



## Forest Fire Hazard Modeling Using Fuzzy Weighted Linear Combination and Network Analysis

Negar Hamedei <sup>1</sup> , Ali Esmaily <sup>2</sup> , Hassan Faramarzi <sup>3</sup> , Saeid Shabani <sup>4</sup>  ✉, Behrooz Mohseni <sup>5</sup> 

1. Department of Surveying Engineering, Graduate University of Advanced Technology, Mahan, Iran

Email: [negarhamedei1982@gmail.com](mailto:negarhamedei1982@gmail.com)

2. Department of Surveying Engineering, Graduate University of Advanced Technology, Mahan, Iran

Email: [aliesmaeily@hotmail.com](mailto:aliesmaeily@hotmail.com)

3. Department of Forestry, Faculty of Natural Resources and Marine Sciences, Tarbiat Modares University of Tehran, Noor, Iran

Email: [faramarzi.hassan@yahoo.com](mailto:faramarzi.hassan@yahoo.com)

4. (Corresponding Author) Research Division of Natural Resources, Golestan Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, AREEO, Gorgan, Iran. Email: [s.shabani@areeo.ac.ir](mailto:s.shabani@areeo.ac.ir)

5. Research Division of Natural Resources, Golestan Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, AREEO, Gorgan, Iran. Email: [bpnu2020@gmail.com](mailto:bpnu2020@gmail.com)

### ARTICLE INFO

Article type:

Research Article

### Article History:

Received:

3 June 2025

Revised:

2 September 2025

Accepted:

8 October 2025

Available online:

10 November 2025

### Keywords:

Forest Destruction,

Dynamic,

Vegetation Index,

Fire Management.

### ABSTRACT

Forest fires, whether triggered by natural causes or human activities, are regarded as one of the most serious environmental disasters. Accordingly, understanding the dynamic behavior of forest fires and delineating fire hazard zones are essential components of fire management aimed at reducing fire incidence and minimizing forest degradation. This study seeks to identify and map potential forest fire hazard zones in the Lordegan region using the Fuzzy Weighted Linear Combination (FWLC) method in conjunction with the Analytic Network Process (ANP). To achieve this objective, a set of influential factors—including topographic, vegetation, anthropogenic, and climatic variables—for the years 2000 and 2014 were incorporated into the analysis. These variables served as input layers for the modeling process. In the fuzzification phase, the input maps were weighted using the ANP method, and the forest fire hazard map was subsequently generated through the FWLC technique. Additionally, to assess temporal variations in the contributing factors, change detection maps were produced for the 14-year study period. The findings indicated that proximity to residential areas and roads, maximum daily temperature, and the GVMI (Global Vegetation Moisture Index) were the most influential variables according to the ANP weighting results. The predictive models exhibited strong performance, as indicated by an ROC (Receiver Operating Characteristic) value exceeding 0.7. Therefore, the proposed integrated model provides a robust decision-support tool for future forest fire management strategies. The final output—a predictive fire hazard map—offers critical support for the management and conservation of the Zagros forest ecosystems. This map facilitates the identification of high-risk zones, enabling proactive fire prevention, timely firefighting responses, and optimized resource allocation.

Citation: Hamedei, N., Esmaily, A., Faramarzi, H., Shabani, S., & Mohseni, B. (2025). Forest Fire Hazard Modeling Using Fuzzy Weighted Linear Combination and Network Analysis. *Geographical planning of space quarterly journal*, 15 (3), 41-58.

<http://doi.org/10.30488/gps.2025.460466.3748>



© The Author(s)

This is an open access article under the CC BY NC license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

Publisher: Golestan University Press

## Extended Abstract

### Introduction

Wildfires are among the most significant natural disturbances in forest ecosystems, profoundly impacting their structure, function, and regenerative processes. In various regions around the world, fire plays a dual role—as both a destructive force and a natural ecological regulator. In Iran, the threat of wildfires has become increasingly pronounced in recent decades, especially in the ecologically sensitive and socioeconomically vital Zagros forests. According to official records, over 20,000 hectares of forested land in Iran were impacted by wildfires in 2021 (1400 in the Iranian calendar), the majority of which occurred in the Zagros region. Historically, the primary ignition sources were natural, including lightning, high surface temperatures, coal-rich soils, and hot, dry winds. These natural factors occasionally triggered fires in localized areas. However, the increasing influence of human activities on fire incidence has become more evident in recent years. Activities such as slash-and-burn agriculture, uncontrolled campfires, and infrastructure development by farmers, herders, and tourists have significantly elevated the likelihood of forest ignition, both intentional and unintentional. Moreover, climate change has exacerbated both the frequency and intensity of wildfires in the region. Rising temperatures, prolonged dry seasons, decreasing humidity, and intensified hot winds have collectively heightened fire susceptibility in the Zagros mountain range. These changes have altered the fire regime by creating drier fuel beds and increasing the flammability of forest vegetation. The consequences of forest fires in the Zagros region are severe and multifaceted. Beyond the immediate destruction of vegetation and biomass, wildfires contribute to long-term ecological degradation by accelerating soil erosion, disrupting hydrological cycles, and reducing biodiversity. In some areas, recurrent wildfires have led to the replacement of native tree species with less valuable or invasive vegetation types, thereby weakening the ecological integrity of the landscape. Given these threats, there is an urgent need to adopt proactive management strategies that focus not only on suppressing wildfires but also on anticipating and reducing their occurrence. Predictive modeling is one of the most effective approaches in this context, enabling the spatial identification of fire-prone zones and aiding in the prioritization of

preventive measures. In response to this, the present study was conducted to model fire risk in the Lordegan region of the Zagros forests using the Fuzzy Weighted Linear Combination (FWLC) approach. This methodology integrates expert knowledge with spatial data and fuzzy logic to generate a comprehensive fire susceptibility map.

### Methodology

To develop the fire risk model, various data sources were integrated, including meteorological records, topographic features, vegetation characteristics, and anthropogenic factors. Climate-related variables, including temperature and humidity, were sourced from regional meteorological stations. Spatial data layers, including slope, aspect, distance from roads and settlements, and vegetation indices, were derived from existing Geographic Information System (GIS) databases. The Analytical Network Process (ANP) was employed to determine the relative importance of each factor influencing fire risk. ANP is a multi-criteria decision-making method that accounts for interdependencies between criteria and sub-criteria. Using Super Decisions software, experts in forestry and natural resource management conducted pairwise comparisons of the criteria based on their perceived influence on fire occurrence. Each criterion was scored on a scale from 1 to 9, reflecting its relative significance. The resulting supermatrix was normalized and raised to its limiting powers to produce the final weights, capturing the long-term influence of each factor within the network. Due to the inherent uncertainty and fuzziness of environmental data, fuzzy logic was incorporated into the modeling process. Various membership functions, including triangular, trapezoidal, Gaussian, bell-shaped, and sigmoidal, were employed to fuzzify the input variables. Each membership function was defined using control points (a, b, c, d), which delineated the degree of membership of each pixel within the data layer. These functions enabled the gradual and continuous classification of data, more accurately reflecting the complex nature of forest fire susceptibility.

Fuzzification of spatial layers was performed using Idrisi Selva software. Subsequently, the weighted overlay was performed using the Weighted Linear Combination (WLC) method. WLC is widely used in spatial decision-making due to its ability to integrate multiple criteria while accounting for their relative weights. In

this process, each fuzzy data layer was multiplied by its corresponding ANP-derived weight, and the layers were summed to generate a composite fire risk index. The final output was a continuous surface representing fire susceptibility across the study area.

### **Results and Discussion**

The fire risk maps generated for 2000 and 2014 revealed spatial patterns consistently identifying high-risk zones, particularly in the western and southern aspects of the landscape. These areas were characterized by steeper slopes, greater sun exposure, and lower humidity levels—all factors that increase the likelihood of fire ignition and spread. Among the factors considered, proximity to roads and residential areas, maximum daily temperature, and the Global Vegetation Moisture Index (GVMI) were assigned the highest weights. These results highlight the critical role of both climatic and anthropogenic factors in shaping fire susceptibility. The influence of infrastructure and human presence underscores the importance of incorporating land-use planning and public awareness into fire management strategies. To validate the model, a set of actual fire occurrence points, collected via GPS over the past 15 years, was used. The Area Under the Curve (AUC) of the Receiver Operating Characteristic (ROC) curve was calculated to assess the model's accuracy. The model achieved a success rate of 0.83 using the training dataset and a prediction rate of 0.79 with the validation dataset, indicating a high degree of reliability. These values confirm the effectiveness of the FWLC approach in capturing the spatial variability and complexity of fire risk in the Zagros region. The integration of fuzzy logic and ANP provides a flexible and robust framework for modeling environmental risks. Unlike binary or deterministic models, this approach accommodates uncertainty and facilitates gradual transitions between risk levels. As

such, it is particularly well-suited to heterogeneous landscapes, such as the Zagros forests, where fire dynamics are influenced by a combination of natural and human factors.

### **Conclusion**

The findings of this study highlight the effectiveness of the FWLC model in predicting forest fire risk with considerable accuracy and spatial precision. This approach effectively integrates expert knowledge, fuzzy classification, and multi-criteria analysis to generate a nuanced risk map. The resulting output can serve as a decision-support tool for forest managers, aiding in the prioritization of fire prevention efforts, the allocation of firefighting resources, and the planning of risk-sensitive infrastructure. By identifying high-risk zones in advance, managers can implement preventive measures, including controlled burns, community education, fuel load reduction, and the establishment of early warning systems. Given the increasing threat posed by climate change and human expansion, such tools are indispensable for maintaining the ecological integrity and resilience of fire-prone regions like the Zagros forests.

### **Funding**

There is no funding support.

### **Authors' Contribution**

Authors contributed equally to the conceptualization and writing of the article. All of the authors approved the content of the manuscript and agreed on all aspects of the work declaration of competing interest none.

### **Conflict of Interest**

Authors declared no conflict of interest.

### **Acknowledgments**

We are grateful to all the scientific consultants of this paper.

## مدل سازی خطر آتش سوزی جنگل با استفاده از روش های فرآیند تحلیل شبکه ای و ترکیب خطی وزنی فازی

نگار حامدی<sup>۱</sup>، علی اسماعیلی<sup>۲</sup>، حسن فرامرزی<sup>۳</sup>، سعید شعبانی<sup>۴</sup>، بهروز محسنی<sup>۵</sup>

- ۱- گروه مهندسی نقشه برداری، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، ماهان، ایران. رایانامه: [negarhamedi1982@gmail.com](mailto:negarhamedi1982@gmail.com)
- ۲- گروه مهندسی نقشه برداری، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، ماهان، ایران. رایانامه: [aliesmaeil@hotmail.com](mailto:aliesmaeil@hotmail.com)
- ۳- دانشکده منابع طبیعی و علوم دریایی، دانشگاه تربیت مدرس، نوره، ایران. رایانامه: [faramarzi.hassan@yahoo.com](mailto:faramarzi.hassan@yahoo.com)
- ۴- نویسنده مسئول، بخش تحقیقات منابع طبیعی، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان گلستان، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، گرگان، ایران رایانامه: [s.shabani@areeo.ac.ir](mailto:s.shabani@areeo.ac.ir)
- ۵- بخش تحقیقات منابع طبیعی، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان گلستان، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، گرگان، ایران. رایانامه: [bpnu2020@gmail.com](mailto:bpnu2020@gmail.com)

| اطلاعات مقاله   | چکیده  |
|---|--|
| <b>نوع مقاله:</b><br>مقاله پژوهشی   | آتش سوزی جنگل صرف نظر از اینکه بر اثر عوامل طبیعی و یا فعالیت های انسانی ایجاد شده باشد، می تواند یک فاجعه محیط زیستی واقعی محسوب گردد. از این رو، درک رفتار پویایی آتش و تهیه نقشه مناطق خطر آتش سوزی جنگل، یکی از جنبه های مهم مدیریت آتش، کاهش وقوع آن و جلوگیری از آسیب جنگل محسوب می شود. بر این اساس هدف این تحقیق تهیه نقشه مناطق دارای پتانسیل آتش سوزی جنگل های شهرستان لردگان با استفاده از روش های فرآیند تحلیل شبکه ای و ترکیب خطی وزنی فازی می باشد. بدین منظور نقشه عوامل مؤثر بر آتش سوزی از قبیل عوامل توپوگرافی، شاخص های پوشش گیاهی، عوامل انسانی و اقلیمی مربوط به سال های ۲۰۰۰ و ۲۰۱۴ تهیه و به عنوان ورودی های مدل انتخاب شدند. پس از فازی سازی نقشه های ورودی، با استفاده از روش تحلیل شبکه ای، معیارها وزن دهی و نقشه خطر آتش سوزی با استفاده از روش ترکیب خطی وزنی فازی تهیه گردید. در ادامه نقشه تغییرات عوامل مؤثر بر آتش سوزی در بازه زمانی ۱۴ ساله تهیه گردید. نتایج این تحقیق نشان داد عوامل فاصله از مناطق مسکونی و جاده، حداکثر دمای روزانه هوا و شاخص GVMI بیشترین وزن را به خود اختصاص داده اند. همچنین دقت مدل ترکیب خطی وزنی فازی با شاخص سطح زیر منحنی بررسی و نتایج حاکی از دقت خوب مدل با مقداری عددی بیشتر از ۰/۷ بود. یافته های این تحقیق در قالب نقشه پیش بینی مناطق خطر آتش سوزی جنگل ها می تواند به عنوان پشتیبانی حیاتی برای مدیریت اکوسیستم های جنگلی زاگرس مورد استفاده قرار گیرد. |
| <b>تاریخ دریافت:</b><br>۱۴۰۴/۰۳/۱۳  |  |
| <b>تاریخ بازنگری:</b><br>۱۴۰۴/۰۶/۱۱   |  |
| <b>تاریخ پذیرش:</b><br>۱۴۰۴/۰۷/۱۶   |  |
| <b>تاریخ چاپ:</b><br>۱۴۰۴/۰۸/۱۹   |  |
| <b>واژگان کلیدی:</b><br>آسیب جنگل،<br>پویایی،<br>شاخص پوشش<br>گیاهی،<br>مدیریت آتش.   |  |
| <b>استناد:</b> حامدی، نگار؛ اسماعیلی، علی؛ فرامرزی، حسن؛ شعبانی، سعید و محسنی، بهروز. (۱۴۰۴). مدل سازی خطر آتش سوزی جنگل با استفاده از روش های فرآیند تحلیل شبکه ای و ترکیب خطی وزنی فازی. <i>مجله آمایش جغرافیایی فضا</i> ، ۱۵ (۳)، ۵۸-۴۱. |  |
| <a href="http://doi.org/10.30488/gps.2025.460466.3748">http://doi.org/10.30488/gps.2025.460466.3748</a>   |  |

## مقدمه

آتش‌سوزی به‌عنوان یکی از آشفته‌گی‌های رایج در اکوسیستم‌های جنگلی، خسارات جبران‌ناپذیری به بار می‌آورد (Eskandari et al, 2020). تولید گازهای گلخانه‌ای حاصل از آتش‌سوزی، نقش قابل‌ملاحظه‌ای در انتشار جهانی کربن دارد (Arnett et al, 2015). آتش‌سوزی منطقه بزرگ می‌تواند به‌طور ناهمگونی چشم‌انداز ساختار اکوسیستم و آب‌وهوای محلی را دچار تغییر کند (Orumaa et al, 2022). از سوی دیگر، آتش‌سوزی نقش مهمی در تعیین ساختار و ترکیب اکوسیستم‌های جنگلی بر عهده دارد (Kumar et al, 2022). با وقوع آتش‌سوزی، تعداد و حجم در هکتار توده کاهش یافته و کیفیت درختان باقیمانده افت می‌کند. از این‌رو، نیاز است تا با اجرای عملیات پرورشی و برش‌های اصلاحی و بهداشتی، به همراه محصور نمودن عرصه، جلوگیری از چرای دام و انجام نهال‌کاری با گونه‌های بومی، به حفظ تنوع زیستی و زادآوری در منطقه موردنظر کمک نمود (Baheri et al, 2017). پس از آتش‌سوزی، رطوبت و عناصر غذایی خاک به همراه پایداری خاکدانه‌ها در دوره‌های کوتاه‌مدت و بلندمدت تغییر می‌کند، لذا رشد و تغذیه گیاه تحت تأثیر قرار گرفته و فرسایش خاک به چالشی جدی تبدیل می‌شود (Bazgir et al, 2020). شدت آتش با عوامل غیرزنده از جمله آب‌وهوا، رطوبت، شیب، ارتفاع و عوامل زنده نظیر لایه‌های جنگل، ساختار توده، اندازه درخت، بیماری، مرگ‌ومیر، و همچنین عوامل انسانی مانند دام و توسعه شهری مرتبط است. لذا شناخت رفتار و عملکرد آتش نیازمند استفاده از تکنیک‌های پیش‌بینی خطر می‌باشد.

تاکنون تحقیقات متعددی در زمینه پیش‌بینی خطر آتش‌سوزی همراه با مدل‌سازی در محیط سامانه اطلاعات جغرافیایی صورت گرفته است. بادوریا و همکاران جهت افزایش کارایی تکنیک‌های مدل‌سازی از مدلی ترکیبی متشکل از جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی وقوع آتش‌سوزی‌های جنگل در هند استفاده و دقت مدل را با واریانس معادل ۱/۰ به ۹۴ درصد ارتقاء دادند (Bhadoria et al, 2021). ساها و همکاران با ثبت ۳۰۰۰ رویداد آتش‌سوزی و به‌کارگیری سه روش یادگیری ماشین شامل جنگل تصادفی، رگرسیون تطبیقی چند متغیره هموارساز و شبکه عصبی یادگیری عمیق، به پیش‌بینی آتش‌سوزی جنگل‌های هند پرداخته و ضمن اشاره به دقت بالای هر سه مدل مورد استفاده، دقت مدل شبکه عصبی یادگیری عمیق را ۰/۹۲۵ ذکر کرده‌اند (Saha et al, 2023). آنیسا و همکاران با استفاده از روش ترکیب خطی وزن‌دار<sup>۱</sup> و بر اساس فرآیند تحلیل سلسله مراتبی<sup>۲</sup> جهت تعیین شاخص بهتری برای ارزیابی آسیب‌پذیری جنگل و آتش‌سوزی در استان Jambi اندونزی اقدام کردند (Annisa et al, 2015). پارامترهای مورد استفاده شامل شاخص نرمال شده پوشش گیاهی<sup>۳</sup>، شاخص نرمال شده آب<sup>۴</sup>، دمای هوا و دمای سطح مشتق شده از داده‌های سنجنده لندست TM5 بود. نتایج نشان داد که NDVI و NDWI کمک بیشتری به شناسایی سطح آسیب‌پذیری جنگل کرده و ضرایب همبستگی آن‌ها بالاتر از ضرایب دمای هوا و سطح درجه حرارت می‌باشد. فرامرز و همکاران (۱۳۹۷) با استفاده از روش میانگین وزنی مرتب‌شده به ارزیابی نقش جاده ترانزیتی روی آتش‌سوزی‌های پارک ملی گلستان پرداختند. نتایج، کاهش ۴۰ درصدی مساحت آتش‌سوزی در صورت عدم حضور جاده ترانزیتی در مناطق دارای پتانسیل خطر را نشان داد. همچنین گزارش شد یکی از عوامل مؤثر بر مدیریت آتش‌سوزی، دسترسی به اطلاعات و نقشه‌های مرتبط با میزان خطر آتش‌سوزی در قالب شاخص‌های خطر آتش‌سوزی می‌باشد.

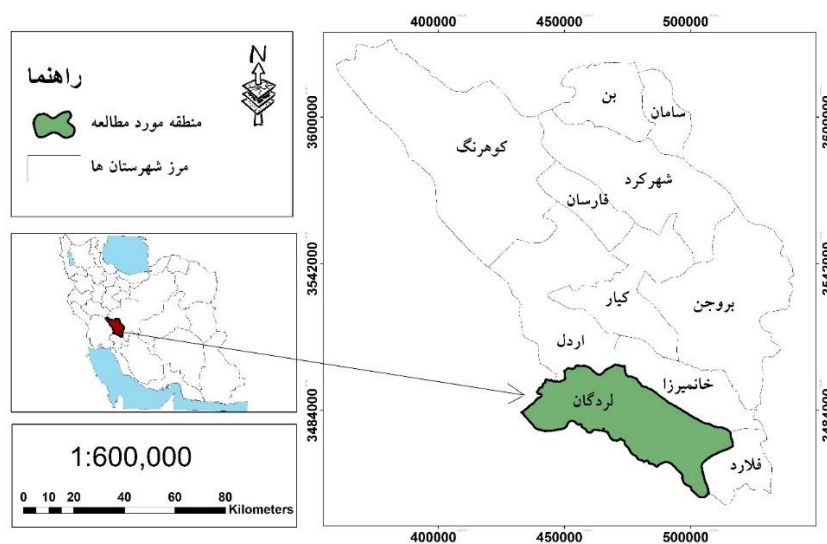
استفاده از تکنیک‌های سنجش‌ازدور و سامانه اطلاعات جغرافیایی و تلفیق آن با روش ترکیب خطی وزنی فازی و یا

1. Weighted Linear Combination (WLC)
2. Analytical Hierarchy Process (AHP)
3. Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)
4. Normalized Difference Water Index (NDWI)

فرایند تحلیل شبکه‌ای، امکان تهیه نقشه‌های خطر آتش‌سوزی جنگل را فراهم می‌سازد. فرایند تحلیل شبکه‌ای<sup>۱</sup> ضمن حفظ قابلیت‌های فرایند سلسله مراتبی می‌تواند ارتباطات پیچیده و وابستگی متقابل بین عناصر و بازخوردشان را در نظر بگیرد (Habibi et al, 2020; Rezaei et al, 2020). تخریب و نابودی ذخایر ژنتیکی جنگل‌های زاگرس بر اثر آتش‌سوزی در سنوات اخیر و تأخیر سیر تکاملی آن‌ها در رسیدن به کلیماکس، باعث بروز ناهنجاری‌هایی در موجودات زنده و تحمیل هزینه سنگین بازسازی جنگل بر جامعه شده است. با توجه به افزایش وقوع آتش‌سوزی در جنگل‌های ایران، شناسایی مناطق مستعد و تدوین برنامه‌های مدیریتی برای آن مناطق، از اهمیت بالایی برخوردار است. با توجه به اهمیت این مسئله، آتش‌سوزی جنگل‌های زاگرس در شهرستان لردگان مورد مطالعه قرار گرفت. تاکنون در زمینه استفاده از روش منطق فازی برای تهیه نقشه خطر آتش‌سوزی در جنگل‌های شهرستان لردگان، تحقیقات جدی و کاربردی صورت نگرفته است. لذا تحقیق پیش‌رو از طریق ترکیب خطی وزنی لایه‌های فازی با هدف تهیه نقشه خطر آتش‌سوزی در جنگل‌های زاگرس اجرا شده است.

### محدوده مورد مطالعه

شهرستان لردگان با مساحت ۳۳۹۶۸۱ هکتار یکی از مناطق استان چهارمحال و بختیاری است که در جنوب این استان واقع شده است. وسعت عرصه‌های جنگلی این شهرستان ۱۵۷۰۰۰ هکتار بوده و واقع در ناحیه رویشی جنگل‌های زاگرس با گونه غالب بلوط می‌باشد. این منطقه دارای میانگین درجه حرارت ۱۵ درجه سانتی‌گراد، بارش سالانه ۵۷۰ میلی‌متر و ارتفاع ۱۶۰۰ متر از سطح دریا می‌باشد. طبق آمار اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان چهارمحال و بختیاری، از جمله آتش‌سوزی‌های رخ داده در شهرستان لردگان می‌توان به حریق‌های مردادماه سال ۱۳۹۴ و تیرماه سال ۱۳۹۶ در جنگل‌های ارمند، و مردادماه ۱۳۹۷ در خانمیرزا اشاره نمود، که با توجه به کوهستانی بودن منطقه، چندین هکتار پوشش مرتعی و جنگلی که غالباً از درختان بلوط و بنه تشکیل می‌گردید طعمه حریق شد.



شکل ۱. منطقه مورد مطالعه واقع در شهرستان لردگان، استان چهارمحال و بختیاری

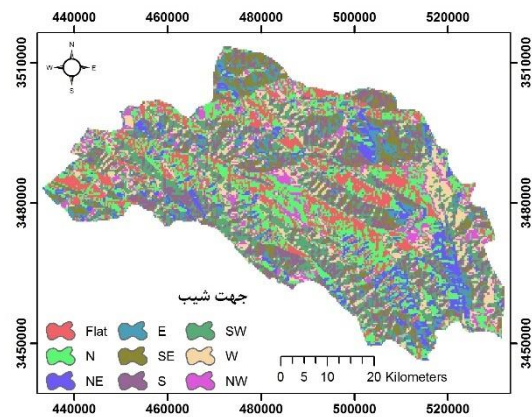
## روش پژوهش

داده‌ها و اطلاعات استفاده‌شده در این تحقیق شامل تصاویر ماهواره‌ای لندست ۵ و ۸ در تاریخ‌های ۲۰۰۰/۸/۴، ۲۰۱۴/۸/۱۸، تصاویر ماهواره‌ای مادیس (MOD02HKM) مربوط به تاریخ‌های ۲۰۰۰/۰۸/۰۵، ۲۰۱۴/۰۸/۱۷، اطلاعات توصیفی از قبیل داده‌های هواشناسی ایستگاه‌های سینوپتیک، کلیماتولوژی و باران‌سنجی سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۱۴ و همچنین لایه‌های اطلاعاتی عوامل انسانی، اقلیمی، توپوگرافیک و پوشش گیاهی منطقه می‌باشد. به‌منظور شناسایی عوامل مؤثر بر خطر آتش‌سوزی، با استفاده از تحقیقات انجام‌شده در داخل و خارج از کشور و با توجه به خصوصیات منطقه مورد مطالعه، لایه‌های اطلاعاتی موردنظر تهیه گردید (Bazgir et al, 2020). نقشه فاصله از جاده، فاصله از مناطق مسکونی و فاصله از شبکه‌های آبراهه‌ای با استفاده از اطلاعات به‌دست‌آمده از سازمان منابع طبیعی و آبخیزداری کشور، و نقشه‌های شیب، جهت و ارتفاع از سطح دریا با استفاده از مدل رقومی ارتفاعی با مقیاس ۱/۲۵۰۰۰ تهیه گردید (شکل ۲). داده‌های آماری استخراج‌شده از ایستگاه‌های هواشناسی شامل حداکثر دمای روزانه هوا برحسب درجه سانتی‌گراد، مجموع بارندگی ماهیانه به میلی‌متر و تعداد روزهای با طوفان تندی می‌باشد (شکل ۳). نقشه‌های اقلیمی با استفاده از روش کریجینگ معمولی درون‌یابی گردید. در روش کریجینگ معمولی برای هر یک از ایستگاه‌های درون و بیرون یک پهنه، برحسب فاصله و موقعیت آن، وزن آماری مشخصی در نظر گرفته می‌شود، به‌گونه‌ای که پراش تخمین کمینه شود (Chen et al, 2023). نقشه شاخص پوشش گیاهی نرمال شده (NDVI) و نقشه شاخص رطوبت جهانی پوشش گیاهی (GVMI) به ترتیب با استفاده از تصاویر لندست و مادیس و روابط ۱ و ۲ در نرم‌افزار ENVI به دست آمد (شکل ۳) (Li et al, 2022).

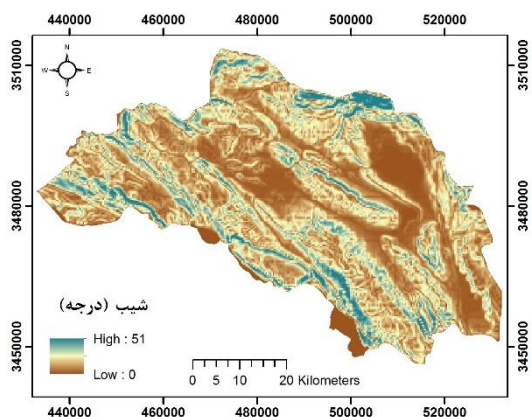
$$NDVI = \frac{(NIR-RED)}{(NIR+RED)} \quad \text{رابطه (۱)}$$

$$GVMI = \frac{(NIR + 0.1) - (SWIR + 0.02)}{(NIR + 0.1) + (SWIR + 0.02)} \quad \text{رابطه (۲)}$$

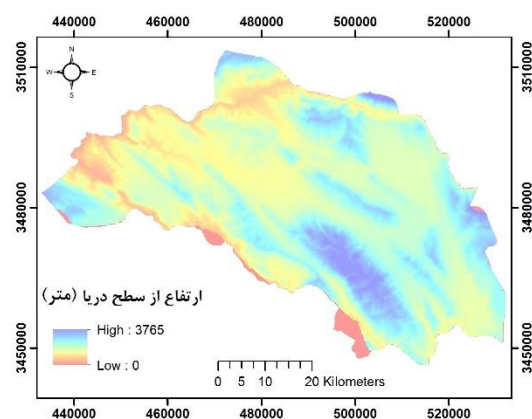
که در این روابط NIR، نور منعکس‌شده در طیف مادون قرمز نزدیک؛ RED، نور منعکس‌شده در محدوده طیف قرمز و SWIR، نور منعکس‌شده در طیف مادون قرمز کوتاه می‌باشند.



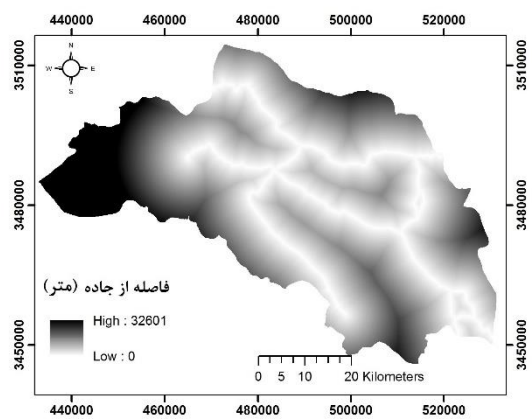
(الف)



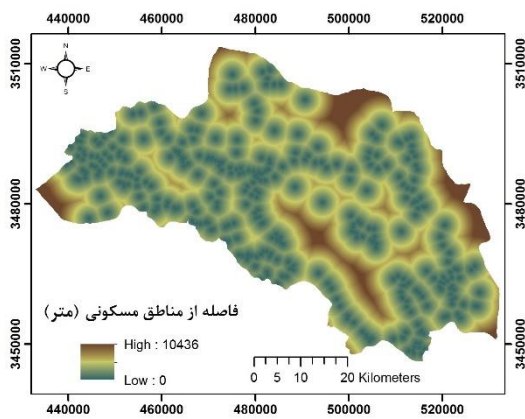
(ب)



(پ)

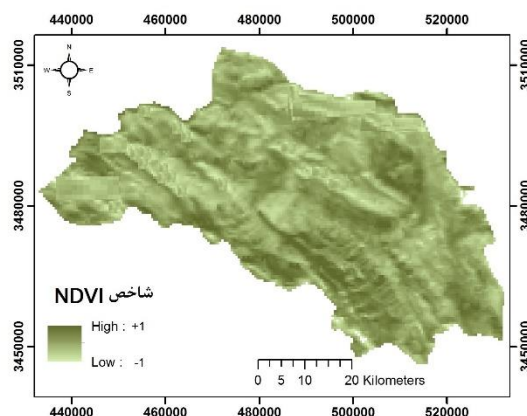


(ت)

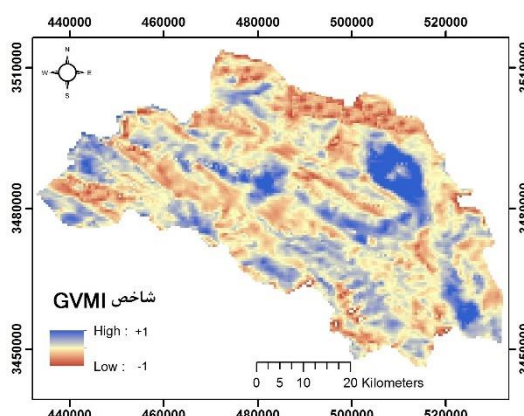


(ث)

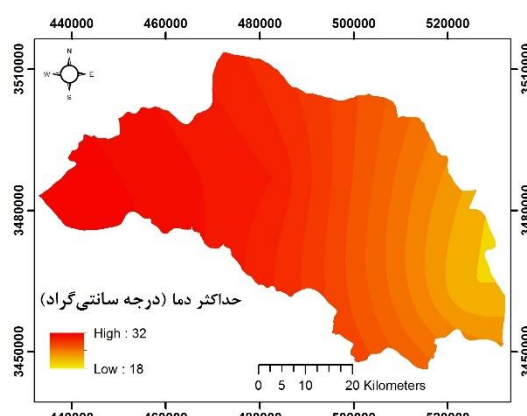
شکل ۲. نقشه عوامل جهت (الف)، شیب (ب)، ارتفاع از سطح دریا (پ)، فاصله از جاده (ت)، فاصله از مناطق مسکونی (ث)



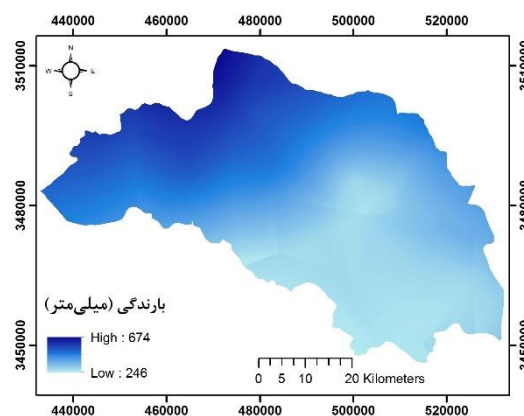
(الف)



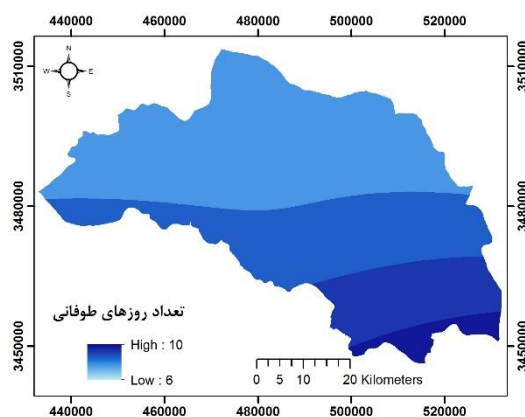
(ب)



(پ)



(ت)

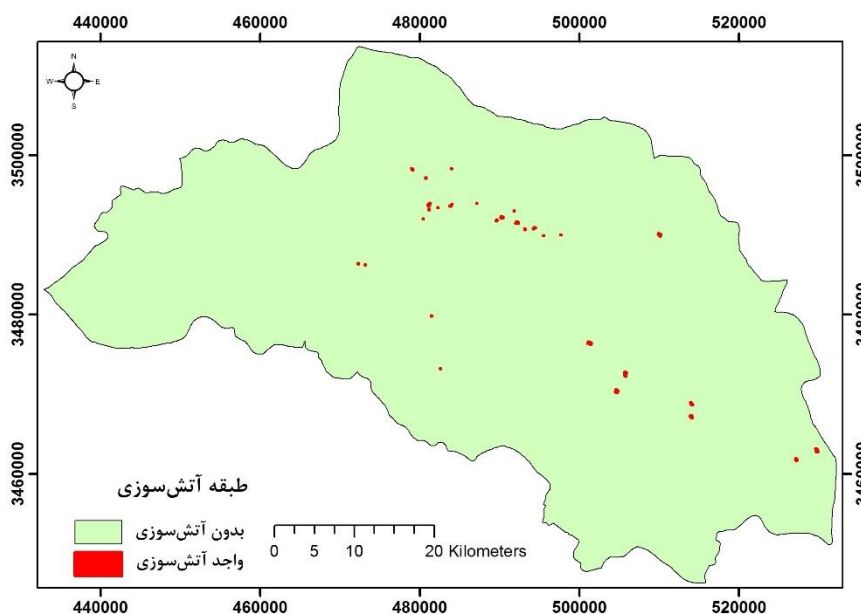


(ث)

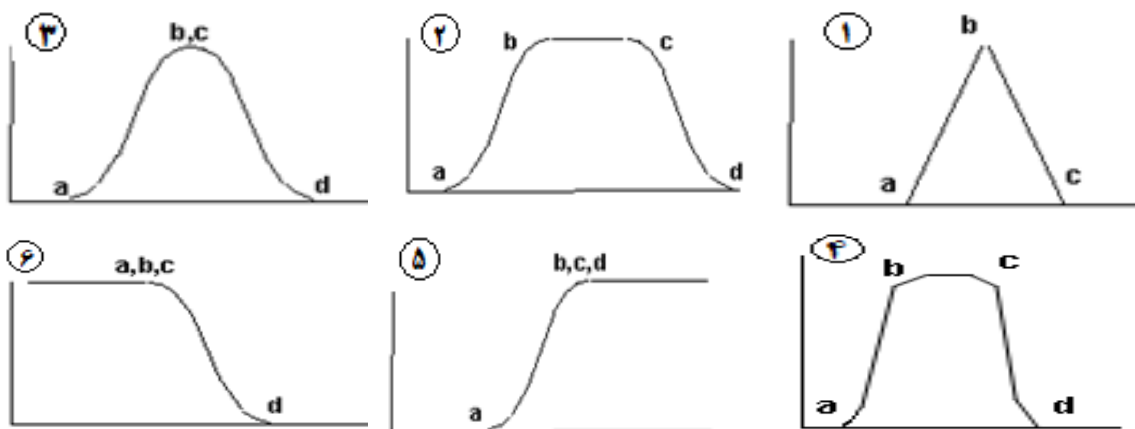
شکل ۳. نقشه شاخص‌های NDVI (الف)، شاخص GVM (ب)، حداکثر دمای روزانه هوا (پ)، مجموع بارندگی ماهیانه (ت)، تعداد روزهای با طوفان تندی (ث)

علاوه بر هر یک از عوامل ذکر شده در شکل‌های ۲ و ۳، نقشه واقعیت آتش‌سوزی بر اساس موقعیت‌های برداشتی با GPS تهیه شد (شکل ۴). پس از جمع‌آوری داده‌ها، جهت اولویت‌بندی عوامل مؤثر بر آتش‌سوزی بر اساس اهمیت، از روش فرآیند تحلیل شبکه‌ای به کمک نرم‌افزار Super decisions استفاده گردید. در این روش ابتدا گزینه‌ها را به معیارها مرتبط کرده و بر اساس ترجیحات کارشناسان منابع طبیعی، مقایسات انجام و به هر عامل بین ۱ تا ۹ امتیاز داده

شد. در نهایت با به توان رساندن تمامی عناصر سوپر ماتریس موزون تا زمانی که واگرایی حاصل شود، سوپر ماتریس حددار تولید و با این کار تأثیر نسبی بلندمدت هریک از عناصر در ماتریس مشخص گردید. در ادامه عناصر سوپر ماتریس حددار، نرمال و حالت تصادفی پیدا کرد تا جهت وزن دهی مورد استفاده قرار گیرد (Saaty, 1996). با توجه به نبود مرزبندی قطعی بین عوامل طبیعی، با به‌کارگیری منطق فازی، ارتباطات بین عوامل و عدم قطعیت‌های موجود نیز در تحلیل‌ها وارد شد. نحوه تشکیل مجموعه‌های فازی و تعریف توابع عضویت به زمینه و دامنه کاربری آن‌ها بستگی دارد. تعریف یک مجموعه فازی برای مفهوم مورد نظر ما، با تعریف یک تابع عضویت مناسب برای آن کامل می‌شود. توابع عضویت استاندارد مورد استفاده در تحقیق شامل تابع عضویت مثلثی، دوزنقه‌ای، گوسی، زنگوله‌ای، سیگموئیدال، افزایشی و کاهششی بود (Porebski, 2022) (شکل ۵).



شکل ۴. نقشه واقعیت آتش‌سوزی در منطقه مورد مطالعه



شکل ۵. توابع عضویت مثلثی (۱)، دوزنقه‌ای (۲)، گوسی (۳)، سیگموئیدال (۴)، افزایشی (۵)، کاهششی (۶)

در توابع عضویت، برای فازی نمودن لایه‌های نقشه، می‌بایست موقعیت حداقل دو تا چهار نقطه تحت عنوان نقاط a، b، c و d بر روی نمودار توابع عضویت تعیین گردد. در روش منطق فازی، هر نقطه یک مقدار عضویت مشخص گرفته و از مقادیر آستانه مختلف و توابع عضویت فازی استفاده می‌کند، تا میزانی از مقبولیت را برای کاربری موردنظر مشخص نماید (بیگی حیدرلو و همکاران، ۱۳۹۴). بنابراین پس از فازی‌سازی نقشه‌ها با استفاده از نرم‌افزار Idrisi selva و وزن دهی معیارها با روش فرآیند تحلیل شبکه‌ای، اقدام به مدل‌سازی به روش ترکیب خطی وزنی گردید. این روش در واقع یکی از روش‌های متداول در تحلیل ارزیابی چند معیاره است. در این روش، از طریق ضرب کردن وزن هر معیار در لایه فازی آن و جمع خطی آن‌ها، نقشه نهایی خطر آتش‌سوزی به دست می‌آید. در این روش مقدار هر گزینه  $A_i$  از رابطه (۳) محاسبه می‌شود (Nurdiana & Risdiyanto, 2015).

$$A_i = \sum_{j=1}^{n=13} W_j * X_{ij} \quad \text{رابطه (۳)}$$

که در این رابطه  $A_i$  هم‌مقدار جمع وزنی - فازی همه معیارها در پیکسل  $i$  ام،  $W_j$  وزن هر معیار  $j$  ام،  $X_{ij}$  مقدار فازی یک پیکسل معین  $i$  بر روی نقشه فازی معیار  $j$  است. در این روش گزینه‌ای که بیشترین مقدار  $A_i$  را داشته باشد به‌عنوان گزینه ایده‌آل انتخاب می‌شود (Nurdiana & Risdiyanto, 2015).

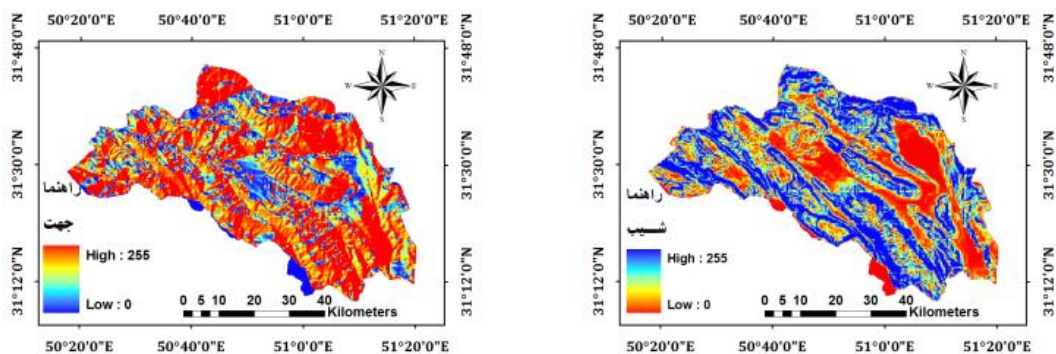
در نهایت جهت اعتبارسنجی مدل از شاخص سطح زیر منحنی استفاده شد. در این راستا، نقشه واقعیت آتش‌سوزی منتج از نقاط برداشتی با GPS (مربوط به مناطق آتش‌سوزی شده منطقه در ۱۵ سال گذشته) تهیه و نقشه خطر آتش‌سوزی با نقشه واقعیت آتش‌سوزی مقایسه گردید. شاخص سطح زیر منحنی بیان‌کننده این است که مدل به‌دست‌آمده تا چه میزان توانسته متغیر وابسته را به‌خوبی پیش‌بینی نماید و بازه آن بین ۰/۵ تا ۱ متغیر است. چنانچه مقدار عددی آن ۰/۵ باشد، تصادفی بودن مدل را نشان می‌دهد ولی مقادیر بیشتر از ۰/۷، دقت خوب مدل را بیان می‌کند (de Santana et al, 2021).

## یافته‌ها

در تحقیق حاضر بعد از تهیه نقشه‌های ورودی، جهت یکسان‌سازی ارزش نسبی هر یک از مقادیر، نقشه‌ها استانداردسازی شدند. بنابراین جهت مدل‌سازی، به کمک منطق فازی و با انتقال لایه‌های رقومی به محیط Idrisi، عملیات استانداردسازی نقشه‌ها با کمک توابع عضویت فازی انجام شد (جدول ۱). بر این اساس نوع تابع عضویت و مقادیر آستانه جهت استانداردسازی معیارهای پیوسته به روش فازی برای هر عامل مشخص شد (جدول ۱). پس از استانداردسازی و مقیاس‌گذاری، برای هریک از عوامل مؤثر بر آتش‌سوزی، لایه‌ای رستری با دامنه ۰ تا ۲۵۵ ایجاد شد (شکل‌های ۶ و ۷).

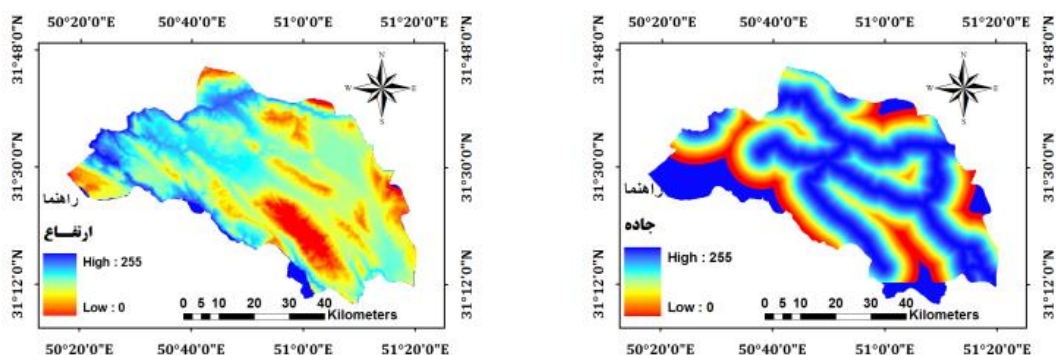
جدول ۱. استانداردسازی پارامترها به روش فازی در سال ۲۰۱۴

| نقاط کنترل سال ۲۰۱۴ |     |     |    | نقاط کنترل سال ۲۰۰۰ |     |     |    | شکل تابع عضویت | نوع تابع عضویت | عامل مؤثر                         |
|---------------------|-----|-----|----|---------------------|-----|-----|----|----------------|----------------|-----------------------------------|
| d                   | c   | b   | a  | d                   | c   | b   | a  |                |                |                                   |
| ۰                   | ۰   | ۳۳  | ۱۹ | ۰                   | ۰   | ۳۲  | ۱۷ | افزایشی        | خطی            | میانگین حداکثر دمای روزانه هوا    |
| ۵۷۹                 | ۵۲۴ | ۰   | ۰  | ۶۰۳                 | ۵۱۸ | ۰   | ۰  | کاهشی          | خطی            | مجموع بارندگی ماهیانه به میلی‌متر |
| ۰                   | ۰   | ۲۰  | ۱  | ۰                   | ۰   | ۱۸  | ۱  | افزایشی        | خطی            | تعداد روزهای با طوفان تندی        |
| ۰                   | ۰   | ۲۵۵ | ۱  | ۰                   | ۰   | ۲۳۴ | ۱  | افزایشی        | خطی            | شاخص اختلاف نرمال پوشش گیاهی      |
| ۱۲                  | ۷   | ۳   | ۱  | ۱۱                  | ۸   | ۳   | ۱  | مقارن          | زنگوله‌ای      | شاخص GVMI                         |
| ۳۶۰                 | ۱۸۰ | ۴۵  | ۱  | ۳۶۰                 | ۱۸۰ | ۴۵  | ۱  | مقارن          | زنگوله‌ای      | جهت                               |
| ۳۷۶۵                | ۱   | ۰   | ۰  | ۳۷۶۵                | ۱   | ۰   | ۰  | کاهشی          | خطی            | ارتفاع                            |
| ۵۱                  | ۴۵  | ۲۰  | ۱  | ۵۱                  | ۴۵  | ۲۰  | ۱  | مقارن          | زنگوله‌ای      | شیب                               |
| ۱۰۴۳۶               | ۱   | ۰   | ۰  | ۱۰۴۳۶               | ۱   | ۰   | ۰  | کاهشی          | زنگوله‌ای      | فاصله از مناطق مسکونی             |
| ۱۰۰۰۰               | ۰   | ۰   | ۰  | ۱۰۷۳۶               | ۰   | ۰   | ۰  | کاهشی          | زنگوله‌ای      | فاصله از جاده                     |



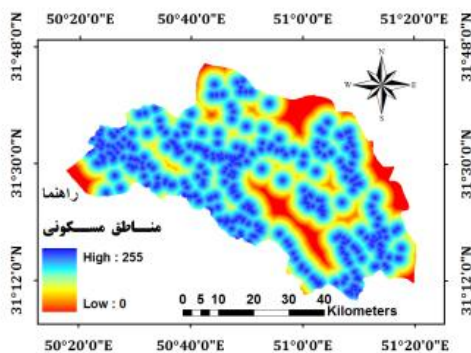
(الف)

(ب)



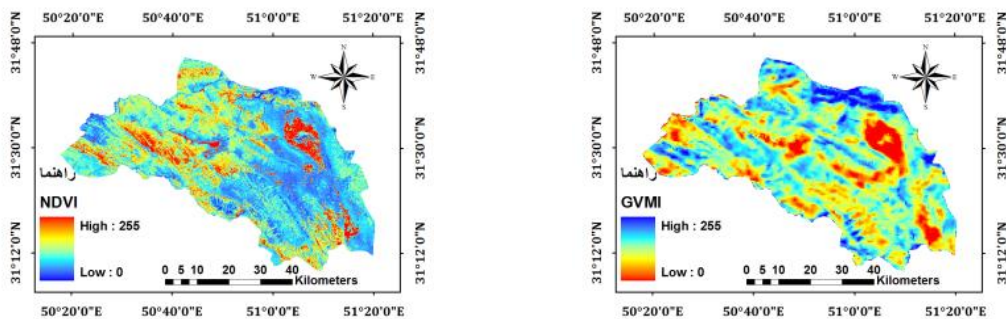
(ب)

(ت)



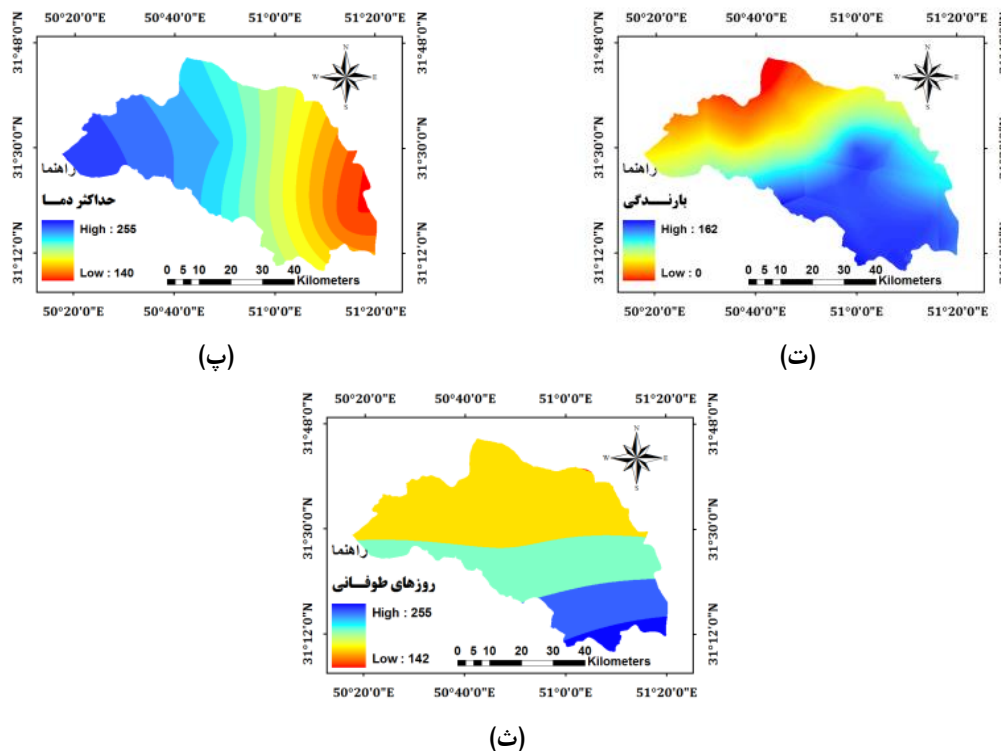
(ث)

شکل ۶. نقشه‌های فازی عوامل جهت (الف)، شیب (ب)، ارتفاع از سطح دریا (پ)، فاصله از جاده (ت)، فاصله از مناطق مسکونی (ث)



(الف)

(ب)



شکل ۷. نقشه‌های فازی شاخص NDVI (الف)، شاخص GVMI (ب)، حداکثر دمای روزانه هوا (پ)، مجموع بارندگی ماهیانه (ت)، تعداد روزهای با طوفان تندی (ث)

پس از تهیه نقشه‌های فازی، با استفاده از روش تحلیل شبکه‌ای و نظرات کارشناسان متخصص، کلیه عوامل مؤثر بر آتش‌سوزی، وزن دهی شدند. نهایتاً ماتریس وزن حددار، به‌عنوان وزن نهایی در مدل مورد استفاده قرار گرفت (جدول ۲). نتایج روش تحلیل شبکه‌ای نشان داد که فاصله از مناطق مسکونی و جاده، حداکثر دمای روزانه هوا و شاخص GVMI بیشترین وزن را در مدل نهایی به خود اختصاص داده‌اند. بعد از تعیین وزن هر معیار نقشه‌های فازی به کمک روش ترکیب خطی وزنی در نرم‌افزار Idrisi ادغام شده و نقشه نهایی خطر آتش‌سوزی منطقه مورد مطالعه در سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۱۴ به دست آمد (شکل ۸).

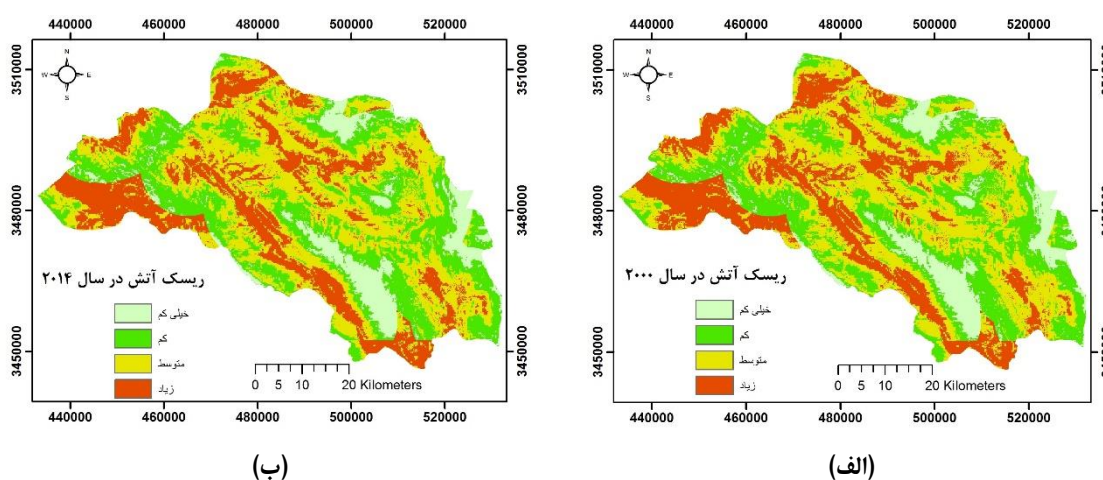
جدول ۲. وزن معیارهای مؤثر بر آتش‌سوزی جنگل به دست آمده از روش فرآیند تحلیل شبکه‌ای

| عامل مؤثر                         | وزن ایده آل | ماتریس موزون | ماتریس حددار |
|-----------------------------------|-------------|--------------|--------------|
| فاصله از مناطق مسکونی             | ۰/۹۴۷       | ۰/۵۳۹        | ۰/۲۴۵        |
| فاصله از جاده                     | ۰/۴۱۴       | ۰/۲۳۸        | ۰/۲۰۹        |
| میانگین حداکثر دمای روزانه هوا    | ۰/۱۵۳       | ۰/۱۱۱        | ۰/۱۷۹        |
| شاخص GVMI                         | ۰/۲۳۶       | ۰/۰۱۰        | ۰/۰۹۵        |
| شاخص NDVI                         | ۰/۶۴۷       | ۰/۰۱۵        | ۰/۰۷۳        |
| شیب                               | ۰/۵۰۰       | ۰/۰۲۵        | ۰/۰۶۷        |
| جهت                               | ۰/۳۰۰       | ۰/۰۱۲        | ۰/۰۶۲        |
| ارتفاع از سطح دریا                | ۰/۵۰۰       | ۰/۰۲۵        | ۰/۰۴۹        |
| مجموع بارندگی ماهیانه به میلی‌متر | ۰/۱۷۹       | ۰/۰۱۷        | ۰/۰۰۹        |
| تعداد روزهای با طوفان تندی        | ۰/۱۲۱       | ۰/۰۰۴        | ۰/۰۰۸        |

جدول ۳. درصد سطح هر طبقه در طبقات پهنه‌بندی ریسک آتش‌سوزی به تفکیک در سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۱۴

| طبقات پهنه‌بندی |       |       |         |      |
|-----------------|-------|-------|---------|------|
| سال موردبررسی   |       |       |         |      |
| زیاد            | متوسط | کم    | خیلی کم |      |
| ۲۲/۹۵           | ۳۸/۲۳ | ۲۸/۵۴ | ۱۰/۲۸   | ۲۰۰۰ |
| ۲۳/۷۲           | ۳۸/۱۱ | ۲۸/۱۴ | ۱۰/۰۳   | ۲۰۱۴ |

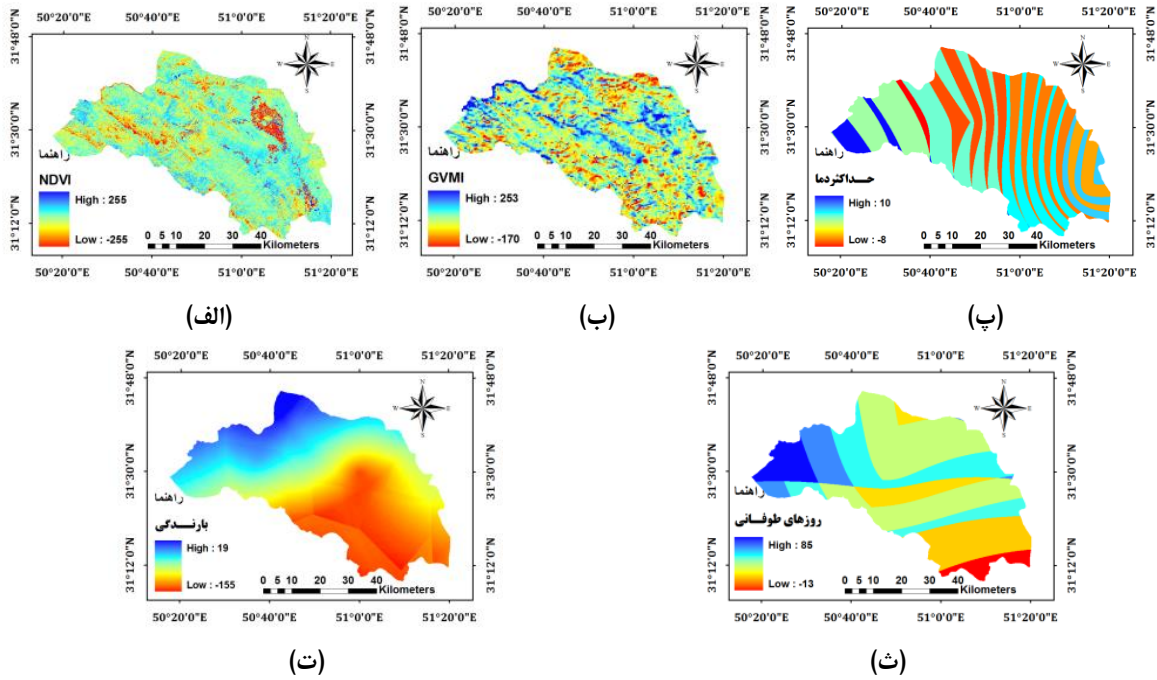
میزان ریسک آتش‌سوزی در سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۱۴ به تفکیک در هر طبقه پهنه‌بندی مشخص شد. بر اساس یافته‌ها، در هر سه طبقه خیلی کم، کم و متوسط از میزان سطح نسبت به سال ۲۰۰۰ کاسته شده و به طبقه با ریسک زیاد، اضافه شده است. (جدول ۳).



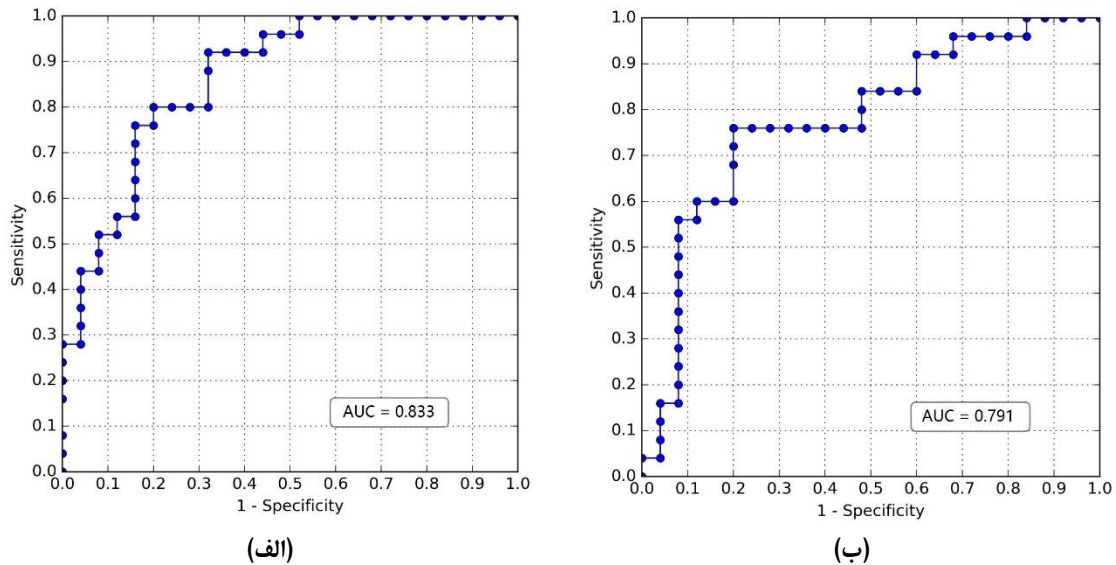
شکل ۸. نقشه خطر آتش‌سوزی منطقه مورد مطالعه سال ۲۰۰۰ و ۲۰۱۴

جهت بررسی و تحلیل تأثیر هر یک از عوامل بر آتش‌سوزی جنگل، به کمک نرم‌افزار Idrisi، نقشه تغییرات عوامل مؤثر بر آتش‌سوزی تهیه گردید. بر این مبنای، بیشترین تغییرات شاخص NDVI در شرق و جنوب شرق و همچنین شاخص GVMI در شمال و شمال غربی منطقه مورد مطالعه رخ داده است (شکل ۶). میزان دما از غرب به شرق کاهش یافته و بیشترین مقدار بارش در شمال و جنوب منطقه ثبت گردید. تعداد روزهای با طوفان تندی نیز از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۴ افزایش چشمگیری داشته است (شکل ۹).

اعتبار سنجی نتایج با استفاده از شاخص سطح زیر منحنی انجام شد. در این راستا، نرخ موفقیت با داده‌های آموزشی و نرخ پیش‌بینی با داده‌های اعتبارسنجی مورد ارزیابی قرار گرفت. بر اساس یافته‌ها، نرخ موفقیت و پیش‌بینی به ترتیب برابر ۰/۸۳ و ۰/۷۹ به دست آمد که بیانگر دقت خوب مدل ترکیب خطی وزنی فازی در پیش‌بینی خطر آتش‌سوزی جنگل‌های زاگرس می‌باشد (شکل ۱۰).



شکل ۹. نقشه تغییرات عوامل شاخص NDVI (الف)، شاخص GVMI (ب)، حداکثر دمای روزانه هوا (پ)، مجموع بارندگی ماهیانه (ت)، تعداد روزهای با طوفان تندی (ث)



شکل ۱۰. دقت مدل مورد استفاده بر اساس داده‌های آموزش (نرخ موفقیت) و اعتبارسنجی (نرخ پیش‌بینی)

## بحث

پیش‌بینی خطر برای تشخیص و پیشگیری از آتش‌سوزی جنگل اهمیت بسیار زیادی دارد (Zheng et al, 2022). بررسی مدل به‌دست‌آمده از روش ترکیب خطی وزنی فازی در سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۱۴ نشان می‌دهد که بیشترین سطح مناطق مستعد آتش‌سوزی در غرب و جنوب منطقه مورد مطالعه واقع شده است. از جمله نتایج اولیه‌ای که از این تحقیق به دست آمد این است که شاخص GVMI در روش تحلیل شبکه‌ای، بیشترین وزن را به خود اختصاص داد که بیان‌گر تأثیر رطوبت پوشش گیاهی بر آتش‌سوزی می‌باشد. بررسی نقشه پوشش گیاهی و شاخص NDVI در سال‌های ۲۰۰۰ و

۲۰۱۴، روند کاهشی پوشش گیاهی را نشان می‌دهد. نقشه تغییرات شاخص NDVI در سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۴ (شکل ۶) بیشترین تغییرات را در شرق، جنوب شرق و تا حدودی در مرکز منطقه نشان داده و غرب منطقه تغییر زیادی نداشته است. همچنین شواهد نشان می‌دهد بیشترین تغییرات پوشش در حاشیه جنگل‌ها اتفاق افتاده، به طوری که با ایجاد فاصله نسبت به حاشیه جنگل، از میزان تغییرات کاسته می‌شود. بالاک و همکاران، ژائو و همکاران و رادمن و همکاران در مطالعات خود گزارش کردند که پوشش گیاهی حاشیه جنگل‌ها، از احتمال وقوع آتش‌سوزی بالاتری برخوردار می‌باشد (Bullock et al, 2020; Zhao et al, 2021; Rodman et al, 2022).

با عنایت به نقشه به دست آمده در تحقیق حاضر، بیشترین آتش‌سوزی در فاصله کمی از جاده و مناطق مسکونی اتفاق افتاده است. این مسئله، بیان‌کننده تأثیر مثبت این دو عامل در بروز آتش‌سوزی جنگل می‌باشد. در مناطق نزدیک به جاده و مراکز مسکونی، به دلیل سهولت دسترسی، آتش‌سوزی بیشتری اتفاق افتاده که خود به تغییرات بیشتر در منطقه منجر شده است. مطالعات کولانک و همکاران و موهاجان و همکاران در این زمینه با تحقیق حاضر همخوانی دارد (Kolanek et al, 2022; Mohajane et al, 2021).

تحلیل نقشه شاخص GVMI نیز روند نزولی پوشش گیاهی را در بازه زمانی ۱۴ ساله نشان می‌دهد. نقشه تغییرات شاخص GVMI (شکل ۶) بیشترین تغییرات را در شمال و شمال غربی و تا حدودی در شرق منطقه نشان می‌دهد. با توجه به کاهش پوشش گیاهی و میزان بارندگی، حجم آب موجود در گیاهان با افزایش درجه حرارت، کاهش یافته و باعث بروز حریق در جنگل شده است. لذا می‌توان این شاخص را به‌عنوان عاملی کلیدی در پیش‌بینی وقوع حریق مورد استفاده قرارداد (Halofsky et al, 2020). شواهد بررسی نقشه جهت دامنه و شیب منطقه نشان می‌دهد که جهت جنوبی و وجود شیب بالا در غرب و جنوب شهرستان، از عوامل مهم و مؤثر بر آتش‌سوزی جنگل منطقه موردنظر می‌باشد. در نقشه حاصل شده از عامل جهت دامنه، بیشترین آتش‌سوزی در جهت‌های جنوبی و جنوب غربی اتفاق افتاده است. جهت‌های جنوبی به دلیل دریافت نور خورشید، خشک‌تر هستند و احتمال آتش‌سوزی در آن‌ها بیشتر است (Baltaci et al, 2020). همچنین بیشتر مناطقی که در آن آتش‌سوزی اتفاق افتاده در ارتفاعات پایین قرار دارد که دارای میزان بارندگی کمی است. افت رطوبت نسبی هوا در این مناطق، باعث کاهش رطوبت مواد سوختنی و در نتیجه خشک شدن این مواد و فراهم شدن شرایط برای گسترش آتش‌سوزی گردیده است (Schwartz et al, 2015).

مطالعه و بررسی داده‌ها و نقشه‌های حداکثر دما در هر دو بازه زمانی نشان می‌دهد که در سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۴ درجه حرارت افزایش یافته است. بر این اساس بیشترین میزان درجه حرارت در نیمه غربی منطقه مورد مطالعه متمرکز شده و با حرکت از غرب به شرق منطقه، میانگین دما کاهش یافته است. بررسی نقشه تغییرات حداکثر دما در سال ۲۰۰۰ و ۲۰۱۴ نیز نتایج به دست آمده را تأیید می‌نماید (شکل ۶). شواهد نشان می‌دهند که در محدوده غربی شهرستان لردگان، با وجود دمای بالاتر نسبت به سایر مناطق، امکان وقوع آتش‌سوزی جنگل بیشتر است. در این رابطه، مشخصاً پارامتر دما در افزایش تعداد آتش‌سوزی‌های این سال‌ها تأثیر بسزایی ایفا کرده است (Anandaram et al, 2023). نتایج تحقیقات سادات رضوی و همکاران نقش مهم دما در وقوع حریق را نشان می‌دهد (Sadat Razavi et al, 2022).

تحلیل نقشه‌ها و داده‌های بارش، افزایش میزان بارندگی از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۴ را نشان می‌دهد، به طوری که بیشترین میزان بارندگی در سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۱۴ به ترتیب در شمال منطقه با ۶۷۴ میلی‌متر، و مرکز و جنوب منطقه با ۵۷۹ میلی‌متر به ثبت رسیده است. در اثر افزایش بارش، میزان رطوبت خاک و گیاه نیز افزایش و احتمال وقوع آتش‌سوزی کاهش می‌یابد (Meng et al. 2023) بررسی نقشه تغییرات بارندگی نشان‌دهنده کاهش محسوس بارش در غرب شهرستان و افزایش میزان خطر آتش‌سوزی در این مناطق می‌باشد. تحقیقات هولدن و همکاران در رابطه با نقش

بارندگی در کاهش وقوع آتش‌سوزی با یافته‌های این مطالعه مطابقت نشان می‌دهد (Holden et al, 2018). تعداد روزهای با طوفان تندی از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۴ افزایش داشته است. مطابق نقشه تغییرات، تعداد روزهای با طوفان تندی در سال ۲۰۰۰ با حداکثر ۱۰ روز در جنوب و حداقل ۶ روز در شمال و در سال ۲۰۱۴ با حداکثر ۱۹ روز در غرب و جنوب منطقه و حداقل ۱۵ روز در شمال شهرستان لردگان، متمایز شده است. مطابق یافته‌ها، با توجه به تمرکز حداکثر روزهای طوفانی در غرب و جنوب منطقه و با عنایت به نقش مهم سرعت باد بر شدت آتش‌سوزی، می‌بایست نقش این عامل را بر وقوع حریق مدنظر قرارداد. جولای و برنوسی نیز در مطالعات خود بیان کردند که عامل باد در تعیین نوع و شدت آتش‌سوزی نقش داشته و با افزایش سرعت باد، شدت آتش‌سوزی نیز بیشتر می‌شود (Jellouli & Bernoussi, 2022).

یافته‌ها نشان داد بر اساس مقایسه با نتایج آتش‌سوزی‌های رخ داده در سنوات قبل، مدل ترکیب خطی وزنی فازی از دقت بالایی برخوردار است که کار آیی این مدل جهت پیش‌بینی آتش‌سوزی در جنگل‌های زاگرس را به اثبات می‌رساند. مطالعه بیگی حیدرلو و همکاران (۱۳۹۴) نیز نشان داده است که مدل مذکور برای پیش‌بینی خطر در مناطق جنگلی از دقت مناسبی برخوردار می‌باشد. استفاده از مدل ترکیب خطی وزنی فازی در کنار فرآیند تحلیل شبکه‌ای این قدرت را به تصمیم‌گیرنده می‌دهد که عوامل مهم‌تری را که از نظر کارشناسی، نقاط حساس به خطر را بیشتر تحت تأثیر قرار می‌دهد، با همان اهمیت در مسئله قرار دهد. در اثر این برتری، نتیجه حاصل از پیش‌بینی خطر با این تکنیک، دارای قدرت تفکیک بهتری بین طیف‌های موجود می‌باشد.

### نتیجه‌گیری

در این پژوهش، یک رویکرد محاسباتی ترکیبی نوین مبتنی بر تلفیق روش‌های تحلیل شبکه‌ای و ترکیب خطی وزنی فازی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی خطر آتش‌سوزی در جنگل‌های زاگرس ارائه شده است. نتایج حاصل از مطالعه موردی در جنگل‌های شهرستان لردگان نشان‌دهنده دقت و عملکرد مطلوب مدل پیشنهادی در شناسایی مناطق پرخطر و پیش‌بینی وقوع آتش‌سوزی است. این مدل با در نظر گرفتن پیچیدگی‌های ذاتی در فرآیند مدل‌سازی خطر آتش‌سوزی، از جمله عوامل محیطی، اقلیمی و انسانی، توانسته است به‌طور مؤثری این چالش‌ها را پوشش دهد. نقشه‌های خطر تولیدشده توسط این مدل، ابزاری کارآمد در اختیار مدیران و تصمیم‌گیرندگان قرار می‌دهد تا با شناسایی مناطق بحرانی، اقدامات پیشگیرانه و مدیریتی لازم را به‌صورت هدفمند اجرا کنند. این نقشه‌ها می‌توانند در برنامه‌ریزی برای اطفاء به‌موقع حریق، استقرار مراکز اطفاء حریق در مناطق پرخطر، و تخصیص بهینه منابع انسانی و تجهیزات مورد استفاده قرار گیرند. همچنین، این پژوهش گامی مهم در جهت کاهش خسارات ناشی از آتش‌سوزی جنگل‌ها و حفظ اکوسیستم‌های طبیعی منطقه زاگرس محسوب می‌شود. با توجه به نتایج به‌دست‌آمده، پیشنهاد می‌شود سازمان‌های مرتبط از جمله سازمان منابع طبیعی و آبخیزداری کشور و سازمان‌های محلی، از این مدل به‌عنوان ابزاری علمی و کاربردی در برنامه‌ریزی‌های کلان و خرد خود استفاده کنند. در پژوهش‌های آتی، توسعه این مدل با افزودن داده‌های دقیق‌تر و پارامترهای جدید، و همچنین بررسی کاربرد آن در سایر مناطق جغرافیایی پیشنهاد می‌شود. این امر می‌تواند به ارتقای دقت و قابلیت اطمینان مدل و گسترش دامنه کاربرد آن در مدیریت بحران آتش‌سوزی جنگل‌ها کمک کند.

### حامی مالی

این اثر حامی مالی ندارد.

## سهم نویسندگان در پژوهش

نویسندگان در تمام مراحل و بخش‌های انجام این پژوهش سهم برابر داشتند.

## تضاد منافع

نویسندگان اعلام می‌دارند که هیچ تضاد منافی در رابطه با نویسندگی و یا انتشار این مقاله ندارند.

## تقدیر و تشکر

بدین وسیله از حمایت‌های مادی و معنوی دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته ماهان استان کرمان، همچنین همه عزیزانی که در انجام این پژوهش به ما یاری رساندند، به‌ویژه عزیزانی که کار ارزیابی کیفیت مقالات را انجام دادند، تقدیر و تشکر به عمل می‌آید.

## منابع

- بازگیر، مسعود؛ ریاحی، زینب؛ ولی زاده کاخگی، فاطمه؛ و رستمی‌نیا، محمود. (۱۳۹۹). پیامد آتش‌سوزی بر ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک‌های جنگلی بلوط منطقه بدره- استان ایلام. *بوم‌شناسی جنگل‌های ایران*، ۱ (۱۵)، ۸۱-۹۲.  
doi: <https://doi.org/10.52547/ifej.8.15.81>
- باهری، حسن؛ قدس‌خواه دریایی، مهرداد؛ و پوربائی، حسن. (۱۳۹۶). اثرات بلندمدت آتش‌سوزی بر ترکیب گونه‌های چوبی و تجدید حیات طبیعی آنها در جنگل‌های هیرکانی (مطالعه موردی: جنگل لساکوئی تنکابن، استان مازندران). *بوم‌شناسی جنگل‌های ایران*، ۵ (۹)، ۳۷-۴۶.  
doi: <https://doi.org/10.29252/ifej.5.9.37>
- بیگی‌حیدرلو، هادی؛ بانج شفیعی، عباس؛ و عرفانیان، مهدی. (۱۳۹۴). ارزیابی روش ترکیب خطی وزنی فازی در تهیه نقشه ریسک آتش‌سوزی جنگل (مطالعه موردی: جنگل‌های سردشت، آذربایجان غربی). *نشریه پژوهش‌های علوم و فن‌آوری چوب و جنگل*، ۲۲ (۳)، ۲۹-۵۱.  
<https://doi.org/10.1001.1.23222077.1394.22.3.2.8>
- حبیبی، عبدالله؛ قدمی، محمدجاهد؛ هدایت‌نژاد کاشی، سید مصطفی. (۱۳۹۹). بررسی کیفیت فضای شهری با تأکید بر بُعد اجتماعی از طریق تکنیک ANP، نمونه موردی: محله دارآباد تهران. *مجله آمایش جغرافیایی فضا*، ۱۰ (۳۵)، ۲۳۹-۲۵۶.  
<https://doi.org/10.30488/gps.2020.91910>
- رضائی، میثم؛ و زنگی‌آبادی، علی. (۱۳۹۹). ارزیابی و تحلیل نقش کنشگران مدیریت شهری در مدیریت یکپارچه بافت تاریخی کلان‌شهر شیراز با استفاده از مدل ANP. *مجله آمایش جغرافیایی فضا*، ۱۰ (۳۶)، ۱۷۹-۱۹۶.  
<https://doi.org/10.30488/gps.2020.110899>
- فرامرزی، حسن؛ حسینی، سید محسن؛ پورقاسمی، حمیدرضا؛ و فرنقی، مهدی. (۱۳۹۷). ارزیابی نقش شاه راه آسیایی بر روی آتش‌سوزی‌های پارک ملی گلستان در محیط GIS. *پژوهش‌های علوم و فناوری چوب و جنگل*، ۲۵ (۳)، ۳۳-۴۸.  
doi: <https://doi.org/10.22069/JWFST.2018.14655.1729>

## References

- Anandaram, H., Nagalakshmi, M., Cosio Borda, R. F., Kiruthika, K., & Yogadinesh, S. (2023). Forest fire management using machine learning techniques. *Measurement: Sensors*, 25, 100659. <https://doi.org/10.1016/j.measen.2022.100659>
- Annisa, N., & Idung, R. (2015). Indicator determination of forest and land fires vulnerability using Landsat-5 TM data (case study: Jambi Province). The 1st International Symposium on LAPAN-IPB Satellite for Food Security and Environmental Monitoring. *Procedia Environmental Sciences*, 24, 141-151. doi: <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2015.03.019>
- Arnett, S., Coopsa, N., Danielsb, V., & Fallsca., V. (2015). Department Detecting Forest damage after a low-severity fire using remotesensing at multiple scales. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 35, 239-246. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jag.2014.09.013>
- Baheri, H., Ghodskhah Daryaei, M., & Pourbabaie, H. (2017). Long - Term Effect of Fire on Woody Species Composition and their Natural Regeneration in Hyrcanian Forests, (Case Study:

- Lesakouti Forest of Tonekabon, Mazandaran Province). *Ecology of Iranian Forests*, 5 (9), 37-46. doi: <https://doi.org/10.29252/ifej.5.9.37> [In Persian]
- Baltaci, B., Yildirim, F., & Yangını, O. (2020). Effect of Slope on the Analysis of Forest Fire Risk. *Hacettepe Journal of Biology and Chemistry*, 48(4), 373-379. doi: <https://doi.org/10.15671/hjbc.753080>
- Bazgir, M., Riahi, Z., Valizadeh Kakhaki, F., & Rostaminia, M. (2020). Fire Impacts on soil physical and chemical properties of oak forest in Badreh region- Ilam province. *Ecology of Iranian Forests*, 8 (15), 81–92 doi: <https://doi.org/10.52547/ifej.8.15.81> [In Persian].
- Beygi Heidarlou, H., Banj Shafiei, A., Erfanian, M., (2015). Evaluating the Fuzzy Weighted Linear Combination Method in Forest Fire Risk Mapping (Case study: Sardasht Forests, West Azerbaijan Province, IRAN). *Journal of Wood and Forest Science and Technology*, 22, 29–51 <https://doi.org/10.1001.1.23222077.1394.22.3.2.8> [In Persian].
- Bhadoria, R. S., Pandey, M. K., & Kundu, P. (2021). RVFR: Random vector forest regression model for integrated & enhanced approach in forest fires predictions. *Ecological Informatics*, 66, 101471. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101471>
- Bullock, E. L., Woodcock, C. E., Souza, C., & Olofsson, P. (2020). Satellite-based estimates reveal widespread forest degradation in the Amazon. *Global Change Biology*, 26, 2956–2969. doi: <https://doi.org/10.1111/gcb.15029>
- Chen, F., Zhu, G., Wang, X., Yao, B., Guo, W., Xu, T., Peng, M., & Cheng, D. (2023). Optimization of the impeller of sand-ejecting fire extinguisher based on CFD-DEM simulations and Kriging model. *Advanced Powder Technology*, 34 (1), 103898. doi: <https://doi.org/10.1016/j.apt.2022.103898>
- de Santana, R. O., Delgado, R. C., & Schiavetti, A. (2021). Modeling susceptibility to forest fires in the Central Corridor of the Atlantic Forest using the frequency ratio method. *Journal of Environmental Management*, 296, 113343. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.113343>
- 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: <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2020.118338>
- Faramarzi, H., Hosseini, S. M., Porghasemi, H. R. & Ferenghi, M. (2018). Evaluation of the role of Asian highway on Golestan National Park fire in GIS environment. *Forest and Wood Science and Technology Research*, 25 (3), 33-48 doi: <https://doi.org/10.22069/JWFST.2018.14655.1729> [In Persian].
- Habibi, A., Ghadami, M. J., & Hedayatnezhad kashi, S. M. (2020). Measuring the quality urban environment with emphasis on the social space through technique ANP, case study: Neighborhood Darabad Tehran. *Geographical Planning of Space*, 10 (35), 239-256. <https://doi.org/10.30488/gps.2020.91910> [In Persian].
- Halofsky, J. E., Peterson, D. L., & Harvey, B. J. (2020). Changing wildfire, changing forests: the effects of climate change on fire regimes and vegetation in the Pacific Northwest, USA. *Fire Ecology*, 16, 4. doi: <https://doi.org/10.1186/s42408-019-0062-8>
- Holden, Z. A., Swanson, A., Luce, C. H., & Affleck, D. (2018). Decreasing fire season precipitation increased recent western US forest wildfire activity. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 115 (36), E8349-E8357. doi: <https://doi.org/10.1073/pnas.1802316111>
- Jellouli, O., & Bernoussi, A. S. (2022). The impact of dynamic wind flow behavior on forest fire spread using cellular automata: Application to the watershed BOUKHALEF (Morocco). *Ecological Modelling*, 468, 109938. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2022.109938>
- Kolanek, A., Szymanowski, M., & Raczyk, A. (2021). Human Activity Affects Forest Fires: The Impact of Anthropogenic Factors on the Density of Forest Fires in Poland. *Forests*, 12 (6), 728. doi: <https://doi.org/10.3390/f12060728>
- Kumar, G., Kumar, A., Saikia, P., Roy, P. S., & Khan, M. L. (2022). Ecological impacts of forest fire on composition and structure of tropical deciduous forests of central India. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 128, 103240. doi: <https://doi.org/10.1016/j.pce.2022.103240>
- Li, Y., Chen, R., He, B., & Veraverbeke, S. (2022). Forest foliage fuel load estimation from

- multi-sensor spatiotemporal features. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 115, 103101. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.103101>
- Meng, Q., Huai, Y., You, J., & Nie, X. (2023). Visualization of 3D forest fire spread based on the coupling of multiple weather factors. *Computers & Graphics*, 110, 58-68. doi: <https://doi.org/10.1016/j.cag.2022.12.002>
- Mohajane, M., Costache, R., Karimi, F., Pham, Q. B., Essahlaoui, A., Nguyen, H., Laneve, G., & Oudija, F. (2021). Application of remote sensing and machine learning algorithms for forest fire mapping in a Mediterranean area. *Ecological Indicators*, 129, 107869. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107869>
- Nurdiana, A., & Risdiyanto, I. (2015). Indicator Determination of Forest and Land Fires Vulnerability Using Landsat-5 TM Data (Case Study: Jambi Province). *Procedia Environmental Sciences*, 24, 141-151. doi: <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2015.03.019>
- Orumaa, A., Agan, A., Anslan, S., Drenkhan, T., Drenkhan, R., Kauer, K., Köster, K., Tedersoo, L., & Metslaid, M. (2022). Long-term effects of forest fires on fungal community and soil properties along a hemiboreal Scots pine forest fire chronosequence. *Science of The Total Environment*, 851 (1), 158173. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.158173>
- Porebski, S. (2022). Evaluation of fuzzy membership functions for linguistic rule-based classifier focused on explainability, interpretability and reliability. *Expert Systems with Applications*, 199, 117116. doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.117116>
- Rezaei, M. & Zangi AbADI, A. (2020). Evaluation and Analysis of the Role of Urban Management Actors in the Integrated Management of the Historical Texture of Shiraz Metropolis using the ANP Model. *Geographical Planning of Space*, 10(36), 179-196. <https://doi.org/10.30488/gps.2020.110899> [In Persian].
- Rodman, K. C., Crouse, J. E., Donager, J. J., Huffman, D. W., & Sánchez Meador, A. J. (2022). Patterns and drivers of recent land cover change on two trailing-edge forest landscapes. *Forest Ecology and Management*, 521, 120449. doi: <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2022.120449>
- Saaty, T. (1996). Decision making with dependence and feedback: the analytic network process: the organization and prioritization of complexity (1st ed.). Pittsburgh PA: RWS Publications. doi: <https://doi.org/10.1007/978-1-4614-7279-7>
- Sadat Razavi, A. H., Shafiepour Motlagh, M., Noorpoor, A., & Ehsani, A. H. (2022). Modelling the Effect of Temperature Increments on Wildfires. *Pollution*, 8 (1), 193-209. doi: <https://doi.org/10.22059/POLL.2021.327346.1139>
- Saha, S., Bera, B., Shit, P. K., Bhattacharjee, S., & Sengupta, N. (2023). Prediction of forest fire susceptibility applying machine and deep learning algorithms for conservation priorities of forest resources. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 29, 100917. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2022.100917>
- Schwartz, M. W., Butt, N., Dolanc, C. R., Holguin, A., Moritz, M. A., North, M. P., Safford, H. D., Stephenson, N. L., Thorne, J. H., & van Mantgem, P. J. (2015). Increasing elevation of fire in the Sierra Nevada and implications for forest change. *Ecosphere*, 6 (7), 1-10. doi: <https://doi.org/10.1890/ES15-00003.1>
- Zhao, Z., Li, W., Ciais, P., Santoro, M., Cartus, O., Peng, S., Yin, Y., Yue, C., Yang, H., Yu, L., Zhu, L., & Wang, J. (2021). Fire enhances forest degradation within forest edge zones in Africa. *Nature Geoscience*, 14, 479-483. doi: <https://doi.org/10.1038/s41561-021-00763-8>
- Zheng, S., Gao, P., Wang, W., & Zou, X. (2022). A Highly Accurate Forest Fire Prediction Model Based on an Improved Dynamic Convolutional Neural Network. *Applied Sciences*, 12 (6721), 1-15. doi: <https://doi.org/10.3390/app12136721>