



Modeling vegetation changes in Zagros forests based on machine learning algorithms and satellite images

Amin Zoratipour^{✉1} , Ghasem Shah Pari Far² , Ashkan Yusefi³

1. Corresponding Author, Department of Natural Engineering, Faculty of Agriculture, Khuzestan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Khuzestan, Iran. Email: Zoratipour@asnrukh.ac.ir

2. Department of Engineering Geology, Faculty of Science, University of Isfahan, Isfahan, Iran. Email: ghasemshahparifar@yahoo.com

3. Department of Soil Science and Engineering, Faculty of Agriculture, Khuzestan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Khuzestan, Iran. Email: ashkanyusefi2013@yahoo.com

Article Info

Article type: Research Article

Article history:

Received: May. 3, 2025

Revised: June. 30, 2025

Accepted: July. 21, 2025

Published online: Oct. 2025

Keywords:

*Algorithm,
Vegetation,
Deforestation,
Khuzestan,
Machine learning.*

ABSTRACT

This research investigated and modeled changes in vegetation cover in southwestern Iranian forests using Landsat 8 satellite images and six machine learning algorithms including random forest(RF), Boosted Regression Tree (BRT), support vector machine(SVM), generalized additive model(GAM), Classification and Regression Tree (CART) and generalized linear model(GLM). First, satellite images were processed to determine deforestation areas over a decade from 2013 to 2023, and changes in Normalized Difference Vegetation Index in forest of the study area were calculated. Then, the parameters affecting forest cover changes were examined, and validation and verification of machine learning models were performed using efficiency indices. The results showed that in this study area, several factors affected forest cover and in some areas led to a 20% decrease in Normalized Difference Vegetation Index. The results also indicate that the random forest model has greater accuracy and precision than the other five models. The area under the curve (AUC) of these models is 0.986, 0.0.92, 0.865, 0.761, 0.743 and 0.682 respectively. On the other hand, the impact of different factors on forest cover reduction in different models is not the same; in general, the importance of the parameters of distance from the river, precipitation, evaporation, distance from villages, distance from the dam lake, erosion, distance from the road, slope direction, topographic wetness index, fire and slope are 0.176, 0.170, 0.170, 0.169, 0.167, 0.165, 0.165, 0.163, 0.162, 0.161 and 0.160 respectively.

Cite this article: Zoratipour, A., Shahparifar, Gh., Yusefi, A., (2025) Modeling vegetation changes in Zagros forests based on machine learning algorithms and satellite images, *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 56 (8), 2057-2077. <https://doi.org/10.22059/ijswr.2025.394576.669934>

© The Author(s).

Publisher: University of Tehran Press.

DOI: <https://doi.org/10.22059/ijswr.2025.394576.669934>



EXTENDED ABSTRACT

Introduction

Today, studying the parameters affecting forest regeneration and modeling them is expensive and complex. The phenomenon of forest destruction will lead to the release of millions of tons of carbon dioxide into the atmosphere, creating greenhouse conditions and disrupting the balance of the planet. Deforestation is one of the most important environmental challenges, as it is one of the most important factors in the weakening and destruction of the environment. Recently, by training machine learning models using experimental data and using the R programming language, it is possible to design algorithms and provide accurate predictions of forest growth and changes based on environmental conditions. Machine learning is not limited to environmental issues, but has been successfully used in diverse fields such as facial and voice recognition, medicine, robotics, aquaculture, food security, and climatology. Although this technology faces obstacles such as one-sided conclusions and data limitations, it will be accompanied by many advances and applications in the future. Machine learning is a type of data analysis that automates model analysis. This method allows machines to learn from experience.

Materials and Methods

In this study, eleven different parameters were used as factors affecting vegetation reduction in southwestern Iranian forests based on machine learning algorithms and satellite images. The factors studied include distance from village, distance from river, distance from lake, distance from road, soil erosion, precipitation, evaporation, fire, topographic wetness index, slope percentage and slope direction. In this regard, the digital elevation model (DEM) of the region was extracted from the USGS website. Also, slope percentage, slope direction, topographic wetness index and distance from the river were extracted using a digital elevation model. Distance from roads and villages were also prepared using Landsat 8 satellite data. Changes in Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) in forest areas were obtained by processing Landsat 8 data. For this purpose, Landsat 8 satellite data was used during the years 2013 to 2023. Forest areas with a decrease in Normalized Difference Vegetation Index of more than 20% are considered as deforestation areas. Then, in this stage, in order to train machine learning models, 270,000 points were randomly selected for areas with and without deforestation (with all land uses) in the entire study area. Of these, about 90,000 points that had more than 20 percent changes in the Normalized Difference Vegetation Index in forest areas and 180,000 points that had less than 20 percent changes in the Normalized Difference Vegetation Index in forest areas. All the points were randomly divided into two groups (70% for learning and 30% for testing the model). The learning data was used to train the selected model and the testing data was used for validation. The available data was also used as input to the trained models to analyze the probability of future deforestation.

Results

In order to identify areas experiencing deforestation, Landsat 8 satellite data was used from 2013 to 2023. Areas with a decrease of more than 20% in the Normalized Difference Vegetation Index a ten-year period were considered as areas experiencing deforestation. In this study, different methods were used to validate the accuracy of the models. Six different machine learning models, random forest(RF), support vector machine(SVM), generalized additive model(GAM), generalized linear model(GLM), classification, Boosted Regression Tree (BRT) and Classification and Regression Tree (CART) were validated using different parameters including ROC and AUC plots, efficiency, TPR and FPR. These criteria indicate the predictive ability of machine learning models. The AUC values of RF, BRT, SVM, GAM, CART and GLM models are 0.986, 0.92, 0.865, 0.761, 0.743 and 0.682, respectively. The results showed that the random forest model was more accurate in predicting deforestation than other models in the present study. The sensitivity (TPR) values of RF, BRT, CART, SVM, GAM and GLM models were estimated as 0.953, 0.835, 0.826, 0.768, 0.668 and 0.604, respectively, and the specificity (FPR) values of the models were estimated as 0.047, 0.142, 0.240, 0.174, 0.233 and 0.306, respectively. These figures indicate sufficient accuracy of all models used in this study for investigating forest cover changes. Considering the AUC, TPR and FPR indices, it can be concluded that all models have good accuracy, but overall, the random forest (RF) and boosted tree regression (BRT) models have more accuracy than the other four models. The importance of the parameters in the models used varied, in general, five parameters distance from the river, precipitation, evaporation, distance from the lake, and distance from the village are more important than other parameters. Therefore, climatic and anthropogenic factors simultaneously affect the destruction of forests in Khuzestan province.

Conclusions

Although the six models used have sufficient accuracy, the comparison of the models shows that the random forest and tree-reinforced regression models are more accurate than the other four models. While the

generalized additive and generalized linear models showed less accuracy than the other models. Finally, the results showed that among the six models used, the random forest (RF) model has the highest accuracy. Since the calculation method used by the models is different from each other; therefore, the extent of the areas at risk in the Khuzestan province area is not the same in different models. Studies show that the random forest model introduces the risk of deforestation in more limited areas than other models. While the support vector model and generalized ensemble models act conservatively and show more areas of the forests of the study area at risk. The risk of deforestation in the study area was investigated and predicted using six models. The models used show between 2 and 8 percent of the total area of Khuzestan province (11 to 51 percent of the province's forest area) at high risk of deforestation. On average, about 4 percent of the total area of the province has a high probability of deforestation, which includes about 29 percent of the province's forests.

Author Contributions

All authors contributed equally to the conceptualization of the article and writing of the original and subsequent drafts.

Data Availability Statement

Data available on request from the authors.

Acknowledgements

The authors would like to thank all participants of the present study.

Ethical considerations

The authors avoided data fabrication, falsification, plagiarism, and misconduct.

Conflict of interest

The author declares no conflict of interest.

مدل سازی تغییرات پوشش جنگل های استان خوزستان مبتنی بر الگوریتم یادگیری ماشین و تصاویر ماهواره ای

امین ذرتی پور^{۱*}، قاسم شه پری فر^۲، اشکان یوسفی^۳

۱. نویسنده مسئول، گروه مهندسی طبیعت، دانشکده کشاورزی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان، خوزستان، ایران.

رایانامه: Zoratipour@asnrukh.ac.ir

۲. گروه زمین شناسی مهندسی، دانشکده علوم، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران. رایانامه: ghasemshahparifar@yahoo.com

۳. گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان، خوزستان، ایران.

رایانامه: ashkanyusefi2013@yahoo.com

چکیده

اطلاعات مقاله

نوع مقاله: مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۲/۱۳

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۴/۹

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۴/۳۰

تاریخ انتشار: آبان ۱۴۰۴

واژه های کلیدی:

الگوریتم،

پوشش گیاهی،

جنگل زدایی،

خوزستان،

یادگیری ماشین..

در سال های اخیر پوشش جنگلی، تحت تأثیر عوامل متعددی همچون تغییرات اقلیم و فعالیت های انسانی در معرض خطر قرار گرفته است، با توجه به اهمیت بالای این منابع عظیم، این پژوهش به بررسی و مدل سازی تغییرات پوشش گیاهی جنگل های استان خوزستان با استفاده از شش الگوریتم یادگیری ماشین شامل جنگل تصادفی، رگرسیون تقویت شده درختی، بردار پشتیبان، مدل جمعی تعمیم یافته، درخت طبقه بندی و رگرسیون و مدل خطی تعمیم یافته می پردازد. به طوری که به منظور تعیین و تشخیص مناطق جنگل زدایی شده در استان، تصاویر ماهواره ای لندست ۸، طی دوره زمانی ده ساله (از سال ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳)، مورد پردازش قرار گرفتند و تغییرات شاخص پوشش گیاهی در مناطق جنگلی در محدوده کل استان خوزستان، به مساحت ۶۴۰۵۷ کیلومتر مربع، محاسبه گردید. پارامترهای متعددی بر تغییرات پوشش جنگلی موثر هستند که از آن میان، عواملی همچون فاصله از روستا، فاصله از رودخانه، فاصله از دریاچه سد، فاصله از جاده، فرسایش خاک، بارش، تبخیر، آتش سوزی، شاخص رطوبت توپوگرافی، درصد شیب و جهت شیب مورد بررسی قرار گرفتند. در نهایت اعتبارسنجی و صحت سنجی کلیه الگوریتم های یادگیری ماشین با استفاده از شاخص های راندمان انجام گرفت. مساحت زیر نمودار (AUC) این مدل ها که بیانگر میزان دقت هر یک از مدل ها می باشد، به ترتیب ۰/۹۸۶، ۰/۹۲۰، ۰/۸۶۵، ۰/۷۶۱، ۰/۷۴۳ و ۰/۶۸۲ برآورد شد. نتایج نشان دادند، مدل جنگل تصادفی دارای صحت و دقت بیشتری نسبت به پنج مدل دیگر است. همچنین، تأثیر عوامل مختلف بر کاهش پوشش جنگلی در مدل های مختلف یکسان نیست؛ به طور کلی اهمیت پارامترهای فاصله از رودخانه، بارش، تبخیر، فاصله از روستاها، فاصله از دریاچه سد، فرسایش، فاصله از جاده، جهت شیب، شاخص رطوبت توپوگرافی، آتش سوزی و شیب به ترتیب برابر با ۰/۱۷۶، ۰/۱۷۰، ۰/۱۶۹، ۰/۱۶۷، ۰/۱۶۵، ۰/۱۶۵، ۰/۱۶۳، ۰/۱۶۲، ۰/۱۶۱ و ۰/۱۶۰ می باشند. نتایج این پژوهش به طور کلی دقت بالای الگوریتم های یادگیری ماشین را در بررسی مسئله جنگل زدایی در استان خوزستان به خوبی نشان می دهند. مدل های مورد استفاده بین ۲ تا ۸ درصد از مساحت کل استان را در معرض خطر زیاد جنگل زدایی نشان می دهند. به عبارت دیگر، به طور میانگین یک سوم جنگل های استان در معرض خطر بالای جنگل زدایی قرار دارند.

استناد: ذرتی پور؛ امین، شه پری فر؛ قاسم، یوسفی؛ اشکان، (۱۴۰۴) مدل سازی تغییرات پوشش جنگل های استان خوزستان مبتنی بر الگوریتم یادگیری ماشین و تصاویر ماهواره ای، مجله تحقیقات آب و خاک ایران، ۵۶ (۸)، ۲۰۷۷-۲۰۵۷. <https://doi.org/10.22059/ijswr.2025.394576.669934>



© نویسندگان.

ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.

DOI: <https://doi.org/10.22059/ijswr.2025.394576.669934>

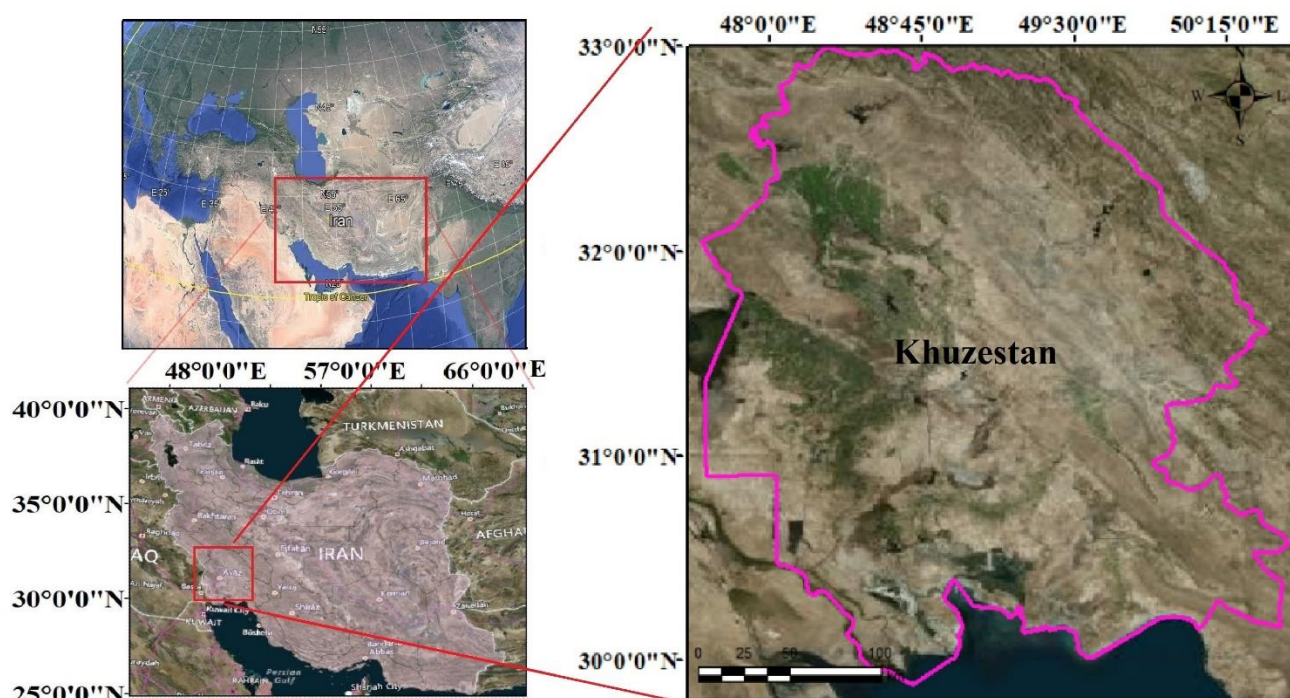
مقدمه

زندگی بیش از ۱/۶ میلیارد انسان در سراسر جهان به جنگل ها وابسته است. طبق مطالعات فائو، اراضی جنگلی به زمین های با حداقل مساحت نیم هکتار و درختان بیش از ۵ متر ارتفاع با حداقل سطح پوشش ده درصد اطلاق می شود (Tovar, 2009). طی این گزارش، جنگل ها بیش از ۳۱ درصد سطح خشکی های زمین، به مساحت حدود ۴ میلیارد هکتار را پوشانده اند، بطوری که بیش از پنجاه درصد این جنگل ها در پنج کشور روسیه، برزیل، کانادا، چین و ایالات متحده امریکا قرار دارند (FAO and UNEP, 2020). جنگل ها از طریق تأثیرگذاری بر پدیده تبخیر و تعرق اراضی و نیاز آبی گیاهی، مکانسیم اقلیم و وضعیت هوا را تحت تأثیر قرار می دهند (CPF, 2012). نتایج مطالعات صورت گرفته در خصوص تغییرات کاربری اراضی در کشور در دو دهه گذشته نشان می دهد کاربری جنگل بین سال های ۱۹۹۳ تا ۲۰۱۵ تخریب گسترده داشته است، اراضی جنگلی به میزان ۱۴/۶ درصد معادل ۳۰۰ هزار هکتار کاهش پیدا کرده و تنها ۲ میلیون هکتار از مساحت آن از کشور باقی مانده است. نتایج به دست آمده از این پژوهش بیان می کند که توسعه های فیزیکی انسان ساخت، نقش ناچیزی در تخریب جنگل و تغییر سیمای سرزمین دارد. که در این میان مراتع با ۴ میلیون هکتار بیشترین کاهش را داشته است. از طرفی، جنگل ها به صورت چشمگیری به میزان ۱۴ درصد کاهش پیدا کرده اند. منابع آبی نیز از این قاعده مستثنا نیستند و با کاهش ۳۱ درصدی مواجه شده اند. از طرف دیگر، افزایش اراضی انسان ساز با رشد بسیار زیاد ۱۴۲ درصدی همراه بوده است (کشتکار، ۱۴۰۳). به طوری که مناطق جنگلی با جذب دی اکسید کربن هوا بر چرخه تثبیت کربن تأثیرگذار هستند (Senior et al., 2017). پدیده جنگل زدایی ۱۲ تا ۱۷ درصد از گاز دی اکسید کربن را به جو می افزاید (CPF, 2012). پدیده تخریب جنگل، منجر به آزادسازی میلیون ها تن دی اکسید کربن به جو زمین و ایجاد شرایط گلخانه ای و به هم خوردن تعادل کره خاکی خواهد شد. جنگل زدایی یکی از مهم ترین چالش های زیست محیطی به شمار می آید، چرا که از مهم ترین عوامل تضعیف و نابودی زیست محیط است (Kumar et al., 2014). یکی از عوامل تأثیرگذار در تعیین حد جنگل زدایی تعیین احتمال جنگل زدایی است. تعیین محدوده های در معرض جنگل زدایی می تواند در برنامه ریزی های دقیق و تعیین روش های کارآمد جهت رفع این مشکل بسیار مؤثر واقع شود. امروزه مشکل جنگل زدایی و راهکار حل آن یکی از موضوعات مورد بحث توسط محققان در سراسر جهان است. بدین منظور روش های آماری با استفاده از تکنیک های یادگیری ماشین به منظور پیش بینی دقیق تر جنگل زدایی توسعه یافته اند (Bera et al., 2020). با توجه به توانایی الگوریتم های یادگیری ماشین در پیش بینی روابط پیچیده بین پارامترهای وابسته و پیش بینی کننده، این مدل ها در زمینه حل مسائل متعدد زیست محیطی به کمک مدیران و محققان آمده اند (Fenton and Neil, 2018; Mayfield et al., 2017). نتایج پژوهش Tuoku et al., (۲۰۲۴) نشان داد که بارش و تابش خورشید بیشترین تأثیر را بر میزان شاخص پوشش گیاهی دارند، در حالی که رطوبت نسبی و تجمع دی اکسید کربن کم ترین تأثیرگذاری را دارند. وانگ و همکاران (۲۰۲۳) تغییرات شاخص پوشش گیاهی NDVI را در کوه های کویلین چین بررسی کرده و بیان کردند که در مناطق کم ارتفاع این کوه ها، بارندگی و دما مهم ترین پارامترهای مؤثر هستند در حالی که در مناطق مرتفع تر، دمای هوا بیشتر تأثیرگذار است (Wang et al., 2023). از سوی دیگر Kumar et al., (۲۰۲۲)، با استفاده از تصاویر ماهواره ای لندست ۸، تغییرات بیابان زایی در مناطق نیمه خشک را مورد بررسی قرار دادند. نتایج کارآنان قابلیت استفاده از تصاویر لندست ۸ را در پایش بیابان زدایی و دمای محیط نشان داد (Kumar et al., 2022). یکی از مهم ترین پارامترهایی که می توان با استفاده از تصاویر ماهواره ای مورد مطالعه قرار داد، بررسی شدت و تأثیرات جنگل زدایی در منطقه است. در همین راستا Matthew et al., (۲۰۱۴) با استفاده از تصاویر لندست ۸، نشان دادند که سرعت جنگل زدایی طی سال های ۱۹۹۰ تا ۲۰۱۸ در جنگل های آمازون به سرعت افزایش یافته است. این روند در منطقه پرو از ۱۹۰۰ هکتار در سال به ۴۲۰۰ هکتار در سال افزایش یافت (Marcus et al., 2024). همچنین مطالعات فلکس دوکسون بوبا و همکاران در نیجریه نشان داد که جنگل زدایی طی سال های ۱۹۸۶ تا ۲۰۱۴ تبعات زیادی به همراه داشته است. نتایج این مطالعات ارتباط نزدیک جنگل زدایی را با عوامل اقلیمی از جمله دما و بارش نشان داد (Buba et al., 2020). بر اساس آخرین تخمین سازمان خواربار و کشاورزی جهانی در سال ۲۰۱۴ وسعت جنگل های ایران به ۱۰/۶ میلیون هکتار کاهش پیدا کرده است. همچنین مطابق گزارشات مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی کشور، سالانه ۱۲۵ هزار هکتار جنگل در کشور تخریب می شود که سهم جنگل های شمال ۴۵ هزار هکتار یعنی ۳۶ درصد آن است (FAO and UNEP, 2020). بطور کلی پایش و ارزیابی پارامترهای مؤثر بر احیای جنگل و مدل سازی آن ها، زمان بر و پیچیده هستند. امروزه با آموزش مدل های یادگیری ماشین با استفاده از داده های تجربی به همراه بهره جستن از زبان برنامه نویسی R، می توان طراحی الگوریتمها را انجام داده و پیش بینی دقیقی از روند رشد و تغییرات جنگل ها براساس شرایط محیطی ارائه داد (Jin Zhao et al., 2024). یادگیری ماشین

محدود به مسائل زیست محیطی نیست، بلکه به طور موفقیت آمیزی در زمینه‌های متنوع از جمله تشخیص چهره و صدا، پزشکی (Kang et al., 2017, Zhang et al., 2015, et al.), رباتیک (Takahashi et al., 2017)، کشت آبی (Zhou et al., 2018)، امنیت غذایی (Maione et al., 2019)، اقلیم شناسی (Fang et al., 2017) و محیط زیست (شعبانی و همکاران، ۱۴۰۰)، (Moscovini et al., 2024) مورد استفاده قرار گرفته شده است. گرچه این تکنولوژی با موانعی از جمله نتیجه گیری یک طرفه و محدودیت داده‌مواجه هست. با این وجود، در آینده این تکنولوژی با پیشرفت‌ها و کاربردهای فراوان همراه خواهد بود (شریفانی و امینی، ۲۰۲۳). یادگیری ماشین نوعی از آنالیز داده‌است که تحلیل مدل را به صورت خودکار انجام می‌دهد. این روش امکان یادگیری ماشین را با استفاده از تجربه فراهم می‌نماید (Jabeen et al. 2023). مطالعات زیادی در زمینه به کارگیری مدل‌های مختلف یادگیری ماشین در حل مسائل پیچیده صورت گرفته است؛ Saha et al., (۲۰۲۰)، با استفاده از مدل جنگل تصادفی به بررسی احتمال جنگل‌زدایی پرداختند و نشان دادند که جنگل‌های متراکم در هند از سال ۱۹۹۰ تا ۲۰۱۷ به میزان ۹ درصد کاهش یافته اند (Saha et al., 2020). همچنین، شعبانی و همکاران (۱۴۰۰) با بکارگیری مدل‌های رگرسیون تقویت شده درختی (BRT) و رگرسیون منطقی (Logestic regression) به بررسی آسیب به جنگل‌ها در طول عملیات کشت پرداختند و پارامترهای تأثیرگذار از جمله فاصله از جاده، تراکم جنگل و را مورد بررسی قرار دادند. نتایج کار آنان تأثیر بیشتر پارامترهای شیب و طول شیب را تایید می‌کند (شعبانی و همکاران، ۱۴۰۰). Moscovini et al., (۲۰۲۴) با استفاده از روش یادگیری ماشین، امکان پیش‌بینی نسبتاً دقیق شاخص پوشش گیاهی را با استفاده از تصاویر RGB بررسی کرده و نتیجه را مثبت ارزیابی کردند. نتایج کار آنان نشان داد که صحت پیش‌بینی به روش یادگیری ماشین بیش از ۷۰ درصد می‌باشد. Aksoy et al., (۲۰۲۴) با استفاده از تصاویر لندست ۸ و به روش یادگیری ماشین گسترش شوری دریاچه ارومیه را تخمین زدند. نتایج کار آنان نشان داد که پارامترهای فیزیکی خاک از جمله درخشندگی سطح و پوشش گیاهی متاثر از شوری خاک محدوده دریاچه ارومیه هستند و همچنین نتایج امکان استفاده از یادگیری ماشین به منظور کاهش هزینه‌های نمونه برداری و کاوش صحرایی را نشان داد. ناحیه رویشی زاگرس با مساحتی بیش از ۵/۵ میلیون هکتار، بزرگترین منطقه جنگلی کشور بوده که حدود ۴۰ درصد از جنگل‌های کشور را در بر می‌گیرد و پوشش غالب و گونه اصلی درختی این جنگل‌ها، گونه بلوط است. در همین راستا اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان خوزستان سطح جنگل‌های استان خوزستان را حدود ۹۸۰ هزار هکتار اعلام کرده است، که شامل جنگل‌ها و مراتع مشجر و بیشه زارها می‌باشد. در این رابطه عالی محمودی (۲۰۱۸) نشان داد که وسعت پوشش جنگلی زاگرس در منطقه خوزستان در طی سال‌های ۲۰۰۳ تا ۲۰۱۱ به دلیل فعالیت‌های انسانی و تغییرات کاربری و پدیده آتش سوزی طبیعی، سیر قهقروایی داشته است. افزایش روند آتش‌سوزی در این جنگل‌ها با افزایش متوسط بارش منطقه به‌همراه توسعه گیاهان یکساله معنی دار بوده است (عالی محمودی، ۱۳۹۷). شیرمردی و همکاران (۱۳۹۹) نشان دادند که احیاء گونه‌های بوته‌ای و درختچه‌ای کوه‌های زاگرس باتوجه به تغییرات اقلیم به بیش از ۲۵ سال زمان نیاز دارد. بنابراین ارزیابی و پایش تغییرات زمانی و مکانی جنگل‌ها در جهت افزایش تولید ناخالص ملی و جلوگیری از تخریب آن جز اقدامات ضروری هر کشوری محسوب می‌گردد. با توجه به اهمیت مساله حفاظت، احیاء و پایش جنگل‌های جنوب غرب کشور و تغییرات ناشی از تغییر کاربری اراضی و تغییر اقلیم در آن‌ها در دهه‌های اخیر به‌خصوص جنگلهای بلوط زاگرس، این پژوهش با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین و تصاویر ماهواره‌ای در ناحیه جنگلی زاگرس در استان خوزستان انجام گرفت (شیرمردی و همکاران، ۱۳۹۹).

منطقه مورد مطالعه

استان خوزستان با مساحت ۶/۴ میلیون هکتار بین مدارهای ۴۷ درجه و ۴۱ دقیقه تا ۵۰ درجه و ۳۹ دقیقه طول شرقی از نصف‌النهار گرینویچ و ۲۹ درجه و ۵۸ دقیقه تا ۳۳ درجه و ۴ دقیقه عرض شمالی از خط استوا، در قسمت جنوب غربی ایران واقع شده است (شکل ۱). این پهنه شامل دشت خوزستان و مناطق کوهستانی شمالی استان است که به علت تنوع آب و هوای این استان از تنوع گونه‌ای بالایی برخوردار است. حدود ۱۵ درصد از مساحت استان از درختان و بوته‌های جنگلی پوشیده شده است. بخش اعظم پوشش گیاهی مناطق کوهستانی را درختان و درختچه‌های بلوط، گون، بنه وحشی و زالزالک تشکیل می‌دهد (عالی محمودی، ۱۳۹۷). متوسط بارندگی در استان خوزستان ۲۱۸ میلی‌متر و متوسط درجه حرارت ۲۶/۵ درجه سانتی‌گراد می‌باشد. از منظر زمین شناسی منطقه شامل دشت خوزستان، زاگرس چین خورده و زاگرس گسل خورده در مناطق کوهستانی سنگ‌های رسوبی سازندهای گچساران، آغاچاری، بختیاری، میشان، ایلام، سروک، پابده، گورپی و آسماری بیشترین فراوانی را دارند (ذرتی پور، ۱۴۰۱).



شکل ۱. موقعیت منطقه مورد مطالعه

روش اجرای مطالعه

گام اول- انتخاب عوامل مؤثر بر پدیده جنگل زدایی و رقومی سازی:

در این مطالعه به منظور مدل سازی تغییرات پوشش گیاهی جنگل های استان خوزستان مبتنی بر الگوریتم یادگیری ماشین و تصاویر ماهواره ای در اولین گام تعداد یازده پارامتر مختلف، به عنوان عوامل مؤثر بر کاهش پوشش گیاهی مورد استفاده قرار گرفتند و با استفاده از آزمون هم خطی بین پارامترها از عدم وجود رابطه قوی بین هر کدام با سایر پارامترها اطمینان حاصل شد. عوامل مورد بررسی عبارتند از فاصله از روستا، فاصله از رودخانه، فاصله از دریاچه سد، فاصله از جاده، فرسایش خاک، بارش، تبخیر، آتش سوزی، شاخص رطوبت توپوگرافی، درصد شیب و جهت شیب. در انتخاب عوامل مؤثر بر جنگل زدایی سعی شده است که حتی الامکان همه عوامل انسانی و طبیعی در قالب لایه های رستری تهیه شوند. در این رابطه مدل رقومی ارتفاعی (DEM) با دقت ۳۰ متر منطقه از وبسایت USGS استخراج گردید (<https://earthexplorer.usgs.gov>). همچنین درصد شیب، جهت شیب، شاخص رطوبت توپوگرافی، فاصله از رودخانه با استفاده از مدل ارتفاعی رقومی استخراج شدند. فاصله از جاده ها و روستاها نیز با استفاده از داده های ماهواره ای لندست ۸ آماده شدند. ابتدا نقشه کاربری اراضی با استفاده از داده های لندست ۸ استخراج و سپس فاصله اقلیدسی از عوارض مختلف در قالب لایه های رستری تهیه گردید. علاوه بر این با پردازش تصاویر ماهواره مادیس و لندست ۷ در گوگل ارث انجین، آتش سوزی های صورت گرفته (مساحت و موقعیت) در بازه زمانی ده ساله استخراج (اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان خوزستان) و مورد استفاده قرار گرفت. نقشه های فرسایش (از مدل USLE) و زمین شناسی و سازندها، تبخیر و تعرق نیز به ترتیب از سازمان زمین شناسی و هواشناسی کشور تهیه شدند (اشکال ۲ و ۳).

- آزمون هم خطی

جهت جلوگیری از مشکل هم خطی بین پارامترهای مستقل، آزمون هم خطی انجام گردید. دو پارامتر خطای مجاز و عامل تورم واریانس جهت تشخیص هم خطی بودن پارامترها مورد استفاده قرار گرفتند. عامل تورم واریانس بیش از ۱۰ و خطای مجاز کم تر از ۰/۱ مشکل هم خطی را نشان می دهند (رابطه ۱ و ۲)، (Johnston et al., 2018). که در این معادله R^2 ضریب همبستگی رگرسیون رابطه بین پارامترها را نشان می دهد.

گام دوم _ پایش تغییرات شاخص پوشش گیاهی (NDVI) در مناطق جنگلی:

در گام دوم، تغییرات شاخص پوشش گیاهی (NDVI) در مناطق جنگلی با پردازش داده های لندست ۸ بدست آمد. بدین منظور از داده های

ماهواره‌ای لندست ۸ طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ استفاده گردید. مناطق جنگلی با کاهش بیش از ۲۰ درصد شاخص پوشش گیاهی در سال ۲۰۱۳ نسبت به این شاخص در سال ۲۰۲۳ به عنوان نقاط دچار جنگل‌زدایی در نظر گرفته شده اند (Saha et al., 2022). در واقع نسبت تغییرات شاخص پوشش گیاهی طی دوره ده ساله نسبت به همین شاخص در سال ۲۰۱۳ به عنوان نقاط دچار جنگل‌زدایی در نظر گرفته شدند. حد آستانه جنگل‌زدایی برابر درصد تغییرات شاخص پوشش گیاهی در مناطق جنگلی در نظر گرفته شد.

گام سوم - آموزش و امتحان (تست) الگوریتم‌های یادگیری ماشین و کلاسه بندی:

سپس در مرحله سوم، به منظور آموزش مدل‌های یادگیری ماشین، تعداد ۲۷۰۰۰۰ نقطه به صورت تصادفی برای مناطق با و بدون جنگل‌زدایی (با کلیه کاربری‌های اراضی) در کل منطقه مطالعاتی انتخاب گردید که از این تعداد حدود ۹۰۰۰۰ نقطه که بیش از ۲۰ درصد تغییرات در شاخص پوشش گیاهی در مناطق جنگلی داشتند. با توجه به پیچیده و وسیع محدوده مورد مطالعه، جهت آموزش مدل‌های یادگیری ماشین سعی شده است تا شبکه نقاط آموزش از تعداد کافی برخوردار باشد. در محدود بودن تعداد نقاط آموزش، امکان بررسی روابط بین پارامترهای مستقل با جنگل‌زدایی وجود ندارد و آموزش مدل‌های به کار برده شده به نحو مناسب صورت نمی‌پذیرد. در نهایت به منظور شناسایی مناطق دچار جنگل‌زدایی، از داده‌های ماهواره‌ای لندست ۸ طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ استفاده گردید. مناطق با کاهش بیش از ۲۰ درصد شاخص پوشش گیاهی طی دوره ده ساله، به عنوان نقاط دچار جنگل‌زدایی در نظر گرفته شده اند (شکل ۴). در این گام، آموزش الگوریتم‌های یادگیری ماشین بود. طی پروسه یادگیری ماشین مناطق دچار تغییرات پوشش جنگلی و مناطق فاقد تغییرات این شاخص، به عنوان لایه باینری با دو کلاس کلی به مدل معرفی گردید. مناطق دچار جنگل‌زدایی با کد یک و سایر نقاط با کد صفر معرفی می‌شوند. همه نقاط به صورت کاملاً تصادفی به دو دسته تقسیم شدند (۷۰ درصد برای یادگیری و ۳۰ درصد برای تست کردن مدل). داده‌های یادگیری در این مرحله، جهت آموزش مدل انتخابی و داده‌های تست جهت اعتبارسنجی مورد استفاده قرار می‌گیرند. برای آنالیز احتمال جنگل‌زدایی در آینده نیز از داده‌های موجود جهت ورودی مدل‌های آموزش دیده شده استفاده شد. در پایان این مرحله شامل تهیه نقشه‌های مخاطره جنگل‌زدایی است. در ادامه مطالعه به منظور بررسی و مقایسه نتایج مدل‌ها نقشه‌های احتمال جنگل‌زدایی در همه الگوریتم‌ها بدست آمد و طبقه‌بندی گردید سپس بررسی آماری شدند. نتایج این پیش‌بینی به صورت سه کلاس خطر پایین (کم تر از ۴۰ درصد)، خطر متوسط (۴۰ تا ۶۰ درصد) و خطر زیاد (بیش از ۶۰ درصد) طبقه بندی و ارائه شده است. در گام پایانی تحلیل اهمیت پارامترهای موثر، جهت مقایسه نسبی تاثیر این عوامل بر جنگل‌زدایی یا استفاده از شش مدل مختلف یادگیری ماشین، صورت گرفت.

گام چهارم - ارزیابی و اعتبارسنجی مدل‌ها و ارزیابی پارامترها:

میزان دقت هر مدل و توانایی آن در برآورد دقیق پارامتر اصلی با اعتبارسنجی مدل مشخص می‌شود. در این زمینه روش‌های متعدد مورد استفاده قرار می‌گیرد. یکی از بهترین روشها استفاده از نمودار مشخصه نسبی عملکرد (ROC) می‌باشد که میزان دقت یک مدل را نشان می‌دهد. مقدار نزدیک به یک دقت بالا و توانایی مدل در پیش‌بینی درست پارامتر را نشان می‌دهد. در حالی که هرچه قدر این عدد به صفر نزدیک شود مدل دقت کم تری دارد. در کنار استفاده از ROC پارامترهای FPR ، TNR ، FNR ، $Efficiency$ و ... را می‌توان جهت بررسی دقت و توانایی یک مدل به کار گرفت (جدول ۱)، (رابطه ۳ و ۴).

که TP جواب‌های درست مثبت، FN جواب‌های اشتباه منفی، FP جواب‌های اشتباه مثبت و TN جواب‌های درست منفی را نشان می‌دهد (رابطه ۵). مطابق رابطه زیر کارایی یک مدل محاسبه می‌شود (جدول ۱).

ارزیابی اهمیت پارامترهای تاثیرگذار

در این پژوهش همچنین آنالیز فاکتورهای تأثیرگذار بر جنگل‌زدایی به طور واضح مورد بررسی قرار گرفت. بدین منظور در ادامه مطالعه، تغییرات صحت مدل با حذف هر پارامتر بررسی گردید. تغییر صحت هر مدل با حذف هر پارامتر به عنوان اهمیت آن برآورد شد و سپس میانگین وزنی هر مدل با لحاظ کردن صحت آن مدل، محاسبه و مورد مقایسه قرار گرفت.

کاربرد مدل‌های مختلف یادگیری ماشین

مدل جنگل تصادفی

مدل جنگل تصادفی یکی از کاربردی ترین مدل‌های یادگیری خردجمعی است که توسط بریمان (Breiman, 2001) ارائه گردید. این مدل با

ایجاد چندین درخت طبقه بندی و برآورد خرد جمعی همه درخت ها مدل نهایی را ایجاد می کند. مهم ترین پارامترهای این مدل تعداد درخت و ریشه مربع تعداد پارامترها هستند. همچنین این مدل از شاخص جینی به عنوان شاخص تقسیم استفاده می کند (جدول ۱)، (رابطه ۶). در اینجا، T بیانگر دیتاست و J تعداد داده هایی است که در هیچ یک از کلاس ها قرار نمی گیرند.

مدل بردار پشتیبان

مدل بردار پشتیبان یکی از کاربردی ترین مدل های یادگیری ماشین بر اساس کاهش ریسک خطا است که توسط ویپنیک (Vapnik, 1995) ارائه شد. این روش داده های ورودی را در یک سطح تقسیم کرده و مرز بین هر یک از طبقات را به وضوح مشخص می کند. از داده های یادگیری ماشین جهت ایجاد تمایز بین کلاس های مختلف و ارتباط آن ها با پارامتر وابسته استفاده می شود (Pradhan, 2013) (رابطه ۷ تا ۱۰).

برای اجرای SVM، داده های آموزشی مورد نیاز است. این داده ها فرایند جداسازی طبقات را بهینه سازی می کنند با استفاده از یک تابع پایه شعاعی (RBF)، پراکنش طبقات با محدوده های غیرخطی را می توان در یک محدوده جدا شده خطی ترسیم نمود (هوانگ و همکاران، ۲۰۰۲). آموزش SVM با هسته تابع پایه شعاعی مستلزم تنظیم دو پارامتر است. یکی از این پارامترها، پارامتر منظم سازی است که تعادل بین به حداکثر رسانی حساسیت حواشی و به حداقل رساندن خطای آموزشی را برقرار کرده و کنترل می کند. طبقه بندی SVM شامل چهار نوع خطی، چند جمله ای، RBF و سیگموئید می باشد. نوع RBF در بیشتر موارد به خوبی عمل می کند. ساختار ریاضی این چهار نوع در معادلات زیر نشان داده شده است. در این معادلات، x_i بردار پشتیبانی i ها، x_j نقاط آموزش داده شده برای j ها، t پارامتر هموارسازی، k تابع مرکزی، II شاخص اقلیدسی، γ پهنای هسته در توابع هسته مدل ها به جز مدل خطی، d نسبت درجه چند جمله ای در توابع هسته، r نسبت بایاس در توابع هسته ای مدل های چند جمله ای و سیگموئید بوده و d و r پارامترهای کنترل شده توسط کاربر می باشد زیرا تعریف صحیح آن ها بطور قابل توجهی باعث افزایش دقت SVM می شود.

مدل جمعی تعمیم یافته

مدل جمعی تعمیم یافته یک مدل ناپارامتری بوده و بسط مدل های خطی تعمیم یافته است که برخلاف مدل رگرسیونی خطی، داده ها شکل منحنی پاسخ را مشخص می کنند. در این مدل فرض بر این است که متغیر پاسخ دارای توزیعی از خانواده نمایی با میانگین است که از طریق تابع پیوند به متغیرهای تخمین گر متصل می شود. در مدل جمعی تعمیم یافته رابطه ۸ فرض بر این است که متغیر پاسخ Y دارای توزیع از خانواده نمایی با میانگین می باشد که از طریق تابع پیوند g به متغیرهای تخمین گر X_j متصل می شود (رابطه ۱۱)، Hastie and Tibshirani, 1987). (جدول ۱).

در اینجا فرض می شود که S_j ها توابعی نامعلوم و هموار و X_j متغیرهای تخمین گر هستند. به طور خاص S_j با استفاده از داده ها و با پراکنش استفاده از تکنیک های پیشرفته هموارساز نمودار پراکنش برآورد می شود. تفاوت اصلی مدل های جمعی تعمیم یافته با مدل های پارامتری در این است که توابع به وسیله توابع هموار نامعلوم جانشین می شوند.

مدل خطی تعمیم یافته

مدل خطی تعمیم یافته یک مدل خطی وابسته جهت ارتباط بین پارامتر وابسته و پارامترهای مستقل فاقد توزیع نرمال است. این مدل طیف وسیعی از داده ها با توزیع نمایی را پوشش می دهد. با استفاده از تابع پیوند، متغیر پیشگو و اندازه گیری شده باهم ترکیب می شوند. این مدل ارتقاء یافته مدل خطی است که از حالت طبیعی داده ها استفاده می کند در نتیجه داده های مورد استفاده می توانند غیرخطی باشند. در مدل GLM، متغیرهای پیشگو $X_j (j=1, 2, \dots, p)$ ترکیب شده و یک خط پیش بینی (LP) را ایجاد می نماید که وابسته به مقادیر مورد انتظار $\mu = E(Y)$ متغیر پاسخ Y می باشد که از طریق تابع پیوند محاسبه می گردد (رابطه ۱۲). که α عرض از مبدا، X متغیرهای پیش بینی کننده خطی، β ضریب رگرسیونی هر یک از متغیرهای پیشگو می باشد. (جدول ۱).

درخت طبقه بندی و رگرسیون

الگوریتم طبقه بندی و رگرسیون نوعی الگوریتم طبقه بندی است که برای ساخت درخت تصمیم بر اساس شاخص ناخالصی جینی عمل می کند. در واقع این یک درخت است که به انواع زیر درخت تصمیم گیری اشاره می کند. به عبارت دیگر، CART یک تک رگرسیون یا درخت طبقه بندی است که با استفاده از حداکثر قواعد تصمیم، مکرراً داده ها را به گروه هایی تقسیم می کند و جهت بررسی پارامتر توصیفی مورد استفاده قرار می گیرد. یکنواختی خروجی داده ها در هر مرحله با استفاده از R^2 اندازه گیری می شود. (رحیمی خوب، ۱۳۹۴).

رگرسیون تقویت شده درختی

مدل رگرسیون تقویت شده یک الگوریتم یادگیری ماشین بر اساس درخت‌های طبقه‌بندی و رگرسیون همراه با الگوریتم تقویت است. در این روش با تلفیق مدل‌های ساده دقت مدل افزایش می‌یابد (Aertsen et al., 2010). رگرسیون تقویت شده درختی از دو الگوریتم استفاده می‌کند؛ (i) کلاس‌بندی و درخت رگرسیون و (ii) ساخت و ترکیب چندین مدل به روش تقویت کردن. این روش مدل‌های دقیق‌تری نسبت به مدل‌های ساده ایجاد می‌کند بدین طریق این مدل بر مهم‌ترین نقص مدل‌های ساده غلبه کرده است. ابتدا اولین درخت با استفاده از همه داده‌ها ایجاد شده و سپس درختان بعدی با استفاده از داده‌های باقیمانده و درخت اول شکل می‌گیرند (Elith et al., 2008).

جدول ۱. روابط و معادلات متغیرهای مختلف مدل‌های هوش مصنوعی استفاده شده در مطالعه

رابطه	ردیف
$Tolerance = 1 - Rr_j$	رابطه ۱
$VIF = 1/Tolerance$	رابطه ۲
$TPR = TP/(TP+FN)$	رابطه ۳
$FPR = FP/(FP+TN)$	رابطه ۴
$E = (TP+TN)/(TP+TN+FP+FN)$	رابطه ۵
$I_T(P) = \sum_{i=1}^j p_i \sum_{k \neq i} p_k = 1 - \sum_{i=1}^j p_i^2$	رابطه ۶
$K(x_i, x_j) = x_i^t \cdot x_j$	رابطه ۷
$K(x_i, x_j) = (\gamma x_i^t \cdot x_j + r)^d, \gamma > 0$	رابطه ۸
$\gamma > 0, \gamma \ll x_i - x_j \gg K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma)$	رابطه ۹
$K(x_i, x_j) = t \cdot \tanh(-\gamma x_i^t \cdot x_j + r)$	رابطه ۱۰
$g(\mu) = \alpha + \sum_{j=1}^p = \int_j(x_i)$	رابطه ۱۱
$g(E(Y)) = LP = \alpha + \beta Xr$	رابطه ۱۲

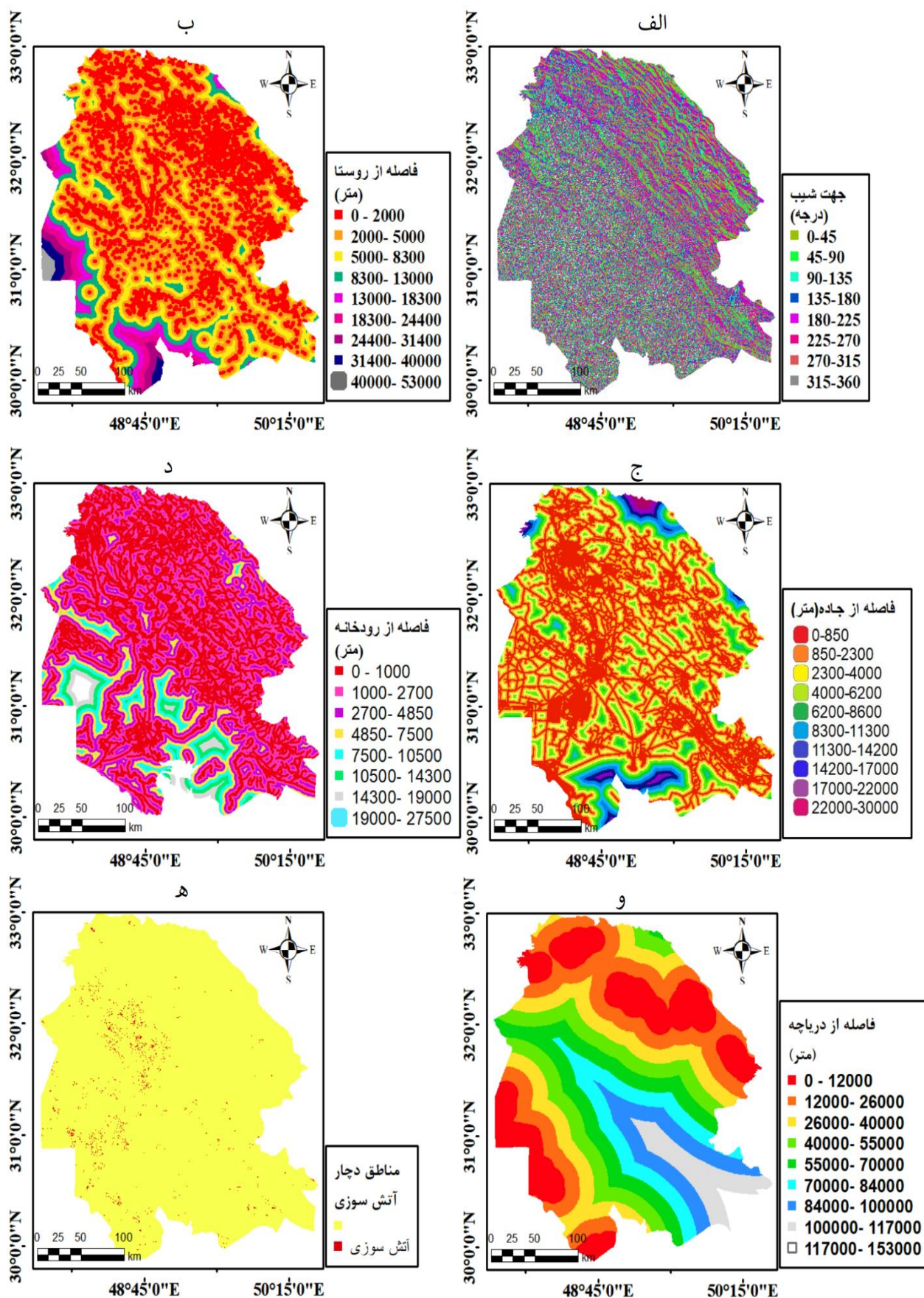
نتایج

در بخش نتایج، نقشه رقومی کلیه عوامل موثر بر پدیده جنگل‌زدایی نظیر از فاصله از روستا، فاصله از رودخانه، فاصله از دریاچه سد، فاصله از جاده، فرسایش خاک، بارش، تبخیر، آتش‌سوزی، شاخص رطوبت توپوگرافی، درصد شیب و جهت شیب تهیه و در شکل‌های ۲ و ۳ نشان داده شده است.

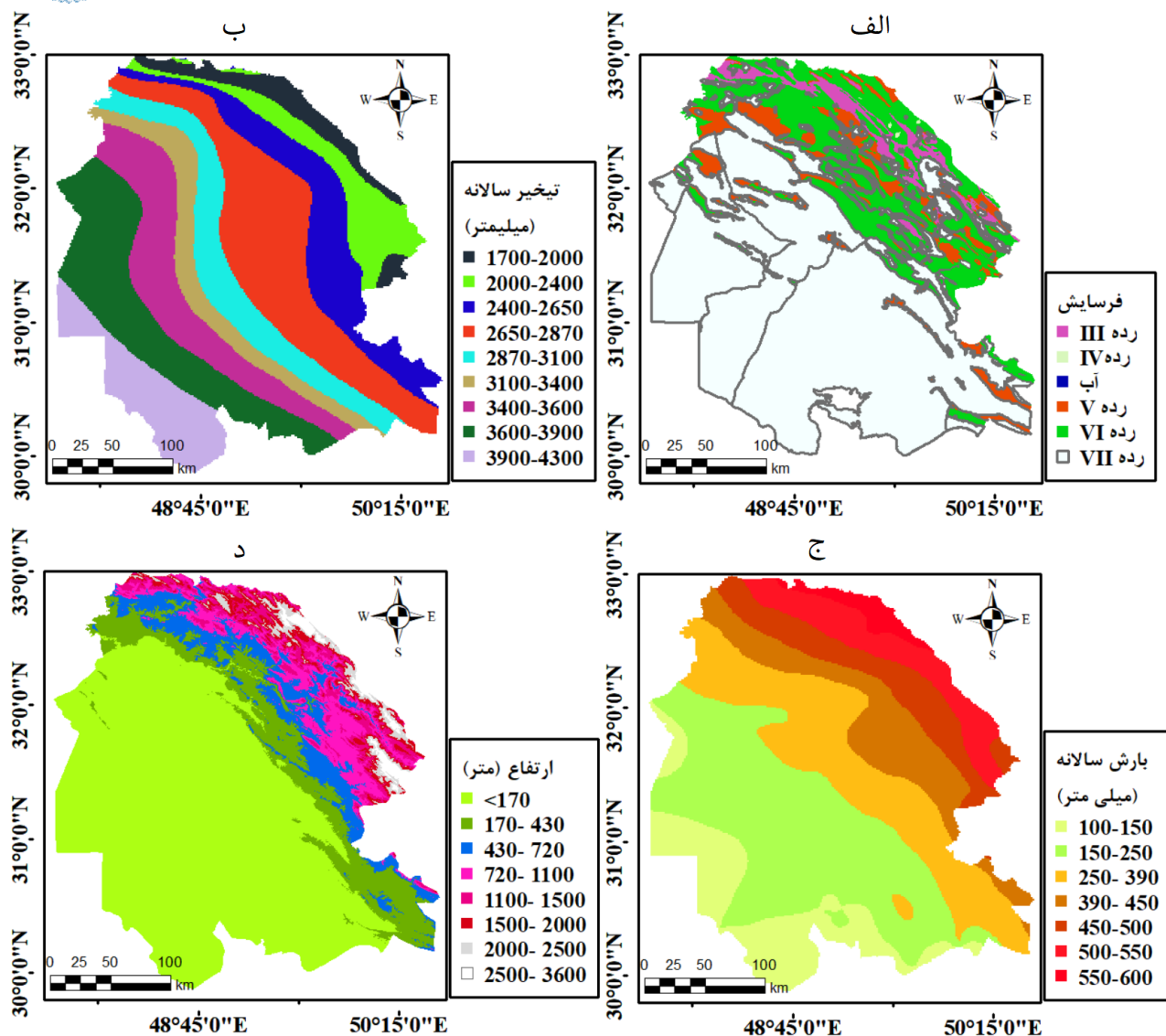
با پردازش داده‌های لندست ۸، مناطق دچار جنگل‌زدایی در طول دوره زمانی ۲۰۱۳-۲۰۲۳ مطابق شکل زیر ارائه گردیده است (شکل ۴). در واقع تفاوت شاخص NDVI در مناطق جنگلی در شکل ۴، نمایانگر مناطقی است که طی ده سال دچار جنگل‌زدایی شده‌اند. مطابق جدول ۲، حدود ۴ درصد مساحت استان با حداقل ده درصد کاهش شاخص پوشش گیاهی طی ده سال مواجه بوده است. همچنین تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳، نشان می‌دهند که ۱/۳۴ درصد از مساحت کل استان با کاهش ۲۰ درصدی شاخص پوشش گیاهی همراه بود. در این پژوهش مناطقی که طی ده سال از ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ به مقدار بیش از ۲۰ درصد دچار کاهش شاخص پوشش گیاهی شدند را به عنوان مناطق جنگل‌زدایی جهت آموزش الگوریتم‌های یادگیری ماشین مورد استفاده قرار گرفتند.

جدول ۲. آمار جنگل‌زدایی یا استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ طی ده سال

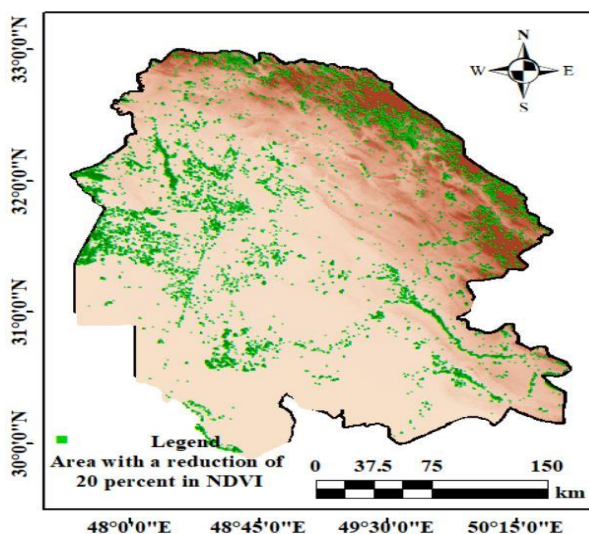
میزان کاهش شاخص پوشش گیاهی	درصد مساحت استان
بیش از ۱۰ درصد کاهش	۴/۰۸
بیش از ۲۰ درصد کاهش	۱/۳۴
بیش از ۳۰ درصد کاهش	۰/۶۸
بیش از ۴۰ درصد کاهش	۰/۴



شکل ۲. لایه های مورد استفاده جهت تحلیل و پیش بینی جنگل زدایی، جهت شیب (الف)، فاصله از مناطق مسکونی (ب)، فاصله از جاده (ج)، فاصله از رودخانه (د)، فاصله از دریاچه سد (و)، آتش سوزی (ه).



شکل ۳. لایه‌های مورد استفاده جهت تحلیل و پیش‌بینی جنگل‌زدایی، کلاسه بندی فرسایش (الف)، تبخیر (ب)، بارش سالانه (ج)، مدل ارتفاعی رقومی (د)



شکل ۴. مناطق جنگل‌زدایی با کاهش بیش از ۲۰ درصد شاخص پوشش گیاهی از سال ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳

آنالیز هم خطی

نتایج ارائه شده در جدول ۳، عدم وجود مشکل هم خطی بین پارامترها را نشان می دهد. همه پارامترها عامل تورم واریانس کمتر از ۱۰ و خطای مجاز بیشتر از ۰/۱ دارند. بنابراین همبستگی و پدیده همخطی بین این پارامترها معنی دار نبوده و وجود ندارد، لذا برای به کارگیری در مدل سازی می توان از همه پارامترها استفاده نمود.

جدول ۳. نتایج آزمون هم خطی بین پارامترها

متغیر	محدوده خطا	ضریب تورم واریانس
فاصله از جاده	۰/۷۵	۱/۳۳
شاخص رطوبت توپوگرافی	۰/۸۷	۱/۱۶
بارندگی	۰/۳	۳/۳۸
فاصله از رودخانه	۰/۸۵	۱/۱۸
تبخیر	۰/۶۰	۱/۶۶
فاصله از دریاچه سد	۰/۸۱	۱/۳۴
فاصله از روستا	۰/۶۳	۱/۵۹
شیب	۰/۴۶	۲/۱۸
جهت شیب	۱/۰۰	۱/۰۰
آتش سوزی	۰/۹۴	۱/۰۶
فرسایش	۰/۵۵	۱/۸۱

آنالیز احتمال جنگل زدایی با استفاده از مدل جنگل تصادفی

مدل جنگل تصادفی به منظور بررسی جنگل زدایی در استان خوزستان مورد استفاده قرار گرفت. مدل جنگل تصادفی ۹۶ درصد از پهنه خوزستان را در رده پایین، ۲ درصد در رده متوسط و حدود ۲ درصد از مساحت استان را در رده زیاد نشان می دهد (جدول ۴). این روش طبقه بندی به صورت نقشه های پیش بینی احتمال جنگل زدایی در شکل ۵ ارائه شده است. مناطق شمال، شرق و غرب استان دارای بیشترین خطر جنگل زدایی هستند. با توجه به تمرکز جنگل های بلوط در قسمت های شمال و شمال شرق استان، محافظت از این مناطق از اهمیت ویژه ای برخوردار است. همچنین با توجه به اینکه مناطق غربی استان می توانند کانون گردوغبار و ایجاد آلودگی هوا باشند، از بین رفتن جنگل های این محدوده می تواند موجب تشدید گردوغبار و آلودگی هوا در استان شود.

آنالیز احتمال جنگل زدایی با استفاده از مدل بردار پشتیبان

مدل بردار پشتیبان نیز یکی از روش هایی است که در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفته است. نتایج این مدل نیز در قالب نقشه احتمال جنگل زدایی ارائه گردیده است (شکل ۵ و جدول ۴). مطابق این مدل ۸۵ درصد پهنه استان بدون خطر، ۷ درصد در معرض خطر متوسط و ۸ درصد در معرض خطر زیاد جنگل زدایی قرار دارد. با توجه به اینکه ۱۵ درصد از استان خوزستان را جنگل ها تشکیل داده اند این مدل نزدیک به ۵۱ درصد از جنگل های استان را در معرض خطر زیاد نشان می دهد که همانند مدل جنگل تصادفی بیشتر در بخش های شمالی، شرقی و غربی استان قرار دارند. شاخص صحت ۰/۹۰۷ در این پژوهش بیانگر دقت کافی این مدل در بررسی تغییرات پوشش گیاهی است (Saha et al, 2022).

آنالیز جنگل زدایی با استفاده از مدل جمعی تعمیم یافته

مدل جمعی تعمیم یافته نیز در این پژوهش به طور موفقیت آمیز مورد استفاده قرار گرفت. نتایج به صورت سه کلاس خطر جنگل زدایی و در قالب نقشه ارائه شده است (شکل ۵ و جدول ۴). ۷۶ درصد رده پایین، ۱۸ درصد متوسط و ۶ درصد در رده زیاد قرار گرفته است. علاوه بر بخش های شمالی و غربی، بخش هایی از جنوب استان نیز در این مدل در معرض خطر جنگل زدایی قرار گرفته اند. جنگل های جنوبی استان بیشتر در دشتهای مجاور رودخانه کارون قرار دارند که طی سال های اخیر با کم آبی رودخانه در معرض خطر قرار گرفته اند.

آنالیز احتمال جنگل زدایی با استفاده از درخت طبقه بندی و رگرسیون

نتایج پیش بینی جنگل زدایی استان خوزستان با استفاده از مدل درخت طبقه بندی و رگرسیون در سه کلاس پایین، متوسط و زیاد ارائه شده است (شکل ۵ و جدول ۴). ۹۱ درصد خطر کم، ۴ درصد خطر متوسط و ۵ درصد خطر زیاد را نشان می دهد. این مدل بیشتر مناطق غرب و جنوب استان را در معرض خطر جنگل زدایی نشان داده است. این مناطق بیشتر پوشش جنگلی تالابها و جنگل های مجاور رودخانه کارون

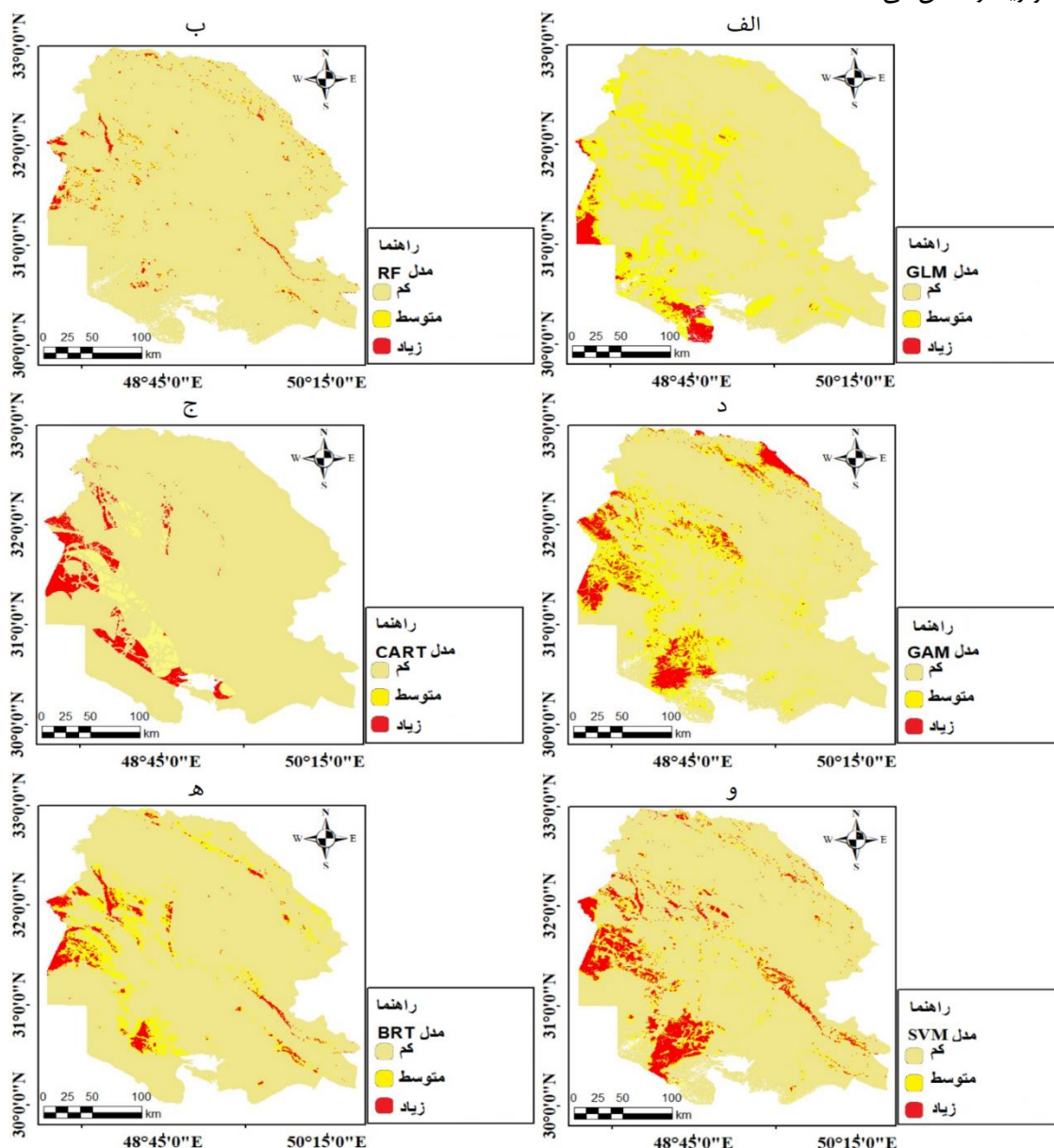
هستند. کم آبی تالابها و رودخانه‌های استان طی دهه‌های اخیر تأثیر چشم‌گیری بر کاهش پوشش جنگلی به خصوص در مجاورت رودخانه‌ها و تالابهای استان داشته است.

آنالیز احتمال جنگل‌زدایی با استفاده از رگرسیون تقویت شده درختی

به منظور برآورد احتمال جنگل‌زدایی در استان خوزستان از مدل رگرسیون تقویت شده درختی نیز استفاده شده است و نتایج به صورت سه کلاس خطر جنگل‌زدایی ارائه شده است (شکل ۵ و جدول ۴). ۸۷ درصد خطر کم، ۹ درصد خطر متوسط و ۴ درصد خطر زیاد را نشان می‌دهند. این مدل نیز مانند جنگل تصادفی بیشتر مناطق شمالی و غربی و بخش‌های کمی از مناطق جنوبی استان را در معرض خطر جنگل‌زدایی نشان می‌دهد.

آنالیز احتمال جنگل‌زدایی با استفاده از مدل خطی تعمیم یافته

در این پژوهش از مدل خطی تعمیم یافته نیز جهت بررسی جنگل‌زدایی در استان خوزستان استفاده شده است. نتایج به صورت نقشه احتمال جنگل‌زدایی در سه کلاس کم، متوسط و زیاد ارائه شده است (شکل ۵ و جدول ۴). ۸۱ درصد خطر کم، ۱۷ درصد خطر متوسط و ۲ درصد خطر زیاد را نشان می‌دهد.



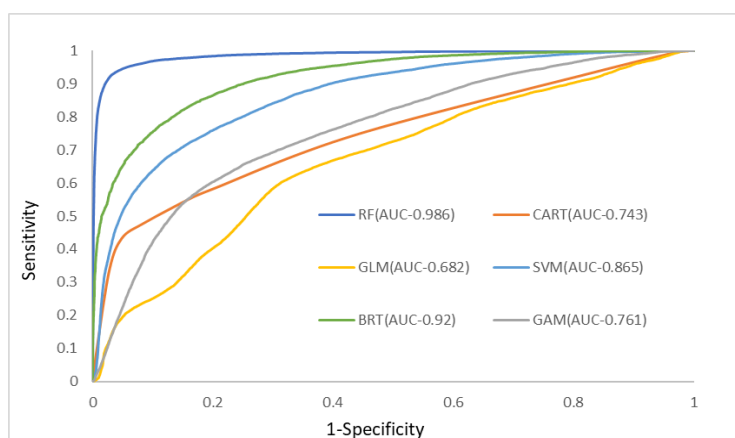
شکل ۵. نتایج پیش‌بینی احتمال خطر با استفاده از مدل‌های مختلف خطی تعمیم یافته (الف) جنگل تصادفی (ب)، درخت طبقه بندی و رگرسیون (ج)، جمعی تعمیم یافته (د)، رگرسیون تقویت شده درختی (ه) بردار پشتیبان (و).

تخمین اعتبار

ارزیابی و اعتبارسنجی روش های یادگیری ماشین در درک بهتر مدل ها، بررسی علت و روند تغییرات و پیش بینی شرایط گیاهان در آینده به ما کمک می کند. اما تنها استفاده از یک روش برای اعتبارسنجی مدل کافی نیست (Saha et al, 2020). در این تحقیق روش های مختلف جهت اعتبارسنجی صحت مدل ها استفاده شده است. شش مدل مختلف یادگیری ماشین، RF، SVM، GAM، GLM، BRT و CART با استفاده از پارامترهای مختلف از جمله نمودار ROC و AUC، Efficiency، TPR و FPR اعتبارسنجی شدند (جدول ۴) و (شکل ۶). این معیارها، توانایی پیش بینی مدل های یادگیری ماشین را نشان می دهند. مقدار AUC مدل های RF، BRT، SVM، GAM، CART و GLM به ترتیب ۰/۹۸۶، ۰/۹۲، ۰/۸۶۵، ۰/۷۶۱، ۰/۷۴۳ و ۰/۶۸۲ می باشد. نتایج نشان داد که مدل جنگل تصادفی نسبت به سایر مدل ها دارای دقت بیشتری جهت پیش بینی جنگل زدایی در مطالعه حاضر داشته است (جدول ۴). مقدار TPR مدل های RF، BRT، CART، SVM، GAM و GLM به ترتیب ۰/۹۵۳، ۰/۸۳۵، ۰/۸۲۶، ۰/۷۶۸، ۰/۶۶۸ و ۰/۶۰۴ و مقدار FPR مدل ها به ترتیب ۰/۰۴۷، ۰/۱۴۲، ۰/۱۷۴، ۰/۲۳۳، ۰/۲۳۳ و ۰/۳۰۶ برآورد شدند. این ارقام دقت کافی همه مدل های مورد استفاده در این پژوهش را جهت بررسی تغییرات پوشش جنگلی نشان می دهد (جدول ۵). با توجه به شاخص های AUC، TPR و FPR می توان نتیجه گیری کرد که همه مدل ها از دقت خوبی برخوردارند اما در مجموع مدل های جنگل تصادفی و رگرسیون تقویت شده درختی دارای دقت بیشتری نسبت به چهار مدل دیگر هستند.

جدول ۵. نتایج اعتبارسنجی مدل های یادگیری ماشین با استفاده از پارامترهای مختلف

متغیر	AUC ^۱	TPR ^۲	FPR ^۳	TNR ^۴	FNR ^۵	Efficiency	TSS
RF	۰/۹۸۶	۰/۹۵۳	۰/۰۴۷	۰/۹۵۳	۰/۰۴۷	۰/۹۵۳	۰/۹۰۶
BRT	۰/۹۲۰	۰/۸۳۵	۰/۱۴۲	۰/۸۵۸	۰/۱۶۵	۰/۸۵۱	۰/۶۹۳
SVM	۰/۸۶۵	۰/۷۶۸	۰/۱۷۴	۰/۸۲۶	۰/۲۳۳	۰/۸۰۹	۰/۵۹۴
CART	۰/۷۴۳	۰/۸۲۶	۰/۲۴۰	۰/۷۶۰	۰/۱۷۴	۰/۷۲۲	۰/۵۸۶
GAM	۰/۷۶۱	۰/۶۶۸	۰/۲۳۳	۰/۷۶۷	۰/۲۳۳	۰/۷۴۱	۰/۴۳۵
GLM	۰/۶۸۲	۰/۶۰۴	۰/۳۰۶	۰/۶۹۴	۰/۳۹۶	۰/۶۸۲	۰/۳۹۹



شکل ۶. نمودار ROC مدل های مختلف یادگیری ماشین

آنالیز حساسیت و اهمیت پارامترها

نتایج نشان می دهد که در مدل های مختلف میزان اهمیت هریک از پارامترها متفاوت است. مطابق نتایج جدول (۶)، تحلیل مدل GLM، اهمیت پارامترهای فاصله از رودخانه، فاصله از روستاها، فرسایش، بارش، شاخص رطوبت توپوگرافی، فاصله از دریاچه سد، جهت شیب، شیب، فاصله از جاده، تبخیر و آتش سوزی به ترتیب برابر با ۰/۳۶۶، ۰/۳۴۵، ۰/۳۴۳، ۰/۳۳۳، ۰/۳۳۳ و ۰/۳۳۱، ۰/۳۳۲، ۰/۳۳۲، ۰/۳۳۲، ۰/۳۳۲ و ۰/۳۳۱ است.

1. Area Under the ROC
2. True Positive Rate
3. False Positive Rate
4. True Negative Rate
5. False Negative Rate

۰/۳۳۰ و ۰/۳۳۴ نشان داد. همچنین نتایج بررسی اهمیت پارامترها با استفاده از الگوریتم RF نشان می‌دهد که اهمیت بارش، تبخیر، فاصله از دریاچه، فاصله از رودخانه، فاصله از روستا، فاصله از جاده، فرسایش، جهت شیب، شیب، آتش سوزی و شاخص رطوبت توپوگرافی به ترتیب برابر با ۰/۰۱۷، ۰/۰۱۷، ۰/۰۱۶، ۰/۰۱۵، ۰/۰۱۵، ۰/۰۱۴، ۰/۰۱۴، ۰/۰۱۴، ۰/۰۱۴، ۰/۰۱۳ و ۰/۰۱۳ می‌باشند. نتایج بررسی اهمیت پارامترها با استفاده از الگوریتم BRT نشان می‌دهد که اهمیت تبخیر، فاصله از دریاچه، بارش، فاصله از رودخانه، فاصله از روستا، فرسایش، آتش سوزی، شاخص رطوبت توپوگرافی و شیب به ترتیب برابر با ۰/۰۸۲، ۰/۰۸۲، ۰/۰۸۱، ۰/۰۸۱، ۰/۰۸۰ و ۰/۰۷۸ هستند. علاوه بر این، نتایج بررسی اهمیت پارامترها با استفاده از الگوریتم CART نشان می‌دهد که اهمیت تبخیر، فاصله از روستا، بارش، فاصله از رودخانه، فرسایش، آتش سوزی، فاصله از جاده، جهت شیب، شاخص رطوبت توپوگرافی، فاصله از دریاچه و شیب به ترتیب برابر با ۰/۲۶۲، ۰/۲۷۸، ۰/۲۵۷، ۰/۲۵۷، ۰/۲۵۷، ۰/۲۵۷، ۰/۲۵۷، ۰/۲۵۷، ۰/۲۴۳ و ۰/۲۳۴ می‌باشند. علاوه نتایج بررسی اهمیت پارامترها با استفاده از الگوریتم GAM نشان می‌دهد که اهمیت فاصله از رودخانه، بارش، فاصله از دریاچه، فاصله از روستا، فاصله از جاده، شیب، فرسایش، تبخیر، جهت شیب، شاخص رطوبت توپوگرافی و آتش سوزی به ترتیب برابر با ۰/۲۷۲، ۰/۲۵۹، ۰/۲۵۴، ۰/۲۵۲، ۰/۲۴۸، ۰/۲۴۶، ۰/۲۴۵، ۰/۲۴۲، ۰/۲۴۰ و ۰/۲۳۹ می‌باشند. همچنین نتایج بررسی اهمیت پارامترها با استفاده از الگوریتم SVM نشان می‌دهد که اهمیت فاصله از رودخانه، بارش، فاصله از دریاچه، فاصله از روستا، فاصله از جاده، شیب، فرسایش، تبخیر، جهت شیب، شاخص رطوبت توپوگرافی و آتش سوزی به ترتیب برابر با ۰/۱۳۸، ۰/۱۳۸، ۰/۱۳۶، ۰/۱۳۵ و ۰/۱۳۵ می‌باشند. این نتایج اهمیت بالای همه پارامترهای مذکور را بر جنگل زدایی نشان می‌دهد.

جدول ۶. نتایج بررسی اهمیت پارامترهای مؤثر در مدل‌های مختلف یادگیری ماشین

پارامتر	GLM	RF	BRT	CART	GAM	SVM	Mean	Wmean
بارش	۰/۳۳۳	۰/۰۱۷	۰/۰۹۰	۰/۲۵۷	۰/۲۵۹	۰/۱۴۷	۰/۱۸۴	۰/۱۷۰
شاخص رطوبت توپوگرافی	۰/۳۳۳	۰/۰۱۳	۰/۰۸۰	۰/۲۵۷	۰/۲۴۰	۰/۱۳۵	۰/۱۷۶	۰/۱۶۲
تبخیر	۰/۳۳۰	۰/۰۱۷	۰/۰۹۷	۰/۲۷۸	۰/۲۴۲	۰/۱۳۸	۰/۱۸۴	۰/۱۷۰
آتش سوزی	۰/۲۳۴	۰/۰۱۴	۰/۰۸۲	۰/۲۵۷	۰/۲۳۹	۰/۱۳۵	۰/۱۷۵	۰/۱۶۱
فاصله از جاده	۰/۳۳۱	۰/۰۱۵	۰/۰۸۱	۰/۲۵۷	۰/۲۴۸	۰/۱۴	۰/۱۷۹	۰/۱۶۵
فاصله از دریاچه سد	۰/۳۳۲	۰/۰۱۶	۰/۰۹۳	۰/۲۴۳	۰/۲۵۴	۰/۱۴۴	۰/۱۸۰	۰/۱۶۷
فاصله از روستا	۰/۳۴۵	۰/۰۱۵	۰/۰۸۴	۰/۲۶۲	۰/۲۵۲	۰/۱۴۲	۰/۱۸۳	۰/۱۶۹
فاصله از رودخانه	۰/۳۶۶	۰/۰۱۵	۰/۰۸۵	۰/۲۵۷	۰/۲۷۲	۰/۱۵۲	۰/۱۹۱	۰/۱۷۶
فرسایش خاک	۰/۳۴۳	۰/۰۱۴	۰/۰۸۲	۰/۲۵۷	۰/۲۴۵	۰/۱۳۸	۰/۱۸۰	۰/۱۶۵
شیب	۰/۳۳۲	۰/۰۱۴	۰/۰۷۸	۰/۳۲۴	۰/۲۴۶	۰/۱۳۹	۰/۱۷۴	۰/۱۶۰
جهت شیب	۰/۳۳۲	۰/۰۱۴	۰/۰۸۱	۰/۲۵۷	۰/۲۴۰	۰/۱۳۶	۰/۱۷۷	۰/۱۶۳

بحث

به علت دقت بالای مدل‌های یادگیری ماشین در بررسی مسائل زیست محیطی و پیش بینی روابط پیچیده بین پارامترهای وابسته و پدیده‌های زیست محیطی، از این مدل‌ها (از جمله مدل خطی تعمیم یافته، شبکه عصبی مصنوعی، شبکه بیزین و جنگل تصادفی) به طور معمول در پیش‌بینی جنگل زدایی مورد استفاده قرار گرفتند (Fenton and Neil, 2018; Mayfield et al., 2017). در این پژوهش با استفاده از علم سنجش از دور تغییرات پوشش جنگلی استان خوزستان مورد بررسی قرار گرفته و با استفاده از یادگیری ماشین، مناطق دچار جنگل زدایی به عنوان یک پدیده زیست محیطی مورد تحلیل و بررسی دقیق قرار گرفت. بدین منظور از مدل‌های یادگیری ماشین شامل جنگل تصادفی (RF)، بردار پشتیبان (SVM)، مدل جمعی تعمیم یافته (GAM)، مدل خطی تعمیم یافته (GLM)، درخت طبقه بندی و رگرسیون (CART) و رگرسیون تقویت شده درختی (BRT) استفاده شد. دقت مدل‌های مورد استفاده در پیش‌بینی احتمال جنگل زدایی با یکدیگر متفاوت است. گرچه شش مدل استفاده شده دارای دقت کافی هستند اما مقایسه مدل‌ها نشان داد که مدل‌های جنگل تصادفی و رگرسیون تقویت شده درختی نسبت به چهار مدل دیگر از دقت بیشتری برخوردار هستند. در حالی که مدل‌های جمعی تعمیم یافته و خطی تعمیم یافته نسبت به سایر مدل‌ها دقت کم تری را نشان دادند. در نهایت نتایج نشان دادند که در بین شش مدل مورد استفاده، مدل جنگل تصادفی (RF) دارای بیشترین دقت می‌باشد. برتری مدل جنگل تصادفی نسبت به سایر مدل‌ها در پژوهش‌های پیشین نیز ذکر

شده است. Samuel (۲۰۲۴) در بررسی تغییرات جنگل های برزیل و Dias et al., (۲۰۲۴) در بررسی جنگل زدایی در منطقه آمازون برتری این مدل را نشان دادند. البته برتری این مدل در بررسی های صورت گرفته توسط Saha et al., (۲۰۲۲) بر روی جنگل های کشور هند، گزارش نشده بود. گرچه ایشان دقت کافی مدل جنگل تصادفی را گزارش دادند اما، نتایج کار آنان نشان داد که در بررسی تغییرات جنگل های هند مدل بردار پشتیبان دارای بیشترین دقت است. علت تفاوت نتایج این پژوهش با نتایج فعالیتهای ساها می تواند تفاوت در نوع جنگل ها و پارامترهای مؤثر در مناطق مورد مطالعه باشد. بدیهی است روند وابستگی پارامترهای اثرگذار بر پدیده جنگل زدایی در مناطق مختلف جهان یکی نیست و دارای تفاوت های زیادی است. بنابراین لازم است در هر منطقه، مسائل زیست محیطی با استفاده از چند مدل مختلف مورد بررسی و اعتبارسنجی قرار گیرد و در پایان دقیق ترین مدل ملاک تصمیم گیری قرار گیرد.

نتایج شش مدل مورد استفاده نشان دادند که بخش چشمگیری از جنگل های استان خوزستان در معرض خطر جنگل زدایی قرار دارند و نسبت به عوامل محیطی و انسانی تأثیرپذیر و شکننده هستند. بیشترین احتمال جنگل زدایی در مناطق مجاور رودخانه ها در دشت خوزستان و نیز در سراسر کوه های زاگرس مشاهده شد. مدل های جنگل تصادفی، بردار پشتیبان، جمعی تعمیم یافته، رگرسیون تقویت شده درختی بیشتر مناطق شمال و شمال غرب که از درختان بلوط، بنه، زالزالک و بوته های گون و ... پوشیده شده و نیز غرب استان را که از درختان و بوته های تالابی پوشیده شده است، را مستعد جنگل زدایی نشان دادند. در حالی که دو مدل خطی تعمیم یافته و درخت طبقه بندی و رگرسیون بیشتر مناطق غربی و جنوبی استان را که انواع نخل، کنار، کهور ایرانی، گز، پده کاکله و سورمه صحرایی در مجاور تالاب و رودخانه ها هستند را در معرض خطر جنگل زدایی نشان دادند. از آنجایی که روش محاسبات توسط مدل های مورد استفاده با یکدیگر متفاوت است؛ بنابراین وسعت مناطق در معرض خطر در پهنه استان خوزستان در مدل های مختلف یکسان نیست. بررسی ها نشان داد که مدل جنگل های تصادفی نسبت به سایر مدل ها خطر جنگل زدایی را در مناطق محدودتر معرفی نمود. در حالی که مدل های خطی تعمیم یافته و جمعی تعمیم یافته محافظه کارانه عمل کرده و مناطق بیشتری از جنگل های پهنه مورد مطالعه را در معرض خطر نشان دادند. خطر جنگل زدایی با استفاده از شش مدل در پهنه مورد مطالعه بررسی و پیشبینی گردید. مدل های مورد استفاده بین ۲ تا ۸ درصد از مساحت کل استان خوزستان (۱۱ تا ۵۱ درصد مساحت جنگل های استان) را در معرض خطر زیاد جنگل زدایی نشان دادند. به طور میانگین حدود ۴ درصد از کل پهنه استان دارای احتمال بالای جنگل زدایی است که شامل حدود ۲۹ درصد از جنگل های استان می باشد. این آمار موید پژوهش صورت گرفته توسط عالی محمودی (۲۰۱۸) می باشد. نتایج کار وی نشان داد که طی سالهای ۲۰۰۳ تا ۲۰۱۱ حدود ۱۶ درصد از جنگل های زاگرس از بین رفتند. با توجه به زمان بر بودن احیاء جنگل های زاگرس مطابق مطالعات شیرمردی و همکاران (۱۳۹۹)، اهمیت حفظ جنگل های زاگرس و جلوگیری از ادامه روند خطرناک جنگل زدایی بیش تر مشخص می شود. بنابراین اولویت اول برنامه ریزی در زمینه حل مسائل زیست محیطی باید جلوگیری از ایجاد و تشدید مخاطرات باشد و احیاء و جبران خسارات وارده در درجه بعدی قرار می گیرد.

در بررسی صورت گرفته در این پژوهش علاوه بر پارامترهای اقلیمی به بررسی عوامل تأثیرگذار دیگر از جمله تاسیسات انسان ساخت، فرسایش، پارامترهای توپوگرافی، آتش سوزی، شاخص رطوبت توپوگرافی نیز پرداخته شده است. نتایج این پژوهش نشان داد که پارامترهای مختلف بر کاهش پوشش جنگلی تأثیرگذار بودند. میزان اهمیت پارامترها در مدل های مورد استفاده متفاوت بوده است، به طور کلی پنج پارامتر فاصله از رودخانه، بارش، تبخیر، فاصله از دریاچه و فاصله از روستا از اهمیت بیشتری نسبت به سایر پارامترها برخوردار هستند. می توان گفت که عوامل اقلیمی و انسان ساخت به طور همزمان بر تخریب جنگل های استان خوزستان تأثیرگذار هستند. این موضوع می تواند در برنامه ریزی های آینده به خصوص برنامه توسعه استان به عنوان یک اصل مهم لحاظ گردد. بیش ترین تغییرات پوشش جنگل ها در مجاورت مناطق مسکونی، جاده ها و در مجاورت دریاچه سدها و رودخانه ها و به خصوص در مناطق دارای پوشش جنگلی متراکم تر اتفاق افتاده است. این واقعیت، تأثیر عوامل انسان ساخت را به ما نشان می دهد. در حالی که پارامترهای شیب، جهت شیب، شاخص رطوبت توپوگرافی و آتش سوزی نسبت به سایر پارامترها از اهمیت کم تری برخوردارند. آن چه در این پژوهش به طور قطعی قابل نتیجه گیری است، وجود خطر زیاد تخریب جنگل های جنوب غرب ایران است که در مطالعات صورت گرفته توسط پژوهشگران دیگر نیز گزارش شده بود. طبق گزارشات فائو (۲۰۲۰)، در سال ۲۰۱۴ وسعت جنگل های کشور ایران کاهش چشمگیری داشت. علاوه بر این نتایج این پژوهش موید گزارشات مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی کشور است که سالانه حدود ۱۲۵ هزار هکتار از جنگل های کشور ایران در حال تخریب هستند. البته این روند ناامید کننده محدود به منطقه مورد مطالعه نیست، بلکه تخریب جنگل های سراسر جهان توسط پژوهشگران زیادی گزارش شده است. برای مثال تخریب ۹ درصد از جنگل های هند از سال ۱۹۹۰ تا ۲۰۱۷ توسط Saha et al., (2020) و افزایش سرعت تخریب جنگل های آمازون طی سالهای ۱۹۹۰ تا ۲۰۱۸، توسط Markus et al., (2024) گزارش شده است.

همچنین Buba et al., (۲۰۲۰) تخریب جنگل‌ها در منطقه نیجر به در سطح وسیع را گزارش کردند (Buba et al., 2020). به طور کلی آنچه در این پژوهش ارائه شده است، اهمیت بالای نقش یادگیری ماشین در بررسی و حل مسئله جنگل‌زدایی با دقت بالاتر در مقایسه با روشهای پیشین است که در مطالعات صورت گرفته توسط دیگر پژوهشگران از جمله Mayfield et al., (۲۰۱۷) به خوبی بیان شده بود. به طور کلی مطالعات صورت گرفته توسط دیگر پژوهشگران عمدتاً در مناطق غیر از محدوده مورد مطالعه در این پژوهش بوده است. این پژوهش با به کارگیری الگوریتمهای مختلف یادگیری ماشین به بررسی و تحلیل عوامل مؤثر بر جنگل‌زدایی در منطقه جنوب غرب ایران با دقت بالا پرداخته و اهمیت هر پارامتر را در تشدید جنگل‌زدایی تعیین کرده است. همچنین محدودتهای از این منطقه که دارای خطر جنگل‌زدایی هستند، نیز در این پژوهش معین شده اند.

نتیجه گیری

در این پژوهش با استفاده از علم سنجش از دور تغییرات پوشش جنگلی استان خوزستان مورد بررسی قرار گرفته و مناطق دچار جنگل‌زدایی به عنوان یک پدیده زیست محیطی مورد تحلیل و بررسی دقیق قرار گرفت. بدین منظور از مدل‌های یادگیری ماشین شامل جنگل تصادفی (RF)، بردار پشتیبان (SVM)، مدل جمعی تعمیم یافته (GAM)، مدل خطی تعمیم یافته (GLM)، درخت طبقه بندی و رگرسیون (CART) و رگرسیون تقویت شده درختی (BRT) استفاده شد. دقت مدل‌های مورد استفاده در پیش‌بینی احتمال جنگل‌زدایی با یکدیگر متفاوت است. گرچه شش مدل استفاده شده دارای دقت کافی هستند اما مقایسه مدل‌ها نشان می‌دهد که مدل‌های جنگل تصادفی و رگرسیون تقویت شده درختی نسبت به چهار مدل دیگر از دقت بیشتری برخوردار هستند. در حالی که مدل‌های جمعی تعمیم یافته و خطی تعمیم یافته نسبت به سایر مدل‌ها دقت کم تری را نشان دادند. در نهایت نتایج نشان دادند که در بین شش مدل مورد استفاده، مدل جنگل تصادفی (RF) دارای بیشترین دقت می‌باشد. از آنجایی که روش محاسبات توسط مدل‌های مورد استفاده با یکدیگر متفاوت است؛ بنابراین وسعت مناطق در معرض خطر در پهنه استان خوزستان در مدل‌های مختلف یکسان نیست. بررسیها نشان می‌دهد که مدل جنگل‌های تصادفی نسبت به سایر مدل‌ها خطر جنگل‌زدایی را در مناطق محدودتر معرفی می‌کند. در حالی که مدل‌های مدل بردار پشتیبان و جمعی تعمیم یافته محافظه کارانه عمل کرده و مناطق بیشتری از جنگل‌های پهنه مورد مطالعه را در معرض خطر نشان می‌دهند. خطر جنگل‌زدایی با استفاده از شش مدل در پهنه مورد مطالعه بررسی و پیش‌بینی گردید. مدل‌های مورد استفاده بین ۲ تا ۸ درصد از مساحت کل استان خوزستان را در معرض خطر زیاد جنگل‌زدایی نشان می‌دهند. با توجه به اینکه ۱۵ درصد مساحت این استان از جنگل پوشیده شده است، این رقم معادل ۱۱ تا ۵۱ درصد جنگل‌های استان خوزستان است. به عبارت دیگر، به طور میانگین حدود ۴ درصد از کل پهنه استان یعنی حدود یک سوم جنگل‌های استان در معرض خطر بالای جنگل‌زدایی قرار دارند. بنابراین اهمیت حفظ و جلوگیری از تخریب و احیاء این جنگل‌ها با روشهای ممکن آشکار شده است.

نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که همه پارامترهای مختلف مورد استفاده در این پژوهش بر کاهش پوشش جنگلی تأثیرگذار بودند. میزان اهمیت پارامترها در مدل‌های مورد استفاده متفاوت بوده است، به طور کلی پنج پارامتر فاصله از رودخانه، بارش، تبخیر، فاصله از دریاچه و فاصله از روستا از اهمیت بیشتری نسبت به سایر پارامترها برخوردار هستند. می‌توان گفت که عوامل اقلیمی و انسان ساخت به طور همزمان بر تخریب جنگل‌های استان خوزستان تأثیرگذار هستند. این موضوع می‌تواند در برنامه ریزیهای آینده به خصوص برنامه توسعه استان به عنوان یک اصل مهم لحاظ گردد. بیشترین تغییرات پوشش جنگل‌ها در مجاورت مناطق مسکونی، جاده‌ها و در مجاورت دریاچه سدها و رودخانه‌ها و به خصوص در مناطق دارای پوشش جنگلی مترکم تر اتفاق افتاده است. این واقعیت، تأثیر عوامل انسان ساخت را به ما نشان می‌دهد. در حالی که پارامترهای شیب، جهت شیب، شاخص رطوبت توپوگرافی و آتش سوزی نسبت به سایر پارامترها از اهمیت کم تری برخوردارند.

"هیچگونه تعارض منافع بین نویسندگان وجود ندارد"

منابع

ذرتی پور، امین (۱۴۰۱). بررسی تبخیر و تعرق واقعی و توزیع مکانی نیاز آبی محصولات استراتژیک کشاورزی با استفاده از الگوریتمهای سنجش از دور و مقایسه با مدل‌های پایه فیزیکی تبخیر و تعرق. گزارش طرح ملی (سازمان برنامه و بودجه کشور)، شماره طرح: ۵۰۲۳۷۴، ۱۴۸ ص. رحیمی‌خوب، علی (۱۳۹۴). مقایسه بین مدل درختی M5 و شبکه‌های عصبی برای تخمین تبخیر و تعرق مرجع در یک محیط خشک. مجله مدیریت منابع آب، ۲۸ (۲)، ۶۵۷-۶۶۹.

- شعبانی، سعید، پورقاسمی، حمید، رضا، و بلاشک، تارا (۱۴۰۰). نقشه برداری حساسیت توده جنگلی در طول برداشت با استفاده از مدل های رگرسیون لجستیک و درخت رگرسیون تقویت شده یادگیری ماشین. *مجله بوم شناسی*، ۲۲(۳)، e00974.
- شریفانی، کریم، و امینی، مریم (۱۴۰۲). یادگیری ماشین و یادگیری عمیق: مروری بر روش ها و کاربردها. *مجله جهانی فناوری اطلاعات و مهندسی*، ۱۰(۰۷)، ۳۸۹۷-۳۹۰۴.
- شیرمردی، حمزه، علی، حیدری، قدرت الله، قربانی، جمشید، طهماسبی، پژمان، و محتکش، عبدالمحمد (۱۳۹۹). تغییرات شاخص های پوشش گیاهی در اراضی زراعی با سال های مختلف رهاسازی در مراتع شیرمرد، استان چهارمحال و بختیاری. *مجله حفاظت از اکوسیستم های گیاهی*، ۶(۱۳)، ۱۹۶-۱۷۷.
- عالی محمودی سراب، سجاد (۱۳۹۷). پایش عوامل گرد و غبار و آب و هوایی مؤثر بر زوال بلوط ایرانی (*Quercus branti*) با استفاده از تصاویر ماهواره ای در جنگل های زاگرس جنوبی. *رساله دکتری، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، ایران*. ۱۸۰ ص.
- کشتکار، محمد، رضا (۱۴۰۳). بررسی و تحلیل تغییرات پوشش زمین در ایران طی سال های ۱۹۳۳ تا ۲۰۱۵ در مطالعات سند ملی آمایش سرزمین، *سند گزارش پژوهشی، مرکز تحقیقات توسعه و آینده نگری سازمان برنامه ریزی و بودجه کشور*، ۲۲۰ صفحه.

REFERENCES

- Aertsen, W., Kint, V., Van Orshoven, J., Özkan, K., & Muys, B. (2010). Comparison and ranking of different modelling techniques for prediction of site index in Mediterranean mountain forests. *Ecological modelling*, 221(8), 1119-1130.
- Aksoy, S., Sertel, E., Roscher, R., Tanik, A., & Hamzehpour, N. (2024). Assessment of soil salinity using explainable machine learning methods and Landsat 8 images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 130, 103879.
- Alimahmoudi Sarab, S. (2018). *Monitoring dust and weather factors effecting on Quercus branti decline using satellite images in Southern Zagroos forests* (Doctoral dissertation, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Iran). (In Persian).
- Bera, B., Saha, S., & Bhattacharjee, S. (2020). Forest cover dynamics (1998 to 2019) and prediction of deforestation probability using binary logistic regression (BLR) model of Silabati watershed, India. *Trees, Forests and People*, 2, 100034.
- Buba, F. N., Gajere, E. N., & Ngum, F. F. (2020). Assessing the Correlation between Forest Degradation and Climate Variability in the Oluwa Forest Reserve, Ondo State, Nigeria. *American Journal of Climate Change*, 9(4), 371-390.
- Centre for People and Forests—CPF (2012). *Climate Change, Forests, and You. Gras- roots Capacity Building for REDD+ in the Asia-Pacific Region*.
- Dias, F., Suhadolnik, N., Camargo, H., & Da Silva, S. (2024). Predicting the pulse of the Amazon: Machine learning insights into deforestation dynamics. *Journal of Environmental Management*, 362, 121359.
- Elith, J., Leathwick, J. R., & Hastie, T. (2008). A working guide to boosted regression trees. *Journal of animal ecology*, 77(4), 802-813.
- Fang, K., Shen, C., Kifer, D., & Yang, X. (2017). Prolongation of SMAP to spatiotemporally seamless coverage of continental US using a deep learning neural network. *Geophysical Research Letters*, 44(21), 11-030.
- FAO and UNEP (2020). *The State of the World's Forests 2020. Forests, Biodiversity and People*. FAO and UNEP, Rome. <https://doi.org/10.4060/ca8642en>.
- Fenton, N., & Neil, M. (2018). *Risk assessment and decision analysis with Bayesian networks*. Crc Press.
- Huang, C., Davis, L. S., & Townshend, J. R. G. (2002). An assessment of support vector machines for land cover classification. *International Journal of remote sensing*, 23(4), 725-749.
- Jabeen, S., Li, X., Amin, M. S., Bourahla, O., Li, S., & Jabbar, A. (2023). A review on methods and applications in multimodal deep learning. *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications and Applications*, 19(2s), 1-41.
- Johnston, R., Jones, K., & Manley, D. (2018). Confounding and collinearity in regression analysis: a cautionary tale and an alternative procedure, illustrated by studies of British voting behaviour. *Quality & quantity*, 52, 1957-1976.
- Kang, J., Schwartz, R., Flickinger, J., & Beriwal, S. (2015). Machine learning approaches for predicting radiation therapy outcomes: a clinician's perspective. *International Journal of Radiation Oncology* Biology* Physics*, 93(5), 1127-1135.



- Keshtkar, M. (2023). Survey and analysis of changes in land cover in Iran during the years 1933 to 2015 in studies of the National Land Planning Document, *research report document*, Center for Development and Foresight Research of the National Planning and Budget Organization, 220 pp. (In Persian).
- Kumar, B. P., Babu, K. R., Anusha, B. N., & Rajasekhar, M. (2022). Geo-environmental monitoring and assessment of land degradation and desertification in the semi-arid regions using Landsat 8 OLI/TIRS, LST, and NDVI approach. *Environmental Challenges*, 8, 100578.
- Kumar, R., Nandy, S., Agarwal, R., & Kushwaha, S. P. S. (2014). Forest cover dynamics analysis and prediction modeling using logistic regression model. *Ecological indicators*, 45, 444-455.
- Maione, C., & Barbosa, R. M. (2019). Recent applications of multivariate data analysis methods in the authentication of rice and the most analyzed parameters: A review. *Critical reviews in food science and nutrition*, 59(12), 1868-1879.
- Marcus, M. S., Hergoualc'h, K., Coronado, E. N. H., & Gutiérrez-Vélez, V. H. (2024). Spatial distribution of degradation and deforestation of palm swamp peatlands and associated carbon emissions in the Peruvian Amazon. *Journal of Environmental Management*, 351, 119665.
- Matthew et al., 2024, Spatial distribution of degradation and deforestation of palm swamp peatlands and associated carbon emissions in the Peruvian Amazon, *Journal of Environmental Management* 351 (2024) 119665.
- Mayfield, H., Smith, C., Gallagher, M., & Hockings, M. (2017). Use of freely available datasets and machine learning methods in predicting deforestation. *Environmental modelling & software*, 87, 17-28.
- Moscovini, L., Ortenzi, L., Pallottino, F., Figorilli, S., Violino, S., Pane, C., ... & Costa, C. (2024). An open-source machine-learning application for predicting pixel-to-pixel NDVI regression from RGB calibrated images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 216, 108536.
- Pradhan, B. (2013). A comparative study on the predictive ability of the decision tree, support vector machine and neuro-fuzzy models in landslide susceptibility mapping using GIS. *Computers & Geosciences*, 51, 350-365.
- Rahimikhoob, A. (2014). Comparison between M5 model tree and neural networks for estimating reference evapotranspiration in an arid environment. *Water resources management*, 28, 657-669. (In Persian).
- Saha, S., Bhattacharjee, S., Shit, P. K., Sengupta, N., & Bera, B. (2022). Deforestation probability assessment using integrated machine learning algorithms of Eastern Himalayan foothills (India). *Resources, Conservation & Recycling Advances*, 14, 200077.
- Saha, S., Saha, M., Mukherjee, K., Arabameri, A., Ngo, P. T. T., & Paul, G. C. (2020). Predicting the deforestation probability using the binary logistic regression, random forest, ensemble rotational forest, REPTree: A case study at the Gumani River Basin, India. *Science of the Total Environment*, 730, 139197.
- Samuel Jos 2024, Machine learning methods: Modeling net growth in the Atlantic Forest of Brazil, *Ecological Informatics*, 81(3):102564 81(3):102564.
- Senior, R. A., Hill, J. K., González del Pliego, P., Goode, L. K., & Edwards, D. P. (2017). A pantropical analysis of the impacts of forest degradation and conversion on local temperature. *Ecology and evolution*, 7(19), 7897-7908.
- Shabani, S., Pourghasemi, H. R., & Blaschke, T. (2020). Forest stand susceptibility mapping during harvesting using logistic regression and boosted regression tree machine learning models. *Global Ecology and Conservation*, 22, e00974. (In Persian).
- Sharifani, K., & Amini, M. (2023). Machine learning and deep learning: A review of methods and applications. *World Information Technology and Engineering Journal*, 10(07), 3897-3904.
- Shirmardi, H. A., Heydari, G., Ghorbani, J., Tahmasebi, P., & Mehnatkesh, A. (2019). Changes of vegetation indices in arable lands with different years of abandonment in Shirmard rangelands, Chaharmahal va Bakhtiari province. *Journal of Plant Ecosystem Conservation*, 6(13), 177-196. (In Persian).
- Takahashi, K., Kim, K., Ogata, T., & Sugano, S. (2017). Tool-body assimilation model considering grasping motion through deep learning. *Robotics and Autonomous Systems*, 91, 115-127.
- Tovar, C. L. M. (2009). Analysis of the normalized differential vegetation index (NDVI) for the detection of degradation of forest coverage in Mexico 2008-2009.
- Tuoku, L., Wu, Z., & Men, B. (2024). Impacts of climate factors and human activities on NDVI change in China. *Ecological Informatics*, 81, 102555.
- Vapnik, V.N., (1995). The Nature of Statistical Learning Theory. *Springer Science & Business Media*, Berlin, Germany.
- Wang, Z., Wang, Y., Liu, Y., Wang, F., Deng, W., & Rao, P. (2023). Spatiotemporal characteristics and natural forces of grassland NDVI changes in Qilian Mountains from a sub-basin perspective. *Ecological*

Indicators, 157, 111186.

Zhang, B., He, X., Ouyang, F., Gu, D., Dong, Y., Zhang, L., ... & Zhang, S. (2017). Radiomic machine-learning classifiers for prognostic biomarkers of advanced nasopharyngeal carcinoma. *Cancer letters*, 403, 21-27.

Zhao, J., Li, L., Liu, J., Yan, Y., Wang, Q., Newman, C., & Zhou, Y. (2024). A bibliometric analysis using machine learning to track paradigm shifts and analytical advances in forest ecology and forestry journal publications from 2010 to 2022. *Forest Ecosystems*, 100233.

Zhou, C., Lin, K., Xu, D., Chen, L., Guo, Q., Sun, C., & Yang, X. (2018). Near infrared computer vision and neuro-fuzzy model-based feeding decision system for fish in aquaculture. *Computers and electronics in agriculture*, 146, 114-124.

Zoratipour, A. (2021), Investigation of actual evapotranspiration and spatial distribution of water requirement of strategic agricultural crops using remote sensing algorithms and comparison with physical-based evapotranspiration models. *National Project Report (National Planning and Budget Organization, 2021)*, Project No.: 502374, 148p. (In Persian).