



University of Tehran

Comparison of Gaussian process regression and least squares linear regression to estimate above-ground biomass using Sentinel-2 data (Case study: Kheyroud Forest)

Behnoosh Sotoodeh¹ | Parviz Fatehi² |
Manouchehr Namiranian³ | Fardin Moradi⁴

1. Department of Forestry and Forest Economics, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran. Email: behnoosh.sotoodeh@ut.ac.ir
2. Corresponding Author, Department of Forestry and Forest Economics, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran. Email: parviz.fatehi@ut.ac.ir
3. Department of Forestry and Forest Economics, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran. Email: mnamiri@ut.ac.ir
4. Department of Forestry and Forest Economics, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran. Email: moradi.nr@gmail.com

ARTICLE INFO

ABSTRACT

Article type:

Research Article

Article History:

Received: 14 February 2024

Revised: 30 April 2024

Accepted: 02 July 2024

Published online: 10 September 2024

Keywords:

Estimation Forest aboveground biomass, Gaussian Process regression, Hyrcanian forests, Least squares linear regression, Sentinel-2.

The aim of this research was to investigate the performance of the non-parametric Gaussian process regression (GPR) and the parametric linear least squares regression (LMSR) in estimating above-ground biomass (AGB) in a heterogeneous mountain forest using Sentinel-2 data. To model and validate the above-ground biomass, 102 square-shaped sample plots with dimensions of 45 × 45 meters were collected using a selective method in pure *Fagus orientalis* and *Carpinus betulus* L. stands in the Kheyroud forest. Tree volume, and subsequently AGB were estimated using a local volume table and average wood density for each species. Atmospheric correction was applied to the Sentinel-2 image. The main spectral bands, vegetation indices, Tasseled Cap transformation, and principal component analysis variables were used to model AGB. Seventy percent of the field sample plots were used for modeling with three datasets (main spectral bands, vegetation indices, and the combination of main bands and vegetation indices). To validate the models thirty percent of field sample plots were used. Based on the coefficient of determination and relative root mean squared error (RRMSE), the GPR achieved the best result, with $R^2 = 0.56$ and $RRMSE = 21.14\%$. The results of above-ground biomass modeling using the main bands for LMSR produced an $R^2 = 0.43$ and $RRMSE = 23.32\%$. A combination of vegetation indices (VIs) and main spectral bands did not improve the model accuracy for both GPR and LMSR. Overall, our results indicated that combining GPR with Sentinel-2 data reasonably improved forest AGB estimation.

Cite this article: Sotoodeh, B., Fatehi, P., Namiranian, M., Moradi, F. (2024). Comparison of Gaussian process regression and least squares linear regression to estimate above-ground biomass using Sentinel-2 data (Case study: Kheyroud Forest). *Journal of Forest and Wood Products*, 77 (2), 111-126. DOI: <http://doi.org/10.22059/jfwpp.2024.372352.1284>



© The Author(s) **Publisher:** University of Tehran Press.
DOI: <http://doi.org/10.22059/jfwpp.2024.372352.1284>



دانشگاه تهران

نشریه جنگل و فرآورده‌های چوب

شاپا الکترونیکی: ۰۵۳۰-۲۳۸۳

سایت نشریه: <https://jfwf.ut.ac.ir>

مقایسه کارآیی رگرسیون‌های گاوسی و خطی در برآورد زی‌توده با استفاده از تصاویر ماهواره سنتینل-۲ (مطالعه موردی: جنگل خیرود)

به‌نوش ستوده^۱ | پرویز فاتحی^۲ | منوچهر نمیرانیان^۳ | فردین مرادی^۴

۱. گروه جنگلداری و اقتصاد جنگل، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران. رایانامه: behnoosh.sotoodeh@ut.ac.ir
۲. نویسنده مسئول، گروه جنگلداری و اقتصاد جنگل، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران. رایانامه: parviz.fatehi@ut.ac.ir
۳. گروه جنگلداری و اقتصاد جنگل، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران. رایانامه: mnamiri@ut.ac.ir
۴. گروه جنگلداری و اقتصاد جنگل، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران. رایانامه: moradi.nr@gmail.com

اطلاعات مقاله

چکیده

هدف از پژوهش حاضر بررسی کارایی و مقایسه عملکرد روش‌های ناپارامتری رگرسیون گاوسی و پارامتری رگرسیون حداقل مربعات خطی در برآورد زی‌توده روی‌زمینی در یک جنگل ناهمگن کوهستانی با استفاده از داده‌های ماهواره سنتینل-۲ است. به‌منظور مدل‌سازی و اعتبارسنجی زی‌توده روی‌زمینی، تعداد ۱۰۲ قطعه نمونه مربعی شکل با ابعاد ۴۵×۴۵ متر به روش انتخابی در توده‌های خالص راش و ممرز در جنگل خیرود برداشت شدند. حجم سرپای درختان و میزان زی‌توده با استفاده از جدول تاريف و چگالی متوسط چوبی برای هرگونه برآورد شد. تصحیح اتمسفری بر روی تصویر سنتینل-۲ انجام شد. باندهای اصلی به‌همراه باندهای حاصل از شاخص‌های پوشش گیاهی، تبدیل تسلدکپ و تجزیه مؤلفه‌های اصلی برای تجزیه و تحلیل همبستگی و مدل‌سازی استفاده شدند. ۷۰ درصد قطعه‌نمونه‌ها براساس سه مجموعه داده شامل باندهای اصلی، شاخص‌های پوشش گیاهی و مجموعه باندهای اصلی با شاخص‌های پوشش گیاهی برای مدل‌سازی و ۳۰ درصد باقیمانده برای اعتبارسنجی مدل‌ها استفاده شدند. نتایج اعتبارسنجی مدل‌ها براساس آماره‌های ضریب تعیین (R^2) و درصد میانگین مجذور مربعات خطا (RRMSE) نشان داد، رگرسیون گاوسی در مدل‌سازی زی‌توده و باندهای اصلی با ($R^2=0/56$ و $RRMSE=21/14$)، بهترین نتایج را به‌دست آورده است. همچنین مدل‌سازی زی‌توده و باندهای اصلی برای رگرسیون حداقل مربعات خطی با ($R^2=0/43$ و $RRMSE=23/32$) به‌دست آمد. در هر دو روش استفاده همزمان از شاخص‌های پوشش گیاهی و باندهای اصلی باعث بهبود نتایج مدل‌سازی نشد. نتایج این پژوهش نشان داد که رویکرد استفاده از روش رگرسیون گاوسی و تصاویر سنتینل-۲ می‌تواند منجر به بهبود قابل توجه برآورد زی‌توده روی‌زمین جنگل شود.

نوع مقاله:

پژوهشی

تاریخ‌های مقاله:

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۱۱/۲۵

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۰۲/۱۱

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۴/۱۲

تاریخ انتشار: ۱۴۰۳/۰۶/۲۰

کلیدواژه:

برآورد زی‌توده چوبی روی‌زمینی،
جنگل‌های هیرکانی،
رگرسیون حداقل مربعات خطی،
رگرسیون گاوسی،
سنتینل-۲.

استناد: ستوده، به‌نوش؛ فاتحی، پرویز؛ نمیرانیان، منوچهر؛ مرادی، فردین (۱۴۰۳). مقایسه کارآیی رگرسیون‌های گاوسی و خطی در برآورد زی‌توده با استفاده از تصاویر ماهواره سنتینل-۲ (مطالعه موردی: جنگل خیرود). *نشریه جنگل و فرآورده‌های چوب*، ۷۷ (۲)، ۱۱۱-۱۲۶. DOI: <http://doi.org/10.22059/jfwf.2024.372352.1284>

ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.

© نویسنده‌گان.

DOI: <http://doi.org/10.22059/jfwf.2024.372352.1284>



۱. مقدمه

زی‌توده یک مشخصه مناسب برای مقایسه ویژگی‌های ساختاری و عملکردی بوم‌سازگان جنگلی در طیف گسترده‌ای از شرایط محیطی است. برآورد زی‌توده در تعیین میزان ذخیره کربن، پایش ساختار و وضعیت جنگل، برآورد تولید و بررسی حاصلخیزی رویشگاه نقش اساسی دارد [۱]. جنگل‌های شمال ایران که باقی‌مانده جنگل‌های دوران سوم زمین‌شناسی‌اند (دوران Tertiary)، با ۸۰ گونه درختی و ۵۰ گونه درختچه‌ای به‌صورت طبیعی، از مهم‌ترین و غنی‌ترین جنگل‌های کشور از لحاظ تنوع زیستی و موجودی محسوب می‌شوند؛ بنابراین نقش بسیار مهمی در ذخیره کربن به‌صورت زی‌توده^۱ در مقیاس جهانی دارند [۲].

ارزیابی کلی زی‌توده روی‌زمینی جنگل‌ها یک روش مفید جهت تعیین مقدار منابع موجود برای همه مصارف است [۳]. روش‌های برآورد زی‌توده جنگل شامل اندازه‌گیری‌های زمینی، سنجش از دور^۲ و مدل‌های اکولوژیک هستند [۴، ۵]. اندازه‌گیری زمینی زی‌توده به دو روش کلی مخرب و غیرمخرب انجام می‌شود. دقیق‌ترین روش برآورد زی‌توده و وضعیت ذخیره کربن، قطع و توزین درختان (روش مخرب) است [۶]. استفاده از شیوه‌های غیرمخرب که ضمن دارابودن هزینه و وقت کمتر، از اعتبار و دقت بالایی برخوردار باشند، ضروری است [۷]. استفاده از داده‌های سنجش از دور در برآورد زی‌توده جنگل به‌دلیل گستردگی سطح جنگل‌ها، دسترسی دشوار به بخش‌های کوهستانی و احتمال رخداد تغییرات شدید در فواصل زمانی بسیار کوتاه، مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته است [۸]. زی‌توده جنگل با استفاده از داده‌های نوری براساس توسعه یک رابطه رگرسونی بین داده‌های به‌دست آمده از برداشت‌های زمینی و بازتاب طیفی متناظر استخراج شده از تصاویر ماهواره‌ای، برآورد می‌شود [۹]. امروزه ماهواره‌های نوری بسیاری با توان تفکیک مکانی، طیفی و زمانی متفاوت، زمین را مورد پایش قرار می‌دهند. از پیشرفته‌ترین این ماهواره‌ها، ماهواره سنتینل-۲ با تعداد ۱۳ باند طیفی است که در محدوده‌های مرئی و مادون قرمز نزدیک (از جمله ۳ باند لبه قرمز) و مادون قرمز کوتاه با اندازه تفکیک مکانی ۱۰، ۲۰ و ۶۰ متر تصویربرداری را انجام می‌دهد [۱۰]. پژوهش‌های گذشته نشان داده‌اند که محدوده لبه قرمز حساسیت بالایی به میزان غلظت کلروفیل، نیتروژن و مشخصه‌های ساختاری از جمله شاخص سطح برگ و همچنین شرایط سلامت گیاه از نظر استرس و آلودگی نشان داده است [۱۱].

پژوهش‌های بسیاری در داخل و خارج از کشور با هدف برآورد مشخصه‌های ساختاری جنگل و زی‌توده روی‌زمینی با استفاده از داده‌های سنجش از دوری انجام شده است؛ به طور مثال در ایران Pir Bavaghar (۲۰۱۱) به بررسی امکان برآورد مشخصه‌های ساختاری با استفاده از تصاویر سنجنده‌های LIS-III و PAN ماهواره IRS-P6 در بخشی از جنگل‌های زاگرس شمالی در شهرستان بانه پرداخته است [۱۲]. Ronoud و همکاران (۲۰۱۸) و Moradi و همکاران (۲۰۱۸)، قابلیت داده‌های سنجنده (OLI)^۳ را در برآورد زی‌توده روی‌زمینی توده‌های راش و ممرز در جنگل خیرود نوشهر بررسی کردند [۸، ۱۳]. Vafaei و همکاران (۲۰۱۷) از داده‌های ماهواره آوس-۲ و تصاویر سنتینل-۲ برای برآورد زی‌توده روی‌زمینی درختان در جنگل‌های سری یک حوضه ناو اسالم گیلان استفاده کرده‌اند. نتایج کلی پژوهش نشان از برآوردهای دقیق‌تر زی‌توده در صورت استفاده همزمان از تصاویر راداری و نوری و استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی داشته است [۱۴]. Ghanbari Motlagh و همکاران (۲۰۱۹) میزان زی‌توده در سه منطقه در جنگل‌های هیرکانی را با استفاده از ماهواره اسپات-۶ و مدل‌های رگرسونی برآورد کرده‌اند. نتایج بیانگر رابطه خطی بین زی‌توده روی‌زمینی و شاخص‌های پوشش گیاهی بوده است [۱۵]. Fazeliyan و همکاران (۲۰۱۹)، به مدل‌سازی و برآورد زی‌توده در جنگل خیرود پرداختند که نتایج نشان داد تصاویر سنجنده‌های جدیدتر نتایج بسیار بهتری از نسل-های قبل خود ارائه می‌دهند [۱۶].

در خارج از ایران، Su و همکاران (۲۰۱۶) برای ارائه نقشه زی‌توده روی‌زمینی جنگل‌های چین، از داده‌های GLAS^۴، MODIS^۱، SRTM DEM^۲ و ترکیب با روشی ناپارامتری استفاده کرده‌اند. نتایج نشان داد مدل ارائه شده زی‌توده

^۱Biomass

^۲Remote Sensing

^۳Operational Land Imager

^۴Geoscience Laser Altimeter System

^۵Ice Cloud Elevation Satellite

برای بهبود مدیریت پایدار جنگل و ترسیب کربن در زمینه تغییرات آب و هوایی مناسب است [۱۷]. Zhao و همکاران (۲۰۱۶) به بررسی کارایی ماهواره لندست-۵ و داده‌های باند، ماهواره آئوس پالسا و ادغام آن‌ها در برآورد زی‌توده جنگلی ژینگ چین و نقش متغیرهای بافتی حاصل از هر دو مجموعه داده پرداخته‌اند. نتایج بیانگر عملکرد بهتر داده‌های لندست-۵ نسبت به داده‌های پالسا و بهبود برآورد زی‌توده انواع پوشش گیاهی بوده است [۱۸]. Behera و Ghosh (۲۰۱۸) به برآورد زی‌توده روی‌زمینی برای دو گونه درختی، از پناهگاه حیات وحش Katerniaghat، با استفاده از تصاویر ماهواره‌های سنتینل-۱ و سنتینل-۲ پرداخته‌اند. نتایج نشان داد که داده‌های ماهواره‌ای سری سنتینل قابلیت بالایی در برآورد زی‌توده جنگل‌های انبوه دارند و روش‌های یادگیری ماشین برای انجام این کار بسیار مفید هستند [۱۹]. Mauya و Madundo (۲۰۲۱) به منظور مدل‌سازی و برآورد زی‌توده در جنگل‌های بارانی استوایی تانزانیا به بررسی عملکرد ماهواره سنتینل-۲ و شاخص‌های پوشش گیاهی پرداختند [۲۰]. نتایج نشان داد توسعه مدل با استفاده از داده‌های سنتینل-۲ و شاخص‌های پوشش گیاهی روشی مؤثر برای برآورد زی‌توده است.

مرور پژوهش‌های پیشین نشان داد که در برآورد زی‌توده علاوه بر داده‌های ماهواره‌ای، روش‌های مدل‌سازی هم نقش به‌سزایی دارند [۲۰-۱۲]. روش‌های پارامتری برآورد زی‌توده نیازمند پیش‌فرض‌هایی مانند توزیع نرمال داده‌ها هستند. همچنین این مدل‌ها به داده‌های پرت حساسیت بسیار بالایی دارند. اخیراً روش‌های ناپارامتری یادگیری ماشین به‌عنوان مدل‌های پیشرفته مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته‌اند، بنابراین ضرورت دارد کارایی این روش‌ها مورد آزمون قرار گیرد. هدف از این پژوهش، بررسی کارایی روش یادگیری ماشین رگرسیون گاوسی (GPR)^۳ و مقایسه آن با روش پارامتری رگرسیون حداقل مربعات خطی (LSLR)^۴ در برآورد زی‌توده روی‌زمینی جنگل با استفاده از داده‌های طیفی سنجنده سنتینل-۲ در جنگل‌های پهن‌برگ کوهستانی است.

۲. روش‌شناسی پژوهش

۲-۱. منطقه مورد پژوهش

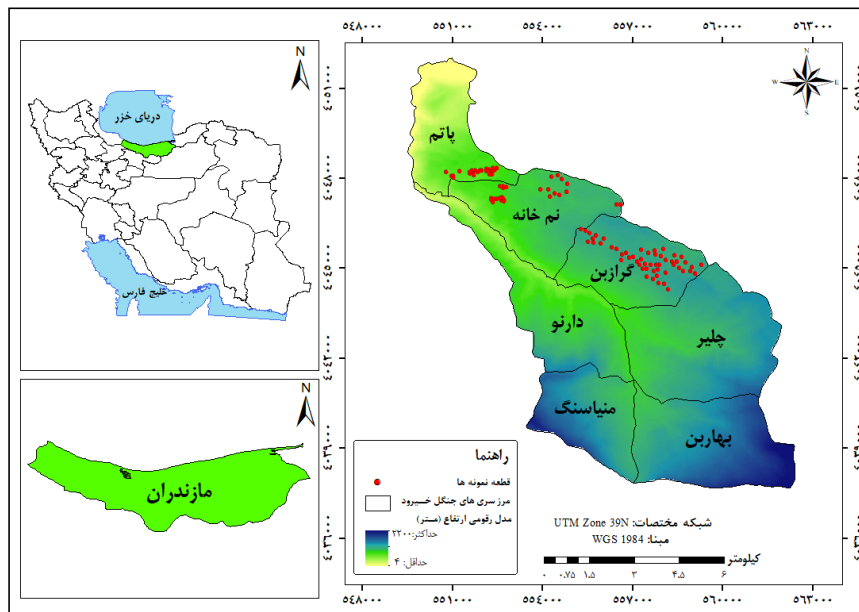
منطقه مورد بررسی در بخشی از جنگل آموزشی-پژوهشی خیرود دارای مساحتی حدود ۸۰۰۰ هکتار، واقع در هفت کیلومتری شهرستان نوشهر در استان مازندران واقع شده است. جنگل خیرود که رودخانه خیرود، زهکش اصلی آن است دارای دامنه ارتفاعی حداقل ۵۰ و حداکثر ۲۲۰۰ متر از سطح دریا است. این پژوهش در توده‌های به نسبت خالص راش و ممرز واقع در سه سری پاتم، نم‌خانه و گرازین با مساحت حدودی ۳۱۰۰ هکتار انجام شده است (شکل ۱).

^۱Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer

^۲Shuttle Radar Topography Mission Digital Elevation Model

^۳Gaussians Processes Regression

^۴Least Squares Linear Regression



شکل ۱. موقعیت منطقه مورد پژوهش در ایران، استان مازندران و جنگل خیرود سری‌های پاتم، نم‌خانه و گرازین

۲-۲. داده‌های زمینی

جهت بررسی رابطه بین زی‌توده روی‌زمینی و متغیرهای دورسنجی، نیاز به داده‌های زمینی برای مدل‌سازی و اعتبارسنجی مدل‌ها است. در این پژوهش، از داده‌های زمینی که توسط Ronoud و همکاران (۲۰۱۴) و Moradi و همکاران (۲۰۱۶) که به روش نمونه‌برداری تصادفی ساده^۱ برداشت شده بود، استفاده شد. در این دو پژوهش، ۱۰۲ قطعه‌نمونه مربعی شکل با ابعاد ۴۵×۴۵ متر (مساحت ۲۰۲۵ متر مربع) در تیپ‌های جنگلی راش و ممرز سری‌های پاتم، نم‌خانه و گرازین، برداشت شده‌اند. در هر قطعه‌نمونه، نوع گونه و قطر تمامی درختان قطورتر از ۷/۵ سانتی‌متر اندازه‌گیری شده است [۸، ۱۳]. به‌منظور برآورد میزان زی‌توده، ابتدا حجم سرپای درختان در قطعه‌نمونه با استفاده از جداول تاریف محلی برآورد شد. با توجه به فاصله زمانی ۲ سال بین برداشت‌های زمینی، حجم در هکتار محاسبه شده برای قطعه‌نمونه‌های برداشت شده در سال ۱۳۹۳ با در نظر گرفتن رویش متوسط حجمی ۴ مترمکعبی در سال به حجم در هکتار برای سال ۱۳۹۵ تبدیل شد [۲۱]. پس از اینکه مقدار حجم چوب سرپای در قطعه‌نمونه‌ها محاسبه شد، زی‌توده روی‌زمینی با استفاده از رابطه ۱ که توسط سازمان خواروبار جهانی FAO ارائه شده است، در هر قطعه‌نمونه به تن در هکتار برآورد شد [۲۲]. در این رابطه، Volume: حجم چوب به مترمکعب در هکتار و WD: چگالی بحرانی متوسط چوبی به تن در مترمکعب است. چگالی بحرانی برای گونه‌های راش و ممرز برابر ۰/۵۶ و ۰/۶۸ در نظر گرفته شد [۲۳].

$$AGB = Volume \times WD$$

رابطه (۱)

۲-۳. داده‌های ماهواره‌ای

در این پژوهش، از تصاویر سنجنده^۲ MSI ماهواره سنتینل-۲ با سطح تصحیحات 1C، شامل تصحیح رادیومتری و هندسی با رفع خطای جابه‌جایی ارتفاعی (تصحیح ارتو) مربوط به تاریخ ۲۶ آگوست ۲۰۱۶ برابر با ۵ شهریور سال ۱۳۹۵ که همزمان با برداشت‌های میدانی است و از تارنمای کوپرنیک (1401, <https://scihub.copernicus.eu/>) دانلود شده‌اند، استفاده شد. با توجه به هدف پژوهش، ۱۰ باند طیفی سنتینل-۲ با اندازه تفکیک مکانی ۱۰ و ۲۰ متر به‌منظور استخراج ارزش‌های طیفی متناظر با قطعه‌نمونه-

¹Simple random sampling

²Multi Spectral Imaging

های زمینی مورد استفاده قرار گرفت. باندهای آئروسپل (B1)، بخار آب (B9) و سیروس (B10)، به دلیل عدم تناسب با موضوع پژوهش بکار گرفته نشدند (<https://scihub.copernicus.eu/>), 1401).

۲-۴. پیش‌پردازش و پردازش تصویر ماهواره‌ای

به منظور کنترل هندسه تصاویر، لایه‌های وکتوری جاده‌ها، از نقشه‌های رقومی ۱:۲۵۰۰۰ مربوط به سال ۱۳۷۳ تهیه شده توسط سازمان نقشه‌برداری کشور استخراج و بر روی تصاویر ماهواره‌ای قرار داده شد. انطباق خوب لایه وکتوری جاده بر روی تصویر منطقه نشان داد که تصویر با لایه‌های مذکور همخوانی دارند و نیازی به تصحیح هندسی ندارند. تصحیح اتمسفری با استفاده از پردازنده Sen2cor، نرم‌افزار SNAP بر روی تصویر سطح IC انجام شد. در راستای استخراج هر چه بهتر اطلاعات شاخص‌های پوشش گیاهی، تبدیل تسلاکپ، تحلیل مؤلفه‌های اصلی بر روی تصویر ماهواره‌ای انجام شد. شاخص‌های پوشش گیاهی مورد استفاده در این پژوهش در جدول یک ارائه شده است. در این پژوهش تلاش شد از شاخص‌هایی استفاده شود که در پژوهش‌های پیشین برای برآورد مشخصه‌های ساختاری و بیوشیمیایی با استفاده از داده‌های سنتینل-۲ پیشنهاد شده‌اند.

۲-۵. تجزیه و تحلیل آماری داده‌ها

به منظور بررسی همبستگی و روابط رگرسیونی بین زی‌توده روی زمینی و ارزش‌های طیفی متناظر از تحلیل همبستگی پیرسون برای باندهای اصلی و محاسباتی استفاده شد (رابطه ۲). در سنجش از دور فرض بر این است که تغییر در مشخصه‌های درختان (به‌عنوان

جدول ۱. شاخص‌های گیاهی مورد استفاده در پژوهش

شاخص	فرمول محاسبه شاخص	شاخص	فرمول محاسبه شاخص
SR- b8a	(b8a/b4)	Maccioni	(b7-b5)/(b7-b4)
SR- b8	(b8/b4)	DVI ^۱ _MSS	(2.4/(b8a-b4))
DVI	(b8a/b5)	DVI	(b8a / b5)
GDVI ^۲ - b8	(b8-b3)	IPVI ^۳	(b8a / (b8a + b4))
GDVI-b8a	(b8a-b3)	WV-VI ^۴	(b8a-b4)/(b8a+b4)
GNDVI ^۵	[(b8a-b3)/(b8a+b3)]	SR_SWIR_NIR	(b11/b8a)
Gossan	(b11/b4)	Chlorophyll index green	((b8a/b3)-1)
CVI	(b8-b11)/(b8+b11)	MIVI ^۶	(b8a/b11)
RGR ^۷	(b5/b3)	Difference NIR-Red	(b8)-(b4)
RDI	(b12/b8a)	Difference NIR-Green	(b8)-(b3)
NDVI ^۸ -(b2, b3) ^۹	(b8a-(b3+b2))/(b8a+(b3+b2))	MNDVI	(b9-b12)/(b9+b12)
NDVI-(b3, b5) ^{۱۱}	(b8a-(b3+b5))/(b8a+(b3+b5))	NDI ^{۱۰} -(b4, b5)	(b5-b4)/(b5+b4)
NDVI- b6	(b6-b4)/(b6+b4)	ND ^{۱۲} -(b3, b5)	(b3-b5)/(b3+b5)

^۱Difference Vegetation Index

^۲Infrared percentage vegetation index

^۳Green Difference Vegetation Index

^۴World View Improved Vegetation Index

^۵Green Normalized Difference Vegetation Index

^۶Mid-Infrared Vegetation Index

^۷Red Green Ration

^۸Normalized Difference Vegetation Index

^۹Green_Blue_NDVI

^{۱۰}Visible Atmospherically Resistant Indices RedEdge

^{۱۱}Green_Red_NDVI

^{۱۲}Normalized Difference

$(b8a-b3)/(b8a+b3)$	ND- (b8a, b3)	$(b8-b4)/(b8+b4)$	NDVI- b8
$(b8a-b2)/(b8a+b2)$	ND- (ba, b2)	$(b8a-b4)/(b8a+b4)$	NDVI- b8a
$[700+40*(((b7+b4)/2)-b5)/(b6-b5)]$	REIP-1 ¹	$[2.5*((b8 - b4) / (b8 + 6 *b4 - 7.5 * b2 +1))]$	EVI- b8
$[702+40*(((b7+b4)/2)-b5)/(b6-b5)]$	REIP-2	$[2.5*((b8a - b4) / (b8a + 6 *b4 - 7.5 * b2 +1))]$	EVI- b8a
$[705+35*(((b7+b4)/2)-b5)/(b6-b5)]$	REIP-3	$(b8-b5)/(b8-b4)$	Datt1
$(b8/b3)$	GRVI ²	$(b8/b5)$	Datt2
$(3.618*EVI-0.118)$	LAI ³	$(b4)/(b3*b5)$	Datt4
$[(\rho_{700} - \rho_{670}) - 0.2(\rho_{700} - \rho_{550})] * (\rho_{700} / \rho_{670})$	MCARI ⁴	$(b8a)/(b3*b5)$	Datt6
$[(b8/b4)-1]/(\sqrt{b8/b4} +1)$	MSR ⁵	$[b8 - (b3 - \tau (b2-b4))/b8+(b3 - \tau(b2-b4))]$	GARI ³
$(\rho_{800} - \rho_{550}) - 2.5(\rho_{670} - \rho_{550})] 1.2[1.2$	MTVI ⁶	$\text{eta}(1-0.25*\text{eta}) - b4 - 0.125/1-b4$	GEMI ⁸
$(\rho_{680} - \rho_{500})/(\rho_{750})$	PSRI ⁷	$(b3-b4) + (b3-b2)/(2*b3) + b4+b2$	GLI ¹⁷
$(b8-b4) / (\sqrt{b8+b4})$	RDVI ¹¹	$[(\lambda_{b4} - \lambda_{b2}) (\rho_{b4} - \rho_{b3}) - (\lambda_{b4} - \lambda_{b3}) (\rho_{b4} - \rho_{b2})/2]$	TGI
$(\rho_{750} - \rho_{705}) / (\rho_{750} + \rho_{705})$	RE-NDVI ¹²	$(\rho_{750} - \rho_{550}) - 200(\rho_{670} - \rho_{550})] 0.5[120$	TVI ¹²
$\text{Mean} (\rho_{500} - \rho_{600})$	SGI ⁴	$(\text{NDVI}) + \sqrt{0.5}$	TDVI ¹⁰
$[(\rho_{700} - \rho_{670}) - 0.2(\rho_{700} - \rho_{550})] * (\rho_{700} / 3$	TCARI ¹⁶	$(b3-b4)/(b3+b4-b2)$	VARI ¹⁵
$[\rho_{670}]$			
$[(b9+0.1) - (b12+0.02)/(b9+0.1) + (b12+0.02)]$	GVM ¹⁸	$(a * b8 - b4) / (a * b8 + b4)$	WDRVI ¹⁹
Wetness of TCT for all bands	TC_Wetness	Brightness of TCT for all bands	TC_Brightness
First comp. of PCA for all bands	Com1-PCA (All Bands)	Brightness of TCT for all bands	TC_Greenness

مثال زی‌توده) باعث تغییر در بازتاب رسیده به سنجنده خواهد شد. اما در عمل به منظور مدل‌سازی، ارزش‌های طیفی حاصل از تصویر ماهواره سنتینل-۲، به‌عنوان متغیر مستقل و مقادیر زی‌توده روی‌زمینی در قطعه‌نمونه به‌عنوان متغیر وابسته استفاده می‌شوند. مدل‌سازی با استفاده از روش ناپارامتری رگرسیون گاوسی و روش پارامتری رگرسیون حداقل مربعات خطی انجام شد. رگرسیون حداقل مربعات خطی معمولی یکی از ساده‌ترین و رایج‌ترین روش‌های پارامتری است که در مقایسه با روش‌های یادگیری ماشین، به پیش‌شرط‌های خاصی، از جمله توزیع نرمال داده‌ها و خطی بودن رابطه بین متغیرها بستگی دارد. عدم رعایت این فرضیات منجر به نقض و انعطاف‌پذیری کمتر در هنگام مواجهه با مسائل غیرخطی می‌شود و نمی‌تواند به اندازه کافی مشکل چندخطی را مدیریت کند [۲۴]. روش‌های ناپارامتری یا روش‌های یادگیری ماشین در سال‌های اخیر توسعه قابل توجهی داشته‌اند. شبکه عصبی مصنوعی و درخت تصمیم از روش‌های پرکاربرد و عمومی یادگیری ماشین‌اند [۲۵]. پیچیدگی‌های نسبتاً زیاد در تعریف و تعیین پارامتری دو روش به-

¹Red-Edge Inflection Point 1

²Green Ratio Vegetation Index

³Leaf Area Index

⁴Modified Chlorophyll Absorption Ratio Index

⁵Modified Simple Ratio

⁶Green Atmospherically Resistant Index

⁷Modified triangular Vegetation Index

⁸Global Environmental Monitoring Index

⁹Plant Senescence Reflectance Index

¹⁰Green Leaf Index

¹¹Renormalized Difference Vegetation Index

¹²Red Edge Normalized Difference Vegetation Index

¹³Triangular Vegetation Index

¹⁴Sum Green Index

¹⁵Transformed Difference Vegetation Index

¹⁶Transformed chlorophyll Absorption Reflectance index

¹⁷Visible Atmospherically Resistant Index

¹⁸Global Vegetation Moisture Index

¹⁹Wide Dynamic Range Vegetation Index

شدت می‌تواند بر کارایی آنها اثرگذار باشد. روش‌های کرنل پایه^۱ از دیگر روش‌های یادگیری ماشین‌اند [۲۶]. در بین روش‌های یادگیری ماشین، روش کرنل پایه کارایی بهتری را نشان داده‌اند به‌ویژه زمانی که تعداد نمونه‌های آموزشی کم است و در داده‌ها خطا یا نقاط پرت وجود داشته باشد. یکی از جدیدترین روش‌ها از این دسته، رگرسیون فرآیند گاوسی^۲ است. استفاده از رگرسیون گاوسی برای برآورد مشخصه‌های کمی پوشش گیاهی از سال ۲۰۱۲ آغاز شده است. استفاده از چارچوب آماری بیزی^۳ نتایج امید بخشی را در استفاده از این روش داشته است، به‌علاوه امکان برآورد عدم اطمینان^۴ برای هر یک از نمونه‌ها و در ادامه تهیه نقشه مکانی، عدم اطمینان از مزایای قابل توجه این روش است. در هر دو روش رگرسیون حداقل مربعات خطی و رگرسیون گاوسی ۷۰ درصد داده‌ها به‌صورت تصادفی انتخاب و در مدل‌سازی بر اساس سه مجموعه داده (باندهای اصلی، شاخص‌های پوشش گیاهی و ترکیب باندهای اصلی و شاخص‌های پوشش گیاهی) بکار برده شدند. ارزیابی مدل‌های توسعه داده شده بر اساس ۳۰ درصد باقیمانده نمونه‌ها انجام شد. بهترین مدل رگرسیونی بر اساس آماره‌های ضریب تعیین، میانگین مجذور مربعات خطا، میانگین مجذور مربعات خطای نسبی و میانگین مجذور مربعات خطای نرمال شده (رابطه ۳، ۴، ۵ و ۶) انتخاب شد.

$$r = \frac{n \sum xy - \sum x \sum y}{\sqrt{[n \sum x^2 - (\sum x)^2][n \sum y^2 - (\sum y)^2]}} \quad \text{رابطه ۲}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (V_{est}^i - V_{obs}^i)^2}{\sum_{i=1}^n (V_{est}^i - V_{obs}^i)^2} \quad \text{رابطه ۳}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (V_{est}^i - V_{obs}^i)^2} \quad \text{رابطه ۴}$$

$$RRMSE = \frac{RMSE}{\text{Mean}(obs)} \times 100 \quad \text{رابطه ۵}$$

$$NRMSE = \frac{RMSE}{\text{Range}(obs)} \quad \text{رابطه ۶}$$

۳. یافته‌های پژوهش و بحث

نتایج حاصل از برداشت ۱۰۲ قطعه نمونه زمینی نشان داد کمترین و بیشترین مقدار زی‌توده به ترتیب برابر ۱۱۸/۰۸ و ۴۶۶/۶۵ تن در هکتار و میانگین زی‌توده روی زمینی و انحراف معیار به ترتیب ۲۵۸/۷۳ و ۷۵±۰/۲۶ تن در هکتار است. نتایج ارزیابی همبستگی میان زی‌توده روی زمینی حاصل از قطعه نمونه‌ها و ارزش‌های طیفی متناظر در باندهای اصلی نشان داد که ۳ باند مرئی و باند اول لبه قرمز همبستگی معنی‌داری دارند (جدول ۲). همچنین ضریب همبستگی در میان همه باندهای اصلی غیر از باند ۹ و ۱۰ (باندهای مادون قرمز موج کوتاه) منفی است، به این مفهوم که با افزایش زی‌توده روی زمینی، بازتاب طیفی متناظر در این باندها کاهش می‌یابد. در محدوده مادون قرمز طول موج کوتاه جذب آب اتفاق می‌افتد بنابراین با افزایش پوشش گیاهی و در ادامه افزایش رطوبت تاج بازتاب در مادون قرمز طول موج کوتاه کاهش می‌یابد. در میان باندهای اصلی و محاسباتی (جدول ۲) شاخص‌های ND(b8a-b2) و Gossan و PCA8 به ترتیب با ضریب همبستگی ۰/۵۸۲، ۰/۵۴۶ و ۰/۵۳۸ بیشترین همبستگی را با زی‌توده نسبت به سایر شاخص‌ها دارند.

¹Kernel-based

²Gaussians Processes Regression

³Bayesian Statistics

⁴Uncertainty

جدول ۲. همبستگی میان زی‌توده روی زمینی با باندهای اصلی و محاسباتی

متغیر ورودی	ضریب همبستگی	متغیر ورودی	ضریب همبستگی	متغیر ورودی	ضریب همبستگی	متغیر ورودی	ضریب همبستگی
B1	-۰/۵۷۴**	NDI-45	۰/۲۸۰**	ND(b8a-b2)	۰/۵۸۲**	Datt1	۰/۲۰۱*
B2	-۰/۳۷۰**	SR-b8	۰/۴۴۳**	ND(b3-b5)	-۰/۲۹۴**	Datt2	۰/۳۱۶**
B3	-۰/۴۶۵**	SR-b8a	۰/۳۶۰**	NDVI-b8	۰/۴۳۵**	Datt4	۰/۲۰۰*
B4	-۰/۲۸۹**	SR-SWIR-NIR	۰/۲۸۲**	NDVI-b8a	۰/۳۴۶**	Datt6	۰/۳۷۸**
B5	-۰/۰۳۲ ^{ns}	RGR	۰/۳۱۰**	NDVI-b6	۰/۴۵۰**	VARI	-۰/۲۶۱**
B6	-۰/۰۹۶ ^{ns}	RDI	۰/۲۶۳**	MNDVI	۰/۲۶۷**	TCARI	-۰/۳۶۵**
B7	-۰/۰۳۱ ^{ns}	PCA4	-۰/۴۱۵**	MIVI	-۰/۲۹۴**	WV-IV	۰/۳۴۶**
B8	-۰/۱۵۸ ^{ns}	PCA5	۰/۳۶۷**	CIG	۰/۳۴۴**	GRVI	۰/۳۴۴**
B9	۰/۰۴۲ ^{ns}	PCA7	۰/۵۰۸**	SGI	-0/370**	GARI	۰/۲۱۰**
B10	۰/۱۲۷ ^{ns}	PCA8	۰/۵۲۸**	WD-RVI	۰/۳۵۰**	GLI	۰/۴۹۵**
IPVI	۰/۳۴۶**	PCA10	-۰/۴۹۵**	TDVI	۰/۳۲۸**	Gossan	۰/۵۴۶**
GNDVI	۰/۳۰۹**	NDVI(b3-b5)	۰/۲۵۰**	RE-NDVI	۰/۳۸۹**	DVI	۰/۱۹۶*
EVI-b8a	-۰/۲۰۰**	NDVI(b2-b3)	۰/۴۸۸**	MSR	۰/۳۵۶**		

*: همبستگی در سطح اطمینان ۹۵ درصد معنی‌دار است؛ **: همبستگی در سطح اطمینان ۹۹ درصد معنی‌دار است و ns: عدم وجود همبستگی معنی‌دار.

۳-۱. مدل‌سازی زی‌توده روی زمینی با روش رگرسیون گاوسی

به‌منظور مدل‌سازی زی‌توده روی زمینی و داده‌های طیفی، ۷۰ درصد داده‌ها به‌صورت تصادفی در فرآیند مدل‌سازی و ۳۰ درصد باقیمانده برای ارزیابی مدل‌های برآوردی استفاده شدند (جدول ۳). مقایسه نتایج مدل‌سازی و اعتبارسنجی مدل‌های رگرسیونی برآورد زی‌توده براساس بیشترین R^2 و کمترین RRMSE انجام گرفت.

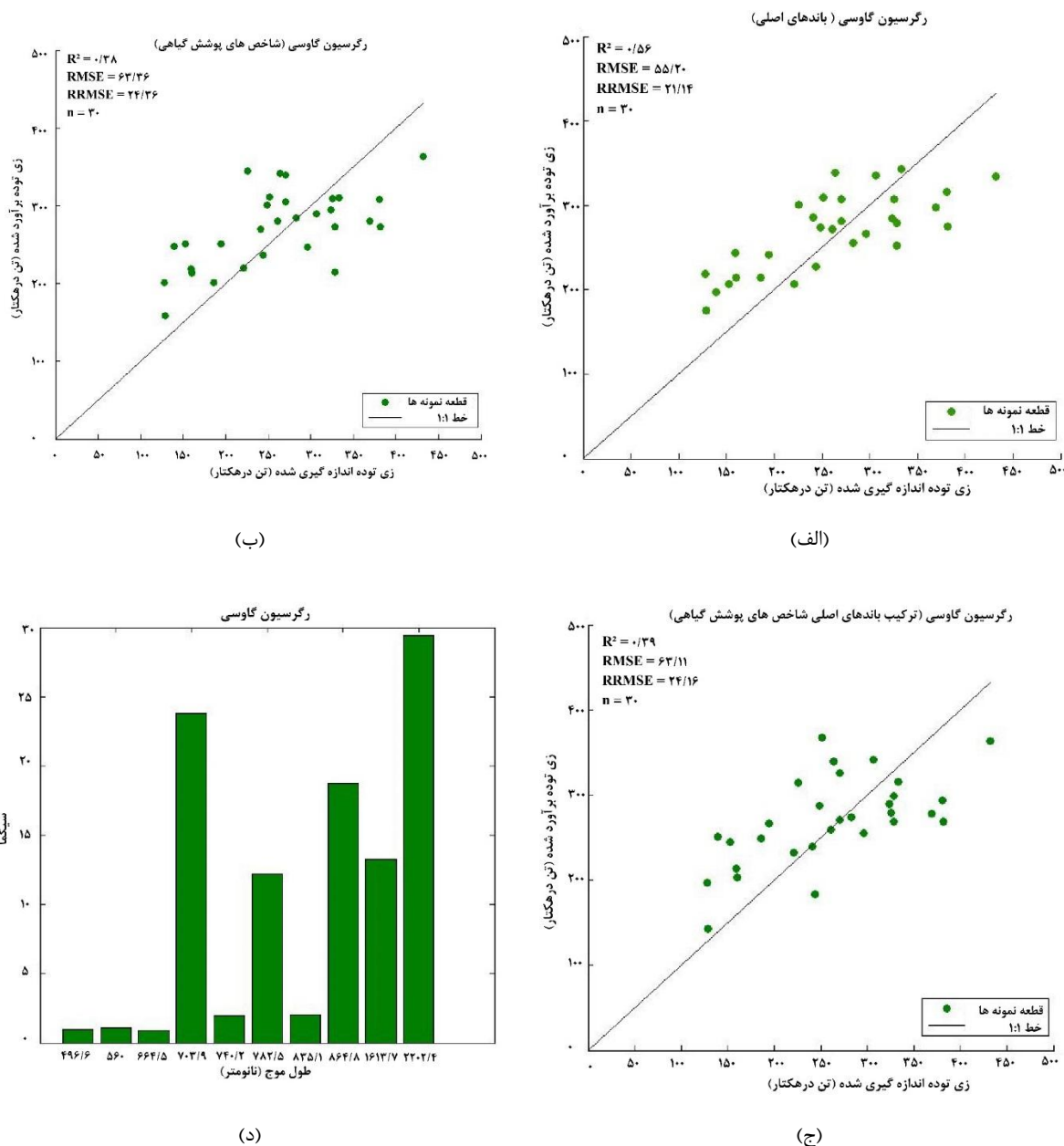
جدول ۳. نتایج اعتبارسنجی مدل‌های برآورد زی‌توده با رگرسیون گاوسی بر اساس ۳۰ درصد نمونه‌ها

داده‌های ورودی	R^2	RMSE (تن در هکتار)	RRMSE (درصد)	NRMSE (درصد)
باندهای اصلی	۰/۵۶	۵۵/۲۰	۲۱/۱۴	۱۸/۱۶
شاخص‌های پوشش گیاهی	۰/۳۸	۶۳/۶۳	۲۴/۳۶	۲۰/۹۳
ترکیب باندهای اصلی و شاخص‌ها	۰/۳۹	۶۳/۱۱	۲۴/۱۶	۲۰/۷۶

نتایج حاصل از اعتبارسنجی مدل‌ها در (جدول ۳) نشان داد میزان R^2 در روش رگرسیون گاوسی برای مدلی که با استفاده از باندهای اصلی ($R^2=۰/۵۶$ و $RMSE=۵۵/۲۰$) برآزش یافته است در مقایسه با مدل‌های برآزش یافته براساس شاخص‌های پوشش گیاهی ($R^2=۰/۳۸$ و $RMSE=۶۳/۶۳$) و ترکیب باندهای اصلی با شاخص‌های پوشش گیاهی ($R^2=۰/۳۹$ و $RMSE=۶۳/۱۱$) به نسبت بیشتر است و استفاده از باندهای اصلی به‌تنهایی نتایج بهتری در برآورد زی‌توده ارائه داده‌اند. با توجه به نتایج (شکل ۲) بهترین مدل برآورد زی‌توده مربوط به خوارزمی^۱ رگرسیون گاوسی با ($R^2=۰/۵۶$ و $RRMSE=۲۱/۱۴$) است که با نتایج پژوهش Upreti و همکاران (۲۰۱۹) مبنی بر مدل‌سازی مشخصه‌های ساختاری با تصاویر سنتینل-۲، روش رگرسیون گاوسی را با ($R^2=۰/۹۰$ ، $RRMSE=۹/۸۶$) بهترین خوارزمی معرفی کرده‌اند [۲۷]. باید توجه داشت که پژوهش Upreti و همکاران (۲۰۱۹) در مزارع گندم که از نظر ساختاری همگن هستند انجام گرفته است و به‌همین دلیل نتایج بهتری را به‌دست آورده‌اند. نتایج پژوهش حاضر در مقایسه با نتایج پژوهش Ronoud و همکاران (۲۰۱۶) و Moradi و همکاران (۲۰۱۸) که برآورد زی‌توده روی-زمینی با استفاده از تصاویر ماهواره لندست-۸ که به‌ترتیب با ۶۵ و ۵۵ قطعه نمونه زمینی که در این پژوهش هم استفاده شده

¹Algorithm

است، به‌طور چشمگیری بیشتر است. از جمله دلایل بهبود نتایج نسبت به پژوهش‌های پیشین می‌توان به توان تفکیک مکانی و طیفی بهتر ماهواره سنتینل-۲، استفاده از تعداد قطعه‌نمونه‌های بیشتر (۱۰۲ قطعه نمونه) و استفاده از روش ناپارامتری رگرسیون گاوسی در توسعه مدل اشاره کرد [۹، ۱۴].



شکل ۲. نمودار اعتبارسنجی مدل‌های رگرسیون گاوسی برای مجموعه داده (الف) باندهای اصلی، (ب) شاخص‌های پوشش گیاهی، (ج) باندهای اصلی و شاخص‌های پوشش گیاهی و (د) سیگما هر یک از متغیرها در رگرسیون گاوسی

۳-۲. برآورد زی‌توده روی زمینی با روش حداقل مربعات خطی

مدل‌سازی روابط بین مقادیر زی‌توده روی زمینی و داده‌های طیفی به‌منظور ارائه مدل مناسب برای برآورد زی‌توده روی زمینی، برای باندهای اصلی، شاخص‌های پوشش گیاهی و ترکیب باندهای اصلی و شاخص‌های پوشش گیاهی انجام با روش حداقل مربعات خطی انجام شد، نتایج اعتبارسنجی مدل‌های توسعه داده شده در (جدول ۴) آمده است.

جدول ۴. نتایج اعتبارسنجی مدل‌های برآورد زی‌توده با رگرسیون حداقل مربعات خطی بر اساس ۳۰ درصد نمونه‌ها

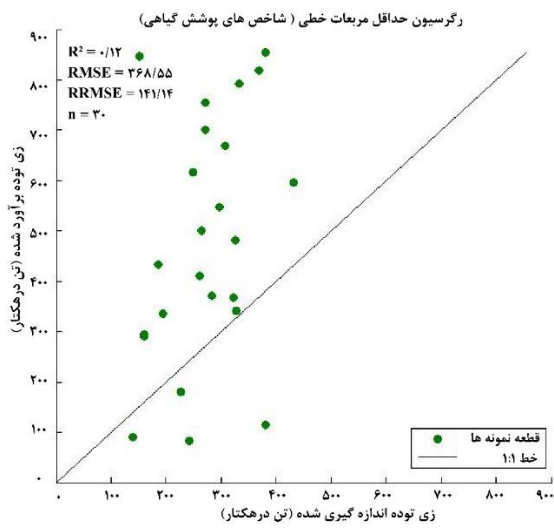
داده‌های ورودی	R ²	RMSE (تن در هکتار)	RRMSE (درصد)	NRMSE (درصد)
باندهای اصلی	۰/۴۳	۶۰/۸۹	۲۳/۳۲	۲۰/۰۳
شاخص‌های پوشش گیاهی	۰/۱۲	۳۶۸/۵۵	۱۴۱/۱۴	۱۲۱/۲۶
ترکیب باندهای اصلی و شاخص‌ها	۰/۰۲	۶۴/۵۹	۱۶۸/۲۵	۱۴۴/۵۵

* معادله رگرسیون حداقل مربعات خطی $Y = a + bx$

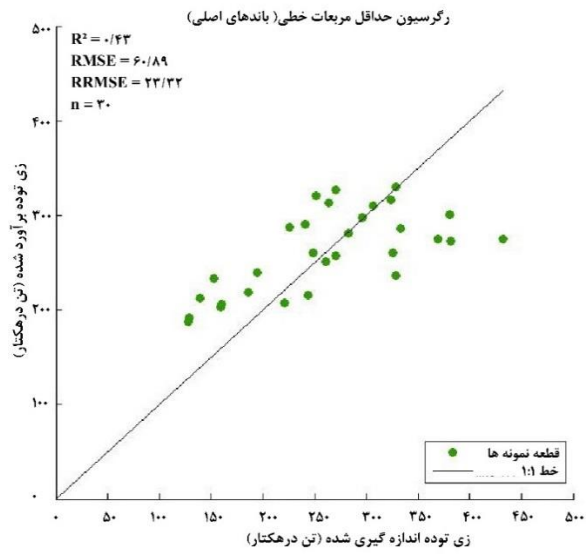
نتایج حاصل از تحلیل روش پارامتری رگرسیون حداقل مربعات خطی بیانگر بالاترین میزان R² برای مدل برازش یافته با استفاده از باندهای اصلی با (R²=۰/۴۳ و RMSE=۶۰/۸۹) و میزان کمتر (R²=۰/۱۲ و RRMSE=۱۴۱/۱۴) در توسعه مدل با شاخص‌های پوشش گیاهی است. همچنین مدل‌سازی زی‌توده با ترکیب باندهای اصلی و شاخص‌های پوشش گیاهی با (R²=۰/۰۲ و RRMSE=۱۶۸/۲۵) تن در هکتار نشان داد، با افزایش متغیرهای ورودی رگرسیون حداقل مربعات خطی با کمترین مقدار ضریب تعیین و بیشترین مقدار میانگین مجذور مربعات خطا عملکرد ضعیف‌تری نسبت به رگرسیون گاوسی دارد (شکل ۳). در این پژوهش همانند پژوهش Fatehi و همکاران (۲۰۱۵)، در برآورد زی‌توده با استفاده از شاخص‌های طیفی، شاخص‌هایی که شامل باندهای SWIR و لبه قرمز بودند همبستگی معنی‌داری را نشان دادند [۲۸]. با توجه به اثری که افزایش زی‌توده در افزایش بازتاب مادون قرمز و کاهش بازتاب در باند قرمز دارد می‌توان انتظار داشت این شاخص‌ها دقت مناسبی در برآورد زی‌توده داشته باشند. در پژوهش حاضر همانند پژوهش Saedmochesi و همکاران (۲۰۱۹) در راستای برآورد شاخص‌های پوشش گیاهی به اهمیت محدوده طیفی لبه قرمز موجود در ماهواره سنتینل-۲ اشاره شده است؛ محدوده‌ای که عدم وجود آن در ماهواره‌های چندطیفی مانند لندست قابلیت آن‌ها را محدود کرده است [۳۰]. دارا بودن سه باند طیفی با پهنای باریک در محدوده لبه قرمز از ویژگی‌های شاخص و بارز ماهواره سنتینل-۲ است.

نقشه زی‌توده چوبی روی زمینی برای منطقه مورد پژوهش با استفاده از بهترین مدل به‌دست آمده از روش رگرسیون گاوسی تهیه شد (شکل ۴ الف). همان‌طور که در شکل مشاهده می‌شود، پراکنش زی‌توده در بخش نم‌خانه و گرازبن بیشتر است (رنگ سبز روشن و زی‌توده ۳۰۰-۲۵۰ تن در هکتار). همچنین در نقشه عدم اطمینان برآورد زی‌توده (شکل ۴ ب)، نواحی نشان داده شده با رنگ قهوه‌ای (بیشتر قسمت‌های پایین‌دست سری پاتم) زی‌توده با عدم اطمینان بیشتری (۴۰-۳۰ درصد) برآورد شده است. قسمت‌های پایین‌دست سری پاتم از نظر گونه‌ای و ساختاری و توپوگرافی بسیار ناهمگن است که بر کارایی مدل‌ها اثر منفی داشته است. به‌علاوه همان‌طور که در بخش مربوط به داده‌های زمینی آورده شده است، قطعه‌نمونه‌ها در توده‌های به‌نسبت خالص راش و ممرز که پراکنش بیشتری در سری‌های نم‌خانه و گرازبن دارند، برداشت شده‌اند، بنابراین تعداد کمتر قطعه‌نمونه‌ها در سری پاتم نیز در افزایش عدم اطمینان برآوردها مؤثر بوده است. در مقابل، می‌توان مشاهده کرد که قابل اطمینان‌ترین برآوردها در بخش‌های نم‌خانه و گرازبن بوده است.

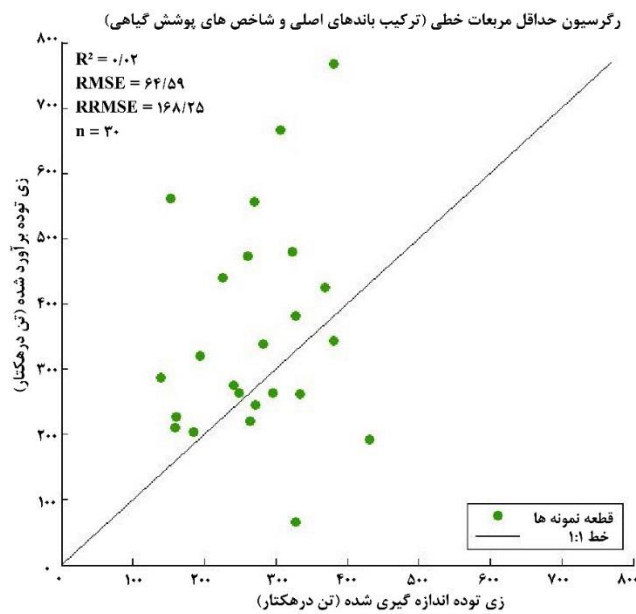
در کنار تهیه نقشه عدم اطمینان برای کل سری‌های مورد مطالعه، درصد عدم اطمینان در هر قطعه‌نمونه در سه سری پاتم، نم‌خانه و گرازبن در (شکل ۵) ارائه شده است. این نمودار با استخراج درصد عدم اطمینان از (نقشه عدم اطمینان) در هر یک از قطعه‌نمونه‌ها تهیه شده است. بر این اساس، میانگین درصد عدم اطمینان برای ۱۰۲ قطعه‌نمونه، ۲۵/۸۹ درصد است. در شکل ۵، قطعه‌نمونه‌هایی که به رنگ زرد نمایش داده شده‌اند با عدم اطمینان بالاتر از میانگین برآورد شده‌اند، که سهم بیشتری را در سری پاتم دارند. همچنین قطعه‌نمونه‌هایی که به رنگ آبی نشان داده شده‌اند (سهم بیشتری در بخش نم‌خانه و گرازبن) درصد عدم اطمینان برآورد زی‌توده کمتر است و اطمینان به نتایج برآوردها بیشتر است.



(ب)

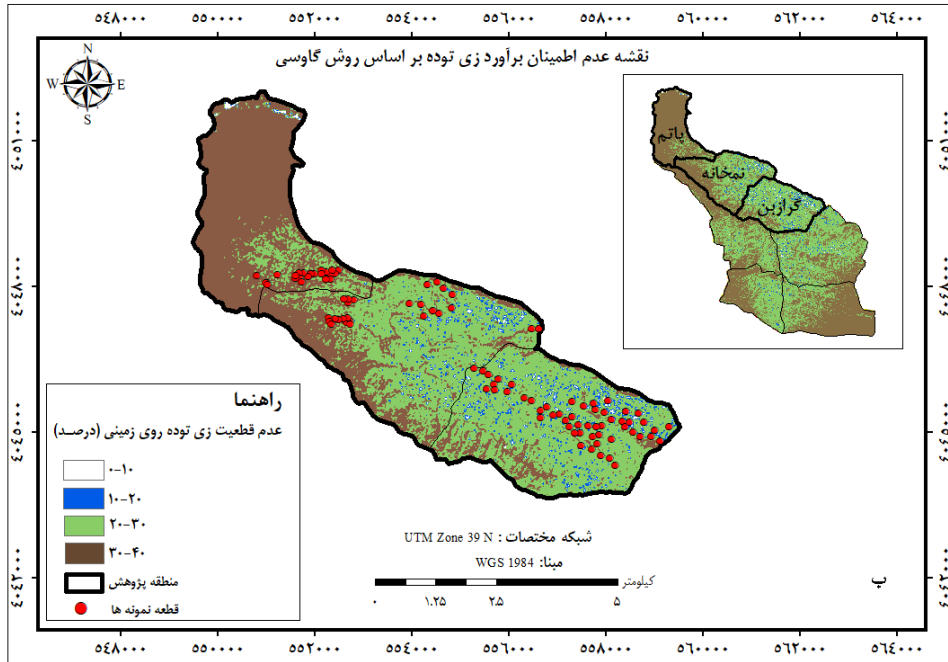
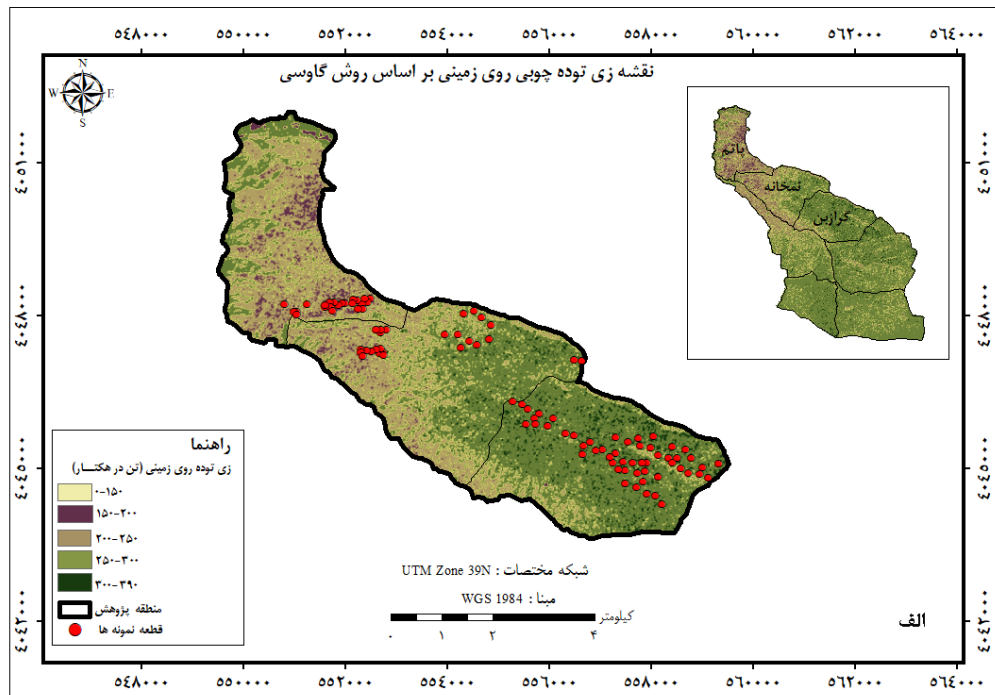


(الف)

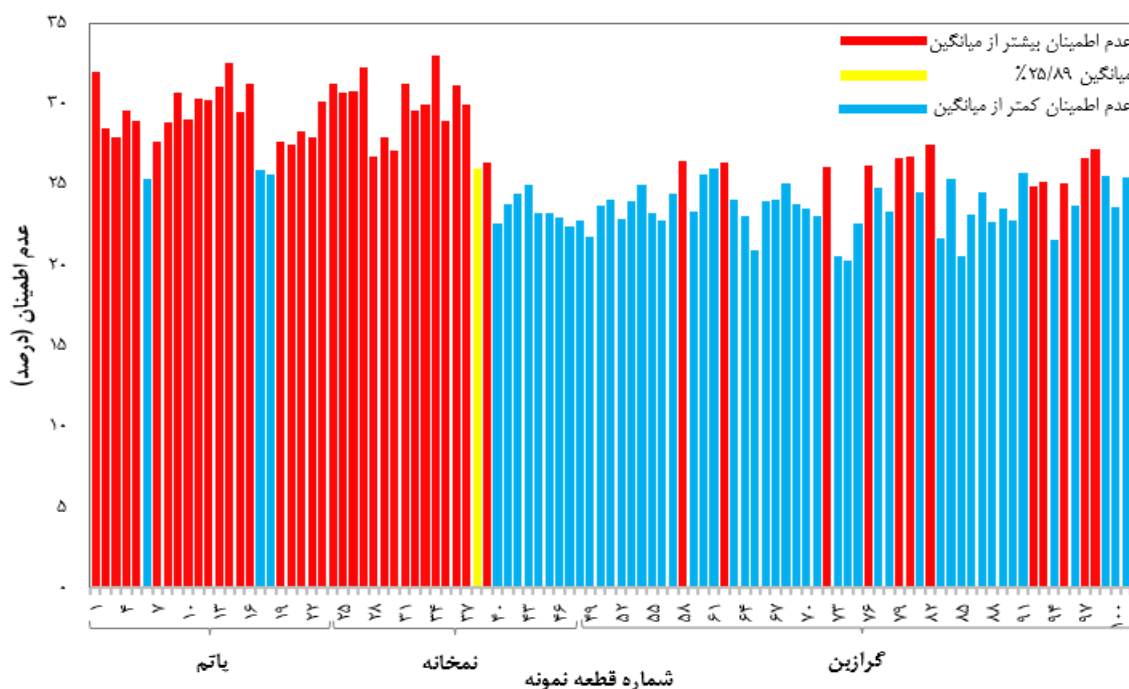


(ج)

شکل ۳. نمودار اعتبارسنجی مدل‌های رگرسیون حداقل مربعات خطی برای (الف) باندهای اصلی، (ب) شاخص‌های پوشش گیاهی و (ج) باندهای اصلی و شاخص‌های پوشش گیاهی



شکل ۴. (الف) نقشه پراکنش زی توده چوبی روی زمینی و (ب) نقشه عدم اطمینان برآورد آن براساس روش گاوسی



شکل ۵. نمودار درصد عدم اطمینان برآورد شده براساس روش رگرسیون گاوسی در هر قطعه نمونه در سه سری پاتم، نمخانه و مغزین محور X، شماره قطعه نمونه و محور Y درصد عدم اطمینان

۴. نتیجه‌گیری

زی توده یک شاخص اساسی برای پایش بهره‌وری و سلامت بوم‌سازگان جنگل است؛ از این رو نقش اساسی در ارزیابی ذخایر کربن جنگل و حمایت از توسعه برنامه‌های مدیریت جنگل هدفمند دارد. برای برآورد زی توده بوم‌سازگان‌های گیاهی از رویکردهای تجربی و داده‌های طیفی سنجش از دور نوری استفاده می‌شود [۲۹]. بر مبنای پژوهش‌های انجام شده، استفاده از تکنیک‌های سنجش از دور راهکاری مناسب در توسعه مدل‌ها و روابط رگرسیونی بین مشخصه‌های ساختاری و شاخص‌های پوشش گیاهی است [۱۲، ۲۰]. بدین منظور در پژوهش حاضر با استفاده از توسعه یک رابطه آماری بین متغیرهای وابسته (زی توده برداشت شده) و مستقل (داده‌های طیفی حاصل از تصویر سنتینل-۲)، به بررسی توانایی رگرسیون گاوسی و حداقل مربعات خطی در برآورد زی توده پرداخته شد. نتایج حاصل از مدل‌سازی نشان داد، خوارزمی رگرسیون گاوسی در مدل‌سازی مشخصه‌های ساختاری با تصاویر سنتینل-۲، کارایی بالاتری نسبت به روش پارامتری دارد. به دلیل در دسترس نبودن داده‌های سنجنده‌های فعال به‌ویژه داده‌های لایدار برای جنگل‌های ایران، یکی از پرکاربردترین گزینه‌ها در برآورد مشخصه‌های کمی جنگل، استفاده از داده‌های اپتیکی است. استفاده از روش‌های نوین یادگیری ماشین می‌تواند بخشی از محدودیت‌های این تیپ داده‌ها را جبران کند. توانایی روش رگرسیون گاوسی در تهیه نقشه عدم اطمینان یکی از مزایای ویژه این روش است. این نقشه هم برای مدیر و برنامه‌ریز جنگل می‌تواند قابل توجه باشد و هم برای بهبود استراتژی نمونه‌برداری استفاده شود. باتوجه به اینکه روش گاوسی یک خوارزمی نوین است پیشنهاد می‌شود کارایی این روش برای برآورد سایر مشخصه‌های کمی جنگل و در شرایط متفاوت رویشگاهی مورد آزمون قرار گیرد.

۵. منابع

- [1] Kumar, L., & Mutanga, O. (2017). Remote sensing of above-ground biomass. *Remote Sensing*, 9(9), 1–8.
- [2] Marvie Mojadjer, M.R. (2011). *Silviculture*. University of Tehran Press, Tehran. 410 p. (In Persian)

- [3] Brown S. (1997). Estimating biomass and biomass change of tropical forests: a Primer. *FAO Forestry Paper*, 134, 13-33.
- [4] Tian, L., Wu, X., Tao, Y., Li, M., Qian, C., Liao, L., & Fu, W. (2023). Review of Remote Sensing-Based Methods for Forest Aboveground Biomass Estimation: Progress, Challenges, and Prospects. *Forests Journal*, 14(6), 1-31.
- [5] Mateos, E. (2019). Study on the Potential of Forest Biomass Residues for Bio-Energy. *Proceedings Journal*, 2(23), 1420.
- [6] Kabiri Koupaei, K., Marvie Mohadjer, M.R., Zahedi Amiri, Gh., Namiranian, M., & Etemad, V. (2009). A comparison on the quantitative and qualitative morphological characteristics of beech (*Fagus orientalis* Lipsky) in a pure and mixed stand (Gorazbon district, North of Iran). *Iranian Journal of Forest and Poplar Research*, 17(3), 422-435 (In Persian).
- [7] Azizi, Z., Hosseini, A., & Iranmanesh, Y. (2018). Estimating Biomass of Single Oak Trees Using Terrestrial Photogrammetry. *Journal of Environmental Science and Technology*, 75(19), 81-93.
- [8] Ronoud, Gh., Darvishseft, AA., & Namiranian, M., (2018). Estimation of aboveground woody biomass of *Fagus orientalis* stand in Hircanian forest of Iran using OLI data (Case study: Gorazbon and Namkhaneh Districts, kheyroud Forest). *Journal of Forest and Wood Products (Iranian Journal of Natural Resources)*, 70(4), 559-568. (In Persian)
- [9] Fatehi, P., Damm, A., Schaepman, M. E., & Kneubühler, M. (2015). Estimation of alpine forest structural variables from imaging spectrometer data. *Remote Sensing*, 7(12), 16315-16338.
- [10] Sinha, S. K., Padalia, H., Dasgupta, A., Verrelst, J., & 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.
- [11] Aronoff, S., Darvishseft, A. A., Pir Bavaghar, M., Rajabpoor Rahmati, M. (2012) Remote sensing for GIS managers, University of Tehran Press, Tehran. 720 p. (In Persian)
- [12] Pir Bavaghar, M. (2011). "Evaluation of capability of IRS-P6 satellite data for predicting quantitative attributes of forests (case study: Northern Zagros forests). *Iranian Journal of Forest*, 3(4), 277-289.
- [13] Moradi, F., Darvishseft, A.A., Namiranian, M., & Ronoud, Gh. (2018). Investigating the capability of Landsat 8 OLI data for estimation of aboveground woody biomass of common hornbeam (*Carpinus betulus* L.) stand in Khyroud Forest. *Iranian Journal of Forest and Poplar Research*, 26(3), 406-420. (In Persian)
- [14] Vafaei, S., Soosani, J., Adeli, K., Fadaei, H. and Naghavi, H., (2017). Estimation of aboveground biomass using optical and radar images (Case study: Nav-e Asalem forests, Gilan). *Iranian Journal of Forest and Poplar Research*, 25(2), 320-331.
- [15] Ghanbari Motlagh, M., & Babaie Kafaky, S. (2019). Estimation of Forest Above Ground Biomass in Hircanian Forests Using Satellite Imagery. *Environmental Science and Technology*, 22(5), 1-13.
- [16] Fazelian, M., Attarchi, S., Etemad, V., & Lisenberg, V. (2019). Forest biomass estimation using optical and microwave imagery (Case study: Garazbon Series, Kheirud Forest). *Iranian Journal of Forest*, 12(3), 391-405.
- [17] Su, H., Shen, W., Wang, J., Ali, A., & Li, M. (2020). Machine learning and geostatistical approaches for estimating aboveground biomass in Chinese subtropical forests. In *Forest Ecosystems*, 7(64), 1-20.
- [18] Zhao, P., Lu, D., Wang, G., Liu, L., Li, D., Zhu, J., & Yu, S. (2016). Forest aboveground biomass estimation in Zhejiang Province using the integration of Landsat TM and ALOS PALSAR data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 53, 1-15.
- [19] Ghosh, S. M., & Behera, M.D. (2018). Aboveground biomass estimation using multi-sensor data synergy and machine learning algorithms in a dense tropical forest. *Applied Geography*, 96, 29-40.
- [20] Mauya, E. W., & Madundo, S. (2021). Modelling and Mapping Above-Ground Biomass Using Sentinel 2 and Planet Scope Remotely Sensed Data in West Usambara Tropical Rainforests, Tanzania, *Research Square Journal*, 3(1), 1-32.

- [21] Bayat, M., Namiranian, M., Zobeiri, M., & Fathi, J. (2013). Determining growth increment and density of tree in forest using permanent sample plot (Case study: Gorazbon district of Kheyroud Forest), *Iranian Journal of Forest and Poplar Research*, 21(3), 424-438.
- [22] FAO. (1997). Estimating Biomass and Biomass Change of Tropical Forests: A Primer, FAO Forestry, 134 p.
- [23] Enayati, A.A., 2011. Wood Physics. University of Tehran Press, Tehran, 265p (In Persian).
- [24] Bihamta, M., & Chahooki, MA. (2015) Principles of statistics in natural resource sciences, University of Tehran Press, Tehran. 320 p. (In Persian)
- [25] Verrelst, J., Camps-Valls, G., Muñoz-Mari, J., Rivera, J.P., Veroustraete, F., Clevers, J.G.P.W., Moreno, J., 2015. Optical remote sensing and the retrieval of terrestrial vegetation bio-geophysical properties - A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 108, 273-290.
- [26] Verrelst, J., Malenovský, Z., Van der Tol, C., Camps-Valls, G., Gastellu-Etchegorry, J.P., Lewis, P., North, P., & Moreno, J. (2019). Quantifying Vegetation Biophysical Variables from Imaging Spectroscopy Data: A Review on Retrieval Methods. *Surv Geophys*, 40, 589-629.
- [27] Upreti, D., Huang, W., Kong, W., Pascucci, S., Pignatti, S., Zhou, X., Ye, H., & Casa, R. (2019). A comparison of hybrid machine learning algorithms for the retrieval of wheat biophysical variables from sentinel-2. *Remote Sensing*, 11(5), 481.
- [28] Fatehi, P., Damm, A., Schweiger, A. K., Schaepman, M.E., & Kneubühler, M. (2015). Mapping Alpine Aboveground Biomass from Imaging Spectrometer Data: A Comparison of Two Approaches. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(6), 3123-3139.
- [29] Saedmocheshi, A., Pirbavaghar, M., Shabaniyan, N., & Fatehi, P. (2019). The possibility of estimating species diversity using Sentinel satellite optical images (Case study: Marivan forests). Forest and wood products. *Iranian Natural Resources Journal* 72(2), 101-110. (In Persian)