



Detection of spatial variability in the effects of factors influencing wildfires in forests and rangelands using geographically weighted regression (Case study: northern areas of Ilam province)

Mehrdad Ghodskhah Daryaei¹, Mohamad Ghasemnia^{2*} and Pejman Dalir³

1- Associate Prof., Department of Forestry, Faculty of Natural Resources, University of Guilan, Sowmeh Sara, Iran

2*- Corresponding author, Ph.D. Student, Department of Forestry, Faculty of Natural Resources, University of Guilan, Sowmeh Sara, Iran, E-mail: gh.niksa@gmail.com

3- Ph.D. Graduate., Department of Range and Watershed Management, Faculty of Natural Resources, University of Guilan, Sowmeh Sara, Iran

Received: 17.02.2026

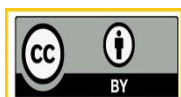
Revised: 13.06.2026

Accepted: 30.06.2026

Abstract

Background and Objective: Forest and rangeland fires are among the most significant ecological hazards in the semi-arid ecosystems of the Zagros region. Their occurrence is driven by the complex interaction of climatic, physiographic, anthropogenic, and vegetation-related factors, resulting in substantial impacts on ecosystem stability, ecosystem services, and the livelihood security of local communities. In recent decades, intensified climate variability, increasing temperatures, recurrent droughts, and the expansion of human activities have heightened the susceptibility of these ecosystems to wildfire occurrence. Accurate understanding of wildfire spatial patterns requires modeling approaches capable of accounting for spatial heterogeneity in the relationships among explanatory variables. Therefore, this study aimed to investigate the spatial variability of factors influencing wildfire occurrence in forest and rangeland ecosystems and to examine the spatial differences in these relationships across the study area. Furthermore, the performance of the Geographically Weighted Regression (GWR) model was evaluated and compared with the Ordinary Least Squares (OLS) regression model to identify critical hotspots and improve management decision-making.

Methodology: A total of 441 wildfire polygons occurring during the warm seasons between 2011 and 2020 were delineated using Landsat 8 satellite imagery and MODIS hotspot data for wildfire detection and verification. Following validation against official records provided by the Ilam Province Department of Natural Resources and Watershed Management, the dataset was refined and subjected to quality-control procedures. Each wildfire polygon was considered an individual spatial analysis unit, and polygon area was used as the dependent variable representing wildfire magnitude and spatial distribution in the modeling process. A set of 21 independent variables, including climatic, topographic, proximity-related (distance to roads, villages, cities, and water resources), land-use, vegetation-cover, and socio-economic indicators, was selected. Base maps were prepared in a GIS environment, and the values of all variables were extracted for each wildfire polygon. Data preprocessing included outlier detection, scale standardization, Box-Cox transformation, and normality testing. Multicollinearity was assessed using the Variance Inflation Factor (VIF). To mitigate multicollinearity, reduce dimensionality, and eliminate internal correlations among variables, extracted components were used in subsequent modeling.



Copyright: © 2024 by the authors. This is an open access, peer-reviewed article published by Research Institute of Forests and Rangelands (<https://ijfrpr.areeo.ac.ir/>) and distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original author and source are credited.

Components explaining more than 80% of the total variance were retained. The primary analysis was conducted using the GWR model, which allows local coefficient estimation and the assessment of spatial variability in relationships. Moran's I statistic was applied to model residuals to evaluate spatial autocorrelation and model validity. For comparison purposes, an OLS regression model was also implemented, and the goodness-of-fit statistics of both models were analyzed.

Results: The results demonstrated that the GWR model provided greater explanatory power than the OLS model. The local model achieved a coefficient of determination (R^2) of 0.32, while a substantial reduction in the corrected Akaike Information Criterion ($AIC_c = 1753$) and the standard error of estimation indicated superior model performance. Analysis of local coefficients revealed that wind speed was among the most influential climatic factors affecting the spatial variation of wildfire occurrence. From a physiographic perspective, slope aspect was identified as a significant determinant of wildfire occurrence across many parts of the study area; however, both the magnitude and direction of its effects varied spatially. Regarding land use and vegetation cover, rainfed agricultural lands, dense forests, and moderately covered rangelands exhibited the strongest associations with wildfire occurrence, highlighting the considerable influence of human activities on fire regimes. The GWR results further indicated that the importance and effects of wildfire-driving factors were not spatially constant across the region; rather, the relationships among variables varied considerably from one location to another. This spatial non-stationarity enables the identification of critical wildfire-prone areas and supports the development of location-specific management strategies.

Conclusion: The application of Geographically Weighted Regression (GWR) provides an effective framework for investigating the spatial variability of relationships between wildfire occurrence and environmental, physiographic, anthropogenic, and socio-economic factors. Compared with the Ordinary Least Squares (OLS) model, GWR demonstrated a greater capacity for explaining the spatial heterogeneity of these relationships. The findings revealed that both the magnitude and direction of the effects of wildfire-related factors vary substantially across the study area rather than remaining spatially uniform. These results emphasize the necessity of adopting region-specific and locally adapted approaches to forest and rangeland fire management. Furthermore, the local coefficient maps and spatial patterns derived from the GWR model can serve as a scientific basis for identifying vulnerable areas, prioritizing management interventions, designing preventive strategies, and improving wildfire monitoring and management at the regional scale.

Keywords: Wildfire, Geographically Weighted Regression (GWR), spatial variability, northern Ilam province.

آشکارسازی تغییرپذیری مکانی اثر عوامل مؤثر بر آتش‌سوزی جنگل‌ها و مراتع با مدل رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی (بررسی موردی: مناطق شمالی استان ایلام)

مهرداد قدس‌خواه دریایی^۱، محمد قاسم‌نیا^{۲*} و پژمان دلیر^۳

۱- دانشیار، گروه جنگل‌داری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه گیلان، صومعه‌سرا، ایران

۲- نویسنده مسئول، دانشجوی دکتری، گروه جنگل‌داری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه گیلان، صومعه‌سرا، ایران، پست الکترونیک: gh.niksa@gmail.com

۳- دانش‌آموخته دکتری، گروه جنگل‌داری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه گیلان، صومعه‌سرا، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۱۱/۲۸

تاریخ اصلاح نهایی: ۱۴۰۵/۰۳/۲۳

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۴/۰۹

چکیده

سابقه و هدف: آتش‌سوزی جنگل‌ها و مراتع یکی از مهمترین مخاطرات بوم‌شناسی در زیست‌بوم‌های نیمه‌خشک زاگرس به‌شمار می‌رود که تحت تأثیر برهم‌کنش پیچیده عوامل اقلیمی، فیزیوگرافی، انسانی و پوشش گیاهی شکل می‌گیرد و پیامدهای گسترده‌ای بر پایداری زیستی، خدمات بوم‌شناختی و امنیت معیشتی جوامع محلی برجای می‌گذارد. تشدید نوسانهای اقلیمی، افزایش دما، تداوم خشکسالی‌های دوره‌ای و گسترش فعالیت‌های انسانی طی دهه‌های اخیر، حساسیت این زیست‌بوم‌ها را نسبت به آتش‌سوزی افزایش داده است. درک دقیق الگوی مکانی آتش‌سوزی مستلزم به‌کارگیری مدلهایی است که ناهمگنی مکانی روابط بین متغیرها را در نظر بگیرند. هدف این پژوهش آشکارسازی تغییرپذیری مکانی اثر عوامل مؤثر بر رخداد آتش‌سوزی در جنگل‌ها و بررسی تفاوت‌های مکانی این روابط در سطح منطقه مورد مطالعه و مراتع و ارزیابی کارایی مدل رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی (Geographically Wighted Regression) در مقایسه با مدل رگرسیون حداقل مربعات معمولی (Ordinary Least Squares) به منظور شناسایی کانون‌های بحرانی و بهبود تصمیم‌گیری مدیریتی است.

مواد و روش‌ها: در این پژوهش، ۴۴۱ پلی‌گون آتش‌سوزی مربوط به ماه‌های گرم سال طی بازه زمانی ۲۰۱۱ تا ۲۰۲۰ با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای Landsat8 با بهره‌گیری از داده‌های نقاط داغ (Hotspot) سنجنده MODIS به منظور شناسایی و تأیید رخداد‌های آتش‌سوزی استخراج شد. داده‌ها پس از تطبیق با آمار رسمی اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان ایلام، پالایش و کنترل کیفی گردید، سپس هر پلی‌گون به عنوان یک واحد مکانی تحلیل در نظر گرفته شد و مساحت پلی‌گون‌ها به عنوان متغیر وابسته به منظور شاخصی برای نمایش شدت و الگوی مکانی پدیده آتش‌سوزی در مدل‌سازی‌ها استفاده شد. مجموعه‌ای شامل ۲۱ متغیر مستقل مشتمل بر شاخص‌های اقلیمی، توپوگرافی، مجاورتی، کاربری اراضی، پوشش گیاهی و مؤلفه‌های اقتصادی - اجتماعی انتخاب شد. نقشه‌های پایه در محیط GIS تهیه و مقادیر هر متغیر برای پلی‌گون‌های آتش‌سوزی استخراج گردید. پیش‌پردازش داده‌های متغیر مستقل شامل شناسایی داده‌های پرت، یکسان‌سازی مقیاس‌ها، نرمال‌سازی با تبدیل Box-Cox و آزمون نرمال بودن انجام شد. هم‌خطی چندگانه با شاخص ضریب تورم واریانس بررسی و به‌منظور رفع هم‌خطی، کاهش ابعاد و حذف همبستگی درونی داده‌ها از مؤلفه‌های استخراج شده در مدل‌سازی استفاده گردید. مؤلفه‌هایی انتخاب شدند که بیش از ۸۰ درصد واریانس کل را تبیین می‌کردند. تحلیل اصلی با مدل رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی اجرا شد که امکان برآورد ضرایب محلی و نمایش تغییرپذیری فضایی روابط را فراهم می‌کند. برای ارزیابی اعتبار مدل، آزمون مورانز (Moran's I) بر روی باقیمانده‌ها انجام شد. برای مقایسه عملکرد، مدل رگرسیون حداقل مربعات معمولی نیز اجرا و شاخص‌های برازش دو مدل تحلیل شد.

نتایج و یافته‌ها: نتایج نشان داد مدل رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی نسبت به مدل رگرسیون حداقل مربعات معمولی از توان توضیحی بالاتری برخوردار است؛ به گونه‌ای که ضریب تعیین مدل محلی به ۰/۳۲ رسید و کاهش قابل توجه معیار آکایک (AICc=1753) و خطای استاندارد برآورد بیانگر برازش برتر آن بود. تحلیل ضرایب محلی حکایت از آن دارد که جهت باد از مهمترین عوامل اقلیمی مؤثر بر تغییرات مکانی آتش‌سوزی هستند. از نظر فیزیوگرافی جهت شیب در بسیاری از نواحی به‌عنوان عامل مؤثر بر آتش‌سوزی

شناسایی شد، هرچند شدت و جهت اثر آنها در سطح منطقه یکنواخت نبود. در سطح کاربری اراضی، کشاورزی دیم، جنگل‌های متراکم و مراتع با پوشش متوسط بیشترین ارتباط را با رخداد‌های آتش‌سوزی نشان دادند که بیانگر تأثیر فعالیت‌های انسانی است. نتایج مدل GWR نشان داد که اهمیت و میزان تأثیر عوامل مؤثر بر آتش‌سوزی در سطح منطقه ثابت نیست و روابط مکانی بین متغیرها از یک ناحیه به ناحیه دیگر تغییر می‌کند. این موضوع امکان شناسایی کانون‌های بحرانی و تدوین راهبردهای مدیریتی متناسب با شرایط محلی را فراهم می‌سازد.

نتیجه‌گیری: کاربرد رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی (GWR) چارچوبی کارآمد برای بررسی تغییرپذیری مکانی روابط بین آتش‌سوزی و عوامل محیطی، فیزیوگرافی، انسانی و اقتصادی - اجتماعی فراهم می‌کند و نسبت به مدل رگرسیون حداقل مربعات معمولی (OLS) توانایی بیشتری در تبیین ناهمگنی فضایی این روابط دارد. نتایج پژوهش نشان داد که میزان و جهت تأثیر عوامل مؤثر بر آتش‌سوزی در سطح منطقه یکنواخت نبوده و از یک ناحیه به ناحیه دیگر تغییر می‌کند. این یافته بر ضرورت اتخاذ رویکردی منطقه‌محور و متناسب با شرایط محلی در مدیریت آتش‌سوزی‌های جنگلی و مرتعی تأکید دارد. همچنین، نقشه‌های ضرایب محلی و الگوهای مکانی استخراج‌شده از مدل GWR می‌توانند به عنوان مبنایی علمی برای شناسایی نواحی حساس، اولویت‌بندی اقدامات مدیریتی، طراحی برنامه‌های پیشگیرانه و بهبود پایش و مدیریت آتش‌سوزی در مقیاس منطقه‌ای مورد استفاده قرار گیرند.

واژه‌های کلیدی: آتش‌سوزی، رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی (GWR)، تغییرپذیری مکانی، مناطق شمالی استان ایلام.

مقدمه

اختلالات طبیعی بخشی جدایی‌ناپذیر از پویایی زیست‌بوم‌های جنگلی محسوب می‌شوند (Robinne, 2021). با این حال، افزایش شدت، فراوانی و گستره این اختلالات می‌تواند تعادل بوم‌شناسی را برهم زده و به تخریب گسترده منابع جنگلی منجر شود. در این میان، آتش‌سوزی یکی از مهمترین عوامل تخریب زیست‌بوم‌های طبیعی به‌شمار می‌رود که سالانه خسارت‌های قابل‌توجهی به عرصه‌های جنگلی وارد کرده و پیامدهای عمیق اکولوژیکی، اجتماعی و اقتصادی به همراه دارد (Roces-Diaz et al., 2022; Ebrahimi et al., 2018). اهمیت آتش‌سوزی‌های جنگلی در ایران، به دلیل قرارگیری کشور در کمربند خشک و نیمه‌خشک جهان و محدودیت پوشش گیاهی، دوچندان است (Vakili et al., 2016). براساس آمار سازمان منابع طبیعی و آبخیزداری کشور، سالانه هزاران مورد آتش‌سوزی با منشأ طبیعی و انسانی در مناطق مختلف ایران رخ می‌دهد که آثار مخرب آن به صورت مستقیم و غیرمستقیم بر منابع طبیعی و جوامع انسانی مشهود است (Eskandari & Chuvienco, 2015). آتش‌سوزی‌ها به‌طور متوسط موجب نابودی بیش از ۶۰۰۰ هکتار از اراضی جنگلی کشور در هر سال می‌شوند

(Ghanbarzadeh et al., 2013). در مقیاس جهانی نیز طی سال‌های ۲۰۰۱ تا ۲۰۱۸، مساحت مناطق سوخته‌شده سالانه بین ۳۹۴ تا ۵۱۹ میلیون هکتار، با میانگین حدود ۴۶۳ میلیون هکتار گزارش شده است (Lizundia-Loiola et al., 2020). وقوع آتش‌سوزی‌های جنگلی تحت تأثیر مجموعه‌ای پیچیده از عوامل طبیعی و انسانی قرار دارد (Polat et al., 2020). شرایط اقلیمی و آب‌وهوایی، نوع و تراکم مواد سوختنی، ویژگی‌های پوشش گیاهی (Swetnam, 1993)، عوامل توپوگرافی و جغرافیایی و فعالیت‌های انسانی ازجمله تراکم جمعیت، کاربری اراضی، شبکه‌های دسترسی و همجواری با زمین‌های کشاورزی نقش تعیین‌کننده‌ای در آغاز و گسترش آتش‌سوزی‌ها ایفا می‌کنند (Li et al., 2008; Baranovskiy et al., 2016; Nguyen et al., 2018; Parente et al., 2018). شناخت روابط میان این متغیرها برای درک سازوکار وقوع آتش‌سوزی، ارزیابی سطح خطر و تدوین راهبردهای پیشگیری و مدیریت حریق ضروریست (Krivosov et al., 2009; Avila-Flores et al., 2010). در سال‌های اخیر، تحلیل و مدل‌سازی الگوهای توزیع مکانی و زمانی آتش‌سوزی‌ها به یکی از محورهای اصلی پژوهش‌های محیط‌زیستی تبدیل شده است، زیرا این رویکرد امکان بررسی

است (Heydaripour et al., 2017). مدل‌سازی بعدمکانی آتش‌سوزی در جنگلهای پارک ملی گلستان توسط Faramarzi و همکاران (2021) حکایت از تأثیر بالای نزدیکی به جاده‌ها، بارندگی و جهت شیب در وقوع آتش‌سوزی داشت. Maleki و همکاران (2024) اقدام به مدل‌سازی دلایل وقوع و گسترش آتش‌سوزی در منطقه حفاظت شده ارسباران کردند که نتایج نشان داد مجاورت با جاده و جهت شیب نقش مهم‌تری در وقوع و گسترش آتش‌سوزی دارند. نتایج بررسی (Karimi et al., 2013) ارتفاع و جهت شیب را مؤثر در وقوع آتش‌سوزی در جنگلهای چهارمحال بختیاری نشان داد. همچنین مطالعات (Pourreza et al., 2020) نشان‌دهنده ارتباط فراوانی رخداد‌های آتش‌سوزی با عوامل فیزیوگرافی (شیب، جهت شیب و ارتفاع) بود.

به‌طورکلی، نتایج پژوهش‌های پیشین نشان می‌دهد که وقوع و گسترش آتش‌سوزی‌های جنگلی حاصل برهم‌کنش پیچیده‌ای از عوامل طبیعی و انسانی است؛ با این حال، شدت و نوع تأثیر این عوامل در مناطق مختلف جغرافیایی یکسان نبوده و تحت تأثیر ویژگی‌های اقلیمی، فیزیوگرافی و کاربری اراضی هر منطقه تغییر می‌کند. بنابراین، بررسی این پدیده در بسترهای بوم‌شناسی متفاوت می‌تواند درک دقیق‌تری از الگوهای مکانی آن ارائه دهد. در این میان، جنگل‌های زاگرس به‌عنوان یکی از مهمترین زیست‌بوم‌های جنگلی کشور، نقشی اساسی در حفاظت خاک و آب، تعدیل اقلیم و پایداری زیست‌محیطی دارند. این جنگل‌ها علاوه بر تأمین حدود ۴۰ درصد آب شیرین کشور، زیستگاه جمعیتی بیش از ۱۰ میلیون نفر هستند که معیشت آنها به‌طور مستقیم یا غیرمستقیم به منابع جنگلی وابسته است. با این حال، این زیست‌بوم‌ها با چالش‌هایی مانند تغییر اقلیم، خشکسالی، آفات و بیماری‌ها، بهره‌برداری غیراصولی و چرای مفرط دام مواجه بوده و در دهه‌های اخیر آتش‌سوزی به یکی از مهمترین عوامل آشفته‌گی آنها تبدیل شده است (Heydari et al., 2021). افزایش دما و کاهش رطوبت در سالهای اخیر شرایط مساعدتری برای گسترش و تکرار آتش‌سوزی‌ها در مناطق

تغییرپذیری مکانی و درک بهتر تعامل میان عوامل محیطی و انسانی را فراهم می‌کند (Liu & Gonzalez et al., 2022; Zhang, 2024). بسیاری از مطالعات جدید از روش‌های آماری - مکانی پیشرفته برای آشکارسازی ساختارهای مکانی پدیده‌ها بهره گرفته‌اند (Kalogiannidis et al., 2023). در این میان، رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی (GWR) به‌عنوان یکی از مهمترین ابزارهای مدل‌سازی محلی، به‌دلیل توانایی در لحاظ کردن عدم ایستایی و تغییرپذیری مکانی روابط بین متغیرها (Fotheringham et al., 2002)، جایگاه ویژه‌ای در تحلیل مخاطرات طبیعی ازجمله آتش‌سوزی‌های جنگلی دارد (Pahlavani et al., 2024). این روش امکان برآورد ضرایب رگرسیونی در مقیاس محلی را فراهم می‌کند و نشان می‌دهد که شدت و جهت تأثیر عوامل مختلف در بعدمکانی یکنواخت نیست (Fotheringham et al., 2002). به منظور ارزیابی دقت و کارایی مدل‌های محلی، در چارچوب پژوهش‌های مکان‌محور معمولاً عملکرد (GWR) با مدل‌های رگرسیون سراسری مانند حداقل مربعات معمولی (OLS) مقایسه می‌شود. این مقایسه نه تنها اعتبار نتایج را تقویت می‌کند، بلکه میزان تأثیر ناهمگنی مکانی بر روابط بین متغیرها را نیز آشکار می‌سازد و برتری مدل‌های محلی در تبیین پدیده‌های محیطی را مشخص می‌کند. نتایج مطالعات پیشین نشان داده است که عوامل محرک آتش‌سوزی توزیع مکانی ناهمگن دارند (Li et al., 2022; su et al., 2023; Gou et al., 2017). همچنین عوامل انسانی مانند تراکم جمعیت، شبکه راه‌ها، فعالیت‌های کشاورزی و مجاورت با کاربری‌های اراضی و فعالیت‌های تفرجی نقش مهمی در الگوی مکانی آتش‌سوزی‌ها ایفا می‌کنند (Rodrigues et al., 2016; Rodrigues et al., 2018; Song et al., 2017; ochoa et al., 2024; Zhu et al., 2025). نتایج پژوهش (Liu et al., 2024) نیز نشان‌دهنده همبستگی مثبت بعدمکانی آتش‌سوزی‌های جنگلی با عوامل توپوگرافی، فعالیت‌های انسانی و پوشش گیاهی و نزدیکی به اراضی کشاورزی بود. در ایران نیز کارایی بالاتر مدل (GWR) نسبت به روش‌های کلاسیک در شناسایی مناطق مستعد آتش‌سوزی گزارش شده

بخش شمالی استان ایلام واقع شده و شامل شهرستانهای ایلام، چوار، ایوان، چرداول، سیروان هلیلان و ملکشاهی است. این محدوده جغرافیایی بین عرضهای $33^{\circ}04'38''/8$ تا $34^{\circ}07'56''/51$ شمالی و طولهای $47^{\circ}42'39''/41$ شرقی قرار دارد و از نظر ویژگیهای توپوگرافی و اقلیمی از تنوع قابل توجهی برخوردار است. به دلیل اختلافات چشمگیر ارتفاعی و قرارگیری در دامنه‌های زاگرس از تنوع اقلیمی قابل توجهی برخوردار است. بخش‌های شمالی منطقه دارای اقلیم کوهستانی با زمستان‌های سرد و طولانی است، در حالی‌که نواحی جنوبی و جنوب غربی عمدتاً شامل دشت‌هایی با تابستان‌های گرم و خشک و زمستان‌های نسبتاً معتدل می‌باشد ([Ahmadi et al., 2015](#)). این ناهمگونی توپوگرافی و اقلیمی موجب شکل‌گیری الگوهای متفاوت دما و بارندگی در سطح منطقه شده و شرایط محیطی متنوعی را فراهم کرده است ([Moradpoor et al., 2023](#)).

جمع‌آوری داده‌ها

به‌منظور شناسایی رخداد‌های آتش‌سوزی، از داده‌های نقاط داغ (Hotspots) محصول MCD64A1 سنجنده MODIS با قدرت تفکیک مکانی ۵۰۰ متر استفاده شد. این داده‌ها شامل موقعیت مکانی و زمان وقوع آتش‌های فعال بوده و برای تعیین رخداد‌های آتش‌سوزی در دوره مطالعه استفاده شدند. سپس تصاویر ماهواره‌ای Landsat 8 با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر مربوط به قبل و بعد از هر رخداد آتش‌سوزی تهیه و پس از انجام پیش‌پردازش‌های لازم، شاخص نرمال‌شده سوختگی (NBR) و شاخص تفاضلی نرمال‌شده سوختگی (dNBR) محاسبه گردید. براساس مقادیر dNBR و اعمال آستانه مناسب، محدوده‌های سوخته استخراج و به‌صورت پلیگون‌های آتش‌سوزی تهیه شدند. داده‌های نهایی شامل موقعیت مکانی، زمان وقوع و وسعت مناطق آسیب‌دیده از آتش‌سوزی بودند که در مراحل بعدی تحلیل مورد استفاده قرار گرفتند. برای افزایش دقت و اعتبار داده‌ها، اطلاعات حاصل از پردازش تصاویر ماهواره‌ای با گزارش‌ها و آمار

مختلف زاگرس فراهم کرده که فعالیتهای انسانی نیز در تشدید خطر آتش‌سوزی و خسارت‌های ناشی از آن نقش قابل توجهی داشته است ([Sayahnia et al., 2024](#)). استان ایلام که در زاگرس میانی واقع شده دارای اقلیم نیمه‌خشک بوده و هر ساله شاهد وقوع تعداد قابل توجهی آتش‌سوزی‌های جنگلی است که پایداری محیط‌زیستی منطقه را با تهدید جدی مواجه کرده است. با توجه به افزایش فراوانی خشکسالی‌ها و تشدید تغییرات اقلیمی، ضرورت انجام پژوهش‌های مبتنی بر تحلیل مکانی برای شناسایی مناطق حساس به آتش‌سوزی بیش از پیش احساس می‌شود. هدف این پژوهش شناسایی و تحلیل الگوی توزیع مکانی آتش‌سوزی‌های جنگلی در مناطق شمالی استان ایلام با تأکید بر عوامل فیزیوگرافی، اقلیمی، کاربری اراضی، پوشش گیاهی و شاخص‌های اقتصادی - اجتماعی با استفاده از مدل رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی (GWR) است. در این راستا، به‌منظور ارزیابی عملکرد مدل و اعتبارسنجی نتایج، خروجی‌های GWR با مدل رگرسیون حداقل مربعات معمولی (OLS) مقایسه شد. انتظار می‌رود یافته‌های این مطالعه بتواند چارچوبی علمی برای برنامه‌ریزی مکانی، مدیریت پیشگیرانه و تدوین راهبردهای مدیریت آتش‌سوزی در جنگل‌های زاگرس فراهم کند. نوآوری اصلی این پژوهش در به‌کارگیری رویکرد مدل‌سازی محلی مبتنی بر رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی برای آشکارسازی تغییرپذیری مکانی عوامل مؤثر بر آتش‌سوزی در جنگل‌های زاگرس است. برخلاف مطالعات پیشین که عمدتاً از مدل‌های سراسری استفاده کرده‌اند، این پژوهش با ترکیب تحلیل مؤلفه‌های اصلی، پایگاه داده چندمنبعی و مقایسه نظام‌مند GWR با مدل OLS، چارچوبی دقیق برای ارزیابی عملکرد مدل‌های محلی ارائه می‌دهد. این رویکرد امکان تفسیر مکانی روابط بین متغیرها و شناسایی نواحی حساس و اولویت‌دار را با دقت بیشتری فراهم می‌کند.

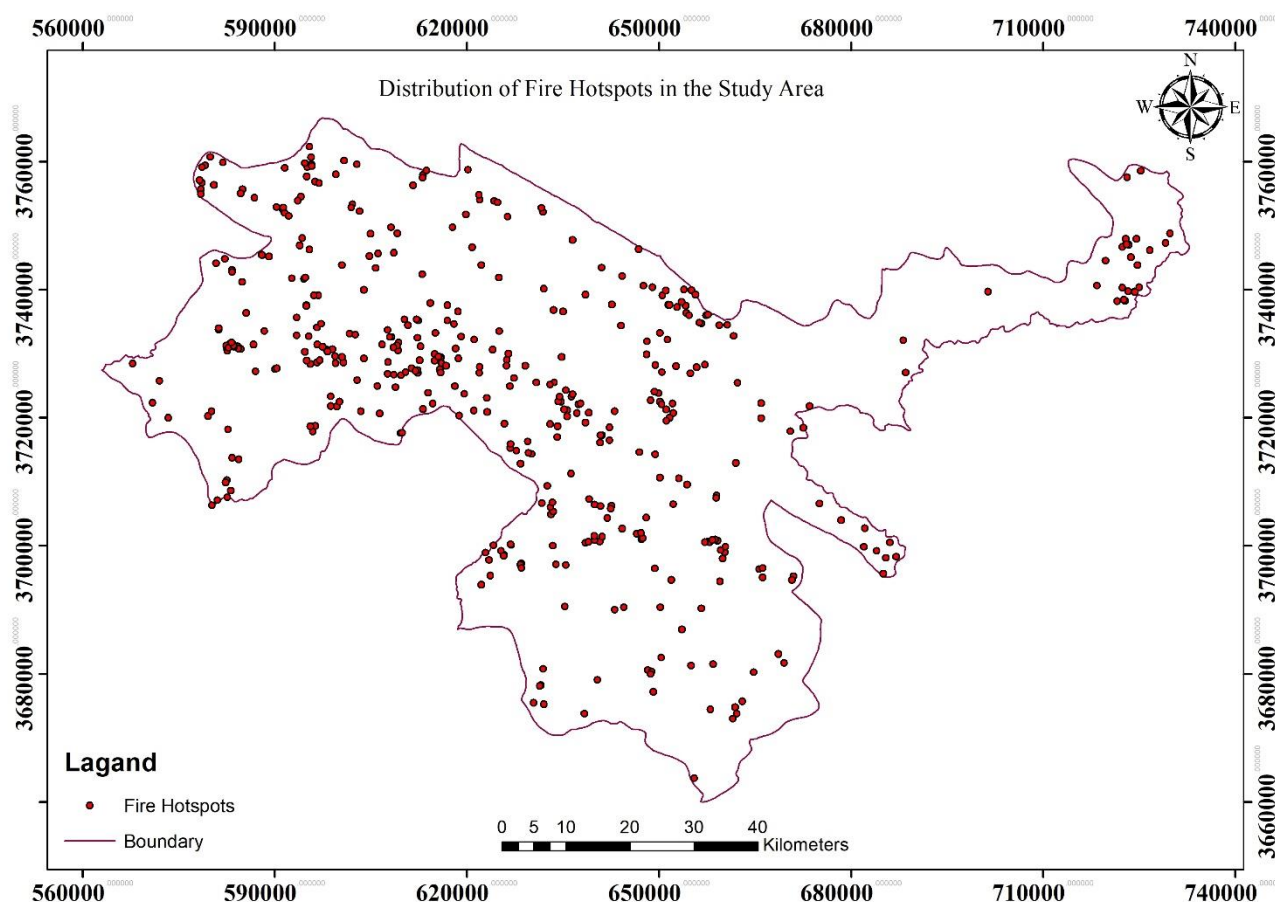
مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه با مساحتی حدود ۶۸۲۲۶۶ هکتار در

در نهایت، ۴۴۱ پلی‌گون آتش‌سوزی معتبر (شکل ۱) به‌عنوان نمونه‌های نهایی برای تحلیل‌های آماری و مکانی آتش‌سوزی انتخاب شدند.

ثبت‌شده در اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان ایلام تطبیق داده شد. این مرحله شامل بررسی میدانی، مقایسه با داده‌های رسمی و حذف رخداد‌های تکراری یا مشکوک بود.



شکل ۱- نقشه پراکنش کانون‌های آتش‌سوزی در منطقه مورد مطالعه

Figure1. Map of the distribution of fire hotspots in the study area

همچنین متغیرهای انسانی و کاربری اراضی شامل فاصله از سکونت‌گاه‌های دائمی و فصلی عشایر، فاصله از جاده‌های اصلی و فرعی، فاصله از روستاها، شهرها و شهرک‌ها، نوع کاربری و پوشش اراضی و شاخص‌های اقتصادی - اجتماعی شامل میزان بی‌سوادی و بیکاری نزدیکترین سکونتگاه به هر پلی‌گون جمع‌آوری شدند. از آنجا که مدل رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی (GWR) نسبت به کیفیت داده‌ها و هم‌خطی متغیرها حساس است، پیش‌پردازش دقیق داده‌ها پیش‌نیاز اصلی مدل‌سازی محسوب می‌شود.

متغیرهای مستقل پژوهش

متغیرهای مستقل مورد استفاده در این پژوهش شامل مجموعه‌ای از عوامل اقلیمی، فیزیوگرافی، کاربری اراضی، پوشش گیاهی و شاخص‌های اقتصادی - اجتماعی بودند. داده‌های اقلیمی شامل میانگین دمای سالانه، میانگین بارندگی سالانه، میانگین بارش ماهانه، میانگین دمای خشک‌ترین فصل سال، رطوبت نسبی، سرعت و جهت باد بودند. متغیرهای فیزیوگرافی شامل ارتفاع از سطح دریا، جهت شیب و فاصله از منابع آب سطحی (رودخانه‌ها، چشمه‌ها و چاه‌ها) می‌باشند.

پیش‌پردازش داده‌ها

مرحله اول: بررسی داده‌های پرت و نامعتبر

در این مرحله، داده‌های ناقص، نامعتبر و مقادیر غیرمنطقی شناسایی و بررسی شدند. همچنین داده‌های پرت (Outliers) با استفاده از شاخص Z-Score در نرم‌افزار Microsoft Excel شناسایی شده و پس از ارزیابی منشأ مقادیر پرت مقادیر ناشی از خطای ثبت یا اندازه‌گیری حذف یا اصلاح و واحد متغیرها یکسان‌سازی شد.

مرحله دوم: نرمال‌سازی داده‌ها

به منظور افزایش پایداری مدل‌های رگرسیونی،

نرمال‌سازی داده‌های متغیرهای مستقل با تبدیل Box-Cox در SPSS انجام شد. نرمال بودن داده‌ها با آزمون‌های Shapiro-Wilk و Kolmogorov-Smirnov بررسی شد.

مرحله سوم: بررسی هم‌خطی چندگانه

هم‌خطی متغیرها با شاخص Variance Inflation (VIF) Factor ارزیابی شد (جدول ۱). متغیرهای دارای هم‌خطی بالا با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) در نرم‌افزار XLSTAT به مؤلفه‌های مستقل تبدیل شدند. این مرحله با هدف کاهش ابعاد داده‌ها، حذف همبستگی درونی و حفظ بیشترین میزان اطلاعات انجام شد.

جدول ۱- بررسی هم‌خطی چندگانه با شاخص Variance Inflation Factor (VIF)

Table 1. Assessment of multicollinearity using the Variance Inflation Factor (VIF) index

B	Std Error	Beta	t	sig	Lower Bound	Upper Bound	Order	Partial	Part	Tolerance	VIF
(Constant)	220.000	5.988		36.741	.000	208.231	231.769				
F1	7.193	2.949	.115	2.439	.015	1.397	12.990	.115	.116	.115	1.00
F2	8.205	4.537	.085	1.809	.071	-.712	17.122	.085	.087	.085	1.00
F3	10.737	5.630	.090	1.907	.057	-.329	21.803	.090	.091	.090	1.00
F4	-10.453	5.827	-	-1.794	.074	-21.906	1.000	-.084	-.086	-.084	1.00
			.084								
F5	-9.415	6.288	-	-1.497	.135	-21.773	2.943	-.070	-.072	-.070	1.00
			.070								
F6	5.517	6.761	.038	.816	.415	-7.772	18.806	.038	.039	.038	1.00
F7	1.167	7.225	.008	.162	.827	-13.034	15.368	.008	.008	.008	1.00

a. Dependent Variable: FID

مرحله چهارم: انتخاب مؤلفه‌های نهایی

پس از اجرای تبدیل PCA مؤلفه‌هایی با مقدار ویژه بزرگ‌تر از ۱ و توان تبیین بیش از ۸۰ درصد واریانس کل داده‌ها انتخاب شدند. همان‌گونه که جدول ۲ نشان می‌دهد، مؤلفه اول عمدتاً نماینده شرایط اقلیمی-ارتفاعی، مؤلفه دوم نماینده دسترسی انسانی، مؤلفه‌های سوم تا پنجم نماینده تعامل

شیب، رطوبت و باد و مؤلفه ششم بیانگر ویژگی‌های سکونتگاهی، مؤلفه هفتم نماینده شیب و دسترسی و مؤلفه‌های هشتم تا چهاردهم بیانگر ویژگی‌های پوشش و کاربری منطقه هستند. این ساختار مؤلفه‌ای به همراه متغیرهای میزان بیکاری، میزان بی‌سواد، جهت باد و جهت شیب مبنای ورود متغیرها به مدل‌های OLS و GWR قرار گرفت.

جدول ۲- مؤلفه‌های اصلی مورد استفاده در مدل‌های رگرسیونی

Table 2. Main components used in regression model

Factor	Components
F1	Lowforest– Range–Forest
F2	Lowforest– Mixed(agri-x)
F3	Moderately Rangeland– mixed(dry farming-x) – Mixed(agri-x) – mixed(agri-dryfarming)
F4	mix(dryfarming-x) – modrange– denseforest
F5	Dryfarming– goodrange– denseforest
F6	Dryfarming– mixed(agri-dryfarming)
F7	mixed(agri-dryfarming) – denseforest
F8	Litracy rates
F9	Llliteracy rates
F10	Employment rates
F11	Unemployment rates
F12	Average annual temperature– Average-temp-driest season– Height– Total annual rainfall
F13	Distance urban– Distance from Road– Distance of water source– Distance of Ashayer
F14	Slope%– Distance from River– Relative humidity(%)
F15	Wind Speed m/s– Relative humidity(%)–Distance from River
F16	Relative humidity(%)–Slope%– Distance of Road – Wind Speed m/s
F17	Distance from Ashayer
F18	Slope%– Distance of Road – Distance of water source
F19	Wind Direction
F20	Sin Slope Direction
F21	cos Slope Direction

مدل‌سازی اصلی: رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی (GWR)

در این پژوهش، از مدل اصلی تحلیل مکانی رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی (GWR) استفاده شد. انتخاب GWR بر پایه فرض عدم ایستایی فضایی روابط بین متغیرها انجام شد؛ بدین معنا که شدت و جهت تأثیر عوامل محیطی و انسانی در نقاط مختلف استان یکسان نیست. مدل GWR امکان برآورد ضرایب رگرسیونی محلی را فراهم می‌کند و ساختار فضایی روابط را آشکار می‌سازد

(Fotheringham et al., 1998). فرم کلی مدل به صورت:

$$y_i = \beta_{i0} + \sum_{k=1}^m \beta_{ik} X_{ik} + \varepsilon_i$$

که در آن، Y_i متغیر وابسته در مکان i ، x_{ik} متغیر مستقل k ام در مکان i ، β_{i0} عرض از مبدأ محلی، β_{ik} ضریب رگرسیون محلی و ε_i خطای تصادفی است. ضرایب β_{ik} به صورت مکانی تغییر می‌کنند و نمایانگر تأثیر محلی هر متغیر هستند. به منظور ارزیابی خودهمبستگی مکانی و بررسی ضرورت استفاده از مدل‌های رگرسیونی مکانی، آزمون Moran's I بر روی باقیمانده‌های مدل حداقل مربعات معمولی پیش از اجرای GWR انجام شد (Barde et al., 2025).

(2025). نتایج نشان‌دهنده خودهمبستگی مکانی معنادار باقیمانده‌های مدل OLS بود، همچنین پهنای باند به صورت یک پارامتر از پیش تعیین‌شده (bandwidth parameter) در نظر گرفته شد و نقش آن در کنترل هموارسازی فضایی مدل مطابق با ادبیات GWR مورد توجه قرار گرفت (Brunsdon et al., 1996; Fotheringham et al., 2002). این مقدار با توجه به مقیاس فضایی داده‌ها و ساختار مطالعه تنظیم گردید (Fotheringham et al., 2002). به منظور ارزیابی عملکرد مدل، شاخص‌های برازش و آزمون‌های تشخیصی بر روی نتایج مدل مورد بررسی قرار گرفت (Fotheringham et al., 2002). نتایج حاصل نشان‌دهنده بهبود عملکرد مدل GWR نسبت به مدل OLS و توانایی آن در آشکارسازی ناهمگنی مکانی روابط بین متغیرها بود (Brunsdon et al., 1996; Fotheringham et al., 2002). در مجموع، این مراحل موجب افزایش قابلیت تحلیل فضایی مدل و بهبود درک الگوهای مکانی پدیده مورد مطالعه گردید (Anselin, 2024; Fotheringham et al., 2002).

مفروضات مدل GWR

مهمترین مفروضات مدل GWR شامل عدم ایستایی مکانی روابط، وجود خودهمبستگی مکانی، تأثیر عوامل محلی و خاص هر مکان، استقلال نسبی مشاهدات و انتخاب مناسب پهنای باند است (Lu et al., 2014). انتخاب پهنای باند مناسب نقش مهمی در دقت نتایج دارد و در این پژوهش با استفاده از معیارهای آماری و متناسب با ساختار مکانی داده‌ها تعیین شده است.

مدل مقایسه‌ای: رگرسیون حداقل مربعات معمولی (OLS)

به منظور ارزیابی عملکرد مدل محلی و سنجش میزان بهبود حاصل از GWR، یک مدل رگرسیون سراسری حداقل مربعات معمولی (OLS) نیز اجرا شد. OLS روابط میان متغیرهای مستقل و متغیر وابسته را در کل منطقه یکنواخت فرض می‌کند (Brunsdon et al., 1996) و به عنوان خط پایه برای مقایسه با مدل محلی به کار می‌رود. هدف از اجرای OLS، بررسی میزان برتری GWR در تبیین تغییرپذیری مکانی و افزایش دقت مدل‌سازی بود، نه جایگزینی روش اصلی تحلیل. شکل کلی مدل OLS به شرح زیر است.

$$Y = \beta_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i X_i + \varepsilon$$

که در آن Y متغیر وابسته، β_0 عرض از مبدأ، β_i ضرایب تخمینی برای متغیر مستقل X_i ، p تعداد متغیرهای مستقل و ε جزء خطاست (Brunsdon et al., 1996).

ارزیابی و تفسیر نتایج

پس از اجرای مدل، نتایج با تحلیل ضرایب رگرسیون محلی، مقادیر R^2 و p-value ارزیابی شدند. ضریب تعیین (R^2) نشان‌دهنده میزان واریانس تبیین‌شده متغیر وابسته توسط متغیرهای مستقل است و مقادیر بالاتر بیانگر برازش بهتر مدل می‌باشند. همچنین مقادیر p کمتر از ۰/۰۵ به عنوان معیار معناداری آماری روابط در نظر گرفته شد.

نرم‌افزارهای مورد استفاده

در این پژوهش به منظور آماده‌سازی داده‌ها، استخراج اطلاعات مکانی، تحلیل‌های آماری و مدل‌سازی تغییرپذیری مکانی از ترکیبی از نرم‌افزارهای آماری، سامانه‌های اطلاعات جغرافیایی و بسترهای پردازش ابری استفاده شد. در مرحله پیش‌پردازش داده‌ها، نرم‌افزار SPSS برای بررسی ویژگی‌های آماری متغیرها، کنترل داده‌های پرت، نرمال‌سازی داده‌ها و انجام آزمون‌های نرمال بودن مورد استفاده قرار گرفت. به منظور کاهش ابعاد داده‌ها، شناسایی ساختارهای پنهان میان متغیرها و رفع همبستگی‌های احتمالی بین عوامل مؤثر بر آتش‌سوزی و تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) در محیط نرم‌افزار XLSTAT اجرا گردید. این نرم‌افزار امکان استخراج مؤلفه‌های اصلی، محاسبه مقادیر ویژه (Eigenvalues)، تعیین سهم هر مؤلفه در تبیین واریانس کل داده‌ها و تحلیل بارهای عاملی متغیرها را فراهم نمود. نتایج حاصل از PCA مبنای انتخاب و ترکیب متغیرهای ورودی در مراحل بعدی مدل‌سازی قرار گرفت. داده‌های سنجش از دور و تصاویر ماهواره‌ای در محیط Google Earth Engine (GEE) پردازش شدند. این سامانه مبتنی بر پردازش ابری، امکان دسترسی مستقیم به آرشیو گسترده داده‌های ماهواره‌ای و انجام پردازش‌های حجیم را فراهم می‌کند. در این پژوهش از GEE برای دریافت داده‌های MODIS و تصاویر Landsat 8، اعمال فیلترهای زمانی و مکانی، انجام پیش‌پردازش‌های لازم و محاسبه شاخص‌های مرتبط با آتش‌سوزی از جمله شاخص نرمال‌شده سوختگی (NBR) و شاخص تفاضلی نرمال‌شده سوختگی (dNBR) استفاده شد. سپس محدوده‌های سوخته براساس نتایج حاصل از این شاخص‌ها استخراج و برای تحلیل‌های بعدی آماده گردیدند. بخش عمده پردازش‌های مکانی و تولید لایه‌های اطلاعاتی در محیط ArcGIS و ArcGIS Pro انجام شد. لایه‌های محیطی مورد نیاز پژوهش تهیه و عملیات استخراج متغیرها، تلفیق داده‌های مکانی، آماده‌سازی داده‌های ورودی مدل و تولید نقشه‌های موضوعی در این محیط انجام شد. به منظور بررسی تغییرپذیری مکانی روابط بین آتش‌سوزی و عوامل مؤثر بر آن، مدل رگرسیون

برابر با ۴/۵۵ و غیرمعمول بود که نشان می‌دهد باقیمانده‌های مدل از توزیع نرمال انحراف معناداری ندارند. با وجود این، نتایج آزمون Koenker و توان توضیحی پایین مدل بیانگر آن است که مدل OLS به‌تنهایی قادر به تبیین کامل الگوهای فضایی موجود نیست.

نتایج مدل رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی (GWR) مدل GWR با در نظر گرفتن ناهمگنی فضایی روابط اجرا شد. نتایج نشان داد توان توضیحی مدل به‌طور قابل توجهی افزایش یافته است. مقدار Adjusted R² به حدود ۰/۳۲ رسید که نشان‌دهنده برتری چشمگیر مدل محلی نسبت به مدل سراسری است. کاهش قابل توجه معیار آکاییک (AICc) و خطای استاندارد برآورد نیز بیانگر برازش بهتر مدل GWR است (جدول ۳). این نتایج نشان می‌دهد که فرایند آتش‌سوزی در منطقه مورد مطالعه دارای ساختار مکانی ناهمگن بوده و استفاده از مدل‌های محلی ضروریست.

حداقل مربعات معمولی (OLS) و مدل رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی (GWR) در محیط ArcGIS Pro اجرا گردید.

نتایج

نتایج مدل رگرسیون حداقل مربعات معمولی (OLS) نتایج مدل OLS نشان داد که توان توضیحی مدل نسبتاً پایین است؛ به‌طوری‌که مقدار R² برابر با ۰/۰۸ و مقدار Adjusted R² برابر با ۰/۰۳ به دست آمد. این نتایج بیانگر آن است که بخش محدودی از تغییرات متغیر وابسته توسط متغیرهای مستقل مورد استفاده تبیین می‌شود. مقدار آزمون Koenker (BP) برابر با ۴۸/۹۰ و از نظر آماری معنادار بود که نشان‌دهنده وجود ناپایداری فضایی و تغییرپذیری روابط بین متغیرهای مستقل و وابسته در سطح منطقه مطالعه است. بنابراین، فرض ثابت بودن ضرایب رگرسیونی در کل محدوده مطالعه تأیید نمی‌شود و استفاده از مدل‌های محلی مانند GWR توجیه‌پذیر است. همچنین مقدار آزمون Jarque-Bera

جدول ۳- شاخص‌های برازش مدل‌های OLS و GWR

Table 3. Goodness-of-fit indices for the OLS and GWR models

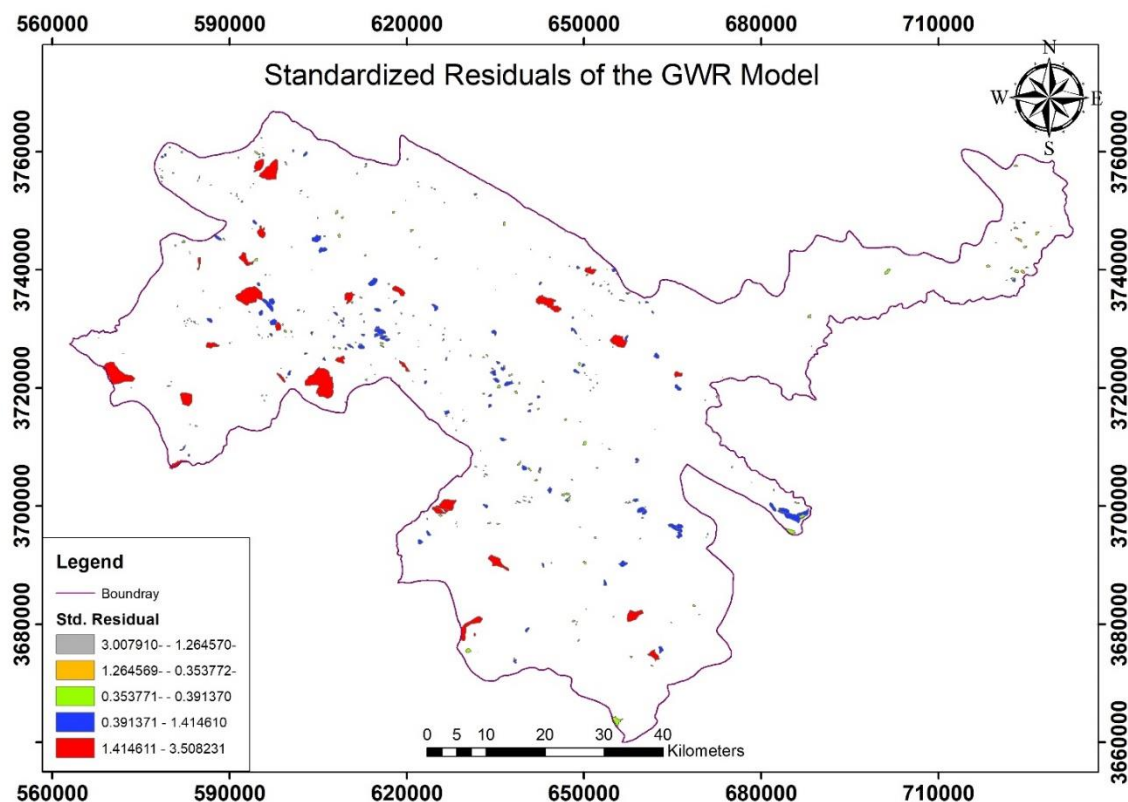
Statistic	OLS	GWR
R ²	0.08	0.32
Adjusted R ²	0.03	0.12
AICc	1855	1753
MAE	13847	2560.79
RMSE	18084.99	3542.60
Moran's I	1.37	0.04
Z-Score	11.42	0.23
P-Value	0.00	0.81

مقابل، مدل GWR با حذف معناداری خودهمبستگی فضایی در باقیمانده‌ها (Moran's I = 0.04, Z = 0.23, p = 0.81) و بهبود قابل توجه در قدرت توضیح‌دهندگی (Adjusted R² = 0.12, 0.32) عملکرد بهتری نسبت به OLS نشان می‌دهد. این نتایج حکایت از وجود ناهمگنی مکانی در روابط متغیرها و برتری مدل‌های محلی نسبت به مدل جهانی در تحلیل داده‌های مورد مطالعه دارد. برای ارزیابی الگوی فضایی خطاهای مدل و بررسی میزان تصادفی بودن آنها، نقشه باقی‌مانده‌های استانداردشده مدل GWR تهیه و تحلیل شد

نتایج آزمون‌های تشخیصی نشان می‌دهد که مدل OLS با وجود نرمال بودن قابل قبول باقیمانده‌ها (Jarque-Bera = 4.55، غیرمعمول)، دارای ناهمسانی واریانس معنادار (Koenker = 48.90*) و خودهمبستگی فضایی شدید در خطاها است، مقدار شاخص Moran's I = 1.37، همراه با Z-Score = 11.42 و p < 0.001 بیانگر وجود خودهمبستگی فضایی شدید در خطاهای مدل است. همچنین توان تبیینی این مدل پایین بوده (Adjusted R² = 0.03, R² = 0.08) که بیانگر ضعف آن در در نظر گرفتن ساختار فضایی داده‌هاست. در

الگوی فضایی مشخصی در باقی مانده‌ها مشاهده نمی‌شود.

(شکل ۲). این نقشه نشان می‌دهد که خطاهای مدل در سطح منطقه به صورت یکنواخت و تصادفی توزیع شده‌اند و هیچ



شکل ۲- نقشه توزیع مکانی باقی مانده‌های استاندارد شده مدل GWR

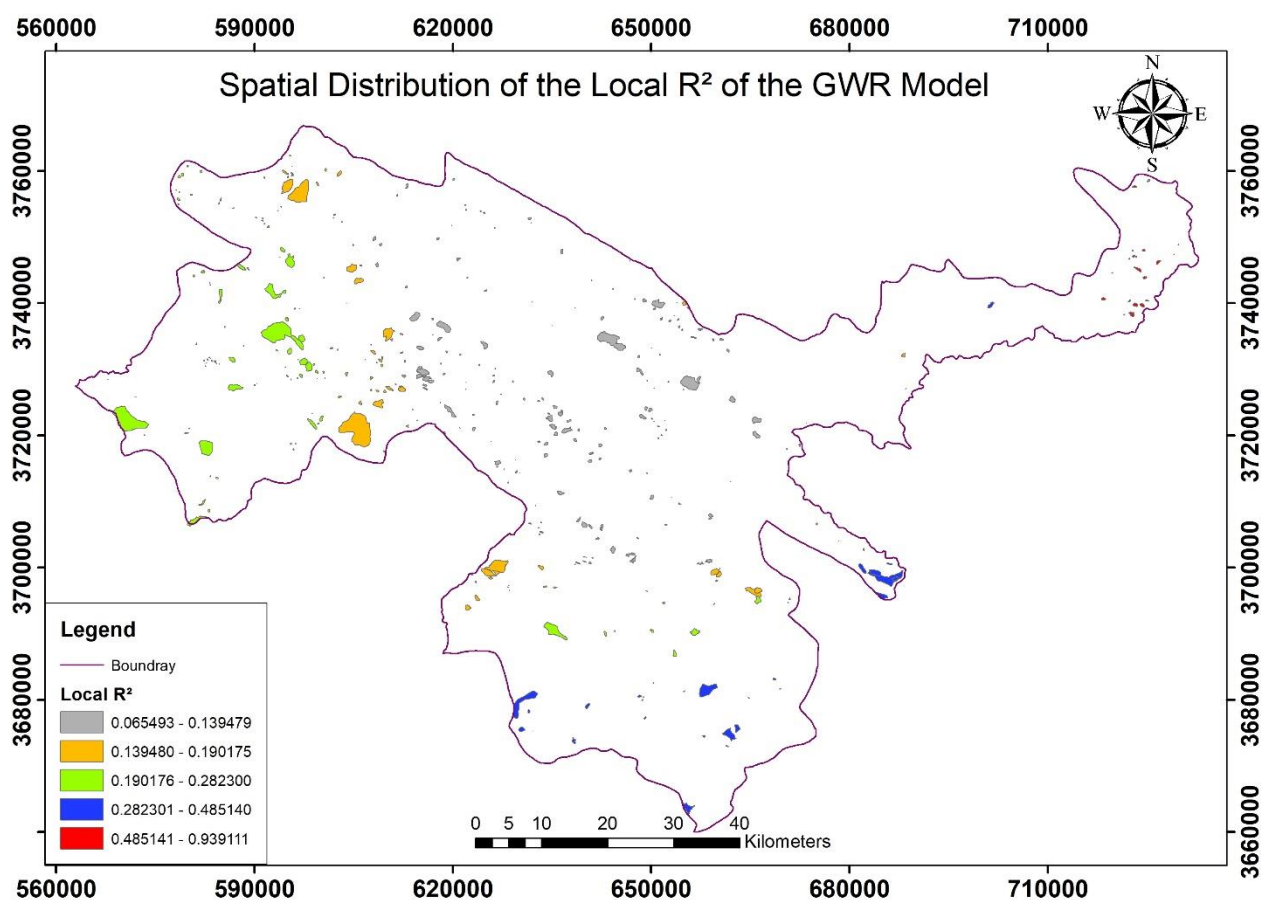
Figure 2. Spatial distribution of standardized residuals from the GWR model

عوامل مؤثر بر تغییرات مکانی آتش‌سوزی

نتایج مدل رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی (GWR) نشان داد که روابط بین متغیرهای اقلیمی، فیزیوگرافی، کاربری اراضی، پوشش گیاهی و شاخص‌های اقتصادی-اجتماعی با مساحت آتش‌سوزی در منطقه مورد مطالعه از ناهمگنی مکانی قابل توجهی برخوردار است؛ به طوری که شدت و جهت تأثیر یک متغیر در نقاط مختلف منطقه یکسان نیست. با این حال، بررسی ضرایب محلی متغیرهای مستقل نشان داد که برخی متغیرها نسبت به سایرین، در بخش‌های گسترده‌تری از منطقه مورد مطالعه نقش مؤثرتری در تبیین تغییرات مکانی حوادث آتش‌سوزی دارند (جدول ۴).

تحلیل ناهمگنی مکانی در برازش مدل GWR

بررسی الگوی مکانی ضریب تعیین محلی (R^2_{Local}) مدل GWR (شکل ۳) بیانگر تغییرپذیری مکانی در توان توضیح‌دهندگی مدل بوده و نشان می‌دهد برخی نواحی دارای برازش ضعیف‌تر و برخی دیگر دارای برازش متوسط تا قوی هستند. این موضوع بیانگر نایستایی مکانی روابط بین متغیرهای توضیحی و رخداد آتش‌سوزی است. در مجموع، نتایج بر وجود ساختار فضایی غیرایستا در الگوی آتش‌سوزی و ضرورت استفاده از رویکردهای فضا‌مبنا مانند GWR برای تحلیل دقیق‌تر تأکید دارد.



شکل ۳- نقشه توزیع مکانی ضریب تعیین محلی (R^2 Local) حاصل از مدل GWR در منطقه مورد مطالعه

Figure 3. Spatial distribution of the local coefficient of determination (R^2 Local) derived from the GWR model in the study area.

جدول ۴- ضرایب محلی متغیرهای مستقل مؤثر، حاصل از مدل GWR

Table 4. Local coefficients of the significant independent variables derived from the GWR model

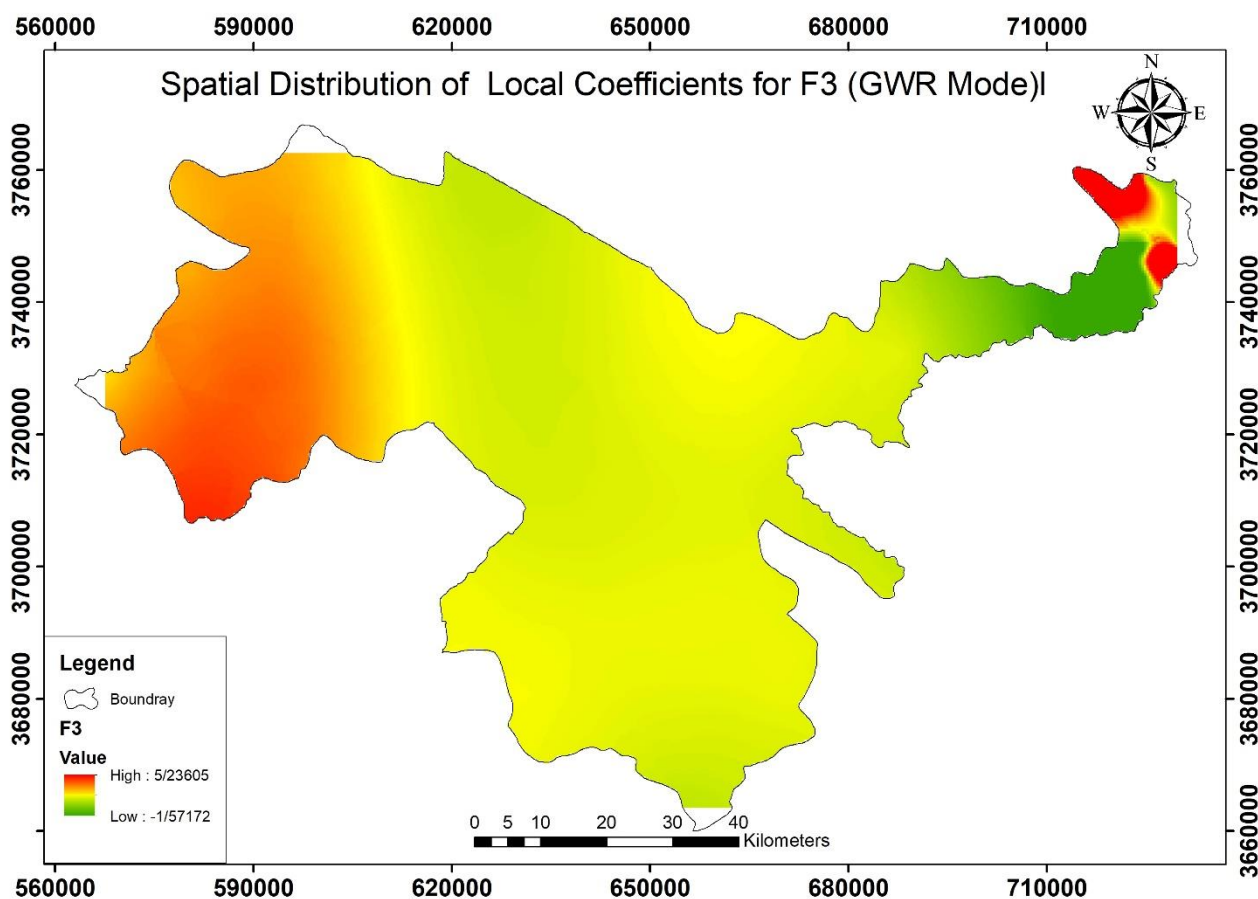
Variable	β Min	β Max	β Mean	STD β	tMean	P Mean	%sig
F3	-1.27	5.29	0.53	0.61	2.24	0.08	60.77
F5	-2.58	31.14	-0.16	2.69	-0.87	0.24	48.07
F4	-24.41	1.17	-0.54	2.03	-1.10	0.22	44.67
F19	-0.94	0.40	0.13	0.22	1.20	0.24	31.29
F1	-2.88	1.20	0.16	0.36	0.90	0.37	26.53
F7	-0.008	38.43	0.58	3.10	1.29	0.30	24.72
F20	-0.73	0.29	-0.21	0.13	-1.26	0.27	14.74

در نواحی گذار بین اراضی کشاورزی و مراتع قرار دارند که از یکسو دارای پوشش گیاهی خشک و قابل اشتعال بوده و از سوی دیگر تحت تأثیر فعالیت‌های انسانی هستند. این هم‌پوشانی بین منابع سوخت طبیعی و عوامل انسانی، شرایط

در میان متغیرهای بررسی‌شده، ترکیب کاربری اراضی شامل «مرتع متوسط و کشاورزی دیم (F3)» بیشترین نقش نسبی را در افزایش تغییرپذیری مکانی آتش‌سوزی نشان داد. این موضوع قابل تفسیر است، زیرا این نوع کاربری‌ها معمولاً

نقاط) نشان‌دهنده اهمیت اکولوژیک و فضایی آن در منطقه است (شکل ۴).

مستعدی برای آغاز و گسترش آتش فراهم می‌کند. اگرچه سطح معناداری آماری این متغیر در حد مرزی ($p \approx 0.08$) قرار دارد، اما گستره بالای معناداری مکانی (بیش از ۶۰ درصد

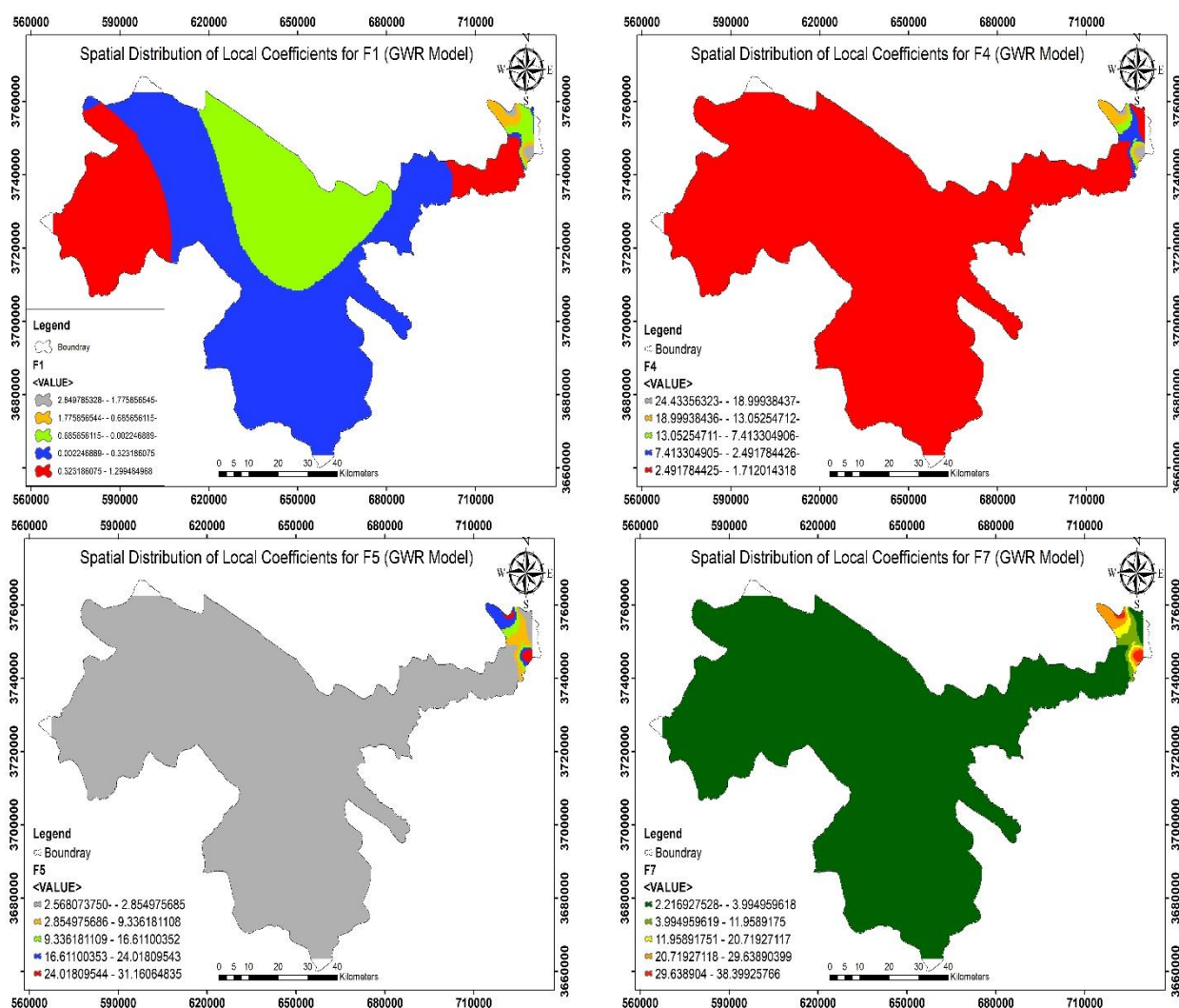


شکل ۴- الگوی مکانی مؤلفه‌های کاربری مؤثر بر الگوی فضایی آتش‌سوزی (F3)

Figure 4. Spatial distribution of the land-use component affecting the spatial pattern of wildfire occurrence (F3).

عوامل دیگری مانند تخریب لبه‌ای جنگل، چرای دام و نفوذ فعالیت‌های انسانی کاهش یافته است. در واقع، ناهمگنی مشاهده‌شده می‌تواند نشان‌دهنده شکنندگی ساختار جنگل‌های منطقه و تبدیل آنها به لکه‌های پراکنده و آسیب‌پذیر باشد (شکل ۵).

در مقابل، متغیرهای مرتبط با پوشش‌های جنگلی مترکم همراه با کشاورزی دیم مانند (F4, F5, F1, F7) اثرهای ضعیف‌تر و عمدتاً غیرمعنادار نشان دادند. با وجود اینکه انتظار می‌رود جنگل‌های با تاج پوشش انبوه نقش حفاظتی در برابر آتش‌سوزی داشته باشند، نتایج این مطالعه بیانگر آن است که این اثر در سطح منطقه یکنواخت نبوده و احتمالاً تحت تأثیر

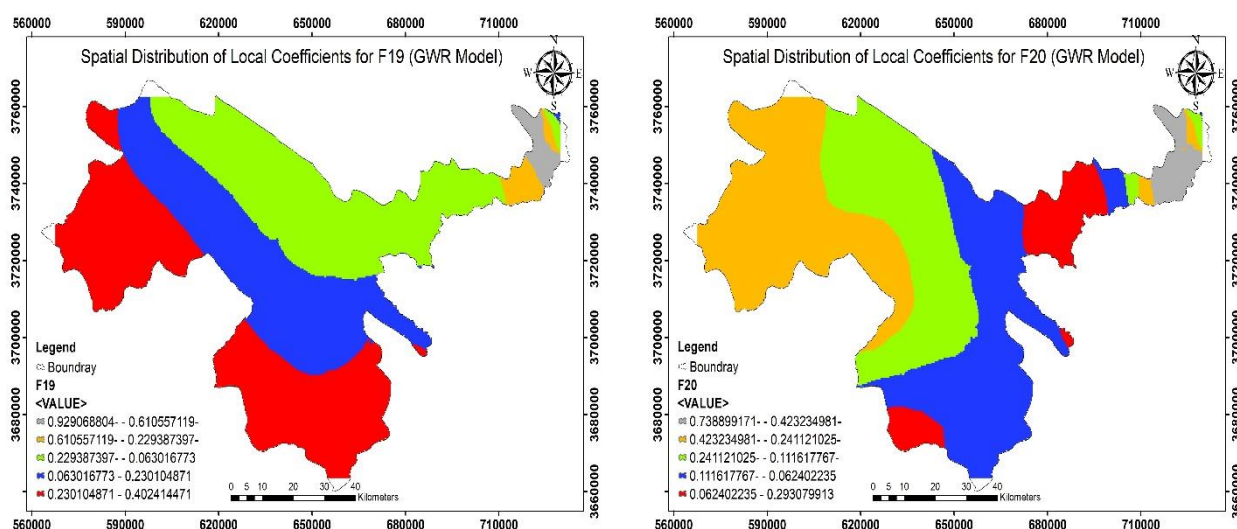


شکل ۵- الگوی مکانی مؤلفه‌های پوشش مؤثر بر الگوی فضایی آتش‌سوزی (F1, F4, F5, F7)

Figure 5. Spatial distribution of the coverage components affecting the spatial pattern of wildfire occurrence (F1, F4, F5, and F7).

آتش‌سوزی بیشتر توسط ساختار کاربری زمین اعمال می‌شود. همچنین نتایج نشان داد که برخی متغیرها تنها در بخش‌هایی از منطقه دارای اثرگذاری هستند (Sig پایین‌تر از ۵۰ درصد) که این موضوع به وضوح بیانگر ماهیت مکانی روابط در مدل GWR است. این موضوع تأیید می‌کند که استفاده از ضرایب جهانی در مدل OLS قادر به توضیح کامل رفتار سیستم نیست و بخشی از اطلاعات مکانی در مدل‌های جهانی از بین می‌رود.

در مورد عوامل توپوگرافی، نتایج نشان داد که متغیرهایی مانند جهت باد (F19) و جهت شیب (F20) نقش محدودی در تبیین الگوی مکانی آتش‌سوزی داشته‌اند (شکل ۶). این یافته برخلاف برخی مطالعات کلاسیک در حوزه اکولوژی آتش است که شیب و جهت شیب را از عوامل تعیین‌کننده در گسترش آتش معرفی می‌کنند. به نظر می‌رسد در مقیاس این مطالعه، اثر این عوامل در برابر متغیرهای کاربری اراضی و دخالت انسانی کم‌رنگ شده و کنترل اصلی الگوهای



شکل ۶- الگوی مکانی مؤلفه‌های توپوگرافی مؤثر بر الگوی فضایی آتش‌سوزی (F19, F20)

Figure 6. Spatial distribution of the topographic components affecting the spatial pattern of wildfire occurrence (F19 and F20).

سازگار بوده و از اعتبار علمی نتایج مدل حمایت می‌کند
([Chuvieco et al., 2014](#)).

بحث

نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که الگوی مکانی آتش‌سوزی در جنگل‌ها و مراتع مناطق شمالی استان ایلام حاصل برهم‌کنش چندمقیاسی تنش اقلیمی، ساختار توپوگرافی، آرایش پوشش گیاهی و فشار انسانی است و این روابط ماهیتی نایستا و وابسته به مکان دارند که همسو با نتایج مطالعات ([Li et al., 2022; su et al., 2023; Gou et al., 2017](#)) است. برتری معنی‌دار مدل رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی نسبت به مدل رگرسیون حداقل مربعات معمولی ضمن همسویی با نتایج پژوهش [Heydaripour](#) و همکاران (۲۰۱۷)، نشان می‌دهد که عوامل کنترل‌کننده آتش‌سوزی در مقیاس محلی را نمی‌توان فقط با روابط جهانی و میانگین‌های منطقه‌ای توضیح داد. خطر آتش‌سوزی یک پدیده وابسته به شرایط محلی است که تحت تأثیر تعامل عوامل بوم‌شناسی و اقلیمی و انسانی در سطح منظر قرار دارد. این یافته با اصول بوم‌شناسی منظر سازگار است، زیرا براساس این دیدگاه،

اعتبارسنجی مدل

اعتبار مدل GWR از چند منظر بررسی شد.

۱- آماری: افزایش R^2 و کاهش معیار AICc نسبت به OLS بیانگر توان توضیحی بالاتر و برازش بهتر مدل محلی است.

۲- ساختاری: استفاده از PCA و نرمال‌سازی Box-Cox، هم‌خطی متغیرها را کاهش داده و پایداری مدل را تضمین کرده است. ۳- مکانی: معناداری آزمون کونکر در مدل OLS ناهمگنی مکانی را تأیید کرده و ضرورت استفاده از GWR را نشان می‌دهد.

۴- اعتبار مفهومی و اکولوژیکی: روابط به‌دست‌آمده از مدل با مبانی نظری و یافته‌های مطالعات پیشین در زمینه آتش‌سوزی‌های جنگلی مقایسه شد. نتایج نشان داد که برخی کاربری‌ها و پوشش‌های اراضی مانند مراتع، جنگل‌های تنک و اراضی کشاورزی دیم حساسیت بیشتری نسبت به آتش‌سوزی دارند، در حالی که جنگل‌های متراکم نقش حفاظتی نسبی از خود نشان می‌دهند. این الگوها با یافته‌های مطالعات پیشین و ویژگی‌های بوم‌شناسی پوشش گیاهی

تعیین‌کننده الگوی آتش‌سوزی نیستند و اثر آنها احتمالاً در تعامل با سایر عوامل محیطی و انسانی تغییر می‌کند. در مورد پوشش گیاهی، نتایج نشان داد که الگوی آتش‌سوزی بیشتر تحت تأثیر ساختار و تراکم پوشش قرار دارد تا فقط نوع آن. جنگل‌های تنک، مراتع و برخی اراضی دارای پوشش گیاهی پراکنده حساسیت بیشتری به آتش‌سوزی نشان دادند، در حالی که در بسیاری از نواحی دارای پوشش جنگلی متراکم، میزان آسیب‌پذیری کمتر بود. این تفاوت بیانگر آن است که ویژگی‌های ساختاری پوشش گیاهی می‌توانند در شکل‌گیری الگوی مکانی آتش‌سوزی نقش مهمی داشته باشند. همچنین ناهمگنی مکانی ضرایب این متغیرها نشان داد که تأثیر پوشش گیاهی در سراسر منطقه یکسان نیست و با توجه به شرایط محلی هر ناحیه می‌تواند متفاوت باشد. این یافته با مطالعاتی که بر نقش ویژگی‌های ساختاری پوشش گیاهی در رفتار و گسترش آتش تأکید کرده‌اند، همخوانی دارد (Pausas & Keeley, 2019). بنابراین سیاست‌های مدیریت پوشش گیاهی باید از طبقه‌بندی ساده عبور کرده و به شاخص‌های ساختاری سوخت توجه کنند. فشار انسانی و بازخوردهای اجتماعی-بوم‌شناختی، نزدیکی به فعالیت‌های انسانی احتمال وقوع آتش را افزایش داد که با نتایج پژوهش‌های (Rodrigues et al., 2016; Rodrigues et al., 2018; Song et al., 2017; Ochoa et al., 2024; Zhu et al., 2025) همسو می‌باشد. در مجموع، نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که الگوی پراکنش آتش‌سوزی در منطقه مورد مطالعه بیش از آنکه تحت تأثیر عوامل فقط طبیعی باشد، به شدت متأثر از الگوهای کاربری اراضی و تعامل انسان با محیط است. این موضوع به‌ویژه در مناطق گذار بین کشاورزی دیم و مراتع اهمیت بیشتری پیدا می‌کند. بنابراین، مدیریت آتش‌سوزی در این مناطق باید مبتنی بر کنترل کاربری زمین، مدیریت بقایای کشاورزی و کاهش فشار انسانی در نواحی حساس باشد.

نتیجه اینکه بهبود عملکرد مدل GWR نشان می‌دهد که تفاوت‌های مکانی در داده‌ها فقط یک مسئله آماری ساده نیست، بلکه بیانگر این است که روابط بین عوامل محیطی در

ناهمگنی مکانی یکی از ویژگی‌های بنیادی ساختار و پویایی زیست‌بوم‌ها و اختلالات طبیعی محسوب می‌شود (Tutner et al., 2015). این یافته به‌طور ضمنی نقدی بر اتکای صرف به مدل‌های جهانی در مطالعات آتش‌سوزی وارد می‌کند. مدل حداقل مربعات معمولی تصویری میانگین از روابط ارائه می‌دهد، اما تغییرپذیری مکانی را که برای مدیریت کاربردی حیاتی است، پنهان می‌سازد. افزایش قابل توجه توان تبیینی مدل محلی نشان می‌دهد که الگوهای آتش‌سوزی تحت تأثیر تعاملات پیچیده میان عوامل محیطی و فعالیت‌های انسانی قرار دارند و این تعاملات در مکان‌های مختلف به صورت متفاوت بروز می‌کنند، چنین وابستگی مکانی با دیدگاه سامانه‌های اجتماعی - بوم‌شناختی همخوانی دارد که بر نقش بازخوردهای متقابل انسان و محیط در شکل‌گیری الگوهای اختلال و تاب‌آوری زیست‌بوم تأکید می‌کند (McWethy et al., 2019). مناطق دارای تنش حرارتی بالا و کمبود رطوبت حساسیت بیشتری به حریق نشان دادند. این الگو با شواهد جهانی سازگار است که افزایش گرمایش و خشکی را عامل تشدید رژیم‌های آتش معرفی می‌کند (Wasserman et al., 2023). تغییرپذیری مکانی اثر اقلیم نشان می‌دهد که عوامل اقلیمی منطقه‌ای با ریزاقلیم‌ها و ویژگی‌های محلی پوشش گیاهی تعامل دارد. چنین الگویی در زیست‌بوم‌های نیمه‌خشک و مدیترانه‌ای نیز گزارش شده است (Pausas & Paula, 2012)، جایی که نوسانهای اقلیمی بین‌سالی حساسیت به آتش‌سوزی را تقویت می‌کند. این نتایج ضرورت پیوند نقشه‌های خطر آتش‌سوزی با راهبردهای سازگاری با تغییر اقلیم را برجسته می‌سازد.

مشابه نتایج مطالعه (Liu et al., 2024; Framarzi et al., 2021; Maleki et al., 2024 & Pourreza et al., 2020; Pourreza et al., 2020) یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که جهت شیب نقش معنادار اما ناهمگنی در الگوی آتش دارد. شیب‌های تند از طریق انتقال همرفتی گرما سرعت پیشروی شعله را افزایش می‌دهند (Morandini et al., 2018). با این حال، شدت اثر شیب و ارتفاع در سراسر منطقه یکسان نبود، که نشان می‌دهد عوامل توپوگرافی به تنهایی

است شرایط جوی کوتاه مدت و نوسانهای زمانی مؤثر بر وقوع آتش سوزی را به طور کامل منعکس نکنند، بنابراین پیشنهاد می شود در مطالعات آینده از داده های هواشناسی روزانه یا ماهانه نزدیک به زمان وقوع آتش سوزی نیز استفاده شود؛ همچنین یافته های این پژوهش در تهیه نقشه های پهنه بندی خطر آتش سوزی، اولویت بندی مناطق حساس و طراحی راهبردهای پیشگیرانه در سطح محلی مورد استفاده قرار گیرد. همینطور پیشنهاد می شود در پژوهش های آینده: ۱- از چارچوب های ترکیبی شامل رگرسیون مکانی، الگوریتم های یادگیری ماشین و مدل های عامل مینا استفاده شود تا تعامل انسان-آتش به صورت دقیق تر و واقع گرایانه تر شبیه سازی شود. ۲- شاخص های مدیریتی مانند فاصله از ایستگاه های اطفاء حریق، اقدامات پیشگیری و مدیریت مواد سوختی و شبکه دسترسی در مدل ها لحاظ شوند تا نقش حکمرانی و مدیریت در کاهش خطر آتش سوزی بهتر ارزیابی گردد.

مکان های مختلف یکسان نیست. به همین دلیل، رگرسیون وزن دار جغرافیایی فقط یک روش محاسباتی نیست، بلکه روشی است که کمک می کند پدیده آتش سوزی به صورت مکانی بهتر درک شود. این روش امکان شناسایی مناطقی را فراهم می کند که هر عامل در آنها نقش پررنگ تری دارد و نقاط حساس و مهم برای مدیریت را مشخص می نماید. بنابراین مدل سازی آتش سوزی از یک تحلیل توصیفی ساده فراتر رفته و به ابزاری برای تصمیم گیری و مدیریت بهتر تبدیل می شود. این پژوهش همانند همه مطالعات گذشته با چالش هایی مواجه بود، از جمله محدودیت دسترسی به داده های آتش سوزی های سال های دورتر، نبود تحلیل زمانی و فقدان متغیرهای مدیریتی مانند اقدامات پیشگیری و کنترل حریق، برنامه های مدیریت سوخت و پایگاه های اطفاء حریق که به دلیل نبود داده های مکانی دقیق و یکپارچه در مدل لحاظ نشدند. از دیگر محدودیت های این پژوهش، می توان به استفاده از میانگین های بلندمدت اقلیمی اشاره کرد. اگرچه این متغیرها برای تبیین الگوهای مکانی مناسب هستند اما ممکن

References

- Ahmadi, M., Faraji Darabkhani, M. and Ghanavati, E. 2015. A GIS-based Multi-criteria Decision-making Approach to Identify Site Attraction for Ecotourism Development in Ilam Province, Iran. *Tourism Planning & Development*, 12(2): 176-189. <https://doi.org/10.1080/21568316.2014.913676>
- Avila-Flores, D., Pompa-Garcia, M., Antonio-Nemiga, X., Rodriguez-Trejo, D.A., Vargas-Perez, E. and Santillan-Perez, J., 2010. Driving factors for forest fire occurrence in Durango State of Mexico: a geospatial perspective. *Chinese Geographical Science*, 20: 491-497. <https://doi.org/10.1007/s11769-010-0437-x>
- Anselin, L. 2024. *An Introduction to Spatial Data Science with GeoDa: Volume 1—Exploring Spatial Data*. CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781003274919>
- Baranovskiy, N.V., Sherstnyov, V.S., Yankovich, E.P., Engel, M.V. and Belov, V.V., 2016. Focused sunlight factor of forest fire danger assessment using WebGIS and RS technologies. Paper presented at the 4th International Conference on Remote Sensing and Geoinformation of the Environment, Paphos, Cyprus, 4-8 April. <https://doi.org/10.1117/12.2240378>
- Barde, S., Cherodian, R. and Tchente, G. 2025. Moran's I lasso for models with spatially correlated data. *The Econometrics Journal*, 28(3): 423-441. <https://doi.org/10.1093/ectj/utaf008>
- Brunsdon, C., Fotheringham, A. S. and Charlton, M. E. 1996. Geographically Weighted Regression: A Method for Exploring Spatial Nonstationarity. *Geographical Analysis*, 28(4): 281-298. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1996.tb00936.x>
- Ciesielski, m. Balazy, R. Borkowski, B. Szczesny, W. Zasada, M. Kaczmarowski, J. Kwiatkowski, M. Szczygiel, R. and Milanovic, S. 2022. Contribution of anthropogenic, vegetation and topographic features to forest fire occurrence in Poland. *iForest Biogeosciences and Forestry*, 15(4): 307-314. <https://doi.org/10.3832/for4052-015>
- Chuvieco, E., Aguado, I., Jurdao, S., Pettinari, M. L., Yebra, M., Salas, J., Hantson, S., de la Riva, J., Ibarra, P., Rodrigues, M., Echeverría, M., Azqueta, D., Román, M. V., Bastarrika, A., Martínez, S., Recondo, C., Zapico, E. and Martínez-Vega, F.J. 2014. Integrating geospatial information into fire risk assessment. *International Journal of Wildland Fire*, 23(5): 606-619. <https://doi.org/10.1071/WF12052>
- Dalir, Z., Farajzadeh, Z. and Zibaei, M., 2021.

- Socioeconomic and Environmental Factors Affecting the Occurrence of Forest Fires in Iran and Strategies for Their Management. *Agricultural Economics and Development*, 29(113). <https://doi.org/10.30490/AEAD.2021.292943.107>
- Ebrahimi, H., Rasouli, A.A. and Mokhtari, D., 2018. Investigation of fire risk changes and influencing factors using the Maximum Entropy model: a case study of forests and rangelands in East Azerbaijan Province. *Geography and Environmental Hazards*, 25: 57-73. (In Persian). <https://doi.org/10.22067/geo.v7i1.59628>
- Eskandari, S. and Chuvieco, E., 2015. Fire danger assessment in Iran based on geospatial information. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 42: 57-64. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2015.05.006>
- Faramarzi, H., Hosseini, S.M., Pourghasemi, H.R. and Farnaghi, M., 2021. Forest fire spatial modelling using ordered weighted averaging multi-criteria evaluation. *Journal of Forest Science*, 67(3): 87-100. <https://doi.org/10.17221/50/2020-JFS>
- Flannigan, M. D., Krawchuk, M. A., de Groot, W. J., Wotton, B. M. and Gowman, L. M. 2009. Implications of changing climate for global wildland fire. *International Journal of Wildland Fire*, 18(5): 483-507. <https://doi.org/10.1071/WF08187>
- Fotheringham, A. and Charlton, M., 1998. Geographically weighted regression: a natural evolution of the expansion method for spatial data analysis. *Environment and Planning A*, 30: 1905-1927. <https://doi.org/10.1068/a301905>
- Fotheringham, A.S., Brunson, C. and Charlton, M., 2002. Geographically weighted regression: the analysis of spatially varying relationships. Wiley, Chichester, 282p.
- Fotheringham, S., 2017. An introduction to geographically weighted regression. Institute for Social Science Research. <https://doi.org/10.1080/13658816.2013.865739>
- Ghanbarzadeh, H., Ahmadi Ardakani, M. and Almodarresi, A., 2013. Identification of high-risk fire zones using an integrated model. 20th National Geomatics Conference. (In Persian).
- González, T.M., González-Trujillo, J.D., Muñoz, A. and Armenteras, D., 2022. Effects of fire history on animal communities: a systematic review. *Ecological Processes*, 10: 39. <https://doi.org/10.1186/s13717-021-00357-7>
- Guo, F., Su, ZH. Tigabu, M. Yang, X. Lin, F. Liang, H and Wang, G. 2017. Spatial Modelling of Fire Drivers in Urban-Forest Ecosystems in China, *Forests*, 8: 180. <https://doi.org/10.3390/f8060180>
- Heidari, A.Sh., Pahlavani, P. and Bigdeli, B., 2017. Preparation of forest fire risk maps using geographically weighted regression (case study: Golestan Province). 24th National Geomatics Conference. (In Persian). <https://doi.org/10.22059/jhsci.2018.262634.394>
- Heidari, M., Attar Roshan, S., Jafarian, A. and Abiat, M., 2021. Modeling and zoning of fire-prone areas in Zagros forests using GIS based on logistic regression. *Geography and Environmental Hazards*, 38: 43-58. (In Persian). <https://doi.org/10.22067/geoh.2021.68903.1019>
- Kalogiannidis S., Fotios, Ch., Kalfas, D., Patitsa, Ch. and Papagrigroriou, A., 2023. Socio-psychological, economic and environmental effects of forest fires. *Fire*, 6(7): 280. <https://doi.org/10.3390/fire6070280>
- Karimi, A., Ebrahimi, A., Asadi, A., Tahmasebi, P. and Tavakoli, R., 2013. Investigation of causes of fire occurrence and providing appropriate strategies to prevent fire in rangelands and forests of Chaharmahal and Bakhtiari Province. *Proceedings of the First National Conference on Natural Resources Management, Iran*.
- Kheirkhah Mirzaei, F., Naseri, F. and Alimohammadi, A., 2015. Assessment of the possibility of identifying fire-prone areas in Khabr National Park using fuzzy logic. *First Conference on Geospatial Information Technology Engineering*. (In Persian).
- Krivtsov, V., Vigy, O., Legg, C., Curt, T., Rigolot, E., Lecomte, I., Jappiot, M., Lampin-Maillet, C., Fernandes, P. and Pezzatti, G.B., 2009. Fuel modeling in terrestrial ecosystems: an overview in the context of the development of an object-orientated database for wildfire analysis. *Ecological Modelling*, 220: 2915-2926. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2009.08.019>
- Li, X., Li, X., Wang, Z., Zeng, W. and He, W., 2008. Analysis of fire source characteristics of Guangdong forest fires. *Journal of Central South University of Forestry and Technology*, 1: 89-92.
- Li, W., Xu, Q., Yi, J., Liu, J., 2022. Predictive model of spatial scale of forest fire driving factors: a case study of Yunnan Province, China. *Scientific Reports* 12: 19029. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-23697-6>
- Liu, P. and Zhang, G., 2024. A case study on the integration of remote sensing for predicting complicated forest fire spread. *Remote Sensing*, 16: 3969. <https://doi.org/10.3390/rs16213969>
- Lizundia-Loiola, J., Oton, G., Ramo, R. and Chuvieco, E., 2020. A spatio-temporal active-fire clustering approach for global burned area mapping at 250 m from MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 236. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111493>
- Lu, B. Charlton, M. Harris, P. and Stewart Fotheringham, A., 2014. Geographically weighted regression with a non-Euclidean distance metric: a

- case study using hedonic house price data. *International Journal of Geographical Information Science, Natural Environment (Iranian Journal of Natural Resources)*, 73(1): 129-141. <https://doi.org/10.1080/13658816.2013.865739>
- Maleki, m., Malekani, L. and Kamram, kh, V., 2024. Unveiling the role of climate and environmental dynamics in shaping forest fire patterns in northern Zagros, Iran. *Land*, 13(9): 1453. <https://doi.org/10.3390/land13091453>
- Martínez-Fernández, J., Chuvieco, E. and Koutsias, N., 2013. Modelling long-term fire occurrence factors in Spain by accounting for local variations with geographically weighted regression. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 13: 311-327. <https://doi.org/10.5194/nhess-13-311-2013>
- McWethy, D. B., Pauchard, A., García, R. A., Holz, A., González, M. E., Veblen, T. T., Stahl, J. and Currey, B., 2019. The neglected role of humans in the Holocene fire regimes of Mediterranean ecosystems. *Global Ecology and Biogeography*, 28(6): 747-761. <https://doi.org/10.1111/geb.12895>
- Morandini, F., Silvani, X., Dupuy, J. L. and Susset, A. 2018. Fire spread across a sloping fuel bed: Flame dynamics and heat transfers. *Combustion and Flame*, 190: 158-170. <https://doi.org/10.1016/j.combustflame.2017.11.025>
- Moradpoor, N., Najarchi, M. and Mirhoseini Hezave, S. M. 2023. Spatiotemporal analysis of long-term rainfall in semi-arid area using artificial intelligence models (Case study: Ilam Province, Iran). *Water*, 15(19): 3521. <https://doi.org/10.3390/w15193521>
- Nguyen, N.T., Dang, B.T.N., Pham, X.C., Nguyen, H.T., Bui, H.T., Hoang, N.D. and Bui, D.T., 2018. Spatial pattern assessment of tropical forest fire danger at Thuan Chau area (Vietnam) using GIS-based advanced machine learning algorithms: a comparative study. *Ecological Informatics*, 46: 74-85. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2018.05.009>
- Ochoa, C., Bar-Massada, A. and Chuvieco, E. 2024. A European-scale analysis reveals the complex roles of anthropogenic and climatic factors in driving the initiation of large wildfires. *Science of the Total Environment*, 917: 170443. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.170443>
- Pahlavani, P., Raei, A., Bigdeli, B. and Ghorbanzadeh, O. 2024. Identifying influential spatial drivers of forest fires through geographically and temporally weighted regression coupled with a continuous invasive weed optimization algorithm. *Fire*, 7(1): 33. <https://doi.org/10.3390/fire7010033>
- Parente, J., Pereira, M.G., Amraoui, M. and Tedim, F., 2018. Negligent and intentional fires in Portugal: spatial distribution characterization. *Science of the Total Environment*, 624: 424-437. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.12.013>
- Pausas, J. G. and Keeley, J. E. 2019. Wildfires as an ecosystem service. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 17(5): 289-295. <https://doi.org/10.1002/fee.2044>
- Pausas, J. G. and Paula, S. 2012. Fuel shapes the fire-climate relationship: Evidence from Mediterranean ecosystems. *Global Ecology and Biogeography*, 21(11): 1074-1082. <https://doi.org/10.1111/j.1466-8238.2012.00769.x>
- Polat, S., Ghasemi Aghbash, F. and Mahdavi, A., 2020. Fire hazard zoning in the forests of Ilam County watershed. *Journal of Forest Research and Development*, 6(1): 135-152. (In Persian).
- Pourreza, M. and Khosravi, M., 2020. Frequency of fire incidence in relation to Zagros forests and rangelands physiography (Kermanshah Province) using MODIS Active Fire Data. *Iranian Journal of Forest and Range Protection Research*, 18(1): 15-30. <https://doi.org/10.22092/IJFRPR.2020.342093.1421>
- Robinne, F.N., 2021. Impacts of disasters on forests, in particular forest fires. Background paper prepared for the United Nations Forum on Forests Secretariat, UNFF 16.
- Roces-Díaz, J.V., Santín, C., Martínez-Vilalta, J. and Doerr, S.H., 2022. A global synthesis of fire effects on ecosystem services of forests and woodlands. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 20(3): 170-178. <https://doi.org/10.1002/fee.2349>
- Rodrigues, M., Jimenez-Ruano, A., Pena-Angulo, D. and De la Riva, J., 2018. A comprehensive spatial-temporal analysis of driving factors of human-caused wildfires in Spain using geographically weighted logistic regression. *Journal of Environmental Management*, 225: 177-192. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2018.07.098>
- Rodrigues, M., Jimenez, A. and de la Riva, J., 2016. Analysis of recent spatial-temporal evolution of human driving factors of wildfires in Spain. *Natural Hazards*, 84: 2049-2070. <https://doi.org/10.1007/s11069-016-2533-4>
- Sayahnia, R., Ommi, S., Khoshnamvand, H., Salmanpour, F., Moeinsadeghi, S.M. and Ahmadzade, S.M., 2024. Fire protection priorities in the oak forests of Iran with an emphasis on vertebrate habitat preservation. *Scientific Reports*, 14: 15624. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-65355-z>
- Song, ch., Kwan, M.P., Song, W. and Zhu, J., 2017. A comparison between Spatial Econometric Models and RandomForest for Modeling Fire Occurrence. *Sustainability*, 9: 819. <https://doi.org/10.3390/su9050819>
- Swetnam, T.W., 1993. Fire history and climate change in giant sequoia groves. *Science*, 262: 885. <https://doi.org/10.1126/science.262.5135.885>

- Su, J., Liu, Z., Wang, W., Jiao, K., Yu, Y., Li, K., Lü, Q. and Fletcher, T.L., 2023 Evaluation of the spatial distribution of predictors of fire regimes in China from 2003 to 2016. *Remote Sensing*, 15: 4946. <https://doi.org/10.3390/rs15204946>
- Turner, M. G. and Gardner, R.H., 2015. *Landscape Ecology in Theory and Practice: Pattern and Process* (2nd ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4939-2794-4>
- Vakili, A., Esmaeili, A. and Naseri, F., 2016. Assessment of the spatial distribution of long-term factors in fire risk in Golestan Province using remote sensing techniques. 23rd National Geomatics Conference. (In Persian). <https://civilica.com/doc/461589>
- Villagra, P.E., Cesca, E., Alvarez, L.M., Delgado, S. and Villalba, R., 2024. Spatial and temporal patterns of forest fires in the Central Monte: relationships with regional climate. *Ecological Processes*, 13: 5. <https://doi.org/10.1186/s13717-023-00481-6>
- Wasserman, T.N. and Mueller, S.E., 2023. Climate influences on future fire severity: A synthesis of climate–fire interactions and impacts on fire regimes, high-severity fire, and forests in the western United States. *Fire Ecology*, 19: 43. <https://doi.org/10.1186/s42408-023-00200-8>
- Zhu, J., Tang, H., Fang, K., Stordal, F., Bryn, A., Gao, M. and Liu, X., 2025. Human mediation of wildfires and its representation in Terrestrial Ecosystem Models. *Fire*, 8(8): 297. <https://doi.org/10.3390/fire8080297>