

## Research Paper

## Spatial Identification of Spruce Cultivation Areas in Rural Regions (Case Study: Ziābar Rural District, the City of Sowme'eh Sarā)

Shahrām Sharifi Hashjin<sup>1</sup>, Seyede Mohadese Hātami Shākhālī<sup>2\*</sup>, Hamid Rezā Maskani Jifroodi<sup>3</sup>, Habib Mahmoodi Chenāri<sup>1</sup>

1. Assistant Professor, Department of Regional Studies, Environmental Research Institute of Academic Center for Education Culture & Research (ACECR), Rasht, Iran.
2. Ph.D. in geography and rural planning, research expert, Jihad Daneshgahi Higher Education Institute of Guilan Province, Rasht, Iran.
3. Assistant Professor, Department of Civil Engineering and Surveying, Higher Education Institute of Guilan Province.

 DOI: 10.22124/GSCAJ.2026.26159.1276

Received: 2024/01/22

Accepted: 2024/08/17

### Abstract

Wood cultivation and attention to sustainable development are of great importance in countries experiencing forest scarcity. Meanwhile, demand for wood products is steadily increasing at both national and international levels. Spruce is one of the most widely cultivated fast-growing tree species and is commonly used in forest plantations. This study aimed to improve the accuracy of optical image classification using machine learning by integrating optical and radar imagery. It also represented an effort toward the monitoring, control, and spatial management of rural areas, particularly from the perspective of agricultural activities, and can be considered a novel approach to rural development in the era of the information and technology revolution. In this research, Sentinel-1 and Sentinel-2 satellite imagery, including spectral bands and radar polarizations, along with a digital elevation model (DEM), were utilized. The Random Forest algorithm was employed as a powerful method for classifying large and imbalanced datasets. By integrating optical and radar satellite data and applying the Random Forest machine learning algorithm, spruce plantation areas were zoned. The area under spruce cultivation in the Ziābar Rural District was estimated at 2,650 hectares. The overall classification accuracy and Kappa coefficient were obtained as 83.2% and 0.754, respectively. Accordingly, the proposed method can be regarded as a robust approach for the monitoring, control, and spatial management of agricultural activities in rural areas at various spatial scales.

**Keywords:** Land Cover, Satellite Imagery, Separability, Sustainable Rural Development, Wood Farming, Google Earth Engine.

### Highlight

- The capabilities of the Google Earth Engine (GEE) platform were utilized for zoning spruce plantation areas.
- Simultaneous overlay of processed satellite imagery, such as Sentinel data, with Google Earth imagery was performed within the platform.
- This approach significantly reduced the extent of fieldwork required.

### Extended Abstract

#### Introduction

Wood farming and attention to sustainable development are of great importance in countries experiencing forest scarcity. Also, demand for wood products is increasing steadily at both national and international levels. Spruce is one of the most widely cultivated fast-growing tree species and is commonly used in forest plantations. The use of spruce trees in packaging, furniture, fiberboard, the pulp industry, and the construction industry makes them one of the most important sources for meeting the country's wood supply needs. The high quality of cellulose and its favorable mechanical resistances for the production of various types of paper are another reason for the necessity of serious development of wood cultivation and since these forest areas are generally located in

\* Corresponding Author: mahdishatami1359@gmail.com

rural regions, they are a very suitable supplement for improving the economic conditions of rural farmers. However, factors such as the long-term return on investment have led to a low inclination among farmers to implement poplar wood cultivation. Due to its distinctive characteristics, monitoring spruce plantations requires frequent updates of information, which can be effectively obtained through remote sensing techniques. Moreover, as spruce plantations are generally spatially distributed across rural areas, they can play a significant role in developing supplementary income sources for rural communities. This study aimed to improve the accuracy of optical image classification using machine learning techniques through integration with radar imagery. It represents an effort toward the monitoring, control, and spatial management of rural areas, particularly from the perspective of agricultural activities, and can be considered a novel approach to rural development in the era of the information and technology revolution.

## Methodology

In this study, Sentinel-1 and Sentinel-2 satellite imagery, including spectral bands and radar polarizations, along with a digital elevation model (DEM), were utilized. The Random Forest algorithm, recognized as a powerful method for classifying large and imbalanced datasets, was employed. The study area was the Ziābar Rural District in the city of Sowme'eh Sarā, Guilan Province. The area of spruce plantations in Ziābar Rural District, ranked first in spruce cultivation in Guilan Province, was estimated at 2,650 hectares. Delineation of spruce tree boundaries within the study area was performed using pixel-based image classification and machine learning algorithms. In addition, the capabilities of the Google Earth Engine (GEE) platform were utilized for zoning spruce plantation areas. GEE's cloud-based processing platform is highly effective for high-speed data analysis and large-scale spatial processing tasks. In addition to the advantages such as a powerful data archive, easy access to imagery, large data volumes, simplified processing workflows, and strong visualization capabilities, the platform enables the simultaneous overlay of processed satellite imagery, such as Sentinel data, with Google Earth imagery. This integration significantly reduces fieldwork requirements and allows researchers to increase the number of training samples as needed to achieve the desired classification accuracy. The outputs generated from GEE were further refined for visualization using ArcGIS and ICDL software. By integrating optical and radar satellite data and applying the Random Forest machine learning algorithm, spruce plantation areas were zoned. The overall classification accuracy and Kappa coefficient were estimated at 83.2% and 0.754, respectively.

## Results and discussion

In this research, using the integration of optical and radar satellite data and the Random Forest machine learning algorithm, the areas of poplar plantations were mapped. Considering the land cover in the study area, we selected a time for mapping poplar plantations when plant separability is easier. For example, the season after rice harvesting can greatly assist in differentiating between poplar and rice fields in optical and radar images. Therefore, images from September 2021 were used. In this season, due to the absence of rice cultivation and the greenery of poplar trees, distinguishing gardens from fields is easily achieved. After removing images with cloud cover, a median was calculated between 4 and 5 radar and optical images to eliminate potential errors from image pixels. Before these images were used for classification, training samples were selected for 11 classes and introduced to the program for learning. These 11 classes included Hyrcanian forests, pasture, pine trees, water, urban areas, poplar, farmlands, barren soil, roads, marshy areas, and reeds.

## Conclusion

The results of this study demonstrated that the aforementioned approach for zoning spruce plantation areas using the Random Forest machine learning algorithm has high potential and can be applied as a powerful method for the monitoring, control, and spatial management of agricultural activities in rural areas at various spatial scales, particularly for activities characterized by area-based distribution patterns. One of the main limitations in this research was poplar orchards that had recently undergone new planting operations. In such orchards, a significant portion of the pixels represent soil spectra, and under these conditions, these areas are classified as soil. While using training samples in these areas and employing field data can somewhat mitigate this weakness, it will still have an impact and should be considered a major limitation. Overall, the research findings indicated that the method employed in this study can be a factor in continuous monitoring and control of rural areas, particularly concerning agricultural land use. This allows for the identification and assessment of agricultural areas, providing up-to-date and accurate information for rural planning and economic policymaking for local communities.

## Funding

This research was conducted under the financial support of the Natural Resources and Watershed Management Department of Guilan Province under a research plan approved by the provincial research committee in 1400 with tracking code 216521-16069.

### Authors' Contribution

Authors contributed equally to the conceptualization and writing of the article. All of the authors approved the content of the manuscript and agreed on all aspects of the work

### Conflict of Interest

Authors declared no conflict of interest.

### Acknowledgments

This article is extracted from the approved research plan No. 640194-09/12/1400 of the Planning Management Organization of Guilan Province. The authors would like to express their sincere gratitude to the research officials and the board of referees of the Natural Resources and Watershed Management Department of Guilan Province and the respected supervisor of the project, Dr. Naqdi, a faculty member of the University of Guilan, who helped us in conducting and improving the quality of this research.

### Citation:

Sharifi Hashjin, SH., Hātami Shāhkhāli, S.M., Maskani Jifroodi, H.R. & Mahmoodi Chenāri, H. (2026). Spatial Identification of Spruce Cultivation Areas in Rural Regions (Case Study: Ziābar Rural District, the City of Sowme'eh Sarā). *Geographical Studies of Coastal Areas Journal*, 7(1), pp. 23-37. DOI: 10.22124/GSCAJ.2026.26159.1276

### Copyrights:

Copyright for this article are retained by the author(s), with publication rights granted to *Geographical studies of Coastal Areas Journal*. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.



مقاله پژوهشی

## شناسایی مکانی-فضایی عرصه‌های کشت صنوبر در نواحی روستایی (مطالعه موردی، دهستان ضیابر، شهرستان صومعه سرا)

شهرام شریفی هاشجین<sup>۱</sup>، سیده محدثه حاتمی شاه خالی\*<sup>۲</sup>، حمید رضا مسکنی جیفرودی<sup>۳</sup>، حبیب محمودی چناری<sup>۱</sup>

۱. استادیار، گروه مطالعات ناحیه‌ای، پژوهشکده محیط زیست جهاد دانشگاهی، رشت، ایران.
۲. دکتری جغرافیا و برنامه ریزی روستایی، کارشناس پژوهش، موسسه آموزش عالی جهاد دانشگاهی استان گیلان، رشت، ایران.
۳. استادیار، گروه عمران و نقشه برداری، موسسه آموزش عالی جهاد دانشگاهی استان گیلان، رشت، ایران.

doi DOI: 10.22124/gscj.2025.22674.1184

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۲/۱۱/۰۲

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۳/۰۵/۲۷

### چکیده

زراعت چوب و توجه به توسعه پایدار در کشورهای دارای فقر جنگلی از اهمیت بسزایی برخوردار است. ضمن اینکه تقاضا برای محصولات چوبی هم در سطح ملی و هم در سطح بین‌المللی به‌طور روزافزونی در حال افزایش است. صنوبر یکی از گسترده‌ترین گونه‌های درختی است که به سرعت رشد می‌کند و برای مزارع جنگلی استفاده می‌شود. این تحقیق با هدف افزایش دقت طبقه‌بندی تصاویر نوری به روش یادگیری ماشین از طریق ادغام با تصاویر راداری انجام شده است و تلاشی است در جهت پایش، کنترل و مدیریت فضایی عرصه‌های روستایی بخصوص از منظر فعالیت‌های کشاورزی که می‌تواند به‌عنوان رویکردی نوین در توسعه روستایی در عصر انقلاب فناوری‌های اطلاعاتی مطرح باشد. در این پژوهش از تصاویر ماهواره سنتینل ۱ و ۲ در قالب باندهای طیفی و پلاریزاسیون‌های راداری به همراه مدل رقومی‌زمین استفاده گردید. الگوریتم جنگل تصادفی به‌عنوان یک روش قدرتمند در طبقه‌بندی داده‌های غیرمتوازن و حجیم بکار گرفته شد. با استفاده از تلفیق داده‌های ماهواره‌ای نوری و راداری و با استفاده از الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی به پهنه‌بندی مناطق صنوبرکاری پرداخته شد. مساحت سطح زیر کشت صنوبر در دهستان ضیابر ۲۶۵۰ هکتار برآورد گردید. از طرفی صحت کلی و ضریب کاپا در این طبقه‌بندی ۲/۸۳ درصد و ۰/۷۵۴ حاصل گردید. به این ترتیب می‌توان از روش ارائه شده به‌عنوان روشی قدرتمند برای پایش، کنترل و مدیریت فضایی فعالیت‌های کشاورزی در نواحی روستایی با هر مقیاسی بهره برد.

**واژگان کلیدی:** تصاویر ماهواره‌ای، تفکیک‌پذیری، توسعه پایدار روستایی، زراعت چوب، گوگل ارث انجین.

### نکات برجسته:

- از پتانسیل‌های سامانه GEE در پهنه بندی مناطق صنوبرکاری شده استفاده گردید.
- به طور همزمان از تصاویر ماهواره‌ای نوری و راداری و داده های مکانی سامانه GEE استفاده شد.
- عملیات میدانی در پهنه بندی مناطق صنوبرکاری شده به طور قابل توجهی کاهش یافت.

## ۱. مقدمه

زراعت چوب و توجه به توسعه پایدار روستایی در کشورهای دارای فقر جنگلی از اهمیت بسزایی برخوردار است. از طرفی تقاضا برای محصولات چوبی هم در سطح ملی و هم در سطح بین‌المللی به‌طور روز افزونی در حال افزایش است. در ایران بیشتر تولیدات چوبی از جنگل‌های شمال کشور تأمین می‌شود که در سال‌های اخیر به علت اثرات مخرب بهره‌برداری بی‌رویه و همچنین فشار عوامل اجتماعی، بخصوص با توجه به ارتباط مستقیم سکونتگاه‌های روستایی با عرصه‌های جنگلی، توان اکولوژیک این عرصه‌ها برای تأمین منابع چوبی به‌شدت کاهش یافته است، به طوری که کشت گونه‌های سریع‌الرشد با سیستم بهره‌برداری کوتاه‌مدت ضرورت یافته تا بتواند با توجه به توانمندی‌های موجود این نیاز را مرتفع نماید (گودرزی و همکاران، ۱۳۹۰). صنوبر یکی از گسترده‌ترین گونه‌های درختی است که به‌سرعت رشد می‌کند و برای مزارع جنگلی استفاده می‌شود. تنوع زیرگونه‌ها و هیبریدهای بی‌شماری از درخت صنوبر وجود دارد که کلون‌های بسیاری را در سراسر جهان به خود اختصاص داده‌است (Tonbul et al, 2020). کاربرد درختان صنوبر در بسته‌بندی، مبلمان، تراشه الیافی، صنعت سلولز و صنعت ساختمان یکی از مهم‌ترین منابع نیاز به تأمین چوب کشور هستند (Ozturk & Colkesen 2020). کیفیت بالای سلولز و مقاومت‌های مکانیکی مطلوب آن برای تولید انواع کاغذ، دلیل دیگری بر ضرورت توسعه جدی زراعت چوب است (علی محمدی و اسدی، ۱۳۹۸) و از آنجایی که این پهنه‌های جنگلی عموماً در نواحی روستایی واقع شده‌اند، مکمل بسیار مناسبی برای بهبود اوضاع اقتصادی کشاورزان روستایی می‌باشند. با توجه به رقابت‌پذیری و سودآوری نسبت به سایر محصولات قابل کشت، احتمال افزایش میزان سطح کشت صنوبر همواره وجود دارد (احمدلو و همکاران، ۱۴۰۰). اما مواردی همچون بازگشت طولانی مدت سرمایه‌گذاری سبب تمایل کم کشاورزان به اجرای زراعت چوب صنوبر شده است (حسین‌زاده و همکاران، ۱۳۹۵). محصولات متنوعی از چوب صنوبر تهیه می‌شود که در صورت تولید آنها، زراعت چوب توسط شرکت‌های ذینفع به صورت خودکار ترویج داده خواهد شد (حسین‌زاده و همکاران، ۱۳۹۵). علاوه بر جنبه‌های مادی، کشت صنوبر مزایای زیست محیطی مانند جلوگیری از فرسایش و حفاظت از خاک، کیفیت آب، ارتقاء وضعیت زیستگاه برای گونه‌های مختلف جانوری و گیاهی نیز دارد (Corona et al, 2020).

شناسایی دقیق سطح زیر کشت صنوبر و همچنین تعیین ظرفیت توسعه زراعت چوب دو شرط اساسی برای دستیابی به توسعه پایدار منطقه‌ای است (Lou et al, 2021). که در حوزه مدیریت جنگل، پهنه‌بندی پوشش گیاهی برای مدیریت پایدار جنگل، جنگل‌زدایی، زراعت چوب و برنامه‌ریزی مدیریت جنگل و توسعه روستایی ضروری است (Gong et al, 2013) از طرفی به دلیل ویژگی‌های متمایز آنها (رشد سریع و چرخه کوتاه)، پایش صنوبرها مستلزم به روزرسانی مکرر اطلاعات است. اما انجام این مهم از طریق اندازه‌گیری‌های زمینی بسیار زمانبر و هزینه‌بردار است. در برخی موارد نیز عدم اطلاع از موقعیت مناطق صنوبرکاری باعث می‌گردد مساحت آنها به آمار اضافه نگردد. مجموعه این عوامل باعث گردید دوره‌ای مناطق صنوبرکاری به بیان فهرست‌های جنگل‌های ملی به دلیل دوره‌ای بودن آنها امکان پذیر نباشد (D'Amico et al, 2021). برای حل این مسأله، تصاویر و تکنولوژی سنجنش از دور می‌تواند به‌عنوان یک ابزار رایج برای طبقه‌بندی پوشش زمین و نظارت بر پوشش گیاهی مورد استفاده قرار گیرد (Dobrinic et al, 2020). مسأله اصلی که در این پژوهش به آن پرداخته می‌شود افزایش دقت شناسایی مناطق صنوبرکاری شده از طریق بهره‌جستن از تکنولوژی و داده‌های بروز سنجنش از دوری است.

## ۲. مبانی نظری

با ظهور نیازهای اطلاعاتی جدید و همچنین تکنولوژی در حال پیشرفت و دستیابی به تکنیک‌ها و ابزارهای در دسترس، نظارت و ارزیابی درختان جنگلی به سرعت انجام می‌پذیرد و در میان این ابزارها می‌توان از سنجنش از دور به‌عنوان پرکاربردترین و امیدوارکننده‌ترین آنها نام برد. استفاده از داده‌های ماهواره‌ای، تصاویر اپتیک و راداری و تلفیق آنها می‌تواند در این راستا مفید واقع شود (Mazzia et al 2019 & Vuolo et al, 2018). پهنه‌بندی در یک تعریف کلی به معنای مشخص کردن مرز یک منطقه نسبت به مناطق دیگر است. در پهنه‌بندی بر اساس پارامترهای مورد نظر مشخص می‌کنیم که یک منطقه نسبت به مناطق پیرامون خود دارای شرایط متفاوتی است. بنابراین پهنه‌بندی مناطق صنوبرکاری شده یعنی ناحیه‌بندی و تفکیک یا شناسایی پهنه‌هایی که دارای شرایط یکسانی در کاشت صنوبر می‌باشند. تعیین سطح زیر کشت صنوبر و

نقشه برداری از موقعیت مکانی آنها برای تصمیم گیرندگان و برنامه ریزان و افزایش ارزش اقتصادی و زیست محیطی درختان صنوبر نقش مهمی دارد (Tonbul et al, 2020). در دهه های اخیر، با پیشرفت نرم افزارها و سخت افزارهای کامپیوتری و سیستم اطلاعات جغرافیایی، پردازش و مدل سازی داده های مکانی افزایش یافته است. الگوریتم جنگل تصادفی به عنوان یک روش غیر پارامتریک یادگیری ماشینی متعلق به خانواده روش های دسته جمعی است که از پتانسیل بالایی در طبقه بندی مناطق دارای پوشش گیاهی برخوردار است. این الگوریتم نوع توسعه یافته ای از مدل طبقه بندی و رگرسیون درختی است که توسط بیرمن ارائه شده است (Breiman, 2001).

## ۱.۲. مزایای استفاده از سنجش از دور و تصاویر اپتیک و راداری

تصاویر سنجش از دور معمولاً به عنوان یک مجموعه داده اساسی جهت تولید انواع نقشه های موضوعی استفاده می شوند که نشان دهنده مکان های فضایی و توزیع منابع طبیعی یا مصنوعی زمین می باشند. سطح این نقشه های موضوعی برای جنگلداری، کشاورزی، زمین شناسی، طرح های مدیریت زمین و منابع طبیعی، کاربری اراضی و پوشش زمین استفاده می شوند (Kvzoglu 2020, Colkesen 2013 & Colkesen et al Tonbul et al, 2022). فناوری سنجش از دور متداول ترین فناوری مورد استفاده در طبقه بندی محصولات کشاورزی است (Joshi et al, 2016 & Huang et al, 2018) که در این حوزه تصاویر نوری همیشه به عنوان داده های اصلی مورد استفاده در طبقه بندی محصولات بوده اند (Lou et al, 2021) علاوه بر باندهای سنتی (یعنی باندهای مرئی و نزدیک به مادون قرمز) افزودن باندهای لبه قرمز موج کوتاه می تواند به طور قابل توجهی باعث بهبود دقت طبقه بندی محصولات گردد (Chong et al, 2021). این در حالی است که بازپراکنش در تصاویر راداری به شدت تحت تأثیر زبری، شکل هندسی و خواص دی الکتریک پدیده مشاهده شده است، که اطلاعات ارزشمندی را برای طبقه بندی ارائه می دهد. به نحوی که، یکی از قابل اعتمادترین روش ها برای بهبود دقت پهنه بندی در تصاویر نوری است (Dobrinic et al, 2020). چرا که در مواردی باندهای تصاویر نوری به تنهایی باعث بروز خطا و اختلافات فاحش در اندازه گیری مساحت باغات صنوبر کاری می شود (اسلامی و زاهدی، ۱۳۹۰). بنابراین با استفاده از تصاویر ماهواره ای می توان بر طبقه بندی نظارت و از این رو سطوح زیر کشت صنوبر را با سرعت تعیین نمود (Lou et al, 2021). داده های ماهواره ای سنتینل ۱ و ۲ با ارائه تصاویر راداری و نوری مورد توجه محققین بسیاری در حوزه پهنه بندی مناطق دارای پوشش گیاهی قرار گرفته اند (Tonbul et al, 2020 & Jin et al, 2018 & Orynbaikyzy et al, 2019). استفاده از تصاویر راداری، بهترین جایگزین برای تصاویر نوری اخذ شده در شرایط جوی ابری یا بارانی هستند (Foga et al, 2017).

## ۱.۳. گوگل ارث انجین

گوگل ارث انجین یکی از سیستم عامل هایی است که در سال ۲۰۱۰ توسط گوگل راه اندازی شد. GEE از زیرساخت های محاسباتی گوگل است و از مجموعه داده های سنجش از دور رایگان استفاده می کند. دسترسی به مجموعه داده های بلند مدت و تقریباً آنی در GEE همراه با انجام محاسبات و پردازش ها با عملکرد زیاد در این سامانه قابلیت نظارت، پیش بینی و مطالعات در برابر بلایای طبیعی را ارتقاء می دهد (امانی و همکاران، ۱۳۹۹). پلتفرم پردازش ابری GEE به طور موثر برای تجزیه و تحلیل داده های با سرعت بالا با توابع پردازش فضایی بزرگ بسیار مناسب است (Jia et al, 2021). در این پلتفرم بر روی کدنویسی تمرکز می شود که کارایی طبقه بندی محصولات را تا حد زیادی بهبود می بخشد. علاوه بر این، GEE این امکان را فراهم می آورد که بسیاری از الگوریتم های یادگیری ماشین و الگوریتم های طبقه بندی تصویر ادغام گردند تا امکان بهبود نتایج فراهم گردد (Zurqani et al, 2020). در کنار مزیت هایی همچون آرشو قدرتمند، دسترسی راحت به تصاویر، حجم بالای داده، پردازش ساده و قدرت نمایش بالا، می توان به هم پوشانی همزمان تصاویر ماهواره ای تحت پردازش مانند سنتینل و تصاویر سامانه Google Earth در این مجموعه اشاره نمود. که به راحتی حجم کار میدانی را کاهش می دهد و درموردی به صفر می رساند. از طرفی این امکان را برای پژوهشگر فراهم می نماید تا تعداد نمونه آموزشی تا رسیدن به دقت مورد نظر تا هر

تعدادی افزایش دهد. بنابراین در این پژوهش از پتانسیل‌های سامانه GEE در پهنه‌بندی مناطق صنوبرکاری شده استفاده گردید. خروجی‌های این سامانه با استفاده از نرم افزار ArcGIS و ICDL جهت نمایش بهتر تنظیم گردید. تصاویر ماهواره‌ای ارزیابی دقت در این پژوهش از صحت کلی (OA) و ضریب کاپا برای ارزیابی دقت طبقه‌بندی پهنه‌بندی باغات صنوبر انتخاب شدند. فرمول‌های این پارامترها در ادامه ارائه شده‌اند:

$$Kappa = \frac{N \sum_{i=1}^n P_{ii} - \sum_{i=1}^n (P_{i+} \times P_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^n (P_{i+} \times P_{+i})} \quad (1)$$

$$QA(\%) = \frac{\sum_{i=1}^n P_{ii}}{N} \times 100 \quad (2)$$

$n$  تعداد کل ستون‌های ماتریس کواریانس است. یعنی به تعداد کل کلاس‌ها می‌باشد.  $P_{ii}$  تعداد پیکسل‌هایی است که به طور صحیح طبقه‌بندی شده‌اند که در ماتریس کواریانس در ردیف  $i$  و ستون  $i$  قرار می‌گیرند.  $P_{i+}$  و  $P_{+i}$  تعداد کل کلاس‌های طبقه‌بندی در ردیف  $i$  و ستون  $i$  می‌باشد  $N$  تعداد کل پیکسل‌های مورد استفاده است.

#### ۱.۴. جنگل تصادفی

یادگیری ماشین عبارت است از بهینه‌سازی یک عملکرد با استفاده از تجربیات گذشته. فرایند آموزش معمولاً به کارگیری اطلاعات تجربی از هدف مورد بررسی می‌باشد و پس از ایجاد مدل آموزشی، از آن به‌عنوان مدلی جهت پیش‌بینی و یا طبقه‌بندی رفتار سیستم مورد استفاده قرار می‌گیرد (Burkov, 2020). در سال‌های اخیر توجه ویژه‌ای به استفاده از روش‌های یادگیری ماشین جهت ایجاد نقشه‌های پهنه‌بندی در حوزه سنجش از دور گشته است (کشتکار و همکاران، ۱۳۹۶ و Feyise et al, 2020).

روش جنگل تصادفی یکی از روش‌های یادگیری ماشین در فرایند مدل‌سازی است که پیشرفت قابل ملاحظه‌ای در تکنولوژی داده‌کاوی ارائه داده‌است. این روش به‌عنوان یک الگوریتم یادگیری مبتنی بر درخت است که توسط بریمن ارائه شده است (Breiman, 2001). در این روش که مبتنی بر روش‌های جدید ترکیب اطلاعات است، تعداد زیادی درخت تصمیم ایجاد می‌گردد، سپس تمام درختان با هم براساس پیش‌بینی ترکیب می‌شوند (متین‌فر و همکاران، ۱۳۹۹). از مزایای درخت‌های تصمیم می‌توان به این موضوع اشاره کرد که این مدل‌ها قادر هستند اقدام به آموزش مستقیم کنند همچنین این درختان می‌توانند علاوه بر طبقه‌بندی الگوها برای مقاصد پیش‌بینی و برآورد مقدار یک تابع نیز به کار روند. معمولاً در طبقه‌بندی تصاویر سنجش از دور به دلیل توانایی دقیق آن در تعیین مرز کلاس‌ها استفاده می‌شود (Kqvzoglu et al, 2019).

#### ۳. پیشینه پژوهش

با ارائه پیشینه پژوهش به بررسی مجموعه مطالعات نظری انجام شده در رابطه با این موضوع، مفهوم و نظریه می‌پردازیم. در این قسمت نتایج به‌دست آمده از مطالعات همسو بررسی شده و روابط بین آنها مورد توجه قرار گرفته است.

میرکی و همکاران از تصاویر هوایی جهت آموزش تصاویر ماهواره‌ای به منظور افزایش دقت طبقه‌بندی مناطق صنوبرکاری شده استفاده نمودند. ایشان پارامتر ارتفاع و قدرت تفکیک مکانی را از تصاویر هوایی استخراج و با تعمیم آن به تصاویر فضایی توانستند دقت پهنه بندی مناطق صنوبر کاری را افزایش دهند (Miraki et al, 2024). کاوزگلو و همکاران بیان نمودند که اگر برای پهنه بندی صنوبر ابتدا امضای طیفی آنها از طریق اندازه‌گیری‌های زمینی استخراج گردد، دقت طبقه‌بندی در تصاویر سنتینل و وردویو افزایش پیدا می‌کند (Kavzoglu et al, 2024). آقای جعفری با استفاده از روش رگرسیون بردار پشتیبان به پهنه بندی مناطق صنوبر کاری پرداخت. ایشان با استفاده از اندازه گیری های میدانی و بهره جستن از الگوریتم‌های بهینه‌سازی توده‌ای ذرات بهترین جواب را جهت طبقه‌بندی ارائه نمودند (Jaafari, 2023).

آمیکو و همکاران در مقاله‌ای با عنوان استفاده از یادگیری عمیق جهت پهنه استخراج اتومات نقشه درختان صنوبر با استفاده از تصاویر سنتینل ۲، بر روی ارزیابی روش یادگیری ماشین در طبقه‌بندی باغات صنوبر پرداخته‌اند. نتایج نشان داد الگوریتم یادگیری عمیق شبکه عصبی دقت بیشتری نسبت به روش‌های سنتی در طبقه‌بندی باغات صنوبر دارد (D'Amico et al, 2021). از ترک و همکارش در مقاله‌ای با عنوان پهنه‌بندی درختان صنوبر با استفاده از الگوریتم یادگیری ماشین بر روی تصاویر سنتینل ۲ کار نمودند. ایشان ۳ روش مختلف برای طبقه‌بندی رو مورد ارزیابی و مقایسه قرار دادند و به این نتیجه رسیدند که روش جنگل تصادفی از پتانسیل بالایی برای طبقه‌بندی تصاویر سنتینل برخوردار است (Ozturk & Colkesen, 2020). چانگ و همکاران در پژوهشی با عنوان ترکیب تصاویر سنتینل ۱ و ۲ جهت پهنه‌بندی مزارع کشاورزی، ایشان ضمن تاکید بر ادغام داده‌های نوری و راداری جهت بهبود دقت طبقه‌بندی بر استفاده از باندهای مادون قرمز برای افزایش دقت طبقه‌بندی در مزارع کشاورزی اصرار نمودند (Chong et al, 2021).

دوبرینیک و همکاران در مقاله‌ای با عنوان تصاویر سنتینل ۱ و ۲ جهت طبقه‌بندی گیاهان، با هدف ارتقاء طبقه‌بندی با استفاده از ویژگی‌های طیفی و راداری، به بررسی نقش داده‌ها بر روی دقت نتایج طبقه‌بندی پوشش گیاهی پرداخته‌اند. نتایج تحقیقات ایشان حاکی از این بوده که رویکرد استفاده از مجموعه داده مرجع ترکیبی، جهت پهنه‌بندی پوشش گیاهی می‌تواند در مقیاس بزرگ استفاده شود (Dobrinic et al, 2020). تانبل و همکاران در مقاله‌ای با عنوان طبقه‌بندی شی‌گرا برای درختان صنوبر بر روی تصاویر سنتینل ۲، از روش جنگل تصادفی برای طبقه‌بندی استفاده نمودند و ارزیابی اصلی ایشان، بررسی اثرات باندهای طیفی سنجنده سنتینل ۲ و قدرت تفکیک باندها بر روی نتایج طبقه‌بندی بود (Tonbul et al, 2020). عرفانی فرد و همکاران در مقاله‌ای به پهنه بندی درختان مانگرو در جنوب ایران پرداختند. ایشان استفاده از تصاویر سنتینل ۲ را مناسب و استفاده از شاخص طیفی را جهت افزایش دقت طبقه‌بندی سودمند معرفی نمودند (عرفانی فرد، ۱۴۰۲). احمدلو و همکاران در مقاله‌ای با عنوان بررسی سطح صنوبر کاری‌های شهرستان صومعه‌سرا با استفاده از داده‌های میدانی، با بیان نمودن برخی از مشکلات طبقه‌بندی تصاویر با استفاده از سنجنش از دور، روش اندازه‌گیری میدانی را برای پهنه‌بندی پیشنهاد دادند. نتایج ایشان تعیین کننده مساحت تحت کاشت صنوبر در سطح شهرستان صومعه‌سرا استان گیلان بود (احمدلو و همکاران ۱۴۰۰). کاظم پور و همکاران در مقاله‌ای تحت عنوان، زراعت چوب و نقش آن در توسعه پایدار، طی بررسی‌های انجام شده به این نتیجه رسیده‌اند که درختان سریع‌الرشد با طول بهره‌برداری کمتر از ده سال، با هدف تولید چوب نقش به‌سزایی در بر طرف نمودن نیاز کشور دارد (کاظم پور و همکاران ۱۳۹۱).

درویش صفت و همکاران در پژوهشی با عنوان ارزیابی امکان تهیه نقشه صنوبر کاری‌ها با داده‌های لندست، طبقه‌بندی با روش حداکثر تشابه به علت صحت کلی متوسط و ضریب کاپا نسبتاً کم نشان داد که تصاویر لندست قابلیت متوسطی در تهیه نقشه صنوبر کاری دارد (درویش صفت و همکاران ۱۳۹۵). ایشان در مقاله‌ای دیگر با عنوان ارزیابی قابلیت تصاویر ماهواره‌ای در تفکیک صنوبر کاری‌ها، تصاویر سنجنده‌های IRS و TM با استفاده از طبقه‌بندی فازی به پهنه‌بندی درختان صنوبر کاری پرداختند، نتایج صحت و ضریب کاپا نشان داد در منطقه مورد بررسی و با رویکرد مورد استفاده، امکان تهیه نقشه صنوبر کاری‌ها وجود نداشته (درویش صفت و همکاران ۱۳۹۳). آقای اسلامی و همکارش در مقاله‌ای با عنوان تهیه نقشه پهنه‌بندی صنوبر با استفاده از ماهواره IRS، به ارزیابی روش‌های مختلف پرداخت، از میان روش‌های استفاده شده ایشان، روش IRS بیشترین شباهت از بالاترین دقت برخوردار بود. مهمترین مشکل ایشان در این پژوهش شباهت طیفی برنج، درختان کاج و صنوبر بود (اسلامی و زاهدی ۲۰۱۱).

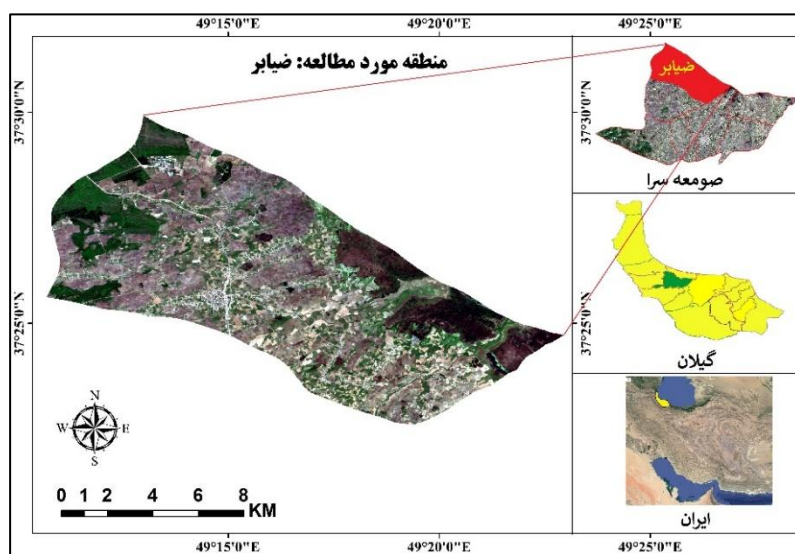
با بررسی و مقایسه مطالعات انجام شده چند نکته حائز اهمیت می‌باشد. استفاده از تصاویر نوری به تنهایی نتایج ایده‌آلی در پهنه‌بندی ارائه نمی‌کند. ادغام داده‌های راداری و نوری می‌تواند دقت طبقه‌بندی را افزایش دهد. الگوریتم‌های یادگیری ماشین، که در سال‌های اخیر در حوزه طبقه‌بندی وارد شده‌اند می‌توانند نتایج خوبی ارائه دهند. برای پهنه‌بندی صنوبر کاری ادغام داده‌های نوری و راداری می‌تواند مفید واقع شود. از طرفی تصاویر نوری و راداری سنسورهای سنتینل ۲ و ۱ پتانسیل خوبی جهت پهنه‌بندی صنوبر دارند. همچنین سامانه Google Earth Engine (GEE) با امکاناتی که در پیاده‌سازی الگوریتم‌ها فراهم می‌آورد این امکان را ایجاد می‌کند که این روش‌ها و اطلاعات علمی جدید را به صورت کاربردی در حوزه طبقه‌بندی به‌کار

گرفت. در همین راستا هدف از این پژوهش تلفیق داده‌های نوری و راداری ماهواره سنتینل ۱ و جهت پهنه‌بندی مناطق صنوبرکاری با استفاده از روش یادگیری ماشین در سامانه GEE بنا نهاده شد.

#### ۴. روش پژوهش

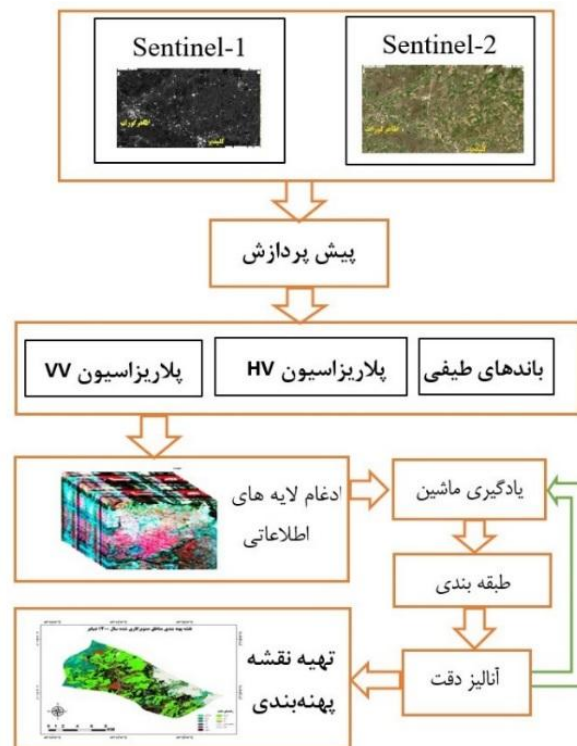
##### ۴.۱. مشخصات منطقه مورد بررسی

منطقه مورد مطالعه دهستان ضیابر از شهرستان صومعه‌سرا در استان گیلان می‌باشد که در عرض جغرافیایی ۳۷ درجه و ۲۰ دقیقه تا ۳۷ درجه و ۳۰ دقیقه شمالی و طول جغرافیایی ۴۹ درجه و ۱۰ دقیقه تا ۴۹ درجه و ۲۵ دقیقه شرقی در فاصله حدود ۲۳ کیلومتری مرکز استان قرار دارد و دارای وسعتی حدود ۱۱۲ کیلومتر مربع می‌باشد (سازمان اطلاعات و آمار استان گیلان، ۱۳۹۵). بر اساس مطالعات اخیر این دهستان رتبه اول کاشت صنوبر در سطح شهرستان را دارد (احمدلو و همکاران، ۱۴۰۰). این دهستان در شهرستان صومعه‌سرا می‌باشد. با توجه به حجم فعالیت صنوبرکاری در این ناحیه، این دهستان به‌عنوان منطقه مورد مطالعه انتخاب گردید. در شکل زیر موقعیت منطقه مورد مطالعه را مشاهده می‌نمایید. دهستان ضیابر بر اساس سرشماری سال ۱۳۹۵ مرکز آمار ایران، دارای ۲۰۵۹ نفر جمعیت و ۷۳۱ خانوار و ۹ روستا و در درجه تراکمی زیاد، واقع شده است.



شکل ۱: موقعیت دهستان ضیابر در شهرستان صومعه‌سرا استان گیلان

با توجه به هدف پژوهش، تعیین مرز درختان صنوبر در محدوده‌ی مورد مطالعه طبقه‌بندی تصاویر مبتنی بر پیکسل و با استفاده از الگوریتم یادگیری ماشین می‌باشد. با توجه به توانمندی الگوریتم جنگل تصادفی (Ozturk & Colkesen, 2020). در شناسایی پهنه‌های صنوبرکاری شده، این الگوریتم به‌عنوان طبقه‌بندی کننده مورد استفاده قرار می‌گیرد. مراحل انجام پژوهش در شکل ۲ ارائه شده است.



شکل ۲: نمودار روند انجام پژوهش

تمام مراحل انجام پژوهش در سامانه GEE انجام می‌گردد. که روند انجام به ترتیب ارائه شده است. مرحله اول: ابتدا تصاویر ماهواره‌های سنتینل ۱ و ۲ در سامانه اخذ می‌گردند. تصاویر بهتر است مربوط به زمانی از سال باشند که بیشترین تفکیک‌پذیری بین کلاس‌های پوشش گیاهی باشد. مثلاً شهریورماه بیشترین تفکیک‌پذیری بین مزارع و درختان صنوبر وجود دارد.

مرحله دو: این تصاویر به صورت بازتاب طیفی از سطح زمین در دسترس می‌باشد. بنابراین نیازی به انجام پیش‌پردازش‌ات سنگین از قبیل تصحیحات هندسی و رادیومتریکی نیست. اما لازم است تصاویر دارای ابر در منطقه مورد مطالعه حذف گردند. مرحله سوم: پس از انجام پیش‌پردازش‌ات، ۱۱ باند تصویر نوری و دو باند پلاریزاسیون VV و VH با یکدیگر ادغام می‌شوند و در قالب یک تصویر واحد، وارد مرحله طبقه‌بندی با استفاده از روش یادگیری ماشین می‌گردند.

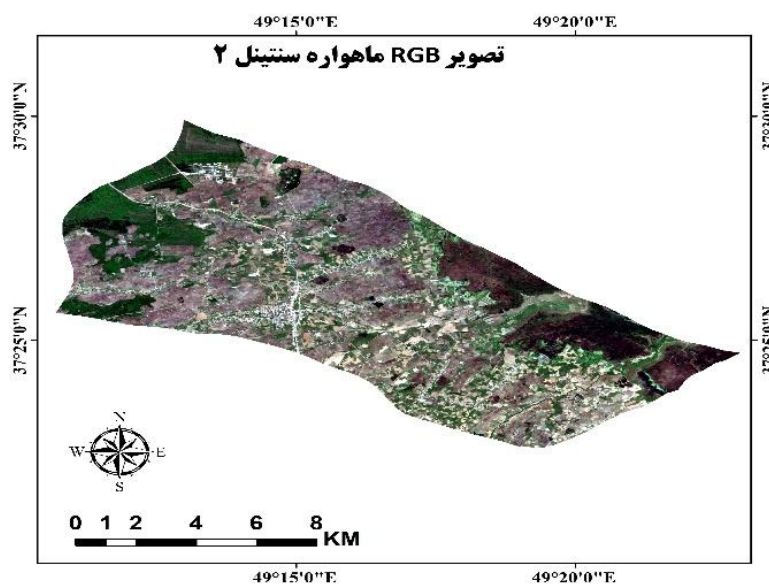
مرحله سوم: ابتدا نمونه‌های آموزشی به الگوریتم طبقه‌بندی (جنگل تصادفی) جهت یادگیری معرفی می‌شوند. تا ماشین طبقه‌بندی کلاس‌های انتخابی را بشناسد و آماره‌های هر کدام از کلاس‌ها را استخراج نماید. برای این منظور از هر کلاس تعدادی نمونه به الگوریتم معرفی می‌شود. مثلاً تعدادی پیکسل جنگل یا مزرعه یا مسکونی و ... جهت یادگیری، به برنامه معرفی می‌شوند.

مرحله چهارم: پس از آموزش‌های اولیه و اتمام یادگیری، با استفاده از روش جنگل تصادفی اقدام به طبقه‌بندی تصویر کرده. به نحوی که خروجی کار در این مرحله یک تصویر طبقه‌بندی شده بر اساس نمونه‌های آموزشی خواهد بود.

مرحله پنجم: نتایج حاصل را آنالیز می‌نماییم. این آنالیز هم با استفاده از پارامترهای صحت کلی و ضریب کاپا و هم به صورت مقایسه نتایج با واقعیت زمینی خواهد بود. اگر نتایج مورد تأیید بود خروجی نقشه پهنه‌بندی به همراه مساحت باغات ارائه می‌گردد. اما در صورت عدم رضایت از نتایج به راحتی می‌توان به مرحله یادگیری رفت و تنوع، تعداد و موقعیت نمونه‌ها در تصویر را افزایش داد. این چرخه را تا زمان حصول نتیجه بهینه ادامه می‌دهیم.

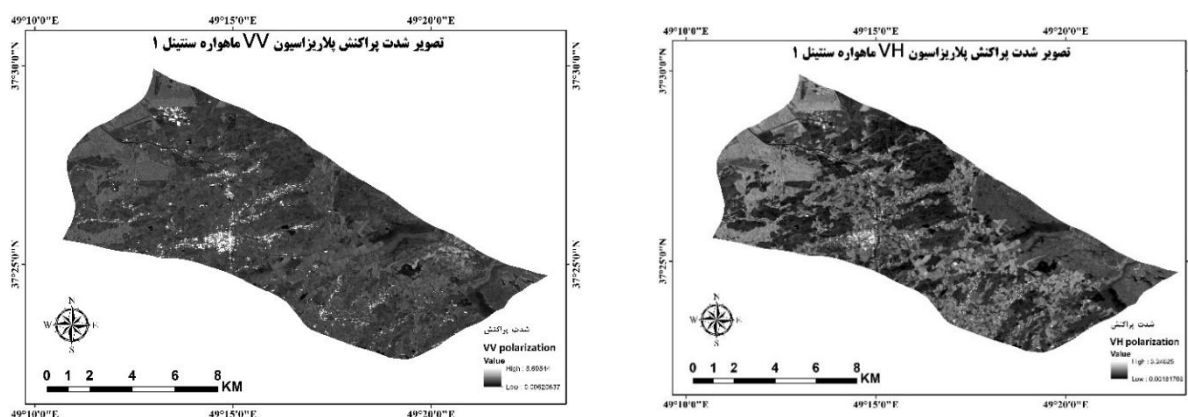
## ۵. یافته‌های پژوهش و بحث

در این پژوهش با استفاده از تلفیق داده‌های ماهواره‌ای نوری و راداری و با استفاده از الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی به پهنه‌بندی مناطق صنوبر کاری پرداخته شد. با توجه پوشش زمین در منطقه مورد مطالعه، جهت انجام پهنه‌بندی صنوبر زمانی را انتخاب می‌نماییم که تفکیک پذیری گیاهان راحت‌تر صورت پذیرد. به‌عنوان نمونه فصل بعد از برداشت برنج می‌تواند کمک بسیاری به تفکیک پذیری صنوبر و مزارع برنج در تصاویر اپیتک و راداری داشته باشد. از این‌رو از تصاویر شهریورماه سال ۱۴۰۰ استفاده گردید. در این فصل به دلیل عدم کشت مزارع برنج و سبز شدن درختان صنوبر تفکیک‌پذیری باغات از مزارع با سهولت انجام می‌شود. تصویر رنگی مربوط به باندهای B5, B4, B3 ماهواره سنتینل ۲ در شکل ۳ نمایش داده شده.



شکل ۳. تصویر رنگی RGB

در شکل ۴ نیز می‌توانید تصاویر شدت پس‌پراکنش را در دو باند پلاریزاسیون HV و VV ماهواره سنتینل ۱ مشاهده نمایید.



شکل ۴: شدت پس‌پراکنش در تصاویر راداری

پس از آنکه تصاویر دارای ابر حذف شدند، بین ۵ و ۴ تصویر راداری و نوری میانه‌گیری انجام شد تا خطاهای احتمالی از پیکسل‌های تصویر حذف گردند. قبل از ورود این تصویر به مرحله طبقه‌بندی نمونه‌های آموزشی در ۱۱ کلاس انتخاب و جهت یادگیری به برنامه معرفی شدند. این ۱۱ کلاس شامل جنگل‌های هیرکانی، مرتع، درختان کاج، آب، شهر، صنوبر، مزارع، خاک بایر، راه، مناطق مردابی و نیزار بود. برای اینکه بتوانیم قدرت تفکیک‌پذیری صنوبر با کلاس‌های اصلی موجود در منطقه را برای

هریک از ماهواره‌ها بررسی نماییم. تعدادی نمونه آموزشی برای کلاس‌های اصلی انتخاب گردید و شدت رفلکتانس در تصویر اپتیک و شدت پس پراکنش در تصاویر راداری محاسبه گردید.

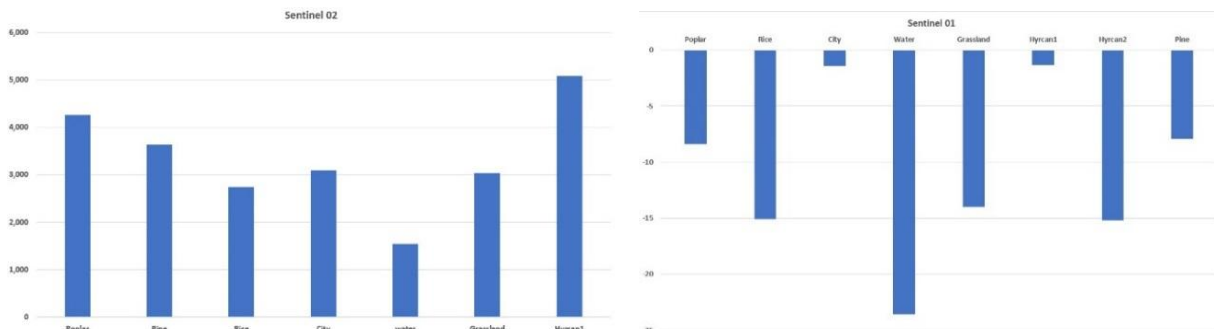


ب) تصویر نوری

الف) تصویر راداری

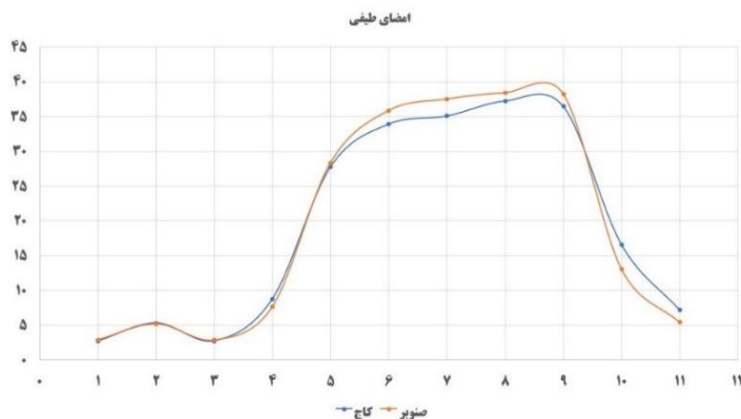
شکل ۵. نمونه‌ای از تفاوت بصری کلاس‌ها در تصاویر نوری (الف) و راداری (ب)

برای هر کدام از نمونه‌ها مقادیر پیکسل‌ها استخراج و میانگیری گردیدند. تا اختلاف مقادیر به صورت بصری قابل نمایش باشند. مقایسه بین مقادیر به خوبی تفکیک‌پذیری کلاس‌ها رو در هر دو مجموعه تصاویر اپتیک و رادار نمایش می‌دهد.



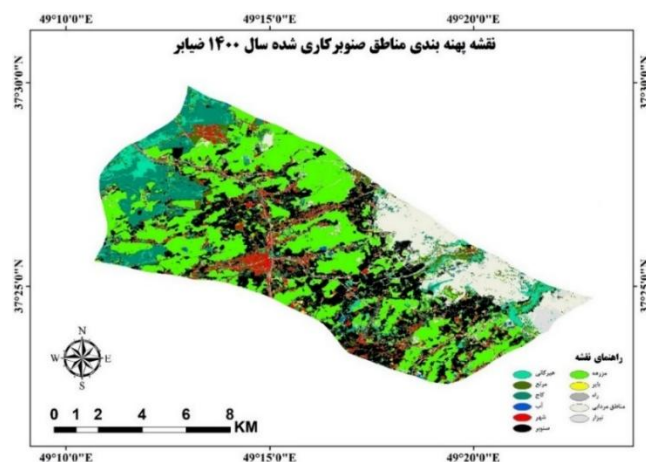
شکل ۶. شدت پس پراکنش و رفلکتانس در کلاس‌های اصلی ماهواره سنیتینل ۱ و ۲

پتانسیل تصاویر راداری در تفکیک‌پذیری برخی کلاس‌ها بسیار بالاست. این موضوع به علت ویژگی‌های هندسی اشیا می‌باشد. برای اشیایی مانند سطح آب و جاده‌ها که انعکاس به صورت آینه‌ای می‌باشد. شدت پس پراکنش به سمت سنجنده بسیار کم است و پیکسل‌ها در تصویر تیره‌است. از طرفی برای برخی اشیاء مانند ساختمان‌ها پراکنش به صوت Double bounce می‌باشد. که باعث می‌شوند امواج با شدت بالا به سمت سنجنده بازگردند و در نتیجه پیکسل‌ها به رنگ سفید دیده می‌شوند. برای سایر اشیاء که به‌عنوان اهداف زبر (rough) معرفی می‌شوند. شدت پراکنش نه خیلی کم و نه خیلی زیاد است و بر حسب نوع هدف مقادیر متفاوتی دریافت می‌گردد که باعث می‌شوند پیکسل‌های خاکستری با شدت متفاوت در تصویر به‌وجود آیند. نمونه‌های این پراکنش‌ها در شکل ۴ و ۵ قابل مشاهده است. نکته‌ای که باید به آن توجه نمود ضعف تصویر راداری در مناطق دارای شیب به سمت سنجنده می‌باشد. در این مناطق شدت پس پراکنش به علت توپوگرافی زمین به شدت افزایش می‌یابد که می‌تواند باعث بروز خطا در طبقه‌بندی تصاویر گردد. در چنین مواردی تصاویر نوری می‌توانند بسیار کمک کننده باشند. از طرفی در تصاویر نوری رفتار طیفی برخی پدیده‌ها شباهت بسیاری به یکدیگر دارند. به‌عنوان نمونه رفتار طیفی گونه کاج و صنوبر که بیشترین شباهت را به یکدیگر دارند در ادامه نمایش داده می‌شود.



شکل ۷. مقایسه امضای طیفی صنوبر و کاج

همانطور که مشاهده می‌شود تفکیک پذیری این دو عارضه در باندهای ۲ تا ۴ بسیار دشوار می‌باشد و در سایر باندها نیز رفتار طیفی مشابهی از خود ارائه می‌دهند. در موارد این چنینی داده‌های راداری به‌عنوان اطلاعات کمکی می‌توانند دقت طبقه‌بندی را افزایش دهند. به این ترتیب با توجه به نقاط ضعف و قوت بیان شده هر یک از تصاویر راداری و نوری، هدف این پژوهش بر استفاده توأمان این اطلاعات بنا نهاده شد. پس از انتخاب نمونه‌های تعلیمی الگوریتم طبقه‌بندی با استفاده از روش جنگل تصادفی صورت پذیرفت. از پتانسیل‌های سامانه GEE استفاده گردید که در آن پس از اجرای برنامه و تهیه نقشه خروجی پارامترهای دقت نیز مشاهده گردید. در مرحله اول آنالیز دقت، علاوه بر مشاهده مقادیر ضرایب دقت و ثبت مساحت مناطق صنوبر کاری شده، نقشه پهنه‌بندی نیز با تصویر ماهواره‌ای Google earth در سامانه GEE مقایسه گردید. با خاموش و روشن نمودن لایه‌ها به راحتی می‌توان به‌صورت بصری قدرت الگوریتم و نقشه پهنه‌بندی را مقایسه و بررسی نمود. جهت افزایش دقت و بهبود نتایج طبقه‌بندی به‌ویژه در کلاس‌هایی که طبقه‌بندی به خوبی صورت نگرفته بود، تعداد نمونه‌های آموزشی را افزایش داده شد و مجدد برنامه اجرا و دقت بررسی گردید. این چرخه تا زمانی ادامه یافت که مساحت منطقه صنوبر کاری شده تغییر نکرد، دقت‌های قابل قبول حاصل گردید و از نظر بصری و مقایسه با تصویر گوگل ارث نیز از کیفیت لازم برخوردار بود. در این پژوهش عدد ۰/۷۵۴ برای ضریب کاپا و عدد ۸۳/۲ درصد برای صحت کلی حاصل گردید. نقشه خروجی پهنه‌بندی باغات صنوبر دهستان ضیابر در شکل ۷ ارائه شده است.



شکل ۸. نقشه پهنه‌بندی باغات صنوبر دهستان ضیابر

مناطق سیاه رنگ باغات صنوبر کاری شده می‌باشد. مساحت سطح زیر کشت ۲۶۵۰ هکتار برآورد گردید.

## ۶. نتیجه گیری

به دلیل اهمیت ویژه زراعت چوب در اقتصاد کشور به خصوص مناطق روستایی، جهت سهولت و دقت در تصمیم گیری های مدیریتی، بهتر است از روش های ارزیابی چندمعیاره، علم سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، تکنیک های آماری و نرم افزاری استفاده نماییم. در حقیقت آمار مکانی این امکان را برای متخصصان فراهم می آورد تا با تلفیق اطلاعات عددی متغیرها با اطلاعات مربوط به موقعیت جغرافیایی داده ها از طریق الگوریتم های ریاضی و آماری، به درک صحیحی از چگونگی توزیع مکانی داده ها دست یابند.

با وجود اهمیت کاشت صنوبر جهت تأمین منابع چوبی کشور، اطلاعات دقیق از پهنه بندی، پراکندگی و مساحت مناطق تحت کاشت جهت مدیریت و برنامه ریزی در این حوزه در دسترس نیست. ارائه یک روش و بستر لازم جهت پهنه بندی سالانه با دقت مطلوب هدف این پژوهش بود. به طور کلی نتایج نشان داد که بازتاب طیفی صنوبر در بسیاری از موارد از سایر پوشش های گیاهی متفاوت و قابل تفکیک است، اما تداخل بسیار نزدیکی با جنگل های سوزنی برگ دارد که از طریق ادغام داده های راداری و معرفی نمونه های تعلیمی تحت سامانه GEE می توان این تفکیک پذیری را افزایش داد و به دقت های مطلوب در این حوزه رسید.

مطالعات پیشین در خصوص تعیین پهنه بندی اغلب به صورت تک داده ای به ویژه بر روی تصاویر سنتینل ۲ انجام شده بود (D'Amico et al 2021; Eslami et al, 2011; Heide, 2002) و در برخی مطالعات استفاده از سنجش از دور غیر کاربردی معرفی شده و روش زمینی پیشنهاد شده بود (احمدلو و همکاران، ۱۴۰۰). شباهت طیفی اولین ضعف تفکیک پذیری صنوبر در تصاویر نوری مطرح شده بود. که با استفاده از تصاویر راداری، انتخاب زمان مناسب تصویر از منطقه و افزایش نمونه های تعلیمی تا حد قابل قبولی این مسأله حل گردید. روش پهنه بندی با استفاده از اندازه گیری های زمینی و میدانی بسیار زمانبر و پرهزینه است. از طرفی شناختی از موقعیت تمام باغات، به ویژه باغات با مساحت کم در دسترس نیست که با مراجعه حضوری اقدام به اندازه گیری نمود و البته اگر وسعت منطقه مورد مطالعه در حد یک استان باشد اجرای چنین روشی به علت افزایش سرسام آور هزینه و زمان کاملاً غیر منطقی است. اما در روش ارائه شده در این تحقیق می توان با سرعت بالا، با کمترین هزینه در وسعت بسیار زیاد اقدام به پهنه بندی نمود.

علاوه بر تکنیک های به کار برده شده در این پژوهش، نویسندگان این تحقیق در نظر دارند به دو مسأله دیگر جهت افزایش تفکیک پذیری و دقت طبقه بندی در مطالعات آتی بپردازند. مورد اول استفاده از تصاویر به صورت سری زمانی یک ساله به جای تک تصویر است. در این حالت می توان به جای یک تصویر از چرخه فنولوژی یک ساله گیاهان جهت طبقه بندی و افزایش تفکیک پذیری استفاده نمود. مورد دوم استفاده از شاخص های طیفی و اطلاعات سنجنده های دیگر مانند لندست ۸ و ۹ جهت افزایش تفکیک پذیری می باشد. در این روش علاوه بر باندهای نوری از شاخص های طیفی جهت بهبود دقت طبقه بندی استفاده خواهد شد.

یکی از محدودیت های اصلی در این پژوهش مربوط به باغات صنوبری بود که به تازگی عملیات کاشت بر روی آنها انجام شده بود. در این گونه باغات بخش عمده پیکسل ها نشان دهنده طیف خاک هستند که در این شرایط این مناطق به عنوان خاک پهنه بندی می شوند. البته با نمونه های آموزشی در این مناطق و با استفاده از داده های میدانی می توان تا حدودی این نقطه ضعف را برطرف نمود اما باز هم این موضوع تأثیرگذار خواهد بود و باید به عنوان یک محدودیت عمده در نظر گرفت. در مجموع نتایج تحقیق نشان داد که روش بکار گرفته شده در این تحقیق می تواند عاملی در راستای پایش مستمر و نظارت و کنترل بر عرصه های روستایی بخصوص در زمینه کاربری اراضی کشاورزی باشد تا از این طریق بتوان ضمن شناسایی پهنه های زراعی و سنجش وضعیت آنها، در نظام برنامه ریزی روستایی و سیاست گذاری های اقتصادی برای جوامع محلی از اطلاعات و داده های به روز و دقیق برخوردار شد.

## ۷. حامیان پژوهش

این تحقیق تحت حمایت مالی اداره منابع طبیعی و آبخیزداری استان گیلان در غالب طرح پژوهشی مصوب کمیته پژوهشی استان در سال ۱۴۰۰ با کد رهگیری ۱۶۰۶۹-۲۱۶۵۲۱ انجام پذیرفت.

## ۸. مشارکت نویسندگان

نویسندگان در تمام مراحل و بخشهای انجام شده سهم برابر داشته اند.

## ۹. تعارض منافع

نویسندگان اعلام می کنند که هیچ گونه تضاد منافی ندارند.

## ۱۰. تقدیر و تشکر

این مقاله از طرح پژوهشی مصوبه شماره ۶۴۰۱۹۴-۱۲/۰۹-۱۴۰۰/۱۲ سازمان مدیریت برنامه ریزی استان گیلان استخراج شده است. نویسندگان بر خود لازم می دانند مراتب تشکر صمیمانه خود را از مسئولان پژوهشی و هیأت داوران اداره منابع طبیعی و آبخیزداری استان گیلان و ناظر محترم طرح جناب آقای دکتر نقدی، عضو هیأت علمی دانشگاه گیلان که ما را در انجام و ارتقای کیفی این پژوهش یاری دادند، اعلام کنند.

## منابع

- احمدلو، فاطمه؛ رضایی، علیرضا؛ فرحپور، مهدی؛ کلاگری، محسن و محرابی، آمنه (۱۴۰۰). بررسی سطح و تولید صنوبرکاری شهرستان صومعه سرا با استفاده از داده های میدانی و سیستم اطلاعات جغرافیایی. *بوم شناسی جنگل های ایران*، ۹(۱۸)، صص ۱۶۸-۱۵۹.
- حسین زاده، امید؛ حجاریان، مرضیه و پرپار، سمیرا (۱۳۹۵). تحلیل ضریب تجمع زنجیره فراوری چوب صنوبر در ایران، *نشریه صنایع چوب و کاغذ ایران*، ۷(۱)، صص ۱۴۱-۱۵۴.
- عرفانی فرد، سیدیوسف و لطفی نصیرآباد، محسن (۱۴۰۲). پهنه بندی گستره جنگل های مانگرو در ایران با استفاده از تصاویر سنتینل ۲، *تحقیقات جنگل و صنوبر ایران*، ۲(۳۱)، صص ۹۸-۱۱۲.
- علی زاده انارکی، کامبیز؛ لشگرآرا، فرهاد و کیادلیری، هادی (۱۳۹۱). عوامل اقتصادی-اجتماعی مؤثر بر توسعه صنوبرکاری در استان گیلان (شهرستان صومعه سرا)، *تحقیقات جنگل و صنوبر ایران*، ۲۰(۲)، صص ۳۴۶-۳۵۶.
- علی محمدی، افروز، اسدی، فرهاد (۱۳۹۸). ارزیابی عملکرد رویشی درختان تبریزی بومی استان های کرمانشاه و زنجان در ایستگاه تحقیقاتی البرز، *بوم شناسی جنگل های ایران*، ۷(۱۴)، صص ۸۰-۸۹.
- گودرزی، غلامرضا؛ احمدلو، فاطمه و طبری، مسعود (۱۳۹۰). بررسی رشد، زنده مانگی و یکنواختی کلن های مختلف صنوبر در خزانه سلکسیون در استان مرکزی. *تحقیقات جنگل و صنوبر ایران*، ۱۹(۴)، صص ۵۷۲-۵۸۵.
- متین فر، حمیدرضا، مقصودی، زیبا، موسوی، روح الله و جلالی، محبوبه (۱۳۹۹). ارزیابی روش های یادگیری ماشین در نقشه برداری رقومی کربن آلی خاک های زراعی (بخشی از دشت خرم آباد)، *علوم آب و خاک*، ۲۴(۴)، صص ۳۴۲-۳۲۷.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32.
- Burkov, A. (2020). *Machine learning engineering* (Vol. 1). True Positive Incorporated.
- Corona, P., Fattorini, L., Franceschi, S., Mastronardi, A., & Chirici, G. (2020). Probabilistic sampling and estimation for large-scale assessment of poplar plantations in Northern Italy. *European Journal of Forest Research*, 139(6), 981-988.
- Colkesen, I., Lango, R., Khomutov, P., & G P. (2022). Poplar Tree Index (PTI): A New Vegetation Index for Monitoring Poplar Cultivated Areas. In *IGARSS 2022—2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium* (pp. 1234-1237). IEEE.
- Chong, L., et al., (2021). Monthly composites from Sentinel-1 and Sentinel-2 images for regional major crop mapping with Google Earth Engine. *Journal of Integrative Agriculture*, 20(7), pp, 1944-1957.
- D'Amico, G., et al., (2021). A deep learning approach for automatic mapping of poplar plantations using Sentinel-2 imagery. *GIScience & Remote Sensing*, 58(8), pp. 1352-1368.

- Dobrinić, D., D. Medak, and M. Gašparović,(2020). Integration of multitemporal Sentinel-1 and Sentinel-2 imagery for land-cover classification using machine learning methods. *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 43, pp. 91-98.
- Eslami, A.R., Sobhen Zahedi, Sh.,(2011). Providing poplar plantation map by Indian remote sensing (IRS) satellite imagery in Northern Iran. *African Journal of Agricultural Research*, 6(20), pp. 4769-4774.
- Foga, S., et al.,(2017). Cloud detection algorithm comparison and validation for operational Landsat data products. *Remote sensing of environment*, 194, 379-390.
- Gong, P., et al.,(2013). Finer resolution observation and monitoring of global land cover: First mapping results with Landsat TM and ETM+ data. *International Journal of Remote Sensing*, 34(7), pp. 2607-2654.
- Ge, G., et al.,(2020). Land use/cover classification in an arid desert-oasis mosaic landscape of China using remote sensed imagery: Performance assessment of four machine learning algorithms. *Global Ecology and Conservation*, 22, pp. e00971.
- Huang, Y., et al.,(2018). Agricultural remote sensing big data: Management and applications. *Journal of Integrative Agriculture*, 17(9), pp. 1915-1931.
- Heide, S.C. (2002). *Comparison of methods to detect conifer encroachment into aspen stands using Landsat 7 ETM+ satellite imagery*, University of Idaho.
- Jaafari, A. (2023). Mapping high poplar growth areas for bioenergy cultivation: A swarm-optimized approach. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 187(9), pp. 11374-0.
- Joshi, R., et al.,(2016). Transcription factors and plants response to drought stress: current understanding and future directions. *Frontiers in Plant Science*, 7, pp. 1029-1038.
- Jin, X., et al.,(2018). A review of data assimilation of remote sensing and crop models. *European Journal of Agronomy*, 92, pp. 141-152.
- Jia, M., et al.,(2021). Rapid, robust, and automated mapping of tidal flats in China using time series Sentinel-2 images and Google Earth Engine. *Remote Sensing of Environment*, 255, pp. 112285.
- Kavzoglu, T., I. Colkesen, A. Atesoglu, H. Tonbul, E. Yilmaz, S. Ozlusoylu & M. Yusuf Ozturk (2024) Construction and implementation of a poplar spectral library based on phenological stages for land cover classification using high-resolution satellite images. *International Journal of Remote Sensing*, 45(6), 2049-2072,
- Keshtkar, H., W. Voigt, and E. Alizadeh,(2017). Land-cover classification and analysis of change using machine-learning classifiers and multi-temporal remote sensing imagery. *Arabian Journal of Geosciences*, 10(6), pp. 1-15.
- Luo, C., et al.,(2021). Using time series Sentinel-1 images for object-oriented crop classification in Google earth engine. *Remote Sensing*, 13(4), p. 561.
- Mazzia, V., A. Khaliq, and M. Chiaberge,(2019). Improvement in land cover and crop classification based on temporal features learning from Sentinel-2 data using recurrent-convolutional neural network (R-CNN). *Applied Sciences*, 10(1): p. 238.
- Machala, M. and L. Zejdová,(2014). Forest mapping through object-based image analysis of multispectral and LiDAR aerial data. *European Journal of Remote Sensing*, 47(1), pp. 117-131.
- Matinfar, H., et al.,(2021). Evaluation of Machine Learning Methods in Digital Mapping of Soil Organic Carbon (part of Khorramabad Plain). *JWSS-Isfahan University of Technology*, 24(4), pp. 327-342.
- Miraki, M., Sohrabi, H., Fatehi, P., and et al. (2024). Coupling UAV and satellite data for tree species identification to map the distribution of Caspian poplar. *Landsc Ecol*, 39, pp. 30-36.
- Orynbaikyzy, A., U. Gessner, and C. Conrad, (2019). Crop type classification using a combination of optical and radar remote sensing data: A review. *International journal of remote sensing*, 40(17), pp. 6553-6595.
- Ozturk, M. Y., & Colkesen, I. (2020). Mapping of poplar tree growing fields with machine learning algorithms using multi-temporal Sentinel-2A imagery. In *41th Asian Conference on Remote Sensing (ACRS)* (pp. 1-4). Deqing, China.
- Petropoulos, G.P., K. Arvanitis, and N. Sigrimis,(2012). Hyperion hyperspectral imagery analysis combined with machine learning classifiers for land use/cover mapping. *Expert systems with Applications*, 39(3), pp. 3800-3809.
- Tonbul, H., I. Colkesen, and T. Kavzoglu,(2020). Classification of poplar trees with object-based ensemble learning algorithms using Sentinel-2A imagery. *Journal of Geodetic Science*, 10(1), pp. 14-22.
- Vuolo, F., et al.,(2018). *How much does multi-temporal Sentinel-2 data improve crop type classification?* *International journal of applied earth observation and geoinformation*, 72, pp. 122-130.
- Xu, Y., et al.,(2019). Advanced multi-sensor optical remote sensing for urban land use and land cover classification: Outcome of the 2018 IEEE GRSS data fusion contest. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(6), pp. 1709-1724.
- Zurqani, H.A., et al.,(2020). Evaluating the integrity of forested riparian buffers over a large area using LiDAR data and Google Earth Engine. *Scientific Reports*, 10(1), pp. 1-16.

## References:

- Ahmadloo, F., Rezaei, A., Farahpour, M., Calagari, M., & Mehrabi, A. (2021). Investigating the area and production of poplar plantations in Sowmeeh Sara city using field data and GIS. *Ecology of Iranian Forest*, 9(18), 159-168. [In Persian]
- Alimohammadi, A., & Asadi, F. (2019). Evaluation of the growth performance of native poplar trees from Kermanshah and Zanjan provinces at the Alborz research station. *Ecology of Iranian Forests*, 7(14), 80-89. [In Persian]
- Alizadeh Anaraki, K., Lashkarara, F., & Kiadaliri, H. (2012). Socio-economic factors affecting poplar cultivation development in Gilan province (Sowmehsara county). *Iranian Journal of Forest and Poplar Research*, 20(2), 346-356. [In Persian]
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32.
- Burkov, A. (2020). *Machine learning engineering* (Vol. 1). True Positive Incorporated.
- Corona, P., Fattorini, L., Franceschi, S., Mastronardi, A., & Chirici, G. (2020). Probabilistic sampling and estimation for large-scale assessment of poplar plantations in Northern Italy. *European Journal of Forest Research*, 139(6), 981-988.
- Colkesen, I., Lango, R., Khomutov, P., & G P. (2022). Poplar Tree Index (PTI): A New Vegetation Index for Monitoring Poplar Cultivated Areas. In *IGARSS 2022—2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium* (pp. 1234-1237). IEEE.
- Chong, L., et al.,(2021). Monthly composites from Sentinel-1 and Sentinel-2 images for regional major crop mapping with Google Earth Engine. *Journal of Integrative Agriculture*, 20(7), pp. 1944-1957.
- D'Amico, G., et al.,(2021). A deep learning approach for automatic mapping of poplar plantations using Sentinel-2 imagery. *GIScience & Remote Sensing*, 58(8), pp. 1352-1368.
- Dobrinić, D., D. Medak, and M. Gašparović,(2020). Integration of multitemporal Sentinel-1 and Sentinel-2 imagery for land-cover classification using machine learning methods. *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 43, pp. 91-98.
- Erfani-fard, S. Y., & Lotfi-nasirabadi, M. (2023). Zonation of mangrove forest extent in Iran using Sentinel-2 imagery. *Iranian Journal of Forest and Poplar Research*, 2(31), 98-112. [In Persian]
- Eslami, A.R., Sobhen Zahedi, Sh.,(2011). Providing poplar plantation map by Indian remote sensing (IRS) satellite imagery in Northern Iran. *African Journal of Agricultural Research*, 6(20), pp. 4769-4774.
- Foga, S., et al.,(2017). Cloud detection algorithm comparison and validation for operational Landsat data products. *Remote sensing of environment*, 194, 379-390.
- Ge, G., et al.,(2020). Land use/cover classification in an arid desert-oasis mosaic landscape of China using remote sensed imagery: Performance assessment of four machine learning algorithms. *Global Ecology and Conservation*, 22, pp. e00971.
- Gong, P., et al.,(2013). Finer resolution observation and monitoring of global land cover: First mapping results with Landsat TM and ETM+ data. *International Journal of Remote Sensing*, 34(7), pp. 2607-2654.
- Goudarzi, G., Ahmadloo, F., & Tabari, M. (2011). Investigation of growth, survival, and uniformity of different poplar clones in the selection nursery in Markazi province. *Iranian Journal of Forest and Poplar Research*, 19(4), 572-585. [In Persian]
- Hosienzadeh, O., Hajarian, M., & Parbar, S. (2016). Analysis of the aggregation coefficient of the poplar wood processing chain in Iran. *Iranian Journal of Wood and Paper Industries*, 7(1), 141-154. [In Persian]
- Huang, Y., et al.,(2018). Agricultural remote sensing big data: Management and applications. *Journal of Integrative Agriculture*, 17(9), pp. 1915-1931.
- Heide, S.C. (2002). *Comparison of methods to detect conifer encroachment into aspen stands using Landsat 7 ETM+ satellite imagery*, University of Idaho.
- Jaafari, A. (2023). Mapping high poplar growth areas for bioenergy cultivation: A swarm-optimized approach. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 187(9), pp. 11374-0.
- Joshi, R., et al.,(2016). Transcription factors and plants response to drought stress: current understanding and future directions. *Frontiers in Plant Science*, 7, pp. 1029-1038.
- Jin, X., et al.,(2018). A review of data assimilation of remote sensing and crop models. *European Journal of Agronomy*, 92, pp. 141-152.
- Jia, M., et al.,(2021). Rapid, robust, and automated mapping of tidal flats in China using time series Sentinel-2 images and Google Earth Engine. *Remote Sensing of Environment*, 255, pp. 112285.
- Kavzoglu, T., I. Colkesen, A. Atesoglu, H. Tonbul, E. Yilmaz, S. Ozlusoylu & M. Yusuf Ozturk (2024) Construction and implementation of a poplar spectral library based on phenological stages for land cover classification using high-resolution satellite images. *International Journal of Remote Sensing*, 45(6), 2049-2072.
- Keshtkar, H., W. Voigt, and E. Alizadeh,(2017). Land-cover classification and analysis of change using machine-learning classifiers and multi-temporal remote sensing imagery. *Arabian Journal of Geosciences*, 10(6), pp. 1-15.

- Luo, C., et al.,(2021). Using time series Sentinel-1 images for object-oriented crop classification in Google earth engine. *Remote Sensing*, 13(4), p. 561.
- Mazzia, V., A. Khaliq, and M. Chiaberge,(2019). Improvement in land cover and crop classification based on temporal features learning from Sentinel-2 data using recurrent-convolutional neural network (R-CNN). *Applied Sciences*, 10(1): p. 238.
- Machala, M. and L. Zejdová,(2014). Forest mapping through object-based image analysis of multispectral and LiDAR aerial data. *European Journal of Remote Sensing*, 47(1), pp. 117-131.
- Matinfar, H., et al.,(2021). Evaluation of Machine Learning Methods in Digital Mapping of Soil Organic Carbon (part of Khorramabad Plain). *JWSS-Isfahan University of Technology*, 24(4), pp. 327-342.
- Miraki, M., Sohrabi, H., Fatehi, P., and et al. (2024). Coupling UAV and satellite data for tree species identification to map the distribution of Caspian poplar. *Landsc Ecol*, 39, pp. 30-36.
- Orynbaikyzy, A., U. Gessner, and C. Conrad, (2019). Crop type classification using a combination of optical and radar remote sensing data: A review. *International journal of remote sensing*, 40(17), pp. 6553-6595.
- Ozturk, M. Y., & Colkesen, I. (2020). Mapping of poplar tree growing fields with machine learning algorithms using multi-temporal Sentinel-2A imagery. In *41th Asian Conference on Remote Sensing (ACRS)* (pp. 1-4). Deqing, China.
- Petropoulos, G.P., K. Arvanitis, and N. Sigrimis,(2012). Hyperion hyperspectral imagery analysis combined with machine learning classifiers for land use/cover mapping. *Expert systems with Applications*, 39(3), pp. 3800-3809.
- Tonbul, H., I. Colkesen, and T. Kavzoglu,(2020). Classification of poplar trees with object-based ensemble learning algorithms using Sentinel-2A imagery. *Journal of Geodetic Science*, 10(1), pp. 14-22.
- Vuolo, F., et al.,(2018). *How much does multi-temporal Sentinel-2 data improve crop type classification?* *International journal of applied earth observation and geoinformation*, 72, pp. 122-130.
- Xu, Y., et al.,(2019). Advanced multi-sensor optical remote sensing for urban land use and land cover classification: Outcome of the 2018 IEEE GRSS data fusion contest. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(6), pp. 1709-1724.
- Zurqani, H.A., et al.,(2020). Evaluating the integrity of forested riparian buffers over a large area using LiDAR data and Google Earth Engine. *Scientific Reports*, 10(1), pp. 1-16.

## نحوه استناد به این مقاله:

شریفی هشیچین، شهرام؛ حاتمی شاه خالی، سیده محدثه؛ مسکنی جیفرودی، حمیدرضا و محمودی چناری، حبیب (۱۴۰۵). شناسایی مکانی-فضایی عرصه‌های کشت صنوبر در نواحی روستایی (مطالعه موردی، دهستان ضیابر، شهرستان صومعه سرا). *مطالعات جغرافیایی نواحی ساحلی*، ۱۷(۱)، ۲۳-۳۷.

DOI: 10.22124/GSCAJ.2026.26159.1276

## Copyrights:

Copyright for this article are retained by the author(s), with publication rights granted to *Geographical studies of Coastal Areas Journal*. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

