

## Leaf area index estimation in the Zagros forests of Iran using Sentinel-2 image and Gaussian Process Regression

N. Miri <sup>1</sup>, P. Fatehi <sup>2\*</sup>, A.A. Darvishsefat <sup>3</sup>, M. Pir Bavaghār <sup>4</sup> and L. Homolová <sup>5</sup>

1- Ph.D. Student, Department of Forestry and Forest Economics, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran  
2\*- Corresponding author, Assistant Prof., Department of Forestry and Forest Economics, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran. E-mail: parviz.fatehi@ut.ac.ir

3- Prof., Department of Forestry and Forest Economics, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran

4- Associate Prof., Department of Forestry, Academic Member of Dr. Hedayat Ghazanfari Center for Research & Development of Northern Zagros Forestry, University of Kurdistan, Sanandaj, Iran

5- Assistant Prof., Department of Remote Sensing, Global Change Research Institute of the Czech Academy of Sciences, Brno, Czech Republic

Received: 06.11.2023

Accepted: 11.12.2023

### Abstract

**Background and objectives:** Leaf area index (LAI) is a vital biophysical characteristic to assess the condition, describe forest structure and function of forest ecosystems. LAI is a key input in modeling global climate change, carbon fluxes, water cycle, photosynthesis, and interception processes. The estimation of LAI in forests through remote sensing data, using machine learning models, has gained widespread attention, particularly for large-scale LAI mapping. This method is favored for its efficiency, involving minimal time investment, cost-effectiveness, and a non-destructive approach. This study aimed to investigate the potential of Sentinel-2 data for estimating the LAI of northern Zagros forests, employing the Gaussian Process Regression (GPR) method.

**Methodology:** LAI field data were collected in June and July 2023 from a coppice forest in the Marivan and Sarvabad counties of Kurdistan province, Iran. A total of 93 square plots, each measuring 20×20 square meters, were randomly selected. The location of each plot was recorded using a DGPS device. The LAI within each plot was measured using the hemispherical photography method. Five photos were captured within each sample using a Coolpix4500+FC-E8 camera equipped with a fisheye lens. The LAI was then calculated for each hemispherical photo and averaged for each sample plot using the “hemispherR” package in the R programming language. A cloud-free Sentinel-2B image with L1C correction level was acquired on July 2, 2023. After verifying the radiometric and geometric quality of the image, the Sen2Cor processor was used to apply atmospheric correction. Different input data, including spectral bands and spectral indices (Vegetation Indices, Tasseled Cap Transformation, and Principal Component Analysis) were generated from the Sentinel-2 image. These datasets, i.e., the spectral bands, spectral indices, and a combination of spectral bands and spectral indices, were used to estimate LAI. The modeling process was carried out using the GPR algorithm based on 65 sample plots (70% of the dataset). The performance of the models was finally evaluated using 28 plots (30% of the dataset) with different metrics such as the coefficient of determination ( $R^2$ ), root mean square error (RMSE), relative root mean square error (rRMSE), and Akaike Information Criterion (AIC).

**Results:** The descriptive statistics for the measured LAI showed that the minimum, maximum, average, and standard deviation values of the leaf area index over the study area were 0.33, 3.88, 2.129, and 0.627  $m^2.m^{-2}$ , respectively. The Pearson correlation analysis between forest LAI and spectral variables (including original bands and spectral indices) indicated a stronger correlation between LAI and spectral indices (i.e., GNDVI, SAVI, and TCTV) than the original bands. Thirty percent of field sample plots were randomly selected and used to evaluate the forest LAI model generated using the GPR machine learning algorithm based on three datasets: original bands, spectral indices, and a combination of original bands and spectral indices, all derived from Sentinel-2 imagery. The evaluation outcomes revealed that the model derived from the main bands of the Sentinel-2 satellite achieved  $R^2 = 0.81$ , RMSE =  $0.21 m^2.m^{-2}$ , rRMSE = 9.14%, and AIC = 103.65. This performance was deemed satisfactory when compared to the performance of models built using the other two datasets (i.e., spectral indices, and a combination of original bands and spectral indices) to estimate LAI. Using the best-performing model, a comprehensive LAI map of the study area was generated using data derived from the main bands of Sentinel-2 imagery.

**Conclusion:** This study provides preliminary evidence of the potential of Sentinel-2 satellite data in evaluating the leaf area index in the North Zagros coppice forests. However, the integration of ground data of leaf area index and Sentinel-2 data from various growing seasons could potentially enhance the robustness of the results and mitigate uncertainties, thereby paving the way for future research endeavors. This approach could lead to more accurate and reliable assessments of forest health and productivity.

**Keywords:** Hemispherical photography, biophysical characteristics, machine learning, spectral variables.

## مدل‌سازی شاخص سطح برگ در جنگل‌های زاگرس با استفاده از تصویر Sentinel-2 و رگرسیون فرایند گاوی

ناصوح میری<sup>۱</sup>، پرویز فاتحی<sup>۲\*</sup>، علی‌اصغر درویش‌صفت<sup>۳</sup>، مهتاب پیرباوقار<sup>۴</sup> و لوتزیه همولا<sup>۵</sup>

۱- دانشجوی دکتری، گروه جنگل‌داری و اقتصاد جنگل، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران

۲- نویسنده مسئول، استادیار، گروه جنگل‌داری و اقتصاد جنگل، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران. پست الکترونیک: parviz.fatehi@ut.ac.ir

۳- استاد، گروه جنگل‌داری و اقتصاد جنگل، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران

۴- دانشیار، گروه جنگل‌داری و مرکز پژوهش و توسعه جنگل‌داری زاگرس شمالی دکتر هدایت غضنفری، دانشگاه کردستان، ستندج، ایران

۵- استادیار، گروه سنجش از دور، مؤسسه تحقیقات تغییر جهانی آکادمی علوم چک، بزرگ، جمهوری چک

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۸/۱۵ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۹/۲۰

### چکیده

سابقه و هدف: شاخص سطح برگ (LAI) یک مشخصه زیست‌فیزیکی حیاتی برای ارزیابی وضعیت، توصیف ساختار جنگل و عملکرد بوم‌سازگان‌های جنگلی است. همچنین، این شاخص، یک متغیر کلیدی برای مدل‌سازی تغییرات آب‌وهوازی جهانی، ترسیب کربن، چرخه آب، فتوستنتز و باران‌ربایی است. از داده‌های سنجش از دور براساس مدل‌های یادگیری ماشین به‌طور گسترده برای برآورد LAI جنگل در مقیاس‌های وسیع به‌دلیل کمینه کردن زمان، هزینه و تخریب استفاده می‌شود. پژوهش پیش‌رو با هدف بررسی قابلیت داده‌های Sentinel-2 در برآورد شاخص سطح برگ جنگل‌های زاگرس شمالی براساس روش رگرسیون فرایند گاوی (GPR) انجام شد.

مواد و روش‌ها: داده‌های میدانی LAI در خرداد و تیرماه سال ۱۴۰۲ در جنگل‌های شاخه‌زاد شهرستان‌های مریوان و سروآباد از توابع استان کردستان جمع‌آوری شدند. ۹۳ قطعه‌نمونه مربعی شکل با ابعاد  $20 \times 20$  متر مربع به صورت نمونه‌برداری تصادفی برداشت شدند. موقعیت مرکز هر قطعه‌نمونه با استفاده از یک دستگاه DGPS ثبت شد. برای اندازه‌گیری LAI در هر قطعه‌نمونه از روش عکس‌برداری نیم‌کروی استفاده شد. در داخل هر قطعه‌نمونه، پنج عکس با استفاده از دوربین (Coolpix4500+FC-E8) مجهز به عدسی چشم‌ماهی برداشت شد. در ادامه در پژوهش پیش‌رو، یک فریم از تصویر بدون ابر ماهواره Sentinel-2B در سطح تصحیح L1C مربوط به تاریخ ۱۱ تیرماه سال ۱۴۰۲ دریافت شد. پس از بررسی کیفیت رادیومتری و درستی هندسه تصاویر، از پردازنه Sen2Cor برای تصحیح اتمسفری استفاده شد. باندهای LAI برای هر عکس نیم‌کروی و درنهایت، برای هر قطعه‌نمونه با استفاده از بسته «hemispheR» در نرم‌افزار برنامه‌نویسی R محاسبه شد. در پژوهش پیش‌رو، یک فریم از تصویر بدون ابر ماهواره Sentinel-2B در سطح تصحیح L1C مربوط به تاریخ ۱۱ تیرماه سال ۱۴۰۲ بدست آمدند و در اصلی و شاخص‌های طیفی (شاخص‌های پوشش گیاهی، تبدیل تسلیک و تجزیه مؤلفه اصلی) از تصویر Sentinel-2 بدست آمدند و در سه مجموعه داده شامل باندهای اصلی، شاخص‌های طیفی و ترکیب باندها و شاخص‌ها برای برآورد LAI استفاده شدند. در ادامه، مدل‌سازی با استفاده از الگوریتم GPR براساس ۶۵ قطعه‌نمونه زمینی ( $70$  درصد) انجام شد. در پایان، مدل‌ها براساس ۲۸ قطعه‌نمونه زمینی ( $30$  درصد) با استفاده از معیارهای ضریب تبیین ( $R^2$ ) و جذر میانگین مربعات خطای (RMSE)، جذر میانگین مربعات خطای نسبی (rRMSE) و ضریب آکائیک (AIC) ارزیابی شدند.

نتایج: بررسی آماره‌های توصیفی داده‌های زمینی شاخص سطح برگ نشان داد که مقادیر حداقل، حداکثر، متوسط و انحراف معیار شاخص سطح برگ اندازه‌گیری شده در جنگل مورد پژوهش به ترتیب  $0/33$ ،  $0/88$ ،  $2/129$  و  $0/627$  مترمربع بر مترمربع بود. همچنین، بررسی همبستگی پرسون بین شاخص سطح برگ جنگل و متغیرهای طیفی (باندهای اصلی و شاخص‌های طیفی) نشان داد که شاخص سطح برگ همبستگی بیشتری با شاخص‌های طیفی (به‌وزن شاخص‌های GNDVI، SAVI و TCTV) در مقایسه با باندهای اصلی دارد. نتایج ارزیابی

مدل‌های به دست آمده از مدل‌سازی شاخص سطح برگ جنگل با استفاده از الگوریتم یادگیری ماشین رگرسیون فرایند گاووسی براساس ۳۰ درصد قطعه‌نمونه‌های زمینی با استفاده از سه مجموعه داده (باندهای اصلی، شاخص‌های طیفی و ترکیب باندهای اصلی و شاخص‌های طیفی) حاصل از تصویر Sentinel-2 نشان داد که مدل به دست آمده از مجموعه باندهای اصلی ماهواره 2 Sentinel با ضریب تبیین ۰/۸۱، جذر میانگین مربعات خطای نسبی ۹/۴۱ و ضریب آکائیک ۱۰۳/۶۵ عملکردی مناسبی در مقایسه با دو مجموعه باندهای اصلی و ترکیب باندهای اصلی و شاخص‌های طیفی در برآورد شاخص سطح برگ جنگل مورد مطالعه داشته است. براساس بهترین مدل، نقشه شاخص سطح برگ جنگل مورد مطالعه با استفاده از مدل حاصل از باندهای اصلی تصویر Sentinel-2 تهیه شد.

نتیجه‌گیری کلی: به طور کلی، نتایج این پژوهش تا حدودی قابلیت داده‌های ماهواره 2 Sentinel برای ارزیابی شاخص سطح برگ در جنگل‌های شاخمزاد زاگرس شمالی را اثبات می‌کند. با این حال، استفاده از داده‌های زمینی شاخص سطح برگ و داده‌های 2 Sentinel در فصل‌های مختلف رویش می‌تواند در تأیید استحکام و کاهش عدم قطعیت یافته‌های پژوهش پیش رو کمک کند.

واژه‌های کلیدی: عکس‌برداری نیم‌کروی، متغیرهای طیفی، مشخصه‌های زیست‌فیزیکی، یادگیری ماشین.

**مقدمه**  
مقیاس‌های محلی، منطقه‌ای و جهانی در برنامه‌ریزی راهبردی و مدیریت پایدار بوم‌سازگان جنگل از اهمیت روزافزونی برخوردار است. اندازه‌گیری شاخص سطح برگ جنگل، پیشینه بلندمدتی دارد که به طور گسترده براساس روش‌های اندازه‌گیری سنتی زمینی به دو صورت مخترب (نمونه‌برداری برگ درختان) و LAI-2200C (دوربین مجهر به عدسی چشم‌ماهی و Jonckheere (Plant Canopy Analyzer et al., 2004; Weiss et al., 2004; Dube et al., 2019; Ali et al., 2021) انجام شده است (Hansen et al., 2004). این اندازه‌گیری‌ها در مقیاس‌های مکانی - زمانی مختلف، نیازمند صرف زمان و هزینه زیادی است (Meyer et al., 2019; Chrysafis et al., 2020). داده‌های سنجش از دوری با تکیه بر ویژگی‌های طیفی خاص پوشش گیاهی (یعنی جذب زیاد در محدوده طول موج مرئی و بازتاب زیاد در مادون قرمز نزدیک) در مقایسه با پدیده‌های دیگر، به برآورد شاخص سطح برگ جنگل کمک می‌کنند (Meyer et al., 2019; Chrysafis et al., 2020). امروزه با پیشرفت داده‌های ماهواره‌ای از نظر تفکیک مکانی، زمانی و طیفی و نیز امکان دسترسی رایگان به آن‌ها، این امکان فراهم شده است تا از تکنیک‌های سنجش از دوری برای برآورد سریع و دقیق شاخص سطح برگ جنگل از

شاخص سطح برگ (LAI: Leaf area index) به عنوان نسبت مساحت یک طرف برگ (مترمربع) به مساحت زمین (مترمربع) در تاج‌پوشش درختان تعریف می‌شود (Jonckheere et al., 2004). LAI یک مشخصه زیست‌فیزیکی کلیدی جنگل است که در ارزیابی وضعیت، ساختار و عملکرد بوم‌سازگان‌های جنگلی، کاربرد زیادی دارد (Chrysafis et al., 2020; Bhattacharai et al., 2022). شاخص سطح برگ جنگل بر بسیاری از فرایندهای مختلف پوشش گیاهی، خاک و جو مانند جریان انرژی، فتوسنتز، تعرق، تنفس، باران‌ربایی و ذخیره کربن مؤثر است (Omer et al., 2016; Meyer et al., 2019). از این مشخصه در بررسی وضعیت رشد، سلامتی، بیماری‌ها و آلودگی فلزات سنگین در بوم‌سازگان‌های جنگلی نیز استفاده می‌شود (Cui & Zhou, 2017; Xu et al., 2020). علاوه بر این، کنوانسیون سازمان ملل درباره چهارچوب تغییر اقلیم (UNFCCC) و هیئت بین‌دولتی تغییر اقلیم (IPCC) شاخص سطح برگ را به عنوان یکی از متغیرهای اساسی اقلیم و تنوع زیستی در نظر گرفته است (Darvishzadeh et al., 2019; Meyer et al., 2019). بنابراین اندازه‌گیری و پایش LAI در

کردند که مدل حاصل با ضریب تبیین ( $R^2 = 0.854$ ) برآورد مطلوبی از شاخص سطح برگ را ارائه کرد. همچنین، Sinha و همکاران (۲۰۲۰) بهمنظور برآورد شاخص سطح برگ جنگل‌های هند با استفاده از روش‌های پارامتری رگرسیون خطی چندمتغیره و ناپارامتری GPR نشان دادند که الگوریتم GPR ( $R^2 = 0.9$  و  $rRMSE = 8/75\%$ ) نسبت به رگرسیون خطی چندمتغیره ( $R^2 = 0.8$  و  $rRMSE = 11/25\%$ ) برآورد بهتری از مشخصه موردنظر دارد. مدل‌سازی شاخص سطح برگ جنگل‌های آمریکا با استفاده از داده‌های Sentinel-1 و Sentinel-2 و براساس الگوریتم‌های RF و پرسپترون چندلایه (MLP) نشان داد که کارایی تصویر Sentinel-2 و الگوریتم RF ( $nRMSE = 0.1\%$ ) در برآورد شاخص سطح برگ بهتر است (Bhattarai *et al.*, 2022). بررسی روش‌های رگرسیون خطی ساده و چندمتغیره در برآورد شاخص سطح برگ جنگل‌های زاگرس با استفاده از داده‌های Landsat 8 حاکی از عملکرد بهتر رگرسیون خطی چندمتغیره در مقایسه با خطی ساده در برآورد شاخص سطح برگ بود (Miri *et al.*, 2017). همچنین، در پژوهش دیگری در همین جنگل‌ها بهمنظور برآورد شاخص سطح برگ براساس داده‌های Sentinel-2 از رگرسیون خطی چندمتغیره استفاده شد (Moradi *et al.*, 2021).

بررسی پژوهش‌های انجام‌شده نشان می‌دهد که روش‌های آماری یادگیری ماشین سبب عملکرد بهتر و بهبود دقت برآورد شاخص سطح برگ با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای می‌شوند. از آنجایی که برخلاف پژوهش‌های متعدد خارج از کشور تا به امروز، پژوهشی در این زمینه در داخل کشور صورت نگرفته است، اهمیت استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در برآورد شاخص سطح برگ جنگل‌های کشور ضروری به نظر می‌رسد. با این وجود، انتخاب الگوریتم مناسب بهمنظور برآورد دقیق تر شاخص سطح برگ براساس تصاویر ماهواره‌ای در بومسازگان‌های مختلف هنوز یک چالش است. امروزه از بین مدل‌های مختلف یادگیری ماشین، مدل GPR با توجه به تعداد نمونه کمتر، کارایی مناسب در زمان پردازش و دقت زیاد از

Miri *et al.*, 2017; Ali *et al.*, 2021; Bhattarai *et al.*, 2022 مقیاس محلی تا جهانی استفاده شود (Bhattarai *et al.*, 2022). بهطور کلی از بین تکنیک‌های متدالول سنجش از دوری در برآورد شاخص سطح برگ، روش‌های آماری (تجربی) با توجه به سادگی، انعطاف‌پذیری زیاد، قابلیت اجرا و دسترسی آسان نسبت به روش‌های دیگر ترجیح داده می‌شوند (Omer *et al.*, 2016; Miri *et al.*, 2017; Meyer *et al.*, 2019; Chen *et al.*, 2020; Chrysafis *et al.*, 2020). امروزه در کنار پیشرفت در ویژگی سنجنده‌ها، مدل‌های جدیدی برای توسعه روش‌های آماری معرفی شده‌اند که چهارچوبی قوی‌تر برای مدل‌سازی ارائه می‌دهند. بیشتر پژوهش‌هایی که مدل‌های برآورد شاخص سطح برگ را در بومسازگان جنگل توسعه داده‌اند، بر استفاده از مدل‌های رگرسیون خطی ساده و چندمتغیره تکیه داشته‌اند Kovacs *et al.*, 2004; Pope & Treitz, 2013; Miri *et al.*, 2017; Moradi *et al.*, 2021 توزیع نرمال داده‌ها، هم خطی بودن و کارایی کم این مدل‌ها، زمانی که رابطه غیرخطی بین متغیر وابسته و مستقل وجود دارد، نیاز به استفاده از مدل‌های پیشرفته آماری را افزایش می‌دهد (Omer *et al.*, 2016; Chrysafis *et al.*, 2020). روش‌های یادگیری ماشین مانند شبکه مصنوعی (NN)، جنگل تصادفی (RF)، رگرسیون پشتیبان بردار (SVR)، k-NN، k-Nearest Neighbors (KNN) و رگرسیون فرایند گاووسی (GPR) که از مدل‌های غیرخطی و ناپارامتری هستند، به عنوان مدل‌های پیشرفته می‌توانند جایگزین مناسبی برای مدل‌های پارامتری در برآورد شاخص سطح برگ باشند Mao *et al.*, 2019; Verrelst *et al.*, 2019; Sinha *et al.*, 2020; Ali *et al.*, 2021

به کارگیری الگوریتم‌های یادگیری ماشین در جنگل‌های چین حاکی از کارایی مناسب آن‌ها در برآورد شاخص سطح برگ با استفاده از تصاویر ابرطیفی GF-5 بود (Chen *et al.*, 2020). Chrysafis و همکاران (۲۰۲۰) با هدف ارزیابی ماهواره Sentinel-2 در برآورد شاخص سطح برگ جنگل‌های آمیخته یونان با استفاده از الگوریتم GPR گزارش

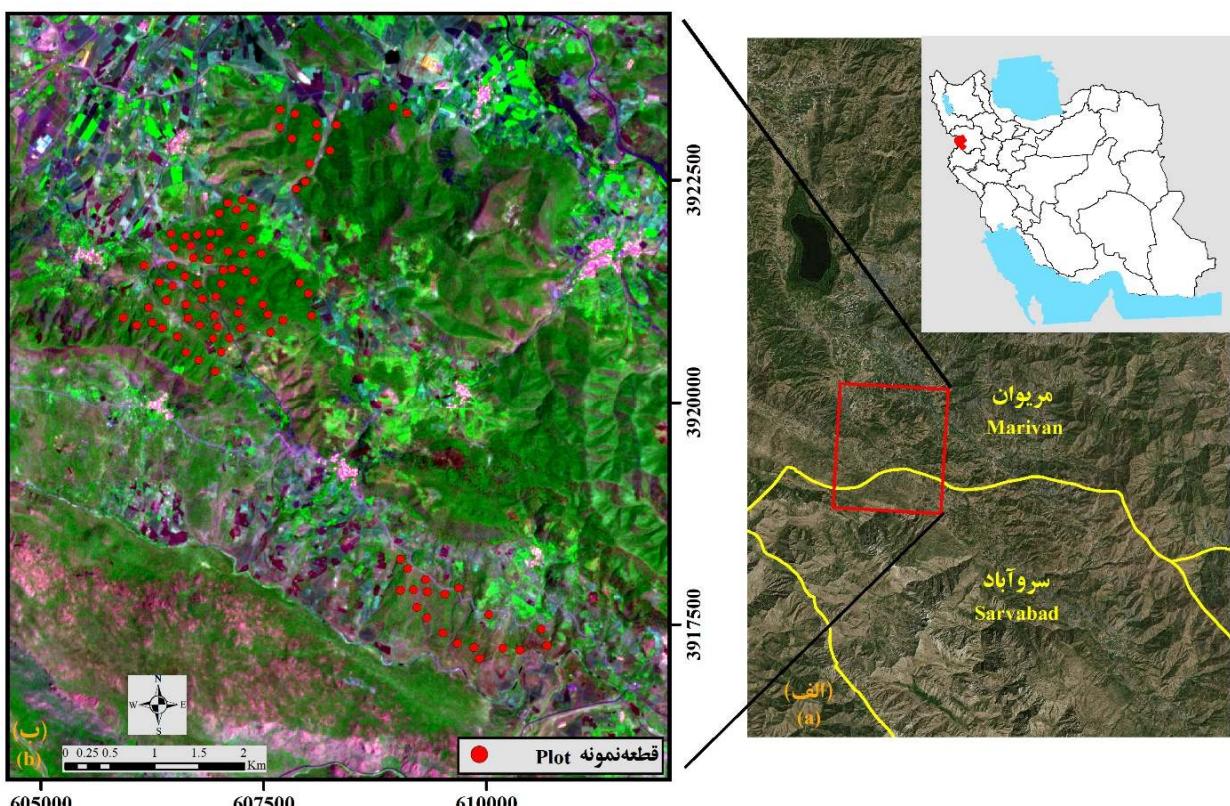
انجام پژوهش پیش رو در نظر گرفته شد (شکل ۱). جنگل مورد پژوهش با مساحت ۶۳۵۷ هکتار در دامنه ارتفاعی ۱۲۸۰ تا ۱۹۶۰ متر بالاتر از سطح دریا قرار دارد. متوسط بارندگی و دمای سالانه در ایستگاه هواشناسی نزدیک به این منطقه به ترتیب  $820/7$  میلی‌متر و  $14/48$  درجه سانتی‌گراد هستند. غالبيت گونه‌های درختی برودار (*Quercus brantii*) هستند. مازودار (*Q. infectoria* Oliv.) در جنگل مورد پژوهش مشهود است که به دلیل معیشت جوامع محلی، اين گونه‌ها اغلب فرم رویشی شاخه‌زاد به خود گرفته‌اند. تراکم تاج پوشش در منطقه پژوهش، بسیار متغیر است. به طوری که اندازه‌گیری‌ها در محدوده تراکمی ۱۰ تا ۸۰ درصد قرار دارند.

محبوبیت زیادی در برآوردهای شاخص سطح برگ جنگل با داده‌های سنجش از دوری برخوردار است (Verrelst *et al.*, 2015; Chrysafis *et al.*, 2020; Sinha *et al.*, 2020) همین اساس، هدف اصلی پژوهش پیش رو، ارزیابی قابلیت داده‌های Sentinel-2 در برآوردهای شاخص سطح برگ جنگل‌های زاگرس شمالی با استفاده از الگوریتم GPR است.

## مواد و روش‌ها

### جنگل مورد پژوهش

بخشی از جنگل‌های زاگرس شمالی واقع در شهرستان‌های مریوان و سروآباد (موقعیت جغرافیایی "۱۶°۰۴'۶۹" تا "۱۰°۴۶'۴۶" طول شرقی و "۳۵°۲۷'۳۵" عرض شمالی) از توابع استان کردستان برای



شکل ۱- گستره جغرافیایی جنگل مورد پژوهش در ایران و شهرستان‌های مریوان و سروآباد (الف) و موقعیت قطعه‌نمونه‌های زمینی روی ترکیب رنگی شبیه‌حقیقی (باندهای ۱۲-۸-۳) در تصویر Sentinel-2 (ب)

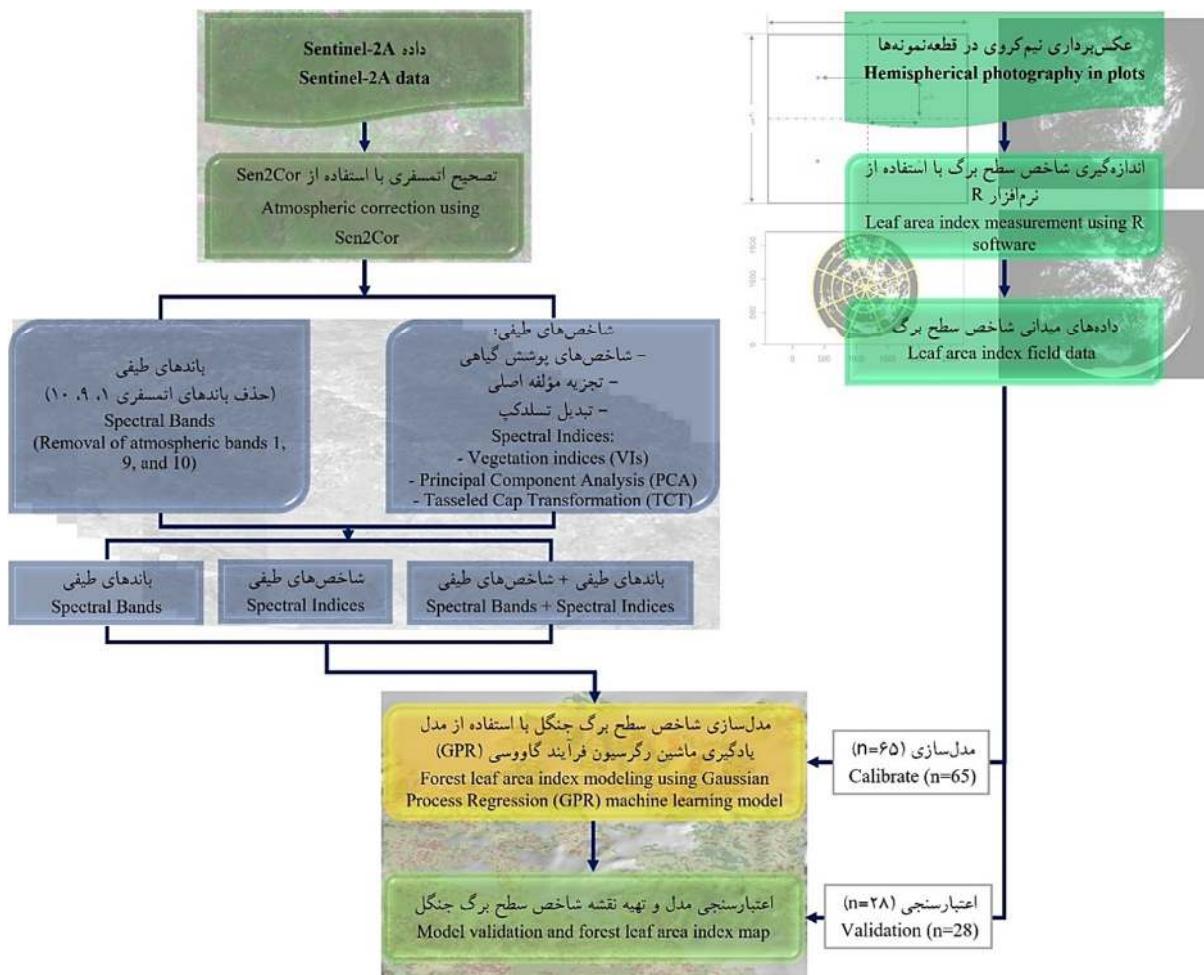
Figure 2. The geographic extent of the studied area in Iran and Marivan, and Sarvabad counties (a), the location of field sample plots over on a pseudo-natural color composition (bands 12-8-3) of Sentinel-2 image (b)

جنگل مورد پژوهش براساس بهترین مدل. در شکل ۲، نمای کلی مراحل انجام این پژوهش آورده شده است.

**اندازه‌گیری زمینی شاخص سطح برگ**  
داده‌های میدانی شاخص سطح برگ در خرداد و تیرماه سال ۱۴۰۲ در جنگل‌های شاخه‌زاد مریوان و سروآباد جمع‌آوری شدند. بدین منظور، ۹۳ قطعه‌نمونه مربعی‌شکل با ابعاد  $20 \times 20$  متر مربع، براساس تراکم‌های مختلف تاج‌پوشش، به صورت نمونه‌برداری تصادفی برداشت شدند (شکل ۳-الف).

## روش پژوهش

فرایند مدل‌سازی و برآورده شاخص سطح برگ شاخص سطح برگ جنگل‌های زاگرس در پژوهش پیش‌رو با استفاده از تصویر Sentinel-2 براساس مدل یادگیری ماشین GPR به صورت مراحل زیر مدل‌سازی و برآورده شد: ۱) اجرای روش غیرمستقیم عکس‌برداری نیم‌کروی برای اندازه‌گیری شاخص سطح برگ در هر قطعه‌نمونه، ۲) پیش‌پردازش و پردازش تصویر ماهواره Sentinel-2، ۳) مدل‌سازی شاخص سطح برگ با استفاده از الگوریتم GPR براساس مجموعه داده‌های مختلف، ۴) اعتبارسنجی مدل‌ها و تهیه نقشه شاخص سطح برگ برای

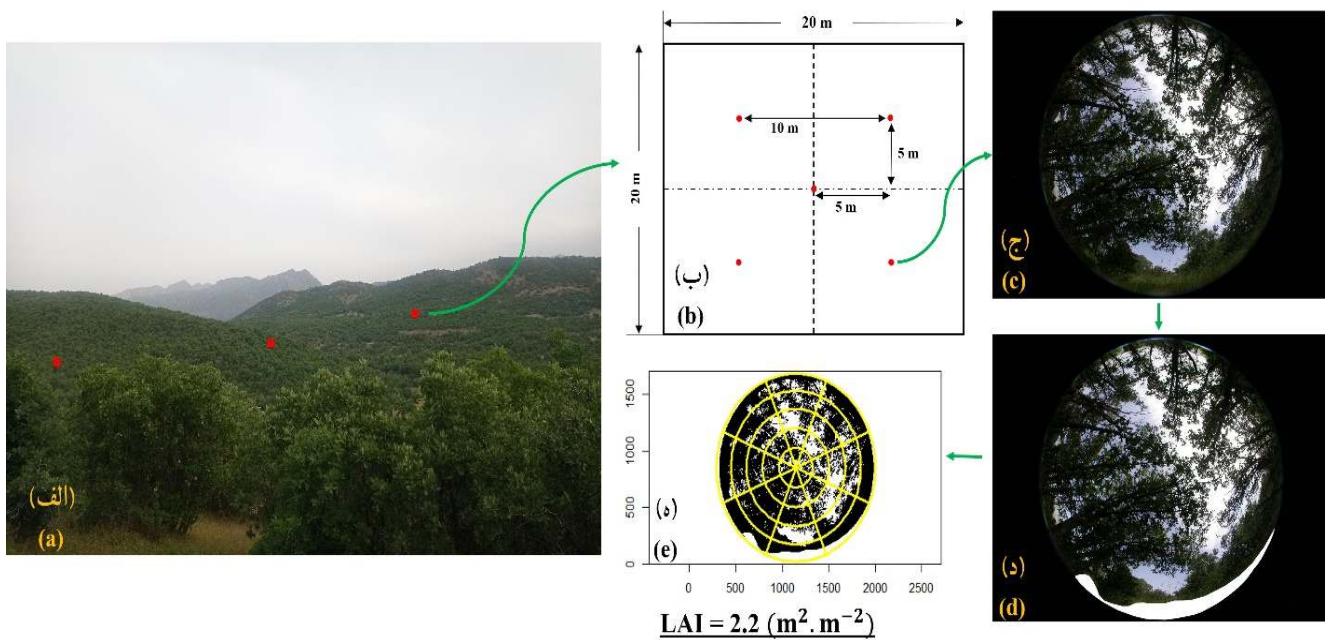


شکل ۲- روند کلی مدل‌سازی شاخص سطح برگ در پژوهش پیش‌رو

Figure 1. The flowchart of leaf area index modeling in the present study

پیش از پردازش عکس‌های نیم‌کروی و محاسبه شاخص سطح برگ برای هر قطعه نمونه، ضروری است که این عکس‌ها پیش‌پردازش شوند. در مرحله پیش‌پردازش به دلیل عکس‌برداری در ارتفاع پایین دوربین برای پوشش همه جست‌ها در فرم شاخه‌زاد، سطح زمین ثبت شده از عکس‌های نیم‌کروی حذف شدند (شکل ۳-د). در ادامه شاخص سطح برگ برای هر عکس نیم‌کروی با استفاده از بسته «hemispheR» زبان برنامه‌نویسی R محاسبه شد کمیت شاخص سطح برگ برای ۹۳ قطعه نمونه از میانگین پنج عکس نیم‌کروی بدست آمد.

موقعیت مرکز هر قطعه نمونه با استفاده از یک دستگاه iRoPro (DGPS) مدل (Chianucci & Macek, 2023) با دقت زیاد (خطای کمتر از یک متر) ثبت شد. برای اندازه‌گیری شاخص سطح برگ در هر قطعه نمونه از روش عکس‌برداری نیم‌کروی استفاده شد. بدین منظور در داخل هر قطعه نمونه، پنج نقطه براساس شکل ۳-ب انتخاب (Coolpix4500+FC-E8) شد و از دوربین (et al., 2020) مجهر به عدسی چشم‌ماهی برای برداشت عکس‌ها استفاده شد. به منظور جلوگیری از اثر نور مستقیم آفتاب، پنج عکس نیم‌کروی در قطعه نمونه در شرایط پوشش ابری آسمان و در روزهای غیرابری، عکس‌ها در ساعت‌های پایانی روز (اندکی قبل از غروب آفتاب) برداشت شدند (شکل ۳-ج) (Miri et al., 2017).



شکل ۳- مراحل اندازه‌گیری زمینی شاخص سطح برگ؛ (الف) عکسی از منطقه پژوهش در آزیمoot ۱۳۵ درجه و موقعیت سه قطعه نمونه در آن، (ب) الگوی عکس‌برداری نیم‌کروی در قطعه نمونه‌ها، (ج) عکس نیم‌کروی ثبت شده، (د) پیش‌پردازش عکس نیم‌کروی و (ه) پردازش عکس نیم‌کروی

**Figure 3. Steps measurement ground leaf area index; a) A photo of the study area at 135 degrees azimuth and position of three plots in it, b) Hemispherical photography (HP) pattern in plots, c) Recorded HP, d) Pre-processing of HP and e) Processing of HP**

Erfanifard & Lotfi L2A (بازتاب پایین جو) استفاده شد (Nasirabad, 2022).

در این پژوهش از اطلاعات طیفی ۱۰ باند طیفی (باندهای ۲، ۳، ۴، ۵، ۶، ۷، ۸، ۸a، ۹ و ۱۲) برای تجزیه و تحلیل‌ها استفاده شد. سه باند با تفکیک مکانی ۶۰ متر شامل باند ۱ (طول موج ۴۴۳ نانومتر)، باند ۹ (طول موج ۹۴۵ نانومتر) و باند ۱۰ (طول موج ۱۳۷۴ نانومتر) که به ترتیب برای پژوهش‌های ساحلی، بخار آب و تشخیص ابر سیروس مناسب هستند، حذف شدند. با استفاده از نرم‌افزار SNAP Ver 9.0 همه باندها به اندازه تفکیک مکانی ۱۰ متر تبدیل شدند. همچنین، برای استخراج بیشتر اطلاعات از تصویر مورد استفاده در پژوهش پیش‌رو، شاخص‌های پوشش گیاهی، تجزیه مؤلفه اصلی و تبدیل تسلیک‌محاسبه شدند (جدول ۱).

### پردازش داده‌های Sentinel-2

Sentinel-2 به عنوان بخشی از برنامه کوپرنیک آژانس فضایی اروپا در سال ۲۰۱۵ آغاز شد. این ماهواره شامل دو ماهواره مشابه Sentinel-2A و Sentinel-2B با ۱۳ باند طیفی و اندازه تفکیک مکانی ۱۰، ۲۰ و ۶۰ متر است که با هم، هر پنج روز، یک پوشش کامل از زمین برداشت می‌کنند. در پژوهش پیش‌رو، یک فریم از تصویر بدون ابر ماهواره Sentinel-2B در سطح تصحیح L1C مربوط به تاریخ ۱۱ تیرماه سال ۱۴۰۲ به صورت رایگان از سایت <https://scihub.copernicus.eu> بررسی کیفیت رادیومتری و درستی هندسه تصاویر، از پردازنده Sen2Cor (<https://step.esa.int/main/snap/>) (supported-plugins/sen2cor/) فراخوانی شده در command prompt (cmd) برای حذف اثرات نرم‌افزار (cmd) اتمسفر محصول L1C (بازتاب بالای جو) و تولید محصول

جدول ۱ - شاخص‌های طیفی به دست آمده از تصویر Sentinel-2 در پژوهش پیش‌رو (Zhang et al., 2022)

Table 1. Derived spectral indices from Sentinel-2 image in the present study (Zhang et al., 2022)

Spectral Index	Index Type	Abbreviation	Equation
Vegetation Indices	Ratio Vegetation Index	NDVI	$NDVI = (B8 - B4)/(B8 + B4)$
	Normalized Difference Vegetation Index	GNDVI	$GNDVI = (B7 - B3)/(B7 + B3)$
	Normalized Difference Vegetation Index with Band 4 and 5	NDI45	$NDI45 = (B5 - B4)/(B5 + B4)$
	Enhanced Vegetation Index	EVI	$EVI = 2.5 - ((B8 - B4)/(B8 + 6 - B4 - 7.5 \times B2 + 1))$
	Difference Vegetation Index	DVI	$DVI = B8 - B4$
	Soil Adjusted Vegetation Index	SAVI	$SAVI = ((B8 - B4)/(B8 + B5 + L)) \times (1 + L)$
	Red-edge Infection Point Index	REIP	$REIP = 700 + (40 - ((B4 + B7)/2 - B5))/(B6 - B5)$
	Sentinel-2 Red-edge Position Index	S2REP	$S2REP = 705 + (35 - ((B4 + B7)/2 - B5))/(B6 - B5)$
	Vegetation	TCTV	$GVI = -0.3599 \times B2 - 0.3533 \times B3 - 0.4734 \times B4 + 0.6633 \times B8 + 0.0087 \times B11 - 0.2856 \times B12$
Tasseled Cap Transformation	Brightness	TCTB	$SBI = 0.3510 \times B2 + 0.3813 \times B3 + 0.3437 \times B4 + 0.7196 \times B8 + 0.2396 \times B11 + 0.1949 \times B12$
	Wetness	TCTW	$WET = 0.2578 \times B2 + 0.2305 \times B3 + 0.0883 \times B4 + 0.1071 \times B8 - 0.7611 \times B11 - 0.5308 \times B12$
Principal Component Analysis	Principal Component Analysis	PCA	-

حاصل از سه مجموعه باندهای اصلی، شاخص‌های طیفی و ترکیب آن‌ها براساس ۲۸ قطعه‌نمونه زمینی (۳۰ درصد) ارزیابی شدند. از آماره‌های ضریب تبیین ( $R^2$ )، جذر میانگین مربعات خطأ (RMSE)، جذر میانگین مربعات خطای نسبی (rRMSE) و ضریب آکائیک (AIC) برای انتخاب بهترین مدل استفاده شد. این آماره‌ها براساس رابطه‌های ۱ تا ۴ محاسبه شدند (Fallah *et al.*, 2022).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\widehat{LAI}_i - LAI_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\overline{LAI}_i - LAI_i)^2} \quad \text{رابطه (۱)}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\widehat{LAI}_i - LAI_i)^2}{n}} \quad \text{رابطه (۲)}$$

$$rRMSE = \frac{RMSE}{\overline{LAI}} \times 100 \quad \text{رابطه (۳)}$$

$$AIC = n \ln S_p^2 + 2K \quad \text{رابطه (۴)}$$

که در آن‌ها،  $LAI_i$  بیانگر مقدار شاخص سطح برگ اندازه‌گیری شده در هر قطعه‌نمونه،  $\widehat{LAI}_i$  مقدار شاخص سطح برگ برآورده شده از هر مدل،  $\overline{LAI}$  متوسط شاخص سطح برگ اندازه‌گیری شده در قطعه‌نمونه‌های اعتبارسنجی،  $n$  نشان‌دهنده تعداد قطعه‌نمونه‌های اعتبارسنجی (۲۸ قطعه‌نمونه)،  $S_p^2$  مجموع مربعات میانگین و  $K$  تعداد متغیرهای ورودی در مدل هستند. پس از انجام اعتبارسنجی، نقشه شاخص سطح برگ جنگل مورد پژوهش با استفاده از بهترین مدل حاصل از روش GPR براساس بسته «Raster» در نرم‌افزار R تهیه شد.

## نتایج

بررسی آماره‌های توصیفی داده‌های زمینی نشان داد که شاخص سطح برگ اندازه‌گیری شده (مترمربع بر مترمربع) در جنگل مورد پژوهش از محدوده ۰/۰۳ تا ۰/۸۸ با میانه ۰/۱۵، میانگین ۰/۱۲۹ و انحراف معیار ۰/۶۲۷ متغیر بود. در شکل ۴ توزیع شاخص سطح برگ زمینی ارائه شده است.

## مدل‌سازی شاخص سطح برگ

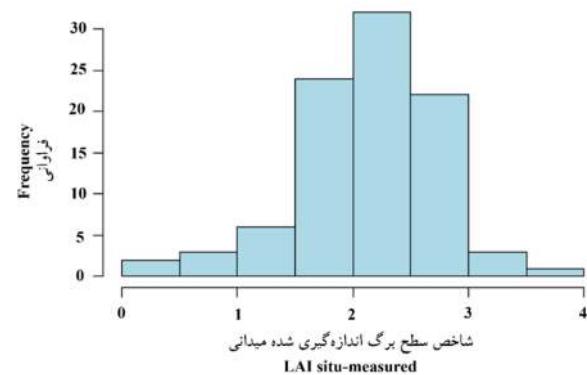
در مجموع، ۲۳ متغیر طیفی (باندهای اصلی و شاخص‌های طیفی) برای مدل‌سازی شاخص سطح برگ استفاده شد. بررسی همبستگی بین شاخص سطح برگ و متغیرهای برآورده می‌تواند به درک اهمیت هریک از متغیرها در مدل‌سازی کمک شایانی کند. برای این کار، رابطه بین شاخص سطح برگ با ۲۳ متغیر طیفی استخراج شده از تصویر ۲ Sentinel با استفاده از تحلیل پیرسون بررسی شد و ماتریکس همبستگی براساس بسته «corplot» در محیط R به دست آمد.

برای برآورده شاخص سطح برگ جنگل با استفاده از داده‌های Sentinel-2 از رگرسیون فرایند گاووسی (GPR) استفاده شد. برای این منظور از سه مجموعه داده شامل باندهای اصلی، شاخص‌های طیفی و ترکیب باندها و شاخص‌های طیفی، براساس ۶۵ قطعه‌نمونه زمینی (۰ درصد) استفاده شد. در سال‌های اخیر، GPR به تدریج به عنوان یک ابزار رگرسیون قدرتمند برای برآورده مشخصه‌های پوشش گیاهی در جامعه سنجش از دور مورد Verrelst *et al.*, 2013; Gewali *et al.*, 2019; Chrysafis *et al.*, 2020; Xie *et al.*, 2021; Wocher *et al.*, 2022 توجه قرار گرفته است (). GPR یک روش ناپارامتری احتمالی در میان روش‌های رگرسیونی است که رابطه غیرخطی بین متغیرهای ورودی  $x \in \mathbb{D}$  (باندها و شاخص‌های طیفی) و مشخصه‌های خروجی  $y \in \mathbb{Y}$  (در  $y = f(x) + \epsilon$ ) را به صورت رابطه  $y = f(x)$  ارائه می‌دهد که  $\epsilon$  بیانگر نویز گاووسی است. نویز گاووسی با میانگین صفر و واریانس  $\sigma_n^2$  و  $f(x)$  یک بردار تصادفی توزیع شده گاووسی با ماتریکس میانگین صفر و کوواریانس  $Xie et al.$ , 2021;  $K(x, x)$ ، یعنی  $f(x) \sim N(0, K(x, x))$  است (). تجزیه و تحلیل الگوریتم GPR با استفاده از بسته «kernlab» در محیط نرم‌افزار R انجام شد.

## اعتبارسنجی مدل

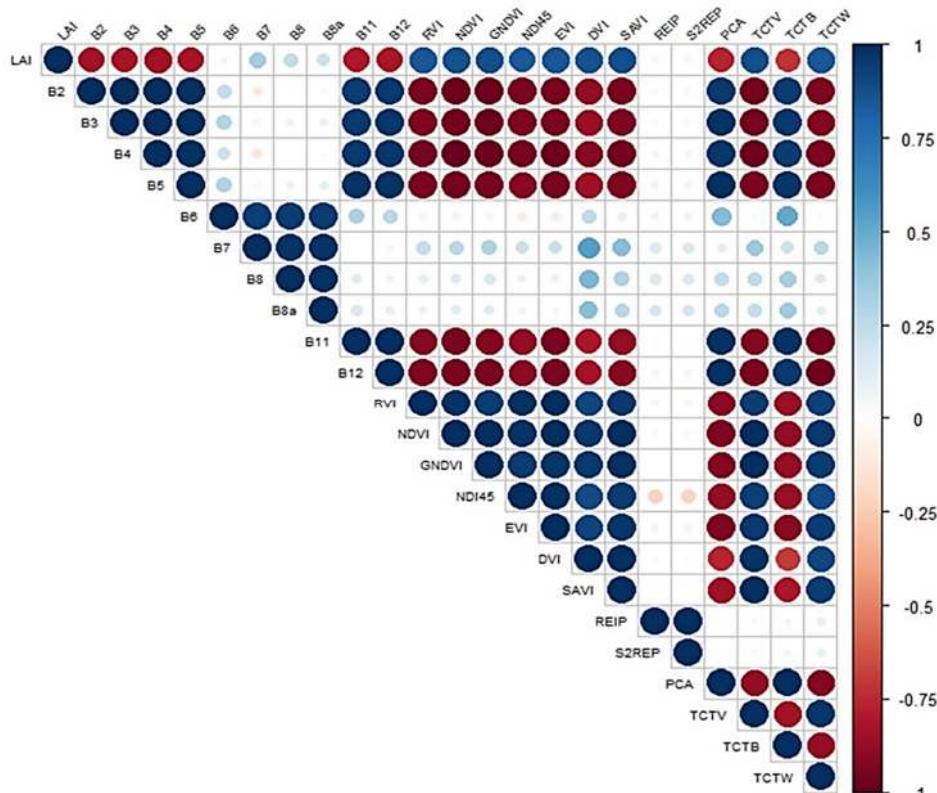
به منظور بررسی عملکرد مدل‌های به دست آمده از الگوریتم GPR برای برآورده شاخص سطح برگ، مدل‌های

ارتباط بین شاخص سطح برگ جنگل و متغیرهای طیفی (باندها و شاخص‌ها) براساس تحلیل همبستگی پیرسون نشان داد که شاخص سطح برگ، حساسیت بیشتری به شاخص‌های طیفی نسبت به باندهای اصلی دارد (شکل ۵). از بین باندهای Sentinel-2، باند قرمز (B4) در سطح اطمینان ۹۹ درصد، بیشینه همبستگی را با شاخص سطح برگ نشان داد. از شاخص‌های طیفی به دست آمده از تصویر TCTV، شاخص‌های GNDVI، SAVI و Sentinel-2 ارتباط بیشتر و معنی‌داری با شاخص سطح برگ داشتند.  
( $p < 0.01$ )



شکل ۴- توزیع شاخص سطح برگ اندازه‌گیری شده در جنگل مورد پژوهش

**Figure 4. Distribution of leaf area index measured in the study forest**



شکل ۵- ضریب همبستگی پیرسون بین شاخص سطح برگ اندازه‌گیری شده، باندها و شاخص‌های طیفی Sentinel-2  
رنگ آبی بیانگر همبستگی مثبت و رنگ قرمز نشان‌دهنده همبستگی منفی بین شاخص سطح برگ و متغیرهای طیفی است که با کاهش همبستگی از اندازه و شدت رنگ آن‌ها کاسته می‌شود.

**Figure 5. Pearson correlation coefficient between measured leaf area index, bands and spectral indices of Sentinel-2**

The color blue indicates positive correlation, while the color red indicates negative correlation between leaf area index and spectral variables, which decreases as the size and intensity of their colors decrease.

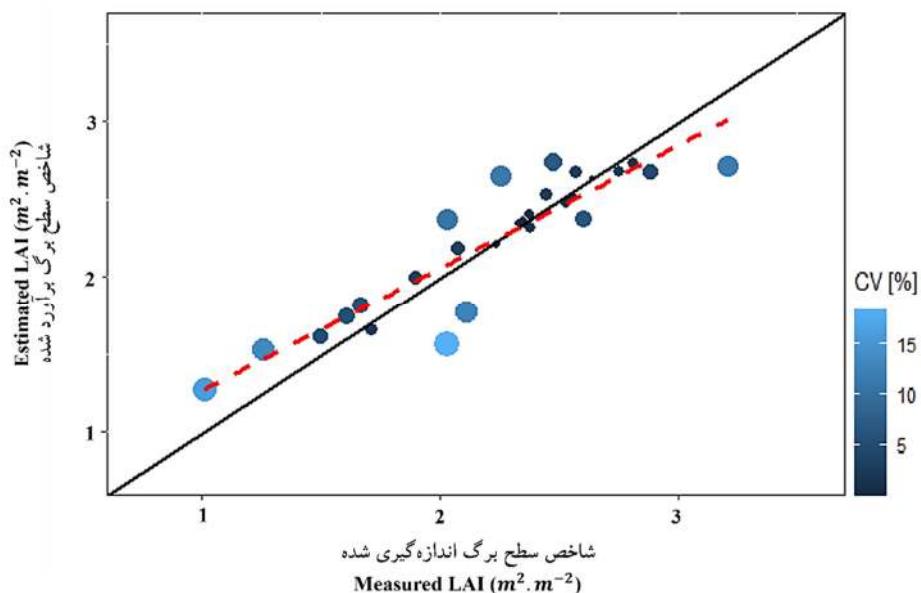
مدل حاصل از باندهای اصلی با  $R^2 = 0.81$  و  $rRMSE = 0.21 \text{ m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$  و  $AIC = 103.65$  به عنوان بهترین مدل انتخاب شد. ابرنقاط مقادیر شاخص سطح برگ اندازه‌گیری شده زمینی و مقادیر برآورده شده این مشخصه برای داده‌های اعتبارسنجی با استفاده از باندهای اصلی تصویر Sentinel-2 در شکل ۶ نشان داده شده است. در این شکل، عدم قطعیت نسبی در برآوردها به عنوان درصد ضریب تغییرات (CV%) آمده است.

مدلسازی شاخص سطح برگ در جنگل مورد پژوهش با استفاده از الگوریتم یادگیری ماشین GPR براساس سه مجموعه داده شامل باندهای اصلی، شاخص‌های طیفی و ترکیب هر دو انجام شد. نتایج مدلسازی و ارزیابی این مدل‌ها در جدول ۲ ارائه شده است. بر این اساس می‌توان بیان کرد که نتایج مدلسازی و اعتبارسنجی هر سه مجموعه طیفی تقریباً به هم نزدیک است. به طورکلی،  $R^2$  در هر سه مدل زیاد بود، اما مدل حاصل از مجموعه شاخص‌های طیفی و نیز ترکیب باندها و شاخص‌های طیفی، خطای بیشتری برای پیش‌بینی داده‌های اعتبارسنجی داشت. بر همین اساس،

جدول ۲- ارزیابی مدل‌ها براساس داده‌های مدلسازی و اعتبارسنجی با معیارهای  $R^2$ ،  $\text{RMSE}$ ،  $\text{rRMSE}$  و  $\text{AIC}$

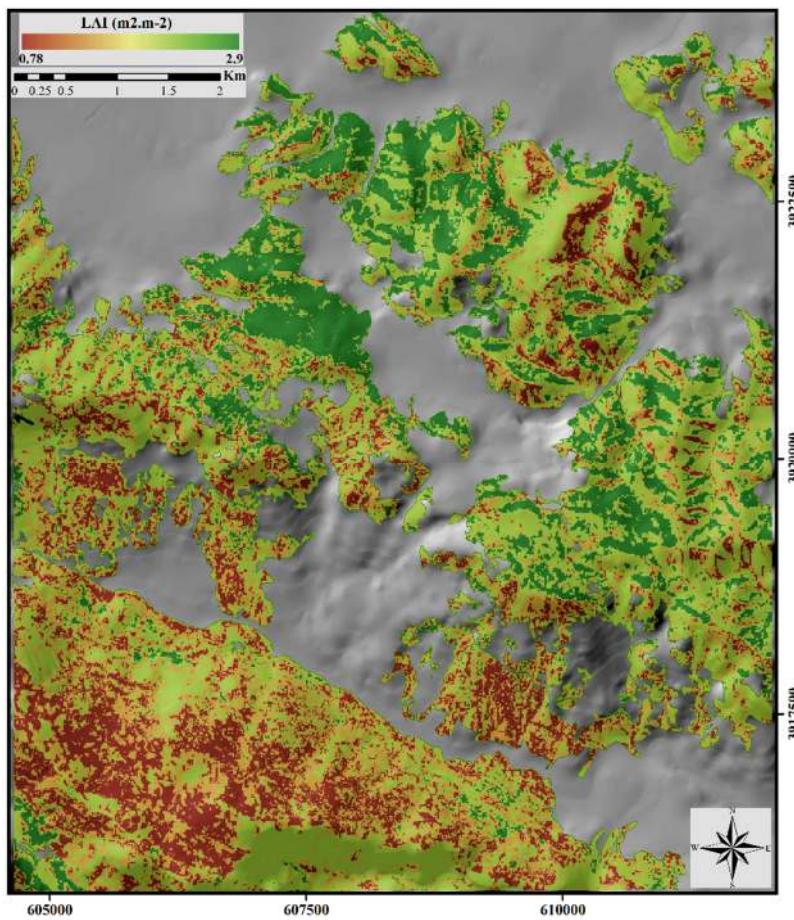
**Table 2. Model evaluation based on modeling and validation data with  $R^2$ , RMSE, rRMSE and AIC metrics**

Inputs	Modeling data (n = 65)				Validation data (n = 28)			
	$R^2$	RMSE ( $\text{m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$ )	rRMSE (%)	AIC	$R^2$	RMSE ( $\text{m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$ )	rRMSE (%)	AIC
Original Bands	0.812	0.3	14.38	140.81	<b>0.81</b>	<b>0.21</b>	<b>9.41</b>	<b>103.65</b>
Spectral Indices	0.84	0.28	13.22	128.37	0.82	0.25	11.6	109.96
Spectral Bands and Indices	0.84	0.29	13.63	133.89	0.84	0.22	10.31	106.51



شکل ۶- مقادیر شاخص سطح برگ اندازه‌گیری شده در برابر مقادیر برآورده شده داده‌های اعتبارسنجی براساس باندهای اصلی تصویر Sentinel-2

**Figure 6. Measured leaf area index versus estimated of validation data based on the original bands of the Sentinel-2 image**



شکل ۷- نقشه شاخص سطح برگ مورد مطالعه با استفاده از مدل GPR براساس باندهای اصلی Sentinel-2

**Figure 7. Mapping leaf area index of the studied forest using GPR model based on Sentinel-2 original bands**

ماشین تاحدودی امکان ارزیابی صحیح و دقیق این نمایه مهم را فراهم می‌کنند (Xie et al., 2021; Estévez et al., 2022). بر همین اساس، در پژوهش پیش رو، عملکرد مدل GPR به عنوان یک الگوریتم یادگیری ماشین برای برآورد شاخص سطح برگ در جنگل‌های زاگرس شمالی با استفاده از باندها و شاخص‌های طیفی تصویر Sentinel-2 ارزیابی شد.

بررسی آماره‌های توصیفی (شکل ۴) شاخص سطح برگ زمینی اندازه‌گیری شده با روش غیرمستقیم عکس‌برداری نیمکروی نشان داد که مقادیر به دست آمده از نمایه موردنظر، پراکنش خوبی در سطح جنگل مورد پژوهش دارند. این پراکنش در مقادیر مختلف می‌تواند برآورد و مدل‌سازی

با اجرای بهترین مدل، نقشه شاخص سطح برگ جنگل مورد مطالعه براساس مدل حاصل از باندهای اصلی تصویر Sentinel-2 تهیه شد (شکل ۷). نقشه شاخص سطح برگ به دست آمده نشان می‌دهد که مقدار شاخص سطح برگ برای جنگل مورد پژوهش در دامنه ۰/۷۸ تا ۲/۹ مترمربع بر مترمربع قرار دارد.

## بحث

پایش و برآورد دقیق شاخص سطح برگ به عنوان یک مشخصه کلیدی از ساختار جنگل می‌تواند درک مناسبی از وضعیت رویش، سلامتی و عملکردهای دیگر در بوم‌سازگان حفاظتی- حمایتی زاگرس ارائه دهد. امروزه داده‌های سنجش از دوری به همراه تکنیک‌های توسعه یافته یادگیری

نیز نتایج مشابهی را گزارش کردند. همبستگی زیاد در محدوده مرئی را می‌توان براساس نقش کلروفیل، کارتنتوئید و رنگدانه‌های دیگر موجود در برگ درختان توجیه کرد. همچنین، وجود رطوبت زیاد در برگ می‌تواند نقش پرنگی در همبستگی زیاد شاخص سطح برگ با باندهای مادون قرمز کوتاه داشته باشد. همبستگی کم شاخص سطح برگ با باندهای مادون قرمز نزدیک که بیشترین بازتاب را در پوشش گیاهی دارد از نتایج غیرمنتظره این پژوهش است. فرم شاخه‌زاد جنگل مورد پژوهش که باعث افزایش سایه در تاج جست‌ها می‌شود، می‌تواند با تأثیر بر بازتاب محدوده طول موج مادون قرمز نزدیک، سبب همبستگی ضعیف با LAI شده باشد. همچنین توان تفکیک مکانی متوسط (۱۰ و ۲۰ متر) ماهواره 2-Sentinel نیز می‌تواند دلیل دیگری بر این نتیجه باشد که با نتایج پژوهش Meyer و همکاران (۲۰۱۹) و Zou و همکاران (۲۰۲۲) مطابقت دارد. Zou و همکاران (۲۰۲۲) همبستگی کم شاخص سطح برگ با باند مادون قرمز نزدیک تصویر 2-Sentinel را به توع زیاد زاویه برگ داده‌های زمینی نسبت دادند.

به‌طورکلی، با استفاده از تصویر 2-Sentinel و مدل GPR می‌توان شاخص سطح برگ جنگل مورد پژوهش را به‌صورت مطلوبی برآورد کرد (جدول ۲). این نتیجه با Campos-Verrelst و همکاران (۲۰۱۵)، Sinha و همکاران (۲۰۲۰) و Taberner و همکاران (۲۰۱۸)، Xie و همکاران (۲۰۲۱) که نتایج رضایت‌بخشی از برآورد شاخص سطح برگ با استفاده از مدل GPR را گزارش کردند، همسو است. پژوهش پیش‌رو با  $rRMSE=9.41\%$  در مقایسه با پژوهش‌های Miri و همکاران (۲۰۱۷) و Moradi و همکاران (۲۰۲۱) که در جنگل‌های مشابه (زاگرس شمالی) انجام شده‌اند، سبب بهبود قابل توجه نتایج شده است. Miri و همکاران (۲۰۱۷) براساس تصویر 8 Landsat و رگرسیون خطی چندمتغیره، شاخص سطح برگ را با  $rRMSE=20\%$  برآورد کردند. استفاده از تصویر Sentinel-2 و روش GPR در پژوهش پیش‌رو می‌تواند از دلایل عمدۀ بهبود نتایج باشد. همچنین، برتری نتیجه پژوهش

مناسبی از شاخص سطح برگ جنگل مورد مطالعه را براساس الگوریتم GPR با استفاده از تصویر 2-Sentinel انجام دهد. نتایج همبستگی پیرسون (شکل ۵) برای بررسی ارتباط باندها و شاخص‌های طیفی تصویر 2-Sentinel در برآورد شاخص سطح برگ جنگل نشان می‌دهد که شاخص‌های طیفی، همبستگی قوی‌تری با شاخص سطح برگ نسبت به باندهای اصلی دارند. این نتیجه در راستای پژوهش‌های Miri و همکاران (۲۰۱۷) و Moradi و همکاران (۲۰۲۱) در جنگلی مشابه است که نشان دادند، شاخص‌های طیفی LAI نسبت به باندهای اصلی ماهواره، همبستگی بیشتری با دارند. Chrysafis و همکاران (۲۰۲۰) به اهمیت شاخص‌های طیفی نسبت به باندهای اصلی 2-Sentinel در برآورد شاخص سطح برگ در جنگل‌های مدیترانه‌ای دست یافتند که می‌تواند تأییدی بر نتایج پژوهش پیش‌رو باشد. از دلایل این حساسیت بیشتر می‌توان به کاهش اثر اتمسفر و اثرات منفی از باندهای اصلی و بارزسازی ویژگی‌های پوشش گیاهی با استفاده از رابطه‌های ریاضی در شاخص‌های طیفی اشاره کرد. در میان همه شاخص‌های طیفی فقط دو شاخص پوشش گیاهی محاسبه‌شده براساس باندهای لبه قرمز شامل S2REP و REIP همبستگی کمی با شاخص سطح برگ داشتند که با نتایج پژوهش Meyer و همکاران (۲۰۱۹)، Moradi و همکاران (۲۰۲۱) و Zou و همکاران (۲۰۲۲) مشابه بود. ترکیب یک یا چند باند لبه قرمز با باندهای مرئی در محاسبه شاخص‌های لبه قرمز می‌تواند سبب اثر منفی بر همبستگی این شاخص‌ها با LAI در جنگل مورد پژوهش شده باشد. همچنین، تفاوت در اندازه تفکیک مکانی باندهای لبه قرمز نسبت به باندهای مرئی نیز می‌تواند دلیل دیگری بر این همبستگی ضعیف باشد.

از بین باندهای اصلی، شاخص سطح برگ با باندهای مرئی (باندهای ۲، ۳ و ۴)، لبه قرمز (باند ۵) و مادون قرمز موج کوتاه (باندهای ۱۱ و ۱۲) همبستگی زیاد و با باندهای لبه قرمز (باند ۶ و ۷) و مادون قرمز نزدیک (باندهای ۸ و ۸a) همبستگی کمی نشان داد. Miri و همکاران (۲۰۱۷) و Moradi و همکاران (۲۰۲۱) و Zou (۲۰۲۲)

که به دنبال بارش زیاد در منطقه مورد مطالعه در سال پژوهش رخ داده بود، بازتاب خاک، کمترین تأثیر را ایجاد کرد. به طورکلی، نتایج این پژوهش تا حدودی قابلیت داده‌های Sentinel-2 برای ارزیابی شاخص سطح برگ در جنگل‌های شاخمزاد زاگرس شمالی را اثبات می‌کند. با این حال، استفاده از داده‌های زمینی شاخص سطح برگ و داده‌های Sentinel-2 در فصل‌های مختلف رویش می‌تواند در تأیید استحکام و کاهش عدم قطعیت یافته‌های پژوهش پیش‌رو کمک کند.

### منابع مورد استفاده

- Ali, A.M., Darvishzadeh, R., Skidmore, A., Gara, T.W. and Heurich, M., 2021. Machine learning methods' performance in radiative transfer model inversion to retrieve plant traits from Sentinel-2 data of a mixed mountain forest. International Journal of Digital Earth, 14(1): 106-120.
- Bhattacharai, R., Rahimzadeh-Bajgiran, P., Weiskittel, A., Homayouni, S., Gara, T.W. and Hanavan, R.P., 2022. Estimating species-specific leaf area index and basal area using optical and SAR remote sensing data in Acadian mixed spruce-fir forests, USA. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 108: 102727.
- Campos-Taberner, M., García-Haro, F.J., Busetto, L., Ranghetti, L., Martínez, B., Gilabert, M.A., ... and Boschetti, M., 2018. A critical comparison of remote sensing Leaf Area Index estimates over rice-cultivated areas: From Sentinel-2 and Landsat-7/8 to MODIS, GEOV1 and EUMETSAT polar system. Remote Sensing, 10(5): 763.
- Chen, Z., Jia, K., Xiao, C., Wei, D., Zhao, X., Lan, J., ... and Wang, L., 2020. Leaf area index estimation algorithm for GF-5 hyperspectral data based on different feature selection and machine learning methods. Remote Sensing, 12(13): 2110.
- Chianucci, F. and Macek, M., 2023. hemispheR: an R package for fisheye canopy image analysis. Agricultural and Forest Meteorology, 336: 109470.
- Chrysafis, I., Korakis, G., Kyriazopoulos, A.P. and Mallinis, G., 2020. Retrieval of leaf area index using Sentinel-2 imagery in a mixed Mediterranean forest area. ISPRS International Journal of Geo-Information, 9(11): 622.
- Cui, S. and Zhou, K., 2017. A comparison of the predictive potential of various vegetation indices for leaf chlorophyll content. Earth Science Informatics, 10(2): 169-181.
- Darvishzadeh, R., Skidmore, A., Abdullah, H., Cherenet, E., Ali, A., Wang, T., ... and Paganini, M., 2019. Mapping leaf chlorophyll content from Sentinel-2 and RapidEye data in spruce stands using the invertible forest reflectance model. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 79: 58-70.

پیش‌رو در مقایسه با پژوهش Moradi و همکاران (۲۰۲۱) که شاخص سطح برگ را از تصویر مشابه Sentinel-2 و رگرسیون خطی چندمتغیره با خطای ۲۰ درصد مدل‌سازی کرده بودند، را می‌توان به عملکرد مناسب مدل یادگیری ماشین GPR ارتباط داد.

مدل GPR براساس مجموعه داده باندهای اصلی، عملکرد بهتری در توسعه مدل برآورد شاخص سطح برگ از دو مجموعه داده شاخص‌های طیفی و ترکیب باندها و Chrysafis و همکاران (۲۰۲۰) در برآورد شاخص سطح برگ براساس روش GPR، شاخص‌های طیفی در مقایسه با باندهای اصلی Sentinel-2 مدل مناسب‌تری را ارائه کردند. Verrelst و همکاران (۲۰۱۳) با بررسی اهمیت شاخص‌های پوشش گیاهی در برآورد شاخص سطح برگ با مدل GPR نتیجه گرفتند که به محاسبه شاخص‌های گیاهی در مدل ذکر شده نیازی نیست. زیرا باندهای اصلی واردشده در مدل مذکور سبب نتایج بهتری در مقایسه با شاخص‌ها می‌شوند.

در پژوهش پیش‌رو، پتانسیل باندها و شاخص‌های طیفی محاسبه شده از داده‌های سنجنده MSI ماهواره-2 Sentinel-2 با استفاده از مدل یادگیری ماشین GPR در برآورد شاخص سطح برگ جنگل ارزیابی شد (جدول ۲). نتایج نشان می‌دهد که مدل GPR با استفاده از باندهای اصلی Sentinel-2 شاخص سطح برگ جنگل را بهتر برآورد می‌کند ( $rRMSE = 9\% / 41$ ). الگوریتم GRP برای برآورد مشخصه شاخص سطح برگ و تفسیر مدل‌های مشخصه ذکر شده از طریق رتبه‌بندی اهمیت متغیرها، امیدوارکننده به نظر می‌رسد. با توجه به الگوی توزیع نرمال الگوریتم GPR در ارائه مدل، استفاده از شاخص‌های طیفی با محدوده ارزش طیفی مشابه می‌تواند به بهبود نتایج کمک کند. همچنین، در جنگل‌های زاگرس با تراکم پوشش جنگلی کم، بازتاب خاک می‌تواند به عنوان چالش مطرح باشد. این مسئله به صورت تداخلی طیفی خاک با پوشش گیاهی، نتایج پژوهش‌های سنجش از دوری را تحت تأثیر قرار می‌دهد، اما در پژوهش پیش‌رو به دلیل تراکم زیاد پوشش گیاهی خشک شده در کف جنگل

- Pope, G. and Treitz, P., 2013. Leaf area index (LAI) estimation in boreal mixedwood forest of Ontario, Canada using light detection and ranging (LiDAR) and WorldView-2 imagery. *Remote Sensing*, 5(10): 5040-5063.
- Sinha, S.K., Padalia, H., Dasgupta, A., Verrelst, J. and Rivera, J.P., 2020. Estimation of leaf area index using PROSAIL based LUT inversion, MLRA-GPR and empirical models: Case study of tropical deciduous forest plantation, North India. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 86: 102027.
- Verrelst, J., Alonso, L., Caicedo, J.P.R., Moreno, J. and Camps-Valls, G., 2013. Gaussian process retrieval of chlorophyll content from imaging spectroscopy data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 6(2): 867-874.
- Verrelst, J., Malenovský, Z., Van der Tol, C., Camps-Valls, G., Gastellu-Etchegorry, J.P., Lewis, P., ... and Moreno, J., 2019. Quantifying vegetation biophysical variables from imaging spectroscopy data: a review on retrieval methods. *Surveys in Geophysics*, 40: 589-629.
- Verrelst, J., Rivera, J.P., Veroustraete, F., Muñoz-Marí, J., Clevers, J.G.P.W., Camps-Valls, G. and Moreno, J., 2015. Experimental Sentinel-2 LAI estimation using parametric, non-parametric and physical retrieval methods – A comparison. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 108: 260-272.
- Weiss, M., Baret, F., Smith, G.J., Jonckheere, I. and Coppin, P., 2004. Review of methods for in situ leaf area index (LAI) determination: Part II. Estimation of LAI, errors and sampling. *Agricultural and Forest Meteorology*, 121(1-2): 37-53.
- Wocher, M., Berger, K., Verrelst, J. and Hank, T., 2022. Retrieval of carbon content and biomass from hyperspectral imagery over cultivated areas. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 193: 104-114.
- Xie, R., Darvishzadeh, R., Skidmore, A.K., Heurich, M., Holzwarth, S., Gara, T.W. and Reusen, I., 2021. Mapping leaf area index in a mixed temperate forest using Fenix airborne hyperspectral data and Gaussian processes regression. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 95: 102242.
- Xu, J., Quackenbush, L.J., Volk, T.A. and Im, J., 2020. Forest and crop leaf area index estimation using remote sensing: Research trends and future directions. *Remote Sensing*, 12(18): 2934.
- Zhang, F., Tian, X., Zhang, H. and Jiang, M., 2022. Estimation of aboveground carbon density of forests using deep learning and multisource remote sensing. *Remote Sensing*, 14(13): 3022.
- Zou, J., Hou, W., Chen, L., Wang, Q., Zhong, P., Zuo, Y., ... and Leng, P., 2020. Evaluating the impact of sampling schemes on leaf area index measurements from digital hemispherical photography in *Larix principis-rupprechtii* forest plots. *Forest Ecosystems*, 7(1): 52.
- Zou, X., Zhu, S. and Möttus, M., 2022. Estimation of canopy structure of field crops using sentinel-2 bands with vegetation indices and machine learning algorithms. *Remote Sensing*, 14(12): 2849.
- Dube, T., Pandit, S., Shoko, C., Ramoelo, A., Mazvimavi, D. and Dalu, T., 2019. Numerical assessments of leaf area index in tropical savanna rangelands, South Africa using Landsat 8 OLI derived metrics and in-situ measurements. *Remote Sensing*, 11(7): 829.
- Erfanifard, Y. and Lotfi Nasirabad, M., 2022. Comparison of vegetation and mangrove indices in mangrove mapping on Sentinel-2 imagery based on Google Earth Engine. *Iranian Journal of Forest and Poplar Research*, 30(3): 224-240 (In Persian with English summary).
- Estévez, J., Salinero-Delgado, M., Berger, K., Pipia, L., Rivera-Caicedo, J.P., Woher, M., ... and Verrelst, J., 2022. Gaussian processes retrieval of crop traits in Google Earth Engine based on Sentinel-2 top-of-atmosphere data. *Remote Sensing of Environment*, 273: 112958.
- Fallah, A., Nazariani, N., Imani Rastabi, M., Bakhtiari, F., 2022. Modeling the commercial volume of pure and mixed stands of beech trees using non-parametric algorithms in the educational-research Forest of Darabkola, Sari, Iran. *Iranian Journal of Forest and Poplar Research*, 30(2): 180-192 (In Persian with English summary).
- Gewali, U.B., Monteiro, S.T. and Saber, E., 2019. Gaussian processes for vegetation parameter estimation from hyperspectral data with limited ground truth. *Remote Sensing*, 11(13): 1614.
- Jonckheere, I., Fleck, S., Nackaerts, K., Muys, B., Coppin, P., Weiss, M. and Baret, F., 2004. Review of methods for in situ leaf area index determination: Part I. Theories, sensors and hemispherical photography. *Agricultural and Forest Meteorology*, 121(1-2): 19-35.
- Kovacs, J.M., Flores-Verdugo, F., Wang, J. and Aspden, L.P., 2004. Estimating leaf area index of a degraded mangrove forest using high spatial resolution satellite data. *Aquatic Botany*, 80(1): 13-22.
- Mao, H., Meng, J., Ji, F., Zhang, Q. and Fang, H., 2019. Comparison of machine learning regression algorithms for cotton leaf area index retrieval using Sentinel-2 spectral bands. *Applied Sciences*, 9(7): 1459.
- Meyer, L.H., Heurich, M., Beudert, B., Premier, J. and Pflugmacher, D., 2019. Comparison of Landsat-8 and Sentinel-2 data for estimation of leaf area index in temperate forests. *Remote Sensing*, 11(10): 1160.
- Miri, N., Darvishsefat, A.A., Zargham, N. and Shakeri, Z., 2017. Estimation of leaf area index in Zagros forests using Landsat 8 data. *Iranian Journal of Forest*, 9(1): 29-42 (In Persian with English summary).
- Moradi, G., Pir Bavagh, M., Shakeri, Z. and Fatehi, P., 2021. Leaf area index estimation in the northern Zagros forests using remote sensing (Case study: a part of Baneh forests). *Journal of Forest Research and Development*, 6(4): 679-693 (In Persian with English summary).
- Omer, G., Mutanga, O., Abdel-Rahman, E.M. and Adam, E., 2016. Empirical prediction of leaf area index (LAI) of endangered tree species in intact and fragmented indigenous forests ecosystems using WorldView-2 data and two robust machine learning algorithms. *Remote Sensing*, 8(4): 324.