



ارزیابی روش های آماری، سنجش از دور و هوش مصنوعی در تخمین بیومس برای برآورد پتانسیل تولید بیوانرژی

اژین قمری¹، سمیرا زارعی^{2*}

1- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه کردستان، سنندج، ایران

2- دانشیار، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشگاه کردستان، سنندج، ایران

* سنندج، کدپستی 6617715175، پست الکترونیک s.zareei@uok.ac.ir

چکیده

بیوانرژی یکی از منابع مهم انرژی های تجدیدپذیر است که با توجه به محدودیت منابع سوخت فسیلی و نیز آلودگی های زیست محیطی و انتشار گازهای گلخانه ای حاصل از احتراق سوخت های فسیلی، بیش از پیش مورد توجه قرار گرفته است. بیومس، به عنوان ماده خام برای تولید بیوانرژی، از منابع مختلفی مانند بقایای گیاهی، جنگلی و محصولات کشاورزی به دست می آید. با استفاده از تخمین مقدار بیومس موجود در هر منطقه می توان برآورد مناسبی از پتانسیل تولید بیوانرژی انجام داد. تصاویر ماهواره ای از بهترین ابزارها برای تخمین مقدار بیومس هستند. در مطالعه حاضر، روش های مختلف تحلیل داده های ماهواره ای شامل سنجش از دور، سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS)، سامانه گوگل ارث انجین (GEE)، یادگیری ماشین، هوش مصنوعی و رشدسنجی در تخمین بیومس ارزیابی شده اند. نتایج نشان می دهند که مدل های مبتنی بر شاخص های پوشش گیاهی دقتی بین 71 تا 88% دارند، در حالی که ترکیب داده های چندماهواره ای دقت پیش بینی را تا 96% افزایش داده و حدود 10% نسبت به روش های سنتی بهتر عمل می کند. در حوزه یادگیری ماشین، شبکه های عصبی مصنوعی (ANN) و شبکه های عصبی عمیق (DNN) به ترتیب دقت نقشه برداری را تا 90% و 97% نشان دادند. الگوریتم های جنگل تصادفی (RF) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) دقتی بین 90-70% را ارائه کردند این یافته ها نشان می دهند که تلفیق داده های ماهواره ای با فناوری های پیشرفته قابلیت ارائه تخمین های دقیق تر و پایدارتر از میزان بیومس را دارد. کلیدواژگان: انرژی تجدیدپذیر، تصاویر ماهواره ای، سوخت زیستی، بیومس، یادگیری ماشین

Evaluation of statistical methods, remote sensing, and artificial intelligence in estimating biomass for assessing the potential of bioenergy production

Azhin Gamari¹, Samira Zareei^{2*}

1- M.Sc. Student, Department of Biosystem Engineering, University of Kurdistan, Sanandaj, Iran

2- Associate Professor, Department of Biosystem Engineering, University of Kurdistan, Sanandaj, Iran

* P.O.B. 123456789 Sanandaj, Iran, 6617715175 email: s.zareei@uok.ac.ir

Received: 25 February 2025 Accepted: 13 May 2026

Abstract

Bioenergy is one of the important sources of renewable energy that has gained increasing attention due to the limitations of fossil fuel resources, as well as environmental pollution and greenhouse gas emissions resulting from the combustion of fossil fuels. Biomass, as the raw material for bioenergy production, is obtained from various sources such as plant residues, forestry, and agricultural products. By estimating the amount of biomass available in a given area, a suitable assessment of the potential for bioenergy production can be made. Satellite imagery is one of the best tools for estimating biomass quantities. In this study, various methods of analyzing satellite data, including remote sensing, Geographic Information Systems (GIS), Google Earth Engine (GEE), machine learning, artificial intelligence, and growth modeling, have been evaluated for biomass estimation. The results show that models based on vegetation indices have an accuracy of between 71 and 88%, while the combination of multi-satellite data increases the prediction accuracy to 96%, outperforming traditional methods by about 10%. In the field of machine learning, artificial neural networks (ANN) and deep neural networks (DNN) showed mapping accuracy of up to 90% and 97%, respectively. The random forest (RF) and

support vector machine (SVM) algorithms provided an accuracy of between 70–90%. These findings indicate that the combination of satellite data with advanced technologies has the potential to provide more accurate and stable estimates of biomass.

Keywords: biofuels, biomass, machine learning, renewable energy, satellite imagery

1- مقدمه

با افزایش نگرانی‌ها درباره تغییرات اقلیمی و نیاز به منابع انرژی پایدار، بیوانرژی به‌عنوان یکی از جایگزین‌های امیدوارکننده برای سوخت‌های فسیلی مورد توجه قرار گرفته است. بیومس، به‌عنوان ماده خام برای تولید بیوانرژی، از منابع مختلفی مانند بقایای گیاهی، جنگلی و محصولات کشاورزی به‌دست می‌آید. ارزیابی دقیق پتانسیل بیومس به‌منظور مدیریت پایدار منابع طبیعی و برنامه‌ریزی برای تولید انرژی از اهمیت بسیاری برخوردار است. تحلیل داده‌های ماهواره‌ای به دلیل پوشش مکانی گسترده، دقت زمانی بالا و هزینه کمتر نسبت به روش‌های زمینی، به یکی از ابزارهای اصلی در ارزیابی بیومس تبدیل شده است. فناوری‌های نوین مانند مدل‌های مبتنی بر شاخص‌های پوشش گیاهی، روش‌های مبتنی بر سنجش از دور، سامانه‌های اطلاعات جغرافیایی (GIS)، یادگیری ماشین، هوش مصنوعی و سامانه گوگل ارث انجین (GEE) توانسته‌اند این فرآیند را تسهیل کرده و نتایج دقیق‌تری ارائه دهند. این مقاله مروری به بررسی جامع این فناوری‌ها و ارزیابی مقایسه‌ای آن‌ها می‌پردازد. مقالات منتخب، با دسته‌بندی بر اساس روش‌های تحلیلی و اهداف پژوهشی، دیدگاه جامعی درباره قابلیت‌ها و محدودیت‌های این فناوری‌ها ارائه می‌دهند. هدف اصلی این مقاله، شناسایی نقاط قوت و ضعف روش‌های موجود و ارائه توصیه‌هایی برای پژوهش‌های آینده است.

2- روش‌های تخمین بیومس

2-1- مدل‌های مبتنی بر شاخص‌های پوشش گیاهی

مدل‌های مبتنی بر شاخص‌های پوشش گیاهی برای تخمین وضعیت پوشش گیاهی و بیومس از شاخص‌های مختلف مانند شاخص تفاوت نرمال پوشش گیاهی (NDVI)، شاخص سطح برگ (LAI) و شاخص تفاضل نرمال آب گیاهی (NDWI) استفاده می‌کنند. این شاخص‌ها اطلاعاتی درباره تراکم پوشش گیاهی، مساحت برگ‌ها و محتوای آب گیاهان ارائه می‌دهند. این مدل‌ها معمولاً با داده‌های سنجش از دور ترکیب می‌شوند و برای ارزیابی تغییرات پوشش گیاهی و تخمین بیومس در مقیاس‌های بزرگ و در مناطق مختلف (از جمله مناطق خشک و نیمه‌خشک) به کار می‌روند.

گندم یکی از محصولات اصلی غذایی در ایران است و استان‌های فارس و خوزستان از قطب‌های تولید آن هستند. مطالعه‌ای با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست 8 و شاخص‌های تفاوت نرمال پوشش گیاهی و شاخص طبقه‌بندی زمین و آب (LWCI) به برآورد پوشش تاجی و بیومس گندم در چهار مزرعه پرداخت. پوشش تاجی با نرم‌افزار ENVI و بیومس با ترکیب داده‌های میدانی و روش‌های سنجش از دور اندازه‌گیری شد. نتایج نشان داد که رابطه خطی قوی بین پوشش تاجی و NDVI وجود دارد (ضریب تعیین 0/88) و راندمان مدل‌ها برای برآورد بیومس بین 71 تا 82 درصد متغیر بود [1].

در مطالعه‌ای دیگر، برای تخمین بیومس ذرت در دشت ماهیدشت کرمانشاه از تصاویر ماهواره‌ای لندست 8 و 17 شاخص گیاهی مختلف استفاده شد که برخی از آن‌ها عبارتند از شاخص پوشش گیاهی، شاخص درصدی پوشش گیاهی مادون قرمز، شاخص بازتاب شیمیایی فوتوشیمیایی، شاخص نسبت پوشش گیاهی، شاخص نسبت پوشش گیاهی استاندارد شده، شاخص پوشش گیاهی بهینه‌شده با تعدیل خاک، شاخص پوشش گیاهی تفاضلی استاندارد شده اصلاح‌شده، شاخص تفاوت پوشش گیاهی و شاخص پوشش گیاهی مادون قرمز. نتایج نشان داد که استفاده از شاخص‌های گیاهی به ویژه شاخص پوشش گیاهی مادون قرمز با ضریب همبستگی بالا، قادر به تخمین دقیق بیومس ذرت در مراحل میانی رشد بود [2].

در مطالعه‌ای دیگر برای برآورد درصد پوشش و تخمین بیومس گیاهی منطقه حفاظت‌شده البرز مرکزی، داده‌های ماهواره‌ای لندست 8 و شاخص‌های گیاهی به کار گرفته شدند. نتایج نشان داد که شاخص‌های پوشش گیاهی و شاخص پوشش گیاهی بهبودیافته بیشترین ضریب تبیین را با درصد پوشش گیاهی داشتند. این شاخص‌ها به‌عنوان ابزارهای مناسب برای برآورد پوشش گیاهی در سطح اطمینان 5 درصد معرفی شدند [3].

2-2- روش‌های مبتنی بر سنجش از دور

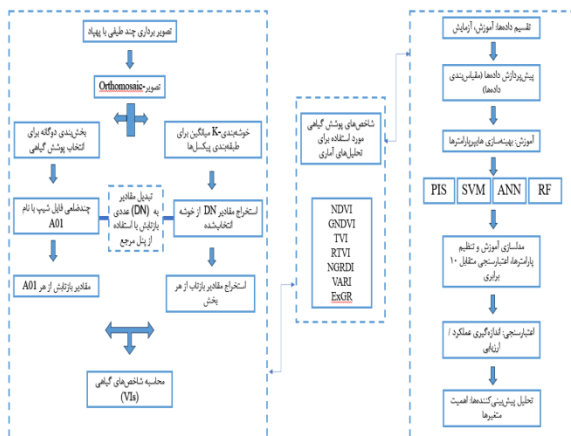
یکی از رایج‌ترین و مؤثرترین روش‌ها برای ارزیابی منابع بیومس، استفاده از داده‌های ماهواره‌ای است. ماهواره‌هایی مانند لندست و سنتینل-2 ابزارهای قدرتمندی برای شبیه‌سازی وضعیت پوشش گیاهی و ارزیابی پتانسیل بیومس در مقیاس‌های مختلف به‌شمار می‌روند.

2-2-1- ماهواره لندست

تصاویر ماهواره‌ای لندست با تفکیک‌پذیری فضایی ۳۰ متر، یکی از منابع اصلی در تحقیقات ارزیابی پوشش گیاهی و منابع بیومس هستند. این تصاویر، با استفاده از شاخص‌های مختلف سنجش از دور مانند NDVI، امکان ارزیابی وضعیت پوشش گیاهی و تخمین پتانسیل تولید بیومس را فراهم می‌کنند. در مطالعه‌ای، داده‌های ماهواره‌ای لندست 8 و مطالعات میدانی به طور هم‌زمان برای برآورد بیومس در خراسان جنوبی به کار گرفته شدند. میزان بیومس گیاه تاغ در 13 نقطه تصادفی اندازه‌گیری و شاخص‌های مختلف پوشش گیاهی با استفاده از آنالیز خوشه‌ای به سه گروه تقسیم شدند. نتایج نشان داد که شاخص‌هایی که عوامل خاکی را در نظر می‌گیرند دقت بالاتری دارند. نقشه بیومس نیز با استفاده از شاخص پوشش گیاهی با تعدیل خاک (SAVI) تهیه شد [4].

2-2-2- ماهواره سنتینل-2

ماهواره سنتینل-2 با تفکیک‌پذیری ۱۰ متر، به‌ویژه برای تحلیل مناطق با پوشش گیاهی متراکم بسیار مناسب است. داده‌های این ماهواره به دلیل دقت بالا و توانایی مشاهده مناطق مختلف در فواصل زمانی کوتاه (هر پنج روز یک



شکل 1 الگوریتم پردازش داده‌های UAV و مدل‌سازی برای برآورد بیومس [7]

2-3-1- یادگیری نظارت‌شده

در یادگیری نظارت‌شده، داده‌ها همراه با برچسب‌های مربوطه به مدل ارائه می‌شوند تا مدل بتواند از این داده‌ها برای پیش‌بینی یا دسته‌بندی استفاده کند. این مدل‌ها به‌ویژه برای پیش‌بینی مقادیر خروجی برای داده‌های جدید به کار می‌روند. از مدل‌های معروف یادگیری نظارت‌شده می‌توان به شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون خطی، ماشین بردار پشتیبانی، درخت تصمیم‌گیری و جنگل تصادفی اشاره کرد.

2-3-1-1- شبکه‌های عصبی مصنوعی

مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) از جمله تکنیک‌های پیشرفته در یادگیری ماشین هستند که برای پیش‌بینی پتانسیل بیومس با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای به کار می‌روند. این مدل‌ها توانایی شبیه‌سازی روابط غیرخطی پیچیده بین ویژگی‌های مختلف داده‌های ماهواره‌ای و شرایط محیطی را دارند. انواع مختلفی از شبکه‌های عصبی مصنوعی وجود دارد که هر کدام برای کاربردهای خاصی طراحی شده‌اند. مهم‌ترین انواع آن‌ها عبارتند از: شبکه‌های عصبی چندلایه، 2. شبکه‌های عصبی کانولوشنی، 3. شبکه‌های عصبی بازگشتی، 4. شبکه‌های عصبی لایه‌ای عمیق و 5. شبکه‌های عصبی خود سازمانده.

2-3-1-1-1- شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) یک مدل یادگیری عمیق است که از چندین لایه تشکیل شده است. در این شبکه، لایه ورودی داده‌ها را دریافت کرده و پس از عبور از چندین لایه مخفی، نتیجه نهایی به لایه خروجی منتقل می‌شود. این لایه‌ها با استفاده از توابع فعال‌سازی، روابط پیچیده‌ای را بین ورودی‌ها و خروجی‌ها مدل می‌کنند. معمولاً برای مسائل پیش‌بینی و طبقه‌بندی استفاده می‌شود و قابلیت یادگیری ویژگی‌های پیچیده داده‌ها را دارد. یکی از انواع شبکه‌های عصبی چندلایه، شبکه عصبی پس‌انتشاری است که یک مدل یادگیری است و شبیه به مغز انسان عمل می‌کند. این شبکه از چندین لایه تشکیل شده که اطلاعات ورودی از لایه اول به لایه‌های بعدی منتقل می‌شود. وقتی پیش‌بینی انجام شد، اشتباهات شناسایی می‌شوند و با

بار کاربرد گسترده‌ای در تحقیقات بیومس دارند. این ویژگی‌ها به تحلیل دقیق‌تری از پوشش گیاهی و تولید بیومس در مقیاس‌های کوچک‌تر و مترکم‌تر کمک می‌کند.

2-3-2- ترکیب داده‌های ماهواره‌ای

در برخی تحقیقات، ترکیب داده‌های مختلف از ماهواره‌های گوناگون می‌تواند نتایج دقیق‌تری را ارائه دهد. در یکی از این تحقیقات، داده‌های چندگانه زمانی از ماهواره‌های سنتینل-1، سنتینل-2 و لندست-8 و 9 برای توسعه یک ساختار مدل‌سازی جدید جهت طبقه‌بندی نوع محصول به کار گرفته شدند. هدف بهبود دقت طبقه‌بندی با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین و تحلیل مولفه‌های اصلی (PCA) بود. نتایج نشان داد که این روش دقت طبقه‌بندی را به 96/25٪ رسانده و عملکرد آن نسبت به روش‌های سنتی 10٪ بهتر است [5].

تعیین بیومس پنج محصول کشاورزی شامل گندم، جو، کلزا، برنج و سویا موضوع مطالعه دیگری بود که با استفاده از شاخص‌های پوشش گیاهی مختلف از تصاویر ماهواره‌ای لندست 8 و سنتینل 2 انجام شد. نتایج نشان داد که برای محصولات گندم، جو، کلزا و سویا، شاخص تفاوت نرمال پوشش گیاهی (NDVI) و برای محصول برنج، شاخص نسبت پوشش گیاهی (RVI) بهترین معیارها برای اندازه‌گیری بیومس بقایای گیاهی هستند. تصاویر ماهواره‌ای لندست 8 و سنتینل 2 در تولید نقشه‌های شاخص‌های پوشش گیاهی و برآورد بیومس بقایای محصولات کشاورزی مؤثر و کاربردی به نظر می‌آیند [6].

2-3-2- استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین

در سال‌های اخیر، مدل‌های یادگیری ماشین به دلیل توانایی در شبیه‌سازی روابط پیچیده و غیرخطی میان داده‌های سنجش از دور و عوامل محیطی، نقش مهمی در تحلیل و ارزیابی بیومس ایفا کرده‌اند. این مدل‌ها با تحلیل ویژگی‌های استخراج‌شده از داده‌های ماهواره‌ای مانند NDVI و سایر شاخص‌های پوشش گیاهی و ترکیب آن‌ها با اطلاعات محیطی، دقت پیش‌بینی‌ها را بهبود می‌بخشند. مدل‌های یادگیری ماشین را می‌توان بر اساس نحوه تعامل مدل با داده‌ها به چند دسته اصلی تقسیم کرد: 1. یادگیری نظارت‌شده، 2. یادگیری غیر نظارت‌شده، 3. یادگیری تقویتی، 4. یادگیری نیمه نظارت‌شده، 5. یادگیری انتقالی و 6. یادگیری عمیق.

استفاده از داده‌های چندطیفی (UAV) و الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای برآورد بیومس جو در مزرعه‌های آزمایشی در داکوتای جنوبی، ایالات متحده، بررسی شده است. نتایج نشان داد که شاخص‌های پوشش گیاهی استخراج‌شده از تصاویر UAV با بیومس خشک همبستگی مثبت داشتند. مدل‌های یادگیری ماشین مانند کمترین مربعات جزئی (PLS)، جنگل تصادفی (RF) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) توانستند 70٪ واریانس بیومس را در برخی مناطق توضیح دهند. با این حال، دقت مدل‌ها در مکان‌های مختلف متغیر بود. این مطالعه نشان می‌دهد که سنجش از دور هوایی با استفاده از یادگیری ماشین پتانسیل خوبی برای برآورد بیومس دارد، اما نیاز به داده‌های طیفی چندساله و ویژگی‌های بافتی بیشتری برای دقت بیشتر در پیش‌بینی دارد. (شکل 1)، الگوریتم پردازش داده‌های UAV و مدل‌سازی برای برآورد بیومس، مراحل مختلف فرآیند تحلیل و پیش‌بینی را به‌وضوح نشان می‌دهد [7].

رای‌گیری (برای طبقه‌بندی) یا میانگین‌گیری (برای رگرسیون) از خروجی درخت‌ها به دست می‌آید. مدل جنگل تصادفی به دلیل سادگی، قدرت، و توانایی در کار با داده‌های بزرگ و پیچیده، بسیار محبوب است. در مطالعه ای برای برآورد دقیق بیومس روی زمین در مراتع از داده‌های سنجش از دور و الگوریتم‌های یادگیری ماشین استفاده شد. برای این منظور، مدل پیشنهادی برای ایجاد داده‌های NDVI با دقت بالا استفاده شد و سپس مدل جنگل تصادفی برای تخمین بیومس روی زمین به‌کار گرفته شد. نتایج نشان داد که استفاده از NDVI ترکیب‌شده به‌طور قابل توجهی دقت پیش‌بینی بیومس روی زمین را نسبت به داده‌های ماهواره مدیس (MODIS) و GF-1 بهبود بخشید. این مدل قادر به شبیه‌سازی دقیق تغییرات مکانی و فصلی بیومس بود و می‌تواند در نظارت و مدیریت منابع مراتع مفید باشد [11].

2-3-2- یادگیری عمیق

یادگیری عمیق شاخه‌ای از یادگیری ماشین است که از شبکه‌های عصبی لایه‌های متعدد برای شبیه‌سازی عملکرد مغز انسان در پردازش داده‌ها استفاده می‌کند. این روش به‌طور خودکار ویژگی‌های پیچیده از داده‌ها استخراج می‌کند و برای حل مسائل پیچیده مانند تشخیص تصویر، ترجمه زبان و پردازش صدا به‌کار می‌رود. انواع مهم یادگیری عمیق شامل شبکه‌های عصبی عمیق، شبکه‌های عصبی کانولوشنی، شبکه‌های عصبی بازگشتی، شبکه‌های عصبی مولد، اتو انکودرها، شبکه‌های عصبی توجهی و شبکه‌های عصبی چندلایه می‌باشند. هرکدام از این مدل‌ها برای مسائل مختلفی مانند پردازش تصویر، پردازش زبان طبیعی، یادگیری تقویتی و پیش‌بینی سری زمانی به‌کار می‌روند و ویژگی‌های خاص خود را دارند. با این حال، یادگیری عمیق در تخمین بیومس و ارزیابی پتانسیل انرژی آن با چالش‌های قابل توجهی مواجه است که از جمله آن‌ها می‌توان به نیاز به داده‌های حجیم و با کیفیت اشاره کرد. جمع‌آوری چنین داده‌هایی به دلیل پیچیدگی‌های خاص و هزینه‌های بالا همواره دشوار بوده است. علاوه بر این، چالش‌های مربوط به برچسب‌گذاری دقیق داده‌ها، به‌ویژه برای ویژگی‌هایی که اندازه‌گیری آن‌ها دشوار است، از دیگر موانع عمده محسوب می‌شود. همچنین، فرآیند آموزش مدل‌های یادگیری عمیق به زمان و منابع محاسباتی زیادی نیاز دارد که می‌تواند کارایی این مدل‌ها را در ارزیابی بیومس و برنامه‌ریزی زنجیره تأمین بیوانرژی کاهش دهد. با وجود این چالش‌ها، هوش مصنوعی توانسته است گام‌های مؤثری در بهبود مدل‌های سنتی تبدیل بیومس و بهینه‌سازی زنجیره تأمین بیوانرژی بردارد. بنابراین، برای پیشرفت در این حوزه، تدوین استانداردهایی برای انتخاب الگوریتم‌های مناسب و بهبود فرآیندهای جمع‌آوری و اشتراک‌گذاری داده‌ها ضروری است [1].

2-3-2-1- شبکه‌های عصبی عمیق

شبکه‌های عصبی عمیق (DNN) به‌طور گسترده‌ای برای شبیه‌سازی و تحلیل داده‌ها استفاده می‌شوند و در یادگیری ماشین برای حل مسائل پیچیده کاربرد دارند. شناسایی مزارع کلزا در دوره گلدهی معمولاً از طریق بررسی‌های میدانی یا دانش تجربی منطقه‌ای انجام می‌شود که این روش‌ها برای مقیاس‌های بزرگ مناسب نیستند. در مطالعه‌ای، از داده‌های شبکه‌های اجتماعی به‌عنوان داده مرجع برای تولید توزیع مکانی مزارع در دوره گلدهی و انتخاب تصاویر مناسب از سنجنده Sentinel-2 استفاده شد. سپس، مدل یادگیری عمیق (شبکه عصبی عمیق) در چین برای آموزش و توسعه نقشه‌های مزارع کلزا به‌کار گرفته شد.

بازگشت این اشتباهات به عقب، وزن‌ها به‌طور خودکار تنظیم می‌شوند تا پیش‌بینی‌ها دقیق‌تر شوند. این روند باعث می‌شود که مدل به تدریج یاد بگیرد و دقت آن بهتر شود. در مطالعه ای برای ارزیابی پتانسیل بیوانرژی حاصل از محصولات کشاورزی در چین، مدل شبکه عصبی مورد استفاده قرار داده شد. عملکرد ناخالص اولیه محصولات مختلف مانند برنج، ذرت و گندم، با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی پس‌انتشاری تعیین شد. مدل‌ها عملکرد پیش‌بینی خوبی داشتند، به‌طوری‌که ضریب تبیین (R^2) برای مدل گندم برابر 0/90 به دست آمد. تحلیل‌ها نشان دادند که بین مقادیر عملکرد ناخالص محصولات و روند تغییرات دما رابطه منفی وجود دارد، که تأثیر دما بر پتانسیل بیوانرژی محصولات کشاورزی را روشن می‌کند. پیش‌بینی‌های آینده تحت استراتژی‌های کنترل دما، نتایج مثبتی برای تمامی محصولات به همراه داشت [8].

2-3-2-1- درخت تصمیم‌گیری

مدل‌های درخت تصمیم‌گیری یکی دیگر از مدل‌های یادگیری ماشین هستند که برای ارزیابی منابع بیومس به‌کار می‌روند. این مدل‌ها قادرند به‌طور مؤثر داده‌ها را بر اساس ویژگی‌های مختلف طبقه‌بندی کنند و بر اساس آن‌ها پیش‌بینی‌هایی را ارائه دهند. در مقایسه با شبکه‌های عصبی، درخت‌های تصمیم‌گیری ساده‌تر هستند و نیاز به تنظیمات کمتری دارند. از مدل‌های درخت تصمیم و جنگل تصادفی برای پیش‌بینی بیومس روی زمین در جنگل‌های هیمالیا با استفاده از داده‌های لندست-9 و مدل ارتفاع دیجیتال استفاده شد. نتایج نشان داد که ترکیب این داده‌ها دقت بالایی در پیش‌بینی بیومس روی زمین ارائه داده است. این مطالعه نقشه‌هایی برای پیش‌بینی بیومس روی زمین با استفاده از ترکیب بهینه‌ای از پیش‌بینی‌کننده‌ها و مدل‌ها ایجاد کرد، که از داده‌های سری لندست 9 و مدل دیجیتال ارتفاعی استفاده کردند [9].

2-3-2-1- ماشین بردار پشتیبان

مدل‌های ماشین بردار پشتیبان (SVM) برای طبقه‌بندی و پیش‌بینی در زمینه سنجش از دور به‌کار می‌روند و می‌توانند برای شناسایی مناطق با پوشش گیاهی خاص و پیش‌بینی میزان تولید بیومس بسیار مؤثر باشند. در مطالعه ای، مدل‌های مختلف برای شبیه‌سازی و نقشه‌برداری بیومس بالای سطح زمین در مرتع‌های آلپ در فلات تبت بررسی شدند. چهار مدل شامل رگرسیون خطی چندگانه، ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی عمیق با استفاده از داده‌هایی مانند متغیرهای جغرافیایی، نوع گیاهان، اندازه‌گیری‌های میدانی، متغیرهای هواشناسی و زمان مشاهدات مورد ارزیابی قرار گرفتند. نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی عمیق بهترین دقت را در تخمین بیومس داشت و توانست با دقت بالاتر از سایر مدل‌ها، بیومس مرتعی را شبیه‌سازی کند. این رویکرد برای تعیین ظرفیت بهره‌برداری پایدار از چراگاه‌ها مفید است [10].

2-3-2-1- جنگل تصادفی

جنگل تصادفی (RF) یک الگوریتم یادگیری ماشین است که از ترکیب تعداد زیادی درخت تصمیم‌گیری استفاده می‌کند تا دقت پیش‌بینی را افزایش دهد و از بیش‌برازش جلوگیری کند. این روش با نمونه‌گیری تصادفی از داده‌ها و انتخاب تصادفی ویژگی‌ها در هر گره، تنوع ایجاد می‌کند. نتیجه نهایی با

نرم افزار ENVI یکی از شناخته شده ترین ابزارهای پردازش داده های ماهواره ای است که امکانات متعددی برای تحلیل داده های لندست و سنتینل-۲، و همچنین پردازش تصاویر مربوط به بیومس، آب و هوا و پوشش گیاهی فراهم می کند. در این نرم افزار، ابزارهایی برای محاسبه شاخص های پوشش گیاهی، تحلیل تغییرات زمانی و ایجاد نقشه های پیش بینی بیومس موجود است.

2-6- سامانه Google Earth Engine

سامانه گوگل ارث انجین (GEE) یک پلتفرم آنلاین است که به ویژه برای تحلیل های مقیاس وسیع و تجزیه و تحلیل داده ها در مقیاس جهانی مفید است. این پلتفرم به محققان این امکان را می دهد تا حجم عظیمی از داده های ماهواره ای را پردازش کرده و مدل های دقیق و جامع بیومس را بسازند. همچنین GEE به طور مؤثر داده های فضایی را در سطح جهانی پردازش می کند و می تواند به نتایج مطلوب در زمان کوتاهی دست یابد.

از داده های سنتینل-۱ و سنتینل-۲ و پلتفرم (GEE) برای شناسایی برداشت چوب در جنگل های کاشت شده آفریقای جنوبی استفاده شد. الگوریتم جنگل تصادفی (RF) با دقت بیش از 90٪ مناطق برداشت شده و جنگلی را طبقه بندی کرد. این روش به عنوان یک راهکار مقرون به صرفه برای پایش تغییرات بیومس جنگلی معرفی گردید [14].

برآورد بیومس روی سطح زمین در مراتع شمال چین با استفاده از سامانه گوگل ارث انجین (GEE) و مدل جنگل تصادفی انجام شد. داده های سنجش از دور، توپوگرافی و اقلیمی برای شبیه سازی بیومس استفاده شدند. نتایج نشان داد که بیومس مراتع از غرب به شرق افزایش یافته و در بازه زمانی 2000 تا 2020 روند افزایشی نوسانی با نرخ $59/0 \text{ g/m}^2$ در سال داشته است. مدل جنگل تصادفی دقت خوبی در پیش بینی بیومس داشت و روند افزایشی بیومس تا سال 2020 ادامه یافت، اما این روند ممکن است پس از آن کاهش یابد [15].

2-7- سامانه اطلاعات جغرافیایی GIS

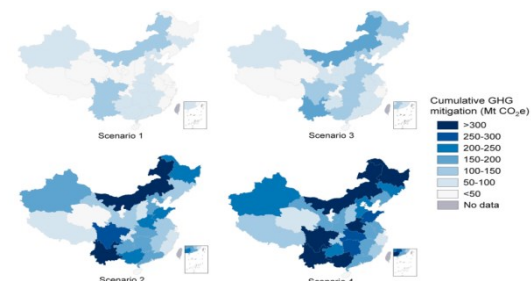
سامانه اطلاعات جغرافیایی (GIS) ابزاری است برای جمع آوری، ذخیره، پردازش و تحلیل داده های مکانی که در زمینه های مختلف مانند مدیریت منابع طبیعی و مطالعات محیط زیستی کاربرد فراوان دارد. این سیستم با استفاده از نقشه ها و مدل های فضایی، به تحلیل روابط مکانی میان داده ها و پیش بینی های دقیق کمک می کند. GIS در ارزیابی منابع بیومس و پیش بینی تولید انرژی تجدیدپذیر نیز به کار می رود. در ارزیابی منابع بیومس کشاورزی و جنگلی در هند، از داده های ماهواره ای و سامانه اطلاعات جغرافیایی (GIS) برای نقشه برداری از منابع بیومس استفاده شد. نتایج نشان داد که منطقه ای از ایالت مهاراشترا در هند پتانسیل بالایی برای تولید بیومس کشاورزی دارد که می تواند در تولید انرژی تجدیدپذیر نقش مهمی ایفا کند [16]. الگوریتم ارائه شده در شکل (3) مراحل مختلف فرآیند تهیه نقشه بیومس را نشان می دهد.

نتایج نشان داد که دقت کلی نقشه های تولید شده در چین بسیار بالا بوده و به ترتیب برابر با 0/97 و 0/95 است. این روش پیشنهادی، یک راهکار جدید و مقیاس پذیر برای شناسایی مزارع کلزا در مقیاس بزرگ ارائه می دهد که می تواند در برنامه ریزی کشاورزی و مدیریت اکوسیستم های زیستی به ویژه در مقیاس های وسیع، کارایی بالایی داشته باشد [12].

2-4- پردازش داده های فضایی

برای پردازش داده های فضایی و تحلیل تصاویر ماهواره ای، نرم افزارهای مختلفی همچون ENVI و گوگل ارث انجین (GEE) وجود دارند که ابزارهای قدرتمندی برای انجام تحلیل های مختلف روی داده های تصویری هستند. این نرم افزارها به محققان کمک می کنند تا ویژگی های مختلف داده های پیچیده ماهواره ای را استخراج کرده و پردازش هایی مانند فیلتر کردن داده ها، اعمال الگوریتم های تحلیلی، و انجام ارزیابی های محیطی را انجام دهند. استفاده از این ابزارها در تحلیل های مرتبط با انرژی های تجدیدپذیر، کشاورزی، و محیط زیست بسیار مفید است.

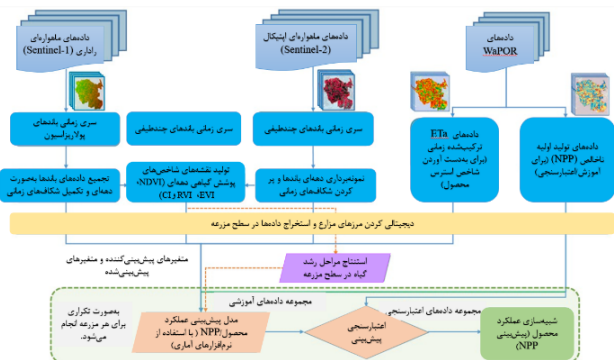
ارزیابی پتانسیل انرژی بیومس در کشور چین و تحلیل قابلیت کاهش گازهای گلخانه ای از طریق بهره برداری از این منابع موضوع یک مطالعه بود. در مطالعه مذکور، از مدل سازی فضایی و تحلیل های سناریو و ارزیابی چرخه عمر برای محاسبه پتانسیل انرژی و کاهش گازهای گلخانه ای استفاده گردید. نتایج نشان داد که پتانسیل جمع آوری منابع بیومس از سال 2000 تا 2016 به میزان 24٪ افزایش یافته است و در صورت بهره برداری از این منابع، کاهش گازهای گلخانه ای در دوره 2020 تا 2050 می تواند معادل با کاهش $1652/73$ تا $5859/56$ میلیون تن CO_2 باشد. شکل (2) پتانسیل های تجمعی کاهش گازهای گلخانه ای ناشی از تولید بیوانرژی در کشور چین را از سال 2020 تا 2050 در چهار سناریوی مختلف نشان می دهد. سناریوهای 1 و 2، که تحت عنوان "پتانسیل های برنامه ریزی شده" شناخته می شوند، ظرفیت های محدودتری برای تولید بیوانرژی دارند و میزان کاهش گازهای گلخانه ای در آن ها نسبت به سایر سناریوها کمتر است. در این سناریوها، هیچ یک از استان ها قادر به کاهش بیش از 150 میلیون تن CO_2e نیستند. در مقابل، سناریوهای 3 و 4، که تحت عنوان "پتانسیل های حداکثری" تعریف شده اند، ظرفیت بالاتر بیوانرژی را با در نظر گرفتن فناوری BECCS (بیومس با ذخیره سازی کربن) در نظر می گیرند و امکان کاهش گازهای گلخانه ای تا 1500 میلیون تن CO_2e را فراهم می کنند [13].



شکل 2 پتانسیل های تجمعی کاهش گازهای گلخانه ای بیوانرژی در استان های چین از سال 2020 تا 2050 در چهار سناریو [13]

2-5- نرم افزار ENVI

خطی چندگانه گام به گام (SMLR) دقت بالاتری نسبت به مدل‌های یادگیری ماشین غیرخطی داشتند. مدل (MLR) توانست پیش‌بینی‌هایی با دقت 89٪ تا چهار ماه قبل از برداشت ارائه دهد. همچنین، شاخص‌های پوشش گیاهی تجمعی پیش‌بینی دقیق‌تری برای بیومس نیشکر داشتند. شکل (4) فرآیند کاری مدل‌های پیش‌بینی بیومس نیشکر در سطح مزرعه را با بهره‌گیری از داده‌های سنجش از دور نشان می‌دهد [18].



شکل 4 الگوریتم مدل‌های پیش‌بینی بیومس نیشکر در سطح مزرعه با استفاده از داده‌های سنجش از دور [18]

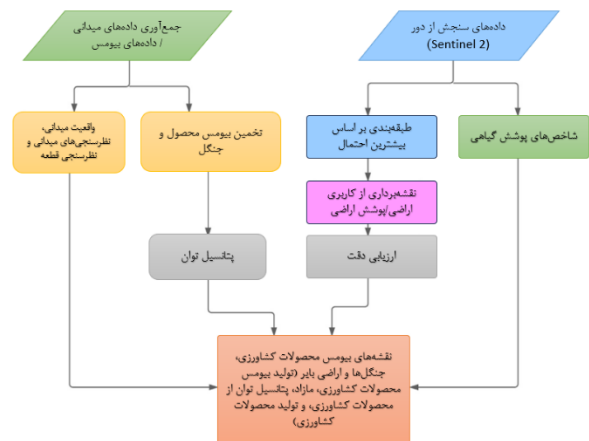
3-2- مدل‌های آماری

مدل‌های آماری، به‌ویژه تحلیل رگرسیون چندگانه و مدل‌های احتمالاتی، برای ارزیابی پتانسیل بیومس و شبیه‌سازی روابط پیچیده میان متغیرها کاربرد دارند. این مدل‌ها می‌توانند به‌صورت دقیق‌تری تغییرات تولید بیومس را تحت تأثیر متغیرهای مختلف، از جمله شرایط اقلیمی، نوع خاک و شاخص‌های گیاهی، پیش‌بینی کنند.

مدل آلومتریک یک روش آماری است که برای پیش‌بینی مقادیر بیومس (معمولاً وزن خشک) در گیاهان و درختان بر اساس ویژگی‌های قابل اندازه‌گیری مانند ابعاد فیزیکی گیاه (ارتفاع، قطر، عرض برگ و غیره) استفاده می‌شود. این مدل‌ها معمولاً از رابطه‌های ریاضی (مانند رگرسیون خطی یا لگاریتمی) برای ارتباط دادن ابعاد فیزیکی گیاه به مقدار بیومس استفاده می‌کنند. مدل آلومتریک برای پیش‌بینی بیومس برگ خشک گیاه سیسال در مزرعه‌ای در جنوب‌شرقی کنیا توسعه داده شد. این مدل با استفاده از عرض حداکثری برگ و ارتفاع گیاه به‌عنوان متغیرهای ترکیبی، بیومس برگ را پیش‌بینی کرد. نتایج نشان داد که بهره‌وری میانگین بیومس برگ 11/1 مگاتن در هکتار در سال است و می‌تواند حدود 3000 مترمکعب متان در هکتار تولید کند. بیومس برگ در 55 قطعه مزرعه‌ای بین 2/7 تا 42/7 مگاتن در هکتار متغیر بود [19].

3-3- روش رشدسنجی

رشدسنجی به‌عنوان یکی از روش‌های پیشرفته در ارزیابی و پیش‌بینی تولید بیومس شناخته می‌شود. این روش بیشتر بر روی شبیه‌سازی رشد گیاهان و نحوه تأثیر متغیرهای محیطی و اقلیمی بر تولید بیومس متمرکز است. رشدسنجی معمولاً با استفاده از مدل‌های ریاضی و شبیه‌سازی فرآیندهای اکولوژیکی، مانند جذب کربن و تأثیرات رطوبت و دما بر رشد گیاهان، به پیش‌بینی پتانسیل بیومس می‌پردازد. مهم‌ترین مدل‌های رشد سنجی برای



شکل 3 پتانسیل‌های تجمعی کاهش گازهای گلخانه‌ای بیوانرژی در استان‌های چین از سال 2020 تا 2050 در چهار سناریو [13]

در مطالعه ای از روش یکپارچه‌ای شامل رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) و سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی (GIS) برای پیش‌بینی پتانسیل انرژی بیومس استفاده شد. این روش به تحلیل منابع مختلف بیوانرژی و تخمین مقدار تولید، توزیع و پتانسیل انرژی ضایعات کشاورزی و دامی پرداخت. نتایج نشان داد که کاشت دانه روغنی کلزا در اراضی بلااستفاده و استفاده از ضایعات آن بالاترین پتانسیل انرژی را ایجاد می‌کند. این روش می‌تواند برای مناطق مختلف و منابع بیومس متفاوت به‌منظور تصمیم‌گیری‌های استراتژیک در زمینه انرژی پایدار استفاده شود [17].

3-3- مدل‌سازی بیومس و ارزیابی پتانسیل

مدل‌سازی بیومس فرآیندی پیچیده است که به‌وسیله آن می‌توان میزان تولید بیومس در هر منطقه را پیش‌بینی کرد. این فرآیند معمولاً از ترکیب داده‌های ماهواره‌ای و متغیرهای محیطی مانند دما، رطوبت، نوع خاک و شاخص‌های گیاهی برای تولید مدل‌هایی استفاده می‌کند که می‌توانند پیش‌بینی دقیقی از تولید بیومس ارائه دهند. این مدل‌ها به‌ویژه در ارزیابی پتانسیل منابع انرژی تجدیدپذیر و کاهش آلاینده‌ها مؤثر هستند. از جمله روش‌های متداول در مدل‌سازی بیومس، می‌توان به مدل‌های رگرسیونی و مدل‌های آماری اشاره کرد. این مدل‌ها می‌توانند ارتباط میان متغیرهای مختلف و میزان تولید بیومس را شبیه‌سازی کنند.

3-1- مدل‌های رگرسیونی

این مدل‌ها معمولاً برای شبیه‌سازی روابط ساده بین متغیرهای محیطی و تولید بیومس استفاده می‌شوند. به‌طور مثال، مدل‌های رگرسیونی خطی به‌طور مؤثری می‌توانند برای پیش‌بینی تولید بیومس در مناطق کشاورزی و جنگلی به‌کار روند. در مقابل، مدل‌های رگرسیونی غیرخطی قادر به شبیه‌سازی روابط پیچیده‌تر هستند و معمولاً برای پیش‌بینی‌های دقیق‌تر در مناطق متنوع‌تر استفاده می‌شوند.

پیش‌بینی مقدار بیومس نیشکر در مزرعه ای در اتیوپی با استفاده از داده‌های سنجش از دور و پنج الگوریتم رگرسیون انجام شد. نتایج نشان داد که مدل‌های رگرسیون خطی، رگرسیون خطی چندگانه (MLR) و رگرسیون

روش	مزایا	معایب	دقت پیش‌بینی/نتایج
مدل‌های مبتنی بر شاخص‌های پوشش گیاهی	تحلیل داده‌های ماهواره‌ای به‌صورت سریع و گسترده	به شرایط نور، ابرها و ترکیبات گیاهی خاص حساس است (مثلاً در مناطق خشک ممکن است دقیق نباشد).	معمولاً دقت پیش‌بینی بالا است، اما وابسته به کیفیت داده‌ها و شرایط محیطی تغییر می‌کند.
سنجش از دور	قابلیت جمع‌آوری داده‌ها در مقیاس وسیع مناسب برای مناطق دورافتاده	به شرایط جوی (ابر، بارش، دود) حساس است، به داده‌های پیش‌پردازش شده نیاز دارد و تأمین داده‌های با وضوح بالا هزینه زیادی دارد.	دقت ۷۰-۹۰٪ بسته به نوع سنجش و کیفیت داده‌ها (دقت بالا در نواحی پوشش گیاهی)
یادگیری ماشین	قدرت پیش‌بینی بالا در مدل‌های پیچیده	نیاز به حجم بالای داده برای آموزش	دقت بالا (۸۰-۹۰٪) در پیش‌بینی و شبیه‌سازی تغییرات بیومس
سلفه گوگل ارث انجین	دسترسی به داده‌های جهانی و رایگان	محدودیت در پردازش‌های سنگین	دقت ۷۰-۹۰٪ در ارزیابی‌های فضایی یا ماهواره‌ای
	پردازش سریع داده‌ها با الگوریتم‌های قدرتمند	دقت وابسته به کیفیت داده‌های ماهواره‌ای	نیاز به تخصص برای تحلیل داده‌ها
سلفه اطلاعات جغرافیایی	توانایی ترکیب داده‌های توصیفی و مکانی	نیاز به داده‌های دقیق و کامل	دقت ۷۵-۸۵٪ در مدل‌های پیش‌بینی و شبیه‌سازی (دقت بالا در مناطقی با داده‌های مکانی دقیق)
	مناسب برای تحلیل و مدل‌سازی محیط‌های مختلف	پردازش‌های زمان‌بر برای داده‌های پیچیده	مشکلات در تحلیل داده‌های با مقیاس بزرگ
رشد سنجی	مدل‌سازی دقیق روند رشد و توسعه بیومس	نیاز به داده‌های طولانی‌مدت	دقت ۷۰-۹۰٪ در پیش‌بینی روند رشد گیاهان و پوشش گیاهی
	تحلیل و پیش‌بینی به‌صورت دقیق در طول زمان	پیچیدگی در مدل‌سازی فرآیندهای زیستی و نیاز به پارامترهای دقیق	

تخمین بیومس شامل مدل شبیه‌سازی سیستم‌های تولید کشاورزی (APSIM)، سیستم پشتیبانی تصمیم برای انتقال فناوری کشاورزی (DSSAT)، مدل سیستم‌های کشت (CROPSYST)، مدل سنتز محیط کشت (CERES)، مدل چندرشته‌ای برای کشت‌های استاندارد (STICS)، مدل مطالعات جهانی غذا (WOFOST) و مدل یکپارچه‌سازی سیاست‌های محیطی و اقلیمی (EPIC) هستند.

مدل رشد محصول (APSIM-Wheat) و مدل انتقال تابشی (PROSAIL) برای برآورد بیومس روی سطح در مقیاس کوچک (۵ تا ۲۰ مترمربع) در آزمایش‌های تنوع واریته‌ای گندم (۱ تا ۲ هکتار) ادغام شده‌اند. داده‌های سنجش از دور و متغیرهای خروجی مدل رشد محصول به‌عنوان ورودی مدل انتقال تابشی به کار گرفته شدند. دقت مدل با بررسی دینامیک شاخص پوشش گیاهی NDVI سنجنده Sentinel-2 در ۳۰ آزمایش واریته در سال ۲۰۲۰ و ۲۸ آزمایش در سال ۲۰۲۱ ارزیابی شد. نتایج نشان داد که مدل می‌توانست بیومس روی سطح و شاخص NDVI را به ترتیب با خطای ۲۰/۹٪ و ۱۸/۲٪ بازتولید کند. این روش، با ارزیابی وضعیت اولیه خاک و متغیرهای مدیریتی، امکان بررسی تغییرات درون مزرعه را فراهم کرده و برای ارزیابی ذخایر کربن بیومس و مدیریت تعاملات ژئوتیپ-محیط مفید است [20].

4- نتیجه گیری کلی

مطالعات مختلف نشان می‌دهند که استفاده از داده‌های ماهواره‌ای و تکنیک‌های پردازش پیشرفته مانند ENVI و GEE می‌تواند به‌طور قابل توجهی در ارزیابی پتانسیل بیومس و مدل‌سازی تولید انرژی از منابع تجدیدپذیر کمک کند. داده‌های ماهواره‌ای به‌عنوان منابعی قابل اعتماد، به‌ویژه در تحلیل‌های مقیاس بزرگ، قابلیت شبیه‌سازی دقیق فرآیندهای محیطی و ارزیابی پتانسیل‌های انرژی بیومس را فراهم می‌آورند. در این راستا، نرم‌افزارهای مذکور امکان پردازش داده‌های پیچیده و ارائه نتایج دقیق و به‌موقع را به پژوهشگران و تصمیم‌گیرندگان می‌دهند.

روش‌های مدل‌سازی مختلفی که در این مقاله بررسی شدند، از جمله مدل‌های رگرسیونی، آماری، و یادگیری ماشین، ابزارهای مؤثری برای پیش‌بینی پتانسیل بیومس و شبیه‌سازی رفتار منابع تجدیدپذیر در مقیاس‌های مختلف به‌شمار می‌روند. ترکیب این روش‌ها با داده‌های ماهواره‌ای امکان بررسی تغییرات مکانی و زمانی منابع بیومس و انرژی‌های تجدیدپذیر را با دقت بالا فراهم می‌آورد.

جدول 1 مقایسه روش‌های مختلف در برآورد میزان بیومس

در این راستا، استفاده از مدل‌های دقیق‌تری که بر اساس داده‌های ماهواره‌ای و سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی (GIS) توسعه یافته‌اند، می‌تواند به پیش‌بینی بهتر روند تولید بیومس و تخصیص بهینه منابع کمک کند. استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته هوش مصنوعی، از جمله مدل‌های ترکیبی و یادگیری عمیق، می‌تواند دقت و کارایی مدل‌های بیوانرژی را به‌طور چشمگیری افزایش دهد. این تکنیک‌ها قادرند چالش‌هایی مانند داده‌های ناقص و پیچیدگی‌های مدل‌سازی را کاهش دهند. افزون بر این، می‌توانند نقش مؤثری در بهبود فرآیندهای تحلیل و پیش‌بینی عملکرد منابع انرژی تجدیدپذیر ایفا کنند. همچنین، هوش مصنوعی می‌تواند دقت پیش‌بینی اثرات زیست‌محیطی و اجتماعی سیستم‌های بیوانرژی را افزایش دهد. از سوی دیگر، تحلیل داده‌های کلان (Big Data) و اینترنت اشیاء (IoT) می‌توانند شبیه‌سازی رفتار این سیستم‌ها را بهبود ببخشند. این تکنیک‌ها همچنین می‌توانند به‌عنوان ابزارهایی برای کاهش اثرات منفی تغییرات اقلیمی، بهبود فرآیندهای کشاورزی و مدیریت پایدار منابع طبیعی به کار گرفته شوند. علاوه بر این، هوش مصنوعی می‌تواند دقت پیش‌بینی اثرات زیست‌محیطی و اجتماعی سیستم‌های بیوانرژی را افزایش دهد. علاوه بر این، تحلیل داده‌های کلان (Big Data) و اینترنت اشیاء (IoT) می‌توانند شبیه‌سازی رفتار این سیستم‌ها را بهبود ببخشند.

در نهایت، نتایج این پژوهش‌ها نشان می‌دهد که استفاده از این تکنیک‌های نوین می‌تواند در تسریع فرآیندهای مدیریت منابع انرژی تجدیدپذیر، کاهش

- [16] C. B. Pande, K. N. Moharir, S. K. Singh, A. M. A. Varade, S. F. R. Elbeltagi Khadri, P. Choudhari, Estimation of crop and forest biomass resources in a semi-arid region using satellite data and GIS, *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences*, vol. 20(5), 302-311, 2021.
- [17] Senocak, A.A., and Goren, H.G., 2022. "Forecasting the biomass-based energy potential using artificial intelligence and geographic information systems: A case study". *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 26, 100992.
- [18] Servia, H., Pareeth, S., Michailovsky, C.I., de Fraiture, C., and Karimi, P., 2022. "Operational framework to predict field level crop biomass using remote sensing and data driven models". *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 108, 102725.
- [19] Vuorinne, I., Heiskanen, J., Maghenda, M., Mwangala, L., Muukkonen, P., and Pellikka, P.K.E., "Allometric models for estimating leaf biomass of sisal in a semi-arid environment in Kenya". *Biomass and Bioenergy*, 155, 106294.
- [20] Hu, P., Zheng, B., Chen, Q., Grunefeld, S., Choudhury, M.R., Fernandez, J., Potgieter, A., and Chapman, S.C., 2024. "Estimating aboveground biomass dynamics of wheat at small spatial scale by integrating crop growth and radiative transfer models with satellite remote sensing data". *Remote Sensing of Environment*, 311, 114277.

وابستگی به سوخت‌های فسیلی و کمک به اهداف توسعه پایدار نقش کلیدی ایفا کند. با توجه به پیشرفت‌های فناوری و دسترسی به داده‌های ماهواره‌ای با دقت بالا، انتظار می‌رود که این روش‌ها در آینده‌ای نزدیک به‌طور گسترده‌تری در سیاست‌گذاری‌های زیست‌محیطی و انرژی استفاده شوند.

5- مراجع

- [1] M. H. Jorenush, S. Boroomand Nasab, A. A. Naseri, M. Pakparvar, S. Taghvaeian, Use of remote sensing indices in estimation of canopy cover, biomass and planting date of wheat, *Iranian Journal of Irrigation and Drainage*, vol. 14(1), pp. 193-204, 2020. (In Persian)
- [2] H. Varvani, B. Farhadi Bansouleh, M. A. Sharifi, Assessment of Remote Sensing Based Vegetation Indices at Various Growth Stages for Estimation of Corn Biomass, *Crop Production*, vol. 11(3), pp. 29-41, 2019. (In Persian)
- [3] C. B. Komaki, R. Asadikia, H. Niknahad Gharmakhar, Estimation of vegetation cover percentage and biomass using remote sensing indices (Case study: protected areas of Southern Alborz, Karaj), *Journal of RS and GIS for Natural Resources*, vol. 10(1), pp. 1-16, 2019. (In Persian)
- [4] S. Sabaghzade, M. Zare, M. H. Mokhtari, Estimating Biomass using Landsat Satellite Images (Case study: Marak, Birjand), *Journal of Range and Watershed Management*, vol. 69(4), pp. 907-920, 2017. (In Persian)
- [5] E. Abdali, M. J. Valadan Zoej, A. Taheri Dehkordi, E. Ghaderpour, A parallel-cascaded ensemble of machine learning models for crop type classification in Google Earth Engine using multi-temporal Sentinel-1/2 and Landsat-8/9 remote sensing data, *Remote Sensing*, vol. 16(1), 127, 2024.
- [6] B. Kamkar, M. Dashtimavili, H. Kazemi, Comparison of vegetation indices in estimating the residue biomass of spring and autumn crops (Watersheds in the southwest of Golestan province), *Journal of Water and Soil Conversation*, vol. 27(6), pp. 121-136, 2021. (In Persian)
- [7] P. Sharma, L. Leigh, J. Chang, M. Maimaitijiang, M. Caffè, Above-ground biomass stimation in oats using UAV remote sensing and machine learning, *Sensors*, 22(2), vol. 601, 2022.
- [8] Z. Shi, G. Ferrari, P. Ai, F. Marinello, A. Pezzuolo, Bioenergy potential from agricultural by-product in 2030: An AI-based spatial analysis and climate change scenarios in a Chinese region, *Journal of Cleaner Production*, vol. 436, 140621, 2024.
- [9] S. A. Anees, K. Mehmood, W. R. Khan, M. Sajjad, T. A. Alahmadi, S. A. Alharbi, M. Luo, Integration of machine learning and remote sensing for above ground biomass estimation through Landsat-9 and field data in temperate forests of the Himalayan region, *Ecological Informatics*, vol. 82, 102732, 2024.
- [10] Y. Shi, J. Gao, G. Brierley, X. Li, G. L. W. Perry, T. Xu, Improving the accuracy of models to map alpine grassland above-ground biomass using Google earth engine, *Grass and Forage Science*, vol. 78(2), 237-253, 2023.
- [11] M. Zhang, X. Ma, A., Chen, J. Guo, X. Xing, D. Yang, B. Xu, X. Lan, X. Yang, A spatio-temporal fusion strategy for improving the estimation accuracy of the aboveground biomass in grassland based on GF-1 and MODIS, *Ecological Indicators*, vol. 157, 111276, 2023.
- [12] Z. Liu, Y. Su, X. Xiao, Y. Qin, Y. Li, L. Liu., Identification and mapping of yellow-flowering rapeseed fields by combining social media data, Sentinel-2 imagery, deep learning algorithm, and Google Earth Engine, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 132, 104047, 2024.
- [13] K. Kang, Q. Yang, P. Bartocci, H. Wei, S. S. Liu, Z. Wu, H. Zhou, H. Yang, F. Fantozzi, H. Chen, Bioenergy in China: evaluation of domestic biomass resources and the associated greenhouse gas mitigation potentials, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 127, 109842, 2020.
- [14] S. Xulu, N. Mbatha, K. Peerbhay, M. Gebreslasie, Detecting harvest events in plantation forest using Sentinel-1 and -2 data via Google Earth Engine, *Forests*, vol. 11(12), 1283, 2020.
- [15] Y. Yao, H. Ren, Estimation of grassland aboveground biomass in northern China based on topography-climate-remote sensing data, *Ecological Indicators*, vol. 165, 112230, 2024.