول این ۵ سال نشان‌دهنده آن است که تغییرات حوضه آبریز تالاب انزلی بر افزایش کاربری‌های انسان‌ساخت و کاهش محیط‌زیست طبیعی متمرکز بوده است. مطابق این جدول مشخص می‌شود که کاربری تالاب با ۶۹٫۶۷ درصد افزایش، بیشترین تغییر کاربری را دارد. علت افزایش این کاربری به دلیل خشک شدن پهنه آبی (کاهش مساحت ۲۹ درصدی)، کاهش عمق آب و تبدیل شدن کاربری پهنه آبی به باتلاق و زمین‌های دارای گیاهان علفی است. کاربری انسان‌ساخت در رده دوم کاربری‌های با درصد تغییرات افزایشی قرار گرفته است؛ به طوری که با گسترش شهرها و روستاها مساحت این کاربری از ۲۸۳ کیلومترمربع به ۴۰۶٫۶ کیلومترمربع رسیده و درصد تغییرات آن رشد ۴۳٫۴ درصدی را نشان می‌دهد. اراضی کشاورزی از ۱۷۶۰ کیلومترمربع به ۱۵۷۳ کیلومترمربع کاهش یافته است که علت آن در نظر گرفتن فصل تابستان و خشک و کم آب بودن برخی از زمین‌های کشاورزی در سطح منطقه است. کاربری پوشش جنگلی و زمین‌های بایر با درصد تغییرات یک‌درصدی خود حاکی از تغییرات کمی در طی این ۵ سال هستند.

جدول ۳. مقادیر مساحت و درصد تحت پوشش کلاس‌های طبقه‌بندی به همراه میزان درصد تغییرات آن‌ها

درصد تغییرات (۲۰۲۳-۲۰۱۹)	۲۰۲۳		۲۰۲۱		۲۰۱۹		کاربری اراضی
	مساحت (درصد)	مساحت (کیلومترمربع)	مساحت (درصد)	مساحت (کیلومترمربع)	مساحت (درصد)	مساحت (کیلومترمربع)	
-۱۰٫۶۰	۳۹٫۳۱۶	۱٫۵۷۳٫۵۱	۴۲٫۰۳۳	۱٫۶۸۲٫۲۶	۴۳٫۹۷۹	۱٫۷۶۰٫۱۳	زمین کشاورزی
۴۳٫۴۹	۱۰٫۱۶۰	۴۰۶٫۶۲۸	۸٫۷۸۹	۳۵۱٫۷۴	۷٫۰۸۱	۲۸۳٫۳۹۴	انسان‌ساخت
-۲۸٫۸۹	۰٫۸۰۵	۳۲٫۲۲	۰٫۸۷۳	۳۴٫۹۴۵	۱٫۱۴۱	۴۵٫۶۸۳	پهنه آب
۶۹٫۶۷	۶٫۳۱۷	۲۵۲٫۸۳۷	۵٫۶۴۳	۲۲۵٫۸۵۲	۳٫۷۲۳	۱۴۹٫۰۱۴	تالاب
-۱٫۱۷	۵٫۹۵۶	۲۳۸٫۳۵۶	۵٫۹۷۵	۲۳۹٫۱۲۵	۶٫۰۲۶	۲۴۱٫۱۷۷	زمین بایر
-۱٫۱۱	۳۷٫۴۴۶	۱٫۴۹۸٫۶۹	۳۶٫۷۴۴	۱٫۴۷۰٫۵۹	۳۷٫۸۶۸	۱٫۵۱۵٫۵۵	پوشش جنگلی
-	۱۰۰	۴۰۰۲٫۲۴	۱۰۰	۴۰۰۴٫۵۱	۱۰۰	۳٫۹۹۸٫۹۵	مجموع

#### ارزیابی دقت نقشه‌های طبقه‌بندی شده

در جدول ۴ نتایج حاصل از ارزیابی دقت نقشه‌های استخراج‌شده در سال‌های ۲۰۱۹، ۲۰۲۱ و ۲۰۲۳ ارائه شده است. همان‌طور که در جدول نیز مشخص است، بیشترین ضریب صحت کلی و کاپا مربوط به سال ۲۰۱۹ و به ترتیب با دقت ۹۱ و ۸۸٫۶ درصد است. پس از آن سال ۲۰۲۳ و در آخر سال ۲۰۲۱ بیشترین ضرایب را به خود اختصاص دادند.

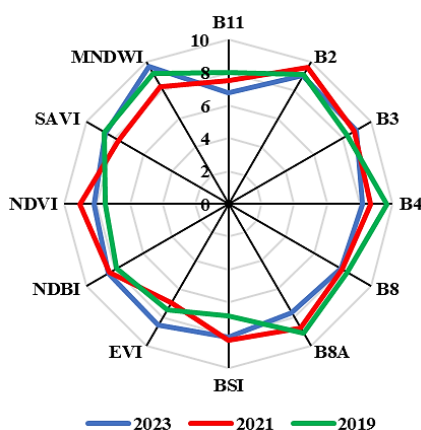
جدول ۴. نتایج ارزیابی صحت نقشه‌های طبقه‌بندی شده

کاربری اراضی	۲۰۲۳		۲۰۲۱		۲۰۱۹	
	ضریب کاپا	صحت کلی	ضریب کاپا	صحت کلی	ضریب کاپا	صحت کلی
	۸۳٫۹	۸۸٫۱	۸۰	۸۵	۸۸٫۶	۹۱
	صحت تولیدکننده	صحت کاربر	صحت تولیدکننده	صحت کاربر	صحت تولیدکننده	صحت کاربر
زمین کشاورزی	۸۴٫۶۱	۹۱٫۶۶	۷۵	۹۰	۹۴٫۴۴	۸۰٫۹۵
انسان‌ساخت	۹۰٫۰۶	۸۱٫۸۲	۷۶٫۱۹	۹۴٫۱۱	۹۲٫۵۹	۹۶٫۱۵
پهنه آب	۹۷٫۱۲	۹۷٫۸۷	۹۶٫۲۳	۹۷٫۷۴	۷۶٫۹۲	۹۸
تالاب	۸۰٫۳۴	۹۶٫۰۸	۷۵٫۵۳	۹۸٫۲۷	۷۶٫۹۳	۹۵
زمین بایر	۷۶٫۵۶	۷۹٫۴۲	۷۳٫۶۲	۷۶٫۲۹	۹۸٫۱۲	۸۷٫۵۰
پوشش جنگلی	۸۹٫۵۶	۸۸٫۸۸	۹۳٫۲۶	۹۴٫۷۳	۹۷٫۰۵	۸۹٫۱۸

در رابطه با دقت طبقه‌بندی هر کاربری با توجه به نتایج به‌دست‌آمده در جدول فوق، مشخص می‌شود که با توجه به کسب درصدهای بالاتر از ۷۰ درصد، تمامی کاربری‌ها با دقت قابل‌قبولی طبقه‌بندی شده‌اند. همچنین کاربری‌های پهنه آب و تالاب با توجه به فراوانی بیشتر مقدار ۹۵ درصد به بالا، بهترین کاربری‌های طبقه‌بندی‌شده در میان سایر کاربری‌ها از منظر دقت طبقه‌بندی هستند.

### میزان اهمیت نسبی باندها و شاخص‌ها

شکل ۷ میزان اهمیت نسبی محاسبه‌شده باندها و شاخص‌های طیفی بکار گرفته‌شده را در سال‌های موردبررسی نشان می‌دهد. با توجه به اختلاف زاویه طیفی بین عارضه‌های زمینی، طبیعی است که در سال‌های موردبررسی هر بار اهمیت شاخص‌ها و باندها تغییر یابد. بر این اساس، در سال ۲۰۱۹ بیشترین اهمیت مختص باند B4 یا قرمز با مقدار ۹٫۶۶ بوده است. پس‌از آن شاخص MNDWI و باند آبی (B2) در جایگاه‌های بعدی قرار دارند. در سال ۲۰۲۱ باند B2 بیشترین میزان اهمیت نسبی را با مقدار ۹٫۵۹ به خود اختصاص داده است و پس‌از آن شاخص NDVI و باند سبز (B3) در جایگاه‌های بعدی قرار دارند. در سال ۲۰۲۳ نیز بیشترین میزان اهمیت مربوط به شاخص MNDWI با مقدار ۹٫۶۴ بوده و باندهای B2 و B3 در جایگاه‌های بعدی به ترتیب جای گرفته‌اند. بدین ترتیب مشخص می‌شود که در هر سال کدام باندها و شاخص‌ها توانسته‌اند بیشترین اثر را در تشخیص و تفکیک عارضه‌ها داشته باشند و در ارزیابی دقت نقشه‌های طبقه‌بندی به‌دست‌آمده تأثیرگذار باشند.



شکل ۷. میزان اهمیت نسبی باندها و شاخص‌های طیفی ورودی به الگوریتم RF در سال‌های هدف و پایه

### بحث

بر اساس نتایج به‌دست‌آمده در این مطالعه، روش ترکیبی الگوریتم SAM و RF در طبقه‌بندی کاربری اراضی حوضه آبریز تالاب انزلی در بازه زمانی سال‌های ۲۰۱۹ تا ۲۰۲۳ موفق عمل کرده است. علت آن نیز در دستیابی به صحت کلی و کاپای بالای ۸۰ درصد در سال پایه و سال‌های هدف است. با مقایسه نتایج این مطالعه با مطالعات پیشین (شاکری و همکاران، ۱۳۹۸؛ Mahdian و همکاران، ۲۰۲۳) که در همین محدوده مطالعاتی انجام شده است؛ می‌توان دریافت که دقت حاصل شده هم‌تراز یا بالاتر از میزان دقتی است که در نتایج آن‌ها به‌دست‌آمده است. همچنین بر اساس صحت کاربر و تولیدکننده که برای هیچ‌یک از کاربری‌ها به کمتر از ۷۰ درصد نرسید، مشخص شد که مدل توانسته است با موفقیت تغییرات پیچیده کاربری اراضی، به‌ویژه در محیط‌های پویا و مختلط حوضه تالاب را تفکیک کند. این امر تأکیدی است بر کارآمدی روش‌های مبتنی بر زاویه طیفی در تولید نمونه‌های آموزشی پویا در طی زمان که به‌طور قابل‌توجهی دقت



الگوریتم‌های یادگیری ماشین را در طبقه‌بندی افزایش می‌دهد. استفاده از نمونه‌های آموزشی متغیر، یک گام اساسی در کاهش محدودیت‌های نمونه‌برداری سنتی بوده زیرا روش‌های سنتی به دلیل نقش مستقیم کاربر در تعیین نمونه‌ها، دارای خطای انسانی هستند و مبنای این روش‌ها بر تشخیص شهودی کاربر در برداشت نمونه‌ها است. بر خلاف روش سنتی، این روش جدید با انتقال خودکار نمونه‌ها از سال پایه به سال‌های هدف بر پایه اختلاف زاویه طیفی کاربری‌ها، آن‌ها را تفکیک و برای مدل مشخص می‌نماید و نه تنها فرآیند طبقه‌بندی را تسهیل می‌کند، بلکه دقت مدل RF را در طبقه‌بندی افزایش می‌دهد. لازم به ذکر است که این نتایج با یافته‌های مطالعه‌های (Benzougagh et al, 2023: 227; ) همخوانی دارد. در میان کاربری‌ها، کاربری زمین بایر با توجه به فراوانی بیشتر مقادیر ۷۰ درصد به بالا در صحت تولیدکننده و کاربر، دقت پایین‌تری نسبت به سایرین داشته است؛ علی‌رغم آنکه در این مطالعه از شاخص‌های NDBI و BSI منحصراً به منظور تفکیک‌پذیری آن استفاده شده است. علت این امر را می‌توان با توجه به شباهت طیف بازتابش شده کاربری انسان ساخت و زمین بایر دانست. زیرا در این منطقه استفاده از سقف‌های رنگی (آبی، قرمز و سفید) در محیط‌های شهری و بازتابش نور خورشید سقف‌های گالوانیزه، وجود کارخانه‌های شن و ماسه، خاک همیشه مرطوب منطقه، جاده‌های خاکی و به صورت کلی ساختار پیچیده کاربری اراضی منجر به تشخیص نزدیک به هم این دو کاربری در طبقه‌بندی و در نتیجه کاهش دقت در یکی از آن‌ها شده است. بنابراین لزوم به کارگیری شاخص‌های طیفی و میزان اثرگذاری آن‌ها در کاهش خطای تفکیک کاربری‌ها ضروریست. مطابق نتایج اهمیت نسبی مشخص شد که باندهای آبی، سبز و شاخص MNDWI بیشترین تأثیر را در تمایز بین کاربری‌های مختلف داشتند و در تفکیک پهنه آب، تالاب و پوشش گیاهی از هم بیشترین نقش را دارند. این یافته با مطالعه (Chen et al, 2020: 16) همخوانی مناسبی دارد و بیانگر نقش پررنگ این باندها و شاخص‌ها در ارزیابی تغییرات حوضه‌های دارای پهنه آبی است. همچنین یافته‌های این پژوهش در بخش تغییرات کاربری اراضی حوضه آبریز تالاب انزلی نشان می‌دهد که کاربری پهنه آب با کاهش قابل توجهی مواجه شده و در طی ۵ سال بیش از ۱۳ کیلومترمربع از آن ازدست‌رفته است. درحالی‌که کاربری‌های انسان ساخت و تالاب (به معنی زمین‌های باتلاقی یا صرفاً مرطوب) افزایش یافته‌اند. این تغییرات به وضوح بیانگر فشارهای فزاینده‌ای است که بر روی اکوسیستم‌های تالابی در منطقه ناشی از فعالیت‌های انسانی وجود دارد. همچنین مطابق با نتایج، گسترش شهرها و صنایع خصوصاً در اطراف تالاب انزلی به علت ارجحیت رشد اقتصادی مبتنی بر توسعه زیرساخت‌ها به جای تمرکز بر اقتصاد سبز از منظر حفاظت از اکوسیستم تالابی به همراه تغییر کاربری از کاربری‌های سبز به سمت انسان ساخت منجر به آسیب‌پذیری کمی، کیفی و اکولوژیکی تالاب شده است. بنابراین لزوم هدف‌گذاری‌های کوتاه‌مدت و بلندمدت برای احیا و حفاظت تالاب، متناسب با در نظر گرفتن اهداف توسعه پایدار سازمان ملل (SDG) که تا سال ۲۰۳۰ در زمینه تالاب‌ها نیز تبیین شده است، امری ضروری برای تاب آور سازی تالاب در مواجهه با آسیب‌پذیری‌های اقتصادی، انسانی و محیط‌زیستی است.

### نتیجه‌گیری

پایش کاربری‌های اراضی و روند تغییرات آن‌ها می‌تواند ابزار مناسبی برای مدیریت اراضی و تغییر استراتژی‌ها در راستای حفاظت از اکوسیستم‌های ارزشمند نظیر تالاب‌ها باشد. از این رو در این مطالعه و برای نخستین بار از روشی جدید مبتنی بر تلفیق الگوریتم SAM با الگوریتم RF بر مبنای نمونه‌های آموزشی متغیر در محیط GEE برای حوضه آبریز تالاب انزلی استفاده شد. همچنین به منظور افزایش دقت، طبقه‌بندی با استفاده از تصاویر هارموناویز سنتینل ۲ و با اضافه کردن شش شاخص طیفی و به کارگیری فیلتر ابرناکی و سایه آن انجام گرفت. نتایج این پژوهش بیانگر آن است که استفاده از الگوریتم

SAM و تشخیص زاویه طیفی میان تصویر پایه با تصاویر هدف که منجر به تولید خودکار نمونه‌های آموزشی متغیر می‌شود، می‌تواند تفکیک‌پذیری بسیار خوب عارضه‌های زمینی را در تولید نقشه‌های طبقه‌بندی در محیط‌های با پیچیدگی‌ها و تنوع بالای کاربری اراضی مانند این منطقه مطالعاتی نسبت به استاتیکی در نظر گرفتن نمونه‌ها در پی داشته باشد. علت برتری این روش نسبت به روش‌های قبلی در آموزش بهتر الگوریتم طبقه‌بندی کننده در تشخیص عارضه‌های زمینی است؛ زیرا که مدل با توجه به تفاوت طیف بازتابش شده از کاربری‌ها در طی بازه زمانی و نمونه‌های خودکار تولید شده مبتنی بر آن تولید شده است و به مدل معرفی می‌شود و بر اساس همین اختلاف طیفی، داده‌های جدید نیز تولید می‌شوند. برتری دیگر این روش در این است که کاربر با یکبار برداشت داده زمینی آن‌هم فقط برای سال پایه، می‌تواند نقشه‌های کاربری سال‌های هدف خود را بدون برداشت مجدد داده (بر خلاف روش‌های قبلی) تولید نماید و پویایی کاربری‌های اراضی را شاهد باشد. این روال خطای انسانی، زمان و هزینه را برای تولید نقشه‌های طبقه‌بندی کاربری اراضی در مقیاس زمانی سالانه یا حتی ماهانه را بسیار کاهش خواهد داد. با مقایسه نتایج این مطالعه با مطالعات پیشین و نتایج حاصل از دقت طبقه‌بندی، می‌توان نتیجه گرفت که روش ترکیبی نوین معرفی شده می‌تواند به‌طور اختصاصی به‌منظور ارزیابی تغییرات تالاب‌ها و پهنه‌های آبی، به‌ویژه در محیط‌های با تنوع طیفی بالا در مطالعات آینده استفاده شود. باین‌حال علی‌رغم کارایی مدل و مطلوبیت دقت این روش، محدودیت‌هایی نظیر کوتاه بودن بازه زمانی داده‌های در دسترس سنتینل ۲ هارمونایز شده، اثرپذیری از پیکسل‌های دارای نویز، پیچیدگی کاربری‌های منطقه مطالعاتی خصوصاً در مناطقی که ترکیب رنگ‌ها و طیف‌های مختلفی از کاربری‌های آن ساطع می‌شود و... می‌تواند منجر به افزایش خطا در انتقال نمونه‌های آموزشی و طبقه‌بندی شود. از این‌رو با توجه به محدودیت‌های ذکر شده و امکان توسعه روش‌شناسی حاضر، پیشنهاد می‌شود برای مطالعات آینده از روش‌های یکسان‌سازی داده‌های سنتینل ۲ و لندست، استفاده از رویکردهای شی‌گرا و روش‌های نوین نظیر یادگیری انتقالی استفاده شود. در رابطه با ارزیابی تالاب انزلی و نتایج به‌دست‌آمده از طبقه‌بندی اراضی نیز پیشنهاد می‌شود که به‌منظور پایداری راهبردهای حفاظت از تالاب انزلی، سیاست‌های مبتنی بر حکمرانی خوب و دخیل کردن تمامی ذی‌نفعان در تصمیم‌گیری‌ها با آگاه‌سازی آن‌ها از مزایای اقتصادی، اجتماعی و اکولوژیکی احیای تالاب، اجرایی شود. همچنین با مشخص کردن توان اکولوژیکی منطقه و پیش‌بینی تغییرات کاربری اراضی آن، اقدامات مؤثرتری برای حفاظت و احیای تالاب انزلی و حفظ پوشش جنگلی منطقه و... توسط برنامه‌ریزان و تصمیم‌گیران اتخاذ شود.

#### حامی مالی

این اثر تحت حمایت بنیاد ملی علم ایران (INSF) برگرفته‌شده از طرح شماره (۴۰۳۳۵۱۳) انجام شده است.

#### سهام نویسندگان در پژوهش

نویسندگان در تمامی مراحل و بخش‌های انجام پژوهش سهم برابر داشته‌اند.

#### تضاد منافع

نویسندگان اعلام می‌دارند که هیچ تضاد منافی در ارتباط با نویسندگی یا انتشار مقاله ندارند.

#### تقدیر و تشکر

نویسندگان از بنیاد ملی علم ایران به دلیل حمایت مالی از این پژوهش نهایت قدردانی را دارند.

## منابع

- تجدد، محمدجواد؛ حقیقی خمایی، مریم؛ مدبری، هادی و پناهنده، محمد. (۱۴۰۳). بهینه‌سازی روش‌های طبقه‌بندی داده‌های سنتینل ۱ و ۲ با ترکیب شاخص‌های طیفی (مطالعه موردی: تالاب انزلی). *فصلنامه علوم محیطی*، ۲۲(۳)، ۳۸۹-۴۰۶. doi: 10.48308/envs.2024.1353
- حمصی، ملیحه سادات؛ یاراحمدی، داریوش؛ اونق، مجید و شمسی‌پور، علی‌اکبر. (۱۳۹۸). ارزیابی تغییر اقلیم و کاربری زمین و ارائه برنامه پیشنهادی آمایش کم‌کربن در حوضه آبخیز دشت کاشان. *پژوهش‌های جغرافیای طبیعی*، ۵۱(۴)، ۶۱۳-۶۳۳. doi: 10.22059/jphgr.2019.267865.1007288
- روکی، زهره؛ محمدی، حسین؛ و زندی، رحمان. (۱۴۰۲). نقش تغییرات کاربری اراضی بر شکل‌گیری دمای سطح زمین در شهرها مطالعه موردی: شهر اصفهان. *پژوهش‌های جغرافیای طبیعی*، ۵۵(۳)، ۱-۱۷. doi: 10.22059/jphgr.2023.361681.1007779
- شاگری، رضا؛ شایسته، کامران؛ و قربانی، مهدی. (۱۳۹۸). ارزیابی و پیش‌بینی روند تغییرات مکانی کاربری زمین در حوزه تالاب انزلی با استفاده از مدل LCM. *نشریه سنجش‌ازدور و GIS ایران*، ۱۱(۲)، ۹۳-۱۱۴. doi: 10.52547/gisj.11.2.93
- فاضل دهکردی، لیلا؛ آذرینوند، حسین؛ زارع چاهوکی، محمدعلی؛ محمودی کهن، فرهاد؛ و خلیقی سیگارودی، شهرام. (۱۳۹۵). پایش خشک‌سالی با استفاده از شاخص پوشش گیاهی NDVI (مطالعه موردی: مراتع استان ایلام). *نشریه مرتع و آبخیزداری*، ۱(۶۹)، ۱۴۱-۱۵۴. doi: 10.22059/jrwm.2016.61739
- فیروزی، فاطمه؛ طاوسی، تقی؛ و محمودی، پیمان. (۱۳۹۸). بررسی حساسیت دو شاخص پوشش گیاهی NDVI و EVI به خشک‌سالی‌ها و ترسالی‌ها در مناطق خشک و نیمه‌خشک؛ مطالعه موردی: دشت سیستان ایران. *اطلاعات جغرافیایی سپهر*، ۲۸(۱۱۰)، ۱۶۳-۱۷۹. doi: 10.22131/sepehr.2019.36621
- محمدی، پروا؛ ابراهیمی، کیومرث؛ و بذرافشان، جواد. بررسی تغییرات کاربری اراضی حوزه آبخیز گرگانرود با استفاده از پلتفرم گوگل ارث انجین. *مجله علوم و مهندسی آبخیزداری ایران*، ۱۷(۶۰)، ۱۱-۱۹. <http://dori.net/dor/20.1001.1.20089554.1402.17.60.1.3>

## References

- Allahyari MS, Marzban S, Gonzalez-Ollauri A, et al. (2024). Unlocking the power of public awareness: paving the way for sustainable wetland management in Anzali, Iran. *Frontiers in environmental science*, 11. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2023.1277154>
- Aziz, G., Minallah, N., Saeed, A., Frnda, J., & Khan, W. (2024). Remote sensing-based forest cover classification using machine learning. *Scientific Reports*, 14(1), 69. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-50863-1>
- Benzougagh, B., Gajbhiye Meshram, S., El Fellah, B., Mastere, M., El Basri, M., Ouchen, I., Sadkaoui, D., Bammou, Y., Moutaouikil, N., & Turyasingura, B. (2023). Mapping of land degradation using spectral angle mapper approach (SAM): the case of Inaouene watershed (Northeast Morocco). *Modeling Earth Systems and Environment*, 10, 221-231. <https://doi.org/10.1007/s40808-023-01711-8>
- Berkessa, Y. W., Bulto, T. W., Moisa, M. B., Gurmessa, M. M., Werku, B. C., Juta, G. Y., Gameda, D. O., & Negash, D. A. (2023). Impacts of urban land use and land cover change on wetland dynamics in Jimma city, southwestern Ethiopia. *Journal of Water and Climate Change*, 14(7), 2397-2415. <https://doi.org/10.2166/wcc.2023.102>
- Berlanga-Robles, C. A., & Ruiz-Luna, A. (2020). Assessing seasonal and long-term mangrove canopy variations in Sinaloa, northwest Mexico, based on time series of enhanced vegetation index (EVI) data. *Wetlands Ecology and Management*, 28(2), 229-249. <https://doi.org/10.1007/s11273-020-09709-0>
- Berra, E. F., Fontana, D. C., Yin, F., & Breunig, F. M. (2024). Harmonized Landsat and Sentinel-2 Data with Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 16(15), 2695-2695. <https://doi.org/10.3390/rs16152695>
- Chen, F., Chen, X., Van, T., Roberts, D. A., Jiang, H., & Xu, W. (2020). Open water detection in urban environments using high spatial resolution remote sensing imagery. *Remote Sensing of Environment*, 242, 111706-111706. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111706>

- Chen, Q., Zhong, C., Jing, C., Li, Y., Cao, B., & Cheng, Q. (2021). Rapid Mapping and Annual Dynamic Evaluation of Quality of Urban Green Spaces on Google Earth Engine. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 10(10), 670–670. <https://doi.org/10.3390/ijgi10100670>
- Chundu, M. L., Banda, K., Lyoba, C., Tembo, G., Sichingabula, H. M., & Nyambe, I. A. (2024). Modeling Land Use/Land Cover Changes Using Quad Hybrid Machine Learning Model in Bangweulu Wetland and Surrounding Areas, Zambia. *Environmental Challenges*, 100866–100876. <https://doi.org/10.1016/j.envc.2024.100866>
- Congalton, R.G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 37(1), 35–46. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90048-b](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-b)
- Fazel Dehkordi, L., Azarnivand, H., Zare Chahouki, M. A., Mahmoudi Kohan, F., & Khalighi Sigaroudi, S. (2016). Drought Monitoring Using Vegetation Index (NDVI) (Case study: Rangelands of Ilam Province). *Journal of Range and Watershed Management*, 69(1), 141-154. doi: 10.22059/jrwm.2016.61739 [In Persian].
- Firouzi, F., Tavosi, T., & Mahmoudi, P. (2019). Investigating the sensitivity of NDVI and EVI vegetation indices to dry and wet years in arid and semi-arid regions (Case study: Sistan plain, Iran). *Scientific- Research Quarterly of Geographical Data (SEPEHR)*, 28(110), 163-179. doi: 10.22131/sepehr.2019.36621 [In Persian].
- Ghorbanian, A., Kakooei, M., Amani, M., Mahdavi, S., Mohammadzadeh, A., & Hasanlou, M. (2020). Improved land cover map of Iran using Sentinel imagery within Google Earth Engine and a novel automatic workflow for land cover classification using migrated training samples. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 167, 276–288. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.07.013>
- Hemmesy, M. S., Yarahmadi, D., Ownegh, M. & Shamsipour, A. A. (2019). Evaluation of Landuse Changes with Emphasis on Green Land Use Planning in Kashan Plain Watershed. *Physical Geography Research*, 51(4), 613-632. doi: 10.22059/jphgr.2019.267865.1007288 [In Persian].
- Huang, H., Wang, J., Liu, C., Liang, L., Li, C., & Gong, P. (2020). The migration of training samples towards dynamic global land cover mapping. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 161, 27–36. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.01.010>
- Jamal, S., & Ahmad, W. S. (2020). Assessing land use land cover dynamics of wetland ecosystems using Landsat satellite data. *SN Applied Sciences*, 2(11). <https://doi.org/10.1007/s42452-020-03685-z>
- Mahdian, M., Hosseinzadeh, M., Siadatmousavi, S.M., et al. (2023). Modelling impacts of climate change and anthropogenic activities on inflows and sediment loads of wetlands: case study of the Anzali Wetland. *scientific reports*, 13, 5399. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-32343-8>
- Mitsch, W. J., & Gosselink, J. G. (2015). *Wetlands*. edition5. Publisher: Wiley.
- Mohammadi, P., Ebrahimi, K., & Bazrafshan, J. (2023). Investigation of land use changes in Gorganrood catchment using Google Earth Engine platform. *Iranian Journal of Watershed Management Science and Engineering*, 17 (60), 2. <http://dorl.net/dor/20.1001.1.20089554.1402.17.60.1.3> [In Persian].
- Mulatu, K., Hundera, K., & Senbeta, F. (2024). Analysis of land use/ land cover changes and landscape fragmentation in the Baro-Akobo Basin, Southwestern Ethiopia. *Heliyon*, 10(7), e28378. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e28378>
- Naderi, M., Saatsaz, M. (2020). Impact of climate change on the hydrology and water salinity in the Anzali Wetland, northern Iran. *Hydrological Sciences Journal*, 65, 552–570. <https://doi.org/10.1080/02626667.2019.1704761>
- Rooki, Z., Mohammadi, H. and zandi, R. (2023). The Role of Land Use Changes in Shaping Surface Temperature in Cities: A Case Study of Isfahan". *Physical Geography Research*, 55(3), 1-17 doi: 10.22059/jphgr.2023.361681.1007779 [In Persian].
- Sadeghi Pasvisheh, R., Anne, M., Ho, L. T., & Goethals, P. (2021). Evidence-Based Management of the Anzali Wetland System (Northern Iran) Based on Innovative Monitoring and Modeling Methods. *Sustainability*, 13(10), 5503–5503. <https://doi.org/10.3390/su13105503>
- Salas, E.A.L., Subburayalu, S.K., Slater, B., Dave, R., Parekh, P., Zhao, K., Bhattacharya, B. (2021). Assessing the effectiveness of ground truth data to capture landscape variability from

- an agricultural region using Gaussian simulation and geostatistical techniques. *Heliyon*, 7(7), e07439. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2021.e07439>
- Shakeri, R., shayesteh, K., & ghorbani, M. (2019). Assessment and prediction of land use changes in the Anzali wetland Basin, Based on Land Change Modeler (LCM). *Iranian Journal of Remote Sensing & GIS*, 11(2), 93-114. doi: 10.52547/gisj.11.2.93 [In Persian].
- Sharma, M., Bangotra, P., Gautam, A. S., & Gautam, S. (2021). Sensitivity of normalized difference vegetation index (NDVI) to land surface temperature, soil moisture and precipitation over district Gautam Buddh Nagar, UP, India. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 36, 1779–1789. <https://doi.org/10.1007/s00477-021-02066-1>
- Shimabukuro, Y. E., Arai, E., Gabriel, Hoffmann, T. B., Duarte, V., Martini, P. R., Dutra, A. C., Guilherme, Godinho, L., & Adami, M. (2023). Mapping Land Use and Land Cover Classes in São Paulo State, Southeast of Brazil, Using Landsat-8 OLI Multispectral Data and the Derived Spectral Indices and Fraction Images. *Forests*, 14(8), 1669–1669. <https://doi.org/10.3390/f14081669>
- Som-ard, J., Immitzer, M., Vuolo, F., Ninsawat, S., & Atzberger, C. (2022). Mapping of crop types in 1989, 1999, 2009 and 2019 to assess major land cover trends of the Udon Thani Province, Thailand. *Computers and Electronics in Agriculture*, 198, 107083. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107083>
- Tajadod, M. J., Haghghi Khomami, M., Modaberi, H., & Panahandeh, M. (2024). Integrating Sentinel 1 and 2 Satellite Data with Spectral Indices to Improve Classification Methods (Anzali Wetland). *Environmental Sciences*, 22(3), 389-406. doi: 10.48308/envs.2024.1353 [In Persian].
- Tarrio, K., Tang, X., Masek, J. G., Claverie, M., Ju, J., Qiu, S., Zhu, Z., & Woodcock, C. E. (2020). Comparison of cloud detection algorithms for Sentinel-2 imagery. *Science of Remote Sensing*, 2, 100010. <https://doi.org/10.1016/j.srs.2020.100010>
- Tonidandel, S., & LeBreton, J. M. (2011). Relative Importance Analysis: A Useful Supplement to Regression Analysis. *Journal of Business and Psychology*, 26(1), 1–9. <https://doi.org/10.1007/s10869-010-9204-3>
- Xie, H., Sun, Q., & Song, W. (2024). Exploring the Ecological Effects of Rural Land Use Changes: A Bibliometric Overview. *Land*, 13(3), 303–303. <https://doi.org/10.3390/land13030303>
- Xiong, Y., Mo, S., Wu, H., Qu, X., Liu, Y., & Zhou, L. (2023). Influence of human activities and climate change on wetland landscape pattern—A review. *Science of the Total Environment*, 879, 163112. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.163112>