



"مقاله پژوهشی"

مدل‌سازی بازسازی پوشش گیاهی بعد از وقوع حریق با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای و محیطی در بوم‌سامانه جنگلی زاگرس، ایلام

سعیده کریمی<sup>۱</sup>، مهدی حیدری<sup>۲</sup>، جواد میرزایی<sup>۳</sup>، امید کریمی<sup>۴</sup> و امیر موسوی<sup>۵</sup>

۱- دانشجوی دکتری علوم جنگل، دانشگاه ایلام

۲- دانشیار دانشگاه ایلام، (نویسنده مسوول: m.heidari@ilam.ac.ir)

۳- دانشیار دانشگاه ایلام

۴- کارشناس اداره کل منابع طبیعی ایلام

۵- دانشیار دانشکده انفورماتیک، دانشگاه اوبودا

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۶/۱ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۷/۲۵

صفحه: ۷۵ تا ۸۷

چکیده مبسوط

**مقدمه و هدف:** آتش‌سوزی یکی از مهمترین عوامل تعیین کننده و تأثیرگذار بر خصوصیات بوم‌سامانه‌های جنگلی است. آتش‌سوزی‌ها مناطق جنگلی را به شدت تحت تأثیر قرار داده‌اند و گاهی آثار منفی آن برای چندین سال بعد از وقوع، همچنان باقی می‌ماند، به طوری که گاهی وضعیت پوشش گیاهی به حالت قبل خود بر نمی‌گردد. هدف از این مطالعه مدل‌سازی بازسازی پوشش گیاهی در جنگل‌های زاگرس (استان ایلام) پس از وقوع آتش‌سوزی است.

**مواد و روش‌ها:** برای مدل‌سازی بازسازی پوشش گیاهی از داده‌های مختلف اقلیمی و محیطی به‌عنوان متغیرهای مستقل (پوشش گیاهی زمان وقوع آتش، شاخص شدت سوختگی، آنومالی دما و بارش، متوسط دما، بارش سالیانه، شیب، جهت و ارتفاع از سطح دریا) و پوشش گیاهی بعد از وقوع آتش به‌عنوان متغیر وابسته در مدل‌سازی (جنگل تصادفی، درخت تصمیم و تقویت گرادیان) استفاده شد. برای تهیه شاخص‌های نشان‌دهنده وضعیت تراکم پوشش گیاهی و شدت سوختگی از تصاویر ماهواره‌ای لندست استفاده شد و پس از پیش پردازش تصاویر این شاخص‌ها با نسبت‌گیری طیفی تهیه شدند. متغیرهای اقلیمی نیز با توجه به روابط رگرسیونی بین این متغیرها (مجموع بارش، متوسط دما، حداقل دما و حداکثر دما) و ارتفاع از سطح دریا در منطقه مورد مطالعه برآورد شدند. در نهایت به‌منظور مدل‌سازی از سه الگوریتم یادگیری ماشین شامل درخت تصمیم‌گیری، جنگل تصادفی و تقویت گرادیان استفاده شد و در نهایت دقت و صحت این مدل‌ها مورد ارزیابی قرار گرفت.

**یافته‌ها:** نتایج نشان داد که در بین متغیرهای مختلف مورد بررسی، میزان بارش سالیانه، متوسط دمای سالیانه، شاخص تفاضل پوشش گیاهی نرمال شده (NDVI) و شاخص شدت سوختگی در زمان وقوع آتش مهمترین عوامل تأثیرگذار بر بازسازی پوشش گیاهی بعد از آتش‌سوزی در این جنگل‌ها هستند. همچنین نتایج نشان داد که در بین مدل‌های مختلف مورد بررسی الگوریتم تقویت گرادیان با میزان  $R^2$  برابر با ۰/۶۶ بهتر از سایر مدل‌ها، بازسازی پوشش گیاهی را مدل‌سازی کرد. در این مدل عوامل آب و هوایی به‌عنوان عوامل شاخص در بازسازی شناخته شدند.

**نتیجه‌گیری:** با توجه به نتایج حاصل از روابط رگرسیونی بین وضعیت پوشش گیاهی بعد از وقوع آتش (متغیر وابسته) و سایر متغیرهای مستقل و نتایج حاصل از مدل‌سازی می‌توان نقش بارز عوامل آب و هوایی در بازسازی پوشش گیاهی این جنگل‌ها پس از آتش‌سوزی را تبیین کرد.

**واژه‌های کلیدی:** بازسازی پوشش گیاهی، تصاویر ماهواره‌ای، زاگرس، شاخص شدت سوختگی، یادگیری ماشین

مقدمه

آتش‌سوزی یکی از آفت‌های محیطی نقش بسزایی بر تغییرات سیمای پوشش گیاهی کره زمین دارد. در بین بوم‌سامانه‌های مختلف کره زمین، مناطق خشک و نیمه‌خشک همواره متأثر از حریق‌هایی با شدت‌های مختلف بوده‌اند که گاهی سازگارهایی نیز به وقوع حریق پیدا کرده‌اند (۱۲). در این مناطق و بسیاری از نقاط زیست‌کره بخصوص مناطق جنگلی با توجه به روند افزایشی و شدت وقوع آتش‌سوزی و نیز تغییرات آب و هوایی، آتش‌سوزی همچنان یک ناهنجاری محسوب می‌شود (۱۵)؛ که ممکن است بر عملکرد بوم‌سامانه، چرخه‌های بیوژئوشیمیایی و ساختار و ترکیب پوشش گیاهی تأثیر بگذارد (۵). پیش‌بینی چگونگی اثرات آتش‌سوزی بر پوشش گیاهی بعد از وقوع حریق به دلیل پیچیدگی شرایط بروز و توسعه آتش‌سوزی و محیط گسترش آن دشوار است؛ بنابراین تفکیک نقش هر متغیر کنترل کننده در مسیر تغییرات و توالی پوشش گیاهی دشوار است علاوه بر تغییرات آب و هوایی، سطوح شدت آتش‌سوزی، توپوگرافی (ارتفاع، شیب و جهت دامنه)، استراتژی‌های مختلف بازسازی گیاهان، از عوامل اصلی و مؤثر در روند بازسازی گیاهان پس از آتش‌سوزی هستند (۲۸).

در سال‌های اخیر، مطالعات متعددی بر اهمیت نقش سنجش از دور در تجزیه و تحلیل پویایی‌های بوم‌شناسی پس از آتش‌سوزی و پایش روند بازسازی پوشش گیاهی پس از آتش‌سوزی تأکید کرده‌اند (۲۹، ۲۷، ۲۸، ۱۴). سنجنده‌های نوری با وضوح متوسط مانند TM، ETM+ و OLI سری لندست، امکان نظارت بر پوشش گیاهی مناطق سوخته را برای بیش از ۴۰ سال فراهم کرده است (۲۴، ۱۴). برای این منظور از شاخص‌های طیفی مختلفی استفاده می‌شود که از جمله مهم‌ترین این شاخص‌ها می‌توان به شاخص‌های تفاوت پوشش گیاهی نرمال شده (NDVI)، شاخص پوشش گیاهی بهبود یافته (EVI)، نسبت نرمال سوختگی (NBR) و نسبت نرمال سوختگی متمایز (dNBR) اشاره کرد (۲۶). از طرفی در سال‌های اخیر استفاده از مدل‌سازی‌ها به‌منظور شناسایی یا پیش‌بینی متغیرهای مؤثر در بازسازی پوشش گیاهی پس از آتش‌سوزی، مورد توجه قرار گرفته است (۱). از جمله مدل‌هایی که اخیراً برای بررسی وقوع آتش‌سوزی و پیش‌بینی اثرات آن مورد استفاده قرار گرفته‌اند روش‌های جنگل تصادفی، درخت تصمیم‌گیری و روش تقویت گرادیان است (۲۰، ۱۸، ۴).

بر بازسازی پوشش گیاهی (شدت آتش، شیب، جهت دامنه، ارتفاع از سطح دریا، اقلیم و شاخص پوشش گیاهی) در جنگل‌های بلوط زاگرس انجام شد.

### مواد و روش‌ها منطقه مورد مطالعه

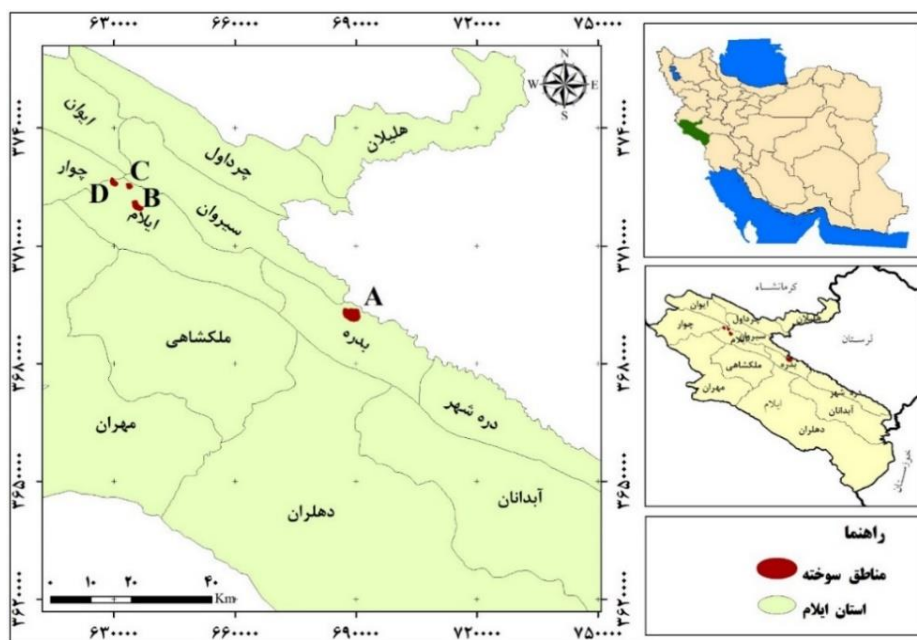
این مطالعه در چهار رویشگاه جنگلی در استان ایلام شامل بانجو، شلم و کل انار در شهرستان ایلام و سیاه پیر در شهرستان بدره که در آنها در تابستان (تیر و مرداد) سال ۱۳۹۴ آتش‌سوزی در سطح وسیعی اتفاقاً افتاده بود، انجام شد (شکل ۱). خصوصیات این مناطق در جدول ۱ ارائه داده شده است. این محدوده‌ها دارای پوشش جنگلی هستند و گونه غالب آن نیز گونه بلوط ایرانی همراه با گونه‌های زالزالک، پسته کوه و دافنه است. این مناطق دارای شرایط کوهستانی هستند. اطلاعات مربوط به محدوده و تاریخ آتش‌سوزی از اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان ایلام تهیه شدند.

هر ساله مساحت زیادی از جنگل‌های نیمه‌خشک بلوط زاگرس در غرب ایران طعمه آتش‌سوزی می‌شود که اثرات مختلفی بر ساختار، تنوع و ترکیب پوشش گیاهی و سایر اجزای این بوم‌سامانه ارزشمند داشته است (۸). بیشتر مطالعات انجام شده در این زمینه به صورت میدانی و در مقیاس‌های زمانی و مکانی محدود انجام شده است که در آن‌ها از بین عوامل مؤثر بر بازسازی پوشش گیاهی پس از حریق عوامل معدودی همانند شدت آتش‌سوزی در نظر گرفته شده است و به ندرت از پارامترهای شدت آتش‌سوزی، عوامل اقلیمی، فیزیوگرافی و پوشش گیاهی همزمان برای مدل سازی بازسازی پوشش گیاهی استفاده شده است. از طرفی در محدود مطالعاتی که به مدل سازی بازسازی پوشش گیاهی پرداخته اند از مدل‌هایی مانند رگرسیون چندگانه استفاده شده است. هدف از این مطالعه مدل‌سازی بازسازی پوشش گیاهی پس از آتش‌سوزی (با قدمت ۵ سال) با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین شامل جنگل تصادفی، درخت تصمیم و تقویت گرادیان، مقایسه صحت و دقت این مدل‌ها در مدل سازی بازسازی پوشش گیاهی و تعیین مهمترین عواملی مؤثر

جدول ۱- مشخصات رویشگاه‌های جنگلی مورد مطالعه

Table 1. Characteristics of the studied forest sites

ردیف Row	نام منطقه Name of the region	شهرستان City	طول Longitude	عرض Latitude	مساحت (هکتار) Area (hectares)	ارتفاع متوسط از سطح دریا (متر) Average elevation above sea level (meters)	شیب متوسط (درصد) Average slope (percentage)	جهت عمومی General aspect
1	سیاه پیر Siahpir	بدره Badreh	688911	369252	741	1076	35	شمال غربی Northwest
2	شلم Shalam	ایلام Ilam	635780	3720214	184	1798	36	جنوب غربی Southwest
3	کل انار kalanar	ایلام Ilam	633777	3725301	55	1852	35	جنوب شرقی Southeast
4	بانجو banjo	ایلام Iiam	629891	3726273	94	1700	30	جنوبی South



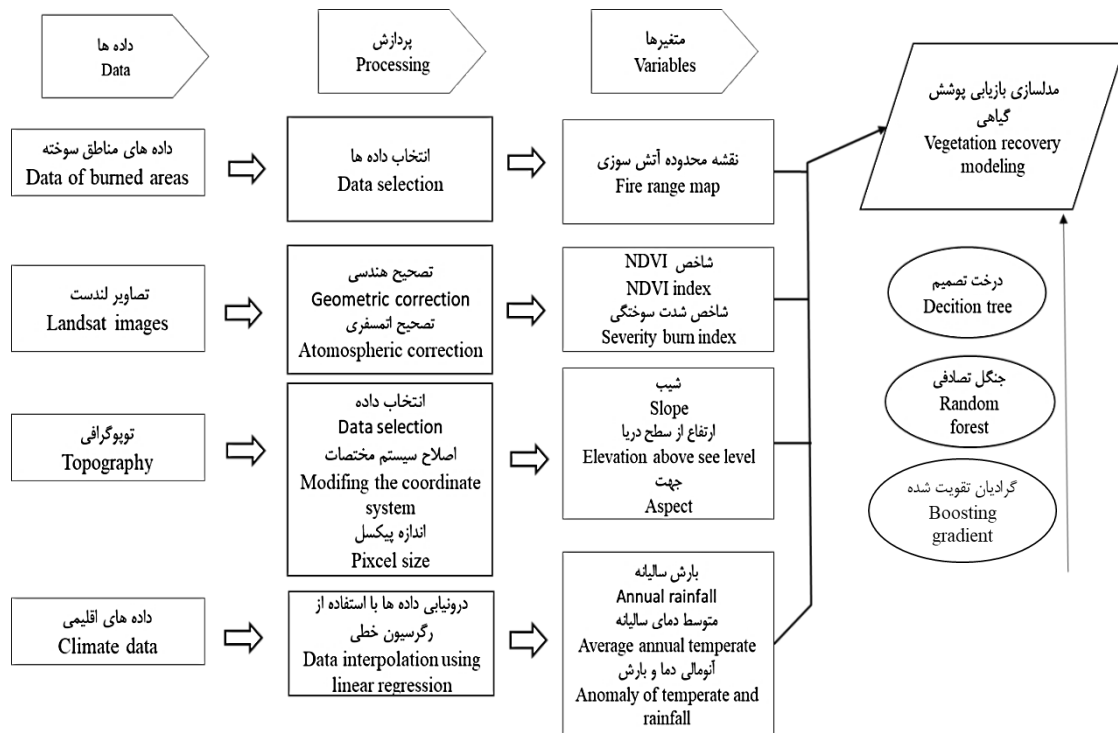
شکل ۱- موقعیت رویشگاه‌های جنگلی مورد مطالعه، A: بدره، B، C و D رویشگاه‌های ایلام  
Figure 1. The location of the studied forest sites; A: Badreh, B, C and D: Ilam sites

## روش تحقیق

## متغیرهای مورد استفاده

در این تحقیق از چندین منبع داده برای تولید اطلاعات مکانی مورد نیاز به منظور مدل‌سازی بازسازی پوشش گیاهی استفاده شده است. برای این منظور از تصاویر ماهواره‌ای و داده‌های مکانی برای تولید متغیرهای محیطی استفاده شد. تصاویر سنجنده OLI با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر در تاریخ‌های ۱۳۹۴/۲/۱۶ (قبل از وقوع آتش)، ۱۳۹۵/۲/۱۹ (سال بعد از وقوع آتش) و ۱۳۹۹/۲/۱۳ (۵ سال بعد از وقوع آتش) واقع در مسیر ۱۶۷ و ردیف ۳۷ ماهواره لندست از وبسایت سازمان زمین‌شناسی ایالات متحده به آدرس اینترنتی <https://earthexplorer.usgs.gov> دانلود و مورد استفاده قرار گرفتند. مدل رقومی ارتفاع (DEM) از نقشه توپوگرافی با مقیاس ۱:۲۵۰۰۰ تهیه شد و همانند داده‌های ماهواره‌ای با اندازه پیکسل ۳۰ متری تهیه شد. اطلاعات هواشناسی استان از سازمان هواشناسی استان ایلام در طی دوره ۲۰ ساله تهیه و مورد ارزیابی قرار گرفت. به علت اینکه در درون مناطق

مورد بررسی ایستگاه هواشناسی وجود نداشت، بنابراین در قدم اول سعی شد که متغیرهای اقلیمی در مناطق مورد مطالعه مدل‌سازی و برآورد شوند. برای تهیه نقشه متغیرهای مختلف اقلیمی (میزان بارش سالیانه، متوسط دمای سالیانه، آنومالی دما و بارش) روش‌های درون‌یابی همانند IDW و زمین‌آمار مورد استفاده قرار گرفتند و در نهایت با توجه به نتایج نامناسب این روش‌ها از رابطه رگرسیون خطی بین متغیرهای مختلف اقلیمی (مجموع بارش، متوسط دما، حداقل دما و حداکثر دما) و ارتفاع از سطح دریا برای برآورد مقادیر اقلیمی در مناطق مورد مطالعه و تهیه نقشه آن‌ها استفاده شد (۶).  
به منظور مدل‌سازی بازسازی پوشش گیاهی بعد از وقوع آتش‌سوزی از متغیرهای مختلفی استفاده شد (جدول ۲) که در ادامه نحوه تهیه داده‌های مربوط به این متغیرها شرح داده شده است. در شکل ۲ روند مراحل مدل‌سازی بازسازی پوشش گیاهی در مطالعه حاضر نشان داده شده است.



شکل ۲- خلاصه‌ای از مراحل انجام تحقیق  
Figure 2. A summary of the research steps

در مرحله اول تصاویر ماهواره‌ای مورد پردازش قرار گرفتند. برای اطمینان از صحت تطابق هندسی تصاویر از لایه‌های وکتوری جاده مربوط به منطقه استفاده شد. با توجه به انطباق جاده‌های موجود در تصاویر با لایه وکتوری جاده‌ها، از صحت هندسی تصاویر اطمینان حاصل شد و بنابراین نیازی به

تصحیح هندسی تصاویر نبود (۲۱). برای تصحیح اتمسفریک تصاویر از مدل COST استفاده شد. این مدل علاوه بر کاهش ارزش عددی پیکسل‌های تیره (DOC) روشی برای برآورد اثرات جذب به‌وسیله گازهای اتمسفر و پراکنش ریلی را نیز دارد (۲۱).

در مرحله اول تصاویر ماهواره‌ای مورد پردازش قرار گرفتند. برای اطمینان از صحت تطابق هندسی تصاویر از لایه‌های وکتوری جاده مربوط به منطقه استفاده شد. با توجه به انطباق جاده‌های موجود در تصاویر با لایه وکتوری جاده‌ها، از صحت هندسی تصاویر اطمینان حاصل شد و بنابراین نیازی به

جدول ۲- لیست متغیرهای مورد بررسی در مدل سازی بازسازی پوشش گیاهی

متغیر Variable	نام Name	واحد Unit	توضیحات Description
	NDVI+1	بین ۱ و -۱ Between -1 and 1	وضعیت پوشش گیاهی بعد از وقوع آتش‌سوزی را نشان می‌دهد (۲۸) It shows greenness after 1 year of fire
Dependent	NDVI+5	بین ۱ و -۱ Between 1 and -1	وضعیت پوشش گیاهی را بعد از ۵ سال از وقوع آتش‌سوزی نشان می‌دهد (۲۸) It shows greenness after 5 year of fire
شدت آتش Fire intensity	dNBR	بین ۰/۱ و ۱/۳ Between 0.1 and 1.3	بین ۰/۱ - ۰/۲۶۹ شدت کم و بین ۰/۲۶۹ - ۱/۳ شدت بالا (۱۱) Between 0/1- 0/269: low intensity and between 0/66-1/3 high intensity
	ارتفاع Elevation	متریک Metric	
	شیب Aspect	گرادیان Gradian	
توپوگرافی Topography	شمالی Northern	بین ۱ و -۱ Between 1 and -1	از کسینوس نقشه جهت دامنه به دست می‌آید و نزدیک ۱ به معنای جهت شمالی است (۲۸) Obtained from Cos map of aspect and value close to 1 means the northern aspect (28)
	شرقی Eastern	بین ۱ و -۱ Between 1 and -1	از سینوس نقشه جهت دامنه به دست می‌آید و نزدیک ۱ به معنای جهت شرقی است (۲۸) Obtained from Sin map of aspect and value close to 1 means the eastern aspect (28)
	بارش rain	Z value	ناهنجاری در فصل مرطوب (۸۰ درصد بارش سالانه در ۶ ماه دوم سال) در سال ۱۳۹۴ (سال وقوع آتش) و میانگین ناهنجاری بین سال‌های ۱۳۹۴-۱۳۹۹ (۲۸) The total anomaly in the wet season (80 % of annual rainfall in the second 6 months of the year) in 2015 (fire occurrence) and the average anomaly between 2015-2020 (28)
آنومالی‌های آب و هوا Weather anomalies	حداقل دما در دی ماه Minimum temperature in January	Z value	آنومالی در دی ماه در سال ۱۳۹۴ و میانگین آنومالی بین سال‌های ۱۳۹۴-۱۳۹۹ (۲۸) Anomaly in January in 2015 and the average anomaly between 2015-2020 (28)
	حداکثر دما در مرداد ماه Maximum temperature in August	Z value	آنومالی در مرداد ماه در سال ۱۳۹۴ و میانگین آنومالی بین سال‌های ۱۳۹۴-۱۳۹۹ (۲۸) Anomaly in August in 2015 and average anomaly between 2015-2020

در این راستا مقادیر مثبت بالاتر نشان‌دهنده پوشش گیاهی با سوختگی شدیدتر است (۱۱).

متغیرهای توپوگرافی (ارتفاع از سطح دریا، شیب و جهت دامنه) از نقشه توپوگرافی تهیه شدند. به منظور تولید متغیرهای جهت‌گیری خورشیدی، از متغیر جهت دامنه سینوس و کسینوس گرفته شد که به ترتیب نشان‌دهنده تمایل به جهت شمال و شرق است (۲۸)؛ که مقدار آن برای هر کدام از جهات شمالی و شرقی بین ۱+ و ۱- متغیر است. با توجه به اینکه در مناطق آتش‌سوزی شده ایستگاه هواشناسی وجود نداشت، برای برآورد داده‌های هواشناسی از روابط رگرسیونی بین مقادیر اقلیمی و ارتفاع از سطح دریا در ایستگاه‌های هواشناسی استفاده شد (۶). روابط رگرسیونی بین متغیرهای اقلیمی و ارتفاع از سطح دریا است. تهیه داده‌های مکانی فوق در محیط نرم افزار Arc GIS 10.8 صورت گرفت.

همچنین ناهنجاری‌های بارندگی و دما نیز در سال آتش‌سوزی (۱۳۹۴) و میانگین ناهنجاری‌ها برای دوره ۱۳۹۴-۱۳۹۹ محاسبه شد. فرض شده که حداکثر بارش محتمل و حداقل آن و همچنین دمای حداقل و حداکثر ممکن است عامل آنومالی باشند (۱۶)؛ بنابراین در اینجا میزان آنومالی بارش در طول ۶ ماه مرطوب و میزان آنومالی حداقل دما و حداکثر دما به ترتیب در ماه‌های دی و مرداد محاسبه شدند. فرض بر این است که میزان بارش بیش از حد و یا کمتر از حد و همچنین دماهای بالا یا پایین غیرعادی، ممکن است به‌عنوان عوامل محدود کننده برای بازسازی پوشش گیاهی عمل کنند (۱۷، ۲۸). ناهنجاری‌های اقلیمی برای هر ماه در سطح پیکسل (Z) طبقه رابطه ۳ محاسبه شد.

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad \text{رابطه ۳}$$

پس از پیش پردازش تصاویر ماهواره‌ای شاخص‌های گیاهی مورد نظر از این تصاویر استخراج شد. یکی از پرکاربردترین شاخص‌های گیاهی حاصل از نسبت گیری طیفی تصاویر ماهواره‌ای، شاخص تفاضل پوشش گیاهی نرمال شده (NDVI) است که با ترکیب باندهای مادون قرمز نزدیک و قرمز محاسبه می‌شود (۱۶). برای این مطالعه، NDVI در سال اول و پنجم بعد از آتش‌سوزی با استفاده از رابطه ۱ زیر محاسبه شد.

$$\text{رابطه ۱} \quad NDVI = \frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red)}$$

که در آن NIR باند مادون قرمز و Red باند قرمز است (۱۶). مقادیر NDVI از ۱- تا ۱+ متغیر است.

یکی دیگر از شاخص‌های مهم در بررسی شدت سوختگی، شاخص نسبت سوختگی نرمال شده (NBR) است. NBR (رابطه ۲) یک متریک متفاوت است که سیگنال‌های طیفی مادون قرمز نزدیک (NIR) و باند مادون قرمز کوتاه (SWIR) را مقایسه می‌کند. محدوده مقدار NBR از ۱- تا ۱+ است. مقادیر بالای NBR معمولاً به معنای پوشش گیاهی سالم و فاقد سوختگی است (۱۱).

$$\text{رابطه ۲} \quad NBR = \frac{(NIR - SWIR)}{(NIR + SWIR)}$$

بعد از محاسبه NBR، می‌توان نسبت سوختگی نرمال شده متفاوت (dNBR) را محاسبه کرد. این شاخص با مقایسه تصویر قبل و بعد از آتش‌سوزی، میزان پوشش گیاهی از دست رفته در اثر آتش‌سوزی را اندازه‌گیری می‌کند. مقادیر منفی نشان‌دهنده رشد مجدد پس از آتش‌سوزی است. مقادیر منفی کوچک تا مثبت کوچک نشان‌دهنده پوشش گیاهی نسوخته است درحالی‌که مقادیر مثبت به معنی مناطق سوخته است و

روش ارزیابی متقابل (Cross Validation) استفاده شد (۳۰). داده‌های ارزیابی مدل داده‌های شاخص NDVI بعد از ۵ سال از وقوع آتش در نقاط آتش گرفته بودند. نتایج ارزیابی متقابل مدل‌های مورد بررسی که در واقع نشان دهنده صحت مدل‌های مورد بررسی هستند با استفاده از آماره‌های ضریب تبیین ( $R^2$ ) و میانگین مربعات خطا (MSE) و میانگین مجذور مربعات خطا (RMSE) نشان داده شد (۳۲).

### نتایج و بحث

جدول ۳ نتایج حاصل از رابطه بین متغیرهای اقلیمی مختلف مورد نیاز و ارتفاع از سطح دریا برای برآورد این مقادیر در مناطق مورد مطالعه را نشان می‌دهد. نتایج نشان می‌دهد که بین ارتفاع از سطح دریا و متغیرهای اقلیمی رابطه قوی‌ای وجود دارد و بنابراین می‌توان از این متغیر برای برآورد متغیرهای اقلیمی در مناطق فاقد ایستگاه هواشناسی استفاده نمود. نتایج رابطه بین متغیرهای مختلف و متغیر مستقل یعنی میزان شاخص NDVI در سال پنجم بعد از وقوع آتش‌سوزی در شکل ۳ نشان داده شده است. بر این اساس، میزان بارندگی و دمای متوسط سالانه با میزان بازسازی پوشش گیاهی یعنی میزان شاخص NDVI در سال پنجم بعد از وقوع آتش رابطه مثبت و مستقیم دارد. به عبارتی با افزایش بارش‌ها و متوسط دما (بدون ناهنجاری) وضعیت پوشش گیاهی بهبود یافته است. همچنین بین میزان شیب، جهات شمالی و شرقی، ارتفاع از سطح دریا، شدت آتش‌سوزی و وضعیت پوشش گیاهی بعد از وقوع آتش رابطه عکس وجود دارد. نتایج نشان داد که با کاهش میزان ناهنجاری (حداقل و حداکثر ناهنجاری در سال وقوع و کل دوره) بازسازی پوشش گیاهی بهبود یافته است.

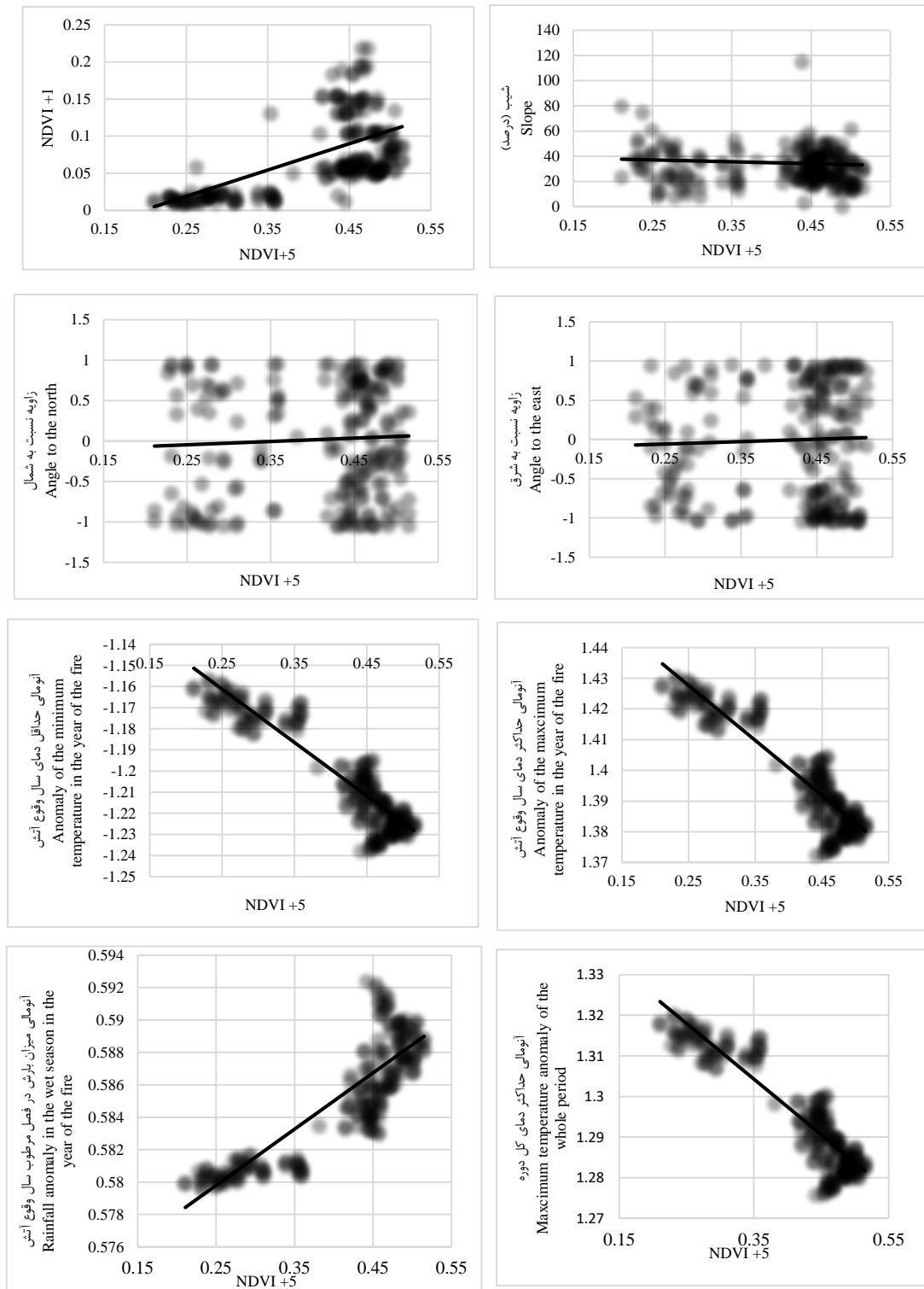
که در آن  $X$ : مقدار پیکسل است (مقادیر بارش برحسب میلی‌متر و دما برحسب  $^{\circ}C$ )،  $\mu$ : میانگین و  $\sigma$ : انحراف معیار است.

به منظور مدل‌سازی بازسازی پوشش گیاهی پس از وقوع آتش از مدل‌های جنگل تصادفی (Random Forest)، درخت تصمیم (Decision Tree) و تقویت گرادیان (Gradient Boosting) استفاده شده است. درخت تصمیم مجموعه داده‌های بزرگ را براساس یک سری قوانین سلسله مراتبی به صورت دو دویی به تقسیمات فرعی تقسیم می‌کند. تا زمانی که دیگر امکان تقسیم نباشد. بدین صورت اهمیت نسبی متغیرهای کمکی در طبقه‌بندی رتبه‌بندی می‌شود (۲۵). در مدل جنگل تصادفی چندین درخت تصمیم ساخته و آن‌ها را با یکدیگر ادغام می‌کند تا پیش‌بینی‌های صحیح‌تر و پایدارتری حاصل شوند. تقویت گرادیان یک روش یادگیری ماشینی است که برای رسته‌بندی و رگرسیون از آن استفاده می‌کنند. روش کار به این صورت است یک درخت تصمیم‌گیری آغاز می‌شود که برای هر یک از مشاهدات یک وزن برابر با آن تعیین می‌شود. به این صورت که پس از ارزیابی درخت اول، وزن مواردی که سخت طبقه‌بندی می‌شوند، بیشتر می‌کند از طرفی وزن مشاهداتی که به راحتی طبقه‌بندی می‌شوند کمتر در نظر گرفته می‌شود (۲۴). روند مدل‌سازی به این صورت است که متغیرهای مختلف توپوگرافی و اقلیمی و شاخص‌های شدت سوختگی و NDVI به‌عنوان متغیرهای مستقل و متغیر شاخص NDVI سال پنجم بعد از وقوع آتش به‌عنوان متغیر وابسته وارد مدل شدند. با وارد کردن داده‌های آموزشی مدل، مدل‌ها آموزش داده شدند و در نهایت خروجی مدل که برآورد پوشش گیاهی بعد از ۵ سال از وقوع آتش بود مورد ارزیابی و صحت‌سنجی قرار گرفت. مدل‌ها در نرم افزار Orange اجرا شدند. برای ارزیابی صحت روش‌های مختلف از

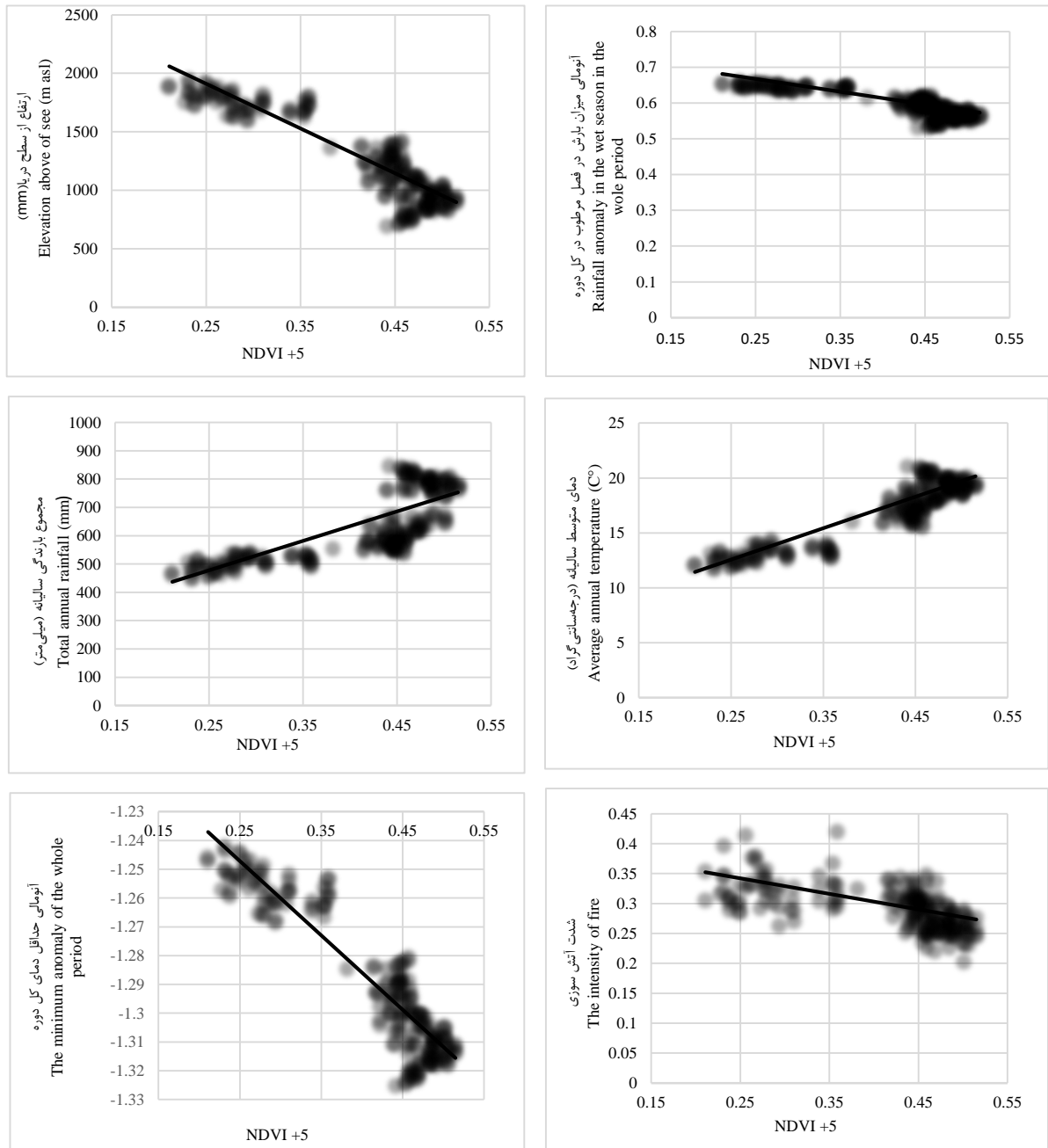
جدول ۳- رابطه بین ارتفاع از سطح دریا و متغیرهای اقلیمی

Table 3. The relationship between elevation and climatic variables

رابطه رگرسیونی Regression relationship	ضریب تبیین ( $R^2$ ) Coefficient of explanation ( $R^2$ )	متغیر مستقل Independent variable	متغیر وابسته The dependent variable
$y = 0.08x + 42.041$	0.869	ارتفاع از سطح دریا (متر) Elevation (m asl)	میزان بارش در فصل مرطوب سال وقوع آتش (میلی‌متر) The amount of precipitation in the wet season of the year of the fire (mm)
$y = 0.0501x + 32.724$	0.747	ارتفاع از سطح دریا (متر) Elevation (m asl)	میزان بارش در فصل مرطوب دوره (میلی‌متر) Rainfall in the wet season (mm)
$y = -0.0088x + 50.825$	0.963	ارتفاع از سطح دریا (متر) Elevation (m asl)	دمای حداکثر در سال وقوع آتش (درجه‌سانتی‌گراد) Maximum temperature in the year of the fire ( $^{\circ}C$ )
$y = -0.0086x + 48.969$	0.935	ارتفاع از سطح دریا (متر) Elevation (m asl)	دمای حداکثر در طی دوره (درجه‌سانتی‌گراد) Maximum temperature during the period ( $^{\circ}C$ )
$y = -0.0053x + 8.0043$	0.794	ارتفاع از سطح دریا (متر) Elevation (m asl)	دمای حداقل در سال وقوع آتش (درجه‌سانتی‌گراد) Minimum temperature in the year of the fire ( $^{\circ}C$ )
$y = -0.0053x + 7.4796$	0.669	ارتفاع از سطح دریا (متر) Elevation (m asl)	دمای حداقل در طی دوره (درجه‌سانتی‌گراد) Minimum temperature during the period ( $^{\circ}C$ )
$y = -0.0075x + 26.893$	0.870	ارتفاع از سطح دریا (متر) Elevation (m asl)	متوسط دمای سالیانه (درجه‌سانتی‌گراد) Average annual temperature ( $^{\circ}C$ )
$y = 0.3194x + 228.85$	0.704	ارتفاع از سطح دریا (متر) Elevation (m asl)	مجموع بارندگی سالیانه (میلی‌متر) Total annual rainfall (mm)



شکل ۳- رابطه بین متغیرهای مختلف و متغیر مستقل یعنی میزان شاخص NDVI، پنج سال بعد از وقوع آتش‌سوزی  
 Figure 3. The relationship between different variables and the independent variable, i.e. the amount of NDVI index, five years after fire



ادامه شکل ۳- رابطه بین متغیرهای مختلف و متغیر مستقل یعنی میزان شاخص NDVI، پنج سال بعد از وقوع آتش‌سوزی  
Continued Figure 3. The relationship between different variables and the independent variable, i.e. the amount of NDVI index, five years after fire

افزایش شدت آتش می‌تواند بانک بذر خاک را از بین ببرد (۱۹) و لذا پوشش گیاهی سطحی در سال‌های بعد کاهش پیدا می‌کند.

نتایج نشان داد که بین عوامل توپوگرافی ارتفاع و شیب با شاخص NDVI رابطه عکس وجود دارد؛ اما جهات شمالی و شرقی رابطه مستقیمی با این شاخص نشان دادند. نتایج مطالعه ما در این زمینه با تحقیقات دیگران (۹،۱۴،۱۵،۲۶،۲۸) هم‌خوانی دارد. با افزایش ارتفاع از سطح دریا و شیب محدودیت‌های رشدی پوشش گیاهی بیشتر می‌شود. به‌طوری که طول فصل رشد پوشش گیاهی کاهش یافته (۱۶) که خود

رابطه منطقی بین شدت آتش و NDVI در سال پنجم مشاهده شد به‌طوری‌که در شدت بالای آتش‌سوزی نرخ بازسازی کمتر است و بالعکس. نتایج این مطالعه با مطالعات سایرین (۱۹،۱۶،۱۷،۲۸) هم‌خوانی دارد. بسیاری از مطالعات بر اهمیت درجه شدت آتش‌سوزی بر احیای جنگل‌ها توافق نظر داشته‌اند به‌طوری‌که نتایج مشاهدات نشان می‌دهد که در اکثر مواقع در هر نوع جنگل، شدت آتش‌سوزی متوسط می‌تواند بهتر به احیای موفق در جنگل آسیب دیده کمک کند. به‌طور کلی پس از وقوع آتش‌سوزی، استقرار پوشش گیاهی بستگی به سطح شدت آتش‌سوزی دارد. همچنین

گیاهی ایفا می‌کند (۱۶). به طور خاص، بارش بیشتر از حد فصلی در یک سال پس از آتش‌سوزی تأثیر مثبتی بر بازسازی پوشش پس از آتش‌سوزی دارد، در حالی که دما و شرایط آب و هوایی طولانی‌مدت تأثیر قابل توجهی ندارند. این نشان می‌دهد که بهبود پوشش گیاهی به شدت توسط رطوبت موجود کنترل می‌شود و اثر دسترسی رطوبت بر استقرار اولیه پس از آتش‌سوزی مهم‌تر از رشد طولانی‌مدت جنگل در احیای پوشش گیاهی است (۳)؛ که این مسئله به نقش مؤثر بارش و رطوبت در احیای محیط سوخته مرتبط است. در این خصوص نتایج مشابهی در سایر بوم‌سامانه‌ها به دست آمده است.

خشک‌سالی پس از آتش‌سوزی برای بازسازی درختان پس از اختلال در محیط‌های مدیترانه نامطلوب است و از آنجایی که انتظار می‌رود در مناطق خشک و نیمه خشک شدت خشک‌سالی پس از آتش‌سوزی افزایش یابد، بنابراین احتمال افزایش تنش آبی پس از آتش‌سوزی ممکن است تأثیر قابل توجهی بر بوم‌سامانه و عدم بازسازی مناسب پوشش گیاهی شود (۲).

همچنین نتایج نشان داد که ناهنجاری‌های آب و هوایی منجر به کاهش روند بازسازی شده است. دمای حداقل و حداکثر بسته به شدت، فعالیت متابولیسی و قابلیت زیستی گیاه را مختل می‌کند؛ بنابراین یک گیاه زمانی می‌تواند به بالاترین عملکرد تولید و رشد برسد و دچار کمترین آسیب شود که در شرایط دمایی اپتیمال باشد (۱۶، ۱۳).

در مطالعه گسترده Van Leeuwen و همکاران (۲۶) در بازسازی پوشش گیاهی پس از آتش‌سوزی در مناطقی از آمریکا و اسپانیا به این نتیجه رسیدند که زمان حداقل و حداکثر دما با کمترین مقادیر NDVI منطبق بود. در این زمان‌ها، رشد بلوط و کاج بیش از حد متوقف شد و گیاهان علفی پیر شدند یا توسط برف پوشانده شوند. در واقع ناهنجاری‌های دمایی سبب کاهش در میزان رشد گیاهان شد و به این نتیجه رسیدند که بهترین سطح دمایی برای بازسازی این گیاهان، سطح متوسط دمایی بدون آنومالی است.

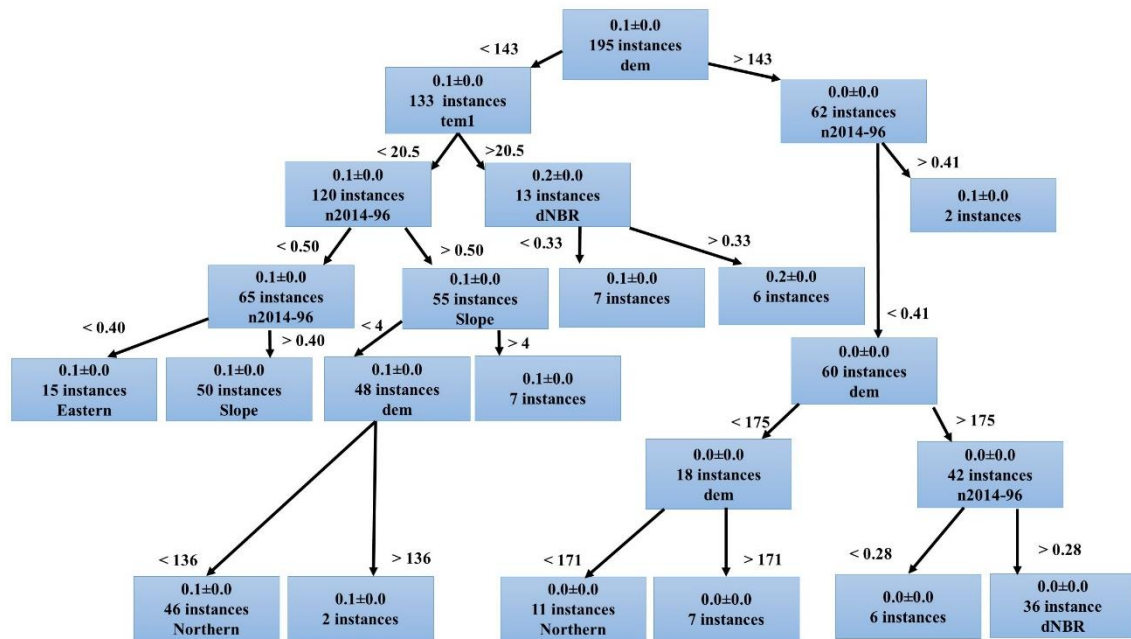
نتایج مدل‌سازی بر اساس درخت تصمیم نشان داد که مجموع بارش سالیانه، شدت سوختگی، ارتفاع از سطح دریا، دما و شاخص NDVI به ترتیب مهمترین شاخص‌های برای مدل‌سازی بازسازی پوشش گیاهی هستند. این مدل توانسته مطابق با درخت تصمیم ارائه داده شده در شکل ۴ به مدل‌سازی بازسازی پوشش گیاهی بپردازد. شکل ۶ نشان می‌دهد که در بین ۱۴ متغیر مستقل، درخت تصمیم براساس ۷ متغیر ارتفاع از سطح دریا، متوسط دمای سالیانه، میزان بارش سالیانه، شاخص شدت آتش‌سوزی، شاخص NDVI، شیب و جهت شمالی تشکیل شده است.

به‌عنوان یک عامل محدود کننده در رشد پوشش گیاهی اقلیم مدیترانه‌ای و نیمه مدیترانه‌ای تلقی می‌شود. در ارتفاعات معمولاً برای کامل کردن چرخه رشدی گیاهان چوبی احتیاج به طول فصل بیشتر است (۲). به همین علت ارتفاعات بالاتر ممکن است در نرخ بازسازی پوشش تأخیر ایجاد کند. مهم‌ترین عواملی که در شیب زیاد ایجاد محدودیت می‌کند عامل پایداری خاک است. معمولاً در مناطق کوهستانی و پرشیب پایداری خاک مهم است و خاک به‌عنوان بستر رشد گیاه در مناطق پرشیب ممکن است نتواند پوشش گیاهی منسجم و مترکمی داشته باشد و به همین دلیل تنها گیاهان سازگار با این شرایط رشد می‌کنند در مجموع شیب زیاد عامل محدود کننده استقرار و رشد پوشش گیاهی است در مجموع شیب زیاد هیچ‌گاه زمینه ساز رشد ایده آل پوشش گیاهی نیست و ممکن است سبب تغییر در ترکیب گیاهی شود (۷).

در تحقیق Levin و همکاران (۱۴) در بررسی تأثیر شیب و جهت در بازسازی پوشش گیاهی در کوه‌های سانتا مونیکا نیز مشاهده شد که دامنه‌های رو به جنوب خشک‌تر و داغ‌تر هستند؛ بنابراین بیشتر گیاهانی مانند درمنه آمریکایی (*Artemisia californica*)، بوته طلایی ساحلی (*Haplopappus venetus*) و سماق (*Malosma laurina*) حضور دارند. این گیاهان با توجه به اینکه میزان رشد کمی دارند (حدود یک متر ارتفاع) می‌توانند به سرعت بعد از آتش‌سوزی مستقر و احیا شوند (۲۲). از طرفی شیب‌های خنک‌تر و مرطوب‌تر رو به شمال معمولاً توسط مخلوطی از درختان برگ‌ریز مانند بلوط که می‌تواند تا چند متر ارتفاع داشته باشد، احاطه شده است (۱۰)؛ بنابراین در شیب‌های زیاد دامنه‌های شمالی برای ایجاد زیست‌توده چوبی و احیای پوشش سوخته زمان بیشتری نیاز است.

در رابطه با جهت دامنه، معمولاً دامنه‌های شمالی به علت تابش مایل نور خورشید و تبخیر و تعرق کمتر، رطوبت بیشتری دارند به همین دلیل در مناطق نیمه‌خشک مدیترانه‌ای نرخ بازسازی بیشتری را نشان می‌دهند (۲۸).

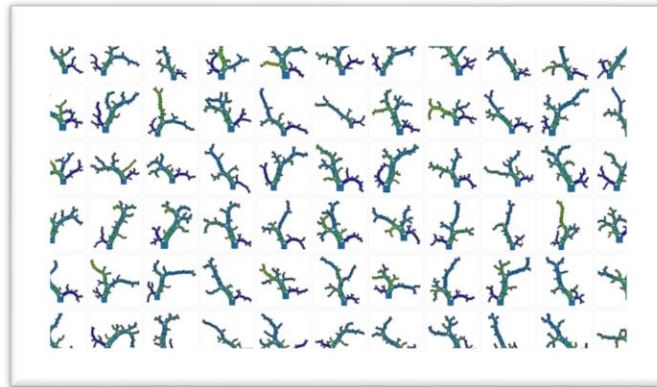
Van Leeuwen و همکاران (۲۶) گزارش دادند که جهات جنوبی، دارای درجه حرارت بیشتر در سطح خاک و پوشش گیاهی، تبخیر و تعرق بیشتر و در نتیجه بهره‌وری کمتر نسبت به جهات شمالی و شرقی دارند. این مسئله بخصوص در جنگل‌های با تاج باز و متأثر از حریق تشدید می‌شود. نتایج نشان داد که میزان بارش و متوسط دما بر بازسازی پوشش تأثیر مثبت داشته است و از سویی با کاهش میزان ناهنجاری (حداقل و حداکثر ناهنجاری دمایی در سال وقوع و کل دوره و ناهنجاری بارش در کل دوره) وضعیت پوشش گیاهی بهبود یافته است. نتایج این پژوهش با تحقیقات مشابه در این زمینه (۲۳، ۲۷) هم‌خوانی دارد. شرایط آب و هوایی در اولین فصل رشد پس از آتش‌سوزی، نقش مهمی را در احیای پوشش



شکل ۴- مدل‌سازی بازسازی پوشش گیاهی به روش درخت تصمیم‌گیری  
Figure 4. Modeling vegetation restoration by decision tree method

با میانگین‌گیری از نتایج تمامی درختان تصمیم می‌تواند نسبت به روش درخت تصمیم نتایج بهتری را ارائه دهد (شکل ۵).

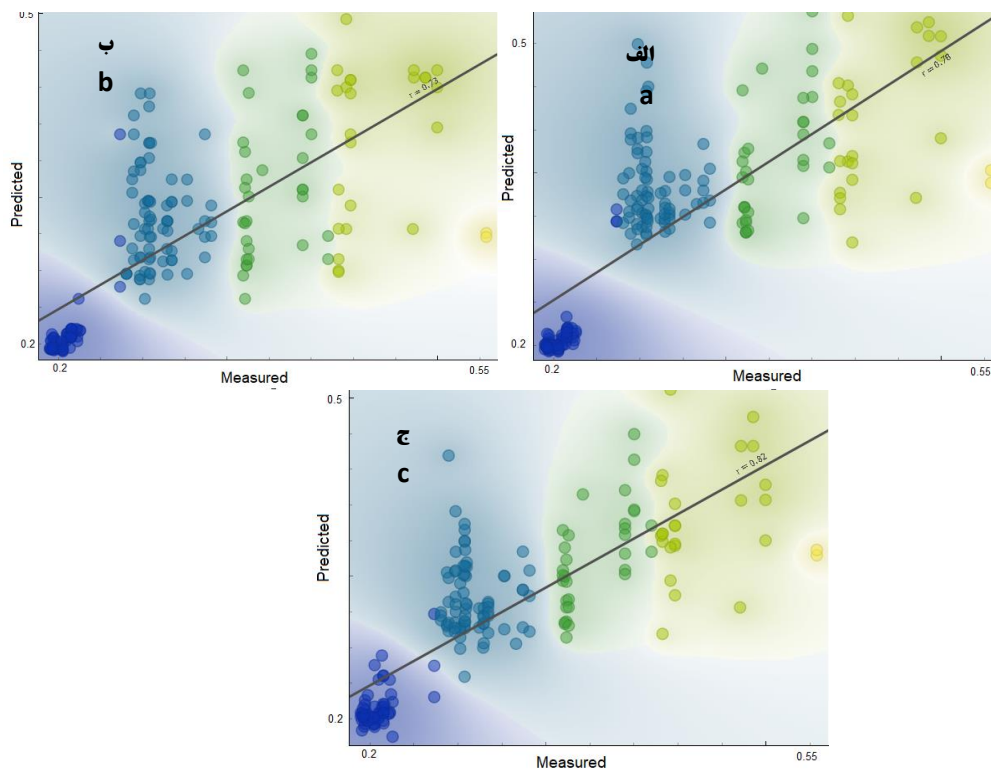
مدل‌سازی بازسازی پوشش گیاهی به روش جنگل تصادفی نشان داد که این روش با بهره‌گیری از مجموعه‌ای از درختان تصمیم که در شکل ۵ نشان داده شده‌اند و در نهایت



شکل ۵- مجموعه درختان تصمیم در الگوریتم جنگل تصادفی  
Figure 5. The set of decision trees in the random forest algorithm

شده در گرادیان تقویت شده با میزان ۰/۸۲ نسبت به دو روش دیگر بیشتر است که نشان‌دهنده دقت بیشتر این روش نسبت به دو روش دیگر است. نتیجه بررسی دقت روش تقویت گرادیان با نرخ یادگیری ۰/۱ و تعداد درخت ۱۰۰ در شکل ۵ (ج) نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود بیشترین تطابق با داده‌های وضعیت پوشش گیاهی کنونی (شاخص NDVI) مربوط به این روش است.

در شکل ۵ نتیجه ارزیابی دقت مدل‌سازی حاصل از روش‌های درخت تصمیم (الف)، جنگل تصادفی (ب) و روش تقویت گرادیان (ج) نشان داده شده است. بر این اساس روش جنگل تصادفی با میزان همبستگی معادل ۰/۷۳ بین داده‌های اندازه‌گیری شده و داده‌های برآورد با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی نسبت به دو روش دیگر دقت کمتری دارد؛ اما ضریب همبستگی بین داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی



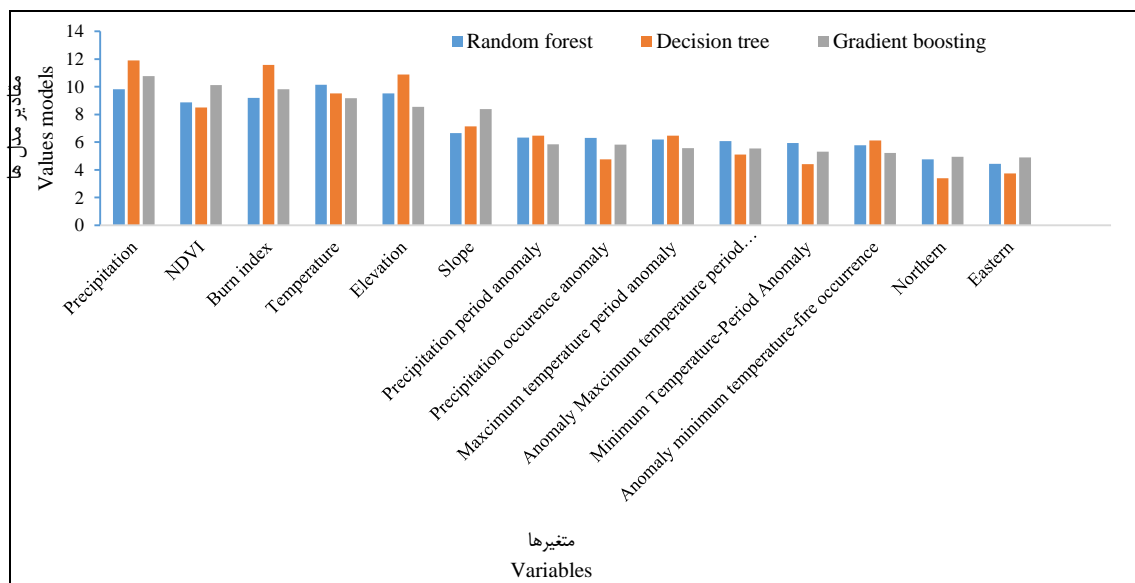
شکل ۶- ارزیابی دقت روش های مختلف، درخت تصمیم (الف)، جنگل تصادفی (ب) و تقویت گرادیان (ج)

Figure 6. Accuracy evaluation of different methods; decision tree (a), random forest (b) and gradient boosting (c)

جنگل تصادفی بازسازی پوشش بودند و به ترتیب عوامل بارش، شدت سوختگی، ارتفاع، دما و شاخص NDVI در مدل سازی با درخت تصمیم به عنوان عوامل اصلی بودند.

در روش تقویت گرادیان به ترتیب متغیرهای بارش سالیانه، میزان شاخص NDVI، شاخص شدت سوختگی، متوسط دمای سالیانه و ارتفاع از سطح دریا و شیب مؤثرترین متغیرها در بازسازی پوشش گیاهی بودند (شکل ۶).

نتایج مدل سازی جنگل تصادفی نشان داد که عوامل دما، بارش سالیانه، ارتفاع از سطح دریا، شدت سوختگی و میزان شاخص NDVI، مهمترین عوامل تأثیرگذار در مدل هستند. شاخص زاویه نسبت به شرق نیز کمترین تأثیر را در مدل سازی داشت (شکل ۶). همان طور که در شکل ۷ مشخص است به ترتیب متغیرهای دما، بارش، ارتفاع، شدت سوختگی و شاخص NDVI مهمترین عوامل در مدل سازی با



شکل ۷- اهمیت پارامترهای مختلف در سه مدل مورد بررسی

Figure 7. The importance of different parameters in the three investigated models

است. بعد از این روش، الگوریتم جنگل تصادفی با صحت با ضریب تبیین برابر با ۰/۶۰ و در نهایت روش درخت تصمیم با صحت ۰/۵۰ به‌ترتیب دارای بیشترین صحت و دقت هستند (جدول ۴).

نتایج ارزیابی مدل‌های مختلف مورد بررسی نشان داد که در بین سه روش مورد بررسی روش تقویت گرادیان با میزان ضریب تبیین برابر با ۰/۶۶ و همچنین مقدار RMSE برابر با ۰/۰۳ نسبت به دو روش دیگر دارای صحت و دقت بیشتری

جدول ۴- نتایج ارزیابی مدل‌های درخت تصمیم، تقویت گرادیان و جنگل تصادفی

Table 4. Evaluation results of decision tree, gradient boosting and random forest models

مدل Model	میانگین خطای مربعات MSE	خطای برآورد RMSE	ضریب تبیین R <sup>2</sup>
درخت تصمیم Decision tree	0.0013	0.03647	0.504
تقویت گرادیان Gradient boosting	0.0009	0.03006	0.663
جنگل تصادفی Random forest	0.0010	0.03270	0.601

پوشش گیاهی دارند. در بررسی تأثیر عوامل آب و هوایی بر بازسازی پوشش گیاهی مشخص شد که متغیرهای بارش و متوسط دما بیشترین تأثیر را بر بازسازی پوشش گیاهی پس از وقوع آتش دارند و با کاهش میزان ناهنجاری (حداقل و حداکثر ناهنجاری در سال وقوع و کل دوره) روند بازسازی پوشش گیاهی بهبود یافت. در هر سه الگوریتم مورد بررسی متغیرهای بارش و دما از عوامل مهم و مؤثر احیای پوشش گیاهی مناطق سوخته بودند. به‌طور کلی از رابطه مستقیم بین پوشش گیاهی بعد از وقوع آتش با متغیرهای بارش و دما و اهمیت بیشتر این دو متغیر در مدل‌سازی، چنین استنباط می‌شود که در منطقه مورد مطالعه عوامل آب و هوایی بیشتر از سایر عوامل می‌توانند در احیای پوشش گیاهی مناطق سوخته مؤثر باشند. اجرای مدل‌ها باید بر استفاده از متغیرهای محیطی دقیق و مناسب تمرکز کند زیرا می‌تواند قدرت مدل سازی الگوریتم‌ها را افزایش دهد.

روش پیشنهادی برای مدل‌سازی بازسازی پوشش گیاهی در کوتاه‌مدت برای منطقه مورد مطالعه است؛ اما قابل پیشنهاد و بررسی به مناطق دیگر با تغییر متغیرهای ورودی است. نتایج به‌دست‌آمده می‌تواند به بهبود دانش در مورد عواملی که الگوهای بازسازی پس از آتش‌سوزی یک بوم‌سامانه جنگلی را تحت شرایط مختلف محیطی و اقلیمی تعیین می‌کنند، مفید باشد. بنابراین، این پیشرفت‌ها می‌تواند به تصمیم‌گیرندگان کمک کند تا مشخص کنند که پوشش گیاهی در کدام مناطق پس از آتش‌سوزی‌های بزرگ به‌طور طبیعی بازسازی نمی‌شود و در نتیجه نیاز به اجرای برنامه‌های بازسازی خاصی دارد.

مدل‌های جنگل تصادفی و درخت تصمیم هم تا حدودی نقش مهم دما و بارش را در بازسازی پوشش اشیات کرده‌اند اما با توجه به اینکه مدل تقویت گرادیان بالاترین ضریب تبیین که برابر با ۰/۶۶۳ و کمترین خطا RMSE را نشان داد، لذا روش مدل‌سازی بهینه در این مطالعه است. نتایج سایر تحقیقات نیز در خصوص بازسازی پوشش گیاهی توانایی بهتر این مدل را نسبت به مدل‌های دیگر را نشان داده‌اند (۴،۲۳،۲۹). در هر سه مدل، بارش و دما عوامل مهم مؤثر بر بازسازی پوشش گیاهی بودند؛ بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که در این مناطق افزایش دقت و صحت در داده‌های بارش و دما به‌عنوان پارامترهای اساسی در مسیر بازسازی، می‌تواند به افزایش دقت و صحت مدل‌های پیشنهادی مربوط به بازسازی پوشش پس از حریق کمک کند.

### نتیجه‌گیری کلی

در این مطالعه با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین به مدل سازی بازسازی پوشش گیاهی پس از وقوع آتش در مناطق جنگلی پرداخته شد. نتایج حاصل از مدل‌سازی بازسازی پوشش گیاهی نشان داد که مدل تقویت گرادیان نسبت به دو مدل دیگر نتایج بهتری را نشان می‌دهد. در ابتدا به پرداخته شد. نتایج ارزیابی اثرات عوامل محیطی بر بازسازی پوشش گیاهی نشان داد که شاخص شدت سوختگی dNBR تأثیر منفی بر روی بازسازی پوشش گیاهی بعد از وقوع آتش دارد و هر چه شدت آتش سوزی بیشتر باشد بازسازی پوشش گیاهی با سرعت کمتری اتفاق می‌افتد. در بررسی عوامل توپوگرافی مشخص شد که ارتفاع و شیب رابطه عکس و دامنه‌های شمالی و شرقی رابطه مستقیمی با میزان بازسازی

### منابع

- Applestein, C., T. Caughlin and M.J. Germino. 2021. Weather affects post-fire recovery of sagebrush-steppe communities and model transferability among sites. *Ecosphere*, 12(4): p.e03446.
- Broncano, M.J. and J. Retana 2004. Topography and forest composition affecting the variability in fire severity and postfire regeneration occurring after a large fire in the Mediterranean basin. *International Journal of Wildland Fire*, 13: 209-216
- Cohen, W.B. and S.N. Goward. 2004. Landsat's role in ecological applications of remote sensing. *Bioscience*, 54(6): 535-545.
- Eskandari, S., M. Amiri, N. Sādhasivam and H.R. Pourghasemi. 2020. Comparison of new individual and hybrid machine learning algorithms for modeling and mapping fire hazard: a supplementary analysis of fire hazard in different counties of Golestan Province in Iran. *Natural Hazards*, 104(1): 305-327.

5. Forkel, M., N. Andela, S.P. Harrison, G. Lasslop, M. Van Marle, E. Chuvieco and A. Arneth. 2019. Emergent relationships with respect to burned area in global satellite observations and fire-enabled vegetation models. *Biogeosciences*, 16(1): 57-76.
6. Goodale, C.L., J.D. Aber and S.V. Ollinger. 1998. Mapping monthly precipitation, temperature, and solar radiation for Ireland with polynomial regression and a digital elevation model. *Climate research*, 10(1): 35-49.
7. Gouveia, C., C.C. DaCamara and R.M. Trigo. 2010. Post-fire vegetation recovery in Portugal based on spot/vegetation data. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 10(4): 673-684.
8. Heydari, M., H. Moradizadeh, R. Omidipour, A. Mezbani and D. Pothier. 2020. Spatio-temporal changes in the understory heterogeneity, diversity, and composition after fires of different severities in a semiarid oak (*Quercus brantii* Lindl.) forest. *Land Degradation & Development*, 31(8): 1039-1049.
9. Ireland, G and G.P. Petropoulos. 2015. Exploring the relationships between postfire vegetation regeneration dynamics, topography and burn severity: A case study from the montane cordillera ecozones of western Canada. *Applied Geography*, 56: 232-248.
10. Keeler-Wolf, T., J. Evens, S. San, A. Klein, E. Kentner, M. Schindel, D. Hickson, J. Christian and C. Hohn. 2006. Vegetation classification of the Santa Monica Mountains National Recreation Area and environs in Ventura and Los Angeles counties, California. Submitted by the California Department of Fish and Game Wildlife and Habitat Data Analysis Branch and the California Native Plant Society Vegetation Program to the National Park Service.
11. Key, C.H. and N.C. Benson. 2006. Landscape Assessment Sampling and Analysis Methods. US Department of Agriculture Forest Service, 164: 1-55.
12. Kinoshita, A.M. and T.S. Hogue. 2011. Spatial and temporal controls on post-fire hydrologic recovery in Southern California watersheds. *Catena*, 87: 240-252.
13. Kukavskaya, E.A., L.V. Buryak, E.G. Shvetsov, S.G. Conard and O.P. Kalenskaya. 2016. The impact of increasing fire frequency on forest transformations in southern Siberia *Forest Ecology Management*, 35: 225-382.
14. Levin, D., J. Dmochowski and Y. Bordeaux. 2020. Determinants of post-fire vegetation recovery in the Santa Monica Mountains, southern California. Thesis for Master of Science in Applied Geosciences, 2-12.
15. Li, X., H. Zhang, G. Yang, Y. Ding and J. Zhao. 2018. Post-fire vegetation succession and surface energy fluxes derived from remote sensing. *Remote Sensing*, 10(7): 1000.
16. Meng, R., P.E. Dennison, C. Huang, M.A. Moritz, C. D'Antonio. 2015 Effects of fire severity and post-fire climate on short-term vegetation recovery of mixed-conifer and red fir forests in the Sierra Nevada Mountains of California. *Remote Sens. Environ*, 171: 311-325.
17. Meng, R., J. Wu, F. Zhao, B.D. Cook, R.P. Hanavan and S.P. Serbin. 2018. Measuring short-term post-fire forest recovery across a burn severity gradient in a mixed pine-oak forest using multi-sensor remote sensing techniques. *Remote Sensing of Environment*, 210: 282-296.
18. Montorio, R., F. Pérez-Cabello, D.B. Alves and A. García-Martín. 2020. Unitemporal approach to fire severity mapping using multispectral synthetic databases and Random Forests. *Remote Sensing of Environment*, 249: 112025.
19. Pereira, P., A. Cerdà, A.J. Lopez, L.M. Zavala, J. Mataix-Solera, V. Arcenegui and A. Novara. 2016. Short-term vegetation recovery after a grassland fire in Lithuania: The effects of fire severity, slope position and aspect. *Land Degradation & Development*, 27(5): 1523-1534.
20. Picotte, J.J., C.A. Cansler, C.A. Kolden, J.A. Lutz, C. Key, N.C. Benson and K.M. 2021. Determination of burn severity models ranging from regional to national scales for the conterminous United States. *Remote Sensing of Environment*, 263: 112569.
21. Rahmani, N., K. Shahedi, K. Soleimani and M.H. Miriyagoubzadeh. 2012. Investigating land use changes in Kesilian watershed using multi-temporal images. *Rangeland and Watershed Journal*, Iran Natural Resources Journal, 65(1): 35-47 (In Persian).
22. Rundel, P.W., M.T. Arroyo, R.M. Cowling, J.E. Keeley, B.B. Lamont, J.G. Pausas and P. Vargas. 2018. Fire and plant diversification in Mediterranean-climate regions. *Frontiers in Plant Science*, 9: 851.
23. Sachdeva, S., T. Bhatia and A.K. Verma. 2018. GIS-based evolutionary optimized Gradient Boosted Decision Trees for forest fire susceptibility mapping. *Natural Hazards*, 92(3): 1399-1418.
24. Shvetsov, E.G., E.A. Kukavskaya, L.V. Buryak and K. Barrett. 2019. Assessment of post-fire vegetation recovery in Southern Siberia using remote sensing observations. *Environmental Research Letters*, 14(5): 055001.
25. Talebi, A. and Z. Akbari. Investigation of ability of decision Trees model to estimate river suspended sediment (Case Study: Ilam Dam Basin). 2013. *Water and Soil Science*, 17(63): 109- 121 (In Persian).
26. Van Leeuwen, W.J., G.M. Casady, D.G. Neary, S. Bautista, J.A. Alloza, Y. Carmel and B.J. Orr. 2010. Monitoring post-wildfire vegetation response with remotely sensed time-series data in Spain, USA and Israel. *International Journal of Wild land Fire*, 19(1): 75-93.
27. Veraverbeke, S., S. Harris and S. Hook. 2011. Evaluating spectral indices for burned area discrimination using MODIS/ASTER (MASTER) airborne simulator data. *Remote Sensing of Environment*, 115: 2702-2709.
28. Viana-Soto, A., I. Aguado and S. Martínez. 2017. Assessment of post-fire vegetation recovery using fire severity and geographical data in the mediterranean region (Spain). *Environments*, 4(4): 90.
29. Zhang, H., A. Eziz, J. Xiao, S. Tao, S. Wang, Z. Tang and J. Fang. 2019. High-resolution vegetation mapping using eXtreme gradient boosting based on extensive features. *Remote Sensing*, 11(12): 1505.
30. Zhu, C., Ding, J. Zhang and Z. Wang. 2022. Exploring the potential of UAV hyperspectral image for estimating soil salinity: Effects of optimal band combination algorithm and random forest. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 279: 121416.

## Modeling Post-Fire Vegetation Recovery using Satellite and Environmental Data in Zagros Forest Ecosystem, Ilam

Saeideh Karimi,<sup>1</sup> Mehdi Heydari<sup>2</sup>, Javad Mirzaei<sup>3</sup>, Omid Karami<sup>4</sup> and Amir Mosavi<sup>5</sup>

1- PhD student of forest sciences, Ilam University

2- Associate Professor, Ilam University, (Corresponding author: m.heidari@ilam.ac.ir)

3- Associate Professor of Ilam University

4- Expert of Ilam Natural Resources office

5- Associate Professor, Faculty of Informatics, Obuda University

Received: 23 August, 2022 Accepted: 17 October, 2022

### Extended Abstract

**Introduction and Objective:** The occurrence of fires is one of the important factors that determine the different characteristics of many terrestrial ecosystems. For a long time, fires have severely affected forest areas, and sometimes their negative effects remain for several years after the occurrence of the fire, so that the state of vegetation does not return to its previous state. The aim of this study is to model the restoration of vegetation in Zagros forests (Ilam province) following fire.

**Material and Methods:** We used various climatic and environmental data as independent variables (vegetation at the time of fire (NDVI+1), burn severity index, temperature and precipitation anomaly, average temperature, annual precipitation, slope, aspect, and elevation) and NDVI +5 as dependent variable for the modeling (using random forest, decision tree and gradient boosting) the vegetation recovery following fire. Landsat satellite images were used to prepare indices indicating vegetation density status and burn severity, and after preprocessing the images, these indices were prepared by spectral ratio. Climatic variables (precipitation, average temperature, minimum temperature and maximum temperature) were also estimated according to the regression relationships between these variables and the elevation in the study area. Finally, three machine learning algorithms, including decision tree, random forest, and gradient boosting, were used for modeling, and also the accuracy of these models were evaluated.

**Results:** The results showed that among the various variables investigated, the annual precipitation, average annual temperature, normalized vegetation difference index (NDVI) and burn intensity index at the time of fire were the most important factors affecting the vegetation restoration post fire in these forests. The precipitation and temperature were the most important factors affecting the restoration among the mentioned factors. Also, the results showed that among the different models, the gradient boosting algorithm with  $R^2 = 0.66$  models vegetation restoration better than other models. In this model, the climatic factors were the most important in the vegetation recovery.

**Conclusion:** According the relationships between the NDVI and other studied factors and the results of the modeling; it is possible to explain the effective role of climate factors in the vegetation restoration in the study area.

**Keywords:** Burn severity index, Machine learning, Satellite images, Vegetation recovery, Zagros