Research Article

Iranian Journal of Forest and Range Protection Research DOI: 10.22092/ijfrpr.2026.373260.1704

Vol. 24, No. 1, Page 1-21 (2026)

Tracking grapevine (*Vitis vinifera* L.) vineyards expansion and unraveling land use change pathways in Sardasht County using multi-source satellite data

Hadi Beygi Heidarlou[1*], Ahmad Alijanpour[2], Asma Keramat Mirshekarlou[3], Stelian Alexandru Borz[4], David Loper-Carr[5] and Vahid Nasiri[6]

1*- Corresponding author, Assistant Prof., Department of Forestry, Faculty of Natural Resources, Urmia University, Urmia, Iran
E-mail: h.beygi@urmia.ac.ir
2- Prof., Department of Forestry, Faculty of Natural Resources, Urmia University, Urmia, Iran
3- PhD Student of Forest Management, Department of Forestry, Faculty of Natural Resources, Urmia University, Urmia, Iran
4- Prof., Department of Forest Engineering, Forest Management Planning and Terrestrial Measurements, Faculty of Silviculture and Forest Engineering, Transilvania University of Brașov, Brașov, Romania
5- Prof., University of California, Santa Barbara, Santa Barbara, United States
6- Assistant Prof., Department of Forest Resources Management, Faculty of Forestry, University of Agriculture in Krakow, Krakow, Poland

Received: 20.06.2026 Revised: 15.07.2026 Accepted: 25.07.2026

Abstract

Background and Objective: The Zagros forests are among Iran's most significant forest habitats, playing a vital role in ecological stability, biodiversity conservation, and the provision of ecosystem services. In recent decades, however, these forests have undergone escalating degradation driven by anthropogenic pressures, climatic shifts, and, in particular, land-use change. In the Northern Zagros, and specifically in the Sardasht region, the expansion of orchards—most notably black grape vineyards—has become a major driver of land-cover change and forest loss, encouraged by economic profitability and relative environmental adaptability. Monitoring these transitions is difficult because of pronounced landscape heterogeneity, topographic complexity, and smallholder plot patterns. This study therefore aimed to map and analyze the expansion of black grape vineyards between 2016 and 2025 and to identify the drivers of land-use conversion in the Sardasht region.

Methodology: The study area covers the Sardasht region in the Northern Zagros, approximately 138,000 ha, and is characterized by high topographic and vegetational diversity. Multi-source remote sensing data from 2016 to 2025 were used, integrating Sentinel-2 imagery for classification and PlanetScope data for extracting reference samples. After preprocessing, 63 input variables were derived, including spectral bands, vegetation and moisture indices (NDVI, NDRE, and NDMI), and topographic features (elevation, slope, and aspect). To improve class separability, phenological features were generated from the 10th, 25th, 50th, 75th, and 95th percentiles of the growing season and were integrated into the model. Reference samples for eight land-use classes were established through field surveys, GPS coordinates, and visual interpretation of high-resolution imagery. Classification was performed in Google Earth Engine using the Random Forest algorithm with 500 decision trees. The dataset was split into 70% for training and 30% for validation, and model performance was evaluated using overall accuracy (OA), the Kappa coefficient, and the F1-score. Land-use change was then

Copyright: © 2024 by the authors. This is an open access, peer-reviewed article published by Research Institute of Forests and Rangelands (https://ijfrpr.areeo.ac.ir/) and distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original author and source are credited.

analyzed using a transition matrix and post-classification comparison.
Results: The results showed that, in both years, integrating Sentinel-2 and PlanetScope data within the Random Forest framework achieved an overall accuracy of 93.6% to 94.8% and a Kappa coefficient above 0.91, indicating high performance in discriminating land-use classes. For the black grape vineyard class, the F1-score exceeded 0.92 and producer's accuracy reached 98.7%, confirming the model's ability to detect small, fragmented patches in mountainous terrain. Combining spectral, topographic, and phenological attributes substantially improved the separability of similar classes, particularly vineyards and open forests. Temporal analysis showed that vineyard area increased from 5,820 ha in 2016 to 8,074 ha in 2025, an overall growth of 38.7% and an average annual rate of about 3.7%. Expansion was rapid between 2016 and 2022 and decelerated from 2023 to 2025, suggesting that development was approaching environmental and managerial limits. Transition analysis showed that 37.96% of vineyard expansion occurred on existing agricultural land, whereas more than 54% resulted from the conversion of national lands, specifically open forests (32.04%) and dense forests (22.13%). Forest conversion was therefore central to vineyard proliferation.
Conclusion: These findings indicate that integrating multi-temporal Sentinel-2 and PlanetScope imagery with the Random Forest algorithm provides a robust and efficient framework for monitoring land-use and land-cover (LULC) dynamics in mountainous terrain. The approach effectively quantified vineyard expansion and the marked decadal increase in black grape cultivation in the Sardasht region. Despite the economic benefits of this expansion, the substantial share of Zagros forests in the converted land shows that vineyard growth has occurred at the expense of forest cover. Continued expansion may therefore produce adverse ecological outcomes, including habitat fragmentation, reduced carbon sequestration, and degradation of ecosystem services. Incorporating these results into land-use planning and forest conservation strategies is essential to redirect agricultural development toward non-forest land and to balance economic growth against environmental protection.

Keywords: Change detection, PlanetScope, Time-series analysis, Sentinel-2, Vegetation phenology.

آشکارسازی روند گسترش تاکستان‌های انگور سیاه (*Vitis vinifera* L.) و منشأ تغییرات کاربری اراضی در شهرستان سردشت با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای چندمنبعی

هادی بیگی حیدرلو[۱*]، احمد علیجانپور[۲]، اسما کرامت میرشکارلو[۳]، استالیان الکساندرو بورز[۴]، دیوید لوپز-کار[۵] و وحید نصیری[۶]

۱*- نویسنده مسئول، استادیار، گروه جنگلداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران، پست‌الکترونیک: h.beygi@urmia.ac.ir

۲- استاد، گروه جنگلداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران

۳- دانشجوی دکتری مدیریت جنگل، گروه جنگلداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران

۴- استاد، گروه مهندسی جنگل، برنامه‌ریزی مدیریت جنگل و اندازه‌گیری‌های زمینی، دانشکده جنگل‌شناسی و مهندسی جنگل، دانشگاه ترانسیلوانیا براشوف، براشوف، رومانی

۵- استاد، دانشگاه کالیفرنیا، سانتا باربارا، سانتا باربارا، ایالات متحده آمریکا

۶- استادیار، گروه مدیریت منابع جنگلی، دانشکده جنگلداری، دانشگاه کشاورزی کراکوف، کراکوف، لهستان

تاریخ دریافت: ۱۴۰۵/۰۳/۳۰ تاریخ اصلاح نهایی: ۱۴۰۵/۰۴/۲۴ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۵/۰۳

چکیده

سابقه و هدف: جنگل‌های زاگرس از مهم‌ترین رویشگاه‌های جنگلی ایران محسوب می‌شوند و نقش حیاتی در پایداری بوم‌شناسی، حفاظت از تنوع زیستی و تأمین خدمات بوم‌شناختی دارند. با این حال، این جنگل‌ها طی دهه‌های اخیر تحت تأثیر فشارهای انسانی، تغییرات اقلیمی و به‌ویژه تغییر کاربری اراضی با روندی فزاینده از تخریب مواجه شده‌اند. در زاگرس شمالی، به‌خصوص شهرستان سردشت، توسعه باغات و به‌ویژه تاکستان‌های انگور سیاه (*Vitis vinifera* L.) به‌دلیل سودآوری اقتصادی و سازگاری نسبی با شرایط محیطی، به یکی از عوامل اصلی تغییر پوشش اراضی و کاهش عرصه‌های جنگلی تبدیل شده است. پایش این تغییرات به‌دلیل ناهمگنی شدید چشم‌انداز، پیچیدگی توپوگرافی و الگوهای خردمقیاس بهره‌برداری با چالش‌های اساسی مواجه است. از این‌رو، هدف این پژوهش نقشه‌برداری دقیق و تحلیل روند گسترش تاکستان‌های انگور سیاه در بازه ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۵ و شناسایی منشأ تغییرات کاربری اراضی در شهرستان سردشت است.

مواد و روش‌ها: منطقه مورد بررسی شهرستان سردشت با وسعت حدود ۱۳۸ هزار هکتار در زاگرس شمالی است که دارای تنوع توپوگرافی و پوشش گیاهی بالاست. برای تحلیل تغییرات از داده‌های چندمنبعی سنجش از دور شامل تصاویر Sentinel-2 برای طبقه‌بندی و PlanetScope برای استخراج نمونه‌های مرجع در دوره ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۵ استفاده شد. پس از پیش‌پردازش داده‌ها، ۶۳ متغیر شامل باندهای طیفی، شاخص‌های پوشش گیاهی و رطوبتی (NDMI, NDRE, NDVI) و متغیرهای توپوگرافی (ارتفاع، شیب، جهت دامنه) استخراج شدند. برای افزایش قدرت تفکیک‌پذیری، ویژگی‌های فنولوژیک با محاسبه صدک‌های ۱۰، ۲۵، ۵۰، ۷۵ و ۹۵ در طول فصل رشد تولید و به مدل افزوده شد. نمونه‌های مرجع برای هشت کلاس کاربری با استفاده از برداشت میدانی، GPS و تفسیر بصری تصاویر با قدرت تفکیک بالا تهیه شد. طبقه‌بندی در Google Earth Engine و با الگوریتم جنگل تصادفی با ۵۰۰ درخت تصمیم انجام گرفت. داده‌ها به نسبت ۷۰ درصد آموزش و ۳۰ درصد اعتبارسنجی تقسیم شدند و عملکرد مدل با شاخص‌های صحت کل، کاپا و F1-score ارزیابی شد. در نهایت، تغییرات با استفاده از ماتریس انتقال و روش مقایسه پس از طبقه‌بندی تحلیل شد.

نتایج و یافته‌ها: نتایج نشان داد که استفاده از Sentinel-2 و PlanetScope در چارچوب جنگل تصادفی موجب دستیابی به صحت کلی ۹۳/۶ تا ۹۴/۸ درصد و ضریب کاپای بالاتر از ۰/۹۱ شده است که بیانگر عملکرد بسیار مطلوب مدل در تفکیک کلاس‌های مختلف کاربری اراضی است. برای کلاس تاکستان انگور سیاه، مقدار F1-score بیش از ۰/۹۲ و صحت تولیدکننده تا ۹۸/۷ درصد به‌دست آمد که نشان‌دهنده توان بالای مدل در شناسایی الگوهای خرد و پراکنده در مناطق کوهستانی است. همچنین

نتایج نشان داد ترکیب ویژگی‌های طیفی، توپوگرافی و فنولوژیک موجب بهبود قابل توجه تفکیک بین کلاس‌های مشابه، به‌ویژه تاکستان‌ها و جنگل‌های تنک، شده است. بررسی روند زمانی نشان داد که مساحت تاکستان‌ها طی دوره مورد بررسی با رشد کلی ۳۸/۷ درصد و نرخ سالانه حدود ۳/۷ درصد از ۵۸۲۰ هکتار در سال ۲۰۱۶ به ۸۰۷۴ هکتار در سال ۲۰۲۵ افزایش یافته است. این روند شامل رشد سریع در سال‌های ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۲ و کاهش نرخ رشد در ۲۰۲۳ تا ۲۰۲۵ است که نشان‌دهنده نزدیک شدن توسعه به محدودیت‌های محیطی و مدیریتی است. تحلیل منشأ تغییرات نشان داد که ۳۷/۹۶ درصد توسعه تاکستان‌ها در اراضی کشاورزی رخ داده است، اما بیش از ۵۴ درصد توسعه جدید ناشی از تبدیل مستقیم اراضی منابع ملی بوده که شامل جنگل‌های تنک (۳۲/۰۴ درصد) و جنگل‌های انبوه (۲۲/۱۳ درصد) است. این امر نقش مهم تغییر کاربری جنگل‌ها در گسترش تاکستان‌ها را نشان می‌دهد.

نتیجه‌گیری: نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که استفاده ترکیبی از داده‌های چندزمانه Sentinel-2، تصاویر PlanetScope و الگوریتم جنگل تصادفی، چارچوبی دقیق و کارآمد برای پایش تغییرات کاربری اراضی در مناطق کوهستانی فراهم می‌کند. این روش توانسته است الگوهای گسترش تاکستان‌ها را با دقت بالا آشکار سازد و روند افزایشی قابل توجه سطح زیر کشت انگور سیاه در شهرستان سردشت را طی یک دهه اخیر نشان دهد. با وجود اهمیت اقتصادی این توسعه، سهم قابل توجه جنگل‌های زاگرس در تأمین زمین مورد نیاز نشان می‌دهد که بخشی از این گسترش به قیمت کاهش پوشش جنگلی انجام شده است. در نتیجه، ادامه این روند می‌تواند پیامدهایی مانند تکه‌تکه شدن زیستگاه‌ها، کاهش ذخیره کربن و تضعیف خدمات بوم‌شناختی به همراه داشته باشد. بنابراین، استفاده از نتایج این پژوهش در برنامه‌ریزی سرزمین، حفاظت از جنگل‌ها و هدایت توسعه کشاورزی به اراضی غیرجنگلی، برای ایجاد تعادل میان توسعه اقتصادی و حفاظت محیط‌زیست ضروری است.

واژه‌های کلیدی: آشکارسازی تغییرات، پلنت‌اسکوپ، تحلیل سری زمانی، سنتینل-۲، فنولوژی پوشش گیاهی.

مقدمه

جنگل‌های پهن‌برگ در زیست‌بوم‌های معتدل از مهم‌ترین بوم‌سازگان‌های خشکی به‌شمار می‌روند و نقش اساسی در تنظیم چرخه‌های زیست‌ژئوشیمیایی و هیدرولوژیکی، ذخیره‌سازی کربن، حفاظت خاک، حفظ تنوع زیستی و پایداری محیط‌زیست ایفا می‌کنند. این بوم‌سازگان‌ها که حدود ۳۱ درصد از سطح خشکی‌های زمین را پوشش می‌دهند، یکی از بزرگ‌ترین مخازن کربن زیستی جهان محسوب شده و سهم قابل توجهی در کاهش اثرات تغییرات اقلیمی دارند (Pan *et al.*, 2024). در سال‌های اخیر، جنگل‌ها علاوه بر کارکردهای بوم‌شناسی شناخته‌شده، به‌عنوان یکی از مؤثرترین راهکارهای مبتنی بر طبیعت برای افزایش تاب‌آوری سرزمین در برابر تغییرات اقلیمی و مخاطرات محیطی مورد توجه قرار گرفته‌اند (Kitaibekova *et al.*, 2023).

در ایران، جنگل‌های زاگرس به‌عنوان گسترده‌ترین رویشگاه جنگلی کشور، نقش حیاتی در حفاظت منابع آب و خاک، تعدیل اقلیم محلی، ذخیره‌سازی کربن و پشتیبانی از تنوع زیستی ایفا می‌کنند (Beygi Heidarlou *et al.*, 2024). با این حال، این جنگل‌ها طی دهه‌های اخیر تحت تأثیر مجموعه‌ای از عوامل تنش‌زا شامل خشکسالی‌های متوالی، تغییرات اقلیمی، آتش‌سوزی، چرای مفرط، آفات و بیماری‌ها و بهره‌برداری‌های غیراصولی قرار گرفته‌اند که پیامد آن کاهش سلامت زیست‌بوم، تخریب ساختار جنگل و بروز پدیده زوال و خشکیدگی در بخش‌های وسیعی از زاگرس بوده است (Leuschner & Homeier, 2022; Mueller-Dombois, 1992). افزون بر این، تغییر کاربری اراضی به یکی از مهم‌ترین تهدیدهای بلندمدت این بوم‌سازگان تبدیل شده است؛ زیرا می‌تواند موجب کاهش پوشش جنگلی، از دست رفتن زیستگاه‌ها و تضعیف خدمات بوم‌سازگانی شود (Ustaoglu & Williams, 2017).

در میان اشکال مختلف تغییر کاربری اراضی در زاگرس شمالی، توسعه باغ‌های انگور سیاه (*Vitis vinifera* L.) از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. شهرستان سردشت به‌عنوان

یکی از مهم‌ترین مناطق تولید انگور سیاه در کشور شناخته می‌شود و این محصول سهم قابل توجهی در اقتصاد محلی و معیشت جوامع روستایی منطقه دارد. سازگاری مناسب انگور سیاه با شرایط اقلیمی و توپوگرافی منطقه، همراه با ارزش اقتصادی مطلوب آن، موجب گسترش تدریجی باغ‌های انگور در سال‌های اخیر شده است (Bakeshlou *et al*., 2020). با وجود مزایای اقتصادی، توسعه این باغ‌ها در مجاورت جنگل‌ها و در برخی موارد در اراضی دارای پوشش جنگلی، نگرانی‌هایی را در خصوص پیامدهای بوم‌شناسی آن بر جنگل‌های زاگرس ایجاد کرده است (Hassanpour, 2002). از این‌رو، بررسی روند گسترش باغ‌های انگور و شناسایی منشأ تغییرات کاربری مرتبط با آن، یکی از موضوعات مهم در مدیریت پایدار منابع طبیعی و برنامه‌ریزی سرزمین به‌شمار می‌رود.

پایش تغییرات کاربری و پوشش اراضی در مناطق کوهستانی و ناهمگن مانند زاگرس، به‌دلیل پراکنش خردمقیاس کاربری‌ها، پیچیدگی توپوگرافی و محدودیت دسترسی میدانی، با چالش‌های متعددی مواجه است. در این شرایط، فناوری سنجش از دور و تحلیل سری‌های زمانی تصاویر ماهواره‌ای به یکی از کارآمدترین ابزارهای پایش تغییرات سرزمین تبدیل شده‌اند (Deng *et al*., 2009). در سال‌های اخیر، داده‌های ماهواره‌ای Sentinel-2 به‌دلیل قدرت تفکیک طیفی مناسب، پوشش زمانی بالا و دسترسی آزاد، کاربرد گسترده‌ای در نقشه‌برداری محصولات کشاورزی، جنگل‌ها و پایش تغییرات کاربری اراضی یافته‌اند (Saadat *et al*., 2019; Hussain *et al*., 2023). همچنین توسعه الگوریتم‌های یادگیری ماشین، به‌ویژه جنگل تصادفی، موجب بهبود چشمگیر دقت طبقه‌بندی و استخراج اطلاعات از داده‌های چندزمانه شده است (Akbari *et al*., 2020; Hweju *et al*., 2022).

با وجود این، تفکیک محصولات باغی در مناطق کوهستانی ناهمگن همچنان یکی از چالش‌های مهم سنجش از دور محسوب می‌شود. بسیاری از پوشش‌های اراضی، از جمله تاکستان‌ها، جنگل‌های تنک و اراضی کشاورزی، در بخشی از فصل رشد دارای پاسخ‌های طیفی مشابه هستند و استفاده از تصاویر تک‌زمانه یا ترکیب‌های آماری ساده اغلب قادر به جداسازی دقیق آن‌ها نیست. در چنین شرایطی، بهره‌گیری از اطلاعات فنولوژیک استخراج‌شده از سری‌های زمانی ماهواره‌ای می‌تواند الگوهای رشد و تغییرات فصلی پوشش‌ها را آشکار کرده و تفکیک‌پذیری کلاس‌ها را به‌طور محسوسی افزایش دهد. در سال‌های اخیر، استفاده از ویژگی‌های مبتنی بر توزیع زمانی مانند صدک‌های فصلی به‌عنوان رویکردی مؤثر برای فشرده‌سازی اطلاعات فنولوژیک و کاهش اثر نویز، ابرهای باقیمانده و مشاهدات ناقص مطرح شده است.

در سال‌های اخیر، تصاویر PlanetScope به‌دلیل قدرت تفکیک مکانی بالا (حدود ۳ متر) به یکی از منابع ارزشمند برای نقشه‌برداری کاربری اراضی در مناظر ناهمگن و خردمقیاس تبدیل شده‌اند. برای مثال، Shendryk و همکاران (۲۰۱۹) نشان دادند که استفاده از سری‌های زمانی PlanetScope امکان پایش دقیق پویایی پوشش گیاهی و تغییرات کاربری اراضی را در مقیاس مزرعه فراهم می‌کند و نسبت به داده‌های با قدرت تفکیک متوسط، توانایی بیشتری در شناسایی الگوهای مکانی ریزمقیاس دارد. همچنین Kpienbaareh و همکاران (۲۰۲۱) با تلفیق داده‌های Sentinel-2 و PlanetScope و به‌کارگیری الگوریتم‌های یادگیری ماشین، موفق به افزایش دقت طبقه‌بندی محصولات کشاورزی در مقیاس مزرعه شدند و نشان دادند که ادغام اطلاعات طیفی غنی Sentinel-2 با جزئیات مکانی PlanetScope می‌تواند خطاهای ناشی از اختلاط پیکسل‌ها را به‌طور قابل توجهی کاهش دهد. در همین راستا، Acharki (۲۰۲۲) و Vizzari (۲۰۲۲) نیز گزارش کردند که استفاده از داده‌های چندمنبعی سبب بهبود تفکیک کلاس‌های کاربری دارای مرزهای پیچیده و پراکنش ناهمگن شده و قابلیت شناسایی پوشش‌های مشابه از نظر طیفی را افزایش می‌دهد. افزون بر این، Lefulebe و همکاران (۲۰۲۲) بر اهمیت تصاویر با قدرت تفکیک مکانی بالا در شناسایی قطعات کوچک کشاورزی و باغی تأکید کرده و Eisfelder و

همکاران (۲۰۲۴) نشان دادند که ترکیب داده‌های چندزمانه و الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌تواند چارچوبی کارآمد برای پایش بلندمدت تغییرات کاربری اراضی و تحلیل پویایی‌های چشم‌انداز فراهم سازد.

در ایران نیز طی سال‌های اخیر، استفاده از تصاویر Sentinel-2 و بستر Google Earth Engine در نقشه‌برداری محصولات کشاورزی و پایش کاربری اراضی گسترش یافته است. برای نمونه، Majnoun Hosseini و همکاران (۲۰۲۴) با استفاده از داده‌های چندزمانه Sentinel-2 و Landsat و الگوریتم‌های یادگیری ماشین، نقشه شدت کشت را در جنوب‌غرب ایران با دقت بالایی تهیه کردند. همچنین Abdali و همکاران (۲۰۲۳) نشان دادند که تلفیق داده‌های Sentinel-1، Sentinel-2 و Landsat در قالب روش‌های یادگیری تجمعی موجب بهبود دقت طبقه‌بندی محصولات کشاورزی نسبت به استفاده از الگوریتم‌های منفرد می‌شود. افزون بر این، Namazi و همکاران (۲۰۲۵) با بهره‌گیری از ویژگی‌های فنولوژیک استخراج‌شده از سری‌های زمانی Sentinel-2، نقشه دقیقی از شالیزارهای شمال ایران تهیه کردند و نقش اطلاعات فنولوژیک را در بهبود تفکیک محصولات کشاورزی نشان دادند.

با وجود این پیشرفت‌ها، بررسی ادبیات پژوهش نشان می‌دهد که بخش عمده پژوهش‌های انجام‌شده در ایران بر نقشه‌برداری محصولات زراعی، شالیزارها، شدت کشت یا پایش کلی تغییرات کاربری اراضی متمرکز بوده‌اند و توجه محدودی به باغ‌های دیم پراکنده در مناطق کوهستانی معطوف شده است. همچنین، اگرچه برخی پژوهش‌ها از اطلاعات فنولوژیک حاصل از سری‌های زمانی ماهواره‌ای بهره گرفته‌اند، استفاده از ویژگی‌های آماری استخراج‌شده از این سری‌ها، مانند صدک‌های زمانی، برای تفکیک پوشش‌های دارای شباهت طیفی در محیط‌های کوهستانی و خردمقیاس، به‌ویژه در نقشه‌برداری باغ‌های دیم، همچنان کمتر مورد توجه قرار گرفته است. به‌ویژه در زاگرس شمالی، که باغ‌های انگور سیاه غالباً در قالب قطعات کوچک، پراکنده و در مجاورت عرصه‌های جنگلی توسعه یافته‌اند، هنوز ارزیابی جامعی از ظرفیت تلفیق داده‌های Sentinel-2 و PlanetScope برای شناسایی دقیق تاکستان‌ها و آشکارسازی مسیرهای تغییر کاربری انجام نشده است. همچنین تاکنون مشخص نشده است که چه مقدار از توسعه باغ‌های انگور سیاه ناشی از تبدیل مستقیم اراضی جنگلی بوده و این فرایند از چه الگوهای مکانی و زمانی تبعیت می‌کند. بنابراین، شکاف اصلی دانش در این حوزه نه تنها به نقشه‌برداری دقیق باغ‌های انگور در محیط‌های کوهستانی ناهمگن، بلکه به درک روند گسترش آن‌ها و ارتباط این روند با تغییرات ساختاری جنگل‌های زاگرس مربوط می‌شود؛ موضوعی که پژوهش حاضر درصدد بررسی آن طی دوره ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۵ است.

بر این اساس، پژوهش حاضر با بهره‌گیری از داده‌های چندزمانه Sentinel-2 و PlanetScope و استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، به دنبال تولید نقشه‌های دقیق سالانه کاربری و پوشش اراضی در شهرستان سردشت طی دوره ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۵ است. نوآوری اصلی این پژوهش در تلفیق داده‌های چندمنبعی Sentinel-2 و PlanetScope با یک چارچوب ویژگی‌سازی فنولوژیک مبتنی بر صدک‌های زمانی به‌منظور شناسایی و پایش تاکستان‌های انگور سیاه در یک چشم‌انداز کوهستانی پیچیده نهفته است. برخلاف اغلب تحقیق‌های پیشین که عمدتاً از تصاویر تک‌زمانه، ویژگی‌های طیفی متداول یا شاخص‌های گیاهی محدود برای طبقه‌بندی کاربری اراضی استفاده کرده‌اند، در این پژوهش ویژگی‌های فنولوژیک مبتنی بر صدک‌های سری زمانی Sentinel-2 با تصاویر با قدرت تفکیک مکانی بالای PlanetScope تلفیق شده است. این چارچوب ضمن حفظ اطلاعات فنولوژیک، اثر نویز و مشاهدات غیرعادی را کاهش داده و امکان تفکیک دقیق‌تر تاکستان‌های پراکنده از دیگر پوشش‌های دارای شباهت طیفی را در مناطق کوهستانی فراهم می‌کند. این رویکرد امکان بهره‌گیری همزمان از اطلاعات طیفی، فنولوژیک و توپوگرافی را فراهم کرده و ظرفیت داده‌های چندزمانه را برای تفکیک پوشش‌های دارای شباهت طیفی افزایش می‌دهد. علاوه بر این، پژوهش حاضر با فراتر رفتن از نقشه‌برداری متداول کاربری اراضی، به تحلیل روندهای

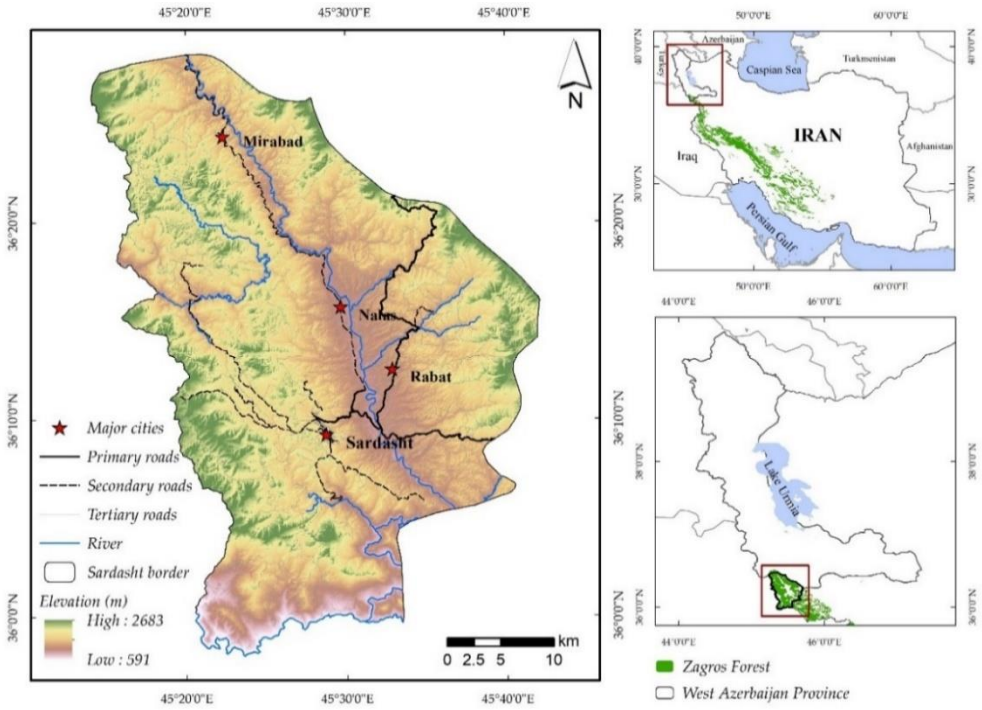
بلندمدت گسترش تاکستان‌ها و شناسایی منشأ تغییرات کاربری در یکی از حساس‌ترین رویشگاه‌های جنگلی ایران می‌پردازد. در این راستا، پژوهش حاضر به دنبال پاسخگویی به سه پرسش اساسی است: (۱) داده‌های چندزمانه Sentinel-2 و PlanetScope تا چه اندازه توانایی تولید نقشه‌های دقیق و قابل اعتماد از جنگل‌ها و باغ‌های انگور سیاه را دارند؟ (۲) باغ‌های انگور سیاه طی دوره ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۵ چه روند و الگوی مکانی از گسترش را در شهرستان سردشت تجربه کرده‌اند؟ و (۳) چه سهمی از توسعه تاکستان‌ها ناشی از تبدیل مستقیم اراضی جنگلی بوده و این تغییرات از چه الگوهای مکانی و توپوگرافی تبعیت می‌کنند؟

مواد و روش‌ها

منطقه مورد بررسی

این پژوهش در شهرستان سردشت واقع در جنوب استان آذربایجان غربی انجام شد (شکل ۱). مساحت منطقه مورد مطالعه حدود ۱۳۸،۱۸۳ هکتار بوده و در بخشی از زاگرس شمالی قرار دارد. ارتفاع منطقه از حدود ۱۰۰۰ تا ۲۳۷۱ متر از سطح دریا متغیر است و توپوگرافی ناهموار و کوهستانی از ویژگی‌های بارز آن محسوب می‌شود (Amiri *et al.*, 2022). میانگین بارندگی سالانه منطقه حدود ۹۵۰ میلی‌متر بوده و اقلیم آن در دسته اقلیم‌های سرد و مرطوب قرار می‌گیرد. جنگل‌های بلوط زاگرس بخش قابل توجهی از پوشش طبیعی منطقه را تشکیل می‌دهند، اما طی دهه‌های اخیر تحت تأثیر عواملی نظیر تغییر کاربری اراضی، توسعه کشاورزی، آتش‌سوزی، آفات و فشارهای انسانی دچار تخریب و کاهش سطح شده‌اند (Beygi Heidarlou *et al.*, 2019).

شهرستان سردشت یکی از مهم‌ترین مراکز تولید انگور سیاه در کشور محسوب می‌شود و تاکستان‌های دیم آن سهم قابل توجهی در اقتصاد محلی دارند. توسعه این باغ‌ها در اراضی شیب‌دار و در مجاورت جنگل‌های زاگرس، منطقه را به نمونه‌ای مناسب برای بررسی تعامل میان توسعه کشاورزی و تغییرات پوشش جنگلی تبدیل کرده است.



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقة مورد بررسی

Figure 1. Geographical location of study area

منابع داده و مجموعه داده مرجع

در این پژوهش، برای پایش بلندمدت تغییرات کاربری و پوشش اراضی و به‌ویژه شناسایی تاکستان‌های انگور سیاه، از تصاویر اپتیکی Sentinel-2 به‌عنوان داده اصلی ورودی مدل طبقه‌بندی استفاده شد. ماهواره‌های Sentinel-2A و Sentinel-2B که توسط آژانس فضایی اروپا (ESA) در قالب برنامه کوپرنیکوس توسعه یافته‌اند، دارای ۱۳ باند طیفی با قدرت تفکیک مکانی ۱۰، ۲۰ و ۶۰ متر بوده و با دوره بازدید پنج روزه، امکان پایش مستمر تغییرات پوشش اراضی و فنولوژی (زمان‌بندی مراحل رشد گیاه) پوشش گیاهی را فراهم می‌کنند. همچنین، تصاویر PlanetScope که توسط شرکت Planet Labs تهیه می‌شوند، با قدرت تفکیک مکانی حدود ۳ متر و پوشش روزانه، به‌منظور تولید داده‌های مرجع، تفسیر بصری و بازسازی وضعیت تاریخی کاربری اراضی در دوره مورد بررسی به کار گرفته شدند. بهره‌گیری همزمان از سری زمانی Sentinel-2 و داده‌های مرجع با قدرت تفکیک مکانی بالا، امکان ترکیب اطلاعات طیفی–زمانی با جزئیات مکانی ریزمقیاس را فراهم کرده و در پژوهش‌های اخیر به‌عنوان رویکردی مؤثر برای پایش تغییرات در چشم‌اندازهای پیچیده و ناهمگن معرفی شده است (Kpienbaareh *et al.*, 2021; Eisfelder *et al.*, 2024).

داده‌های Sentinel-2 Level-2A شامل بازتاب سطحی اصلاح‌شده اتمسفری بوده و به‌دلیل وجود باندهای طیفی گسترده در نواحی مرئی (باندهای آبی، سبز و قرمز)، لبه قرمز (Red Edge)، مادون‌قرمز نزدیک (Near-Infrared–NIR) و مادون قرمز موج کوتاه (Shortwave Infrared–SWIR)، توانایی بالایی در تفکیک پوشش‌های گیاهی و کاربری‌های کشاورزی دارد. اهمیت باندهای لبه قرمز در حساسیت به تغییرات کلروفیل و ساختار تاج پوشش گیاهی (Choudhury *et al.*, 2022; Zhang *et al.*, 2022) و نقش باندهای SWIR در پایش رطوبت و تنش آبی گیاهان (Holzman *et al.*, 2021; Chong *et al.*, 2021) در تحقیق‌های پیشین به‌طور گسترده تأیید شده است.

به‌منظور کاهش اثر ابر و افزایش کیفیت داده‌ها، تصاویر دارای پوشش ابری کمتر از ۲۰ درصد انتخاب شدند. همچنین، پیکسل‌های آلوده به ابر و ابر نازک با استفاده از باند تضمین کیفیت ۶۰ متری (Quality Assessment 60–QA60) شناسایی و از فرآیند تحلیل حذف شدند (Li *et al.*, 2022).

برای تولید داده‌های مرجع، بازدیدهای میدانی طی سال‌های ۲۰۲۳ تا ۲۰۲۵ انجام شد. در این بازدیدها، موقعیت دقیق جغرافیایی نمونه‌ها با استفاده از یک دستگاه سامانه موقعیت‌یاب جهانی (Global Positioning System–GPS) دستی (Handheld GPS) با دقت مکانی تقریبی سه تا پنج متر ثبت شد و نوع کاربری هر نمونه شامل: (۱) اراضی کشت‌شده انگور سیاه، (۲) اراضی جنگلی انبوه، (۳) اراضی جنگلی تنک، (۴) دیگر اراضی کشاورزی، (۵) اراضی مرتعی، (۶) اراضی مسکونی، (۷) سطوح آبی و (۸) اراضی بایر تعیین و به‌عنوان داده‌های مرجع مورد استفاده قرار گرفت.

در این پژوهش، به‌دلیل عدم دسترسی به داده‌های زمینی تاریخی، از فرض پایداری زمانی کلاس‌های کاربری اراضی استفاده شد و نمونه‌های زمینی سال‌های ۲۰۲۳ تا ۲۰۲۵ به کل دوره مورد بررسی (۲۰۱۶–۲۰۲۵) تعمیم داده شدند. برای کاهش عدم قطعیت ناشی از این فرض، وضعیت تاریخی نمونه‌ها با استفاده از تصاویر PlanetScope با قدرت تفکیک مکانی حدود ۳ متر و همچنین تصاویر گوگل بارگذاری‌شده در محیط نرم‌افزار (Quantum Geographic Information System, QGIS) (سخه ۳,۴۰,۷) به‌صورت بصری بررسی و بازسازی شد. تنها نمونه‌هایی که شواهدی از تغییر کاربری در آن‌ها مشاهده نشد، به سال‌های گذشته تعمیم داده شدند. با این حال، این فرض یکی از محدودیت‌های پژوهش محسوب می‌شود و احتمال بروز عدم قطعیت در برخی نمونه‌ها، به‌ویژه در مناطقی که تغییرات سریع کاربری اراضی رخ داده است، وجود دارد. تصاویر PlanetScope به‌دلیل ماهیت چندماهواره‌ای و امکان تصویربرداری تقریباً روزانه، یکی از مناسب‌ترین منابع برای استخراج الگوهای ریزمقیاس

کاربری اراضی محسوب می‌شوند (Shendryk *et al.*, 2019). این داده‌ها به‌ویژه در تفکیک تاکستان‌های کوچک، قطعه‌قطعه و پراکنده در مناطق کوهستانی نقش کلیدی دارند (Marta, 2018).

استخراج ویژگی‌های چندزمانه و شاخص‌های طیفی

با توجه به شباهت طیفی بسیاری از کلاس‌های کاربری و پوشش اراضی در تصاویر تک‌زمانه، بهره‌گیری از اطلاعات فنولوژیک حاصل از سری‌های زمانی ماهواره‌ای برای افزایش تفکیک‌پذیری کلاس‌ها ضروری است. در این پژوهش، به‌منظور استخراج ویژگی‌های فنولوژیک و نمایش پویایی‌های فصلی پوشش‌ها، یک چارچوب ویژگی‌سازی مبتنی بر صدک‌های زمانی (Phenology-Based Percentile Feature Framework) به‌کار گرفته شد. در این چارچوب، به جای استفاده از یک تصویر منفرد یا شاخص‌های آماری ساده، توزیع زمانی مشاهدات هر پیکسل (عنصر تصویر) در طول فصل رشد (اردیبهشت تا مهر) با استفاده از پنج صدک (P10، P25، P50، P75 و P95) به‌ترتیب صدک‌های ۱۰، ۲۵، ۵۰، ۷۵ و ۹۵ توزیع داده‌ها خلاصه‌سازی شد. این صدک‌ها بخش‌های مختلف چرخه رشد پوشش گیاهی را نمایش می‌دهند؛ به‌طوری‌که صدک‌های پایین نمایانگر شرایط اولیه رشد و حداقل فعالیت زیستی، صدک میانی بیانگر وضعیت غالب فصل رشد و صدک‌های بالایی نشان‌دهنده اوج فعالیت فتوسنتزی و بیشینه توسعه تاج پوشش هستند. در نتیجه، این رویکرد نه‌تنها اطلاعات طیفی، بلکه الگوی تغییرات زمانی پوشش‌های مختلف را نیز در فضای ویژگی وارد می‌کند. همچنین استفاده از شاخص‌های توزیعی به جای مقادیر منفرد، موجب کاهش حساسیت مدل به داده‌های پرت، مشاهدات ناقص و نویزهای باقی‌مانده اتمسفری شده و پایداری ویژگی‌های استخراج‌شده را افزایش می‌دهد. این چارچوب برای ۹ باند طیفی Sentinel-2 و سه شاخص: شامل شاخص تفاضل نرمال‌شده پوشش گیاهی (Normalized Difference Vegetation Index–NDVI)، شاخص تفاضل نرمال‌شده لبه قرمز (Normalized Difference Red Edge Index– NDRE) و شاخص تفاضل نرمال‌شده رطوبت (Normalized Difference Moisture Index–NDMI) اعمال شد. بدین ترتیب، برای هر متغیر پنج ویژگی فنولوژیک استخراج شد که در مجموع ۶۰ ویژگی مبتنی بر سری زمانی تولید شد. در ادامه، سه متغیر توپوگرافی شامل ارتفاع، شیب و جهت دامنه نیز به مجموعه داده افزوده شد تا اثرات کنترل‌کننده شرایط محیطی و استقرار تاکستان‌ها در چشم‌انداز کوهستانی منطقه در نظر گرفته شود. در نهایت، مجموعه‌ای متشکل از ۶۳ متغیر شامل ۶۰ ویژگی فنولوژیک و ۳ متغیر توپوگرافی به‌عنوان ورودی مدل جنگل تصادفی مورد استفاده قرار گرفت. با توجه به اینکه الگوریتم جنگل تصادفی نسبت به همخطی بین متغیرهای ورودی حساسیت کمتری دارد و در فرایند ساخت درخت‌ها به‌طور تصادفی زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌ها را انتخاب می‌کند، تمامی متغیرها به‌منظور بهره‌گیری از اطلاعات طیفی، فنولوژیک و توپوگرافی در مدل استفاده شدند.

طبقه‌بندی جنگل تصادفی

برای شناسایی دقیق کلاس کاربری اراضی انگور سیاه و دیگر کاربری‌های اراضی، پلتفرم ابری Google Earth Engine به‌عنوان محیط جامع برای جمع‌آوری داده‌ها، پیش‌پردازش تصاویر، استخراج ویژگی‌ها، انجام طبقه‌بندی و ارزیابی صحت نقشه‌ها به کار گرفته شد. فرآیند کلی شامل مراحل جمع‌آوری و فیلتر کردن تصاویر، حذف پوشش ابری، محاسبه شاخص‌های طیفی و استخراج ویژگی‌های زمانی و راداری و در نهایت اجرای الگوریتم‌های طبقه‌بندی است (Schulz *et al.*, 2022).

برای طبقه‌بندی کاربری و پوشش اراضی، از الگوریتم جنگل تصادفی (Random Forest) استفاده شد. این الگوریتم به‌دلیل ساختار مجموعه‌ای (ensemble) مبتنی بر درخت‌های تصمیم، توانایی بالایی در مدل‌سازی روابط غیرخطی و تعاملات پیچیده بین متغیرهای طیفی، زمانی و توپوگرافی دارد. همچنین مقاومت بالا در برابر بیش‌برازش و عدم نیاز به فرض توزیع داده‌ها، آن را به یکی از پرکاربردترین روش‌ها در سنجش از دور تبدیل کرده است

(Breiman, 2001). برای آموزش و ارزیابی مدل طبقه‌بندی، تعداد ۳۱۵۳ نمونه مرجع برای هشت کلاس کاربری و پوشش اراضی تهیه شد. از این تعداد، ۲۲۰۷ نمونه (۷۰ درصد) برای آموزش مدل و ۹۴۶ نمونه (۳۰ درصد) برای اعتبارسنجی مستقل مورد استفاده قرار گرفت. تقسیم نمونه‌ها به دو مجموعه آموزش و اعتبارسنجی به‌صورت تصادفی و با استفاده از قابلیت‌های داخلی Google Earth Engine انجام شد. تعداد نمونه‌های هر کلاس متناسب با وسعت و پراکنش مکانی آن در منطقه مورد بررسی تعیین شد. مدل طبقه‌بندی با ۵۰۰ درخت تصمیم، نسبت نمونه‌برداری ۰/۸ و مقدار هسته برابر ۴۲ اجرا شد. این مقادیر با توجه به تنظیمات رایج الگوریتم جنگل تصادفی در پژوهش‌های پیشین و به‌منظور ایجاد تعادل بین پایداری نتایج، دقت طبقه‌بندی و زمان پردازش انتخاب شدند (Breiman, 2001; Belgiu & Drăguţ, 2016). برای هر سال از دوره مورد بررسی، مدل به‌صورت مستقل اجرا و نقشه کاربری و پوشش اراضی تولید شد. به‌منظور ارزیابی سهم نسبی متغیرهای ورودی در عملکرد مدل، اهمیت متغیرها بر اساس معیار کاهش ناخالصی جینی (Mean Decrease in Gini) که یکی از خروجی‌های داخلی الگوریتم جنگل تصادفی است، برای سال ۲۰۲۵ محاسبه شد. در این روش، اهمیت هر متغیر به‌صورت مجموع وزنی کاهش ناخالصی گره‌هایی تعریف می‌شود که آن متغیر برای انجام تقسیم‌بندی در آن‌ها به‌کار رفته است:

رابطه ۱

$$FI_j = \sum_{t \in T}^{d} \frac{N_t}{N} . \Delta i_t(j)$$

که در آن FIj اهمیت متغیر j، Nt تعداد نمونه‌های گره t، N کل نمونه‌ها، و Δit(j) مقدار کاهش ناخالصی (بر اساس شاخص جینی) ناشی از استفاده از متغیر j در گره t است.

این تحلیل امکان ارزیابی سهم نسبی باندهای طیفی، شاخص‌های طیفی و متغیرهای توپوگرافی را در فرآیند طبقه‌بندی کاربری و پوشش اراضی فراهم می‌کند. با توجه به اینکه هدف اصلی این پژوهش، شناسایی تاکستان‌های انگور سیاه در جدیدترین وضعیت منطقه بود، تحلیل اهمیت متغیرها برای سال ۲۰۲۵، به‌عنوان آخرین سال دوره زمانی مورد بررسی، انجام شد. نتایج این تحلیل برای شناسایی مؤثرترین متغیرهای ورودی در تفکیک تاکستان‌های انگور سیاه و تبیین نقش نسبی هر یک از متغیرها در عملکرد مدل مورد استفاده قرار گرفت. پس‌پردازش و ارزیابی صحت طبقه‌بندی تصاویر برای ارزیابی دقت طبقه‌بندی، از ماتریس خطا و مجموعه‌ای از شاخص‌های استاندارد شامل صحت کل (Overall Accuracy – OA)، ضریب کاپا (Kappa Coefficient – KC)، صحت تولیدکننده (Producer's Accuracy – PA)، صحت کاربر (User's Accuracy – UA) و معیار F1 (F1-score) استفاده شد (روابط ۲ تا ۳). این شاخص‌ها به‌صورت مکمل، هم توانایی مدل در بازتولید واقعیت زمینی و هم قابلیت اعتماد نقشه نهایی را ارزیابی می‌کنند. به‌منظور کاهش نویز مکانی (اغتشاش مکانی) و حذف پیکسل‌های منفرد ناشی از خطای طبقه‌بندی، از فیلتر اکثریت (Majority filter) با پنجره ۳×۳ استفاده شد. این اندازه پنجره موجب ایجاد تعادل بین حذف پیکسل‌های پراکنده و حفظ مرزها و جزئیات مکانی کلاس‌ها می‌شود (Baumann et al., 2015).

رابطه ۲

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^{r} X_{ii}}{N}$$

رابطه ۳

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^{r} X_{ii} - \sum_{i=1}^{r} (X_{i+} \times X_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^{r} (X_{i+} \times X_{+i})}$$

رابطه ۴

$$PA\% = \frac{\text{Number of correctly classified pixels of a particular class}}{\text{Number of reference pixels of the same class}} \times 100$$

رابطه ۵

$$UA\% = \frac{\text{Number of correctly classified pixels of a particular class}}{\text{Number of classified pixels in the class}} \times 100$$

رابطه ۶

$$F1 - score = 2 \times \frac{PA \times UA}{PA + UA}$$

آشکارسازی تغییرات کاربری و تحلیل گسترش تاکستان‌ها

برای تحلیل تغییرات کاربری اراضی و بررسی روند توسعه تاکستان‌های انگور سیاه، از روش مقایسه پس از طبقه‌بندی استفاده شد. این روش یکی از دقیق‌ترین رویکردهای آشکارسازی تغییرات محسوب می‌شود، زیرا تغییرات بین دو یا چند زمان را بر اساس نقشه‌های طبقه‌بندی‌شده مستقل کمی‌سازی می‌کند. در این مرحله، نقشه‌های سال ۲۰۱۶ و ۲۰۲۵ در محیط Arc GIS و با استفاده از ابزار Confusion Matrix (Grid-based) مقایسه شدند (Conrad *et al.*, 2015). این تحلیل امکان استخراج ماتریس انتقال و تعیین سهم هر یک از کلاس‌های اولیه در توسعه تاکستان‌ها را فراهم کرد. به‌طور خاص، مقدار تبدیل جنگل‌های انبوه، جنگل‌های تنک، مراتع، اراضی کشاورزی و اراضی بایر به تاکستان‌های انگور سیاه محاسبه شد. همچنین نرخ رشد سالانه (Annual Growth Rate) (رابطه ۶) و نرخ رشد سالانه مرکب (Compound Annual Growth Rate) (رابطه ۷) برای بررسی روند تغییرات سطح زیرکشت تاکستان‌ها در طول دوره مورد بررسی محاسبه شد (Brealey *et al.*, 2011). این چارچوب امکان تحلیل هم‌زمان بعد مکانی و زمانی تغییرات کاربری را فراهم کرده و نقش جنگل‌های زاگرس در فرآیند گسترش تاکستان‌های انگور سیاه را به‌صورت کمی مشخص می‌سازد.

رابطه ۷

$$AGR\ (\%) = \frac{A_t}{A_{t-1}} \times 100$$

رابطه ۸

$$CAGR\ (\%) = \left[\left(\frac{A_n}{A_0}\right)^n - 1\right] \times 100$$

در این روابط A_t مساحت تاکستان‌ها در سال مورد نظر، A_{t-1} مساحت تاکستان‌ها در سال قبل، A_0 و A_n به ترتیب مساحت تاکستان‌ها در سال‌های آغازین و پایانی دوره زمانی مورد بررسی و n تعداد سال‌های بین دو زمان است (در اینجا n = ۹).

نتایج

نتایج طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای Sentinel-2

نتایج ارزیابی دقت طبقه‌بندی مبتنی بر داده‌های سنتینل-۲ در جدول ۱ ارائه شده است. بر اساس نتایج، الگوریتم جنگل تصادفی عملکرد بسیار مطلوبی در تفکیک کلاس‌های کاربری و پوشش اراضی در تمامی سال‌های مورد بررسی نشان داد. مقدار صحت کل در دوره ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۵ بین ۹۳/۶ تا ۹۴/۸ درصد متغیر بود، درحالی‌که ضریب کاپا در بازه ۰/۹۱۶ تا ۰/۹۳۲ قرار داشت. بیشترین مقدار صحت کل و ضریب کاپا به ترتیب در سال ۲۰۲۰ (۹۴/۸ درصد و ۰/۹۳۲) مشاهده شد که بیانگر بالاترین سطح توافق بین نتایج طبقه‌بندی و داده‌های مرجع در طول دوره مورد بررسی است. در مقابل، کمترین مقادیر مربوط به سال ۲۰۱۶ با صحت کل ۹۳/۶ درصد و ضریب کاپا ۰/۹۱۶ بود. با این حال، حتی در این سال نیز مقادیر دقت در سطح بسیار مطلوب قرار داشتند.

جدول ۱- شاخص‌های کلی ارزیابی دقت طبقه‌بندی مبتنی بر سنتینل-۲

Table 1. Overall accuracy assessment indices of Sentinel-2 based classification

Year	Overall accuracy	Kappa coefficient	Year	Overall accuracy	Kappa coefficient
2016	0.936	0.916	2021	0.945	0.928
2017	0.946	0.929	2022	0.940	0.922
2018	0.943	0.925	2023	0.945	0.930
2019	0.947	0.931	2024	0.946	0.930
2020	0.948	0.932	2025	0.945	0.929

به‌منظور بررسی عملکرد مدل در مراحل ابتدایی و انتهایی دوره مورد بررسی، ماتریس خطای طبقه‌بندی برای سال‌های ۲۰۱۶ و ۲۰۲۵ به‌عنوان سال‌های نماینده در جدول ۲ و جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۲- ماتریس خطای طبقه‌بندی پوشش اراضی سال ۲۰۱۶

Table 2. Confusion matrix of the 2016 land cover classification

		Classification								
		Vineyards	Dense Forest	Sparse Forest	Cropland	Rangeland	Built-up Area	Water Bodies	Barren Land	Total
Reference data	Vineyards	1773	1	15	30	3	0	0	0	1822
	Dense Forest	11	278	4	1	0	0	0	0	294
	Sparse Forest	65	2	627	3	1	0	0	3	701
	Cropland	128	0	2	601	0	0	1	0	732
	Rangeland	7	4	0	3	469	0	0	0	483
	Built-up Area	3	0	0	0	0	54	1	0	58
	Water Bodies	10	0	1	0	0	0	499	0	540
	Barren Land	0	0	0	0	0	0	2	68	70
	Total	1997	285	649	638	473	54	503	71	4670

جدول ۳- ماتریس خطای طبقه‌بندی پوشش اراضی سال ۲۰۲۵

Table 3. Confusion matrix of the 2025 land cover classification

		Classification								
		Vineyards	Dense Forest	Sparse Forest	Cropland	Rangeland	Built-up Area	Water Bodies	Barren Land	Total
Reference data	Vineyards	1730	4	12	4	2	0	0	0	1752
	Dense Forest	12	284	7	0	0	0	0	0	303
	Sparse Forest	24	2	609	0	8	0	0	2	645
	Cropland	134	0	6	620	0	0	0	0	760
	Rangeland	4	1	0	0	505	1	0	1	512
	Built-up Area	2	0	0	0	0	56	0	0	58
	Water Bodies	18	0	0	4	0	0	511	0	533
	Barren Land	0	0	0	2	1	0	1	54	58
	Total	1924	291	634	630	516	57	512	57	4621

نتایج ارزیابی دقت کلاس انگور سیاه در طبقه‌بندی مبتنی بر داده‌های سنتینل-۲ طی دوره ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۵ در جدول ۴ ارائه شده است. بر اساس این نتایج، مقدار دقت تولیدکننده در بازه ۰/۹۷۲ تا ۰/۹۸۷ و دقت کاربر در بازه ۰/۸۸۸ تا ۰/۹۲۱ متغیر بوده است که نشان‌دهنده عملکرد مناسب مدل در شناسایی و تفکیک این کلاس از دیگر کاربری‌ها است. شاخص F1-score نیز به‌عنوان معیار ترکیبی دقت و فراخوانی، در بازه ۰/۹۲۹ تا ۰/۹۴۷ تغییر کرده است. بیشترین مقدار این شاخص در سال ۲۰۲۰ (۰/۹۴۷) مشاهده شد، درحالی‌که کمترین مقدار مربوط به سال ۲۰۱۶ (۰/۹۲۹) است. این نتایج بیانگر آن است که مدل در طول دوره مورد بررسی از ثبات عملکرد بالایی برخوردار بوده و توانسته است بین خطای حذف و خطای اضافه در طبقه انگور سیاه تعادل مناسبی برقرار کند.

جدول ۴- شاخص‌های دقت کلاس انگور سیاه در طبقه‌بندی مبتنی بر سنتینل-۲

Table 4. Accuracy indices for the *Vitis vinifera* L. class in Sentinel-2 based classification

Year	Producer's Accuracy	User's Accuracy	F1-score	Year	Producer's Accuracy	User's Accuracy	F1-score
2016	0.973	0.888	0.929	2021	0.976	0.905	0939
2017	0.972	0.909	0.939	2022	0.982	0.890	0.934
2018	0.977	0.905	0.940	2023	0.975	0.913	0.943
2019	0.980	0.909	0.943	2024	0.986	0.907	0.945
2020	0.975	0.921	0.947	2025	0.987	0.899	0.941

نتایج تحلیل اهمیت متغیرها

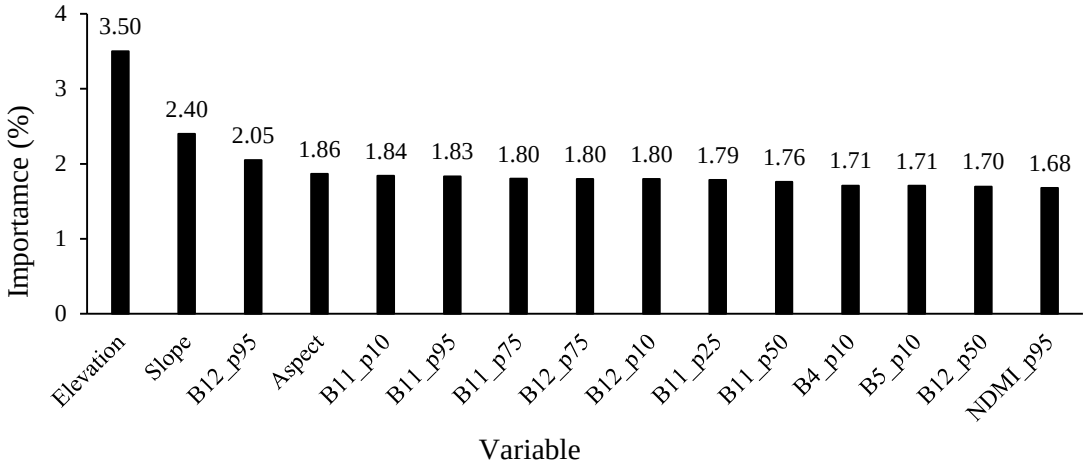
به‌منظور سهولت نمایش، در شکل ۲ تنها ۱۵ متغیر با بیشترین اهمیت ارائه شده‌اند، درحالیکه تحلیل اهمیت متغیرها بر اساس تمامی ۶۳ متغیر ورودی مورد استفاده در آموزش مدل انجام شده است. نتایج تحلیل اهمیت متغیرها نشان داد که متغیرهای توپوگرافی بیشترین سهم را در عملکرد مدل داشته‌اند؛ به‌طوری‌که ارتفاع (DEM) با مقدار ۳/۵۰ و شیب با مقدار ۲/۴۰ به‌ترتیب مهم‌ترین متغیرهای ورودی بودند. در میان متغیرهای طیفی، باندهای مادون قرمز موج کوتاه (B11) و (B12) و (در صدک‌های مختلف زمانی P10) تا (P95) از اهمیت بالایی برخوردار بودند. همچنین، شاخص تفاضلی نرمال‌شده رطوبت (NDMI)، به‌ویژه در صدک‌های بالاتر (NDMI_P75) و (NDMI_P95) در زمره متغیرهای مهم قرار گرفت. علاوه بر این، باندهای لبه قرمز (B5) و (B7) تا شاخص تفاضلی نرمال‌شده لبه قرمز (NDRE) نیز از متغیرهای با اهمیت بالا بودند، درحالی‌که باندهای مرئی (B2 تا B4) و برخی صدک‌های پایین‌تر زمانی، اهمیت کمتری در تفکیک کلاس‌ها نشان دادند. بررسی اهمیت صدک‌های زمانی نیز نشان داد که صدک‌های میانی و بالاتر، به‌ویژه P50 وP75 ، نسبت به صدک‌های پایین‌تر نقش مؤثرتری در عملکرد مدل داشته‌اند.

نقشه‌های طبقه‌بندی

نقشه‌های کاربری و پوشش اراضی برای بازه زمانی ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۵ تهیه شد که نقشه‌های سال‌های ابتدا (۲۰۱۶) و انتها (۲۰۲۵) در شکل ۳ ارائه شده‌اند. این نقشه‌ها توزیع مکانی کلاس‌ها را در ابتدا و انتهای دوره نشان داده و مبنای تحلیل تغییرات زمانی-مکانی، به‌ویژه در اراضی انگور سیاه، قرار گرفتند.

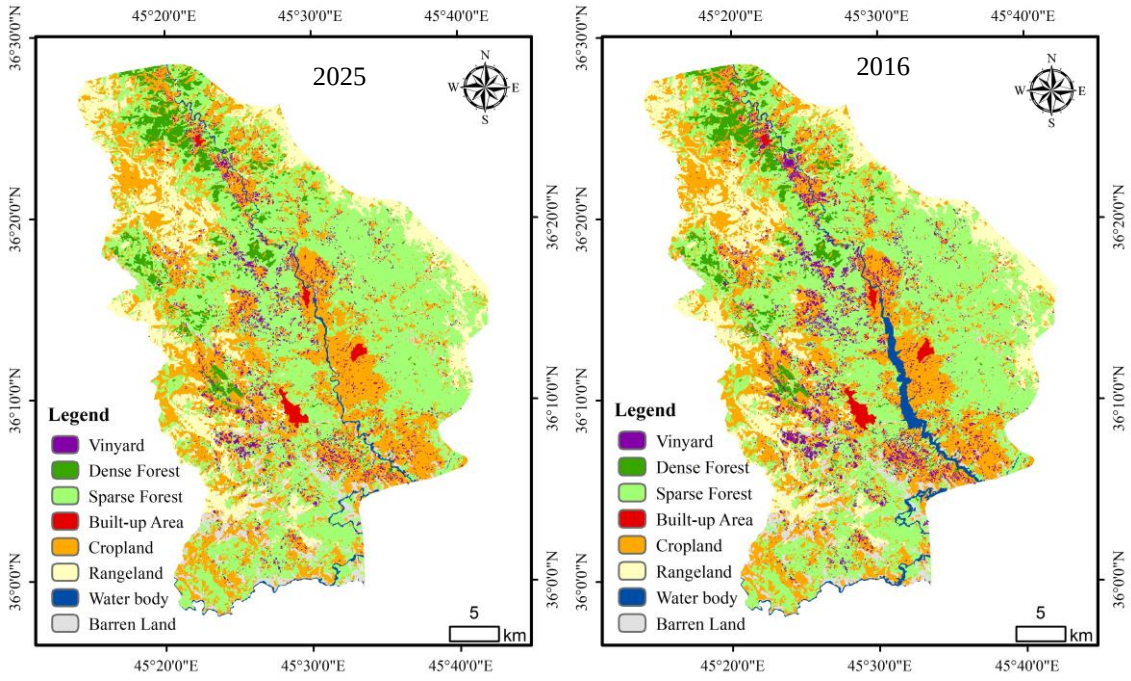
تحلیل روند زمانی تغییرات مساحت تاکستان‌ها

نتایج حاصل از طبقه‌بندی تصاویر سنتینل-۲ نشان‌دهنده روند افزایشی مستمر در سطح زیر کشت انگور سیاه شهرستان سردشت طی دوره ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۵ است (شکل ۴) مساحت این اراضی از ۵۸۲۰/۵ هکتار در سال ۲۰۱۶ به ۸۰۷۴/۷ هکتار در سال ۲۰۲۵ افزایش یافته که معادل ۳۸/۷ درصد رشد کلی و نرخ رشد سالانه مرکب ۳/۷ درصد در این بازه زمانی است.



شکل ۲- اهمیت ۱۵ متغیر برتر در طبقه‌بندی پوشش اراضی مبتنی بر الگوریتم جنگل تصادفی (سال ۲۰۲۵)

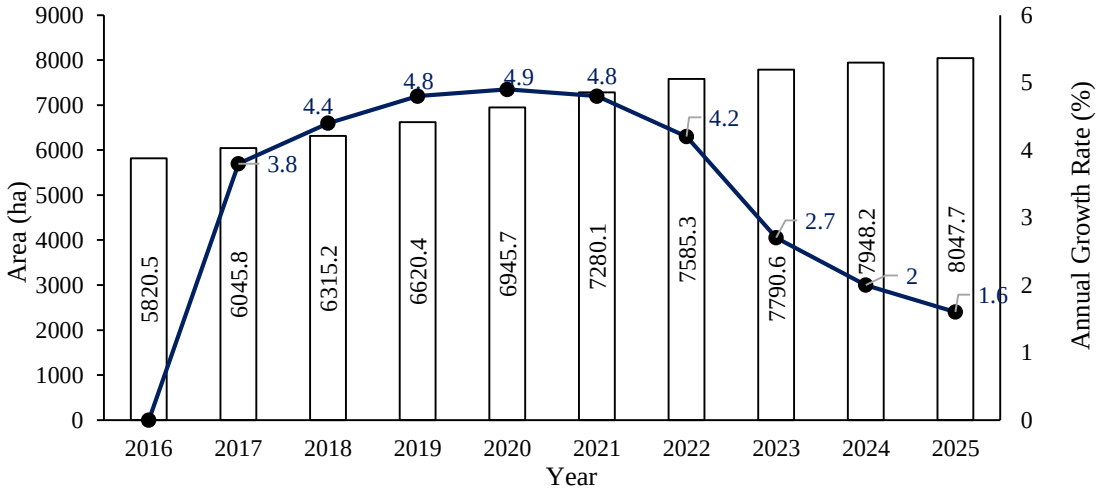
Figure 2. Importance of the top 15 variables in land cover classification using the Random Forest algorithm (2025)



شکل ۳- نقشه کاربری و پوشش اراضی منطقه مورد بررسی در سال ۲۰۱۶ (سمت راست) و سال ۲۰۲۵ (سمت چپ)

Figure 3. Land Use and Land Cover (LULC) maps of the study area in 2016 (right) and 2025 (left)

تحلیل روند تغییرات سالانه، دو مرحله متمایز را در توسعه تاکستان‌ها نشان می‌دهد. در مرحله نخست (۲۰۱۶ تا ۲۰۲۲)، مساحت باغات با نرخ سالانه ۴ تا ۵ درصد از ۵۸۲۰/۵ هکتار به ۷۵۸۵/۳ هکتار رسید. بیشترین نرخ رشد سالانه در این بازه مربوط به دوره‌های ۲۰۱۹-۲۰۲۰ (۴/۹ درصد) و ۲۰۲۰-۲۰۲۱ (۴/۸ درصد) ثبت شد. در مرحله دوم (۲۰۲۳ تا ۲۰۲۵)، اگرچه روند افزایشی تداوم داشت، اما آهنگ رشد به کمتر از ۳ درصد کاهش یافت؛ به‌طوری‌که در سال‌های ۲۰۲۴ و ۲۰۲۵ به‌ترتیب نرخ رشد ۲/۰ و ۱/۶ درصد مشاهده شد.



شکل ۴- پویایی زمانی گسترش مساحت تاکستان‌های انگور و نرخ‌های رشد سالانه از سال ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۵

Figure 4. Temporal dynamics of grapevine vineyard area expansion and annual growth rates from 2016 to 2025

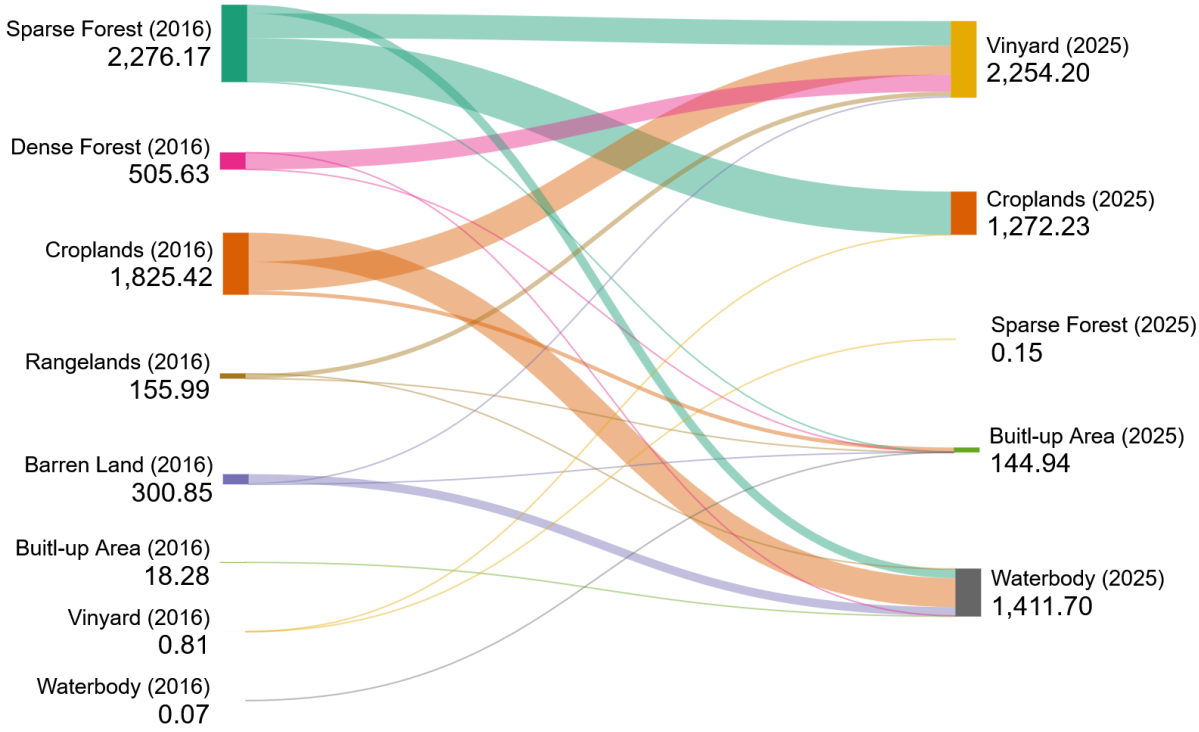
منشأ تغییرات و توسعه تاکستان‌های انگور سیاه

نتایج حاصل از تحلیل ماتریس تغییرات و نمودار سانکی (شکل ۵)، پویایی گسترده‌ای را در کاربری اراضی منطقه بین سال‌های ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۵ نشان می‌دهد. یکی از بارزترین تغییرات، روند گسترش تاکستان‌های انگور است. مجموعاً ۲۲۵۴/۲ هکتار از سایر کاربری‌ها به تاکستان تبدیل شده‌اند که بیشترین سهم در این توسعه مربوط به تبدیل اراضی کشاورزی (۸۵۵/۶ هکتار)، جنگل‌های تنک (۷۲۲/۳ هکتار) و جنگل‌های انبوه (۴۹۸/۹ هکتار) بود. همچنین، مقادیر کمتری از مراتع (۱۳۲/۳ هکتار) و زمین‌های بایر (۴۵/۱ هکتار) نیز به این کاربری تغییر یافته‌اند.

در رابطه با پوشش‌های جنگلی، روند تبدیل این اراضی به کاربری‌های دیگر به‌ویژه در رده جنگل‌های تنک مشهود است. بیشترین مقدار تبدیل در این کلاس، مربوط به تغییر کاربری جنگل‌های تنک به اراضی کشاورزی (۱۲۷۱/۵۷ هکتار) و تاکستان‌ها (۷۲۲/۳ هکتار) بود. در مورد جنگل‌های انبوه، حدود ۴۹۸/۹ هکتار از این پوشش به تاکستان‌ها تبدیل شد که نشان‌دهنده فشار توسعه تاکستان‌ها بر محیط‌های جنگلی متراکم است. علاوه بر این، تبدیل اراضی کشاورزی به پهنه‌های آبی (۸۵۵/۵۹ هکتار) و تبدیل زمین‌های بایر به سطوح آبی (۲۵۳/۱۲ هکتار) از دیگر تغییرات قابل توجه در این بازه زمانی گزارش شده است.

بحث

یافته‌های این پژوهش نشان داد که تلفیق داده‌های سری زمانی سنجنده Sentinel-2 با الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی در بستر پردازش ابری Google Earth Engine، رویکردی کارآمد و قابل اتکا برای نقشه‌برداری دقیق تاکستان‌های انگور سیاه در چشم‌اندازهای ناهمگن و کوهستانی است. دستیابی به صحت کلی در بازه ۹۳/۶ تا ۹۴/۸ درصد بیانگر عملکرد قوی مدل در تفکیک کلاس‌های پیچیده پوشش و کاربری اراضی است و از آستانه‌های متداول در پژوهش‌های سنجش‌ازدور کشاورزی فراتر می‌رود (Schulz *et al.*, 2022; Lillesand *et al.*, 2015). یکی از عوامل مهم در بهبود کیفیت داده‌های مرجع، استفاده از تصاویر با قدرت تفکیک مکانی بالا (PlanetScope) با تفکیک حدود ۳ متر به‌عنوان منبع کمکی در تفسیر و صحت‌سنجی نمونه‌ها بوده است.



شکل ۵- نمودار سانکی نمایش‌دهنده تغییرات کاربری و پوشش زمین از سال ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۵ (جریان‌ها بیانگر مساحت تبدیل‌شده (بر حسب هکتار) از هر کلاس مبدأ در سال ۲۰۱۶ به کلاس مقصد متناظر آن در سال ۲۰۲۵ هستند)

Figure 5. Sankey diagram illustrating land use and land cover transitions from 2016 to 2025. (The flows represent the converted area (ha) from each source class in 2016 to its target class in 2025)

در مناطق کوهستانی مانند سردشت که الگوهای کاربری زمین به‌صورت قطعات کوچک و خرد توسعه یافته‌اند، تصاویر Sentinel-2 با قدرت تفکیک ۱۰ تا ۲۰ متر می‌توانند با چالش آمیختگی پیکسلی مواجه شوند. در این شرایط، تصاویر PlanetScope به‌عنوان یک منبع کمکی برای تفسیر بصری و بهبود دقت برچسب‌گذاری نمونه‌ها مورد استفاده قرار گرفته‌اند، به‌گونه‌ای که به افزایش خلوص نمونه‌های آموزشی و کاهش خطای تفسیر کمک کرده‌اند (Shendryk *et al.*, 2019; Marta, 2018). این موضوع به‌ویژه در تفکیک باغات دائمی از جنگل‌های تنک اهمیت دارد، زیرا شباهت‌های طیفی میان این کلاس‌ها یکی از چالش‌های اصلی در طبقه‌بندی پوشش زمین محسوب می‌شود.

از منظر مقایسه با پژوهش‌های پیشین، نتایج این پژوهش هم‌راستا با پژوهش‌های Pan و همکاران (۲۰۲۱) و Zhang و همکاران (۲۰۲۲) است که نشان دادند باندهای لبه قرمز (Red Edge) و مادون‌قرمز موج کوتاه (SWIR) نقش تعیین‌کننده‌ای در تفکیک محصولات دائمی و پوشش‌های گیاهی پیچیده دارند. این باندها به‌دلیل حساسیت بالا به تغییرات کلروفیل و محتوای آب گیاه، توانایی بالاتری نسبت به باندهای مرئی در تفکیک پوشش‌های مشابه دارند (Clevers & Gitelson, 2013; Holzman *et al.*, 2021). در مقایسه با پژوهش‌های داخلی مبتنی بر داده‌های Landsat، عملکرد مدل حاضر به‌طور معناداری بالاتر است. دلیل اصلی این اختلاف، هم به افزایش تفکیک مکانی Sentinel-2 و هم به وجود باندهای اختصاصی Red Edge باز می‌گردد که در محصولات ماهواره‌ای نسل قبلی وجود نداشتند (Shah-Hosseini *et al.*, 2021). علاوه بر این، همان‌طور که Maffei و همکاران (۲۰۲۵) اشاره کرده‌اند، یکی از چالش‌های اساسی در مناطق زاگرس، شباهت

طیفی میان تاکستان‌ها و جنگل‌های تنک بلوط است. در این تحقیق، ترکیب شاخص‌های رطوبتی (NDMI) و داده‌های PlanetScope موجب کاهش این عدم‌قطعیت شده و جداسازی کلاس‌ها را بهبود داده است.

تحلیل ویژگی‌های زمانی مبتنی بر صدک‌ها نشان داد که صدک‌های میانی و بالایی (به‌ویژه P50 و P75) بیشترین نقش را در افزایش دقت طبقه‌بندی دارند. این امر نشان می‌دهد که اطلاعات مربوط به اوج فصل رشد و مرحله بلوغ فنولوژیک، بیشترین قدرت تفکیک را میان کلاس‌های مختلف ایجاد می‌کند (Hu *et al.*, 2020). استفاده از آمارهای صدکی به جای تصاویر تک‌زمانه، علاوه بر کاهش نویز ناشی از ابر و نوسانات جوی، موجب تثبیت سیگنال فنولوژیک و افزایش پایداری ویژگی‌ها در طول زمان شده است (Fernandes Filho *et al.*, 2024; Liu *et al.*, 2024). برتری صدک‌های میانی و بالایی را می‌توان به تفاوت الگوی رشد و حداکثر فعالیت زیستی کلاس‌های مختلف نسبت داد. در منطقه مورد بررسی، تاکستان‌های انگور سیاه در اواسط و اواخر فصل رشد دارای مقادیر بالاتر شاخص‌های پوشش گیاهی و رطوبتی بوده و الگوی فنولوژیک متمایزی نسبت به جنگل‌های تنک، اراضی کشاورزی و مراتع از خود نشان می‌دهند. در مقابل، در مراحل ابتدایی فصل رشد، همپوشانی طیفی بیشتری میان این کلاس‌ها وجود دارد که موجب کاهش قدرت تفکیک صدک‌های پایین‌تر می‌شود. بنابراین، صدک‌های P50 و P75 قادرند دوره‌ای از فصل رشد را بازنمایی کنند که تفاوت‌های ساختاری و عملکردی پوشش‌ها به حداکثر می‌رسد و در نتیجه بیشترین اطلاعات تفکیکی را در اختیار الگوریتم طبقه‌بندی قرار می‌دهند.

این نتایج همچنین نشان می‌دهد که استفاده از یک چارچوب ویژگی‌سازی فنولوژیک مبتنی بر توزیع زمانی مشاهدات، نسبت به رویکردهای متداول مبتنی بر تصاویر منفرد یا ترکیبات زمانی ساده، توانایی بیشتری در تفکیک کلاس‌های دارای شباهت طیفی دارد. اهمیت بالای ویژگی‌های صدکی در کنار متغیرهای توپوگرافی بیانگر آن است که ترکیب اطلاعات فنولوژیک و محیطی می‌تواند محدودیت‌های ناشی از ناهمگنی مکانی و پیچیدگی توپوگرافی را در مناطق کوهستانی کاهش داده و نقشه‌برداری دقیق‌تری از کاربری و پوشش اراضی فراهم سازد.

از نظر زمانی–مکانی، استفاده از مجموعه داده‌های پیوسته سالانه طی دوره ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۵ امکان تحلیل نظام‌مند روندهای بلندمدت تغییرات تاکستان‌های انگور سیاه را فراهم ساخت. این رویکرد، در مقایسه با پژوهش‌های مقطعی، توانایی بالاتری در آشکارسازی الگوهای واقعی تغییرات کاربری و تفکیک مراحل مختلف توسعه دارد و نشان داد که رشد تاکستان‌ها دارای دو فاز متمایز شامل مرحله شتابان و مرحله تعدیل‌شده بوده است. در این دوره، سطح زیر کشت تاکستان‌ها با افزایش ۳۸/۷ درصدی همراه بوده که بیانگر تغییر قابل توجه در الگوی کاربری اراضی منطقه طی دوره مورد زمانی مورد بررسی است. این روند با نتایج مطالعات مشابه در مناطق کوهستانی هم‌راستا بوده و در برخی پژوهش‌ها به عواملی مانند انگیزه‌های اقتصادی، سیاست‌های کشاورزی و محدودیت‌های بوم‌شناختی نسبت داده شده است (Romeo *et al.*, 2021; Huber *et al.*, 2013). با این حال، بررسی مستقیم نقش این عوامل خارج از دامنه این پژوهش بوده است.

تحلیل روند زمانی همچنین وجود دو فاز متمایز در توسعه تاکستان‌ها را آشکار ساخت: یک فاز رشد شتابان در بازه ۲۰۱۶–۲۰۲۲ و یک فاز تعدیل‌یافته در دوره ۲۰۲۳–۲۰۲۵. فاز نخست با نرخ توسعه بالا مشخص می‌شود که می‌توان آن را ناشی از هم‌افزایی چند عامل از جمله انگیزه‌های اقتصادی، افزایش تقاضا برای محصولات باغی و سهولت نسبی در تبدیل کاربری اراضی مستعد به باغات انگور تبیین کرد. علاوه بر این، سازگاری بوم‌شناسی بالای انگور سیاه با شرایط اقلیمی منطقه و وابستگی نسبتاً پایین برخی از تاکستان‌ها به آبیاری مصنوعی، نقش مهمی در تقویت این روند داشته است. در شرایطی که محدودیت منابع آب و وقوع دوره‌های خشکسالی در منطقه مشهود است، توسعه تاکستان‌های دیم می‌تواند به‌عنوان یک راهبرد سازگارتر و کم‌ریسک‌تر برای معیشت محلی نسبت به برخی محصولات زراعی یا باغی پرمصرف آب تلقی شود. در این فاز، توسعه عمدتاً در اراضی با محدودیت توپوگرافی کمتر

و قابلیت بوم‌شناسی بالاتر متمرکز بوده است (Huber *et al.*, 2013). در مقابل، فاز دوم (۲۰۲۳–۲۰۲۵) با کاهش نرخ رشد سالانه همراه بوده که می‌تواند نشان‌دهنده ورود سیستم به مرحله اشباع نسبی در دسترسی به اراضی مناسب باشد. این کاهش احتمالاً ناشی از ترکیبی از عوامل محدودکننده شامل کاهش اراضی مستعد باقی‌مانده، افزایش هزینه‌های تبدیل و آماده‌سازی زمین در شیب‌های بالاتر، ملاحظات زیست‌محیطی و همچنین تغییرات احتمالی در سیاست‌های مدیریت و بهره‌برداری از اراضی کشاورزی است (Lin *et al.*, 2022). با این حال، تفکیک سهم دقیق هر یک از این عوامل در کنترل روند توسعه تاکستان‌ها نیازمند داده‌های مستقل اقتصادی، نهادی و اجتماعی است که در چارچوب این پژوهش قابل دسترسی نبوده و خارج از دامنه تحلیل حاضر قرار می‌گیرد.

از نظر تغییرات کاربری، نتایج نشان داد که بخش عمده توسعه تاکستان‌ها ناشی از تبدیل اراضی زراعی و سپس جنگل‌های تنک و انبوه بوده است. این یافته بیانگر یک فرآیند تشدید کشاورزی همراه با تغییر کاربری از زیست‌بوم‌های طبیعی است که در بسیاری از مناطق زاگرس نیز گزارش شده است (Beygi Heidarlou *et al.*, 2023). چنین الگویی پیامدهای بوم‌شناسی مهمی از جمله تکه‌تکه شدن زیستگاه، افزایش اثرات لبه و کاهش ظرفیت ترسیب کربن دارد (Lambin & Meyfroidt, 2011).

در نهایت، محدودیت‌های این پژوهش عمدتاً به ماهیت داده‌های سنجش از دور و عدم ورود متغیرهای اجتماعی–اقتصادی بازمی‌گردد. با وجود استفاده از داده‌های چندمنبعی و نمونه‌برداری دقیق، عدم دسترسی به اطلاعات مالکیت، سیاست‌های محلی و داده‌های اقتصادی می‌تواند بخشی از تبیین محرک‌های تغییر را محدود کند. همچنین، تحلیل تغییرات بر پایه مقایسه نقشه‌های طبقه‌بندی‌شده انجام شده است؛ ازاین‌رو، انتشار خطای طبقه‌بندی (Error Propagation) بین نقشه‌های سال‌های مختلف می‌تواند بر برآورد نهایی تغییرات اثرگذار باشد. با این حال، با توجه به مقادیر بالای شاخص‌های ارزیابی دقت در تمامی سال‌ها، انتظار می‌رود تأثیر این عدم قطعیت بر روندهای کلی تغییرات محدود باشد. بنابراین، ترکیب مدل‌های سنجش از دور با تحلیل‌های مکانی–اجتماعی در پژوهش‌های آینده می‌تواند درک جامع‌تری از پویایی تغییرات کاربری اراضی در مناطق کوهستانی ارائه دهد.

نتیجه‌گیری

این پژوهش با هدف پاسخگویی به چالش‌های نقشه‌برداری و پایش تغییرات تاکستان‌های انگور سیاه در منطقه کوهستانی سردشت انجام شد و نتایج آن پاسخ‌های روشنی به پرسش‌های اساسی تحقیق ارائه داد.

در پاسخ به پرسش اول پیرامون کارایی داده‌های سنجش‌ازدور، نتایج نشان داد که ترکیب داده‌های چندزمانه Sentinel-2 و PlanetScope در بستر گوگل ارث انجین، پتانسیل بسیار بالایی در تولید نقشه‌های دقیق اراضی دارد. دستیابی به صحت کلی بیش از ۹۳ درصد و ضریب کاپا ۰/۹۱، نشان‌دهنده قابلیت اطمینان بالای این رویکرد در تفکیک فنولوژیک تاکستان‌ها است. در این میان، متغیرهای توپوگرافی (ارتفاع و شیب) در کنار شاخص‌های طیفی NDMI و باندهای لبه‌قرمز، کلیدی‌ترین نقش را در بهبود دقت طبقه‌بندی ایفا کردند.

در رابطه با پرسش دوم مبنی بر روند گسترش، یافته‌ها حاکی از یک روند صعودی و توسعه فیزیکی سریع در منطقه است؛ به‌طوری‌که مساحت تاکستان‌ها با رشد ۳۸/۷ درصدی، از ۵۸۲۰ هکتار در سال ۲۰۱۶ به ۸۰۷۴ هکتار در سال ۲۰۲۵ افزایش یافته است. این الگوی مکانی نشان‌دهنده غلبه رویکرد توسعه باغات انگور سیاه در ساختار اقتصادی–کشاورزی شهرستان سردشت طی دهه اخیر است.

در نهایت، در پاسخ به پرسش سوم درباره منشأ تغییرات، تحلیل ماتریس تغییرات نشان داد که طی دوره ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۵، در مجموع ۲۲۵۴/۲ هکتار از دیگر کاربری‌ها به تاکستان تبدیل شده است که ۸۵۵/۶ هکتار آن از اراضی کشاورزی، ۷۲۲/۳ هکتار از جنگل‌های تنک و ۴۹۸/۹ هکتار از جنگل‌های انبوه تأمین شده است. این نتایج نشان می‌دهد که علاوه بر تبدیل اراضی کشاورزی، ۱۲۲۱/۲ هکتار از توسعه تاکستان‌ها (معادل حدود ۵۴/۲ درصد از کل توسعه) از طریق تبدیل مستقیم جنگل‌های انبوه و تنک زاگرس انجام شده است

که بیانگر فشار قابل توجه توسعه باغات بر زیست‌بوم‌های جنگلی منطقه است.

بر این اساس پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های آتی برای ارتقای دقت، از الگوریتم‌های یادگیری عمیق (CNN و LSTM) و تلفیق داده‌های راداری–اپتیکی برای مدل‌سازی عدم‌قطعیت استفاده شود. همچنین از جنبه اجرایی، ضروری است نهادهای متولی با بهره‌گیری از این نقشه‌های دقیق، سیاست‌های حفاظتی سخت‌گیرانه‌ای را برای جلوگیری از تخریب اراضی جنگلی و هدایت توسعه باغات به سمت پهنه‌های مستعد و پایدار تدوین نمایند تا تعادل میان بهره‌برداری اقتصادی و حفظ ذخیره‌گاه‌های زیستی زاگرس برقرار شود.

سپاسگزاری

نوشتار حاضر مستخرج از طرح پژوهشی با کد ۱۴۰۴/م/۰۰۱ است که با حمایت معاونت پژوهشی و فناوری دانشگاه ارومیه انجام شده است. بدین‌وسیله، نویسندگان مراتب سپاس و قدردانی خود را از این معاونت محترم ابراز می‌دارند.

References

– Abdali, E., Valadan Zoej, M.J., Taheri Dehkordi, A. and Ghaderpour, E., 2023. A parallel-cascaded ensemble of machine learning models for crop type classification in Google Earth Engine using multi-temporal Sentinel-1/2 and Landsat-8/9 remote sensing data. Remote Sensing, 16(1): 127.

– Acharki, S., 2022. PlanetScope contributions compared to Sentinel-2 and Landsat-8 for LULC mapping. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 27: 100774.

– Akbari, E., Darvishi Boloorani, A., Neysani Samany, N., Hamzeh, S., Soufizadeh, S. and Pignatti, S., 2020. Crop mapping using random forest and particle swarm optimization based on multi-temporal Sentinel-2. Remote Sensing, 12(9): 1449.

– Amiri, T., Banj Shafiei, A., Erfanian, M., Hosseinzadeh, O. and Beygi Heidarlou, H., 2022. Using forest fire experts' opinions and GIS/remote sensing techniques in locating forest fire lookout towers. Applied Geomatics, 15(1): 45-59.

– Bakeshlou, H., Pirouzifard, M.K., Alizadeh, M. and Amiri, S., 2020. Investigation of non-enzymatic browning characteristics of Sardasht black grape juice concentrate using Response Surface Methodology. Journal of Food Science and Technology, 16(97): 127-136 (In Persian).

– Baumann, M., Radeloff, V.C., Avedian, V. and Kuemmerle, T., 2015. Land-use change in the Caucasus during and after the Nagorno-Karabakh conflict. Regional Environmental Change, 15: 1703-1716.

– Belgiu, M. and Drăguţ, L., 2016. Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 114: 24-31.

– Beygi Heidarlou, H., Banj Shafiei, A., Erfanian, M., Tayyebi, A. and Alijanpour, A., 2019. Effects of preservation policy on land use changes in Iranian Northern Zagros forests. Land Use Policy, 81: 76-90.

– Beygi Heidarlou, H., Banj Shafiei, A., Nasiri, V., Niţă, M.D., Borz, S.A. and Lopez-Carr, D., 2023. Impact of Iran's forest nationalization law on forest cover changes over six decades: A case study of a Zagros sparse coppice oak forest. Sensors, 23(2) 871.

– Beygi Heidarlou, H., Karamat Mirshekarlou, A., Lopez-Carr, D. and Borz, S.A., 2024. Conservation policy and forest transition in Zagros forests: Statistical analysis of human welfare, biophysical and climate drivers. Forest Policy and Economics, 161: 103177.

– Brealey, R.A., Myers, S.C. and Allen, F., 2011. Principles of Corporate Finance. McGraw-Hill Education, New York, 992p.

– Breiman, L., 2001. Random forests. Machine Learning, 45(1): 5-32.

– Chong, L., Liu, H., Lu, L., Liu, Z., Kong, F. and Zhang, X., 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): 1944-1957.

– Choudhury, M.R., Christopher, J., Das, S., Apan, A., Menzies, N.W., Chapman, S. and Dang, Y.P., 2022. Detection of calcium, magnesium and chlorophyll variations of wheat genotypes on sodic soils using hyperspectral red edge parameters. Environmental Technology and Innovation, 27: 102469.

– Clevers, J.G.P.W. and Gitelson, A.A., 2013. Remote estimation of crop and grass chlorophyll and nitrogen content using red-edge bands on Sentinel-2 and Sentinel-3. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 23: 344-351.

– Conrad, O., Bechtel, B., Bock, M., Dietrich, H., Fischer, E., Gerlitz, L., Wehberg, J., Wichmann, V. and Böhner, J., 2015. System for automated geoscientific analyses (SAGA) v.2.1.4. Geoscientific Model Development, 8(7): 1991-2007.

– Deng, J.S., Wang, K., Hong, Y. and Qi, J.G., 2009. Spatio-temporal dynamics and evolution of land use change and landscape pattern in response to rapid

urbanization. Landscape and Urban Planning, 92(3-4): 187-198.
– Eisfelder, C., Boemke, B., Gessner, U., Sogno, P., Alemu, G., Hailu, R., Mesmer, C. and Huth, J., 2024. Cropland and crop type classification with Sentinel-1 and Sentinel-2 time series using Google Earth Engine for agricultural monitoring in Ethiopia. Remote Sensing, 16(5): 866.
– Felipe, J., Kumar, U. and Galope, R., 2017. Middle-income transitions: Trap or myth? Journal of the Asia Pacific Economy, 22(3): 429-453.
– Fernandes Filho, A.S., Fonseca, L.M.G. and Bendini, H.D.N., 2024. Mapping irrigated rice in Brazil using Sentinel-2 spectral-temporal metrics and random forest algorithm. Remote Sensing, 16(16): 2900.
– Gao, B.C., 1996. NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. Remote Sensing of Environment, 58(2): 257-266.
– Hassanpour, B., 2002. Economic analysis of grape production and estimation of technical efficiency of grape growers in Kohgiluyeh and Boyer-Ahmad. Agricultural Economics and Development, 10(38): 83-112 (In Persian).
– Holzman, M.E., Rivas, R.E. and Bayala, M.I., 2021. Relationship between TIR and NIR-SWIR as indicator of vegetation water availability. Remote Sensing, 13(17): 3371.
– Hu, L., Xu, N., Liang, J., Li, Z., Chen, L. and Zhao, F., 2020. Advancing the mapping of mangrove forests at national-scale using Sentinel-1 and Sentinel-2 time-series data with Google Earth Engine: A case study in China. Remote Sensing, 12(19): 3120.
– Huber, R., Rigling, A., Bebi, P., Brand, F.S., Briner, S., Buttler, A., Elkin, C., Gillet, F., Grêt-Regamey, A., Hirschi, C. and Lischke, H., 2013. Sustainable land use in mountain regions under global change: Synthesis across scales and disciplines. Ecology and Society, 18(3): 36.
– Hussain, M.H., Abuhani, D.A., Khan, J., ElMohandes, M., Zualkernan, I. and Ali, T., 2023. A light-weight cropland mapping model using satellite imagery. Sensors, 23(15): 6729.
– Hweju, Z., Kopi, F. and Abou-El-Hossein, K., 2022. Parameter importance analysis: Random forest approach. Journal of Physics: Conference Series, 2256(1): 012019.
– Kang, Y., Meng, Q., Liu, M., Zou, Y. and Wang, X., 2021. Crop classification based on red edge features analysis of GF-6 WFV data. Sensors, 21(13): 4328.
– Kitaibekova, S., Toktassynov, Z., Sarsekova, D., Mohammadi Limaei, S. and Zhilkibayeva, E., 2023. Assessment of forest ecosystem services in Burabay National Park, Kazakhstan: A case study. Sustainability, 15(5): 4123.
– Kpienbaareh, D., Sun, X., Wang, J., Luginaah, I., Kerr, R.B., Lupafya, E. and Dakishoni, L., 2021. Crop type and land cover mapping in northern Malawi using the integration of Sentinel-1, Sentinel-2 and PlanetScope satellite data. Remote Sensing, 13-1-21.
– Lambin, E.F. and Meyfroidt, P., 2011. Global land use change, economic globalization and the looming land scarcity. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America 108(9): 3465-3472.
– Lefulebe, B.E., Van der Walt, A. and Xulu, S., 2022. Fine-scale classification of urban land use and land cover with PlanetScope imagery and machine learning strategies in the city of Cape Town, South Africa. Sustainability, 14(15): 9139.
– Leuschner, C. and Homeier, J., 2022. Global forest biodiversity: Current state, trends, and threats, pp. 125-159. In: Lüttge, U., Cánovas, F.M., Risueño, M.C., Leuschner, C. and Pretzsch, H., (Eds.). Progress in Botany, Vol. 83. Springer, Cham.
– Li, J., Wang, L., Liu, S., Peng, B. and Ye, H., 2022. An automatic cloud detection model for Sentinel-2 imagery based on Google Earth Engine. Remote Sensing Letters, 13(2): 196-206.
– Lillesand, T.M., Kiefer, R.W. and Chipman, J.W., 2015. Remote Sensing and Image Interpretation. John Wiley and Sons, Hoboken, New Jersey, 736p.
– Lin, C., Zhong, L., Song, X.P., Dong, J., Lobell, D.B. and Jin, Z., 2022. Early- and in-season crop type mapping without current-year ground truth: Generating labels from historical information via a topology-based approach. Remote Sensing of Environment, 274: 112994.
– Liu, P., Ren, C., Wang, Z., Jia, M., Yu, W., Ren, H. and Xia, C., 2024. Evaluating the potential of Sentinel-2 time series imagery and machine learning for tree species classification in a mountainous forest. Remote Sensing, 16(2): 293.
– Maffei, T., Moretto, M. and Franceschi, P., 2025. Monitoring soil substrate influence in vineyards using Sentinel-2 time series and land surface phenology. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 145: 104977.
– Majnoun Hosseini, M., Valadan Zoej, M.J., Taheri Dehkordi, A. and Ghaderpour, E., 2024. Cropping intensity mapping in Sentinel-2 and Landsat-8/9 remote sensing data using temporal transfer of a stacked ensemble machine learning model within Google Earth Engine. Geocarto International, 39(1): 2387786.
– Marta, S., 2018. Planet imagery product specifications. Planet Labs: San Francisco, CA, USA,91, P.170.
– Mueller-Dombois, D., 1992. A global perspective on forest decline. Environmental Toxicology and Chemistry, 11(8): 1069-1076.
– Namazi, F., Ezoji, M. and Ghanbari Parmehr, E., 2025. A phenology based paddy rice mapping by correlation

analysis on Sentinel- 1/2 imagery in fragmented lands using Google Earth Engine platform. Journal of AI and Data Mining, 13(3): 275-291.
– Pan, L., Xia, H., Zhao, X., Guo, Y. and Qin, Y., 2021. Mapping winter crops using a phenology algorithm, time-series Sentinel-2 and Landsat-7/8 images, and Google Earth Engine. Remote Sensing, 13(13): 2510.
– Pan, Y., Birdsey, R.A., Phillips, O.L., Houghton, R.A., Fang, J., Kauppi, P.E., Keith, H., Kurz, W.A., Ito, A., Lewis, S.L. and Nabuurs, G.J., 2024. The enduring world forest carbon sink. Nature, 631(8021): 563-569.
– Romeo, R., Manuelli, S., Geringer, M. and Barchiesi, V., 2021. Mountain Farming Systems: Seeds for the Future – Sustainable Agricultural Practices for Resilient Mountain Livelihoods. Food and Agriculture Organization of the United Nations, Rome, 152p.
– Saadat, M., Seydi, S.T., Hasanlou, M. and Homayouni, S., 2022. A convolutional neural network method for rice mapping using time-series of Sentinel-1 and Sentinel-2 imagery. Agriculture, 12(12): 2083.
– Schulz, C., Förster, M., Vulova, S., Gränzig, T. and Kleinschmit, B., 2022. Exploring the temporal fingerprints of mid-European forest types from Sentinel-1 RVI and Sentinel-2 NDVI time series. Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 2022), Kuala Lumpur, Malaysia, 17-22 July: 5563-5566.
– Shah-Hosseini, R., Azizi, K., Zarei, A. and Moradi, F., 2022. Object-oriented classification of urban areas by integrating Sentinel-1 and Sentinel-2 images. Journal of Remote Sensing and GIS of Iran, 14(3): 105-121 (In Persian).
– Shendryk, Y., Rist, Y., Ticehurst, C. and Thorburn, P., 2019. Deep learning for multi-modal classification of cloud, shadow and land cover scenes in PlanetScope and Sentinel-2 imagery. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 157: 124-136.
– Tassopoulos, D., Kalivas, D., Giovos, R., Lougkos, N. and Priovolou, A., 2021. Sentinel-2 imagery monitoring vine growth related to topography in a protected designation of origin region. Agriculture, 11(8): 785.
– Ustaoglu, E. and Williams, B., 2017. Determinants of urban expansion and agricultural land conversion in 25 EU countries. Environmental Management, 60(4): 717-746.
– 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.
– Xu, H., Sun, H., Xu, Z., Wang, Y., Zhang, T., Wu, D. and Gao, J., 2025. kNDMI: A kernel normalized difference moisture index for remote sensing of soil and vegetation moisture. Remote Sensing of Environment, 319: 114621.
– Zhang, H., Li, J., Liu, Q., Lin, S., Huete, A., Liu, L., Croft, H., Clevers, J.G., Zeng, Y., Wang, X. and Gu, C., 2022. A novel red-edge spectral index for retrieving the leaf chlorophyll content. Methods in Ecology and Evolution, 13(12): 2771-2787.
– Zhou, C., Ou, Y., Ma, T. and Qin, B., 2009. Theoretical perspectives of CA-based geographical system modeling. Progress in Geography, 28: 833-838.