

## Original Article



# Integrating Sentinel 1 and 2 Satellite Data with Spectral Indices to Improve Classification Methods (Anzali Wetland)

Received: 2023.11.04  
Accepted: 2024.04.07

Mohammad Javad Tajadod,<sup>1</sup> Maryam Haghighi Khomami,<sup>1\*</sup> Hadi Modaberi,<sup>2</sup>  
Mohammad Panahandeh<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Department of Natural Environment, Environmental Research Institute, University Jihad of Gilan Province, Rasht, Iran

<sup>2</sup> Department of Water Resources Monitoring, Environmental Research Institute, University Jihad of Gilan Province, Rasht, Iran

<sup>3</sup> Department of Waste Process, Environmental Research Institute, University Jihad of Gilan Province, Rasht, Iran

## EXTENDED ABSTRACT

**Introduction:** Technical limitations in classifying heterogeneous wetland environments, characterized by diverse vegetation cover, land use, and species diversity, often lead to interference in classification results and reduced accuracy in differentiating vegetation classes within wetland ecosystems. There is limited research available to improve classification methods in wetland environments. The main objective of this study is to investigate the combination of multi-spectral and radar data in improving the classification methods of wetland environments and to provide a method for fine separation of different plant covers in these biodiversity environments. In order to better examine the changes of the spectral index during a year, the open-source system of Google Earth Engine is used so that the spectral behavior of the phenomena during the year can be accurately studied.

**Material and Methods:** In this study, a combination of Sentinel-1 and Sentinel-2 data was used as the first data series, and a combination of Sentinel-2 data with spectral indices such as NDVI, SAVI, and mNDWI was used as the second data series. The best image for each season (summer, autumn, winter, and spring) from 2016 to 2022 was selected to create classification maps and examine detailed changes in the wetland. For image classification, training areas were selected based on field sampling, combining satellite imagery and Google Earth images. Classification was performed using three supervised algorithms: Support Vector Machine, Artificial Neural Network, and Maximum Likelihood. Also, the index map was prepared in the Google Earth Engine system and the indices were calculated using the ready-made products available in this system and were reviewed monthly for one year. To ensure the classification and to evaluate the classification accuracy, the most common accuracy estimation parameters, overall accuracy, producer accuracy, user accuracy and Kappa coefficient were used.

**Results and Discussion:** The results indicated that the combination of Sentinel-1 and Sentinel-2 data yielded better results compared to the combination of Sentinel-2 data with spectral indices. The overall accuracy and Kappa coefficient for the four periods were 92.99%, 87.43%, 83.80%, and 97.90% (in 2016, 2017, January 2022, and July 2022, respectively) when using the combination of Sentinel-1 and Sentinel-2 data, which were significantly higher than the results obtained with the combination of Sentinel-2 data and spectral indices. Furthermore, the combination of Sentinel-1 and Sentinel-2 data resulted in better detection of water bodies and lotus habitats within the wetland. NDVI, SAVI and mNDWI have a high correlation in examining the changes, so that an increasing trend was observed in the first six months of the year and a decreasing trend in the second six months, and the trend of vegetation and water changes is the same.

**Conclusion:** Due to the complexity of wetland spatial structures and existing threats, identifying land cover types is challenging. This study demonstrates the use of multi-temporal Sentinel-1 and Sentinel-2 data to comprehensively assess wetland characteristics. The accuracy assessment for the four study periods from 2016 to 2022 using three classification algorithms, Support Vector Machine, Maximum Likelihood, and Artificial Neural Network, showed that the combination of Sentinel-2 and Sentinel-1 data outperformed the combination of Sentinel-2 data with spectral indices in terms of overall accuracy and Kappa coefficient. Among the three algorithms used, the Maximum Likelihood algorithm consistently achieved the highest overall accuracy and Kappa coefficient compared to the other two algorithms.

**Keywords:** Sentinel-1, Sentinel-2, Spectral Indices, Combination of data, Anzali Wetland

**How to cite this article:**  
Tajadod, M.J., Haghighi Khomami, M., Modaberi, H. and Panahandeh, M., 2024. Integrating Sentinel 1 and 2 Satellite Data with Spectral Indices to Improve Classification Methods (Anzali Wetland). *Environ. Sci.* 22(3): 389-406

\* Corresponding Author Email Address: haghighi@acecr.ac.ir  
DOI: 10.48308/envs.2024.1353



Copyright: © 2024 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

## بهینه‌سازی روش‌های طبقه‌بندی داده‌های سنتینل ۱ و ۲ با ترکیب شاخص‌های طیفی (مطالعه موردی: تالاب انزلی)



تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۸/۱۴

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۱/۱۹

محمدجواد تجدد<sup>۱</sup>، مریم حقیقی خمایی<sup>۱\*</sup>، هادی مدبری<sup>۲</sup>، محمد پناهنده<sup>۳</sup>

### چکیده مبسوط

**سابقه و هدف:** محدودیت‌های تکنیکی در طبقه‌بندی محیط‌های تالابی که دارای ناهمگونی زیادی از نظر پوشش، کاربری و تنوع گونه‌های گیاهی هستند باعث تداخل در نتایج طبقه‌بندی و عدم دقت و صحت بالا در تفکیک کلاس‌های طبقه‌بندی پوشش‌های مختلف گیاهی می‌شود که متأسفانه بر روی تالاب انزلی کارهای بسیار اندکی انجام شده است. هدف اصلی این مطالعه بررسی ترکیب داده‌های چند طیفی و راداری در بهبود روش‌های طبقه‌بندی محیط‌های تالابی و ارائه روشی جهت تفکیک هر چه بهتر پوشش‌های مختلف گیاهی در این محیط‌های غنی با تنوع زیستی بالا است. در این روش جهت بررسی بهتر تغییرات شاخص طیفی در طول یک سال از سامانه متن‌باز گوگل ارث انجین استفاده شده تا رفتار طیفی پدیده‌ها در طول سال به‌طور دقیق مورد مطالعه قرار گیرد.

**مواد و روش‌ها:** در این مطالعه از ترکیب داده‌های سنتینل ۱ و ۲ به همراه ترکیب داده‌های سنتینل ۲ و شاخص‌های طیفی NDVI، SAVI و mNDWI استفاده شده است. بهترین تصویر هر فصل (تابستان، پاییز، زمستان و بهار) از سال ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۲ به‌منظور تهیه نقشه طبقه‌بندی و بررسی دقیق‌تر تغییرات موجود در تالاب، استفاده شد. به‌منظور طبقه‌بندی تصویر، نمونه‌های آموزشی بر اساس نمونه‌برداری‌های میدانی، ترکیب تصاویر ماهواره‌ای و تصاویر گوگل ارث انتخاب شدند. در نهایت برای طبقه‌بندی از سه الگوریتم نظارت‌شده ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی و حداکثر احتمال استفاده شدند. همچنین نقشه شاخص‌ها در سامانه گوگل ارث انجین تهیه و محاسبه شاخص‌ها با استفاده از پروداکت‌های آماده موجود در این سامانه صورت گرفت و به‌صورت ماهانه به مدت یک سال مورد بررسی گردید. برای اطمینان از طبقه‌بندی و ارزیابی دقت طبقه‌بندی از معمول‌ترین پارامترهای برآورد صحت، صحت کلی، دقت تولیدکننده، دقت کاربر و ضریب کاپا استفاده شد.

**نتایج و بحث:** نتایج نشان داد که ترکیب داده‌های سنتینل ۱ و ۲ نتایج بهتری را نسبت به ترکیب داده‌های سنتینل ۲ و شاخص‌های طیفی دارد، به‌طوری‌که در چهار دوره بررسی ضریب کاپا به ترتیب ۰/۸۴، ۰/۷۹، ۰/۹۷ و دقت کلی ۰/۹۲/۹۹، ۰/۸۷/۴۳، ۰/۸۳/۸۰، ۰/۹۷/۹۰ (در سال‌های ۲۰۱۶، ۲۰۱۷، ژانویه ۲۰۲۲ و جولای ۲۰۲۲) در ترکیب داده‌های سنتینل ۱ و ۲ به‌مراتب بیشتر از ترکیب داده‌های سنتینل ۲ با شاخص‌های طیفی است. همچنین ترکیب داده‌های سنتینل ۱ و ۲ باعث آشکارسازی هر چه بهتر پهنه‌های آبی و همچنین رویشگاه‌های لاله تالابی می‌شود. هر سه شاخص NDVI، SAVI و mNDWI همبستگی بالایی در بررسی تغییرات در سال‌های مطالعه دارند، طوری که در شش ماه اول سال روند افزایشی و در شش ماه دوم روندی کاهشی مشاهده شد و روند تغییرات گیاهی و آبی یکسان است.

**نتیجه‌گیری:** پیچیدگی‌های متعددی در ساختار فضایی تالاب‌ها رخ می‌دهد که شناسایی نوع پوشش زمین و تهدیدهای موجود را چالش‌برانگیز می‌کند. این مطالعه استفاده از داده‌های چند زمانی Sentinel-1 و Sentinel-2 را برای بررسی خصوصیات جامع تالاب ارائه می‌نماید. بررسی صحت طبقه‌بندی در چهار دوره مطالعه در بازه زمانی سال‌های ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۲ در استفاده از سه الگوریتم طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان، حداکثر احتمال و شبکه عصبی نشان داد که ترکیب داده‌های سنتینل ۲ و سنتینل ۱ از دقت کلی و ضریب کاپا بالاتری نسبت به ترکیب داده‌های سنتینل ۲ با شاخص‌های طیفی از برخوردار است. در بین ۳ الگوریتم استفاده‌شده در تمامی سال‌ها الگوریتم حداکثر احتمال بیشترین میزان دقت کلی و ضریب کاپا را به نسبت به دو الگوریتم دیگر دارد.

**واژه‌های کلیدی:** سنتینل ۱، سنتینل ۲، شاخص‌های طیفی، ترکیب داده‌ها، تالاب انزلی

<sup>۱</sup> گروه پژوهشی محیط زیست طبیعی، پژوهشکده محیط زیست، جهاد دانشگاهی استان گیلان، رشت، ایران

<sup>۲</sup> گروه پژوهشی پایش منابع آب، پژوهشکده محیط زیست، جهاد دانشگاهی استان گیلان، رشت، ایران

<sup>۳</sup> گروه پژوهشی فرآوری پسماند، پژوهشکده محیط زیست، جهاد دانشگاهی استان گیلان، رشت، ایران

*استناد به این مقاله:* تجدد، م.ج.، ح. حقیقی خمایی، ه. مدبری و م. پناهنده. ۱۴۰۳. بهینه‌سازی روش‌های طبقه‌بندی داده‌های سنتینل ۱ و ۲ با ترکیب شاخص‌های طیفی (مطالعه موردی: تالاب انزلی). فصلنامه علوم محیطی. ۲۲(۳): ۳۸۹-۴۰۶

\* Corresponding Author Email Address: haghghi@acecr.ac.ir

DOI: 10.48308/envs.2024.1353



## مقدمه

و بررسی وضعیت آن‌ها بطور مدام، می‌تواند نقش اساسی در مدیریت و برنامه‌ریزی‌های درخور این مناطق باشد. امروزه رشد سریع فناوری سنجش‌ازدور امکاناتی فراهم آورده که از طریق تصاویر ماهواره‌ای با ماهیت راداری و اپتیکی می‌توان در مقیاس‌های زمانی و مکانی نقشه‌های بروز کاربری اراضی تولید کرد. اگرچه مدت‌هاست که داده‌های سنجش‌ازدور چند طیفی با موفقیت برای طبقه‌بندی کاربری اراضی و پوشش اراضی مورد استفاده عموم قرار می‌گیرند (Rasti et al., 2022)، طبقه‌بندی پوشش زمین در مناطق ساحلی و تالابی به دلیل ماهیت پیچیده و سیمای سرزمین تکه‌تکه شده کاری مهم و درعین‌حال چالش‌برانگیز در سنجش‌ازدور به شمار می‌رود (Hu et al., 2020). از سوی دیگر ممکن است برخی از طبقات گیاهی (علفزار و زمین‌های زراعی) بازتاب‌های طیفی مشابه داشته باشند که در طبقه‌بندی مشکلاتی را ایجاد می‌کند. با این حال در دسترس بودن داده‌های سنجش‌ازدور چند زمانه و چند حس‌گر فرصت‌هایی را در بهبود طبقه‌بندی فراهم می‌کند (Yang et al., 2020).

بهبود طبقه‌بندی فراهم می‌کند (Yang et al., 2020). Google Earth Engine از منابع اطلاعاتی جدیدی است که در پایش زمانی تغییرات قابلیت زیادی دارد. این سامانه تحت وب از زیرساخت محاسباتی گوگل و مجموعه داده‌های سنجش‌ازدور که در دسترس هستند استفاده می‌کند (Gorelick et al., 2017) که در سال ۲۰۱۰ توسط گوگل راه‌اندازی شد و برخلاف فرایندهای سنجش‌ازدور سنتی پتانسیل بالایی در طبقه‌بندی و تجزیه و تحلیل داده‌ها دارد (Wang et al., 2020).

استفاده ترکیبی از داده‌های اپتیک و راداری جایگزینی شناخته‌شده در مطالعات مناطق شهری است. مطالعات انجام‌شده نشان می‌دهد اگرچه این ترکیب محدودیت‌هایی در تشخیص انواع رفتارهای طیفی در بعضی معتدل و گرمسیری ایجاد می‌کند، ولی ترکیب داده‌های مختلف منجر به بهبود دقت طبقه‌بندی می‌شود (Vizzari, 2022). همچنین، اهمیت داده‌های راداری در مطالعات محیط‌های مرطوب گرمسیری

تالاب‌ها از جمله ارزشمندترین اکوسیستم‌های روی زمین محسوب می‌شوند که به سبب فواید کم‌نظیری چون جلوگیری از سیلاب و تأمین زیستگاه بسیاری از گیاهان و جانوران می‌بایست مورد توجه اقدامات مدیریتی قرار گیرند (Atarchi et al., 2021). ویژگی‌های اکولوژیک تالاب‌ها از این جهت حائز اهمیت است که می‌تواند شرایط محیطی و تبادلات انرژی را به‌وسیله انعکاس انتخابی و جذب تشعشعات خورشیدی کنترل نماید و بعنوان عاملی مؤثر در کنترل آلودگی هوا و تأثیرگذار بر سلامت این منابع معرفی شود (Abdoli and Panahandeh, 2020). تالاب انزلی یکی از ۱۸ تالاب بین‌المللی و مهم ایران است که در سال ۱۳۵۴ تحت پوشش کنوانسیون رامسر قرار گرفت (Ghahraman and Atar, 2011) و دارای مزایای اقتصادی فراوانی در منطقه است (Sarkheil et al., 2021). این تالاب با مساحتی بالغ بر ۲۰ هزار هکتار، مامن طیف گسترده‌ای از پستانداران، ماهی‌ها، پرندگان، خزندگان و چونندگان بوده و تنوع بسیار بالای گیاهان درختی، درختچه‌ای و علفی در سه دسته گیاهان حاشیه تالاب، گیاهان شناور و گیاهان غوطه‌ور با غنا و تنوع گونه‌ای بی‌نظیر پوشش گیاهی در مناطق تالابی، اهمیت ویژه مدیریت اکولوژیک این تالاب‌ها را ایجاب می‌کند (Javedankherad et al., 2011).

تغییر کاربری زمین و تغییرات اقلیمی به تالاب‌ها آسیب رسانده و باعث شوند که ارزش‌های تالاب بعنوان زیستگاه حیات وحش و ارائه‌دهندگان خدمات انسانی کاهش یابند (Dargahian and Melendez-Pastor et al., 2010) (Mousivand 2022; اصلی در از دست دادن نقش خدمات اکوسیستم تالاب است (Dargahian and Mousivand 2022).

همچنین تغییرات در کاربری اراضی حوضه آبخیز تالاب‌ها منجر به تغییرات پوشش کاربری در محدوده آن‌ها می‌شود (Dargahian and Mousivand 2022). تغییرات کاربری اراضی بسته به کارکرد و شرایط آب‌وهوایی، بر وضعیت و فرایندهای اکولوژیکی منطقه تأثیر می‌گذارد، بنابراین ارزیابی

روش درخت تصادفی استفاده شد و ضریب کاپا ۰/۷۵ و حداکثر دقت ۸۵٪ در این مطالعه گزارش شد. بررسی‌ها نشان داد دقت طبقه‌بندی در روش چند سنسوری و ترکیب داده‌ها به مراتب بالاتر از روش تک سنسوری است. Tavares *et al.* (2019) در مناطق مرطوب گرمسیری برزیل از ترکیب داده‌های سنتینل ۱ و ۲ جهت طبقه‌بندی کاربری اراضی از الگوریتم جنگل تصادفی استفاده نمودند. نتایج طبقه‌بندی نشان داد که دقت کلی از ۸۹/۵۳٪ در سنتینل ۱ به ۹۱/۰۷٪ در ترکیب دو داده افزایش پیدا کرد.

Rasti *et al.* (2022) اقدام به ترکیب چند فصلی سنتینل ۱ و ۲ در محیط گوگل ارث انجام کردند. ضریب کاپا ۰/۷۲ و دقت کلی ۰/۸۴٪ از طبقه‌بندی داده راداری سنتینل ۱ و ضریب کاپا ۷۸/۵۱ و دقت کلی ۸۷/۴۱ در سنتینل-۲ به دست آمد. این در حالی است که استفاده هم‌زمان از داده‌های سنتینل ۱ و ۲ با رویکرد ترکیب داده‌ها در محیط گوگل ارث انجام، نتایج بسیار مطلوب‌تری را حاصل و باعث بهبود دقت ضریب به کاپا ۰/۹۷ و دقت کلی ۹۷/۷۷ طبقه‌بندی شد. Shah Hosseini *et al.* (2022) استفاده از ترکیب تصاویر ماهواره‌ای اقدام به طبقه‌بندی مناطق شهری به روش شیء‌گرا نمودند. (Sarkheil *et al.* (2022) با توجه به مزایای اجتماعی، اقتصادی و اکولوژیکی تالاب انزلی برای جوامع محلی، ملی و حتی جهانی و آلاینده‌های آب و خاک در منطقه، منافع اقتصادی اصلی آن را بررسی و در نه بخش فهرست نمودند تا یک مدل اکولوژیکی جهت حل معادلات حاکم بر نقاط بحرانی تالاب به صورت معادله غیرخطی بین پارامترهای اقتصادی و اکولوژیکی پیشنهاد دهند. همچنین جهت تجزیه و تحلیل حالت دینامیک تالاب، یک روش فازی تجربی اعمال کردند که نتایج نشان داد سیستم تالاب انزلی در تاب‌آوری فسفر در ۰/۱۱۲ درصد در ورودی برگشت‌ناپذیر است. با بررسی وضعیت کلی مشخص شد که تالاب در سطح بالایی از آلودگی قرار دارد و نیاز به مراقبت‌های فوری داشته و ریسک فعالیت‌های اقتصادی در نه بخش مورد مطالعه باید به سطح ریسک منطقی عملی

مورد تأکید قرار گرفته است، زیرا این مناطق در اکثر ماه‌های سال دارای پوشش ابر بوده که این پوشش ابر گسترده، مانع استفاده از تصاویر نوری می‌شود، بنابراین، داده‌های راداری جایگزینی برای تصاویر در تمام ماه‌های سال در این مکان‌ها است. جایگزین دیگر جهت افزایش دقت نتایج طبقه‌بندی، گنجاندن شاخص‌های طیفی پوشش گیاهی، خاک، آب و... است که این امکان را می‌دهند که دامنه داده‌های آموزشی و امکانات آماری کلاس‌های طبقه‌بندی و همچنین الگوریتم‌های طبقه‌بندی افزایش یافته و در نتیجه کارایی آن‌ها را بهبود بخشند (Ruiz *et al.*, 2021). از آنجاکه طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای فرایند پیچیده‌ای است و ممکن است توسط بسیاری از فاکتورها تحت تأثیر قرار گیرد، محققان در راستای توسعه روش‌ها و تکنیک‌های پیشرفته طبقه‌بندی جهت بهبود دقت طبقه‌بندی تلاش‌های وسیع و گسترده‌ای را انجام داده‌اند (Alibakhshi *et al.*, 2014).

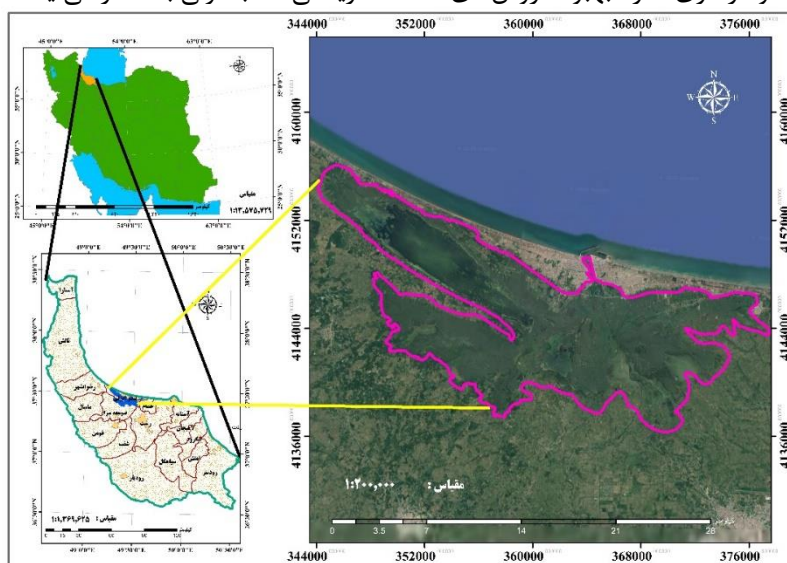
Dong *et al.* (2020) برای نقشه‌برداری گونه مهاجم گیاهی *Spartina alterniflora* و کنترل این گونه مهاجم اقدام به ترکیب سری زمانی تصاویر سنتینل ۱ و ۲ و الگوریتم طبقه‌بندی درخت تصادفی در سامانه گوگل ارث انجام نمودند. نتایج نشان داد که دقت طبقه‌بندی سه دوره مطالعه به ترتیب ۹۹/۳۵٪، ۹۹/۶۳٪ و ۹۹/۶۳٪ است. استفاده از ترکیب دو داده علاوه بر بهبود تصویربرداری، وضوح الگوی فضایی جهت شناسایی گونه مهاجم را فراهم می‌کند. Ruiz *et al.* (2021) برای طبقه‌بندی مناطق تالابی نیمه گرمسیری از ترکیب داده‌های سنتینل ۱ و ۲ جهت ارزیابی عملکرد روش‌های داده‌کاوی جنگل تصادفی (RF) و نزدیک‌ترین همسایه (K-NN) در طبقه‌بندی گونه‌های گیاهی مبتنی بر روش شیء‌گرایی استفاده نمودند. دقت ۹۱/۳٪ طبقه‌بندی به روش شیء‌گرا با روش RF برابر ۹۱/۳٪ و با روش k-NN ۸۱/۱٪ بدست آمد. Felegari *et al.* (2021) به بررسی کاستی‌ها و نقاط قوت داده‌های راداری و تصاویر نوری و ترکیب آن‌ها برای شناسایی نوع محصولات زراعی منطقه طارم (ایران) پرداختند. جهت طبقه‌بندی از

طبقه‌بندی محیط‌های تالابی و ارائه روشی جهت تفکیک هرچه بهتر پوشش‌های مختلف گیاهی در این محیط‌های غنی با تنوع زیستی بالا است. در این روش جهت بررسی بهتر تغییرات شاخص طیفی در طول یک سال از سامانه متن‌باز گوگل ارث انجین استفاده شده تا رفتار طیفی پدیده‌ها در طول سال به‌طور دقیق مورد مطالعه قرار گیرد.

## مواد و روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه

تالاب انزلی در جنوب غربی سواحل دریای خزر در استان گیلان در  $25^{\circ} 37'$  تا  $30^{\circ} 37'$  عرض شمالی و  $49^{\circ} 25'$  تا  $30^{\circ} 49'$  طول شرقی واقع شده و از شمال به شهرستان انزلی، جنوب به شهرستان صومعه‌سرا، شرق به شهرستان خمام و از غرب به کپورچال و آبکنار انزلی محدود است. حداکثر عمق آب تالاب در بهار و در نواحی غربی به  $2/5$  متر می‌رسد که به دلیل نوسانات سطح آب دریای خزر، این مقدار متغیر است (شکل ۱). مجموعه تالاب انزلی شامل چهار بخش است: بخش شرقی (شیجان)، بخش غربی آبکنار، بخش مرکزی و سلکه و سیاه کشیم. منطقه حفاظت‌شده سیاه کشیم و سه پناهگاه حیات وحش سلکه، سرخانکل و چوکام مناطق ویژه زیستی تالاب انزلی به شمار می‌آیند (شکل ۲).



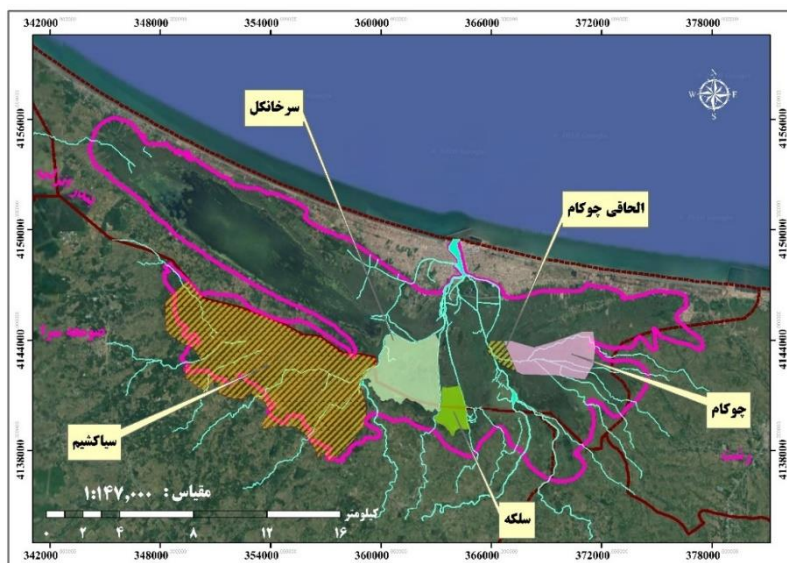
شکل ۱- موقعیت مکانی تالاب انزلی

Fig. 1- Location of Anzali Wetland

(ALARP) از طریق نظارت بیشتر برسد.

هدف از این مطالعه پیشنهاد روشی به‌منظور بهبود دقت نقشه‌های پوشش اراضی در مناطق شهری با استفاده از تلفیق داده‌های سنتینل ۱ و ۲ است. نتایج نشان داد که به‌کارگرفتن ویژگی‌های استخراج‌شده از تصاویر راداری و اپتیک بطور هم‌زمان، در روش طبقه‌بندی شیء‌گرا می‌تواند ویژگی‌های شیء را بطور کامل در ناحیه مورد مطالعه استخراج کند. هر دو الگوریتم طبقه‌بندی، زمانی که از داده‌های اپتیک و راداری بطور هم‌زمان استفاده شد، دقت کلی طبقه‌بندی را بهبود بخشید.

با توجه به مطالعات انجام‌شده، محدودیت‌های تکنیکی در طبقه‌بندی محیط‌های تالابی که دارای ناهمگونی زیادی از نظر پوشش، کاربری و تنوع گونه‌های گیاهی هستند باعث تداخل در نتایج طبقه‌بندی و عدم دقت و صحت بالا در تفکیک کلاس‌های طبقه‌بندی پوشش‌های مختلف گیاهی می‌شود. همچنین تغییرات زیاد در این محیط‌ها پایش آن را بسیار سخت‌تر از مناطق دیگر کرده که این امر نیازمند به‌کارگیری روش‌های نوین اخذ داده با دقت بالا و استفاده از انواع داده با قدرت تفکیک مناسب و ترکیب آن‌ها است (Wu et al., 2021). هدف اصلی این مطالعه بررسی ترکیب داده‌های چند طیفی و راداری در بهبود روش‌های



شکل ۲- مناطق ویژه زیستی تالاب انزلی  
Fig. 2- Protected Areas in Anzali Wetland

جدول ۱- داده‌های مورداستفاده در این مطالعه

Table 1. Data used in this study

تفکیک مکانی (متر) Resolution	تاریخ اخذ Date	نوع فرمت Format	اطلاعات باند Bands	سنسور Sensor	ردیف Row
۱۰ متر	2016/12/25	GRDH	VV+VH	سنتینل 1 Sentinel-1	1
	2017/6/23				2
	2022/1/28				3
	2022/7/15				4
۱۰ متر	2016/9/8	S2A	آبی (۴۹۰ نانومتر) Blue	سنتینل 2 Sentinel-2	5
	2017/6/30	S2B	سبز (۵۶۰ نانومتر) Green		6
	2022/7/19	S2A	قرمز (۶۶۵ نانومتر) Red		7
	2022/1/30	S2B	فروسرخ نزدیک (۸۴۲ نانومتر) Near Infrared		8

جهت برداشت نمونه‌های تعلیمی برای طبقه‌بندی تصاویر و ارزیابی از برداشت GPS و بازدید میدانی و همچنین سامانه گوگل ارث استفاده شده است.

### روش تحقیق

در این مطالعه، تهیه و آماده‌سازی تصاویر و تصحیحات هندسی، رادیومتریکی و اعمال شاخص‌های طیفی در نرم‌افزار ENVI 5.6 انجام شد. آماده‌سازی داده‌های راداری سنتینل ۱ شامل حذف نویز اسپکل، تصحیحات هندسی و همچنین اعمال فیلترها در نرم‌افزار SNAP و تصحیح اتمسفریک بر داده‌های سنتینل ۲ است. حذف نویز و اسپکل

### داده‌های مورداستفاده

جهت بهبود طبقه‌بندی و تفکیک بهتر پدیده‌های تالاب، داده‌های سنتینل ۲ و سنتینل ۱ مورداستفاده قرار گرفت و از بهترین تصویر هر فصل (تابستان، پاییز، زمستان و بهار) از سال ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۲ به‌منظور تهیه نقشه طبقه‌بندی و بررسی دقیق‌تر تغییرات موجود در تالاب، اخذ شد (دانلود تصاویر از سایت <https://dataspace.copernicus.eu/>). همچنین جهت برداشت نمونه‌های تعلیمی برای طبقه‌بندی از برداشت میدانی و تصاویر گوگل ارث در سال‌های متناظر استفاده شده است.

پوشش انبوه یا صفر و یا ۰/۲۵ در نظر گرفته است (Imani *et al.*, 2018). دامنه مقادیر SAVI بین  $[-(1+L), (1+L)]$  است (Fatemi and Rezaei, 2022).  $L+1$  در این فرمول باعث می‌شود که تغییرات شاخص پوشش گیاهی از ۱- تا ۱+ باشد و اگر فاکتور  $L$  به صفر برسد شاخص SAVI برابر با شاخص NDVI خواهد بود.

شاخص  $mNDWI^4$  تعدیل شده شاخص  $NDWI^5$  است و بازه مقادیر آن بین ۱- تا ۱ است. در این رابطه  $Green$  نشان‌دهنده باند طیفی  $Green$  است که بالاترین بازتاب را برای آب دارد و باند مادون قرمز طول موج کوتاه<sup>۶</sup> بوده که در مقایسه با  $NDWI$ ، کنتراست بین آب و زمین‌های ساخته شده  $MNDWI$  به دلیل افزایش ارزش ویژگی آب و کاهش ارزش زمین‌های ساخته شده از مثبت به منفی، به میزان قابل توجهی افزایش یافته است (Xu, 2006).

$$mNDWI = \frac{Green-SWIR}{Green+SWIR} \quad (3)$$

مقادیر مثبت نشان‌دهنده آب است چراکه آب در باند  $MIR$  بیشتر از  $NIR$  جذب می‌شود و مقادیر منفی نشان‌دهنده عناصر و پدیده‌های انسان‌ساخت، زیرا این پدیده‌ها در باند  $MIR$  نسبت به باند  $NIR$  انعکاس بیشتری دارند.

### طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای

در طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای، پیکسل‌هایی که ارزش عددی یکسان دارند در یک گروه قرار می‌گیرند. طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای به روش نظارت‌شده و نظارت‌نشده انجام می‌شود و در طبقه‌بندی نظارت‌شده برای رده‌بندی پیکسل‌ها از نمونه‌های آموزشی استفاده می‌گردد، بدین معنی که با تعریف پیکسل‌های مشخصی از تصویر برای هرکدام از کلاس‌ها عمل طبقه‌بندی در قالب کلاس‌های در نظر گرفته شده انجام می‌شود (Ehsani and Shakeri, 2018). به منظور طبقه‌بندی تصویر، نمونه‌های آموزشی بعنوان الگوی مشخصات طیفی طبقات بر اساس نمونه‌برداری‌های میدانی، ترکیب تصاویر ماهواره‌ای و تصاویر گوگل ارث انتخاب شدند. در نهایت

و اعمال فیلتر، مجموعه‌ای از فرایندها و روش‌هایی است که هدف آن کاهش نویز و اسپیکل موجود در تصاویر راداری از طریق ارسال و دریافت امواج راداری است. این امواج با برخورد به اشیا و ساختارهای مختلف در سطح زمین، منعکس شده و اطلاعات ساختار و ویژگی‌های سطح زمین را برمی‌گردانند (Adeli *et al.*, 2022).

### محاسبه شاخص‌های NDVI، SAVI، mNDWI

جهت بررسی پوشش گیاهی منطقه از دو شاخص  $NDVI$  و  $SAVI$  و همچنین تشخیص پهنه‌های آبی از شاخص  $mNDWI$  استفاده شد. در این روش پیکسل‌های موجود در تصویر با استفاده از ویژگی طیفی گیاهان به دو طبقه گیاهان و سایر پدیده‌ها تقسیم شدند. انتخاب طول موج بر اساس حداکثر خواص بازتابش گیاهان است، زیرا گیاهان به‌طور کلی نور آبی و قرمز را جذب کرده و نور مادون قرمز نزدیک<sup>۱</sup> را به شدت دفع می‌کنند (Ju and Bohrer, 2022). شاخص  $NDVI^2$  بیشترین حساسیت را به تغییرات پوشش گیاهی داشته و هرچه گیاهان بیشتر و متراکم‌تر باشند انعکاس قرمز کمتر و انعکاس مادون قرمز نزدیک بیشتر است. (Sefidian *et al.*, 2015). این شاخص از رابطه ۱ محاسبه می‌گردد.

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

ارزش شاخص پوشش گیاهی ( $NDVI$ ) از ۱- تا ۱+ بوده که ارزش بالاتر آن مبین پوشش گیاهی متراکم‌تر است. مقادیر منفی در این شاخص حاکی از عدم حضور پوشش گیاهی است (Mohammadi *et al.*, 2010).

شاخص  $SAVI^3$  توسط Huete (1984) باهدف به حداقل رساندن اثرات خاک زمینه در انعکاس از پوشش گیاهی پیشنهاد شد، این شاخص از طریق فرمول زیر محاسبه می‌شود.

$$SAVI = \frac{(1+L)SWIR+RED}{NIR+RED+L} \quad (2)$$

$L$ : فاکتور تعدیل‌کننده اثر خاک است. مقدار آن برای پوشش تنک برابر یک و برای پوشش گیاهی متوسط ۰/۵ و اما برای

نقشه در تمامی منطقه، تحت یک طبقه‌بندی است (Abdoli and Haghghi, 2021). به‌طور معمول معیار معین برای حد اطمینان در سطح ۸۵ درصد طبقه تعریف می‌شود. معمول‌ترین پارامترهای برآورد صحت، صحت کلی، دقت تولیدکننده، دقت کاربر و ضریب کاپا است (Lu et al., 2004). تمامی این موارد از جدول ماتریس ابهام یا ماتریس خطا استخراج می‌شوند که یک روش استاندارد برای ارائه ارزیابی صحت داده‌های طبقه‌بندی شده است. صحت کلی عبارت است از نسبت پیکسل‌های به درستی طبقه‌بندی شده بر تعداد کل پیکسل‌های طبقه‌بندی شده که از رابطه زیر محاسبه می‌شود.

$$OA = \frac{1}{N} \sum P_{ii} \quad (۴)$$

در این رابطه، OA دقت کل، N معرف تعداد کل پیکسل‌های آموزشی و  $\sum P_{ii}$  جمع عناصر قطر اصلی ماتریس خطاست. به دلیل ایرادات وارد بر دقت کلی، غالباً در کارهای اجرایی که مقایسه دقت طبقه‌بندی مورد توجه است، از شاخص کاپا استفاده می‌شود، چون شاخص کاپا پیکسل‌هایی را که نادرست طبقه‌بندی شده‌اند، مورد توجه قرار می‌دهد و از این رابطه زیر محاسبه می‌شود (Bonyad and Hajighaderi, 2007).

$$PA = \frac{t_a}{g_a} * 100 \quad (۵)$$

$$UA = \frac{t_a}{n_1} * 100$$

PA = درصد دقت کلاس a برای دقت تولیدکننده،  $t_a$  = تعداد پیکسل‌های صحیح طبقه‌بندی شده بعنوان کلاس a،  $g_a$  = تعداد پیکسل‌های کلاس a در واقعیت زمینی، UA = درصد دقت کلاس a برای کاربر،  $n_1$  = تعداد پیکسل‌های کلاس a در نتیجه طبقه‌بندی. در مطالعه‌ی حاضر ارزیابی صحت نقشه کاربری اراضی در هر طبقه با توجه به کاربری و وسعت پوشش آن تعدادی نمونه تصادفی بعنوان شاهد انتخاب شد. برای تهیه نمونه‌ها به‌منظور ارزیابی صحت نقشه برای هر سال از سامانه Google Earth استفاده شد.

برای طبقه‌بندی از سه الگوریتم نظارت شده ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی و حداکثر احتمال استفاده شدند. روش ماشین بردار پشتیبان<sup>۲</sup> و شبکه عصبی<sup>۱</sup> در نبود داده‌های آموزشی زیاد برای یک منطقه عملکرد خوبی را نشان می‌دهند. این الگوریتم‌ها با افزایش تعداد ویژگی‌ها و ابعاد فضاهای ویژگی، دچار مشکل نشده و نتایج قابل قبولی را ارائه می‌دهند و برای داده‌هایی با حجم بالا و بزرگ مناسب می‌باشند (Cortes and Vapnik, 1995; GoodFellow et al., 2016). الگوریتم حداکثر احتمال<sup>۳</sup> نیز از قدیمی‌ترین الگوریتم‌های طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای به نسبت دو الگوریتم دیگر است و بر اساس تئوری و مبنای آماری استنتاج می‌کند. همچنین مزیت این الگوریتم نسبت دو الگوریتم دیگر ساده بودن اجرا و پیاده‌سازی آن است (Bishop, 2006).

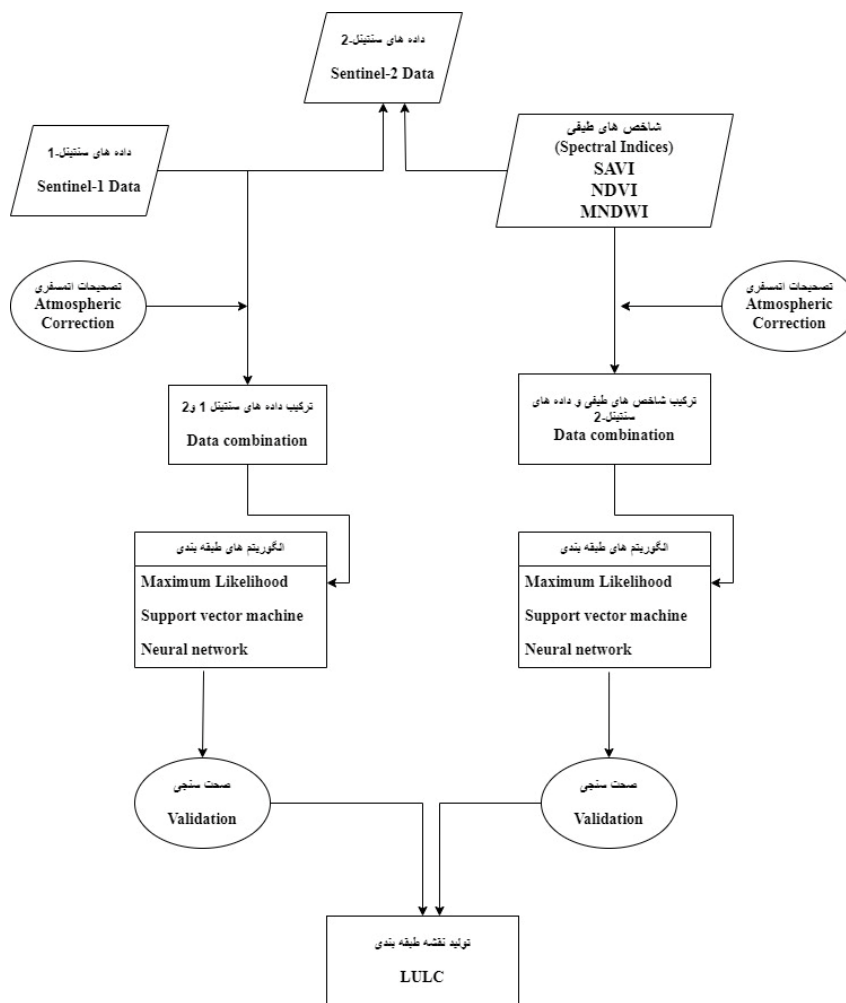
### ترکیب تصاویر ماهواره‌ای و شاخص‌های طیفی

نقشه شاخص‌ها در سامانه گوگل ارث انجین تهیه و محاسبه شاخص‌ها با استفاده از پروداکت‌های آماده موجود در این سامانه صورت گرفت و به‌صورت ماهانه به مدت یک سال مورد بررسی گردید. ترکیب داده‌های ماهواره‌ای یا ترکیب تصاویر ماهواره‌ای، فرایندی است که در آن اطلاعات از چندین تصویر ماهواره‌ای مختلف با استفاده از روش‌های پردازش تصویر و الگوریتم‌های متنوع، باهدف ایجاد تصویری بهتر، دقیق‌تر که اطلاعات متنوعی هستند و تکمیل‌کننده تصاویر ماهواره‌ای می‌باشند، استفاده شده و تصویری باکیفیت بالا و اطلاعات دقیق‌تر ایجاد می‌شود. مزیت ترکیب در داده‌های ماهواره‌ای افزایش دقت مکانی و زمانی و بهبود قابلیت تفسیر و به دست آوردن اطلاعات جدید است (Blaschke et al., 2008). جهت ترکیب داده‌ها در نرم‌افزار ENVI از دستور Layer Stacking استفاده می‌شود.

### ارزیابی صحت طبقه‌بندی

برای اطمینان از طبقه‌بندی، دقت طبقه‌بندی ارزیابی می‌شود، دقت کلی طبقه‌بندی بیانگر صحت کلی بین دو





شکل ۳- فلوجارت مراحل انجام تحقیق  
Fig. 3- Flowchart of research phases

می‌گیرد (Mondal *et al.*, 2012). همچنین روش شبکه عصبی مصنوعی از دیگر روش‌های پرکاربرد است که در اکثر تحقیقات با دولایه مخفی در تحقیقات استفاده می‌شود (Berberoglu *et al.*, 2007).

نتایج حاصل از بررسی صحت طبقه‌بندی نشان می‌دهد که الگوریتم طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان، حداکثر احتمال و شبکه عصبی در سپتامبر ۲۰۱۶ در ترکیب داده‌های سنیتل ۱ و ۲ نتایج بهتری نسبت به ترکیب داده‌های سنیتل ۲ و شاخص طیفی داشته‌اند، به طوری که در هر سه الگوریتم میزان صحت کلی و ضریب کاپا در ترکیب داده‌های سنیتل ۲ و ۱ بیشتر از روش ترکیب سنیتل ۲ و شاخص‌های طیفی است (جدول ۲) است. دقت تولیدکننده و دقت کاربری در کلاس‌های نیزار و

## نتایج و بحث

با توجه به هدف مطالعه و بافت و ساختار مکانی در منطقه تالابی هفت کلاس کاربری جهت تشخیص تغییرات در منطقه انتخاب شد، شامل: نیزار، مرتع، کشاورزی، مناطق شهری، آب، جنگل و لاله تالابی. برای طبقه‌بندی از سه الگوریتم حداکثر احتمال، ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی استفاده گردید. طبقه‌بندی حداکثر احتمال (MLC) رایج‌ترین الگوریتم استفاده‌شده با رویکرد طبقه‌بندی پارامتریک در جهان است (Huang *et al.*, 2002). روش ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی نیز از پرکاربردترین روش‌های طبقه‌بندی ناپارامتریک در سنجش‌ازدور است. ماشین بردار پشتیبان به‌طور گسترده در تشخیص الگوهای کاربری و شکل زمین مورد استفاده قرار

لاله تالابی بسیار بالاتر از سایر کلاس‌ها است (جدول ۳) و این نشان از توانایی بالای الگوریتم حداکثر احتمال در طبقه‌بندی این دو کلاس دارد. نتایج طبقه‌بندی داده‌ها در ماه ژوئن (خرداد) سال ۲۰۱۷ نشان می‌دهد ترکیب داده‌های سنتینل ۱ و ۲ نتایج بهتری نسبت به ترکیب داده‌های سنتینل ۲ و شاخص طیفی داشته‌اند، به طوری که در هر سه الگوریتم میزان صحت کلی و ضریب کاپا در ترکیب داده‌های سنتینل ۲ و ۱ بیشتر از روش ترکیب سنتینل ۲ و شاخص‌های طیفی است (جدول ۴). میزان دقت تولیدکننده و دقت کاربر در کلاس شهر بسیار بالاتر از سایر کلاس‌ها است (جدول ۵).

جدول ۲- ارزیابی صحت طبقه‌بندی تصویر سال ۲۰۱۶  
Table 2. Accuracy assessment of image classification in 2016

نوع طبقه‌بندی Classification Algorithm	صحت کلی Overall Accuracy	ضریب کاپا Kappa Coefficient
SVM	90.44	0.88
Spectral_SVM	76.43	0.72
NN	0.79	82.16
Spectral_NN	0.36	47.77
ML	92.99	0.91
Spectral_ML	78.98	0.75

جدول ۳- نتایج دقت کاربر و تولیدکننده طبقه‌بندی تصویر سال ۲۰۱۶  
Table 3. User and producer accuracy results of image classification in 2016

دقت تولیدکننده (درصد) Producer Accuracy %	دقت کاربر (پیکسل) User Accuracy (Pixel)	دقت تولیدکننده (پیکسل) Producer Accuracy (Pixel)	دقت کاربر (درصد) User Accuracy %	دقت تولیدکننده (درصد) Producer Accuracy %	کلاس طبقه‌بندی Classification Classes
100	30.30	30.30	100	100	نیزار Everglad
85.71	18.19	18/21	94/74	85/71	مرتع Rangeland
96.67	29/30	29/30	96.67	96.67	کشاورزی Agriculture
88	22.23	22.25	95.65	88	شهر Urban
94.44	17.17	17.18	100	94.44	آب Water
80	12.13	12.15	92.31	80	جنگل Forest
100	18.18	18.18	100	100	لاله تالابی Nelumbo

جدول ۴- ارزیابی صحت طبقه‌بندی تصویر سال ۲۰۱۷  
Table 4. Accuracy assessment of image classification in 2017

نوع طبقه‌بندی Classification Algorithm	صحت کلی Overall Accuracy	ضریب کاپا Kappa Coefficient
SVM	84.81	0.81
Spectral_SVM	79.58	0.75
NN	69.63	0.63
Spectral_NN	65.96	0.57
ML	87.43	0.84
Spectral_ML	86.38	0.83

الگوریتم دیگر روش ترکیب داده‌های سنتینل ۱ و ۲ نتایج بهتری را نشان می‌دهد (جدول ۶).  
همچنین میزان دقت تولیدکننده و دقت کاربر در کلاس آب بالاتر از مابقی کلاس‌ها بوده که نشان می‌دهد در این سال توانایی تفکیک کلاس آب بیشتر از سایر کلاس‌ها است (جدول ۷).

نتایج طبقه‌بندی داده‌ها در ژانویه ۲۰۲۲ نشان می‌دهد که ترکیب داده‌های ۱ و ۲ نتایج بهتری نسبت به ترکیب داده‌های سنتینل ۲ و شاخص طیفی داشته و فقط در الگوریتم شبکه عصبی نتایج ضریب کاپا و صحت کلی بهتر از روش ترکیب داده‌های سنتینل ۱ و ۲ است و در دو

جدول ۵- نتایج دقت کاربر و تولیدکننده طبقه‌بندی تصویر سال ۲۰۱۷  
Table 5. User and producer accuracy results of image classification in 2016

دقت تولیدکننده (درصد) Producer Accuracy %	دقت کاربر (پیکسل) User Accuracy (Pixel)	دقت تولیدکننده (پیکسل) Producer Accuracy (Pixel)	دقت کاربر (درصد) User Accuracy %	دقت تولیدکننده (درصد) Producer Accuracy %	کلاس طبقه‌بندی Classification Classes
82.26	51.53	51.62	96.23	82.26	نیزار Everglad
96.67	29.29	29.30	100	96.67	مرتع Rangeland
75	24.35	24.32	68.57	75	کشاورزی Agriculture
100	13.16	13.13	81.25	100	شهر Urban
88.89	16.16	16.18	100	88.89	آب Water
93.33	14.14	14.15	100	93.33	جنگل Forest
85.71	18.18	18.21	100	85.71	لاله تالابی Nelumbo

جدول ۶- ارزیابی صحت طبقه‌بندی تصویر ژانویه سال ۲۰۲۲  
Table 6. Accuracy assessment of image classification in January 2022

نوع طبقه‌بندی Classification Algorithm	صحت کلی Overall Accuracy	ضریب کاپا Kappa Coefficient
SVM	82.85	0.78
Spectral_SVM	76.19	0.69
NN	72.28	0.67
Spectral_NN	76.19	0.69
ML	83.8	0.79
Spectral_ML	79.04	0.73

جدول ۷- نتایج دقت کاربر و تولیدکننده طبقه‌بندی ژانویه سال ۲۰۲۲  
Table 7. User and producer accuracy results of image classification in January 2022

دقت تولیدکننده (درصد) Producer Accuracy %	دقت کاربر (پیکسل) User Accuracy (Pixel)	دقت تولیدکننده (پیکسل) Producer Accuracy (Pixel)	دقت کاربر (درصد) User Accuracy %	دقت تولیدکننده (درصد) Producer Accuracy %	کلاس طبقه‌بندی Classification Classes
90.32	51.53	51.62	84.85	90.32	نیزار Everglad
60	6.6	6.10	100	60	مرتع Rangeland
75	24.35	24.32	68.18	75	کشاورزی Agriculture
71.43	10.10	10.14	100	71.43	شهر Urban
100	20.20	20.20	100	100	آب Water
90	9.13	9.10	69.23	90	جنگل Forest
90.32	51.53	51.62	84.85	90.32	لاله تالابی Nelumbo

آب، لاله تالابی و در یک دوره نیز کلاس مرتع بیشترین میزان تفکیک‌پذیری را دارا است. همچنین شکل‌های ۴ و ۵ نتایج حاصل از طبقه‌بندی ترکیب داده‌های ماهواره سنتینل - ۱ و ۲ و همچنین ترکیب شاخص‌های گیاهی و آب با داده‌های ماهواره سنتینل - ۲ را نشان می‌دهد. بررسی نمودار روند تغییرات شاخص‌ها (شکل ۶) نشان از همبستگی بالای تغییرات هر سه شاخص با یکدیگر در سال‌های مطالعه دارد، طوری که در شش ماه اول سال روند افزایشی و در شش ماه دوم روندی کاهشی در مقادیر شاخص‌ها مشاهده می‌شود؛ بنابراین روند تغییرات گیاهی و آبی یکسانی را شاهد هستیم.

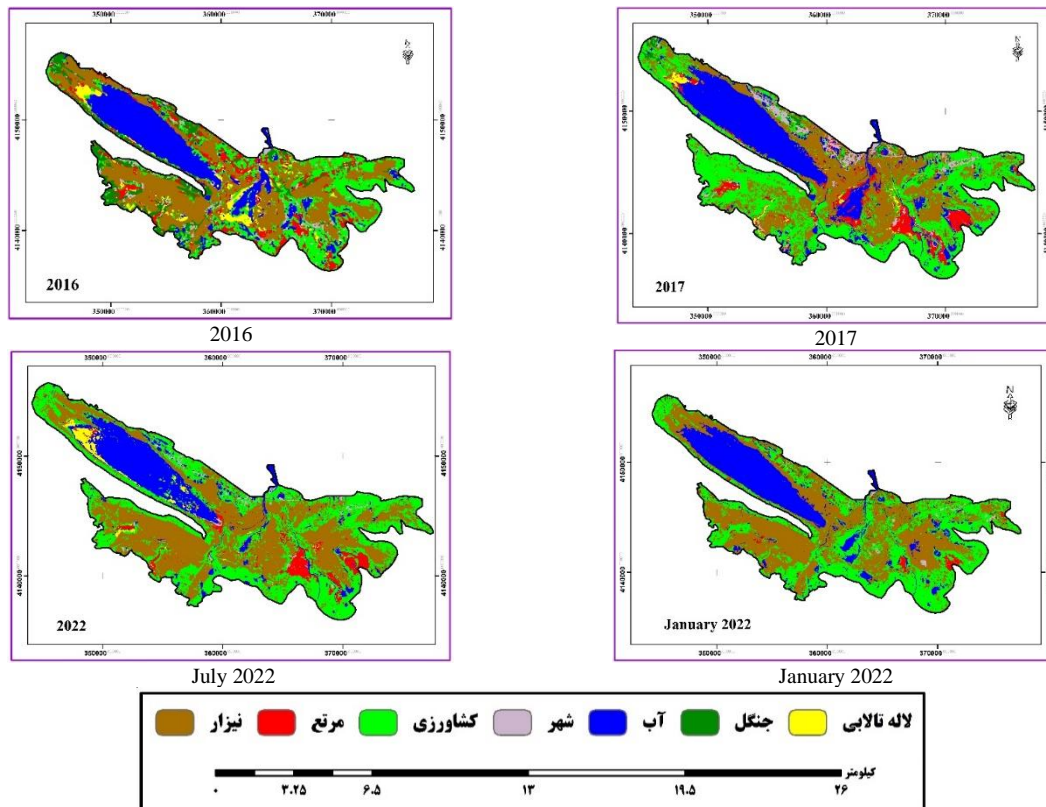
نتایج طبقه‌بندی داده‌ها در جولای (تیر) ۲۰۲۲ نشان می‌دهد ترکیب داده‌های سنتینل ۱ و ۲ نتایج بهتری نسبت به ترکیب داده‌های سنتینل ۲ و شاخص طیفی داشته به طوری که در هر سه الگوریتم میزان صحت کلی و ضریب کاپا در ترکیب داده‌های سنتینل ۲ و ۱ بیشتر از روش ترکیب سنتینل ۲ و شاخص‌های طیفی است (جدول ۸). جدول ۹ نشان می‌دهد که دقت تولیدکننده و دقت کاربر در کلاس نیزار، جنگل و لاله تالابی بالاتر از سایر کلاس‌ها بوده است. همچنین شاخص تفکیک‌پذیری جفریز - ماتوسیتا<sup>۱۰</sup> (واگرایی تبدیل‌شده) بین کلاس‌های موجود نشان می‌دهد که در طی چهار دوره تصویربرداری کلاس

جدول ۸- ارزیابی صحت طبقه‌بندی تصویر جولای سال ۲۰۲۲  
Table 8. Accuracy assessment of image classification in July 2022

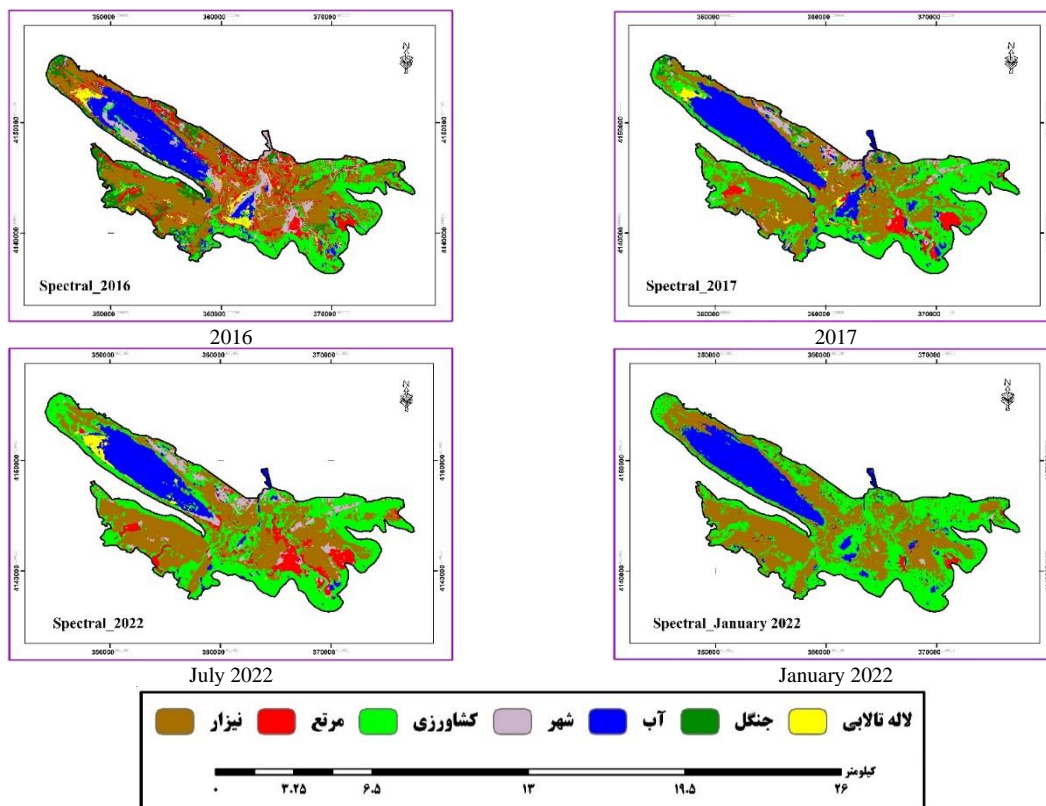
نوع طبقه‌بندی Classification Algorithm	صحت کلی Overall Accuracy	ضریب کاپا Kappa Coefficient
SVM	93.41	0.91
Spectral_SVM	90.9	0.89
NN	89.51	0.87
Spectral_NN	84.67	0.83
ML	97.9	0.97
Spectral_ML	87.88	0.85

جدول ۹- نتایج دقت کاربر و تولیدکننده طبقه‌بندی جولای سال ۲۰۲۲  
Table 9. User and producer accuracy results of image classification in July 2022

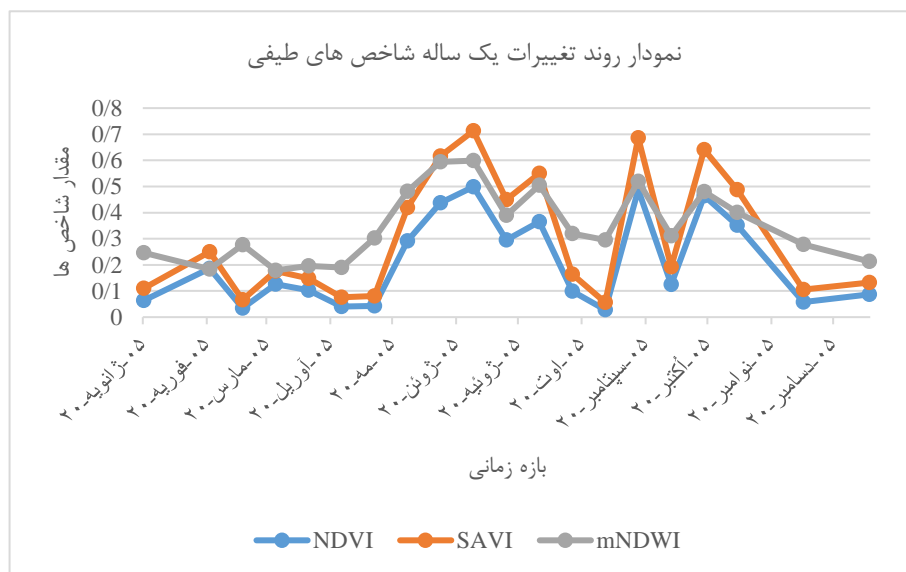
دقت تولیدکننده (درصد) Producer Accuracy %	دقت کاربر (پیکسل) User Accuracy (Pixel)	دقت تولیدکننده (پیکسل) Producer Accuracy (Pixel)	دقت کاربر (درصد) User Accuracy %	دقت تولیدکننده (درصد) Producer Accuracy %	کلاس طبقه‌بندی Classification Classes
100	33.33	33.33	100	100	نیزار Everglad
93.75	15.15	15.16	100	93.75	مرتع Rangeland
100	25.27	25.25	92.59	100	کشاورزی Agriculture
95	19.20	19.20	95	95	شهر Urban
94.74	18.18	18.19	100	94.74	آب Water
100	10.10	10.10	100	100	جنگل Forest
100	20.20	20.20	100	100	لاله تالابی Nelumbo



شکل ۴- نقشه طبقه‌بندی ترکیب داده‌های ماهواره سنتینل ۱ و ۲  
 Fig. 4- Classification map of Sentinel-1 and 2 satellite data combination



شکل ۵- نقشه طبقه‌بندی ترکیب شاخص‌های گیاهی و آب با داده‌های ماهواره سنتینل ۲  
 Fig. 5- Classification map of the combination of vegetation and water indices with Sentinel-2 satellite data



شکل ۶- نمودار روند تغییرات یک‌ساله شاخص‌های NDVI, SAVI, mNDVI  
 Fig. 6- Chart of one-year changes of NDVI, SAVI, mNDVI indices

### نتیجه‌گیری

پیچیدگی‌های متعددی در ساختار فضایی تالاب‌ها رخ می‌دهد که شناسایی نوع پوشش زمین و تهدیدهای موجود را چالش‌برانگیز می‌کند. این مطالعه استفاده از داده‌های چند زمانی Sentinel ۱ و ۲ را برای بررسی خصوصیات جامع تالاب ارائه می‌نماید. استفاده از داده‌ها در دوره‌های زمانی و سطوح مختلف بررسی تغییرات پوشش اراضی که در یک منطقه مورد مطالعه تالابی ساحلی اعمال شد، مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج دقت طبقه‌بندی بالایی را هنگام ترکیب Sentinel ۱ و ۲ نشان داد. بررسی صحت طبقه‌بندی در چهار دوره مطالعه در بازه زمانی سال‌های ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۲ در استفاده از سه الگوریتم طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان، حداکثر احتمال و شبکه عصبی نشان داد که ترکیب داده‌های سنتینل ۱ و ۲ نسبت به ترکیب داده‌های سنتینل ۲ بالاتری نسبت به ترکیب داده‌های سنتینل ۱ با شاخص‌های طیفی برخوردار است. به طوری که در تمامی سال ضریب کاپا و صحت کلی در هر سه الگوریتم طبقه‌بندی در ترکیب داده‌های سنتینل ۱ و ۲ بیشتر از ترکیب داده‌های سنتینل ۲ و شاخص‌های طیفی است، و تنها در زمستان سال ۲۰۲۲ و در الگوریتم شبکه عصبی میزان بالاتری از صحت کلی و ضریب کاپا را در ترکیب داده‌های سنتینل ۲ و شاخص

طیفی شاهد هستیم. در بین سه الگوریتم استفاده‌شده در تمامی سال‌ها الگوریتم حداکثر احتمال بیشترین میزان دقت کلی و ضریب کاپا را به نسبت به دو الگوریتم دیگر دارد که با توجه به حساسیت این الگوریتم به تعداد و توزیع آماری نمونه‌های تعلیمی، نتایج نشان می‌دهد که ترکیب داده‌های سنتینل ۱ و ۲ باعث افزایش آشکارسازی پدیده‌های منطقه مورد مطالعه و به طبع آن افزایش دقت در نمونه‌برداری داده‌های زمینی شده است. (2020) Al-Doski et al. به این نتیجه دست یافتند که نتایج شاخص جفریز - ماتوسیتا ترکیب داده‌های سنتینل ۱ و ۲ علاوه بر مشخص کردن مناطق باتلاقی و ماندایی در تشخیص رودخانه‌های کم‌عرض بهتر عمل می‌کند که در مطالعه حاضر نیز مشخص شد این امر در برداشت نمونه‌های آموزشی از اهمیت زیادی برخوردار است. نتایج تحقیق (2022) Vizzari در منطقه گرمسیری برزیل نشان می‌دهد که ترکیب داده‌های سنتینل ۱ و ۲ در بهبود نتایج طبقه‌بندی نقش بسزایی داشته است که با نتایج این تحقیق هم‌راستا است. در تحقیق دیگری نیز که توسط Ruiz et al. (2021) در طبقه‌بندی گونه‌های گیاهی با استفاده از الگوریتم‌های جنگل تصادفی<sup>۱۱</sup> و نزدیک‌ترین همسایه<sup>۱۲</sup> انجام شد، ادغام تصاویر سنتینل ۱ و ۲ نقش بسزایی در

وجود الگوریتم‌های مختلف و تجزیه و تحلیل راحت و آسان آن، از مزایای استفاده گوگل ارث انجین در پایش شاخص‌های طیفی بود؛ مانند نتایج (Pamungkas, 2023). همچنین همانند نتایج (Wu et al, 2021) با استفاده از گوگل ارث انجین بخش پیش‌پردازش داده‌ها و عملیات تکراری روند اجرای محاسبه شاخص‌ها حذف و این روند ساده‌سازی شد.

### سپاسگزاری

این مقاله از طرح پژوهشی با عنوان تجزیه و تحلیل و تعیین تغییرات ساختاری حوضه تالاب انزلی بر اساس رهیافت اکولوژی سیمای سرزمین، مصوب جهاد دانشگاهی، استخراج شده است.

### پی‌نوشت‌ها

- <sup>1</sup> Near Infrared
- <sup>2</sup> Normalized Difference Vegetation Index
- <sup>3</sup> Soil adjusted Vegetation Index
- <sup>4</sup> Modified Normalized Difference Water Index
- <sup>5</sup> Normalized Difference Water Index
- <sup>6</sup> Short Wave Infra-Red
- <sup>7</sup> Support Vector Machine
- <sup>8</sup> Neural Network
- <sup>9</sup> Maximum Likelihood
- <sup>10</sup> Jeffries-Matusita
- <sup>11</sup> Random Forest
- <sup>12</sup> Nearest Neighbors

### References

- Abdoli Laktasarai, M. and Haghigi Khammami, M., 2021. Comparison of classification methods of support vector machine and artificial neural network in the preparation of land use map (case study: Bojag National Park). *Environmental Research and Technology*. 8(8), 47. 20.1001.1.26763060.1399. 5.8.7.7
- Abdoli, M. and Panahandeh, M., 2020. Investigating the trends of Anzali wetland connected domain coverage using remote sensing techniques and DPSIR conceptual framework. *Environmental Sciences*. 18(4), 125-140. doi: 10.52547/envs.18.4.125.
- Adeli, S., Salehi, B., Mahidanpari, M., Quackenbush, L.J. and Chapman, B., 2022. Moving Toward L-band NASA-ISRO sAR mission (NISAR) dense time series: multipolarization object-based classification of wetlands using two machine

بهبود عملکرد نمونه‌برداری و طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای دارد. همچنین با توجه به مطالعه (Nooradini 2017) که با توجه به محدودیت‌های روش حداکثر احتمال و حساسیت آن به تعداد و توزیع آماری نمونه‌های تعلیمی نتایج پایین‌تری نسبت به دو الگوریتم دیگر دارد، می‌توان نتیجه گرفت ادغام تصاویر ماهواره‌ای سنتینل ۱ و ۲ مشکل حساسیت و توزیع نمونه‌های تعلیمی مذکور را حل نموده، بنابراین در این تحقیق الگوریتم حداکثر احتمال با توجه به تفکیک خوب حاصل از ترکیب داده‌های اپتیکی و راداری، نتایج مطلوب‌تری را نسبت به دو الگوریتم دیگر نشان داد. از طرف دیگر بررسی سه شاخص طیفی در طی یک سال در سامانه متن‌باز گوگل ارث انجین نشان می‌دهد که تغییرات هر سه شاخص همبستگی بالایی باهم دارند، به طوری که افزایش هر کدام از شاخص‌ها باعث افزایش در دو شاخص دیگر می‌شود. بررسی‌های انجام‌شده از تغییرات شاخص‌های طیفی در طول یک سال نشان می‌دهد که شاخص mNDWI با دو شاخص NDVI و همچنین SAVI همبستگی بالایی داشته و می‌توان نتیجه‌گیری نمود که پایین بودن نتایج حاصل از طبقه‌بندی الگوریتم‌ها در ترکیب داده‌های سنتینل ۱ و ۲ نشان از عدم تفکیک پدیده‌های موجود به دلیل همبستگی بالای شاخص‌ها با یکدیگر دارد.

### منابع

- learning algorithms. *Earth and Space Science*. 8(1), 1-18. <https://doi.org/10.1029/2021EA001742>
- Al-Doski, J., Mansor, S.B., Ng, H., San, P. and Khuzaimah, Z., 2020. Land cover mapping using remote sensing data. *American Journal of Geographic Information System*. 9(1), 33-45. doi: 10.5923/j.ajgis.20200901.04.
- Alibakhshi, Z., Alikhah Asl, M. and Rezavani, M., 2015. Preparing mighan wetland Land-use mapping in 2013: Using supervised and fuzzy classification methods. *Human and Environment*. 13(1), 11-21.
- Atarchi, S., Gheysari, M., Hamzeh, S., and Alavi Panah, S. K., 2021. Land Cover Classification of Anzali Wetland Using Fusion of Sentinel 1 and ALOS/PALSAR 2 Images. *Iranian journal of Ecohydrology*. 8(3), 611-622. doi: 10.22059/ije.2021.320301.1478.

- Berberoglu, S., Curran, P.J., Lloyd, C.D. and Atkinson, P.M., 2007. Texture classification of Mediterranean land cover. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 9(3), 322-334. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2006.11.004>.
- Bishop, C., 2006. Pattern recognition and machine learning. Springer google schola, 2, 35-42.
- Blaschke, T., Lang, S., and Hay, G. (Eds.), 2008. Object-based image analysis: spatial concepts for knowledge-driven remote sensing applications. Springer Science & Business Media, 817. DOI:10.1007/978-3-540-77058-9.
- Bonyad, A.A., and Hajighaderi, T., 2007. Producing Natural Forest Maps of the Zanjan by Using ETM+ Data of Landsat 7 Satellite (In Persian), *Science and Technology of Agriculture and Natural Resource, Water and Soil Science*. 11(42), 627-638. DOI:10.1001.1.22518517.1386.11.42.51.0.
- Cortes, C., and Vapnik, V., 1995. Support-vector networks. *Machine learning*, 20, 273-297. <https://doi.org/10.1023/A:1022627411411>.
- Dargahian, F., and Mosivand, Y., 2022. Investigating the natural and human factors affecting the changes in the land use classes of Shadgan Wetland. *Ecohydrology*. 9 (1), 111-126. doi: 10.22059/ije.2022.332440.1567.
- Dong, D., Wang, C., Yan, J., He, Q., Zeng, J., and Wei, Z., 2020. Combining Sentinel-1 and Sentinel-2 image time series for invasive *Spartina alterniflora* mapping on Google Earth Engine: A case study in Zhangjiang Estuary. *Journal of Applied Remote Sensing*. 14(4) 044504-044504. DOI:10.1117/1.JRS.14.044504.
- Ehsani, A. H., and Shakeryari, M., 2018. Determining the optimal method for classification and mapping of land use/land cover through comparison of artificial neural network and support vector machine algorithms using satellite data (Case study: International Hamoun wetland). *Journal of Environmental Science and Technology*. 20(4), 193-208. doi: 10.22034/jest.2019.13711
- Fatemi, S. B., and Rezaei, Y., 2022. Principles of Remote Sensing. Azade Press. 350.
- Felegari, S. Sharifi, A. Moravej, K., Amin, M., Golchin, A., Muzirafuti, A., and Zhao, N. 2021. Integration of sentinel 1 and sentinel 2 satellite images for crop mapping. *Applied Sciences*. 11(21), 10104. <https://doi.org/10.3390/app112110104>.
- Ghahraman, A., and Atar, F., 2011. Anzali Wetland in Danger of Death (An Ecologic- Floristic Research). *Journal of Environmental Studies*. 28(17), 1-38. DOI: 10.22059/IJE.2021.320301.1478.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., and Courville, A., 2016. Deep learning. MIT press. [www.deeplearningbook.org](http://www.deeplearningbook.org).
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., and Moore, R., 2017. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote sensing of Environment*. 202, 18-27. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>.
- Hu, T., Liu, J., Zheng, G., Zhang, D., and Huang, K. 2020. Evaluation of historical and future wetland degradation using remote sensing imagery and land use modeling. *Land Degradation & Development*. 31(1), 65-80. <https://doi.org/10.1002/ldr.3429>.
- Huang, C., Wylie, B., Yang, L., Homer, C., and Zylstra, G., 2002. Derivation of a tasseled cap transformation based on Landsat 7 at-satellite reflectance. *International journal of remote sensing*. 23(8), 1741-1748. <https://doi.org/10.1080/01431160110106113>.
- Imani, J., Ebrahimi, A., Gholonejad, B., and Tahmasebi, P., 2018. Comparison of NDVI and SAVI in three plant communities with different sampling intensity (Case Study: Choghakhour Lake Rangelands in Charmahal & Bakhtiari). *Iranian Journal of Range and Desert Research*, 25(1), 152-169. doi: 10.22092/ijrdr.2018.116233.
- Javedankherad, E., Esmaeili Sari, A., and Bahramifar, N., 2011. Investigation of Persistent Organic Pollutants Residue in Sediments of International Anzali Wetland, Iran. *Journal of Environmental studies*. 37(57), 1-10. <https://doi.org/10.1080/01431160110106113>.
- Ju, Y., and Bohrer, G., 2022. Classification of wetland vegetation based on NDVI time series from the HLS dataset. *Remote Sensing*. 14(9), 2107. <https://doi.org/10.3390/rs14092107>.
- Lu, Dengsheng., Mausel P., Brondizio., E and Moran, E., 2004. Change detection techniques, *International journal of remote sensing*. 25(12), 2365-2401. DOI:10.1080/0143116031000139863.
- Melendez-Pastor, I., Navarro-Pedreno, J., Gómez, I., and Koch, M., 2010. Detecting drought induced environmental changes in a Mediterranean wetland by remote sensing. *Applied Geography*. 30(2), 254-262. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2009.05.006>.
- Mohammadi, A., Sarab, A., Jafari, M., and Jafari, A., 2010. Investigating the amount of chlorophyll changes in forest land based on NDVI index, case study: central areas of Gilan province. *Application of Remote Sensing and Geographic Information System in Planning*. 1(2), 7-15.
- Mondal, A., Kundu, S., Chandniha, S. K., Shukla, R., and Mishra, P. K., 2012. Comparison of support vector machine and maximum likelihood classification technique using satellite imagery. *International Journal of Remote Sensing and GIS*. 1(2), 116-123. <https://www.researchgate.net/>



publication/280316746\_Comparison\_of\_support\_vector\_machine\_and\_maximum\_likelihood\_classification\_technique\_using\_satellite\_imagery.

Nouredini, S.A.R., and Bonyad, A.A., 2017. Investigation of Atmospheric Correction Methods in Estimation of Forest Canopy Density of Guilan Province Using Vegetation Indices of Landsat 8 Data. *Iranian Journal of remote Sensing & GIS*. 9(1), 93-110. <http://gisj.sbu.ac.ir/article/download/20118/6513>.

Pamungkas, S., 2023. Analysis of Vegetation Index for Ndvi Evi-2 And Savi for Mangrove Forest Density Using Google Earth Engine in Lembar Bay Lombok Island. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 1127(1), 012034, IOP Publishing. DOI: 10.1088/1755-1315/1127/1/012034.

Rasti, S., Mahdavi Fard, M., Sheikh Qadri, H., Nasiri, A., and Tektaz, N. Z., 2022. Improving classification accuracy by combining multi-seasonal images of Sentinel 1 and 2 in order to prepare a land use map in the cloud space of Google Earth Engine (case study: Gilan province). *Geography and Human Relations*. 5 (3), 357-373. doi: 10.22034/gahr.2022.336692.1696

Ruiz L. F. C., Guasselli L. A., Simioni J. P. D., Belloli T. F., and Fernandes P. C. B., 2021. Object-based classification of vegetation species in a subtropical wetland using Sentinel-1 and Sentinel-2A images. *Science of Remote Sensing*. 3, 100017. <https://doi.org/10.1016/j.srs.2021.100017>.

Sarkheil, H., Rezaei, H. R., Rayegani, B., Khorramdin, S., and Rahbari, SH., 2021. Fuzzy dynamic system analysis of pollution accumulation in the Anzali wetland using empirical-nonlinear aspects of an economically-socio-environmental interest conflict. *Environmental Challenges*. 2, 100025. <https://doi.org/10.1016/j.envc.2021.100025>.

Sefidian, S., SalmanMahini, A., R., Mirkarimi, S., H., and Mirkarimi, N., Ali., 2015. Vegetation classification based on wetland index with the help of remote sensing and ground sampling (case study: Algal International Wetland). *Wetland Ecobiology*. 7 (2), 5-22. <https://jweb.ahvaz.iau.ir/article-1-317-en.html>.

Shah Hoseini, R., Azizi, K., Zarei, A., and Moradi, F., 2022. Object-Oriented Classification of Urban Areas Using a Combination of Sentinel-1 and Sentinel-2 Images. *Iranian Journal of Remote Sensing & GIS*, 14(3), 105-121. doi: 10.52547/gisj.14.3.105

Tavares, P. A., Beltrão, N. E. S., Guimarães, U. S., and Teodoro, A. C., 2019. Integration of sentinel-1 and sentinel-2 for classification and LULC mapping in the urban area of Belém, eastern Brazilian Amazon. *Sensors*. 19(5), 1140. <https://doi.org/10.3390/s19051140>.

Vizzari, M., 2022. PlanetScope Sentinel-2 and Sentinel-1 Data Integration for Object-Based Land Cover Classification in Google Earth Engine. *Remote Sensing*. 14(11), 2628. <https://doi.org/10.3390/rs14112628>.

Wang, S., Chen, W., Xie, S. M., Azzari, G., and Lobell, D. B., 2020. Weakly supervised deep learning for segmentation of remote sensing imagery. *Remote Sensing*. 12(2), 207. <https://doi.org/10.3390/rs12020207>.

Wu, N., Shi, R., Zhuo, W., Zhang, C., Zhou, B., Xia, Z., and Tian, B., 2021. A classification of tidal flat wetland vegetation combining phenological features with Google Earth Engine. *Remote Sensing*. 13(3), 443. <https://doi.org/10.3390/rs13030443>.

Xu, H., 2006. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*. 27(14), 3025–3033. DOI:10.1080/01431160600589179.

Yang, C., Zhang, C., Li, Q., Liu, H., Gao, W., Shi, T., and Wu, G. 2020. Rapid urbanization and policy variation greatly drive ecological quality evolution in Guangdong-Hong Kong-Macau Greater Bay Area of China: A remote sensing perspective. *Ecological Indicators*. 115, 106373. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106373>.



*This page is intentionally  
left blank.*