

پهنه‌بندی پوشش گیاهی شهرستان صومعه‌سرا با استفاده از سری زمانی تصاویر ماهواره‌ای

سیده‌محدثه حاتمی شاه خالی^۱، شهرام شریفی هاشجین^{۲*}، فرزانه نصیری جان آقا^۳ و سیده‌فاطمه امامی^۴

۱- کارشناس پژوهشی گروه پژوهش‌های ناحیه‌ای، پژوهشکده محیط‌زیست جهاد دانشگاهی، رشت، ایران

۲- استادیار، گروه پژوهش‌های ناحیه‌ای، پژوهشکده محیط‌زیست جهاد دانشگاهی، رشت، ایران. پست الکترونیک: sh.sharifi@acecr.ac.ir

۳- کارشناس پژوهشی گروه پژوهش‌های ناحیه‌ای، پژوهشکده محیط‌زیست جهاد دانشگاهی، رشت، ایران

۴- پژوهشگر پسادکتری جغرافیا و برنامه‌ریزی روستایی، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه گیلان، رشت، ایران

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۱/۲۷

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۱۱/۲۳

چکیده

تهیه نقشه‌های پهنه‌بندی در مناطق دارای پوشش‌های مشابه از نظر طیفی، به‌عنوان یک چالش در حوزه سنجش از دور شناخته می‌شود. هدف از پژوهش پیش‌رو، افزایش صحت طبقه‌بندی پوشش گیاهی با تمرکز بر شناسایی صنوبرکاری‌های شهرستان صومعه‌سرا در استان گیلان بود. اطلاعات مستخرج از تصاویر ماهواره‌ای به‌همراه نمونه‌های زمینی در روش طبقه‌بندی جنگل تصادفی برای پهنه‌بندی باغ‌های صنوبرکاری‌شده استفاده شد. این اطلاعات از تلفیق باندها و شاخص‌های طیفی تصاویر نوری ماهواره سنتینل ۲ و باندهای راداری ماهواره سنتینل ۱ به‌صورت سری زمانی و مدل رقومی ارتفاعی که توسط ماهواره ALOS palsar تهیه شده است، به‌دست آمد. پس از تجزیه و تحلیل‌های سری زمانی، بهترین تصاویر از نظر قدرت تفکیک مناطق صنوبرکاری از مناطق دیگر برای ورود به الگوریتم طبقه‌بندی انتخاب شدند. نتایج نشان داد که تصاویر نوری نسبت به راداری توانایی بهتری برای پهنه‌بندی داشتند. همچنین، استفاده از سری زمانی به‌جای تک‌تصویر و استفاده از شاخص‌ها به‌طور میانگین تا سه درصد صحت کلی طبقه‌بندی را افزایش داد. به‌طور کلی، تصاویر نوری و راداری ماهواره‌های سنتینل ۱ و سنتینل ۲ و ایلوس با استفاده از روش ارائه‌شده از قابلیت زیادی در طبقه‌بندی درختان صنوبر در مناطق وسیع دارند. مساحت این مناطق در شهرستان صومعه‌سرا ۷۷۷۸ هکتار برآورد شد.

واژگان کلیدی: تصویر ماهواره سنتینل، شاخص‌های طیفی، صنوبرکاری.

مقدمه

پهنه‌بندی پوشش‌های گیاهی برای مدیریت پایدار جنگل و برنامه‌ریزی کشاورزی و جنگلی بسیار ضروری است (Ggona et al., 2013; Liang et al., 2018). امروزه مدیریت جنگل از طریق فناوری سنجش از دور جایگاه ویژه‌ای در بین مدیران و تصمیم‌گیران پیدا کرده است (Razaghmanesh et al., 2020). سنجش از دور نوری یک روش متداول و پرکاربرد جهت طبقه‌بندی و پایش پوشش

زمین در حوزه گیاهان می‌باشد (Mercier et al., 2019; Medak et al., 2020). اما برای طبقه‌بندی پوشش‌هایی که از نظر طیفی بسیار شبیه هم هستند این تصاویر ممکن است کارایی لازم را نداشته باشند. برای حل این موضوع از قابلیت تصاویر راداری می‌توان استفاده کرد. در سال‌های اخیر از تلفیق تصاویر راداری و نوری ماهواره‌های سنتینل ۱ و ۲ برای اهداف مختلفی همچون پهنه‌بندی مناطق جنگلی و تالابی استفاده شده است (Chouhan 2021; Frantz et al., 2019).

در کشور ضروری می‌باشد (Bayatkashkoli *et al.*, 2021). مدیریت صحیح و توسعه مناطق صنوبرکاری به‌عنوان یکی از محورهای مهم برنامه توسعه اقتصادی کشور باید بخش جداناپذیری در برنامه‌های جنگلداری ملی قرار گیرد (Ahmadloo *et al.*, 2021). بر اساس پژوهش‌های پیشین می‌توان گفت که یکی از کاربردهای مهم سنجش از دور در کشاورزی، تعیین نوع محصولات و حدود دقیق مزارع به منظور دستیابی به تعیین سطح زیرکشت انواع محصولات کشاورزی است (Kordi *et al.*, 2018).

طبقه‌بندی سری‌های زمانی، زمینه‌ای قابل توجه برای پژوهشگران است. سری زمانی مجموعه‌ای از نقاط داده است که با یکدیگر رابطه زمانی دارند (Wistuba *et al.*, 2015). تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی عامل مهمی در شناخت ویژگی‌های مختلف پوشش گیاهی می‌باشد که البته پیوستگی زمانی داده‌های سنجش از دور به دلیل ابرناکی می‌تواند قابل تغییر باشد (Ghafarian Malamiri & Zare Khormizie, 2017). اما مزیت بدست آوردن مکرر داده‌ها در طول زمان در سنجش از دور مهمترین ویژگی می‌باشد که می‌تواند در شناخت و بررسی تغییرات مؤثر باشد (Xue *et al.*, 2014). در دسترس بودن رایگان سری‌های زمانی تصاویر ماهواره‌ای با وضوح متوسط، امکانات جدیدی را برای نقشه برداری پوشش زمین ایجاد کرده است (Hansen & Loveland, 2012). در همین راستا پژوهش‌های مختلفی در مناطق مختلف جهان با استفاده از این داده‌ها انجام شده است. به‌عنوان نمونه، D'Amico و همکاران (۲۰۱۱) با استفاده از یادگیری عمیق (DL) به پهنه‌بندی باغ‌های صنوبر روی تصاویر سری زمانی ماهواره سنتینل ۲ در دشت پادان در شمال ایتالیا پرداختند. تمرکز ایشان روی ارزیابی روش یادگیری ماشین در طبقه‌بندی باغ‌های صنوبر بود. نتایج نشان داد الگوریتم شبکه عصبی دقت بیشتری نسبت به روش‌های سنتی در طبقه‌بندی باغ‌های صنوبر دارد. Chauhan و همکاران (۲۰۲۰)، از ترکیب تصاویر راداری و اپتیک سنجنده‌های سنتینل برای طبقه‌بندی پوشش‌های گیاهی استفاده کردند. ایشان بیان کردند ترکیب تصاویر راداری و اپتیک و استفاده از طبقه‌بندی کننده جنگل تصادفی می‌تواند به ایجاد نتایج معتبر کمک شایانی کند،

(Brandt *et al.*, 2020; *et al.*, 2020). از سویی در یک دهه گذشته استفاده از تصاویر سری زمانی ماهواره سنتینل ۲ یک فرصت ایده‌آل برای پهنه‌بندی پوشش‌های گیاهی فراهم کرده است (Gašparović & Klobučar 2021; Vuolo *et al.*, 2018). با توجه به پوشش‌های ابری و بارانی محتمل بیش از ده درصد در تصاویر، می‌توان از تصاویر راداری به‌عنوان یک منبع اطلاعاتی جایگزین یا تکمیلی استفاده کرد. پیش از این نیز از تصاویر راداری سنتینل ۱ هم به‌شکل سری زمانی و هم به‌شکل تک زمانه برای پهنه‌بندی پوشش گیاهی استفاده شده است (Dobrinić & Gašparović, 2020). به این ترتیب می‌توان از قابلیت‌های تلفیق تصاویر سری زمانی نوری و راداری جهت پهنه‌بندی مناطق جنگلی استفاده کرد. در کنار تصاویر نوری و راداری، استفاده از شاخص‌های طیفی نیز جهت استخراج ویژگی‌های فنولوژی گیاهان مورد توجه قرار گرفته‌اند، به‌عنوان نمونه جین و همکاران (Liu *et al.*, 2017) از شاخص نرمال‌شده تفاوت پوشش گیاهی (NDVI) به‌شکل سری زمانی جهت تهیه نقشه پوشش گیاهی استفاده کردند که بیشترین دقت از همین تصاویر به همراه استفاده از داده توپوگرافی منطقه حاصل شد.

به منظور توسعه روش‌های پیشرفته طبقه‌بندی، جهت بهبود دقت طبقه‌بندی می‌توان از روش‌های نوین استفاده کرد (Lou *et al.*, 2021). راهکارهای سنتی پهنه‌بندی به‌دلیل دقت و سرعت کم، از کارایی لازم برخوردار نبوده و لزوم ایجاد روش‌های نوین احساس می‌شود، داده‌های سنجش از دوری به‌دلیل دربر داشتن اطلاعات طیفی، مکانی و زمانی از پدیده‌های سطح زمین، کاربردهای فراوانی در زمینه‌های مختلف از جمله آشکارسازی اهداف برخوردارند (Shakeri *et al.*, 2020). در گذشته، رویکردهای طبقه‌بندی روی تصاویر منفرد عمل می‌کردند اما امروزه طبقه‌بندی‌های سری زمانی با عنوان طبقه‌بندی چند تاریخچه مورد توجه قرار گرفته‌اند چرا که پوشش زمین می‌تواند در طی زمان‌های مختلف بیش از حد متفاوت باشد (Senf *et al.*, 2015).

وجود یک پایگاه اطلاعاتی از مناطق صنوبرکاری جهت شناسایی، برآورد سطح، حجم، پراکنش، گونه و مقدار برداشت

تفکیک طیفی و رادیومتری بیشتری هستند، کاراتر است. ایشان بیان داشتند استفاده از تصاویر لندست ۸ قابلیت متوسطی در تهیه این نقشه‌ها دارند. Razaghmanesh و همکاران (۲۰۲۰)، با استفاده از سری زمانی تصاویر ماهواره‌ای سنتینل ۲- به کمک روش تخمین تنک به آشکارسازی زمین‌های زراعی زعفران پرداختند، در این پژوهش تمامی نمونه‌های آموزشی به دست آمده از سری زمانی شاخص NDVI مستخرج از تصاویر سنتینل ۲- به‌عنوان سیگنال‌های مرتبط با هدف و سیگنال‌های مرتبط با پس زمینه از طریق یک روند نمونه‌برداری خوشه‌منا و کنترل شده از سری زمانی، تأمین شده است. نتایج این پژوهش نشان داد که علیرغم کیفیت بهتر، مشکلاتی در تخمین صحیح لبه زمین‌های زراعی وجود دارد. Feizolahpour و همکاران (۲۰۲۰)، جهت ارزیابی کارایی شاخص‌های طیفی گیاهی در تصاویر سنجنش از دور، به بررسی تأثیرات و قابلیت شاخص‌های گیاهی پرکاربرد، پرداختند. پژوهش‌های روی چهار شاخص طیفی NDVI، GNDVI، SAVI و NDRE انجام گرفت و واکنش‌پذیری این شاخص‌ها نسبت به شرایط مختلف مورد بررسی قرار گرفت. نتایج ایشان نشان داد شاخص‌های گیاهی از قابلیت زیادی برای شناسایی گونه‌های مختلف برخوردار هستند و می‌توان برای بیان ویژگی‌های گیاه بر مبنای رفتارهای طیفی شاخص‌ها استناد کرد. Ahmadloo و همکاران (۲۰۲۱) باغ‌های صنوبر در سطح شهرستان صومعه‌سرا را با استفاده از اندازه‌گیری‌های میدانی پهنه‌بندی کردند. ایشان با بیان کردند برخی از مشکلات طبقه‌بندی تصاویر با استفاده از سنجنش از دور، روش اندازه‌گیری میدانی را برای پهنه‌بندی پیشنهاد دادند. نتایج ایشان نشان داد که سطح کل صنوبرکاریهای شهرستان صومعه‌سرا ۶۹۴۴ هکتار می‌باشد. سطح صنوبرکاری‌های استان گیلان در سال ۱۳۷۱ بیش از ۳۱۶۰۰ هکتار (Mosayeb Neghad *et al.*, 2007)، در سال ۱۳۸۴ به میزان ۴۳۰۰۰ هکتار و در سال ۱۳۹۵ به میزان ۵۴۴۱۷ هکتار برآورد شده است (Aminpour, 2017). بیش از ۱۷۰۰۰ هکتار از صنوبرکاری‌های این استان و ۱۱ درصد از کل صنوبرکاری‌های انجام شده در کشور مربوط به شهرستان صومعه‌سرا است (Molaei, 2008). بیش از ۳۰۰۰۰ هکتار از اراضی جلگه‌ای استان گیلان در سال ۱۳۸۷ تحت

ضمن تاکید بر ادغام داده‌های نوری و راداری بر استفاده از باندهای مادون قرمز و لبه قرمز برای افزایش دقت طبقه‌بندی اصرار کردند. Ozturk & Colkesen و همکاران (۲۰۲۰)، به پهنه‌بندی باغ‌های صنوبر در استان سقاریه ترکیه در شمال غرب این کشور با استفاده از روش یادگیری ماشین روی تصاویر سنتینل ۲ پرداختند. ایشان سه روش مختلف جنگل تصادفی (RF)، ماشین بردار پشتیبان (SVM) و تقویت‌کنندگی وقفی (AB) برای طبقه‌بندی را ارزیابی و مقایسه کردند و به این نتیجه رسیدند که روش جنگل تصادفی قابلیت بیشتری برای طبقه‌بندی تصاویر چندزمانه داشت. Dobrinuk و همکاران (۲۰۲۱)، به پهنه‌بندی پوشش گیاهی با استفاده از تصاویر سری زمانی سنتینل ۱ و سنتینل ۲ به طبقه‌بندی پوشش گیاهی در شمال کرواسی پرداختند. هدف ایشان ارتقاء طبقه‌بندی با استفاده از ویژگی‌های طیفی و راداری بود. نتایج ایشان نشان داد که رویکرد استفاده از مجموعه داده مرجع ترکیبی، جهت پهنه‌بندی پوشش گیاهی می‌تواند در مقیاس بزرگ استفاده شود. Tonbul و همکاران (۲۰۲۰)، از طبقه‌بندی شی‌گرا برای پهنه‌بندی مناطق صنوبرکاری با استفاده از تصاویر سنتینل ۲ استفاده کردند. ایشان از روش جنگل تصادفی برای طبقه‌بندی استفاده کردند و ارزیابی اصلی ایشان، بررسی اثرات باندهای طیفی سنجنده سنتینل ۲ و قدرت تفکیک باندها روی نتایج طبقه‌بندی بود. نتایج ایشان نشان داد تصاویر سنتینل ۲ از پتانسیل زیادی در پهنه‌بندی برخوردار است.

در منابع داخلی نیز Eslami & Zahedi (۲۰۱۱)، با استفاده از تک تصویر ماهواره IRS به پهنه‌بندی باغ‌های صنوبر در شمال ایران پرداختند. ایشان با استفاده از تعداد زیادی نمونه آموزشی به طبقه‌بندی تصویر پرداختند. نتایج نشان داد از میان روش‌های استفاده شده ایشان، روش بیشترین شباهت از بالاترین دقت برخوردار بود. مهمترین مشکل ایشان در این پژوهش شباهت طیفی برنج، درختان کاج و صنوبر بود. Darvishsefat و همکاران (۲۰۱۴)، با بررسی قابلیت تصاویر سنجنده TM در تفکیک صنوبرکاری‌های شهرستان صومعه‌سرا استان گیلان گزارش کردند که توجه به توان تفکیک مکانی تصاویر بسیار مهم است و استفاده از دیگر تصاویر سنجنش از دور که دارای توان

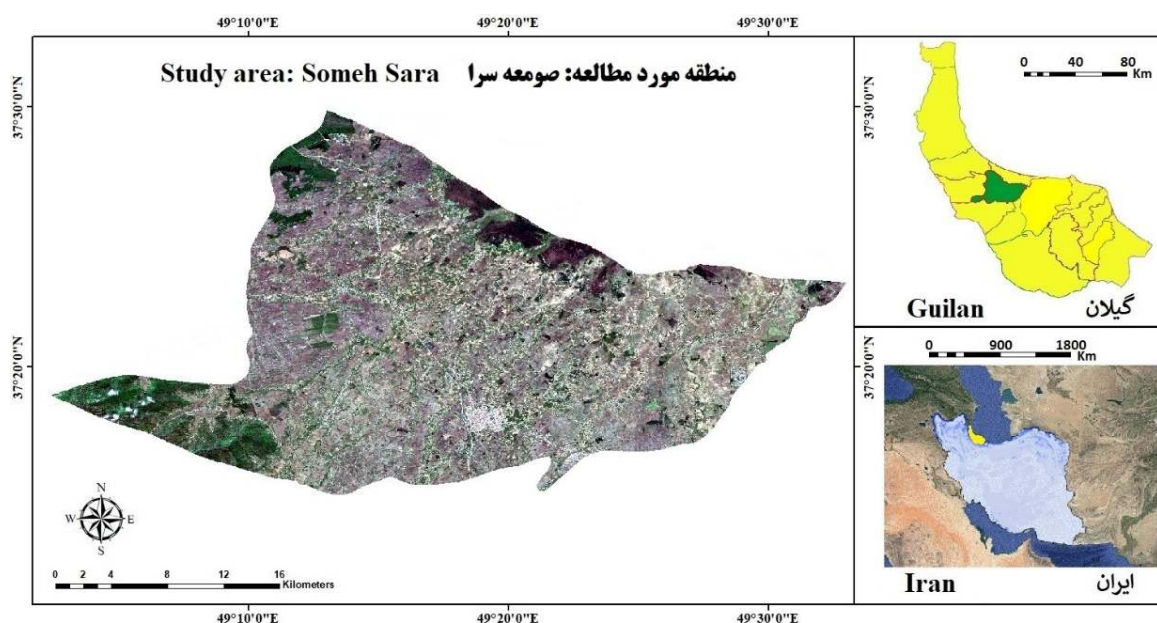
مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

با توجه اهمیت و جایگاه شهرستان صومعه‌سرا در کاشت صنوبر (Molaei, 2008) این منطقه به‌عنوان شهرستان مورد مطالعه تعیین شد. نقشه شهرستان، و موقعیت آن در شکل شماره ۱ ارائه شده است. شهرستان صومعه‌سرا در قسمت غربی استان گیلان واقع شده است. وسعت این شهرستان حدود ۵۸۸ کیلومتر مربع می‌باشد. موقعیت جغرافیایی شهرستان در عرض جغرافیایی بین $37^{\circ}10'$ و $37^{\circ}30'$ و در طول جغرافیایی بین $49^{\circ}49'$ تا $49^{\circ}30'$ واقع شده است. این شهرستان دارای سه بخش، سه شهر و هفت دهستان می‌باشد. صومعه‌سرا از شمال به بندرانزلی، از جنوب به شهرستان فومن از شرق به شهرستان‌های رشت و شفت و از جانب غرب به شهرستان‌های ماسال و رضوانشهر محدود است. این شهرستان طبق شاخص اقلیمی دومارتن در اقلیم مرطوب و معتدل قرار دارد. قرارگیری در کریدور بین‌المللی حمل و نقل غرب گیلان این شهرستان را در موقعیت ویژه‌ای قرار داده است.

کشت صنوبر قرار داشت که شهرستان صومعه‌سرا با حدود ۸۵۰۰ هکتار بیشترین سطح صنوبرکاری را دارا بود و شهرستان‌های تالش و رضوانشهر در رتبه‌های بعدی قرار داشتند (Mosayeb *et al.*, 2007). این شهرستان به دلیل شرایط اقلیمی، خاک و بالا بودن سفره آب زیرزمینی قابلیت و پتانسیل خوبی برای زراعت صنوبر دارد (Ahmadloo *et al.*, 2021) با توجه به جایگاه‌های شهرستان در اقتصاد زراعت چوب و اتکای بخشی از مردم منطقه به این محصول، اهمیت بررسی تعیین سطح و آمار بیومتریک آن کاملاً مشخص است.

در این مقاله، هدف، بررسی نقش و تأثیر استفاده از تصاویر سری زمانی نوری و راداری و ادغام با مدل رقومی زمین و شاخص‌های طیفی جهت افزایش دقت پهنه‌بندی مناطق صنوبرکاری در شهرستان صومعه‌سرا شده است. برای اینکه بتوان یک نقشه طبقه‌بندی با دقت زیاد از این مجموعه داده استخراج کرد از الگوریتم جنگل تصادفی (Breiman, 2001) که توانایی بسیاری در مواجهه با داده‌های نویزدار، ابعاد زیاد و نامتوازن دارد (Dobrinić *et al.*, 2020) در سامانه Google Earth Engine (GEE) استفاده شد.



شکل ۱- منطقه مورد مطالعه

Figure 1. Study area

ماهواره سنتینل ۱ و ۲

ماهواره سنتینل-۱ در سال ۲۰۱۴ مأموریت خود را آغاز کرد. این ماهواره مدار قطبی، که به شکل راداری تصویربرداری را انجام می‌دهد، قادر است که پدیده‌ها و عوارض را شب و روز بدون در نظر داشتن شرایط آب و هوایی جمع‌آوری کند. ماهواره سنتینل ۲ بخشی از برنامه کوپرنیک آژانس فضایی اتحادیه اروپا است که با هدف

جمع‌آوری اطلاعات با استفاده از سنسور نوری، طراحی و در مدار قرار گرفته است (Gascon *et al.*, 2017). ماهواره قطبی که تصویربرداری با وضوح زیاد جهت پایش پدیده‌های طبیعی را انجام می‌دهد (Main-Knorn *et al.*, 2017). جدول شماره یک، بطور اجمالی این دو ماهواره را باهم از لحاظ توان تفکیک مکانی، طیفی و زمانی مقایسه کرده است (Kpienbaareh *et al.*, 2021).

جدول ۱- معرفی و مقایسه ماهواره‌های سنتینل-۱ و سنتینل-۲

Table 1. Description and comparison of Sentinel-1 and Sentinel-2 satellites

ماهواره Satellite	توان تفکیک مکانی Resolution	توان تفکیک طیفی Spectral resolution	توان تفکیک زمانی Revisit time	کاربرد Application	مرجع Reference
سنتینل 1 Sentinel 01	۱۰ متر (10 meter)	یک باند با قطبش‌های متنوع، باند C C-band(dual polarization)	۶ روزه 6 days	کاربری اراضی، کشاورزی، مدل های رقومی زمین Land use, agriculture, land digital models	سازمان فضایی اتحادیه اروپا European Space Agency
سنتینل 2 Sentinel 02	۱۰، ۲۰ و ۶۰ متر (10, 20, and 60)	۱۳ باند در محدوده مرئی و مادون قرمز بازتابی 13 bands from VNIR to SWIR	۵ روزه 5 days	مخاطرات محیطی، پژوهش‌های شهری، کاربری اراضی، کشاورزی Environmental hazards, urban studies, land use, agriculture	سازمان فضایی اتحادیه اروپا European Space Agency

شاخص‌های طیفی

در سال‌های اخیر، استفاده از شاخص‌های طیفی مستخرج از تصاویر ماهواره‌ای، به ابزاری قدرتمند برای جمع‌آوری اطلاعات در مورد پویایی پوشش گیاهی در طیف وسیعی از اکوسیستم‌ها در سراسر جهان تبدیل شده است (Villamuelas *et al.*, 2016). شاخص‌های طیفی مبتنی بر ماهواره اغلب از بازتاب طیفی دو یا چند باند محاسبه می‌شوند (Clerici *et al.*, 2017). که می‌توان از این شاخص‌ها در تصاویر ماهواره‌ای برای تفکیک پوشش‌های گیاهی با دقت زیاد بهره برد (Schucknecht *et al.*, 2013).

از مهمترین مزیت‌های استفاده ترکیبی از داده‌های سنتینل-۱ و سنتینل-۲ می‌توان به تولید نقشه‌های کاربری اراضی، تفکیک‌پذیری طیفی بهتر پدیده‌ها، افزایش قابلیت تفسیرپذیری داده‌های راداری، افزایش صحت داده‌های ماهواره‌ای، تولید نقشه‌های تنوع گیاهی، زمین‌های زراعی و پژوهش‌های رطوبت خاک اشاره کرد (Ienco *et al.*, 2019). در واقع هدف اصلی استفاده از مجموعه داده‌های ترکیبی این است که بتوان بهترین اطلاعات را از هر داده ماهواره‌ای، که بین مجموعه دو داده، قابلیت و کارایی بیشتری دارد، بدست آورد (Pérez-Hoyos *et al.*, 2020).

داشته باشند (Feizolahpour *et al.*, 2021). شاخص‌های استفاده شده از منابع مختلف در این پژوهش به شرح جدول ۲ است (Dobrinić *et al.*, 2020; Villamuelas *et al.*, 2013; Frampton *et al.*, 2016).

دور و پوشش گیاهی مطرح هستند، برخی از این شاخص‌ها کارایی ضعیف‌تری نسبت به شاخص‌های طیفی دیگر دارند (Morlin Carneiro *et al.*, 2020) و استفاده از شاخص‌هایی که بر مبنای باند قرمز می‌باشند، نسبت به شاخص‌های دیگر عملکرد بهتری می‌توانند در این حوزه

جدول ۲- فرمول شاخص‌های طیفی استفاده شده در پژوهش

Table 2. The formula of spectral indices used in this research

شاخص‌های طیفی	فرمول	منبع
Index	Formula	Reference
NDVI	$\frac{NIR - R}{NIR + R}$	(Tucker, 1979)
EVI	$2/5 \times \frac{NIR - R}{\frac{NIR + 610 \times R}{500} + 7.5 \times BI}$	(Huete <i>et al.</i> , 2002)
SAVI	$\frac{NIR - R}{NIR + R + L} \times (1 + L)$	(Huete, 1988)
LAI	$[10/22 \times (NIR - 1/35) * R] + 0/4768$	(Baret <i>et al.</i> , 2019)
GCVI	$\frac{NIR}{C} - 1$	(Zhang <i>et al.</i> , 2021)
LSWI	$\frac{NIR - SWIR}{NIR + SWIR}$	(Sesha Sai <i>et al.</i> , 2010)

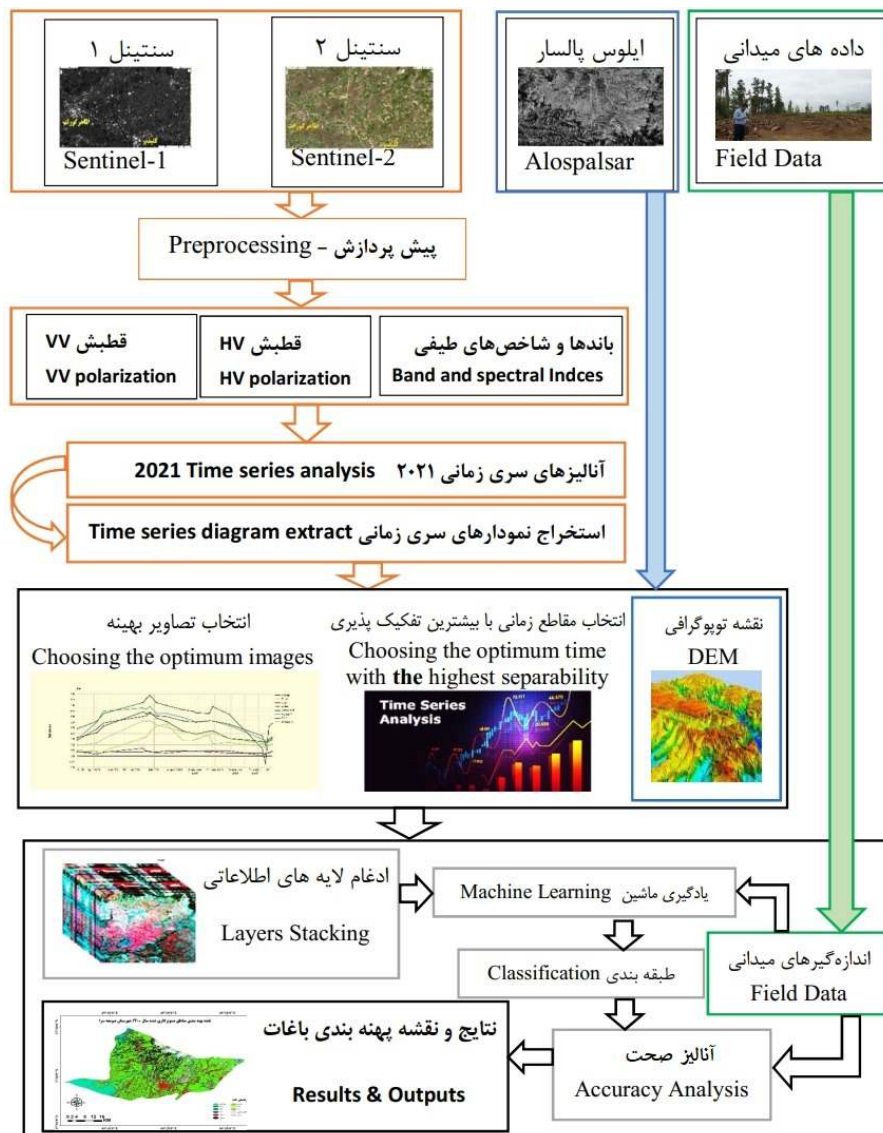
و باندهای راداری ماهواره سنتینل ۱ به شکل سری زمانی و مدل رقومی ارتفاعی (DEM) که توسط ماهواره ALOS palsar تهیه شده است، استفاده شد. مراحل انجام کار در شکل ۲ ارائه شده است.

ابتدا در سامانه GEE تصاویر ماهواره‌های سنتینل ۱ و ۲ و مدل رقومی ارتفاع منطقه با دقت ۳۰ متر از ماهواره ایلوس فراخوانی شدند. برای بررسی تغییرات طیفی و راداری به شکل سری زمانی، تمام تصاویر مربوط به سال ۲۰۲۱ ماهواره‌های سنتینل ۱ و ۲ استخراج شدند. استفاده از مدل رقومی ارتفاعی نیز، به دلیل کاشت صنوبر در مناطق جلگه‌ای در تفکیک پذیری طبقه صنوبر بسیار پراهمیت است. این مدل به عنوان یک لایه اطلاعاتی به باندها و شاخص‌ها اضافه شد. و از اطلاعات آن جهت طبقه‌بندی استفاده شد.

در جدول شماره ۲، پارامتر NIR: باند مادون قرمز، R: باند قرمز، G: باند سبز و B: باند آبی می‌باشد. RE1, RE2, RE3: به ترتیب نشان دهنده باندهای Red-Edge ۱، ۲ و ۳ هستند. L عامل تنظیم شده‌ای است که به شرایط زمین و پوشش گیاهی بستگی دارد که در آن صفر نشان دهنده پوشش گیاهی متراکم و ۱ نشان دهنده مناطق بدون پوشش گیاهی است (Dobrinić, Gašparović *et al.*, 2021) که در این پژوهش مقدار آن ۰/۵ در نظر گرفته شد (Gonzalez-Piqueras *et al.*, 2004).

روش پژوهش

در این پژوهش جهت تهیه نقشه باغ‌های صنوبر، از ادغام باندها و شاخص‌های طیفی تصاویر نوری ماهواره سنتینل ۲



شکل ۲- نمودار روند انجام پژوهش

Figure 2. Methodology diagram

بازه یک‌ساله روی میانگین طبقه‌ها استخراج، ترسیم و بررسی شد. بازه‌های زمانی که بیشترین تفکیک‌پذیری را بین طبقه صنوبر و طبقه‌های دیگر از خود نشان دهند، به‌عنوان زمان بهینه انتخاب و تصاویر مربوط به این دوره به الگوریتم طبقه‌بندی وارد شدند.

در ادامه تصاویر انتخابی، وارد مرحله طبقه‌بندی شدند و با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی طبقه‌بندی انجام شد. در این مرحله برای هر طبقه (برنجکاری، درختان هیرکانی، مرتع،

در تصاویر نوری، از بازتاب سطحی پدیده‌ها با پوشش ابری کمتر از ۱۰ درصد، برای منطقه مورد مطالعه استفاده شد. با توجه به پوشش زمین در منطقه مورد مطالعه، هفت طبقه (برنجکاری، جنگل هیرکانی، درختان کاج، مناطق مردابی، آب، مسکونی و صنوبرکاری) برای استخراج سری زمانی انتخاب شدند. از هر طبقه تعدادی نمونه آموزشی از طریق تصاویر GEE و تعداد محدودی نیز به‌شکل میدانی انتخاب شد. سپس برای هر باند و هر شاخص طیفی روند تغییرات در

طبقه‌بندی با استفاده از این نمونه‌ها آموزش می‌بیند و توانایی آن را پیدا می‌کند تا پیکسل‌های مشابه را شناسایی کند. پس از اتمام این مرحله، طبقه‌بندی بر اساس نمونه‌های تعلیمی صورت می‌پذیرد.

ارزیابی صحت نقشه‌های طبقه‌بندی شده: در این پژوهش از دقت کلی (OA) و ضریب کاپا برای ارزیابی دقت طبقه‌بندی پهنه‌بندی باغ‌های صنوبر انتخاب شدند. فرمول‌های این پارامترها در ادامه ارائه شده‌اند:

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

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

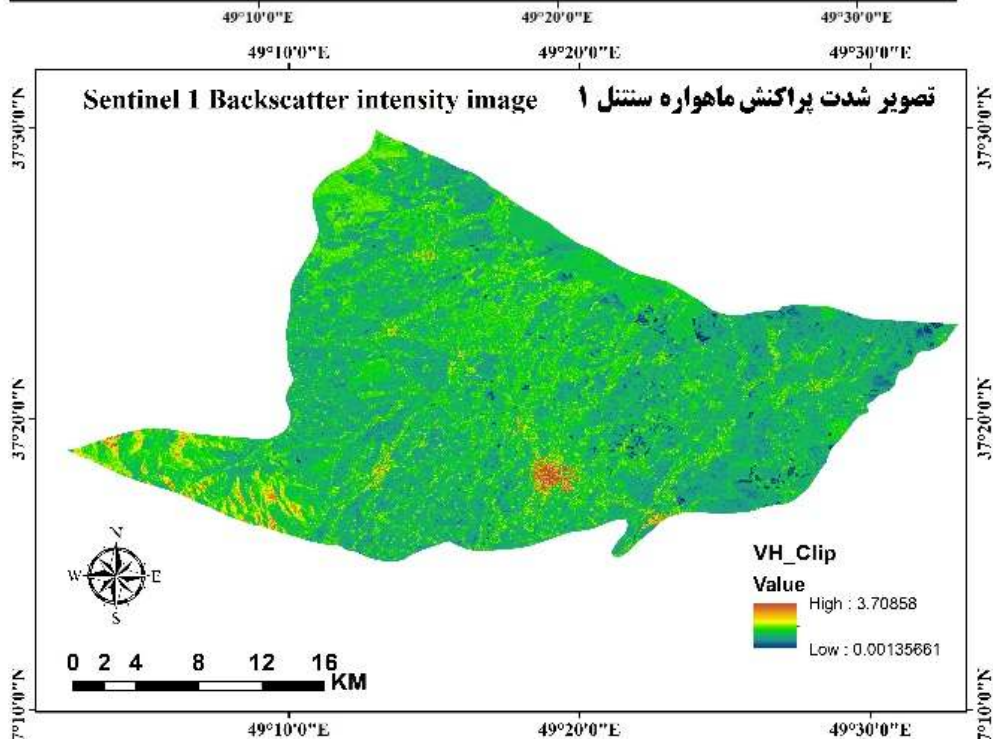
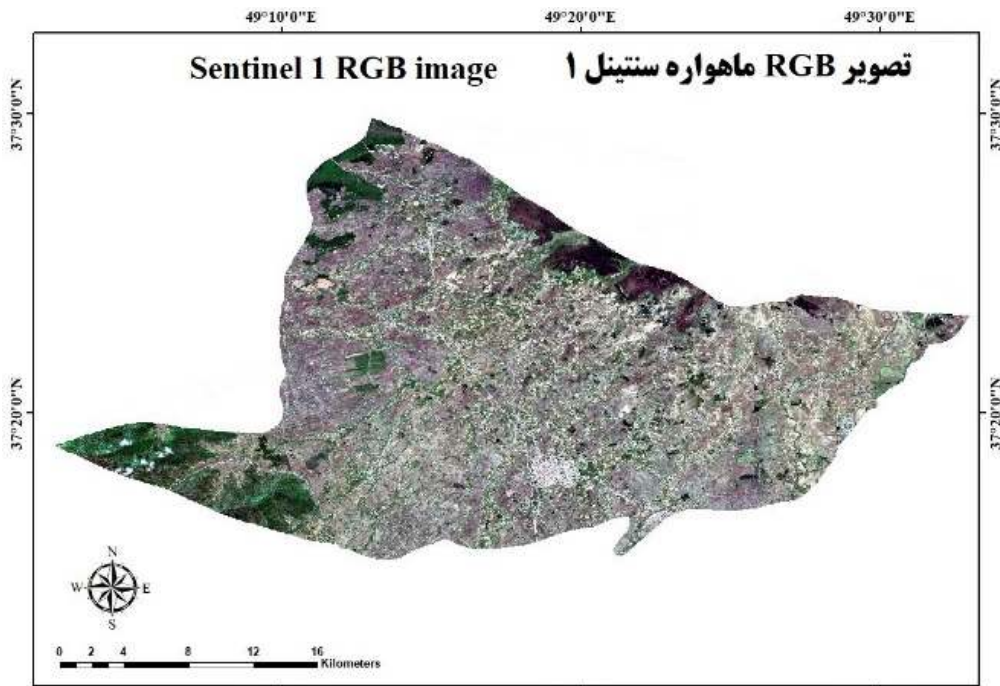
خردادماه سال ۱۴۰۰، تصویر شدت پراکنش (Backscatter intensity) رنگی کاذب ماهواره سنتینل ۲ مربوط به شهریور ماه سال ۱۴۰۰ و همچنین مدل ارتفاعی ماهواره ایلوس ارائه شده است. تصاویر نوری پس از حذف موارد دارای ابر کمتر از ۱۰ درصد وارد مرحله پردازش شده‌اند.

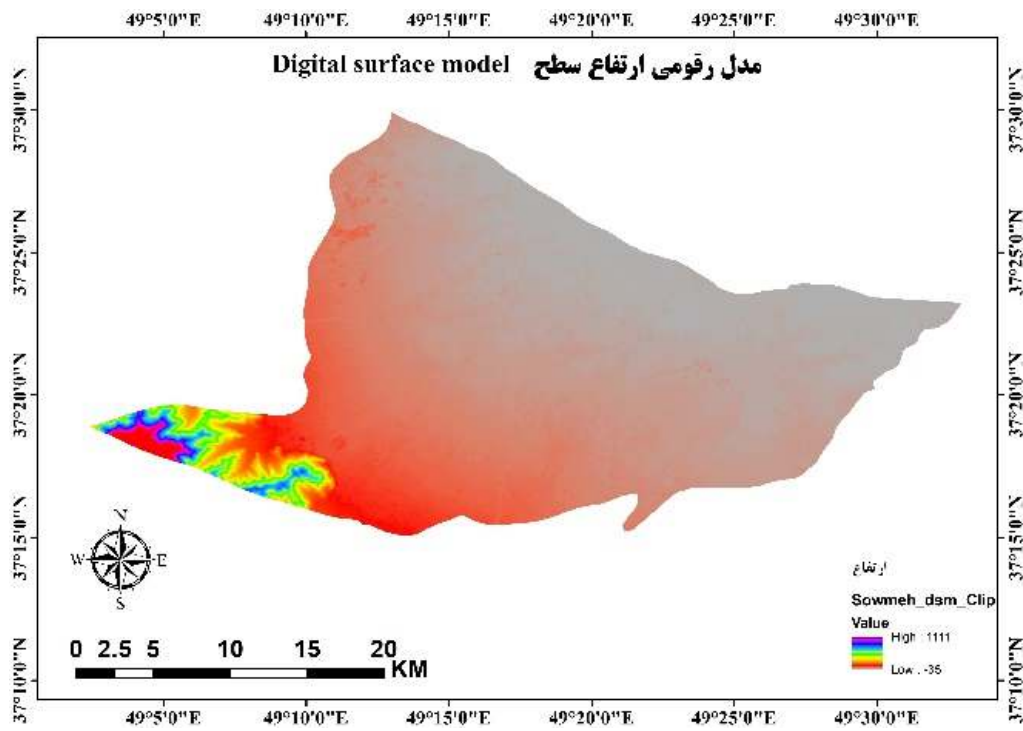
بر اساس نمونه‌های آموزشی، نمودار رفتار طیفی طبقه‌ها در باندها و شاخص‌های طیفی در طول یک سال، از تصاویر استخراج شدند. پس از آنکه تمام شاخص‌ها برآورد شدند، رفتار طیفی برای باندها و این شاخص‌ها (NDVI, EVI, SAVI, LAI, GCVI, LSWI) استخراج می‌شود. به‌عنوان نمونه روند تغییرات باند مادون قرمز (شماره ۷) و شاخص LAI از ماهواره سنتینل ۲ و پلاریزاسیون VV به علت حساسیت آن به تاج پوشش گیاهان در ادامه ارائه شده است.

زمین‌های بایر، راه‌های آسفالته، درختان کاج، مناطق مردابی، آب، نیزار، مسکونی و صنوبر) تعدادی نمونه آموزشی به الگوریتم جنگل تصادفی معرفی شدند. با استفاده از امکانات موجود در سامانه گوگل ارث انجین به راحتی می‌توان نمونه‌های آموزشی متعددی برای هر طبقه معرفی کرد. اما در برخی موارد محدود که امکان شناسایی دقیق نمونه‌ها در سامانه GEE وجود ندارد لازم است جهت شناسایی و تعیین طبقه برخی عوارض، بازدید میدانی صورت پذیرد. الگوریتم

که در آن، n تعداد کل ستون‌های ماتریس کواریانس است. یعنی به تعداد کل طبقه‌ها می‌باشد. P_{ii} تعداد پیکسل-هایی 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 طبقه‌ها در ردیف i و ستون i می‌باشد. N تعداد کل پیکسل‌های مورد استفاده است. مهمترین مزیت سامانه GEE در همین بخش است که می‌توان با سرعت زیاد و به راحتی تا حصول دقت موردنظر با صرفه‌جویی زمانی، الگوریتم مورد نظر را اجرا کرد. در صورتی که دقت‌های لازم حاصل نشود می‌توان تعداد نمونه‌های آموزشی را افزایش و تا حصول دقت مورد نیاز این روند را تکرار کرد.

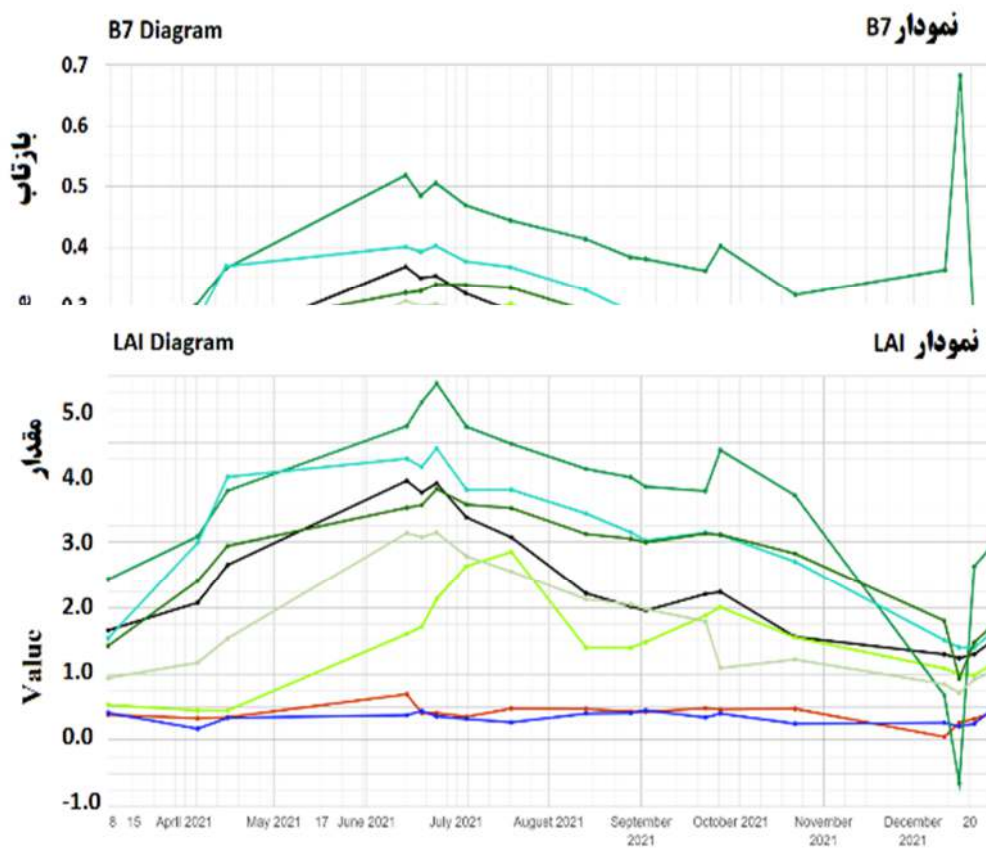
در این پژوهش ابتدا تصاویر ماهواره‌های سنتینل ۱ و ۲ به همراه مدل رقومی زمین ماهواره ایلوس مستخرج شد. به‌عنوان نمونه، تصویر RGB ماهواره سنتینل ۱ مربوط به

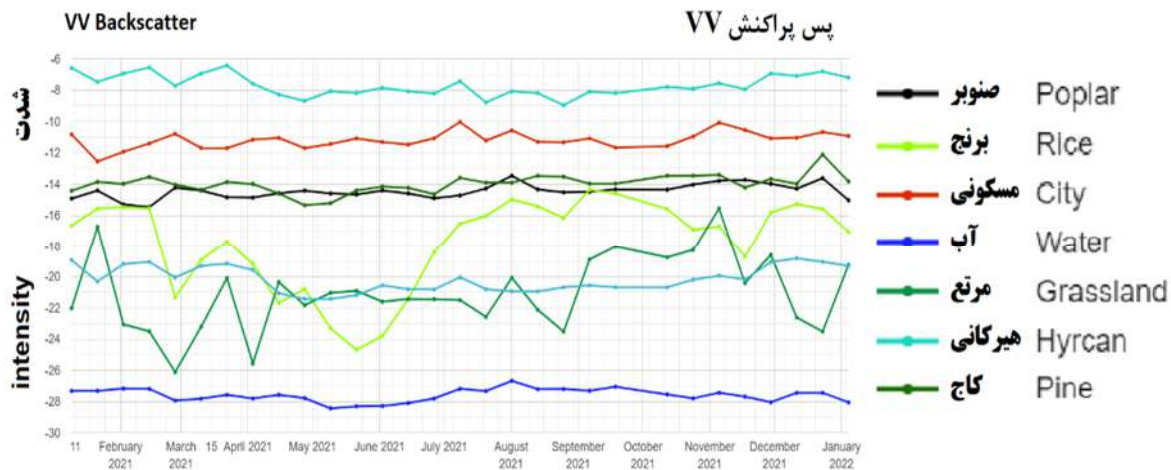




شکل ۳- تصاویر ماهواره ای و مدل رقومی ماهواره ای مورد استفاده در پژوهش

Figure 3. Satellite images and DTM used in research





شکل ۴- سری زمانی باند ۷ و شاخص LAI و پلاریزاسیون VV
 Figure 4. Band 7, LAI and VV polarization time series

این شدت به علت برداشت محصول برنج افزایش می‌یابد و بالاتر از دو طبقه مذکور قرار می‌گیرد. برای اینکه بتوان از این تغییر جایگاه استفاده کرد باید هر کدام از این ماه‌ها به شکل جداگانه وارد پردازشات شوند. از طرفی برخی تصاویر مانند تصاویر آذرماه دچار اختلال هستند و ورود آن‌ها به الگوریتم طبقه‌بندی باعث ایجاد خطا در خروجی نهایی خواهد شد. پس از بررسی‌های انجام شده، حذف خطاها، انتخاب ماه‌ها و بررسی شدت تغییرات به ترتیب ۵ و ۳ بازه زمانی برای تصاویر نوری و راداری مطابق جدول ۳ میان‌گیری شد و تصویر میانه آن‌ها به‌عنوان ورودی وارد مرحله بعد شدند.

همانطور که در شکل ۴ مشخص است در برخی ماه‌های سال مانند خرداد ماه (May-June) تفکیک‌پذیری طبقه‌های بیشتر است، بنابراین بهتر است از این ماه‌ها استفاده کرد. نکته دیگری که باید به آن توجه کرد و از آن جهت افزایش تفکیک‌پذیری استفاده کرد تغییر شدت بازتاب و پس‌پراکنش در تصاویر نوری و راداری پدیده‌ها می‌باشد. تغییراتی که در گیاهان به دلیل ماهیتشان اتفاق می‌افتد برخلاف پدیده‌های ساخت بشر (مانند ساختمان و جاده و ...) این امکان را فراهم می‌آورد تا در سری زمانی دقت تفکیک‌پذیری را افزایش داد. به‌عنوان نمونه، شدت پس‌پراکنش مزارع برنج در خردادماه کمتر از طبقه جنگل هیرکانی و مرتع است اما در شهریور ماه

جدول ۳- تاریخ تصاویر استفاده شده در پژوهش

Table 3. The date of the images used in the research

تصاویر سنتینل ۱ Sentinel 1 Images			تصاویر سنتینل ۲ Sentinel 2 Images		
پایان بازه End date	شروع بازه Start date	ردیف No	پایان بازه End date	شروع بازه Start date	ردیف No
2021-06-03	2021-05-01	1	2021-06-26	2021-06-12	1
2021-08-15	2021-07-15	2	2021-08-14	2021-07-02	2
2021-10-01	2021-09-01	3	2021-09-23	2021-08-27	3
			2021-11-12	2021-10-21	4
			2021-12-16	2021-11-22	5

سامانه GEE می‌توان بعد از انتخاب نمونه‌های آموزشی به سرعت برنامه را اجرا و نتایج طبقه‌بندی شامل ضرایب کاپا، صحت کلی و مقایسه تصویر گوگل ارث و نقشه خروجی طبقه‌بندی را مشاهده کرد.

نتایج

پس از پردازش ترکیب داده‌های راداری، نوری و شاخص‌ها، عدد ۰/۷۹۳ برای ضریب کاپا و عدد ۸۷/۱ درصد برای صحت کلی به دست آمد. در این پژوهش نتایج پیاده‌سازی برخی از پژوهش‌های پیشین روی مناطق صنوبرکاری پیاده‌سازی و نتایج در جدول ۴ ارائه شد.

روی هریک از ۵ تصویر نوری جدول بالا، ۶ شاخص طیفی (NDVI, EVI, SAVI, LAI, GCVI, LSWI) نیز محاسبه شدند و به لایه‌های تصویری اضافه شدند. مجموعه شاخص‌ها، تمام باندها و تمام پلاریزاسیون‌ها وارد الگوریتم طبقه‌بندی شدند. برای شروع طبقه‌بندی ۱۱ طبقه مزارع برنج، درختان هیرکانی، مرتع، زمین‌های بایر، راه‌های آسفالتی، درختان کاج، مناطق مردابی، آب، نیزار، مسکونی و صنوبر انتخاب و برای هر کدام تعدادی نمونه آموزشی از روی تصاویر گوگل ارث در سامانه GEE معرفی شد. سپس تصویر با استفاده از روش جنگل تصادفی طبقه‌بندی شد. پس از انجام معرفی نمونه‌های آموزشی الگوریتم طبقه‌بندی با استفاده از روش جنگل تصادفی انجام شد. در

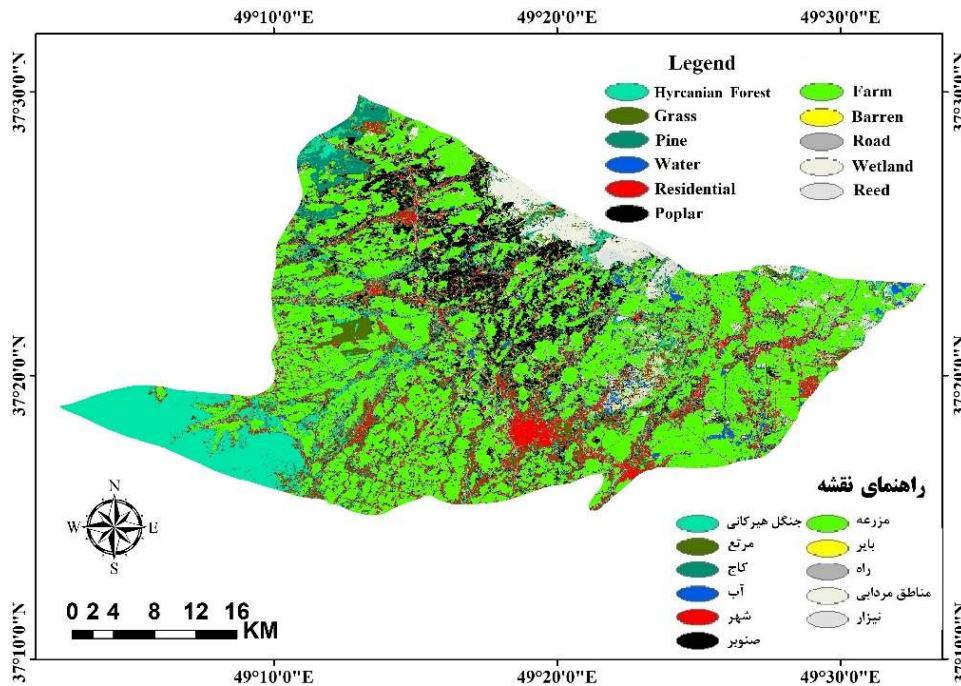
جدول ۴- مقایسه نتایج پردازش‌ها روی ترکیب داده‌های راداری و نوری

Table 4. processing results comparison on radar and optical data confusion

ضریب صحت کلی (درصد) Overall accuracy	ضریب کاپا Kappa Coefficient	روش بر مبنای اطلاعات Method
68.6	0.611	تک تصویر راداری Radar Single Image
79.1	0.684	تک تصویر اپتیک (Tonbul, Colkesen et al. 2020) Optic Single Image
71.4	0.618	سری زمانی راداری (Luo, Qi et al. 2021) Radar time series
81.8	0.721	سری زمانی اپتیک (D'Amico, Francini et al. 2021) Optic time series
85.7	0.783	سری زمانی اپتیک + شاخص‌ها (Ozturk and Colkesen, 2020) Optic time series + Indices
87.1	0.793	سری زمانی اپتیک و رادار + شاخص‌ها (بهترین ترکیب داده‌ای) Radar and Optic time series + Indices

پهنه‌بندی باغ‌های صنوبر شهرستان صومعه‌سرا بر مبنای بهترین ترکیب داده‌ای در شکل ۵ ارائه شده است. در این شکل مناطق سیاه رنگ باغ‌های صنوبرکاری شده می‌باشد که مساحت سطح زیر کشت آن ۷۷۷۸ هکتار برآورد شده است. مساحت طبقه‌های دیگر در جدول ۵ ارائه شده است.

نتایج پژوهش پیش‌رو و همچنین نتایج پژوهش‌های دیگر (Luo et al., 2021; Tonbul et al., 2021; D'Amico et al., 2021; Ozturk & Colkesen, 2020) نشان می‌دهند که اضافه کردن شاخص‌های طیفی به سری زمانی تصاویر راداری و اپتیک باعث افزایش دقت پهنه‌بندی می‌شود. نقشه خروجی



شکل ۵- پهنه‌بندی باغ‌های صنوبر شهرستان صومعه‌سرا در سال ۱۴۰۰

Figure 5. Poplar mapping in study region at 2021

جدول ۵- مساحت طبقه‌های تصویر به هکتار

Table 5. Class area (ha)

صنوبر poplar	مسکونی city	نیزار reed	آب water	مردابی wetland	کاج Pine	آسفالت Asphalt	بایر Bare land	مرغ Grassland	جنگل هیرکانی Hyrcanian forest	برنج Rice
7778	2039	861	731	3813	3113	963	460	6026	7742	25645

که از این باندها در ترکیب خویش بهره می‌برند مانند SAVI و NDVI نیز نقش پررنگ‌تری در افزایش تفکیک‌پذیری دارند. در بحث تصاویر راداری قطبش موج ارسالی و دریافتی، نوع اطلاعات دریافتی را تعیین می‌نمایند. به این ترتیب لازم است بر حسب هدف تعیین شده از هریک از این قطبش‌ها استفاده کرد. به‌عنوان مثال اگر به اطلاعات تاج پوشش گیاه نیاز است، باید از قطبش VV و در درجه دوم VH استفاده کرد. اما اگر نیاز باشد از کف پوشش گیاهی اطلاعات کسب کرد قطبش HH بسیار کاربردی خواهد بود. به طور کل پارامترهایی همچون فنولوژی، نوع گیاه موردنظر، نوع تصاویر

بحث

در این پژوهش نقشه پهنه‌بندی باغ‌های صنوبر با استفاده از الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی روی تصاویر سری زمانی راداری و اپتیک ماهواره سنتینل ۱ و ۲ تهیه شد. باندها و شاخص‌های طیفی و قطبش راداری هر کدام به نحوی به افزایش دقت طبقه‌بندی کمک می‌نمایند اما برخی از آن‌ها نقش پررنگ‌تری در این حوزه دارند. باندهای محدوده لبه-قرمز (Red Edge) به دلیل حساسیت زیاد به سلامت گیاه، کلروفیل و فتوسنتز آن قدرت بیشتری در تفکیک‌پذیری گیاهان از خود نشان می‌دهند. در همین راستا شاخص‌هایی

زمان‌بر است بویژه در مناطق وسیع. هزینه‌بر بودن انجام عملیات میدانی، سومین اشکال می‌باشد. چهارمین مشکل عدم دسترسی به محدوده باغ‌های در برخی مناطق می‌باشد.

از منظر قابلیت عملی و اجرایی روش ارائه‌شده در پژوهش پیش‌رو در قالب یک پروژه عملی برای اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری گیلان جهت پهنه‌بندی باغ‌های صنوبر انجام شد که می‌تواند برای موارد مشابه در مناطق مختلف استفاده شود.

همانطور که در نمودارهای سری زمانی مشاهده شد، ممکن است برای برخی از ماه‌های سال، تصویر مناسب وجود نداشته باشد. در صورتی که محدوده وسیع باشد می‌توان از تصاویر سنجنده‌های دیگر بویژه لندست ۸ و ۹ استفاده کرد. به علت قطع درختان صنوبر در طول سال، و یا کاشت تازه نهال صنوبر در باغ‌های، ممکن است مناطقی وارد پردازش‌ها شوند که در نیمی از تصاویر متعلق به طبقه صنوبر هستند و در نیمی دیگر متعلق به طبقه خاک بایر هستند. بنابراین می‌تواند باعث بروز خطا در نتایج شود.

نکته دیگری که لازم است به آن توجه شود، در تصاویر راداری به علت ماهیت امواج راداری و همچنین پس پراکنش امواج که وابسته به شکل هندسی پدیده‌ها می‌باشد (Freeman *et al.*, 1994)، شدت تغییرات پس پراکنش مانند تصاویر نوری نمی‌باشد. به‌عنوان نمونه برای درختان، آب و ساختمان‌ها به علت حفظ شکل پدیده در مدت بازه یک‌ساله تغییرات آنچنانی در روند تغییرات مشاهده نمی‌شود. اما برای طبقه‌ای مانند برنجکاری و مرتع به علت از بین رفتن کامل گیاه و رویش مجدد آن در یک بازه یک‌ساله و تبدیل پدیده از گیاه کامل به خاک این تغییر در شدت پراکنش قابل درک و شناسایی است. لازم است در مرحله پیش‌پردازش از ورود تک تصویر خودداری کرد و به جای آن از میان چند تصویر استفاده کرد. به این معنا که با توجه به ماهیت تصاویر ماهواره‌ای، ورود تک تصویر به الگوریتم می‌تواند خطا نیز همراه خود داشته باشد، یا پیکسل دارای ابر وارد الگوریتم شود. برای حل این موضوع نیز از میان چند تصویر به‌عنوان نماینده یک ماه استفاده شد.

ماهواره‌ای در انتخاب اطلاعات اولیه ورودی به الگوریتم طبقه‌بندی بسیار مهم است.

نتایج نشان داد که می‌توان دقت طبقه‌بندی را با تجمیع اطلاعات استخراجی به راحتی افزایش داد (Eslami & Zahedi, 2011). با استفاده از تک تصویر ماهواره IRS مساحت باغ‌های صنوبرکاری شده را در محدوده مورد مطالعه انتخابی خویش در استان گیلان ۴۰۴۸۵ هکتار برآورد کرده بودند. ایشان تشابه باغ‌های صنوبر با مزارع برنج، جنگل طبیعی و نزارها را به‌عنوان مشکل اصلی معرفی کردند و پیشنهاد روش‌های جایگزین دادند. باید به این نکته توجه کرد استفاده از تک تصویر به‌ویژه در فصولی که گیاهان در بیشینه سبزی‌نگی خود هستند، باعث کاهش قدرت تفکیک‌پذیری می‌شود. به‌عنوان نمونه، طبقه‌هایی مانند مرتع و درخت اگر در تصویر نوری به‌طور کامل شبیه هم شناسایی شوند در تصویر راداری به‌دلیل تفاوت در ابعاد و شکل گیاه به راحتی قابل جداسازی هستند. سوم اینکه از شاخص‌ها برای افزایش تفکیک‌پذیری و دقت طبقه‌بندی استفاده شد. بنابراین امروزه با پیشرفت علم، تکنولوژی و حجم زیاد تصاویر می‌توان از قابلیت‌های سنجنش از دور در پهنه‌بندی اهداف با دقت زیاد بهره برد. از تصاویر ماهواره لندست ۷ برای پهنه‌بندی درختان استفاده کرده بود که در مورد صنوبر تشابه طیفی با پدیده‌های مجاور را علت ضعف در نتایج بیان کرده است. تصاویر سنتینل ۲ نسبت به لندست ۷، قدرت تفکیک مکانی و طیفی بیشتری دارند. همچنین، ادغام تصاویر مختلف می‌تواند به کیفیت کار بیافزاید. در این پژوهش علاوه بر تصاویر نوری، از تصاویر راداری سنتینل ۱ و همچنین مدل رقومی زمین ماهواره ایلوس استفاده شد. استفاده از منابع مختلف داده می‌تواند دقت طبقه‌بندی را افزایش دهد (Ahmadloo *et al.*, 2021) با بیان مشکلات استفاده از تصاویر سنجنش از دور در پهنه‌بندی باغ‌های، روش عملیات زمینی را به‌عنوان یک راهکار بهینه معرفی کردند. چندین مشکل عمده در روش زمینی وجود دارد. اول اینکه شناسایی تمام باغ‌های جهت حضور و اندازه‌گیری مساحت وجود ندارد. بنابراین در عمل بخش‌هایی از باغ‌های موجود ثبت نمی‌شوند. دوم اینکه این روش بسیار

منابع طبیعی و آبخیزداری گیلان در قالب طرح پژوهشی مصوب کمیته پژوهشی استان در سال ۱۴۰۰ با کد رهگیری ۱۶۰۶۹-۲۱۶۵۲۱ انجام شد.

منابع مورد استفاده

- Ahmadloo, F., Rezaei, A., Farahpour, M., Calagari, M. and 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): 159-6 (In Persian with English summary).
- Bayatkashkoli, A., Azizi, M. and Faezipour, M., 2021. Quantitative analysis of poplar plantations in four Iranian Provinces (Case of the study: East Azerbaijan, Zanjan, Ardabil and Kermanshah). *Iranian Journal of Wood and Paper Industries*, 12(3), 375-389 (In Persian with English summary).
- Breiman, L., 2001. Random forests. *Machine learning*, 45(1): 5-32.
- Chandrasekar, K., Sessa Sai, M., Roy, P. and Dwevedi, R., 2010. Land Surface Water Index (LSWI) response to rainfall and NDVI using the MODIS Vegetation Index product. *International Journal of Remote Sensing*, 31(15): 3987-4005.
- Chauhan, S., Darvishzadeh, R., Lu, Y., Boschetti, M. and Nelson, A., 2020. Understanding wheat lodging using multi-temporal Sentinel-1 and Sentinel-2 data. *Remote Sensing of Environment*, 243: 111804.
- Clerici, N., Valbuena Calderón, C. A. and Posada, J. M., 2017. Fusion of Sentinel-1A and Sentinel-2A data for land cover mapping: a case study in the lower Magdalena region, Colombia. *Journal of Maps*, 13(2): 718-726.
- D'Amico, G., Francini, S., Giannetti, F., Vangi, E., Travaglini, D., Chianucci, F. and Corona, P., 2021. A deep learning approach for automatic mapping of poplar plantations using Sentinel-2 imagery. *GIScience and Remote Sensing*, 58(8): 1352-1368.
- Dobrinić, D., Gašparović, M. and Medak, D., 2021. Sentinel-1 and 2 time-series for vegetation mapping using random forest classification: A case study of Northern Croatia. *Remote Sensing*, 13(12): 2321.
- Dobrinić, D., Medak, D. and Gašparović, M., 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: 91-98.
- Fang, H., Baret, F., Plummer, S. and Schaepman-Strub, G., 2019. An overview of global leaf area index (LAI): Methods, products, validation, and

در این پژوهش با توجه به پژوهش‌های پیشین شش شاخص طیفی بر مبنای پژوهش‌های پیشین محاسبه و استفاده شد. این امکان وجود دارد که از شاخص‌های دیگر نیز استفاده شود اما به‌عنوان یک هدف، پژوهشگران در پژوهش‌های آینده می‌توانند شاخص‌های راداری و یا ترکیبی بر مبنای فنولوژی صنوبر در طول رشد یک‌ساله می‌باشد را ارائه نمایند تا بتوان تفکیک‌پذیری را افزایش داد. از طرفی یکی از اهداف فرعی آتی پژوهش، شناسایی بهترین شاخص‌های طیفی جهت جداسازی باغ‌های صنوبر از باغ‌های دیگر می‌باشد. برای این منظور سطح توانایی هر یک از شاخص‌ها در افزایش صحت کلی طبقه‌بندی را بررسی کرد و شاخص‌هایی که بیشترین تأثیر مثبت در افزایش دقت طبقه‌بندی دارند را به‌عنوان بهترین شاخص‌ها معرفی کرد.

هدف این پژوهش تعیین مساحت مزارع صنوبر به‌عنوان یکی از مهمترین تأمین‌کنندگان نیاز چوبی کشور، در شهرستان صومعه‌سرا با رتبه اول کاشت صنوبر در کشور بود. علی‌رغم اهمیت باغ‌های صنوبر، اطلاعات دقیقی از پهنه و مساحت باغ‌های صنوبر جهت مدیریت و برنامه‌ریزی وجود ندارد. در این پژوهش مساحت منطقه صنوبرکاری به‌عنوان یک پروژۀ کاربردی تکنولوژی سنجش از دور، در پهنه‌بندی پوشش‌های گیاهی به میزان ۷۷۷۸ هکتار تعیین شد. روش ارائه‌شده این قابلیت را دارد تا جهت پهنه‌بندی پوشش‌های گیاهی در مناطق دیگر از آن استفاده شود.

سپاسگزاری

این مقاله از طرح پژوهشی مصوبه شماره ۶۴۰۱۹۴-۱۴۰۰/۱۲/۰۹ سازمان مدیریت برنامه‌ریزی استان گیلان استخراج شده است. نویسندگان بر خود لازم می‌دانند 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. این پژوهش تحت حمایت مالی اداره

- Ecosystems, and Hydrology V(52321): 110-118.
- Hansen, M. C. and Loveland, T. R., 2012. A review of large area monitoring of land cover change using Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 122: 66-74.
 - Huete, A. R., 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25(3): 295-309 .
 - Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E. P., Gao, X. and Ferreira, L. G., 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2): 195-213 .
 - Ienco, D., Interdonato ,R., Gaetano, R. and Minh, D. H. T., 2019. Combining Sentinel-1 and Sentinel-2 Satellite Image Time Series for land cover mapping via a multi-source deep learning architecture. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 158: 11-22.
 - Kordi, F., Hamzeh, S ,.Atarchi, S. and Alavipanah, S. K., 2018. Agricultural Product Classification for Optimal Water Resource Management Using the Data Time Series of Landsat8. *Iranian Journal of Ecohydrology*, 5(4): 1267-1283 .
 - Kpienbaareh, D., Sun, X., Wang, J., Luginaah, I., Bezner Kerr, R., 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(4): 700.
 - Liu, X., Liang, X., Li, X., Xu, X., Ou, J., Chen, Y. and Pei, F., 2017. A future land use simulation model (FLUS) for simulating multiple land use scenarios by coupling human and natural effects. *Landscape and Urban Planning*, 168: 94-116 .
 - Luo, C., Qi, B., Liu, H., Guo, D., Lu, L., Fu, Q .and Shao, Y., 2021. Using time series Sentinel-1 images for object-oriented crop classification in Google earth engine. *Remote Sensing*, 13(4): 561.
 - Main-Knorn, M., Pflug, B., Louis, J., Debaecker, V., Müller-Wilm, U. and Gascon, F., 2017. Sen2Cor for sentinel-2. Paper presented at the Image and Signal Processing for Remote Sensing, 10427: 37-48.
 - Mercier, A., Betbeder, J., Rumiano, F., Baudry, J., Gond, V., Blanc, L. and Marchamalo, M., 2019. Evaluation of Sentinel-1 and 2 time series for land cover classification of forest–agriculture mosaics in temperate and tropical landscapes. *Remote Sensing*, 11(8): 979.
 - Molaei, S., 2008. Wood agriculture from view of a man who planted poplar. Paper presented at the Proceeding of Second National Congress on Poplar and Potential Use in Poplar Plantation, (2): 73-74.
 - applications. *Reviews of Geophysics*, 57(3): 739-799.
 - Feizolahpour, F., Besharat, S., Feizizadeh, B., Rezaverdinejad, V. and Hessari, B., 2021. The Efficiency of Vegetation Spectral Indices Using Remote Sensing Drone Images. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 2(5): 969-979 (In Persian with English summary).
 - Frampton, W. J., Dash, J., Watmough, G. and Milton, E. J., 2013. Evaluating the capabilities of Sentinel-2 for quantitative estimation of biophysical variables in vegetation. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 82: 83-92.
 - Frantz, D., Schug, F., Okujeni, A., Navacchi, C., Wagner, W., van der Linden, S. and Hostert, P., 2021. National-scale mapping of building height using Sentinel-1 and Sentinel-2 time series. *Remote Sensing of Environment*, 252: 112128 .
 - Freeman, A., Villasenor, J., Klein, J., Hoogeboom, P. and Groot, J., 1994. On the use of multi-frequency and polarimetric radar backscatter features for classification of agricultural crops. *International Journal of Remote Sensing*, 15(9): 1799-812.
 - Gascon, F., Bouzinac, C., Thépaut, O., Jung, M., Francesconi, B., Louis, J. and Gaudel-Vacaresse, A., 2017. Copernicus Sentinel-2A calibration and products validation status. *Remote Sensing*, 9(6): 584.
 - Gašparović, M. and Dobrinić, D., 2020. Comparative assessment of machine learning methods for urban vegetation mapping using multitemporal sentinel-1 imagery. *Remote Sensing*, 12(12): 1952.
 - Gašparović, M. and Klobučar, D., 2021. Mapping floods in lowland forest using Sentinel-1 and Sentinel-2 data and an object-based approach. *Forests*, 12(5): 553.
 - Ghafarian Malamiri, H. R. and Zare Khormizie, H., 2017. Reconstruction of cloud-free time series satellite observations of land surface temperature (LST) using harmonic analysis of time series algorithm (HANTS). *Journal of RS and GIS for Natural Resources*, 8(3): 37-55 (In Persian with English summary).
 - Gong, P., Wang, J., Yu, L., Zhao, Y., Zhao, Y., Liang, L. and Liu, S., 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): 2607-2654.
 - Gonzalez-Piqueras, J., Calera, A., Gilabert, M. A., Cuesta, A. and De la Cruz Tercero, F., 2004. Estimation of crop coefficients by means of optimized vegetation indices for corn. Paper presented at the Remote Sensing for Agriculture,

- Remote Sensing of Environment, 8(2): 127-150 .
- Villamuelas, M., Fernández, N., Albanell, E., Gálvez-Cerón, A., Bartolomé, J., Mentaberre, G. and López-Martín, J. M., 2016. The Enhanced Vegetation Index (EVI) as a proxy for diet quality and composition in a mountain ungulate. *Ecological Indicators*, 61: 658-666 .
 - Vuolo, F., Neuwirth, M., Immitzer, M., Atzberger, C. and Ng, W.-T., 2018. How much does multi-temporal Sentinel-2 data improve crop type classification? *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 72: 122-130 .
 - Wistuba, M., Grabocka, J. and Schmidt-Thieme, L., 2015. Ultra-fast shapelets for time series classification. *arXiv preprint arXiv, 1503-05018* .
 - Xue, Z., Du, P. and Feng, L., 2014. Phenology-driven land cover classification and trend analysis based on long-term remote sensing image series. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(4): 1142-1156 .
 - Zhang, L., Zhang, Z., Luo, Y., Cao, J., Xie, R. and Li, S., 2021. Integrating satellite-derived climatic and vegetation indices to predict smallholder maize yield using deep learning. *Agricultural and Forest Meteorology*, 311: 108666.
 - Zhang, W., Brandt, M., Wang, Q., Prishchepov, A. V., Tucker, C. J., Li, Y. and Fensholt, R., 2019. From woody cover to woody canopies: How Sentinel-1 and Sentinel-2 data advance the mapping of woody plants in savannas. *Remote Sensing of Environment*, 234: 111465 .
 - Darvishsefat, A. A ., Dafchahi . F. G . and Bonyad, A .E., 2014. Feasibility of satellite imagery for poplar plantation mapping(Case study: Sowe'eh sara). *Iranian Journal of Forest and Poplar Research*, 22(3) (In Persian with English summary).
 - Eslami,A. and Zahedi,S.S., 2011. Providing poplar plantation map by Indian remote sensing (IRS) satellite imagery in Northern Iran. *African Journal of Agricultural Research*, 6(20), 4769-4774.
 - Mosayeb Neghad, I., Rostami Shahraji, T., Kahneh, E. and Porbabaii, H., 2007. Evaluation of native broadleaved forest plantations in east of Guilan province. *Iranian Journal of Forest and Poplar Reaserch*, 15(4), 319-311 (In Persian with English summary).
 - Morlin Carneiro, F., Angeli Furlani, C. E., Zerbato, C., Candida de Menezes, P., da Silva Gírio, L. A. and Freire de Oliveira, M., 2020. Comparison between vegetation indices for detecting spatial and temporal variabilities in soybean crop using canopy sensors. *Precision Agriculture*, 21(5): 979-1007.
 - Ozturk, M. Y. and Colkesen, I., 2020. Mapping of poplar tree growing fields with machine learning algorithms using multi-temporal Sentinel-2A imagery. Paper presented at the 41th Asian Conference on Remote Sensing (ACRS), Deqing, China, Nov. 2020:9-11.
 - Pérez-Hoyos, A., Udías, A. and Rembold, F., 2020. Integrating multiple land cover maps through a multi-criteria analysis to improve agricultural monitoring in Africa. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 1(88): 102064.
 - Razaghmanesh, A., Allahyari Bek, S. and Safdarinezhad, A., 2020. A sparse representation method to detect saffron agricultural lands using sentinel-ii satellite images time. *Journal of Geospatial Information Technology*, 8(1): 101-123 (In Persian with English summary).
 - Schucknecht, A., Erasmi, S., Niemeyer, I. and Matschullat, J., 2013. Assessing vegetation variability and trends in north-eastern Brazil using AVHRR and MODIS NDVI time series. *European Journal of Remote Sensing*, 46(1): 40-59 .
 - Senf, C., Leitão, P. J., Pflugmacher, D., van der Linden, S. and Hostert, P., 2015. Mapping land cover in complex Mediterranean landscapes using Landsat: Improved classification accuracies from integrating multi-seasonal and synthetic imagery. *Remote Sensing of Environment*, 156: 527-536.
 - Shakeri, I., Safdarinezhad, A. and Jafari, M., 2020. Herbal plants zoning using target detection algorithms on time-series of Sentinel-2 multispectral images (*Amygdalus Scoparia*). *Journal of Geospatial Information Technology*, 7(4): 193-214 (In Persian with English summary).
 - Tonbul, H., Colkesen, I. and Kavzoglu, T., 2020. Classification of poplar trees with object-based ensemble learning algorithms using Sentinel-2A imagery. *Journal of Geodetic Science*, 10(1): 14-22.
 - Tucker, C. J., 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation.

Land cover mapping of the Soomesara city using time series of satellite imagery

S.M. Hatami Shah Khali¹, Sh.Sharifi Hashjin^{2*}, F. Nasiri Aghajan³ and S.F. Emami⁴

1- Research Expert, Department of Regional Studies, Jihad University Environmental Research Institute, Rasht, Iran

2*- Corresponding author, Assistant Prof, in the Department of Regional Studies, Jihad University Environmental Research Institute, Rasht, Iran. Email: sh.sharifi@acecr.ac.ir

3- Research Expert, Department of Regional Studies, Jihad University Environmental Research Institute, Rasht, Iran

4- Postdoctoral Researcher in Geography and Rural Planning, Faculty of Humanities, Guilan University, Rasht, Iran

Received: 12.02.2023

Accepted: 06.04.2023

Abstract

The remote sensing field faces a significant challenge in preparing land use maps in regions with similar spectral coverages. This research aimed to enhance crop classification accuracy by prioritizing poplar in Guilan province's Soomesara county. To classify poplar plantations, the researchers used data extracted from satellite imagery and field samples employing a random forest classification method. They utilized Sentinel-2 optical images, Sentinel-1 radar polarization data, and the ALOSpalsar digital elevation model produced in a time series to obtain this information. The team selected optimal images with high separability power for distinguishing poplar farms from other classes after analyzing the time series. Results demonstrated that optical images had better capabilities for land use classification than radar images. Additionally, implementing time series data instead of single images and using indices increased overall classification accuracy up to three percent. In conclusion, the researchers found that the proposed method utilizing Sentinel-1, Sentinel-2, and ALOS optical and radar satellite images has a high potential for poplar mapping in large areas. The estimated area of these regions in Soomesara County was 7,778 hectares.

Keywords: Poplar, Sentinel satellite image, Spectral indices.
