



Predicting Potential Wildfire-Prone Areas in the Forests and Rangelands of the Central Zagros under Climate Change Scenarios Using the MaxEnt Model

Zahra Mohammadi Dehcheshmeh¹, Ali Asghar Naghipour^{2*}, Esmail Asadi Boroujeni²,
Zahra Heidari Ghahfarrokhi³

1. MSc. in Rangeland Science and Engineering, Faculty of Natural Resources and Earth Sciences, Shahrekord University, Shahrekord, I.R. Iran.

2. Associate Prof., Faculty of Natural Resources and Earth Sciences, Shahrekord University, Shahrekord, I.R. Iran.

3. Ph.D. in Rangeland Science and Engineering, Faculty of Natural Resources and Earth Sciences, Shahrekord University, Shahrekord, I.R. Iran.

* Corresponding author: aa.naghipour@sku.ac.ir

Received date: 09/07/2026

Accepted date: 26/07/2026



[10.22034/jdmal.2026.2093885.1533](https://doi.org/10.22034/jdmal.2026.2093885.1533)

Abstract

Wildfires significantly contribute to land degradation and threaten forest and rangeland ecosystems in arid and semi-arid areas. They reduce vegetation cover, speed up soil erosion, and weaken ecosystem stability. This research focused on modeling wildfire risk distribution and examining how climate change might shift fire-prone zones in the Central Zagros, using the Maximum Entropy (MaxEnt) model. The model was developed using 1,910 wildfire records from 2020 to 2024, along with 14 environmental variables, including bioclimatic factors, topography, land use, and the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). After removing multicollinearity among predictor variables, the MaxEnt model was applied. Climate change impacts were assessed using the HadGEM2-CC and MRI-ESM2-0 General Circulation Models (GCMs) under SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios for 2050 and 2070. The model showed strong predictive ability with an AUC of 0.82. Key predictors of wildfire risk included annual precipitation, land use, and slope, which together accounted for 67.9% of the model. About 27.9% of the area was classified as high risk, mainly in the western, northwestern, and central regions of the Central Zagros. Climate projections suggest that climate change may create new fire-prone zones across the region, affecting between 5.87% and 15.58% of the area depending on the climate model and emission scenario. This indicates a spatial shift in wildfire hotspots. The results offer crucial insights for prioritizing management areas, optimizing vegetation fuel control, establishing early warning systems, and planning proactive strategies to prevent land degradation and promote sustainable use of arid and semi-arid ecosystems.

How to cite this article

Mohammadi Dehcheshmeh, Z., Naghipour, A.A., Asadi Boroujeni, E., and Heidari Ghahfarrokhi, Z. (2026). Predicting Potential Wildfire-Prone Areas in the Forests and Rangelands of the Central Zagros under Climate Change Scenarios Using the MaxEnt Model. *Desert Management*, 14(1), 21-44. DOI: [10.22034/jdmal.2026.2093885.1533](https://doi.org/10.22034/jdmal.2026.2093885.1533)



Extended Abstract

Introduction

Wildfires significantly contribute to land degradation and threaten forest and rangeland ecosystems in arid and semi-arid areas. They reduce vegetation, speed up soil erosion, and weaken ecosystem stability. In Central Zagros, wildfires are a recurring disturbance with serious effects on biogeochemical cycles, canopy dynamics, and biodiversity (3, 8). Since fire regimes depend heavily on climate factors such as temperature, precipitation, and fuel moisture, predicting where fires might occur under different climate scenarios is essential for adaptive management (6, 26). Previous studies of wildfire susceptibility in the Zagros have generally focused on individual climatic, vegetation, topographic, or anthropogenic drivers, with limited integration of these factors under future climate scenarios. In this study, climatic conditions, vegetation fuel characteristics, land use, topography, and human-accessibility factors were integrated within a unified MaxEnt framework to identify spatial patterns of wildfire susceptibility. The study further examined the potential redistribution of fire-prone areas under CMIP6-based SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios for 2050 and 2070. This integrated framework provides a spatially explicit basis for identifying emerging wildfire hotspots and supporting climate-adaptive fire management and land-degradation prevention in the Central Zagros.

Materials and Methods

The study area, approximately 289,219 km² in size, covers the central, western, and northwestern parts of the Zagros range, including the provinces of Lorestan, Chaharmahal va Bakhtiari, Kohgiluyeh va Boyer-Ahmad, Fars, and Isfahan (Fig. 1). We used 1,910 wildfire occurrence points recorded from 2020 to 2024, which were spatially filtered to reduce spatial autocorrelation effects. The initial predictor set included 19 bioclimatic variables from WorldClim, three topographic factors (elevation, slope, aspect), land use/land cover, Euclidean distances to roads, rivers, and settlements, and NDVI from Landsat 9 images processed in Google Earth Engine. We checked for multicollinearity using Pearson's correlation coefficient (threshold $r > 0.8$) and VIF (threshold > 5) with the `usdm` package in R, resulting in 14 final predictor variables (see Table 1 and Fig. 2). The modeling employed the MaxEnt algorithm, with 75% of occurrence data for training and 25% for testing, across 15 bootstrap runs and 10,000 background points. Future climate scenarios were based on two GCMs (HadGEM2-CC and MRI-ESM2-0) under SSP2-4.5 and SSP5-8.5 pathways. Model accuracy was assessed via ROC curves and AUC scores, while variable importance was determined using the Jackknife test. The binary risk map was thresholded at the 10th percentile of training presence, and spatial changes were analyzed by calculating the areas of stable, lost, and newly vulnerable fire zones.

Results

The validation results showed an AUC of 0.82, indicating good discriminatory performance of the MaxEnt model in identifying wildfire-prone and non-prone areas (Fig. 3). The relative contribution analysis showed that annual precipitation (BIO12), land use/land cover, and slope were the most influential predictors, jointly accounting for 67.9% of the model contribution (Fig. 4). Approximately 27.9% of the study area was classified as high wildfire risk, with high-risk areas mainly concentrated in the western, central, and northwestern parts of the Central Zagros, including Lorestan, Chaharmahal va Bakhtiari, Kohgiluyeh va Boyer-Ahmad, northern Fars, and western and southern Isfahan provinces (Fig. 5). Future climate projections under SSP2-4.5 and SSP5-8.5 indicated the emergence of new wildfire-prone areas across the region, with their extent ranging from 4,735 to 11,541 km² for HadGEM2-CC and from 7,294 to 12,561 km² for MRI-ESM2-0. The largest expansion of newly suitable wildfire-prone areas occurred under SSP5-8.5 in 2070 based on MRI-ESM2-0, reaching 12,561 km², equivalent to 15.58% of the currently susceptible areas. In contrast, some areas currently classified as wildfire-prone were projected to lose their susceptibility, with the largest reduction reaching 9,937 km² under SSP5-8.5 in 2070 based on MRI-ESM2-0. Overall, newly emerging wildfire-prone areas exceeded the areas losing susceptibility under all climate scenarios, resulting in a positive net change in the spatial extent of wildfire-prone areas ranging from 0.91% to 8.65% (Figures 6 and 7, and Table 2).

Discussion and Conclusions

This study validates the effectiveness of the Maximum Entropy (MaxEnt) model in spatially predicting wildfire risk within the Central Zagros region. The model's strong performance, indicated by an AUC of

0.82, confirms its ability to reliably differentiate between fire-prone and non-fire-prone areas, aligning with previous research that supported MaxEnt's use in environmental hazard modeling in arid and semi-arid ecosystems (6, 10, 27, 42). Key predictors include annual precipitation, land use, and slope, which together explain nearly 68% of the model's influence. The significance of annual precipitation suggests that fire risk is linked not only to low rainfall but also to the seasonal timing of precipitation and biomass buildup. Wetter years promote vegetative growth, increasing fuel loads that become more combustible during dry seasons. This indirect effect of rainfall on fire risk matches findings from several studies (7, 21, 32, 33, 39, 45). Land use ranks as the second most important factor, with dense forests, woodlands, and thick rangelands showing higher susceptibility, emphasizing that fuel quantity and continuity are vital for fire spread, consistent with research highlighting vegetation structure as a key control of fire behavior (16, 31). Conversely, rocky and bare areas show the lowest risk, reaffirming that vegetation fuel is essential for ignition and fire propagation. Slope revealed a counterintuitive pattern: higher fire probabilities were on low to moderate slopes, contrary to studies emphasizing steeper slopes due to faster flame spread (10, 12, 37). This likely reflects greater vegetation cover, higher human activity, and better accessibility in flatter terrain, suggesting that indirect effects of slope outweigh its direct physical impact in this region. The final risk map indicates that about 27.9% of the study area is in the high-risk zone, mainly in western, northwestern, and central Zagros. These areas, with dense vegetation and favorable climate conditions, should be prioritized for fire prevention. Climate change projections under SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios show that fire risk will not grow evenly. Instead, fire-prone zones are expected to shift spatially: some high-risk areas may become less susceptible, while new areas will become vulnerable. Across all scenarios, the size of these new vulnerable zones is larger than those that decline, leading to a net increase in exposed land. This shift aligns with global research linking altered fire regimes to rising temperatures, changing rainfall patterns, and frequent droughts (13, 20, 23, 51). From a management viewpoint, these findings highlight the need for adaptive, proactive strategies that go beyond depending solely on historical fire hotspots. Ongoing monitoring, regular updates of risk maps, early warning systems, and targeted fuel removal in newly vulnerable zones are crucial for reducing future environmental and economic impacts in the delicate Zagros ecosystems. Future studies should incorporate multi-model ensembles and higher-resolution data to minimize uncertainties and improve predictive accuracy.

Keywords: Wildfire hazard zonation, General Circulation Models (GCMs), Emission scenarios, and Geographic Information System (GIS).

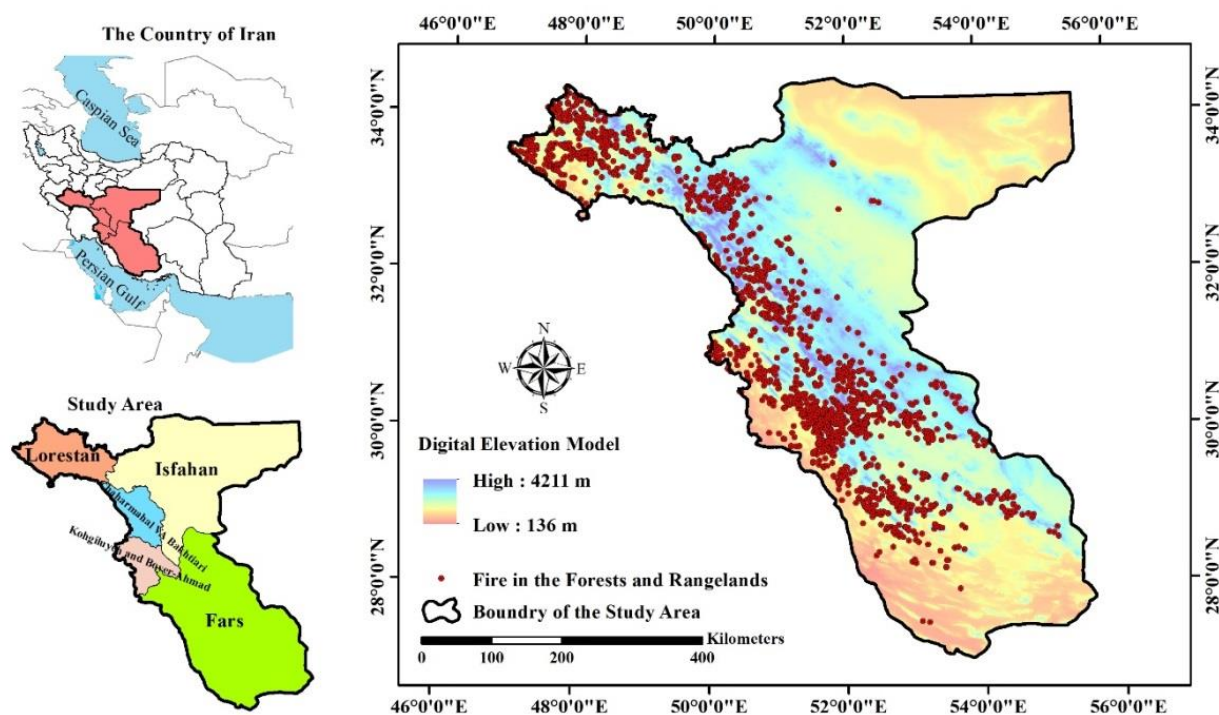


Fig 1. Location of the study area

Table 1. Environmental Variables Used in Spatial Modeling of Forest and Rangeland Fire Risk in the Central Zagros

Abbreviation	Variable Description	Source
BIO ₁	Annual Mean Temperature	http://www.worldclim.org
BIO ₃	Isothermality	http://www.worldclim.org
BIO ₇	Temperature Annual Range (BIO ₅ -BIO ₆)	http://www.worldclim.org
BIO ₁₂	Annual Precipitation	http://www.worldclim.org
BIO ₁₄	Precipitation of Driest Month	http://www.worldclim.org
BIO ₁₅	Precipitation Seasonality (Coefficient of Variation)	http://www.worldclim.org
BIO ₁₈	Precipitation of Warmest Quarter	http://www.worldclim.org
DEM	Digital Elevation Model	http://www.worldclim.org
Slope	Slope	Derived from DEM
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index	http://earthengine.google.com
Landuse	-	Organization of Natural Resources and Watershed Management of Iran
River	Distance to River	National River Network Map
Roads	Distance to Roads	National Road Network Map
Settlement	Distance to Settlement	National Village Settlement Map

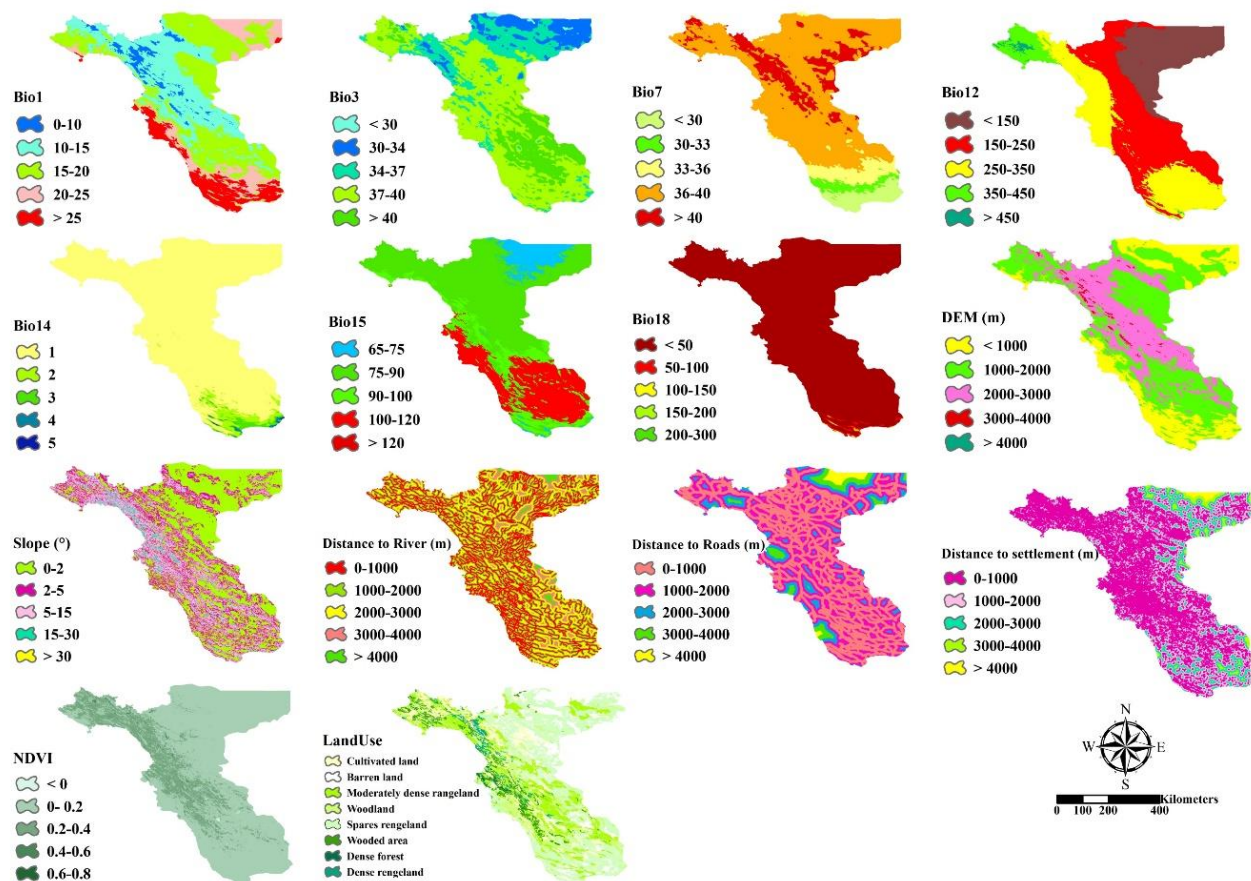


Fig 2. Spatial distribution of sub-criteria for fire hazard potential assessment in the study area

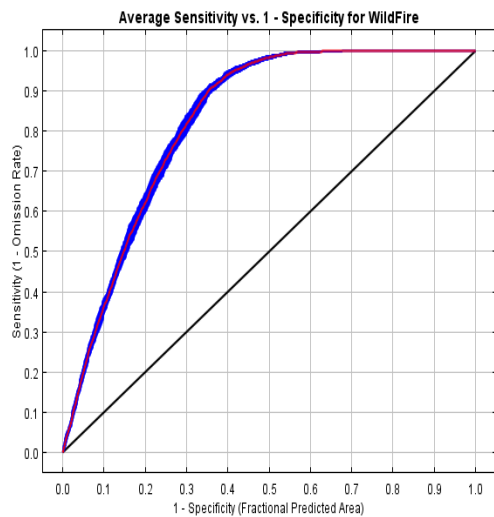


Fig 3. Receiver operating characteristic (ROC) curve and area under the curve (AUC)

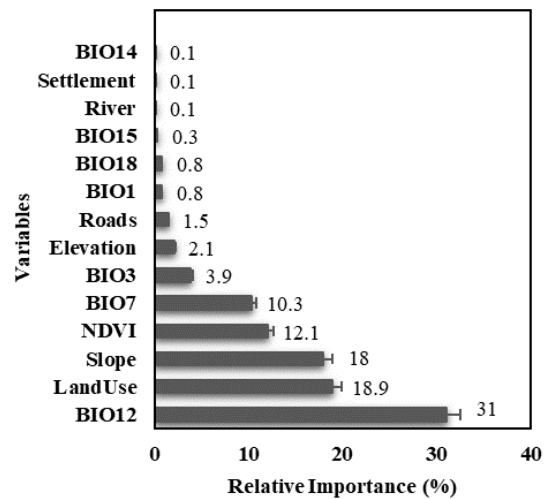


Fig 4. Relative Contribution of Environmental Factors to Wildfire Occurrence

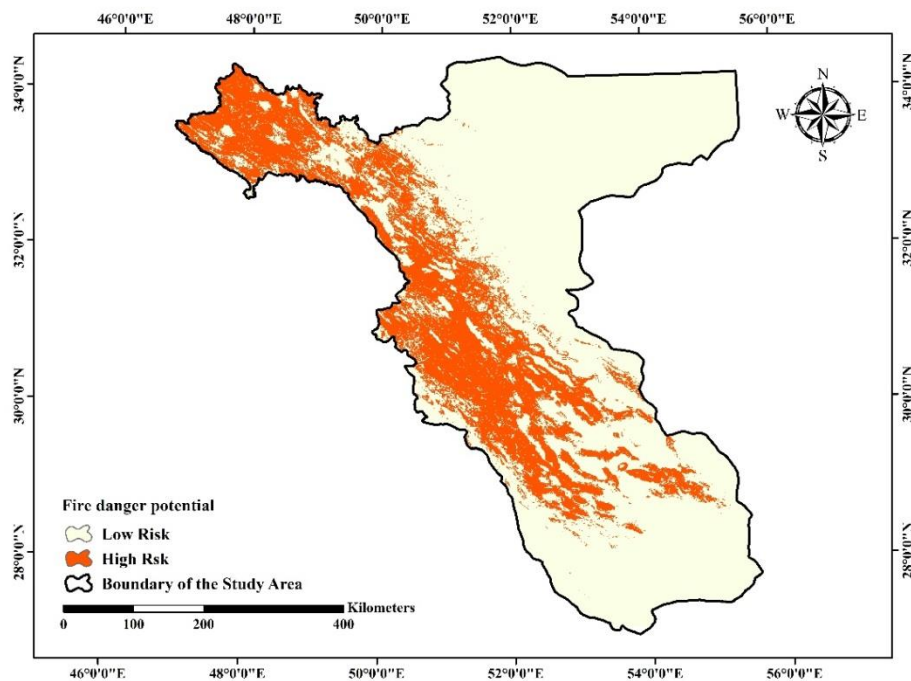


Fig 5. Wildfire hazard susceptibility map utilizing MaxEnt approach

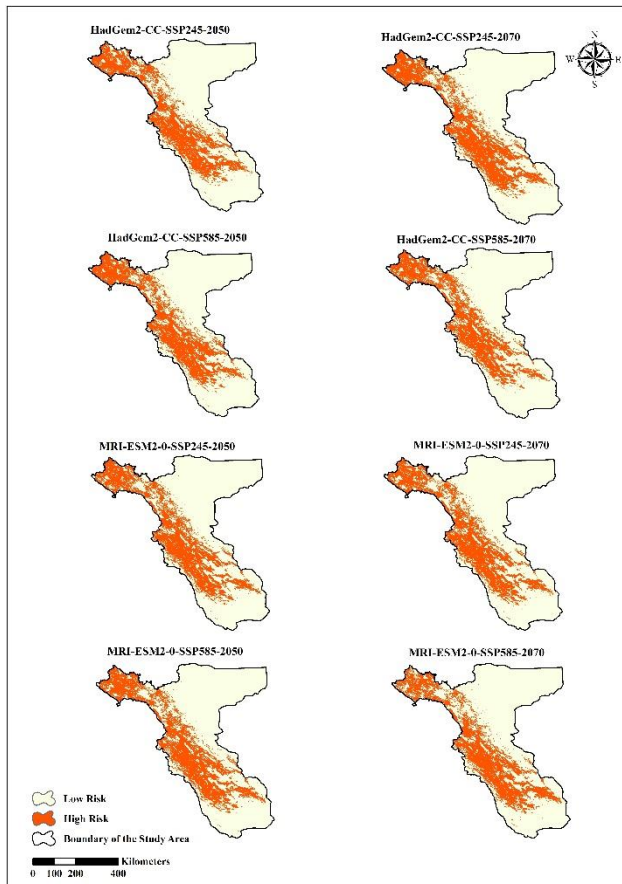


Fig 6. Projected wildfire hazard classification under future climatic scenarios

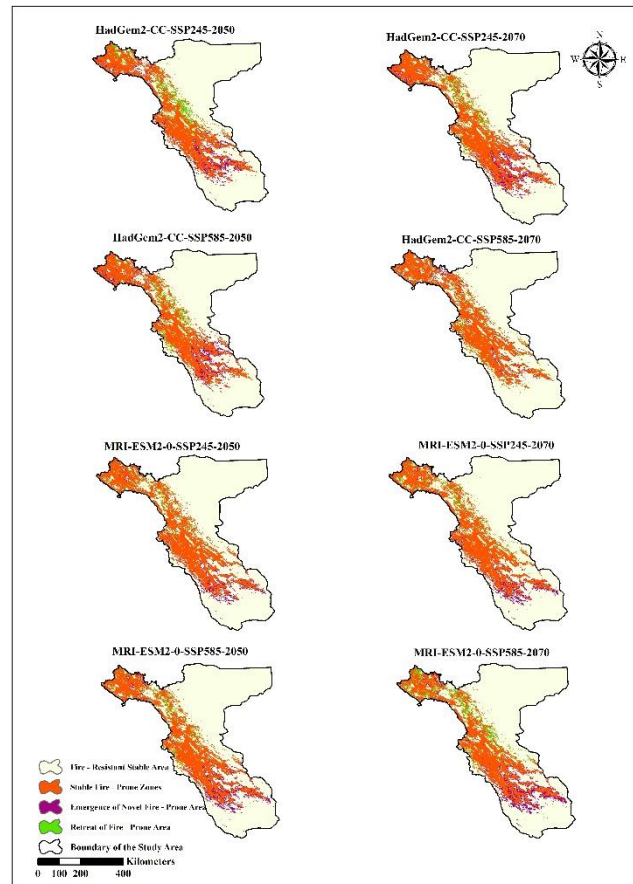
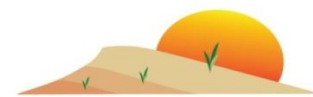


Fig 7. Projected wildfire hazard shifts under future climate scenarios

Table 2. Spatiotemporal dynamics of wildfire susceptibility under different climate change scenarios compared with the baseline condition (km² and %)

Year	Scenario	Persistent Zones	Resistant Stable Areas	Retreat Area	Percentage Decrease	Emergence of Novel Area	Percentage Increase	Net Changes
HadGEM2-CC								
2050	SSP2-4.5	72899	151661	7697	9.55	10866	13.48	+3.93
	SSP5-8.5	75611	197759	4986	6.18	10862	13.47	+7.29
2070	SSP2-4.5	76023	197081	4574	5.67	11541	14.32	+ 8.65
	SSP5-8.5	76593	203887	4004	4.96	4735	5.87	+0.91
MRI-ESM2-0								
2050	SSP2-4.5	77420	201327	3176	3.94	7294	9.05	+5.11
	SSP5-8.5	76079	198259	4518	5.6	10363	12.85	+7.25
2070	SSP2-4.5	75846	200252	4751	5.9	8370	10.38	+4.48
	SSP5-8.5	70660	196060	9937	12.33	12561	15.58	+3.25



پیش‌بینی مکان‌های احتمالی خطر آتش‌سوزی در جنگل‌ها و مراتع زاگرس مرکزی بر اساس سناریوهای تغییر اقلیم با بهره‌گیری از مدل MaxEnt

زهرا محمدی ده چشمه^۱، علی اصغر نقی‌پور^{۲*}، اسماعیل اسدی بروجنی^۲، زهرا حیدری قهفرخی^۳

۱. دانش‌آموخته کارشناسی ارشد علوم و مهندسی مرتع، دانشکده منابع طبیعی و علوم زمین، دانشگاه شهرکرد.

۲. دانشیار، دانشکده منابع طبیعی و علوم زمین، دانشگاه شهرکرد.

۳. دانش‌آموخته دکتری علوم و مهندسی مرتع، دانشکده منابع طبیعی و علوم زمین، دانشگاه شهرکرد.

* نویسنده مسئول: aa.naghipour@sku.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۵/۰۴

تاریخ دریافت: ۱۴۰۵/۰۴/۱۸



[10.22034/jdmal.2026.2093885.1533](https://doi.org/10.22034/jdmal.2026.2093885.1533)

چکیده

آتش‌سوزی یکی از مهم‌ترین عوامل تخریب سرزمین و تهدیدکننده بوم‌سازگان‌های جنگلی و مرتعی، به‌ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک است که با کاهش پوشش گیاهی و تشدید فرسایش خاک، پایداری این بوم‌سازگان‌ها را تضعیف می‌کند. هدف پژوهش حاضر، تعیین پراکنش مکانی خطر آتش‌سوزی و ارزیابی تأثیر تغییر اقلیم بر جابه‌جایی پهنه‌های مستعد آتش‌سوزی در زاگرس مرکزی با بهره‌گیری از مدل پیشینه آن‌تروپی (MaxEnt) بود. بدین منظور، ۱۹۱۰ رخداد آتش‌سوزی ثبت‌شده در سال‌های ۱۳۹۹ تا ۱۴۰۳ به همراه ۱۴ متغیر محیطی شامل عامل‌های زیست‌اقلیمی، توپوگرافی، پوشش زمین و شاخص پوشش گیاهی (NDVI) به‌عنوان متغیر پیش‌بینی کننده استفاده شد. پس از حذف هم‌خطی میان متغیرها، مدل پیشینه آن‌تروپی اجرا و تأثیر تغییر اقلیم با بهره‌گیری از مدل‌های گردش عمومی HadGEM2-CC و MRI-ESM2-0 زیر سناریوهای SSP2-4.5 و SSP5-8.5 برای سال‌های ۱۴۲۹ (۲۰۵۰ میلادی) و ۱۴۴۹ (۲۰۷۰ میلادی) بررسی شد. نتایج نشان داد که مدل از دقت مناسبی برخوردار بوده و مقدار AUC برابر با ۰/۸۲ به‌دست آمد. متغیرهای بارندگی سالانه، کاربری اراضی و شیب به‌ترتیب عوامل مؤثر بر آتش‌سوزی هستند و در مجموع ۶۷/۹٪ از سهم مشارکت مدل را به خود اختصاص دادند. بر اساس نتایج، حدود ۲۷/۹٪ از منطقه مورد بررسی در طبقه پرخطر قرارگرفت که بیشتر در بخش‌های غرب، شمال غرب و مرکز زاگرس مرکزی متمرکز بود. همچنین، نتایج سناریوهای اقلیمی آینده نشان داد که در اثر تغییر اقلیم، نواحی جدید مستعد آتش‌سوزی در بخش‌های مختلف منطقه ظاهر خواهند شد، به‌طوری که وسعت این پهنه‌ها بسته به مدل اقلیمی و سناریوی انتشار، بین ۵/۸۷ تا ۱۵/۵۸٪ متغیر خواهد بود که بیانگر جابه‌جایی مکانی کانون‌های خطر آتش‌سوزی در آینده‌است. نتایج این پژوهش می‌تواند در شناسایی مناطق اولویت‌دار، مدیریت سوخت‌های گیاهی، استقرار سامانه‌های هشدار سریع و برنامه‌ریزی اقدامات پیشگیرانه برای کاهش تخریب سرزمین و مدیریت پایدار بوم‌سازگان‌های خشک و نیمه‌خشک مورد استفاده قرار بگیرد.

واژگان کلیدی: پهنه‌بندی خطر، مدل‌های گردش عمومی، سناریوهای انتشار، سامانه اطلاعات جغرافیایی.

استناد به این مقاله

محمدی ده‌چشمه، زهرا، نقی‌پور، علی اصغر، اسدی بروجنی، اسماعیل و حیدری قهفرخی، زهرا. (۱۴۰۵). پیش‌بینی مکان‌های احتمالی خطر آتش‌سوزی در جنگل‌ها و مراتع زاگرس مرکزی بر اساس سناریوهای تغییر اقلیم با بهره‌گیری از مدل MaxEnt. مدیریت بیابان، ۱۴(۱)، ۲۱-۴۴.

DOI: [10.22034/jdmal.2026.2093885.1533](https://doi.org/10.22034/jdmal.2026.2093885.1533)



مقدمه

جنگل‌ها و مراتع به عنوان یکی از مهم‌ترین بوم‌سازگان‌های طبیعی، نقشی اساسی در حفظ تعادل بوم‌شناختی، پایداری عملکرد بوم‌سازگان‌ها، تنظیم چرخه‌های زیستی و حمایت از تنوع زیستی دارند (۳، ۸). با این حال، این منابع ارزشمند در معرض تهدیدهای متعددی قرار دارند که در میان آن‌ها، آتش‌سوزی یکی از مخرب‌ترین و پیچیده‌ترین اختلالات اکولوژیکی است. وقوع آتش‌سوزی می‌تواند ساختار و عملکرد بوم‌سازگان‌ها را دگرگون کند، بر چرخه‌های بیوژئوشیمیایی تأثیر بگذارد، تنوع زیستی را کاهش دهد و پایداری منابع طبیعی در بوم‌سازگان‌های جنگلی و مرتعی را به شدت زیر تأثیر قرار دهد (۸). افزون بر این، آتش‌سوزی با از بین بردن پوشش گیاهی، تشدید فرسایش خاک، افزایش رواناب سطحی، کاهش حاصلخیزی خاک و تغییر در پویایی سیمای سرزمین، یکی از عوامل مهم تخریب سرزمین در مناطق خشک و نیمه‌خشک محسوب می‌شود و می‌تواند روند تخریب سرزمین را تسریع کند (۴، ۸، ۳۴). از این رو، شناخت عوامل مؤثر بر وقوع آتش‌سوزی و پیش‌بینی تغییرات مکانی آن، علاوه بر مدیریت حریق، از منظر حفاظت از سرزمین و پیشگیری از فرایندهای منجر به بیابان‌زایی نیز اهمیت ویژه‌ای دارد.

در دهه‌های اخیر، تغییر اقلیم جهانی از جمله افزایش دما، دگرگونی الگوهای بارش و افزایش فراوانی رخدادهای حدی آب و هوایی، فشار مضاعفی بر بوم‌سازگان‌ها وارد کرده و زمینه را برای افزایش فراوانی، شدت و گستره آتش‌سوزی‌ها فراهم ساخته است (۹، ۲۶). در این میان، مجموعه‌ای از عوامل طبیعی و انسانی در شکل‌گیری و گسترش آتش‌سوزی مؤثر هستند. برخی از این عوامل به صورت مستقیم یا غیرمستقیم بر قابلیت اشتعال و گسترش آتش اثر می‌گذارند و برخی دیگر به دلیل ماهیت پیچیده و غیرخطی خود، به‌سختی قابل پیش‌بینی هستند (۸). از جمله مهم‌ترین این عوامل می‌توان به افزایش دما، کاهش رطوبت نسبی، تغییر الگوهای بارش، خشکسالی، بهره‌برداری ناپایدار از سرزمین، تغییر کاربری اراضی و سهل‌انگاری انسانی اشاره کرد (۱۴، ۴۹). این متغیرها با فراهم‌سازی شرایط مساعد برای اشتعال، به گسترش سریع

آتش و افزایش وسعت خسارت‌ها منجر می‌شوند (۴۳). همچنین، رشد جمعیت انسانی و تشدید فشار بر منابع طبیعی در سال‌های اخیر، در کنار تغییرات اقلیمی ناشی از فعالیت‌های انسانی، الگوهای طبیعی آتش را دگرگون کرده و رژیم‌های آتش را در بسیاری از مناطق تغییر داده است (۲۸، ۳۴).

ایران نیز از این روند مستثنی نیست و در سال‌های اخیر، آتش‌سوزی‌های جنگلی و مرتعی به یکی از چالش‌های مهم محیط‌زیستی کشور تبدیل شده است (۱۶، ۴۱). چنین وضعیتی، ضرورت شناسایی دقیق عوامل مؤثر بر آتش‌سوزی و پهنه‌بندی نواحی مستعد را بیش از پیش برجسته می‌سازد. در این راستا، بوم‌سازگان زاگرس، یکی از حیاتی‌ترین مناطق از نظر حفظ تنوع زیستی و ذخایر ژنتیکی در ایران است (۳۲). با این حال، گسترش پدیده آتش‌سوزی در بوم‌سازگان‌های طبیعی این منطقه، به‌ویژه در پهنه‌های جنگلی و مرتعی، تهدیدی جدی برای پایداری این زیست‌بوم‌هاست (۳۳). بررسی روند زمانی رخدادهای آتش‌سوزی در زاگرس مرکزی نشان‌دهنده تداوم و شدت این پدیده در سال‌های اخیر است؛ به‌طوری‌که طی بازه زمانی ۱۳۹۹ تا ۱۴۰۳، مجموعاً ۱۹۴۴ رخداد آتش‌سوزی در پنج استان اصفهان، چهارمحال و بختیاری، لرستان، فارس و کهگیلویه و بویراحمد به ثبت رسیده است. تکرار این حریق‌ها، علاوه بر پیامدهای زیست‌محیطی و اقتصادی کوتاه‌مدت و بلندمدت، پتانسیل تغییر در توزیع مکانی کانون‌های خطر را زیر تأثیر متغیرهای محیطی قرار داده است. با توجه به گستردگی مکانی، ناهمگونی شرایط محیطی و پیچیدگی فرایندهای مؤثر بر آتش‌سوزی، بهره‌گیری از رویکردهای مدل‌سازی مکانی برای پیش‌بینی و مدیریت این پدیده امری ضروری است. تهیه نقشه‌های خطر آتش‌سوزی و تدوین برنامه‌های حفاظتی در مناطق پرریسک، از جمله راهبردهای کلیدی برای کاهش خسارات ناشی از آتش‌سوزی است (۵۳). در مقابل، ارزیابی‌های میدانی سنتی معمولاً زمان‌بر، پرهزینه و محدود به مقیاس‌های محلی هستند (۱۱). از این رو، بهره‌گیری از مدل‌های پیش‌بینی‌گر و ابزارهای تحلیل مکانی برای شناسایی

قابل توجهی میان نقشه نهایی و سوابق تاریخی آتش‌سوزی مشاهده شد، به‌طوری‌که ۴۸٪ از رخدادهای ثبت‌شده در نواحی با قابلیت زیاد و بسیار زیاد قرارگرفتند (۴۸). در بررسی‌های بین‌المللی نیز پژوهش‌های متعددی با بهره‌گیری از خوارزمیک‌های یادگیری ماشین، نقش عوامل اقلیمی، توپوگرافی، پوشش گیاهی و عوامل انسانی را در حساسیت‌پذیری به آتش‌سوزی تأیید کرده‌اند (۲، ۱۰، ۱۹، ۲۲، ۳۵). این بررسی‌ها نشان می‌دهند که رویکردهای داده‌محور و مدل‌سازی مکانی می‌توانند در شناسایی الگوهای مکانی آتش‌سوزی و عوامل مؤثر بر آن، کارآمد و قابل‌اتکا باشند.

بررسی‌های پیشین در زمینه آتش‌سوزی جنگل‌ها و مراتع، اگرچه سهم قابل‌توجهی در شناخت عوامل مؤثر داشته‌اند، اما بیشتر به بررسی تأثیر جداگانه یا محلی اقلیم، پوشش گیاهی یا عوامل انسانی پرداخته و کمتر به تلفیق همزمان این سه دسته متغیر با پیش‌بینی‌های اقلیمی آینده توجه کرده‌اند (۵، ۲۹، ۳۸)؛ به‌ویژه، در گستره وسیع زاگرس مرکزی، تاکنون بررسی که بر پایه جدیدترین سناریوهای انتشار (SSP^۴) مبتنی بر پروژه CMIP6^۵ به پیش‌بینی جابه‌جایی مکانی خطر آتش‌سوزی با در نظرگرفتن همزمان ویژگی‌های سوخت گیاهی و اثرات انسانی پرداخته باشد، انجام نشده است.

در راستای پر کردن این خلأ پژوهشی، نوآوری اصلی پژوهش حاضر در رویکردی یکپارچه خلاصه می‌شود که برای نخستین بار در منطقه زاگرس مرکزی، تحلیل همزمان متغیرهای اقلیمی، سوختی و انسانی را با پیش‌بینی جابه‌جایی مکانی-زمانی مناطق پرخطر تحت سناریوهای اقلیمی آینده ترکیب کرده است. در این مسیر، از مدل پیشینه آنتروپی برای شبیه‌سازی تغییرات مذکور در افق‌های اقلیمی آتی استفاده شده‌است؛ رویکردی که تاکنون در این منطقه برای چنین تلفیقی از داده‌ها به کار گرفته نشده است. از این‌رو، پژوهش حاضر با هدف شناسایی و تحلیل متغیرهای مؤثر بر وقوع آتش‌سوزی، تهیه نقشه خطر برای شرایط کنونی، و همچنین پیش‌بینی

نواحی مستعد و اولویت‌بندی عوامل مؤثر، می‌تواند نقش مؤثری در برنامه‌ریزی و مدیریت حریق ایفا کند (۴۷). در این میان، مدل پیشینه آنتروپی به دلیل سادگی ساختار، قدرت تفسیرپذیری بالا و توانایی مناسب در مدل‌سازی پراکنش مکانی (۵۰)، به‌عنوان ابزاری کارآمد برای شناسایی الگوهای مکانی وقوع آتش‌سوزی و پشتیبانی از تصمیم‌گیری‌های مدیریتی مطرح است.

در سال‌های اخیر، مطالعات متعددی با هدف شناسایی عوامل مؤثر بر وقوع آتش‌سوزی و پهنه‌بندی خطر آن در نقاط مختلف ایران و جهان انجام شده‌اند که از رویکردهای متنوعی مانند مدل‌سازی مکانی، تحلیل فضایی و داده‌کاوی بهره گرفته‌اند. در پژوهشی به ارزیابی و پهنه‌بندی مکانی خطر آتش‌سوزی در جنگل‌ها و مراتع زاگرس میانی با بهره‌گیری از روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره مبتنی بر GIS پرداختند. نتایج بررسی نشان داد که معیارهای اقتصادی-اجتماعی با وزن ۰/۴۷۳ و زیرمعیارهای کاربری اراضی، بیشترین نقش را در وقوع آتش‌سوزی در بوم‌سازگان‌ها ایفا می‌کنند؛ به‌طوری‌که بیش از نیمی از منطقه (۵۲٪) در طبقه خطر زیاد و بسیار زیاد قرار گرفت (۳۰). در مطالعه‌ای دیگر در منطقه حفاظت‌شده شیمبار استان خوزستان، با تلفیق شبکه عصبی مصنوعی^۱ و سامانه اطلاعات جغرافیایی^۲، اقدام به پهنه‌بندی خطر آتش‌سوزی در اراضی جنگلی شد. نتایج نشان داد که ۲۰٪ از سطح منطقه در طبقه خطر متوسط، ۱۱٪ در طبقه زیاد و ۱۰٪ در طبقه بسیار زیاد قرار دارد. همچنین، مهم‌ترین عوامل مؤثر در بروز آتش‌سوزی شامل فاصله از رودخانه، تیپ اراضی، ارتفاع و حداقل دما شناسایی شدند (۴۱). علاوه بر این، در پژوهشی دیگر با هدف ارزیابی خطر آتش‌سوزی در جنگل‌های اسالم گیلان، از روش تحلیل سلسله‌مراتبی فازی^۳ استفاده شد. در این مطالعه، نقشه پهنه‌بندی خطر در پنج طبقه از خیلی کم تا خیلی زیاد تهیه شد. نتایج نشان داد که ۷۱۷۰ ha از محدوده مورد مطالعه در طبقه خیلی زیاد و ۶۹۰۸ ha در طبقه خیلی کم قرار داشت. همچنین، همخوانی

^۴ Shared Socioeconomic Pathways (SSP)

^۵ Phase 6 of the Coupled Model Intercomparison Project (CMIP6)

^۱ Artificial Neural Network (ANN)

^۲ Geographic Information System (GIS)

^۳ Fuzzy Analytic Hierarchy Process (FAHP)

گونه گیاهی و جانوری در این منطقه شناسایی و گزارش شده است (۴۴).

روش پژوهش

برای اجرای پژوهش حاضر، ابتدا مختصات جغرافیایی رخدادهای آتش سوزی ثبت شده طی دوره زمانی ۱۳۹۹ تا ۱۴۰۳ از سازمان منابع طبیعی و آبخیزداری کشور دریافت شد. برای کاهش خودهمبستگی مکانی و جلوگیری از سوگیری ناشی از تراکم نقاط، رخدادهایی که فاصله ای کمتر از ۱km از یکدیگر داشتند، حذف شدند. طی سال های ۱۳۹۹ تا ۱۴۰۳، تعداد ۱۹۴۴ رخداد آتش سوزی ثبت شده است که پس از حذف نقاط با فاصله کمتر از ۱km، ۱۹۱۰ رخداد در مدل استفاده شد.

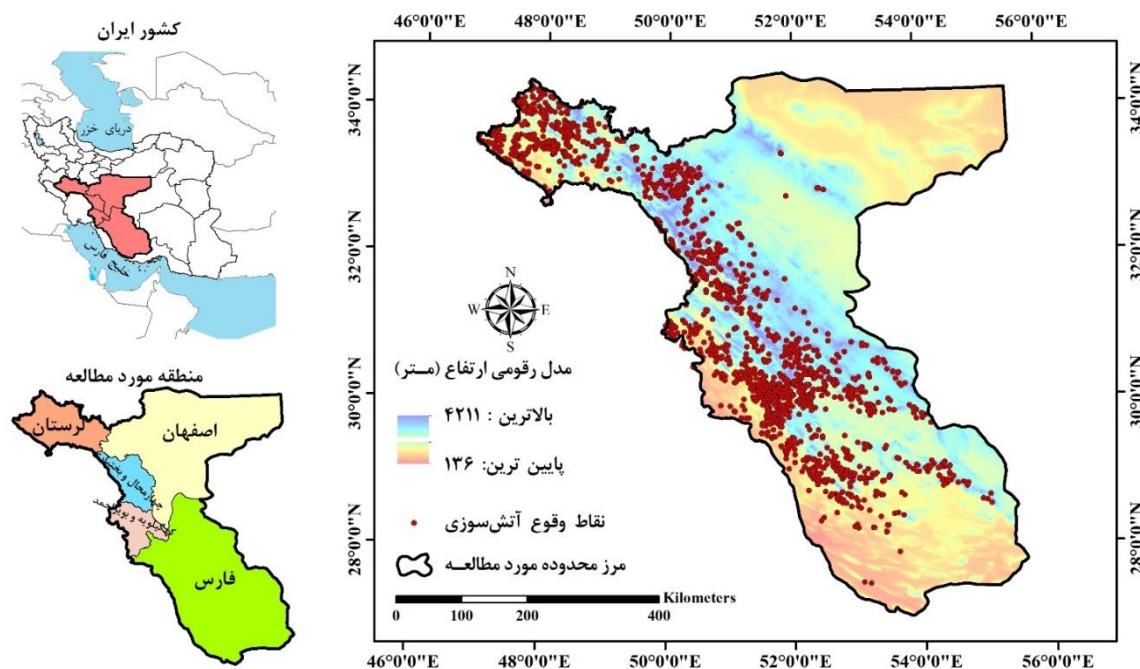
متغیرهای اقلیمی مورد استفاده در این پژوهش شامل ۱۹ متغیر زیست اقلیمی مشتق شده از داده های دما و بارش بودند که برای شرایط اقلیمی حال حاضر و دوره های آینده شامل سال های ۱۴۲۹ (۲۰۵۰ میلادی) و ۱۴۴۹ (۲۰۷۰ میلادی) استخراج شدند. این داده ها از پایگاه اطلاعاتی WorldClim با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ ثانیه قوسی (تقریباً ۱km²) دریافت شدند.

مناطق پرخطر تحت سناریوهای اقلیمی آینده در زاگرس مرکزی انجام شده است و این پیش بینی می تواند به عنوان ابزاری کلیدی برای پیشگیری از تخریب سرزمین و مقابله با تخریب سرزمین در این بوم سازگان ها باشد.

■ مواد و روش ها

معرفی منطقه مورد بررسی

منطقه مورد بررسی با مساحتی بالغ بر ۲۸۹۲۱۹km²، پنج استان اصفهان، چهارمحال و بختیاری، لرستان، فارس و کهگیلویه و بویراحمد را در بر می گیرد و در محدوده جغرافیایی ۳۰°۰۸'۳۴" تا ۳۲°۳۹'۲۶" عرض شمالی و ۴۹°۱۵'۴۳" تا ۵۲°۵۷'۰۳" طول شرقی واقع شده است (شکل ۱). زاگرس مرکزی بخش قابل توجهی از مساحت این استان ها را در بر می گیرد. این منطقه دارای توپوگرافی ناهموار است و در دامنه ارتفاعی ۱۳۶ تا ۴۲۱۱m از سطح دریا واقع شده است. به دلیل تنوع اقلیمی، ساختار زمین شناسی پیچیده و پوشش گیاهی نیمه خشک، زاگرس مرکزی یکی از حساس ترین نواحی کشور نسبت به آتش سوزی های جنگلی و مرتعی است. بر اساس بررسی های فلوریستیک انجام شده، تاکنون بیش از ۲۲۰۰



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی منطقه مورد بررسی

چارچوب اصلی مدل‌سازی خطر آتش‌سوزی مورد استفاده قرارگرفت (۳۶). این مدل به دلیل توانایی زیاد در تحلیل داده‌های حضور محور، انعطاف‌پذیری در بازنمایی روابط پیچیده و غیرخطی میان متغیرهای محیطی و رخداد آتش‌سوزی، و همچنین عملکرد مناسب در مطالعات بوم‌شناختی و مکانی، برای این مطالعه انتخاب شد. پیش از اجرای مدل، تمامی پردازش‌های اولیه داده‌ها در محیط نرم‌افزار ArcGIS 10.8 انجام گرفت.

به منظور کاهش اثر هم‌خطی چندگانه میان متغیرهای مستقل و افزایش پایداری آماری مدل، تحلیل همبستگی و آزمون هم‌راستایی متغیرها با بهره‌گیری از بسته آماری usdm در نرم‌افزار R 4.4.1 انجام شد. در این مرحله، همبستگی پیرسون و شاخص عامل تورم واریانس^۶ (VIF) برای ارزیابی میزان هم‌خطی میان متغیرها محاسبه شد. متغیرهایی که دارای ضریب همبستگی زیاد ($|r| > 0.8$) یا مقدار VIF بیش از ۵ بودند، به منظور جلوگیری از بیش‌برازش مدل و کاهش وابستگی بین متغیرها از مجموعه داده‌های ورودی حذف شدند. در پایان، از مجموع ۲۷ متغیر اولیه، تعداد ۱۴ متغیر شامل هفت متغیر زیست‌اقليمی (BIO_1 , BIO_3 , BIO_7 , BIO_{12} , BIO_{14} , BIO_{15} , BIO_{18}) به همراه متغیرهای شیب، NDVI، DEM، فاصله از رودخانه، فاصله از جاده، فاصله از مناطق مسکونی و کاربری اراضی به عنوان متغیرهای انتخابی و ورودی مدل آماده شدند (جدول ۱ و شکل ۲).

پس از آماده‌سازی داده‌ها، تمامی لایه‌های محیطی به فرمت ASCII تبدیل و در نرم‌افزار MaxEnt وارد شدند. برای آموزش و ارزیابی مدل، داده‌های رخداد آتش‌سوزی به‌صورت تصادفی به دو بخش ۷۵٪ و ۲۵٪ به‌ترتیب داده‌های آموزشی و آزمون تقسیم شدند. فرآیند نمونه‌برداری با بهره‌گیری از روش نمونه‌گیری فرعی^۷ و در ۱۵ تکرار مستقل انجام شد تا پایداری و قابلیت تعمیم مدل افزایش یابد. همچنین، تعداد ۱۰،۰۰۰ نقطه پس‌زمینه به صورت تصادفی از سراسر منطقه مورد بررسی تولید شد تا شرایط محیطی نواحی فاقد رخداد نیز در فرآیند مدل‌سازی لحاظ شود.

به منظور شبیه‌سازی اثر تغییر اقلیم بر احتمال وقوع آتش‌سوزی و کاهش عدم قطعیت‌های ذاتی موجود در مدل‌های گردش عمومی جو^۱ و اطمینان از تعمیم‌پذیری نتایج، در این پژوهش از دو مدل با ساختارهای فیزیکی و پارامتری متفاوت شامل HadGEM2-CC و MRI-ESM2-0 استفاده شد. بهره‌گیری از چندین مدل اقلیمی به منظور پوشش دادن تنوع در پاسخ‌های اقلیمی به اجزای مختلف سیستم زمین و کاهش سوگیری‌های احتمالی یک رویکرد استاندارد در بررسی‌های تغییر اقلیم است (۱۸). این ترکیب، امکان تحلیل سناریوهای مختلف انتشار (SSP2-4.5 و SSP5-8.5) را فراهم می‌کند تا طیف وسیعی از احتمالات آینده در منطقه زاگرس مورد واکاوی قرار گیرد. بنابراین، انتخاب این مدل‌ها بر اساس دسترس‌پذیری داده‌ها، کاربرد گسترده در مطالعات اقلیمی ایران و عملکرد مناسب آن‌ها در شبیه‌سازی شرایط اقلیمی کشور انجام شد (۱).

همچنین، لایه‌های توپوگرافی شامل ارتفاع، شیب و جهت شیب با بهره‌گیری از مدل رقومی ارتفاع (DEM) تولید شدند. نقشه پوشش/کاربری اراضی نیز که توسط سازمان منابع طبیعی و آبخیزداری کشور تهیه شده بود، به‌عنوان لایه کاربری زمین در تحلیل‌ها مورد استفاده قرارگرفت. در ادامه، لایه‌های فاصله از جاده‌ها، فاصله از رودخانه‌ها و فاصله از مناطق مسکونی با بهره‌گیری از ابزار فاصله اقلیدسی^۲ در نرم‌افزار ArcGIS 10.8 تهیه شدند.

با توجه به اهمیت شاخص نرمال شده پوشش گیاهی^۳ (NDVI) در ارزیابی وضعیت پوشش گیاهی و سوخت‌های قابل اشتعال (۱۶، ۴۰)، این شاخص در محیط گوگل ارث انجین^۴ و با بهره‌گیری از تصاویر ماهواره لندست^۵ ۹ محاسبه شد. برای کاهش تأثیر نوسان زمانی و افزایش پایداری داده‌ها، میانگین تصاویر مربوط به ماه‌های خرداد و تیر سال ۱۴۰۳ مورد استفاده قرارگرفت. شاخص NDVI دارای دامنه‌ای بین -۱ تا +۱ است که مقدار بیشتر آن بیانگر تراکم و سلامت بیشتر پوشش گیاهی است.

در پژوهش حاضر، مدل بیشینه آنتروپی به عنوان

^۱ General Circulation Models (GCMs)

^۲ Euclidean distance

^۳ Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)

^۴ Google Earth Engine (GEE)

^۵ Landsat

^۶ Variance Inflation Factor (VIF)

^۷ Subsample

■ نتایج

نتایج اعتبارسنجی نشان داد که مقدار AUC برابر با ۰/۸۲ است (شکل ۳) که بیانگر توان تفکیک مناسب مدل در شناسایی نواحی مستعد و غیرمستعد آتش سوزی می باشد. همچنین نتایج تحلیل سهم نسبی متغیرها نشان داد که متغیرهای بارندگی سالانه (BIO_{12})، کاربری/پوشش زمین و شیب، به ترتیب بیشترین تأثیر را در تبیین الگوی پراکنش خطر آتش سوزی در منطقه مورد مطالعه داشته اند (شکل ۴). این سه متغیر در مجموع حدود ۶۷/۹٪ از سهم مشارکت مدل را به خود اختصاص دادند و به عنوان مهم ترین عوامل کنترل کننده احتمال وقوع آتش سوزی شناسایی شدند.

بر اساس نتایج حاصل از مدل سازی، حدود 80597 km^2 معادل ۲۷/۹٪ از کل مساحت منطقه مورد بررسی (289219 km^2) در طبقه مناطق پرخطر قرار گرفت (شکل ۵). همچنین، مساحت نواحی کم خطر حدود 208622 km^2 معادل ۷۲/۱٪ از کل منطقه را شامل شد. مناطق پرخطر از نظر خطر آتش سوزی، اغلب در بخش های غربی، مرکزی و شمال غربی منطقه زاگرس مرکزی شامل استان های لرستان، چهارمحال و بختیاری، کهگیلویه و بویراحمد، شمال غربی استان فارس و غرب و جنوب استان اصفهان گسترده شده است.

نتایج حاصل از شبیه سازی خطر آتش سوزی تحت سناریوهای مختلف تغییر اقلیم نشان داد که در تمامی سناریوهای مورد بررسی، نواحی جدیدی با قابلیت زیاد وقوع آتش سوزی در منطقه ظاهر خواهند شد. مساحت این نواحی در مدل HadGEM2-CC بین ۴۷۳۵ تا 11541 km^2 و در مدل MRI-ESM2-0 بین ۷۲۹۴ تا 12561 km^2 برآورد شد. بیشترین میزان گسترش نواحی جدید مستعد آتش سوزی تحت سناریوی SSP5-8.5 در سال ۱۴۴۹ و بر اساس مدل MRI-ESM2-0 مشاهده شد که معادل ۱۵/۵۸٪ از مناطق مستعد آتش سوزی را شامل می شود (جدول ۲). همچنین، در همه سناریوها میزان ظهور نواحی جدید از وسعت مناطق از دست رفته بیشتر بوده است که بیانگر جابه جایی مکانی خطر آتش سوزی در سطح منطقه مورد بررسی است.

نقشه های احتمال وقوع آتش سوزی در هر تکرار تولید شدند و خروجی نهایی مدل بر اساس میانگین نتایج حاصل از ۱۵ اجرای مستقل تهیه شد تا اثر نوسانات احتمالی بین تکرارها کاهش یابد. به منظور بررسی اهمیت نسبی متغیرهای ورودی و سهم هر متغیر در عملکرد مدل، از تحلیل جک نایف^۱ استفاده شد. این تحلیل، میزان تأثیر هر متغیر را به صورت مستقل و همچنین در حضور سایر متغیرها بر توان پیش بینی مدل ارزیابی می کند. عملکرد کلی مدل نیز با بهره گیری از منحنی ویژگی عملکرد گیرنده^۲ (ROC) و محاسبه مساحت زیر منحنی^۳ (AUC) ارزیابی شد. شاخص AUC یکی از معیارهای معتبر برای سنجش توان تفکیک مدل در تشخیص نواحی مستعد و غیرمستعد آتش سوزی محسوب می شود؛ به گونه ای که افزایش آن نشان دهنده دقت و قابلیت پیش بینی بیشتر مدل است.

به منظور تحلیل جابه جایی مکانی خطر آتش سوزی تحت سناریوهای اقلیمی آینده، در آغاز مقدار آستانه مناسب برای تفکیک نواحی پرخطر و کم خطر بر اساس بیشینه مجموع حساسیت و ویژگی^۴ تعیین شد. سپس نقشه های خروجی مدل بر اساس این آستانه به دو طبقه خطر زیاد و کم طبقه بندی شدند. در ادامه، فرآیند مدل سازی با بهره گیری از متغیرهای اقلیمی شبیه سازی شده تحت سناریوهای SSP2-4.5 و SSP5-8.5 برای سه دوره زمانی شامل شرایط اقلیمی کنونی، سال ۱۴۲۹ (۲۰۵۰ میلادی) و سال ۱۴۴۹ (۲۰۷۰ میلادی) تکرار شد.

برای بررسی روند تغییرات فضایی خطر آتش سوزی، مقایسه های زوجی میان نقشه های مربوط به شرایط فعلی و سناریوهای آینده انجام شد. اختلاف میان نقشه های حاصل در هر دوره زمانی به عنوان شاخصی برای ارزیابی جابه جایی مکانی و تغییرات فضایی مناطق مستعد آتش سوزی مورد استفاده قرار گرفت. نقشه های پایانی، شدت و جهت تغییرات مکانی نواحی پرخطر را به صورت تصویری نمایش می دهند و امکان تحلیل روندهای فضایی ناشی از تغییر اقلیم را فراهم ساختند.

¹ Jackknife test

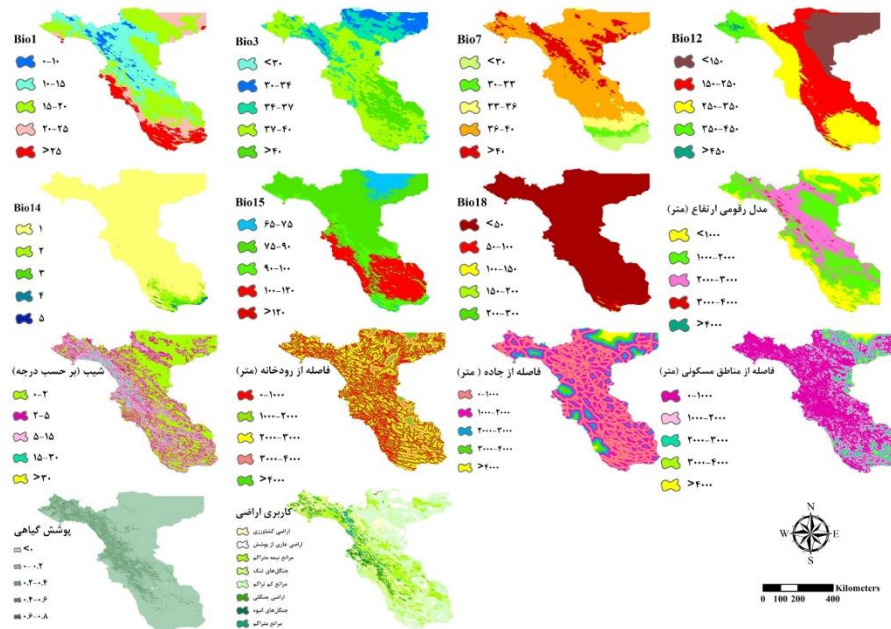
² Receiver Operating Characteristic (ROC)

³ Area Under Curve (AUC)

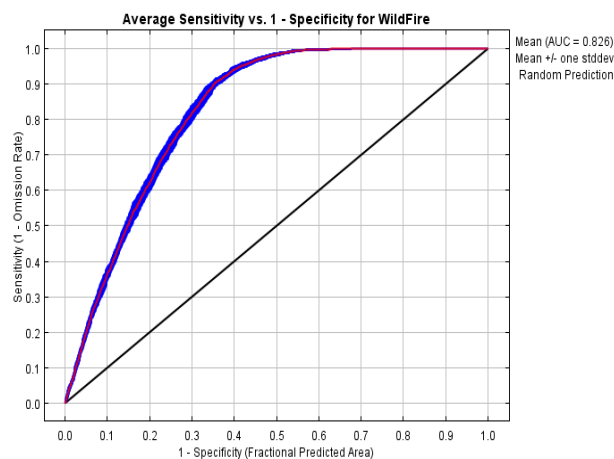
⁴ 10 percentile training presence logistic threshold

جدول ۱. متغیرهای محیطی مورد استفاده در مدل سازی مکانی خطر آتش سوزی جنگل ها و مراتع زاگرس مرکزی

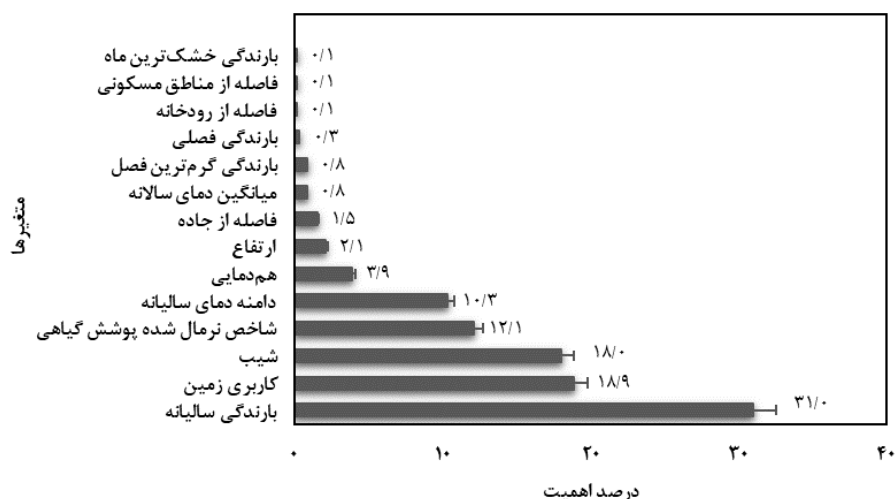
منبع	نام متغیر	علامت اختصاری
http://www.worldclim.org	میانگین دمای سالانه	BIO ₁
http://www.worldclim.org	همدمایی	BIO ₃
http://www.worldclim.org	دامنه دمای سالیانه	BIO ₇
http://www.worldclim.org	بارندگی سالیانه	BIO ₁₂
http://www.worldclim.org	بارندگی خشک ترین ماه	BIO ₁₄
http://www.worldclim.org	بارندگی فصلی	BIO ₁₅
http://www.worldclim.org	بارندگی گرم ترین فصل	BIO ₁₈
http://www.worldclim.org	ارتفاع	DEM
مستخرج از DEM	شیب	Slope
http://earthengine.google.com	شاخص نرمال شده پوشش گیاهی	NDVI
سازمان منابع طبیعی و آبخیزداری کشور	کاربری زمین	Landuse
نقشه رودخانه های کشور	فاصله از رودخانه	River
نقشه راه های کشور	فاصله از جاده	Roads
نقشه روستاهای کشور	فاصله از مناطق مسکونی	Settlement



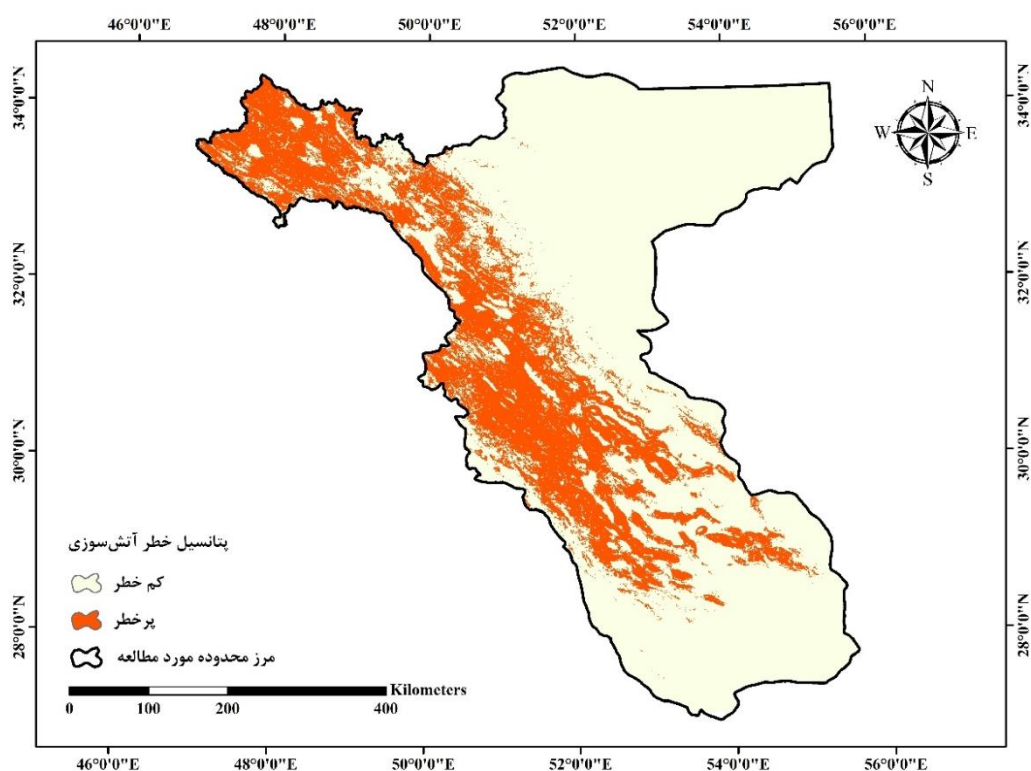
شکل ۲. نقشه متغیرهای محیطی مورد استفاده در مدل سازی مکانی خطر آتش سوزی



شکل ۳. منحنی ROC و مقدار مساحت زیر منحنی AUC



شکل ۴. سهم تأثیرگذاری متغیرهای زیست محیطی در وقوع آتش سوزی



شکل ۵. نقشه طبقه بندی خطر آتش سوزی بر اساس مدل پیشینه آنتروپی

عقب نشینی مناطق مستعد آتش سوزی در مدل HadGEM2-CC بین ۴۰۰۴ تا ۷۶۹۷km² و در مدل MRI-ESM2-0 بین ۳۱۷۶ تا ۹۹۳۷km² متغیر بود. بیشترین میزان کاهش مربوط به سناریوی SSP5-8.5 در سال ۱۴۴۹ بر اساس مدل MRI-ESM2-0 بود که معادل ۱۲/۳۳٪ از مناطق مستعد فعلی را شامل می شد.

علاوه بر ظهور نواحی جدید، بخش قابل توجهی از مناطق مستعد آتش سوزی در آینده نیز پایداری خود را حفظ خواهند کرد. مساحت مناطق پایدار مستعد آتش سوزی در مدل HadGEM2-CC بین ۷۲۸۹۹ تا ۷۶۵۹۳km² و در مدل MRI-ESM2-0 بین ۷۰۶۶۰ تا ۷۷۴۲۰km² برآورد شد. در مقابل، بخشی از مناطق مستعد فعلی در آینده پتانسیل خود را از دست خواهند داد؛ به طوری که میزان

جدول ۲. پویایی مکانی مناطق مستعد آتش‌سوزی در سناریوهای مختلف تغییر اقلیم نسبت به شرایط پایه

تغییرات خالص (%)	افزایش (%)	ظهور نواحی جدید (km ²)	کاهش (%)	عقب‌نشینی مناطق مستعد (km ²)	مناطق پایدار غیر حساس (km ²)	مناطق پایدار (km ²)	سناریو	سال
HadGEM2-CC								
+۳/۹۳	۱۳/۴۸	۱۰۸۶۶	۹/۵۵	۷۶۹۷	۱۵۱۶۶۱	۷۲۸۹۹	SSP2-4.5	۱۴۲۹
+۷/۲۹	۱۳/۴۷	۱۰۸۶۲	۶/۱۸	۴۹۸۶	۱۹۷۷۵۹	۷۵۶۱۱	SSP5-8.5	۱۴۲۹
+۸/۶۵	۱۴/۳۲	۱۱۵۴۱	۵/۶۷	۴۵۷۴	۱۹۷۰۸۱	۷۶۰۲۳	SSP2-4.5	۱۴۴۹
+۰/۹۱	۵/۸۷	۴۷۳۵	۴/۹۶	۴۰۰۴	۲۰۳۸۸۷	۷۶۵۹۳	SSP5-8.5	۱۴۴۹
MRI-ESM2-0								
+۵/۱۱	۹/۰۵	۷۲۹۴	۳/۹۴	۳۱۷۶	۲۰۱۳۲۷	۷۷۴۲۰	SSP2-4.5	۱۴۲۹
+۷/۲۵	۱۲/۸۵	۱۰۳۶۳	۵/۶	۴۵۱۸	۱۹۸۲۵۹	۷۶۰۷۹	SSP5-8.5	۱۴۲۹
+۴/۴۸	۱۰/۳۸	۸۳۷۰	۵/۹	۴۷۵۱	۲۰۰۲۵۲	۷۵۸۴۶	SSP2-4.5	۱۴۴۹
+۳/۲۵	۱۵/۵۸	۱۲۵۶۱	۱۲/۳۳	۹۹۳۷	۱۹۶۰۶۰	۷۰۶۶۰	SSP5-8.5	۱۴۴۹

آتش‌سوزی در بخش‌های شمالی استان فارس و مناطقی از استان لرستان است. از سوی دیگر، کاهش وسعت این نواحی مستعد در غرب استان اصفهان و بخش‌هایی از استان‌های چهارمحال و بختیاری و کهگیلویه و بویراحمد مشاهده شد. همچنین، پهنه‌های با خطر کم و فاقد حساسیت به آتش‌سوزی عمدتاً در مناطقی قرار دارند که الگوی توزیع مکانی آن‌ها زیر تأثیر سناریوهای مورد بررسی، تغییر چشمگیری نشان نداده‌است.

■ بحث و نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر با هدف مدل‌سازی پراکنش مکانی خطر آتش‌سوزی و ارزیابی پیامدهای تغییر اقلیم بر جابه‌جایی پهنه‌های مستعد در بوم‌سازگان‌های جنگلی و مرتعی زاگرس مرکزی انجام شد. در این راستا، با بهره‌گیری از مدل‌سازی بیشینه آنتروپی (MaxEnt)، پویایی خطر آتش‌سوزی در استان‌های فارس، لرستان، چهارمحال و بختیاری، کهگیلویه و بویراحمد و اصفهان مورد ارزیابی قرار گرفت. یافته‌های حاصل از این پژوهش، نشان‌دهنده تعامل پیچیده میان عوامل محیطی و سناریوهای اقلیمی در تغییر الگوی خطر در این منطقه است. نتایج پژوهش نشان‌داد که مدل MaxEnt از توان مناسبی برای پیش‌بینی پراکنش مکانی خطر آتش‌سوزی در منطقه زاگرس مرکزی برخوردار است. مقدار AUC برابر با ۰/۸۲ بیانگر عملکرد خوب مدل در تفکیک نواحی مستعد و غیرمستعد آتش‌سوزی بوده و نشان می‌دهد که متغیرهای

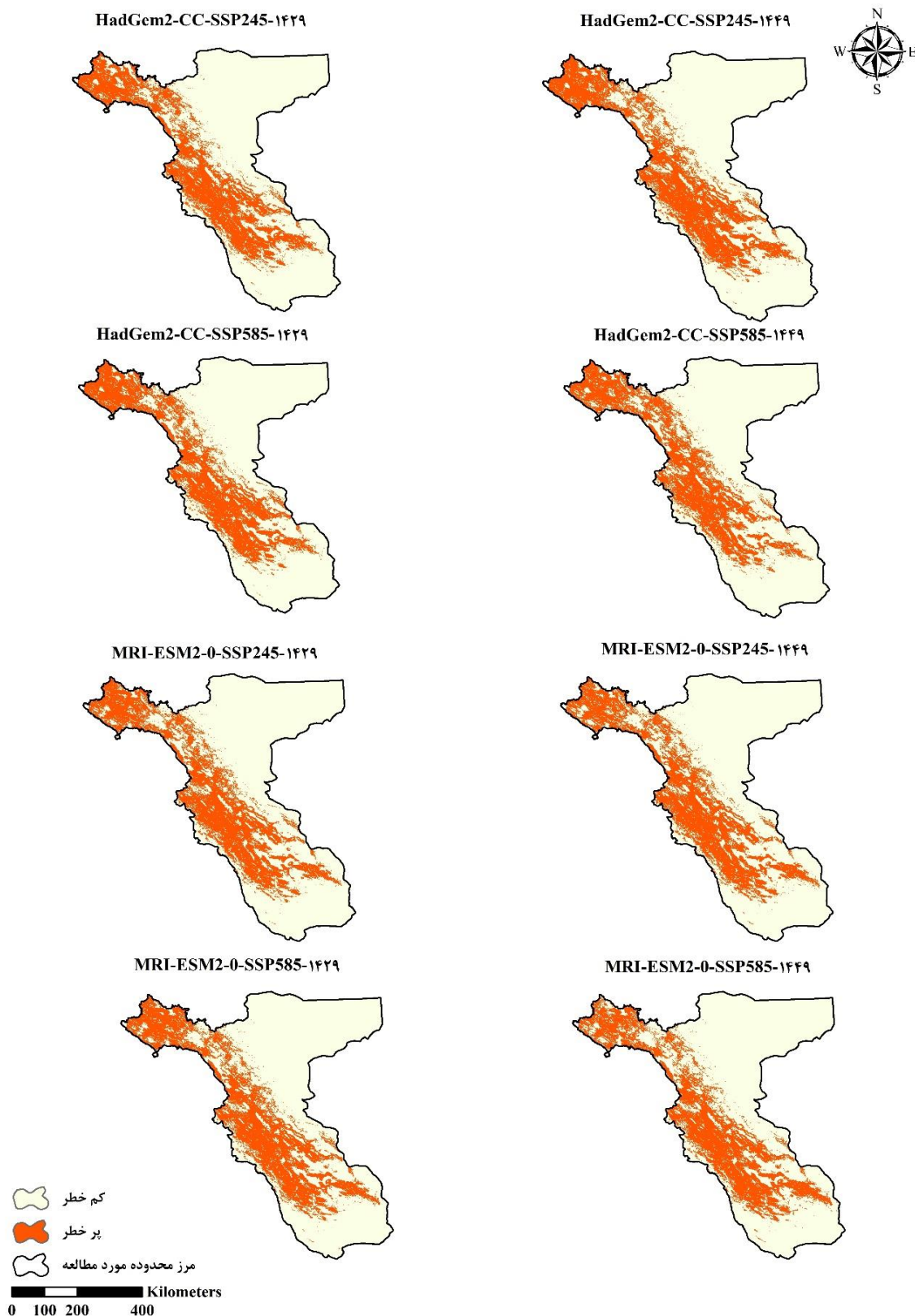
بررسی تغییرات خالص نیز نشان داد که در تمامی سناریوها، تراز نهایی تغییرات مثبت بوده و میزان افزایش خالص مناطق مستعد آتش‌سوزی بین ۰/۹۱ تا ۸/۶۵٪ متغیر است. در سال ۱۴۴۹، تحت سناریوی SSP2-4.5 و بر اساس مدل HadGEM2-CC، بیشترین افزایش خالص ثبت شد که معادل ۸/۶۵٪ بود. در مقابل، کمترین مقدار در همان سال و با همین مدل، اما تحت سناریوی SSP5-8.5 به دست آمد که برابر با ۰/۹۱٪ بود (جدول ۲).

به منظور نمایش الگوی فضایی تغییرات خطر آتش‌سوزی، نقشه‌های باینری مناطق مستعد و غیرمستعد (پرخطر و کم‌خطر) آتش‌سوزی تحت سناریوهای مختلف تغییر اقلیم ارائه شده است (شکل ۶). همچنین، الگوی جابه‌جایی مکانی خطر آتش‌سوزی از طریق تفکیک نواحی پایدار، مناطق دارای کاهش خطر و پهنه‌های جدید مستعد آتش‌سوزی در دوره‌های زمانی آینده به تصویر کشیده شده است (شکل ۷).

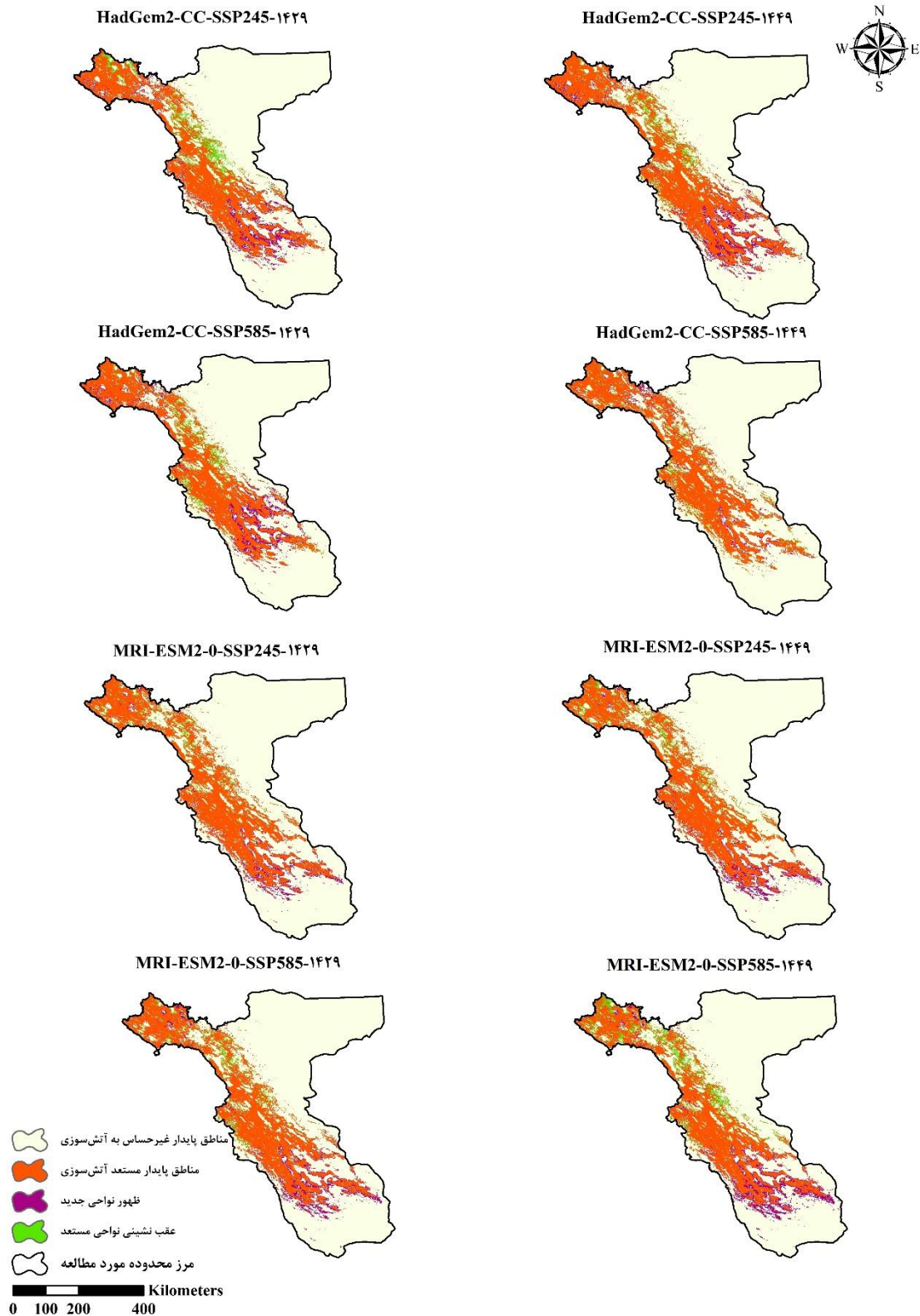
بررسی تغییرات مکانی خطر آتش‌سوزی در منطقه زاگرس مرکزی تحت سناریوهای اقلیمی SSP2-4.5 و SSP5-8.5، چهار الگوی متمایز از تغییرپذیری فضایی را آشکار ساخت. بر پایه نقشه‌های تهیه‌شده، پهنه‌های پایدار با خطر بالای آتش‌سوزی به‌صورت یک هسته مرکزی پیوسته در بخش عمده استان‌های چهارمحال و بختیاری و کهگیلویه و بویراحمد و نیمه غربی استان لرستان، شمال استان فارس و غرب اصفهان متمرکز شده‌اند. در مقابل، الگوی تغییرات نشان‌دهنده پیدایش نواحی جدید مستعد

که مدل MaxEnt را به عنوان ابزاری کارآمد برای تحلیل مخاطرات زیست محیطی و به ویژه آتش سوزی در مناطق خشک و نیمه خشک معرفی کرده اند.

انتخاب شده توانسته اند بخش قابل توجهی از الگوی مکانی وقوع آتش سوزی را تبیین کنند. این نتیجه با مطالعات انجام شده توسط دیگران همخوانی دارد (۶، ۱۰، ۲۷، ۴۲)



شکل ۶. طبقه بندی خطر اقلیمی وقوع آتش سوزی در شرایط اقلیمی آینده



شکل ۷. نقشه تغییرات مکانی خطر وقوع آتش‌سوزی در شرایط اقلیمی آینده

نزدیک به ۶۸٪ از سهم مشارکت مدل را به خود اختصاص داده‌اند. نقش برجسته بارندگی سالانه بیانگر آن است که در بوم‌سازگان‌های زاگرس، خطر آتش‌سوزی صرفاً تابع

بررسی اهمیت متغیرها نشان‌داد که بارندگی سالانه، کاربری اراضی و شیب مهم‌ترین عوامل کنترل‌کننده خطر آتش‌سوزی در منطقه مورد مطالعه هستند و در مجموع

با طبقه شیب ۵ تا ۱۵° رخ می دهد. این الگو را می توان به تمرکز زیاد پوشش گیاهی با تراکم سوخت زیاد، از جمله جنگل های بلوط زاگرس، در دامنه های پایین دست و مناطق هموارتر نسبت داد که پیوستگی افقی سوخت را افزایش می دهند. افزون بر این، چنین مناطقی به دلیل دسترسی آسان تر، بستر مناسبی برای فعالیت های انسانی گسترده از قبیل چرای دام، کشاورزی، و نیز حضور گردشگران و بهره برداران محلی فراهم می آورند که به افزایش چشمگیر آتش سوزی دامن می زنند. با توجه به اینکه اغلب آتش سوزی های ثبت شده در زاگرس منشأ انسانی دارند (۷)، تمرکز این فعالیت ها در شیب های ملایم، عاملی تعیین کننده در تشدید خطر است. اگرچه شیب به طور مستقیم با افزایش سرعت شعله روی بر شدت آتش می افزاید، اما در منطقه مورد مطالعه، نقش غیرمستقیم آن تعیین کننده تر است. این نقش غیرمستقیم از طریق تنظیم پراکنش و تراکم سوخت و نیز الگوی فضایی فعالیت های انسانی اعمال می شود و در نهایت بر اثر مستقیم فیزیکی غلبه دارد.

نتایج نشان داد که با افزایش شاخص NDVI، احتمال وقوع آتش سوزی به طور معنی داری افزایش می یابد؛ به گونه ای که تراکم بیشتر پوشش گیاهی، پیوستگی سوخت و خشکی مورد نیاز برای اشتعال را فراهم می کند. چنین مناطقی با NDVI متوسط تا زیاد، به دلیل دسترسی آسان تر و تمرکز فعالیت های انسانی (چرای دام، کشاورزی، گردشگری)، بستر مناسبی برای وقوع آتش سوزی فراهم می آورند که با توجه به منشأ انسانی اغلب آتش سوزی های زاگرس، این همبستگی مکانی نقش تعیین کننده ای در تشدید خطر ایفا می کند. همچنین، نقش متغیرهای دمایی به ویژه دامنه دمای سالانه و هم دمایی، بیانگر اهمیت تنش های حرارتی در افزایش خطر آتش سوزی بود. افزایش دما موجب کاهش رطوبت سوخت های گیاهی، افزایش تبخیر و تعرق و در نهایت افزایش قابلیت اشتعال پوشش گیاهی می شود. این نتایج با یافته های (۲۴، ۲۵) مبنی بر نقش کلیدی افزایش دما در تشدید خطر آتش سوزی همسو است.

کمبود بارش نیست، بلکه به نحوه توزیع زمانی بارندگی و فرآیند انباشت زیست توده وابسته است. در سال های نسبتاً پربارش، تولید زیست توده گیاهی افزایش یافته و با ورود به دوره های گرم و خشک، حجم زیادی از سوخت قابل اشتعال در عرصه ها انباشته می شود. در نتیجه، افزایش بارندگی می تواند به صورت غیرمستقیم زمینه وقوع آتش سوزی های گسترده تر را فراهم کند. این یافته با نتایج (۷، ۲۱، ۳۲، ۳۳، ۳۹، ۴۵) مطابقت دارد. البته برخی مطالعات، نقش بازدارنده بارش از طریق افزایش رطوبت سوخت را گزارش کرده اند که این تفاوت احتمالاً ناشی از تفاوت شرایط اقلیمی، نوع پوشش گیاهی و مقیاس زمانی تحلیل ها است (۱۷، ۴۶).

کاربری اراضی نیز به عنوان دومین عامل مؤثر بر خطر آتش سوزی شناسایی شد. بررسی دقیق تر طبقه پوششی نشان داد که از کل پهنه های مستعد آتش سوزی در منطقه، بیشترین سهم مربوط به مراتع متراکم و جنگل های انبوه است، در حالی که اراضی جنگلی و مراتع نیمه متراکم نیز به طور قابل توجهی در طبقه پرخطر قرار دارند. این یافته به وضوح نشان می دهد که در زاگرس مرکزی، نه فقط وجود پوشش گیاهی، بلکه نوع ساختار و تراکم آن (به ویژه پوشش های متراکم و نیمه متراکم) نقش تعیین کننده ای در الگوی پراکنش آتش سوزی ایفا می کند. تراکم بالاتر پوشش گیاهی با افزایش حجم سوخت، سرعت گسترش آتش را نیز افزایش می دهد، چنان که در مطالعات (۱۵، ۳۱، ۵۲) نیز بر نقش ساختار پوشش گیاهی و ویژگی های سوخت در کنترل رفتار حریق تأکید شده است. در مقابل، اراضی بایر و پهنه های فاقد پوشش گیاهی با حدود ۱٪، کمترین احتمال وقوع آتش سوزی را نشان دادند که اهمیت وجود سوخت گیاهی و نوع تراکم آن را در شکل گیری و گسترش حریق تأیید می کند.

یکی دیگر از یافته های کلیدی پژوهش حاضر، نقش تعیین کننده شیب در احتمال وقوع آتش سوزی بود. برخلاف نتایج برخی مطالعات پیشین که شیب های تند را از نظر حساسیت و احتمال وقوع آتش سوزی مستعدتر گزارش کرده اند (۱۰، ۱۲، ۳۷)، یافته های پژوهش حاضر نشان داد که بیشترین احتمال وقوع آتش سوزی در اراضی

نقشه نهایی خطر آتش‌سوزی نشان داد که حدود ۲۷/۹٪ از کل منطقه مورد مطالعه در طبقه پرخطر قرار دارد. این پهنه‌های پرخطر بیشتر در بخش‌های غربی، شمال غربی و مرکزی زاگرس، شامل استان‌های فارس، لرستان، چهارمحال و بختیاری و کهگیلویه و بویراحمد، متمرکزند و در بازه ارتفاعی ۱۴۸۲ تا ۱۸۹۴m واقع شده‌اند. این مناطق از یک سو دارای پوشش گیاهی متراکم‌تر بوده و از سوی دیگر تحت تأثیر شرایط اقلیمی مناسب برای تولید و انباشت زیست‌توده قرار دارند. بنابراین، این پهنه‌ها می‌توانند به عنوان اولویت‌های اصلی مدیریت و پایش خطر آتش‌سوزی در منطقه زاگرس مرکزی در نظر گرفته شوند. ضمن آنکه بررسی همپوشانی این مناطق با عرصه‌های حفاظت‌شده محیط‌زیست نشان داد که حدود ۳۰٪ از مساحت مناطق حفاظت‌شده نیز در طبقه پرخطر آتش‌سوزی قرار می‌گیرد.

یکی از مهم‌ترین یافته‌های پژوهش حاضر مربوط به بررسی اثر تغییر اقلیم بر الگوی مکانی خطر آتش‌سوزی بود. بررسی اثر تغییر اقلیم زیر سناریوهای SSP2-4.5 و SSP5-8.5 و با بهره‌گیری از مدل‌های گردش عمومی HadGEM2-CC و MRI-ESM2-0 نشان داد که تغییر اقلیم لزوماً به افزایش یکنواخت وسعت مناطق پرخطر منجر نمی‌شود، بلکه بیشتر موجب جابه‌جایی مکانی کانون‌های خطر در سطح منطقه می‌شود. اگرچه بخشی از مناطق پرخطر فعلی در آینده پتانسیل خود را از دست داده و از حساسیت کمتری برخوردار خواهند شد، اما هم‌زمان نواحی جدیدی نیز در بخش‌های دیگر منطقه مستعد وقوع آتش‌سوزی خواهند شد. این موضوع نشان می‌دهد که افزایش دما و تغییر الگوی بارش تحت سناریوهای اقلیمی، احتمالاً پراکنش و تراکم پوشش گیاهی زاگرس مرکزی را دگرگون کرده و در نتیجه، الگوی مکانی خطر آتش‌سوزی را دستخوش تغییر ساخته است. همچنین، در تمامی سناریوهای مورد بررسی، وسعت

نواحی جدید مستعد آتش‌سوزی از وسعت مناطق ازدست‌رفته بیشتر بود که در پایان به تغییرات خالص مثبت در سطح مناطق مستعد منجر شد. این یافته نشان می‌دهد که خطر آتش‌سوزی در زاگرس مرکزی حاصل برهم‌کنش پیچیده عوامل اقلیمی، پوشش گیاهی و ویژگی‌های توپوگرافی است. نتایج مطالعات (۱۳، ۲۰، ۲۳، ۵۱) نیز تأیید می‌کنند که افزایش دما، تغییر الگوهای بارش و تداوم خشکسالی‌ها از مهم‌ترین عوامل تغییر رژیم آتش‌سوزی در بسیاری از مناطق جهان محسوب می‌شوند. از منظر مدیریتی، این یافته اهمیت ویژه‌ای دارد و ضرورت بازنگری در رویکردهای مدیریتی را آشکار می‌سازد؛ به‌گونه‌ای که برنامه‌های مدیریت آتش‌سوزی نباید صرفاً بر کانون‌های تاریخی وقوع حریق متمرکز باشند، بلکه لازم است با رویکردی آینده‌نگر و مبتنی بر سناریوهای تغییر اقلیم، مناطق نوظهور مستعد آتش‌سوزی نیز مورد توجه قرار گیرند. بر این اساس، توسعه سامانه‌های پایش مستمر، به‌روزرسانی دوره‌ای نقشه‌های خطر، مدیریت سوخت‌های گیاهی، حفاظت از پوشش گیاهی و اجرای برنامه‌های احیای پس از آتش‌سوزی، علاوه بر کاهش خسارات زیست‌محیطی و اقتصادی ناشی از حریق، می‌تواند نقش مؤثری در جلوگیری از تشدید تخریب سرزمین، حفظ کارکرد بوم‌شناختی بوم‌سازگان‌های نیمه‌خشک و پشتیبانی از برنامه‌های مدیریت سرزمین ایفا کند.

■ سپاسگزاری

این پژوهش با پشتیبانی مالی و تجهیزاتی دانشگاه شهرکرد انجام شده است. بدین‌وسیله، نویسندگان مراتب تشکر و قدردانی خود را از دانشگاه شهرکرد و همچنین سازمان منابع طبیعی و آبخیزداری کشور، به‌پاس همکاری صمیمانه و در اختیار گذاشتن داده‌های میدانی آتش‌سوزی، ابراز می‌دارند.

■ References

1. Abbasian, M., Moghim, S., & Abrishamchi, A. (2019). Performance of the general circulation models in simulating temperature and precipitation over Iran. *Theoretical and Applied Climatology*, 135, 1465–1483. doi.org/10.1007/s00704-018-2456-y

2. Achu, A. L., Jobin, T., Chandrika, D. A., Girish, G., Satheesh, K., & Reghunath, R. (2021). Machine-learning modeling of fire susceptibility in a forest-agriculture mosaic landscape of southern India. *Ecological Informatics*, 64, 101348. doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101348
3. Akbarzadeh, A., Ghorbani-Dashtaki, Sh., Naderi-Khorasgani, M., Mohammadi, J., & Taghizadeh-Mehrjardi, R. A. (2017). Effect of fire on water repellency, amount and factors of soil erosion in forests of southwest coast of the Caspian Sea. *Iranian Journal of Forest*, 9(1), 145–157. [In Persian].
4. Alidoust, M., Naghdi, R., Nikooy, M., & Peyrowan, H. R. (2024). Effect of slope and different intensities of rainfall using rain simulator on runoff and soil loss one year after forest fire (Shenroud Forest, Guilan). *Iranian Journal of Forest*, 16(2), 257–271. [In Persian]. doi.org/10.22034/ijf.2024.414296.1943
5. Bagherabadi, R., Shikhkanloo Milan, F., & Zarei Mohammadabad, M. (2022). Evaluation of fire risk in the Zagros forests (Case study: Dalahu County). *Management of Natural Ecosystems*, 2(2), 60–72. [In Persian]. dor.isc.ac/dor/20.1001.1.28210182.1401.1.3.6.2
6. Banerjee, P. (2021). Maximum entropy-based forest fire likelihood mapping: Analysing the trends, distribution, and drivers of forest fires in Sikkim Himalaya. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 36(4), 275–288. doi.org/10.1080/02827581.2021.1918239
7. Bashari, H., Naghipour, A. A., Khajeddin, S. J., Sangoony, H., & Tahmasebi, P. (2016). Risk of fire occurrence in arid and semi-arid ecosystems of Iran: An investigation using Bayesian belief networks. *Environmental Monitoring and Assessment*, 188(9), 531. doi.org/10.1007/s10661-016-5532-8
8. Bowman, D. M. J. S., Balch, J. K., Artaxo, P., Bond, W. J., Carlson, J. M., Cochrane, M. A., D'Antonio, C. M., DeFries, R. S., Doyle, J. C., Harrison, S. P., Johnston, F. H., Keeley, J. E., Krawchuk, M. A., Kull, C. A., Marston, J. B., Moritz, M. A., Prentice, I. C., Roos, C. I., Scott, A. C., ... Pyne, S. J. (2009). Fire in the Earth system. *Science*, 324(5926), 481–484. doi.org/10.1126/science.1163886
9. Canadell, J. G., Meyer, C. P., Cook, G. D., Dowdy, A., Briggs, P. R., Knauer, J., Pepler, A., & Haverd, V. (2021). Multi-decadal increase of forest burned area in Australia is linked to climate change. *Nature Communications*, 12, 6921. doi.org/10.1038/s41467-021-27225-4
10. Chen, F., Du, Y., Niu, S., & Zhao, J. (2015). Modeling forest lightning fire occurrence in the Daxinganling Mountains of northeastern China with MaxEnt. *Forests*, 6(5), 1422–1438. doi.org/10.3390/f6051422
11. Colak, E., & Sunar, F. (2020). Evaluation of forest fire risk in the Mediterranean Turkish forests: A case study of Menderes region, Izmir. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 45, 101479. doi.org/10.1016/j.ijdrr.2020.101479
12. Conedera, M., Cesti, G., Pezzatti, G. B., Zumbunnen, T., & Spinedi, F. (2006). Lightning-induced fires in the Alpine region: An increasing problem. *Forest Ecology and Management*, 234(1), S68. doi.org/10.1016/j.foreco.2006.08.096
13. Cruz-González, A., Arteaga-Ramírez, R., Soria-Ruiz, J., Sánchez-Cohen, I., Monterroso-Rivas, A. I., & Quevedo-Nolasco, A. (2025). Climate change projections in temperature and precipitation using CMIP6 in Central Mexico. *Theoretical and Applied Climatology*, 156, 97. doi.org/10.1007/s00704-024-05345-3
14. Dang, T. N., Kumar, L., Reid, M., & Mutanga, O. (2021). Fire danger assessment using geospatial modelling in Mekong Delta, Vietnam: Effects on wetland resources. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 21, 100456. doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100456
15. Eskandari, S., Kamali, N., Sadeghipour, A., Siahmansour, R., & Tiefenbacher, J. P. (2024). Fire-danger modeling and mapping in natural ecosystems of northeastern Iran: Application of physiographic, vegetative, climatic, and human-made indicators. *Natural Hazards*, 120(8), 8025–8056. doi.org/10.1007/s11069-024-06542-z
16. Eskandari, S., Pourghasemi, H. R., & Tiefenbacher, J. P. (2020). Relations of land cover, topography, and climate to fire occurrence in natural regions of Iran: Applying new data mining techniques for modeling and mapping fire danger. *Forest Ecology and Management*, 473, 118338. doi.org/10.1016/j.foreco.2020.118338
17. Eslami, R., Azarnoosh, M. R., Kialashaki, A., & Kazamnejad, F. (2021). Evaluation of forest fire occurrence probability using Dong model, artificial neural network, and k-nearest neighbors in the Babol-Rood watershed, Mazandaran. *Iranian Journal of Forest Ecology*, 9(17), 185–195. [In Persian]. doi.org/10.52547/ifej.9.17.185

18. Eyring, V., Bony, S., Meehl, G. A., Senior, C., Stevens, B., Stouffer, R. J., & Taylor, K. E. (2016). Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) experimental design and organization. *Geoscientific Model Development*, 9(5), 1937–1958. doi.org/10.5194/gmd-9-1937-2016
19. Iban, M. C., & Sekertekin, A. (2022). Machine learning based wildfire susceptibility mapping using remotely sensed fire data and GIS: A case study of Adana and Mersin provinces, Turkey. *Ecological Informatics*, 69, 101647. doi.org/10.1016/j.ecoinf.2022.101647
20. Gallo, C., Dieppois, B., Quilcaille, Y., Chiriaco, M. V., Fulé, P. Z., Drobyshev, I., San-Miguel-Ayanz, J., Blackett, M., & Eden, J. (2025). Future impacts of climate change on global fire weather: Insight from weighted CMIP6 multimodel ensembles. *Journal of Climate*, 38(22), 6445–6462. doi.org/10.1175/JCLI-D-24-0540.1
21. Ghorbanzadeh, O., Valizadeh Kamran, K., Blaschke, T., Aryal, J., Naboureh, A., Einali, J., & Bian, J. (2019). Spatial prediction of wildfire susceptibility using field survey GPS data and machine learning approaches. *Fire*, 2(3), 43. doi.org/10.3390/fire2030043
22. Göltas, M., Ayberk, H., & Küçük, O. (2024). Forest fire occurrence modeling in Southwest Turkey using MaxEnt machine learning technique. *iForest - Biogeosciences and Forestry*, 17(1), 10–18. doi.org/10.3832/ifer4321-016
23. He, Y., Zhou, Z., Im, E. S., & Kwon, H. H. (2025). Wildfire risk in a changing climate: Evaluating fire weather indices and their global patterns with CMIP6 multi-model projections. *Weather and Climate Extremes*, 48, 100751. doi.org/10.1016/j.wace.2025.100751
24. James, E., Ahmadov, R., Romero-Alvarez, J., Grell, G., Csiszar, I., Anderson, L. D., Schnell, J., & de Gouw, J. (2025). An hourly wildfire potential index for predicting subdaily fire activity based on rapidly updating convection-allowing model forecasts. *Weather and Forecasting*, 40(9), 1805–1822. doi.org/10.1175/WAF-D-24-0068.1
25. Jolly, W. M., Freeborn, P. H., Page, W. G., & Butler, B. W. (2019). Severe fire danger index: A forecastable metric to inform firefighter and community wildfire risk management. *Fire*, 2(3), 47. doi.org/10.3390/fire2030047
26. Jones, M. W., Abatzoglou, J. T., Veraverbeke, S., Andela, N., Lasslop, G., Forkel, M., Smith, A. J. P., Burton, C., Betts, R. A., van der Werf, G. R., Sitch, S., Canadell, J. G., Santin, C., Kolden, C., Doerr, S. H., & Le Quéré, C. (2022). Global and regional trends and drivers of fire under climate change. *Reviews of Geophysics*, 60(3), e2020RG000726. doi.org/10.1029/2020RG000726
27. Masoudian, E., Mirzaei, A., & Bagheri, H. (2025). Assessing wildfire susceptibility in Iran: Leveraging machine learning for geospatial analysis of climatic and anthropogenic factors. *Trees, Forests and People*, 19, 100774. doi.org/10.1016/j.tfp.2025.100774
28. Meigs, G. W., Case, M. J., Churchill, D. J., Hersey, C. M., Jeronimo, S. M. A., & Smith, L. A. C. (2023). Drought, wildfire and forest transformation: Characterizing trailing edge forests in the eastern Cascade Range, Washington, USA. *Forestry*, 96(3), 340–354. doi.org/10.1093/forestry/cpac046
29. Mohtashamnia, S. (2024). Locating areas prone to fire using AHP and GIS (Case study: Rangeland of Bonrood region in Fars Province). *Journal of New Researches in Environmental Engineering*, 2(6), 30–42. [In Persian]. sanad.iau.ir/fa/Journal/DownloadFile/1126691
30. Moradi, S., & Ahmadi Sani, N. (2024). Assessment and spatial zoning of fire risk in forests and rangelands using GIS-based multi-criteria decision-making methods in the Central Zagros. *Iranian Journal of Forest*, 16(4), 531–554. [In Persian]. doi.org/10.22034/ijf.2024.465288.1994
31. Mouillot, F., Ratte, J. P., Joffre, R., Moreno, J. M., & Rambal, S. (2003). Some determinants of the spatio-temporal fire cycle in a Mediterranean landscape (Corsica, France). *Landscape Ecology*, 18(7), 665–674. doi.org/10.1023/B:LAND.0000004182.22525.a9
32. Naghipour Borj, A. A. (2019). Fire occurrence prediction using Bayesian belief network (BBN) modeling in Chaharmahal and Bakhtiari Province. *Journal of Rangeland*, 13(1), 90–100. [In Persian]. dor.isc.ac/dor/20.1001.1.20080891.1398.13.1.8.9
33. Nasiri, V., Sadeghi, S. M. M., Bagherabadi, R., Moradi, F., Deljouei, A., & Borz, S. A. (2022). Modeling

- wildfire risk in western Iran based on the integration of AHP and GIS. *Environmental Monitoring and Assessment*, 194(9), 644. doi.org/10.1007/s10661-022-10318-y
34. Or, D., Furtak-Cole, E., Berli, M., Shillito, R., Ebrahimian, H., Vahdat-Aboueshagh, H., & McKenna, S. A. (2023). Review of wildfire modeling considering effects on land surfaces. *Earth-Science Reviews*, 245, 104569. doi.org/10.1016/j.earscirev.2023.104569
 35. Paudel, G., Pandey, K., Lamsal, P., Bhattarai, A., Bhattarai, A., & Tripathi, S. (2024). Geospatial forest fire risk assessment and zoning by integrating MaxEnt in Gorkha District, Nepal. *Heliyon*, 10(11), e31305. doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e31305
 36. Phillips, S. J., Anderson, R. P., & Schapire, R. E. (2006). Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological Modelling*, 190(3–4), 231–259. doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2005.03.026
 37. Pourtaghi, Z. S., Pourghasemi, H. R., & Rossi, M. (2015). Forest fire susceptibility mapping in the Minudasht forests, Golestan Province, Iran. *Environmental Earth Sciences*, 73(4), 1515–1533. doi.org/10.1007/s12665-014-3502-4
 38. Rezapour, Z., Eskandari, S., & Yazdanpanah, H. (2024). Investigating the role of climate change in the risk of wildfires occurring in the forests and rangelands of Kohgiluyeh and Boyer-Ahmad Province. *Journal of Natural Environmental Hazards*, 13(41), 103–130. [In Persian]. doi.org/10.22111/jneh.2024.47185.1998
 39. Romano, N., & Ursino, N. (2020). Forest fire regime in a Mediterranean ecosystem: Unraveling the mutual interrelations between rainfall seasonality, soil moisture, drought persistence, and biomass dynamics. *Fire*, 3(3), 49. doi.org/10.3390/fire3030049
 40. Rostami-Kia, Y., Siah-Mansour, R., Sharifi, J., & Mohammadi, H. (2022). The effect of fire on density and composition of vegetation in forest lands of Vanan-Khalkhal region. *Nature of Iran*, 6(6), 77–87. [In Persian]. doi.org/10.22092/irn.2022.355613.1396
 41. Salehi, N., Dashti, S., Attar-Roshan, S., Nazarpour, A., & Jafarzadeh, N. A. (2023). Zoning of forest fire risk using the integrated method of artificial neural network and geographic information system (Case study: Shimbar Protected Area, Khuzestan Province). *Environmental Erosion Research*, 13(2), 235–253. [In Persian]. http://magazine.hormozgan.ac.ir/article-1-687-en.html
 42. Sari, F. (2023). Identifying anthropogenic and natural causes of wildfires by maximum entropy method-based ignition susceptibility distribution models. *Journal of Forestry Research*, 34(2), 355–371. doi.org/10.1007/s11676-022-01502-4
 43. Shahfahad, Talukdar, S., Das, T., Naikoo, M. W., Rihan, M., & Rahman, A. (2022). Forest fire susceptibility mapping by integrating remote sensing and machine learning algorithms. In P. C. Pandey & P. Arellano (Eds.), *Advances in remote sensing for forest monitoring* (pp. 179–195). Wiley. doi.org/10.1002/9781119788157.ch9
 44. Sharifi-Moghadam, M. (2015). *Guide and instructions for sustainable agriculture in the Central Zagros Mountains*. Maaref Publishing. [In Persian].
 45. Shojai, S., Bashiri, M., Rahdari, M. R., & Sahabi, H. (2023). Modeling fire in arid rangelands of northeastern Iran (Case study: Namakzar Watershed, Khaf, Iran). *Desert Ecosystem Engineering Journal*, 12(10–11), 55–68. [In Persian]. doi.org/10.22052/JDEE.2024.253933.1097
 46. Stocks, B. J., Lawson, B. D., Alexander, M. E., Van Wagner, C. E., McAlpine, R. S., Lynham, T. J., & Dube, D. E. (1989). The Canadian forest fire danger rating system: An overview. *The Forestry Chronicle*, 65(6), 450–457. doi/pdf/10.5558/tfc654506
 47. Suryabhadgavan, K. V., Alemu, M., & Balakrishnan, M. (2016). GIS-based multi-criteria decision analysis for forest fire susceptibility mapping: A case study in Harennu Forest, southwestern Ethiopia. *Tropical Ecology*, 57(1), 33–43.
 48. Tabibian, S. (2022). Physical zoning of forest fire risk using fuzzy AHP and GIS (Case study: Asalem, Gilan). *Journal of Physical Development Planning*, 9(2), 61–72. [In Persian]. doi.org/10.30473/psp.2022.62345.2561
 49. Tuyen, T. T., Jaafari, A., Yen, H. P. H., Nguyen-Thoi, T., Van Phong, T., Nguyen, H. D., Van Le, H.,

- Phuong, T. T. M., Nguyen, S. H., & Prakash, I. (2021). Mapping forest fire susceptibility using spatially explicit ensemble models based on the locally weighted learning algorithm. *Ecological Informatics*, 63, 101292. doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101292
50. Valavi, R., Guillera-Aroita, G., Lahoz-Monfort, J. J., & Elith, J. (2022). Predictive performance of presence-only species distribution models: A benchmark study with reproducible code. *Ecological Monographs*, 92(1), e01486. doi.org/10.1002/ecm.1486
51. Westerling, A. L., Hidalgo, H. G., Cayan, D. R., & Swetnam, T. W. (2006). Warming and earlier spring increase western U.S. forest wildfire activity. *Science*, 313(5789), 940–943. doi.org/10.1126/science.1128834
52. Yang, X., Jin, X., & Zhou, Y. (2021). Wildfire risk assessment and zoning by integrating MaxEnt and GIS in Hunan Province, China. *Forests*, 12(10), 1299. doi.org/10.3390/f12101299
53. Zhao, P., Zhang, F., Lin, H., & Xu, S. (2021). GIS-based forest fire risk model: A case study in Laoshan National Forest Park, Nanjing. *Remote Sensing*, 13(18), 3704. doi.org/10.3390/rs13183704

