

پهنه‌بندی و بررسی عوامل مؤثر بر آتش‌سوزی جنگل در شهرستان بویراحمد با استفاده از مدل‌های تابع شواهد قطعی و ماشین بردار پشتیبان

مژگان بازیار^{۱*}، جعفر اولادی قادیکلایی^۲، حمیدرضا پور قاسمی^۳ و محمدرضا سراجیان مارالان^۴

* نویسنده مسئول، دانشجوی دکترا، گروه جنگلداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ساری، ایران

پست الکترونیک: Mozghan.bazyar@yahoo.com

۲- دانشیار، گروه جنگلداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ساری، ایران

۳- استادیار، بخش مهندسی منابع طبیعی و محیط زیست، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران

۴- استاد، گروه نقشه برداری، دانشکده نقشه‌برداری، دانشگاه تهران، تهران، ایران

تاریخ پذیرش: ۹۸/۱۲/۲۰

تاریخ دریافت: ۹۸/۰۹/۱۵

چکیده

برای تعیین الگوی مکانی احتمال آتش‌سوزی در جنگل‌های شهرستان بویراحمد، از مدل‌های تابع شواهد قطعی و ماشین بردار پشتیبان استفاده شد. به این منظور ابتدا ۱۴۵ موقعیت آتش‌سوزی گذشته براساس گزارش‌ها، داده‌های MODIS و با بررسی‌های میدانی با استفاده از GPS ثبت شد که از این تعداد، ۷۰٪ برای مدل‌سازی و ۳۰٪ به منظور اعتبارسنجی مدل استفاده گردید. در مرحله بعد ۱۵ عامل (طبقات ارتفاعی، درجه شیب، جهت شیب، شاخص موقعیت توپوگرافی، شاخص رطوبت توپوگرافی، انحناء سطح، فاصله از روستا، فاصله از رودخانه، فاصله از جاده، سازندهای زمین‌شناسی، NDVI، کاربری اراضی، تبخیر و تعرق سالانه، بارندگی سالانه و درجه حرارت سالانه) برای بررسی خطر آتش‌سوزی انتخاب و نقشه‌های آن تهیه شد. بعد از انجام آزمون هم‌خطی بین متغیرهای مستقل، از مدل‌های تابع شواهد قطعی و ماشین بردار پشتیبان برای ایجاد نقشه پهنه‌بندی آتش‌سوزی استفاده شد. برای مدل‌سازی، مکان‌های آتش‌سوزی رخ داده در گذشته مشخص شد و ۷۰ درصد داده‌های جمع‌آوری شده به‌عنوان داده‌های آموزشی برای مدل‌سازی و ۳۰ درصد داده‌ها برای اعتبارسنجی مدل استفاده گردید. نتایج مطالعه از طریق نقشه پهنه‌های آتش‌سوزی نشان داد که مناطق با حساسیت‌های خیلی زیاد و زیاد، ۴۰ درصد منطقه را پوشش داده‌اند. نتایج اعتبارسنجی کارایی مدل‌های تابع شواهد قطعی بیان‌گر سطح زیر منحنی برابر با ۷۲/۲ درصد و ماشین بردار پشتیبان با سطح زیر منحنی ۸۳ درصد بوده و الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در منطقه مورد مطالعه توانست احتمال وقوع آتش‌سوزی را بهتر پیش‌بینی کند. بنابراین می‌توان از نتایج تحقیق پیش‌رو برای برنامه‌ریزی و مدیریت خطر آتش‌سوزی‌های آینده در منطقه مورد مطالعه بهره برد.

واژه‌های کلیدی: مدل‌سازی مکانی آتش‌سوزی، تابع شواهد قطعی، مدل ماشین بردار پشتیبان، هم‌خطی متغیرها، شهرستان بویراحمد.

مقدمه

بیولوژیکی این منابع گردد سبب تخریب منابع طبیعی می‌شود. یکی از دلایل اصلی تخریب جنگل‌ها و تغییر در ساختار و تنوع آنها آتش‌سوزی‌های طبیعی است. آتش‌سوزی جنگل از نظر علت آتش‌سوزی، ویژگی‌های فیزیکی آن مانند سرعت

جنگل اکوسیستمی زنده و پویا است که نقش مهمی در حفظ تعادل اکولوژیک دارد. هرگونه تغییری که باعث از دست رفتن توان‌زیستی منابع طبیعی و کاهش کارکردهای فیزیکی و

همکاران (۲۰۱۰) برای پیش‌بینی آتش‌سوزی در جنگل‌های کانادا از الگوریتم هوش مصنوعی استفاده نمودند، نتایج تحقیق آنان نشان داد که این الگوریتم توانایی خوبی برای پیش‌بینی آتش‌سوزی در منطقه مورد مطالعه با توجه به شرایط توپوگرافی و آب‌وهوایی دارد. Eskandari و همکاران (۲۰۱۲) تحقیقی با هدف پیش‌بینی آتش‌سوزی‌های آینده با استفاده از مدل‌سازی خطر آتش‌سوزی در جنگل‌های بخش سه نکا- ظالمرو در استان مازندران انجام دادند و به‌منظور مدل‌سازی خطر آتش‌سوزی از روش تحلیل سلسله مراتبی فازی برای وزندهی به عوامل مؤثر در آتش‌سوزی استفاده نمودند. نتایج آنان نشان داد که وزن نهایی معیارهای انسان ساخت، بیولوژیکی، اقلیمی و توپوگرافی در قابلیت خطر آتش‌سوزی به ترتیب برابر با ۰/۳۰۱، ۰/۲۵۹۵، ۰/۲۳۱۵ و ۰/۲۰۸ است و نقشه خطر آتش‌سوزی جنگل‌های منطقه در ۵ طبقه ارائه شد. Banjeshafie و Beigi (۲۰۱۴) تحقیقی را برای شناخت نواحی مستعد آتش‌سوزی در بخشی از شهرستان سردشت در استان آذربایجان غربی انجام دادند، برای این تحقیق موقعیت آتش‌سوزی‌های رخ داده در منطقه شناسایی و با استفاده از ۱۰ عامل مؤثر در آتش‌سوزی جنگل‌های منطقه (شامل ارتفاع، شیب، جهت، کاربری زمین/ پوشش زمین، متوسط بارندگی سالانه، متوسط حداکثر دمای ماهانه، تراکم جمعیت، فاصله از زمین‌های کشاورزی، فاصله از آبراهه و فاصله از جاده) نقشه خطر آتش‌سوزی را با استفاده از مدل ترکیب خطی وزنی- فازی در پنج رده خطر (بسیار کم تا بسیار زیاد) تهیه کردند. همچنین Pourtaghi و همکاران (۲۰۱۵) به‌منظور تهیه نقشه حساسیت آتش‌سوزی در جنگل‌های مینودشت استان گلستان از مدل‌های آنروپی شانون و نسبت فراوانی استفاده کردند، فاکتورهای مورد بررسی در تحقیق ۱۵ فاکتور بود و مشخص شد که مؤثرترین عامل در آتش‌سوزی جنگل به ترتیب بارندگی سالانه، فاصله از جاده و کاربری اراضی است. Pourtaghi و همکاران (۲۰۱۶) با استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی درخت رگرسیون پیشرفته، مدل جمعی تعمیم‌یافته و جنگل تصادفی شاخص‌های کلی مؤثر بر آتش‌سوزی را در جنگل‌های مینودشت استان گلستان بررسی و مدل‌سازی کردند. نتایج

پراکندگی و مواد اشتعال‌پذیر و تأثیر آب و هوا بر آتش توصیف می‌شود که می‌تواند آسیب گسترده‌ای برای زندگی و دارایی‌های بشر ایجاد نماید. اولین راهبرد حمایت از جنگل‌ها این است که از آتش‌سوزی جلوگیری شود. در سال‌های اخیر آتش‌سوزی یکی از مهمترین عوامل تخریب‌کننده و تأثیرگذار بر بوم‌سازگان جنگل‌های زاگرس بوده است (Sadeghi Far, 2017). یکی از راهبردهای حمایت از جنگل‌ها این است که از آتش-سوزی جلوگیری شود و از طریق تهیه نقشه احتمال آتش-سوزی و شناسایی مناطق با خطر آتش‌سوزی بالا و اجرای تمهیدات مدیریت پیش‌گیری و اطفای حریق می‌توان خسارت ناشی از آتش‌سوزی را به حداقل رساند (Jaiswal et al., 2002). لازمه شناسایی مناطق در معرض خطر آتش‌سوزی، مشخص کردن عوامل مؤثر بر وقوع و گسترش آتش از قبیل مواد سوختنی، شرایط توپوگرافی، شرایط آب و هوایی و عوامل انسانی می‌باشد (Vasilakos et al., 2009). بسیاری از مدیران در صدد کشف راه‌های مناسبی برای مدیریت آتش‌سوزی هستند که بتواند آتش‌سوزی را در کوتاه‌ترین زمان مدیریت و کنترل نمایند. با توجه به سرمایه‌گذاری منابع و زمان لازم برای کنترل آتش‌سوزی، برآورد دقیق احتمال آتش‌سوزی و تهیه نقشه‌های توزیع آتش‌سوزی اولین گام مهم در مدیریت آتش‌سوزی و ارزیابی خطر است. تاکنون مطالعات زیادی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی خطر آتش‌سوزی با روش‌های مختلف انجام شده است. با این حال مسائل حل نشده‌ای در این زمینه به دلیل خصوصیات غیرخطی و پیچیده عوامل مؤثر در آتش-سوزی وجود دارد. بنابراین توسعه مدل‌های پیش‌بینی آتش‌سوزی در جنگل با دقت رضایت‌بخش هنوز یک کار دشوار است (Thach et al., 2018). Morais و Cortez (۲۰۰۷) برای پیش‌بینی آتش‌سوزی در جنگل‌های شمال شرق پرتغال از داده‌های هواشناسی به‌عنوان عوامل تأثیرگذار و برای پیش‌بینی از تکنیک‌های داده‌کاوی ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی با ۴ ورودی هواشناسی (دما، رطوبت نسبی، باران و باد) استفاده کردند و نتایج تحقیق آنان نشان داد که ماشین بردار پشتیبان بهترین مدل را با ۴ ورودی هواشناسی (دما، رطوبت نسبی، باران و باد) پیش‌بینی کرد. Sakr و

به‌ویژه در رشته کوه‌های زاگرس، پیش‌بینی تمهیدات لازم به‌منظور مقابله با آن ضروری است. استان کهگیلویه و بویراحمد ۸۷۰ هزار هکتار جنگل و ۵۵۰ هزار هکتار مرتع دارد که ۸۷ درصد این استان را جنگل و مرتع تشکیل می‌دهد (آمار و اطلاعات سازمان جنگل‌ها و اداره کل منابع طبیعی استان کهگیلویه و بویراحمد). روند نابودی جنگل‌ها و مراتع استان نگران‌کننده است به‌طوری‌که از سال ۱۳۸۵ تا تیرماه ۱۳۹۶، حدود ۸۶۲ مورد آتش‌سوزی به مساحت ۸۷۴۹ هکتار در این استان رخ داده است. استان کهگیلویه و بویراحمد یکی از استان‌هایی است که به‌شدت در معرض آتش‌سوزی قرار دارد. هر ساله این استان دارای آتش‌سوزی‌های فراوانی بوده و یکی از شهرستان‌های استان که هر سال این پدیده به دفعات رخ می‌دهد و همچنین از شهرستان‌های بحرانی از نظر وقوع این پدیده است، شهرستان بویراحمد می‌باشد (Yosefi & Rahimian, 2013).

با توجه به پیچیدگی‌های ناشی از اثرهای متقابل و ارتباط بین وقوع آتش‌سوزی و عوامل محیطی مؤثر و انسانی که اغلب ناپارامتریک هستند (Jaafari & Pourghasemi, 2019) و اینکه مدل‌های پارامتریک نمی‌تواند برآورد دقیقی از قابلیت آتش‌سوزی ارائه دهد، این تحقیق به‌دنبال انتخاب بهترین ترکیب برای مدل‌سازی بر اساس الگوریتم تابع شواهد قطعی و ماشین بردار پشتیبان و مقایسه نتایج است.

مواد و روش‌ها

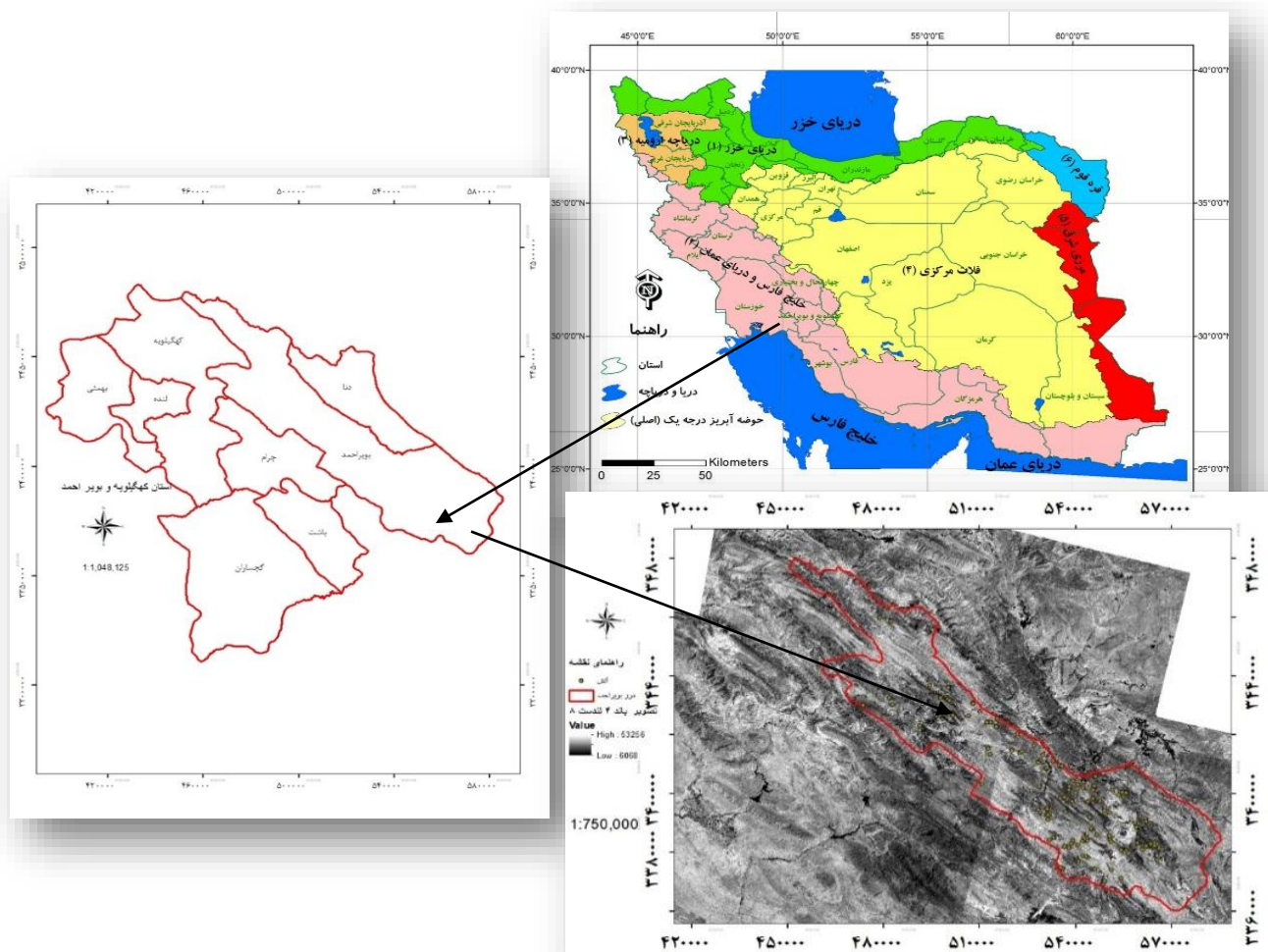
منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه، شهرستان بویراحمد به‌عنوان یکی از شهرستان‌های استان کهگیلویه و بویراحمد با مساحت ۳۶۲۳۸۱ هکتار در شرق این استان واقع شده است (آمار و اطلاعات استانداری استان کهگیلویه و بویراحمد). این شهرستان بین ۵۰ درجه، ۲۷ دقیقه و ۵۱ درجه، ۵۵ دقیقه طول شرقی، ۳۰ درجه، ۳۲ دقیقه و ۳۱ درجه، ۲۶ دقیقه عرض شمالی قرار دارد و ارتفاع منطقه مطالعاتی از ۸۹۷ تا ۴۱۵۶ متر متغیر می‌باشد متوسط ارتفاع منطقه ۱۸۷۰ متر از سطح دریا است. منطقه مورد مطالعه دارای اقلیم نیمه‌خشک

اعتبارسنجی مدل‌ها، بیان‌گر دقت‌های ۸۷/۷۰، ۸۰/۸۴ و ۷۹/۷۲ درصد به‌ترتیب برای مدل‌های درخت رگرسیون پیش‌رفته و مدل جمعی تعمیم‌یافته و جنگل تصادفی بود. Ebrahimi (۲۰۱۶) در جنگل‌های آذربایجان شرقی تحقیقی برای بررسی تغییرات خطر آتش‌سوزی و عوامل مؤثر بر آن را با استفاده از مدل حداکثر بی‌نظمی انجام داد. در این رابطه ۱۲ پارامتر تراکم مراکز سکونت، فاصله از مراکز سکونت، تراکم شبکه ارتباطی، فاصله از شبکه ارتباطی، ارتفاع، شیب، جهت شیب، حداکثر دمای ماهانه، حداقل دمای ماهانه، میانگین دمای ماهانه، بارندگی سالیانه و پوشش گیاهی به‌عنوان عوامل مؤثر انتخاب شدند و با استفاده از مدل حداکثر بی‌نظمی مدل‌سازی خطر آتش‌سوزی را انجام دادند. نتایج حاصل از ارزیابی مدل حکایت از کارایی بالا و مناسب مدل داشت. همچنین نتایج نشان داد که در مرحله اول عوامل انسانی و در مرحله بعد فاصله از جاده در آتش‌سوزی تأثیر زیادی داشت. Wijayanto و همکاران (۲۰۱۷) برای مدل‌سازی موقعیت آتش‌سوزی از سیستم استنتاج فازی- تطبیقی استفاده کردند. و بهترین نتیجه با خطای آموزشی (۰/۰۰۹۳) و نتیجه آزمون خطای (۰/۰۰۹۳۶۷۶) را نشان داد. همچنین عامل فاصله از جاده مهم‌ترین عامل در برآورد احتمال خطر آتش‌سوزی است که سطح فعالیت‌های انسان در این ویژگی بالاتر بود. Nami و همکاران (۲۰۱۸) برای پیش‌بینی مکانی احتمال آتش‌سوزی در منطقه هیرکانی از مدل تابع شواهد قطعی استفاده کردند و نتایج مدل برای ایجاد نقشه توزیع احتمال آتش‌سوزی مورد استفاده قرار گرفت. Leuenberger و همکاران (۲۰۱۸) برای تعیین نقشه حساسیت آتش‌سوزی در جنگل‌های دائو-لافیس کشور پرتغال از دو روش ماشین یادگیری پشتیبان و جنگل تصادفی استفاده کردند و دو روش مذکور را با یک روش قطعی مقایسه نمودند. نتایج آنان نشان داد که مدل به‌دست آمده با روش تصادفی بسیار شبیه مدل‌های قطعی بود. بررسی نتایج تحقیقات گذشته نشان می‌دهد که با وجود تلاش فراوان شناسایی بهترین روش مدل‌سازی، هنوز مشخص نیست که کدامیک از مدل‌ها باید برای آتش‌سوزی استفاده شود. با توجه به از بین رفتن مراتع و جنگل‌ها در قسمت‌های مختلف ایران

گیاهی این شهرستان گونه‌های درختی بلوط ایرانی، زبان‌گنجشک، گل‌ابی وحشی، بنه، کیکم، نارون، زالزالک و چند گونه درختچه‌ای مانند ارژن، شن و گیلاس وحشیرا شامل می‌شود، بیش‌ترین پوشش مربوط به بلوط ایرانی است (Yosefi & Rahimian, 2013)

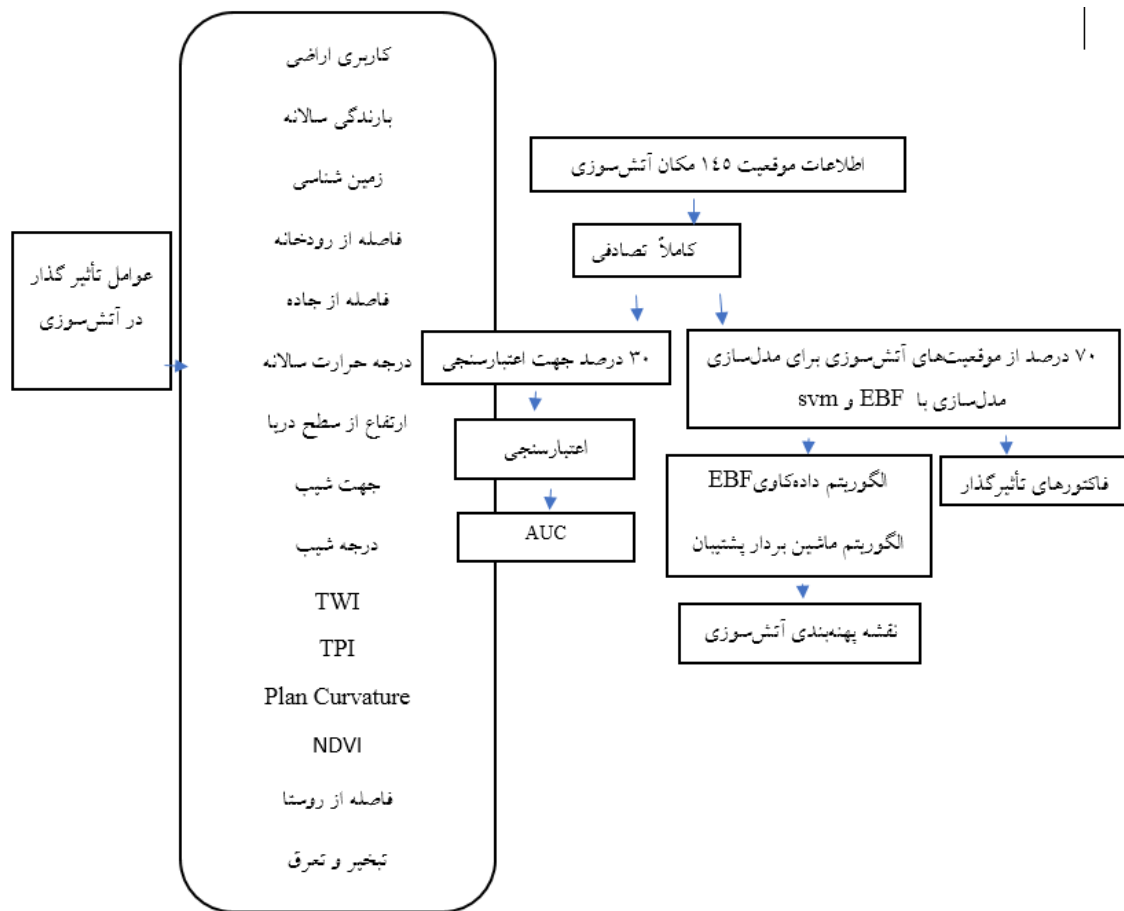
است و بیشترین بارندگی مربوط به فصل زمستان است و در فصل تابستان فاقد بارندگی بوده و فصل خشک محسوب می‌شود (Jazirehi & Ebrahimi Rastaghi, 2004). میانگین بارندگی سالانه بر اساس آمار ایستگاه سینوپتیک یاسوج ۸۶۵ میلی‌متر می‌باشد، به‌طوری که بارندگی‌ها در فصل زمستان رخ می‌دهد که خارج از فصل رویش است. پوشش



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه شهرستان بویر احمد، استان کهگیلویه و بویراحمد

طریق یک مجموعه فرایندهایی از جمله پردازش داده‌ها، طراحی معماری مدل و تنظیم پارمترها و ارزیابی عملکرد ارائه می‌شود.

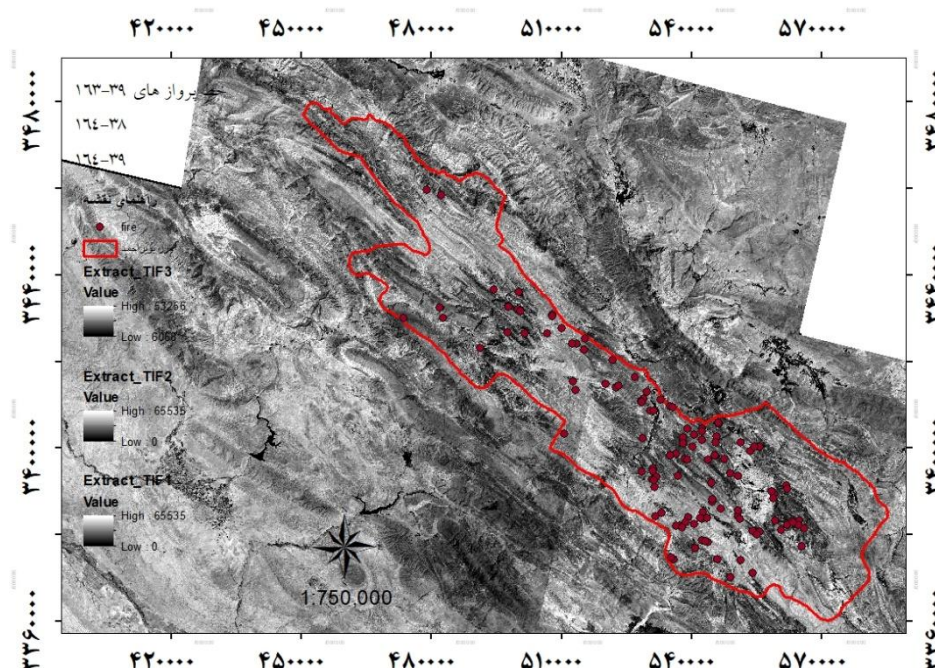
روش تحقیق در ابتدا پیش‌نمایشی از الگوریتم تابع شواهد قطعی و ماشین بردار پشتیبان و بعد روش توسعه مدل حساسیت از



شکل ۲- مدل‌سازی مکانی قابلیت و پیش‌بینی آتش‌سوزی در جنگل‌های بویراحمد

اطلاعات به نرم‌افزار آرک جی‌آی‌اس ورژن ۱۰.۴، نقشه پراکنش آتش‌سوزی‌ها در منطقه تهیه گردید. مناطق آتش‌سوزی شناسایی شده در ۱۴۵ مکان (پلی‌گونی) واقع شده بود که در طی سال‌های ۱۳۹۴ تا ۱۳۹۶ رخ داده بود به دو گروه ۷۰ درصد آموزشی اجرای مدل و ۳۰ درصد به‌منظور صحت‌سنجی طبقه‌بندی شدند. مؤلفه دوم پایگاه داده‌های مکانی برای مدل‌سازی احتمال آتش‌سوزی مجموعه متغیرهای پیش‌بینی‌کننده است. در مرحله بعد به‌منظور تعیین عوامل مؤثر بر وقوع آتش‌سوزی بر اساس ویژگی‌های منطقه مورد مطالعه و مرور منابع، در ابتدا ۱۵ عامل مؤثر شناسایی و نقشه‌های آن‌ها تهیه شد.

بانک اطلاعات جغرافیایی ایجاد پایگاه داده مکانی برای مطالعه آتش‌سوزی و خطرهای ناشی از آن امری ضروری است. نقشه آماری آتش‌سوزی‌های گذشته: یک نقشه از وقوع آتش‌سوزی‌های گذشته اصلی‌ترین عنصر پایگاه داده مکانی است که برای مدل‌سازی احتمال آتش‌سوزی تهیه می‌شود (Chen *et al.*, 2015; Jafarri *et al.*, 2017). به همین منظور ابتدا با استفاده از اطلاعات جمع‌آوری شده از پایش‌های ارسالی توسط سازمان جنگل‌ها بر اساس ماهواره مودیس، موقعیت‌های مکانی آتش‌سوزی‌های رخ داده در منطقه مورد مطالعه مشخص شد. آنگاه مناطق شناسایی شده با استفاده از بازدیدهای گسترده صحرایی با جی‌پی‌اس تأیید و با انتقال



شکل ۳- موقعیت آتش‌سوزی بر روی تصویر ماهواره لندست ۲۰۱۷ در سه خط پرواز از منطقه مورد مطالعه

داده‌های ماهواره استر با قدرت تفکیک ۳۰ متر، مدل رقومی ارتفاع برای منطقه مطالعاتی مورد تهیه شد. ارتفاع یک عامل فیزیوگرافی متغیر است که با درجه حرارت، رطوبت و باد ارتباط داشته و در نتیجه باعث ایجاد خاک و نوع پوشش گیاهی متفاوت می‌گردد (de Vasconcelos *et al.*, 2001). ارتفاع منطقه مطالعاتی از ۸۹۷ تا ۴۱۵۶ متر متغیر می‌باشد. میزان درجه شیب یکی از عوامل تأثیرگذار در آتش‌سوزی است (Weise & Biging, 1997). شیب در درجه اول روی شرایط آب‌وهوایی در مقیاس محلی اثر می‌گذارد. آتش‌سوزی می‌تواند با سرعت زیاد در شیب به سمت بالا و با سرعت کم در شیب‌های رو به پایین حرکت کند (Kushla & W.J., 1997). نقشه شیب بر اساس مدل رقومی ارتفاع در محیط نرم افزار آرک‌جی‌آی‌اس با استفاده از نقشه مدل رقومی ارتفاع تهیه شد و به هشت طبقه ۰-۵، ۵-۱۰، ۱۰-۱۵، ۱۵-۲۵، ۲۵-۳۵، ۳۵-۵۰، ۵۰-۷۵، ۷۵-۱۰۰ تقسیم‌بندی گردید. جهت شیب عامل دیگری است که با مقدار انرژی دریافتی خورشید، میزان دریافت بارش و نوع پوشش گیاهی ارتباط دارد (Ercanoglu & Gokceoglu, 2002). نقشه جهت شیب از

ارزیابی عوامل تأثیرگذار در آتش‌سوزی: انتخاب متغیر در پیش‌بینی قابلیت آتش‌سوزی اهمیت زیادی دارد، به طوری که ابعاد بالای مجموعه داده‌های آموزشی ممکن است روند پیش‌بینی را پیچیده کرده و دقت پیش‌بینی را کاهش دهد. در این تحقیق آزمون هم‌خطی بین متغیرهای مستقل با استفاده از شاخص‌های ضریب تحمل و عامل تورم واریانس انجام شد و عاملی که ضریب تحمل آن کمتر از ۰/۱ و عامل تورم واریانس آن بیشتر از ۵ باشد چند قطبی محسوب می‌شود (Jaafari & Pourghasemi, 2019; Samantarai *et al.*, 2019). از بین ۱۵ عامل اقلیمی، توپوگرافی، انسانی، پوشش گیاهی و زمین‌شناسی ۱۴ عامل به منظور مدل‌سازی مکانی خطر آتش‌سوزی مورد استفاده قرار گرفت. دو عامل تبخیر و تعرق و درجه حرارت سالیانه با هم، هم‌خطی داشتند و عامل تبخیر و تعرق حذف شد (جدول ۱).

عوامل توپوگرافی شامل: عوامل توپوگرافیک مورد استفاده در این پژوهش عبارت از: طبقات ارتفاعی، درجه شیب، جهت شیب، شاخص موقعیت توپوگرافی، شاخص رطوبت توپوگرافی و انحناء سطح است. در ابتدا با استفاده از

۴۰۰۰ و < 5000 متر در محیط نرم افزار آرک جی آی اس تهیه گردید (Pourtaghi et al., 2016; Pourghasemi et al., 2016).

عوامل اراضی شامل: سازندهای زمین شناسی، کاربری اراضی، فاصله از رودخانه عامل زمین شناسی: نقشه واحدهای سنگ شناسی با استفاده از نقشه زمین شناسی در مقیاس ۱:۱۰۰۰۰۰ در محیط آرک جی آی اس تهیه و به هفده طبقه تقسیم شد (Pourghasemi et al., 2016).

کاربری اراضی: یکی از پارامترهای است که تأثیر زیادی بر آتش سوزی دارند. نقشه کاربری اراضی منطقه مطالعاتی با استفاده از تصاویر ماهواره لندست ۸ سال ۲۰۱۶ با سه خط پرواز ۱۶۳-۳۹، ۱۶۴-۳۸ و ۱۶۳-۳۸ و موزاییک تصاویر و تصیحات هندسی انجام شد و بر اساس نمونه های تصادفی استخراجی از باز دیده های میدانی برای هر طبقه با روش حداکثر احتمال تهیه و بال ضریب کاپا ارزیابی گردید. برای طبقه بندی نقشه کاربری اراضی از الگوریتم نظارت شده حداکثر شباهت در نرم افزار ENVI 5.3 استفاده شد و نقشه ای با سیزده طبقه تهیه گردید.

لایه های رودخانه: رودخانه به عنوان مانعی برای آتش سوزی و مهار آتش در این تحقیق بررسی شد، با استفاده از لایه رودخانه های استخراجی از نقشه های توپوگرافی ۱:۲۵۰۰۰ سازمان نقشه برداری، نقشه فاصله از رودخانه ها با چهار طبقه ۱۰۰-۰، ۲۰۰-۱۰۰، ۳۰۰-۲۰۰ و < 300 متر در محیط نرم افزار آرک جی آی اس تهیه شد.

عوامل پوشش گیاهی شامل: NDVI، برای ارزیابی پوشش گیاهی در محیط نرم افزار ENVI با استفاده از تصاویر ماهواره لندست ۸ و نقشه NDVI طبق رابطه ۲ تهیه شد (Pourghasemi et al., 2016).

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (2)$$

در این مطالعه نقشه NDVI به ۶ طبقه تقسیم گردید. عوامل اقلیمی شامل: تبخیر و تعرق سالانه، بارندگی سالانه و درجه حرارت سالانه است.

مدل رقومی ارتفاع در محیط نرم افزار آرک جی آی اس استخراج و به نه طبقه جهت جغرافیایی طبقه بندی گردید. مرور منابع نشان داده که به طور کلی ۳ نوع انحناء وجود دارد که در این تحقیق از انحناء سطح توپوگرافی استفاده شد. نقشه انحناء توپوگرافیک با استفاده از مدل رقومی ارتفاع در محیط نرم افزار ساگا جی آی اس تهیه گردید. انحناء توپوگرافیک به ۳ کلاس مقعر، هموار و محدب تقسیم بندی شد. عامل دیگر شاخص موقعیت توپوگرافی است که تفاوت ارتفاع بین کانون یک سلول و تمام سلولها را در همسایگی نشان می دهد (Jenness, 2002). نقشه شاخص موقعیت توپوگرافی با استفاده از نقشه مدل رقومی ارتفاع با اندازه پیکسل ۳۰ متر در محیط نرم افزار آرک جی آی اس با استفاده از ابزار Land Fact تهیه و به سه طبقه تقسیم شد. شاخص رطوبت توپوگرافی یکی دیگر از فاکتورهای توپوگرافی است که بر اساس رابطه ۱ تهیه و مورد استفاده قرار گرفت (Pourtaghi et al., 2016).

$$TWI = \ln \alpha / \tan \beta \quad (1)$$

که در آن: α مساحت منطقه زهکشی شده و $\tan \beta$ زاویه شیب بر حسب درجه است. در مطالعه فعلی برای تهیه نقشه شاخص رطوبت توپوگرافی با استفاده از نقشه مدل رقومی ارتفاع در نرم افزار ساگا جی آی اس با سه طبقه تهیه گردید. شاخص رطوبت توپوگرافی نقش مهمی در رطوبت خاک و ثبات شیب دارد (Li & Wang, 2019).

عوامل انسان ساخت شامل: فاصله از روستا و مناطق مسکونی و فاصله از جاده است. انسان، وسایل نقلیه و فعالیت های جاده ای فرصت مناسب برای تصادف، تصرف اراضی و ایجاد آتش سوزی ها هستند. هم چنین مناطق جنگلی نزدیک به روستاها بیش تر مستعد به آتش سوزی هستند (Bahery, 2018). لایه جاده و مناطق مسکونی با استفاده از نقشه توپوگرافی استخراج و نقشه فاصله از جاده با چهار طبقه ۵۰۰-۰، ۱۰۰۰-۵۰۰، ۱۵۰۰-۱۰۰۰، و < 1500 متر و هم چنین نقشه فاصله از مناطق مسکونی با شش طبقه ۱۰۰۰-۰، ۲۰۰۰-۱۰۰۰، ۳۰۰۰-۲۰۰۰، ۴۰۰۰-۳۰۰۰، ۵۰۰۰-۳۰۰۰، ۰-۵۰۰۰،

مشترک برای دو عملیات طبقه‌بندی و رگرسیونی به‌کار رود (Furey *et al.*, 2000). این روش شامل مجموعه‌ای از توابع طبقه‌بندی است که دارای قابلیت ارزیابی خطا و تعمیم مناسب اطلاعات بوده و با استفاده از اطلاعات موجود در لایه‌های عوامل مؤثر و تکرار بالای مدل‌سازی، پیچیدگی رفتار وقوع پدیده آتش‌سوزی را کاهش می‌دهد. این مدل شامل یک مرحله آموزشی با ورودی و ارزش‌های اهداف خروجی است (Maghsoudi & Rahmati, 2018). برای کمینه کردن میزان خطاهای تعمیم یافته باید میزان خطای آموزشی و پیچیدگی طبقه‌بندی کاهش یابد که با استفاده از صفحه جدایش انجام می‌شود که وظیفه افزایش حاشیه بین طبقات را برعهده دارد (Izmailov *et al.*, 2013). داده‌های نقطه‌ای نزدیک به این صفحه، بردار پشتیبان نامیده می‌شود. که جزء اعضای کلیدی داده‌های آموزشی محسوب می‌شود (Pourghasemi *et al.*, 2013). البته هرچه صفحه جدایش بزرگتر باشد، پایداری مدل به اختلال و نویز افزایش یافته و در نتیجه قدرت بالایی برای تعمیم خواهد داشت. الگوریتم‌های مدل ماشین بردار پشتیبان، روش کلی برای تخمین توابع ارائه می‌نمایند که هدف اصلی آن‌ها حل مسائل بهینه‌سازی درجه دوم می‌باشد. برای پیش‌بینی آتش‌سوزی با استفاده از الگوریتم مدل ماشین بردار پشتیبان در محیط نرم‌افزار R، ابتدا همه داده‌ها به فرمت Ascii تبدیل و در یک پوشه کپی شدند و با نصب بسته محاسباتی ("rgdal") ("rminer") و کپی پوشه حاوی عوامل مؤثر در آتش‌سوزی در نرم‌افزار R و اجرای برنامه R و بسته‌های محاسباتی (SVM, SDM) و کرنل RBF که در بیشتر مطالعات به‌عنوان بهترین کرنل برای شبیه‌سازی معرفی شده استفاده شد و نقشه قابلیت آتش‌سوزی با استفاده از الگوریتم مدل ماشین بردار پشتیبان تهیه شد.

اعتبارسنجی: معیارهای ارزیابی عامل اصلی در ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی و هدایت مدل‌سازی طبقه‌بندی می‌باشند (Pradhan *et al.*, 2014). از منحنی ROC به‌طور فزاینده‌ای برای ارزیابی و اعتبارسنجی ارزیابی عملکرد مدل‌های پیش-بینی و تحقیقات داده‌کاوی استفاده شده است (Pourtaghi *et al.*, 2016). برای ارزیابی مدل تهیه شده از منحنی ویژگی

پارامترهای اقلیمی: عوامل آب‌وهوایی در مکان و زمان متغیر و گاهی اوقات حتی غیره منتظره است و نمی‌تواند توسط انسان کنترل و مدیریت شود. مهم‌ترین پارامترهای تأثیرگذار در آتش‌سوزی، بارندگی، تبخیر و درجه حرارت می‌باشد. بارندگی می‌تواند به‌سرعت رطوبت خاک و پوشش گیاهی زنده را تغییر دهد. برای تهیه نقشه بارندگی، تبخیر و درجه حرارت از آمار بارندگی ۱۴ ایستگاه در منطقه مطالعاتی در یک دوره آماری ۳۰ ساله استفاده گردید و نقشه بارندگی با شش طبقه، درجه حرارت پنج طبقه کلاس و تبخیر و تعرق چهار طبقه با استفاده از روش میان‌یابی وزن فاصله معکوس تهیه شد. برای پیش‌بینی آتش‌سوزی و ارزیابی عوامل مؤثر بر آتش‌سوزی از مدل تابع شواهد قطعی، استفاده گردید.

مدل تابع شواهد قطعی (EBF): این مدل بر پایه ریاضیات و جزء روش‌های آماری تک متغیره است. این مدل ساده شده بیان‌گر احتمالات بالا و پایین تئوری بیزین است (Li & Wang, 2019). از این مدل برای بررسی همبستگی مکانی کلاس‌های عوامل تأثیرگذار در وقوع آتش‌سوزی جنگل استفاده شد. این مدل دارای ۴ متغیر اصلی قطعیت (Bel)، عدم قطعیت (Dis)، احتمال (Pls) و عدم اطمینان (Unc) در دامنه صفر و یک است (Li & Wang, 2019). متغیر قطعیت و احتمال نشان‌دهنده حد پایین و بالای احتمال و عدم اطمینان بیان‌گر اختلاف بین قطعیت و معقولیت است. Dis باور منطقی وقوع اشتباه است. داده استخراج شده از مدل تابع شواهد قطعی علاوه بر همبستگی مکانی وقوع آتش‌سوزی و فاکتورهای مؤثر، همبستگی مکانی بین کلاسهای هر فاکتور را نیز نشان می‌دهد (Pradhan *et al.*, 2014). در این روش ۷۰ درصد آتش‌سوزی‌های رخ داده در گذشته به‌عنوان متغیر مستقل و عوامل مؤثر در آتش‌سوزی به‌عنوان عوامل وابسته وارد مدل شدند و این مدل تأثیر هر یک از عوامل را در آتش‌سوزی نشان می‌دهد و هر یک از این عوامل ضریب دارند و با توجه به ضریب عوامل مؤثر، نقشه بهینه‌بندی آتش تهیه شد.

ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine): از ویژگی‌های ماشین بردار پشتیبان این است که می‌تواند به‌طور

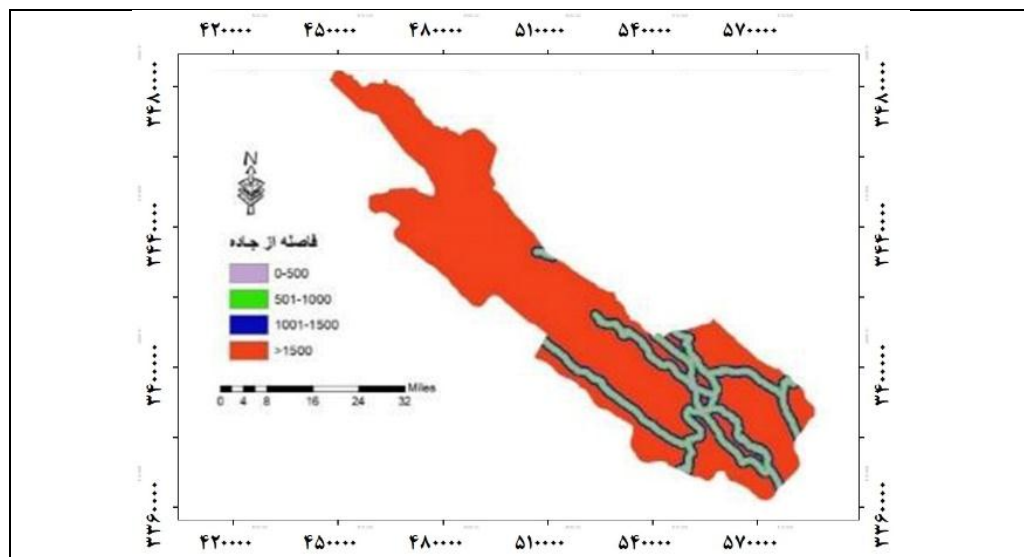
عملکرد نسبی (ROC)، استفاده شد. برای تخمین مساحت زیرمنحنی، درصد آتش‌سوزی که به‌درستی با مدل پیش‌بینی شده است در مقابل درصد آتش‌سوزی که به‌درستی پیش‌بینی نشده است ترسیم می‌شود. از موقعیت‌های آتش‌سوزی ۷۰ درصد برای اجرای مدل و ۳۰ درصد برای ارزیابی مدل مورد استفاده قرار گرفت. اگر مدل بتواند وقوع آتش‌سوزی را به‌صورت تصادفی تخمین زند مقدار آن ۰/۵ است و زمانی که سطح زیرمنحنی یک باشد بیان‌گر این است که نقشه با بهترین دقت طبقه‌بندی و تهیه شده است.

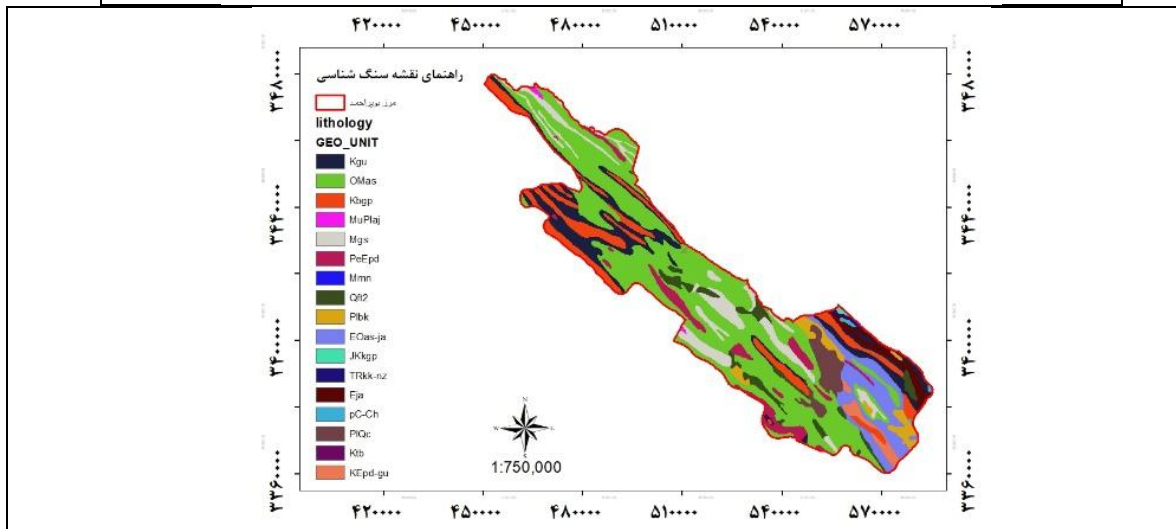
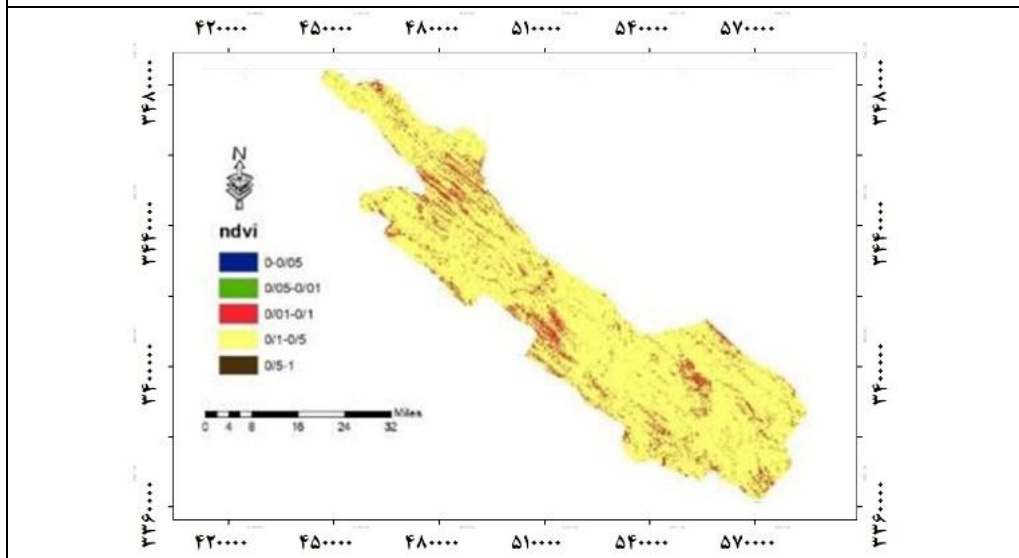
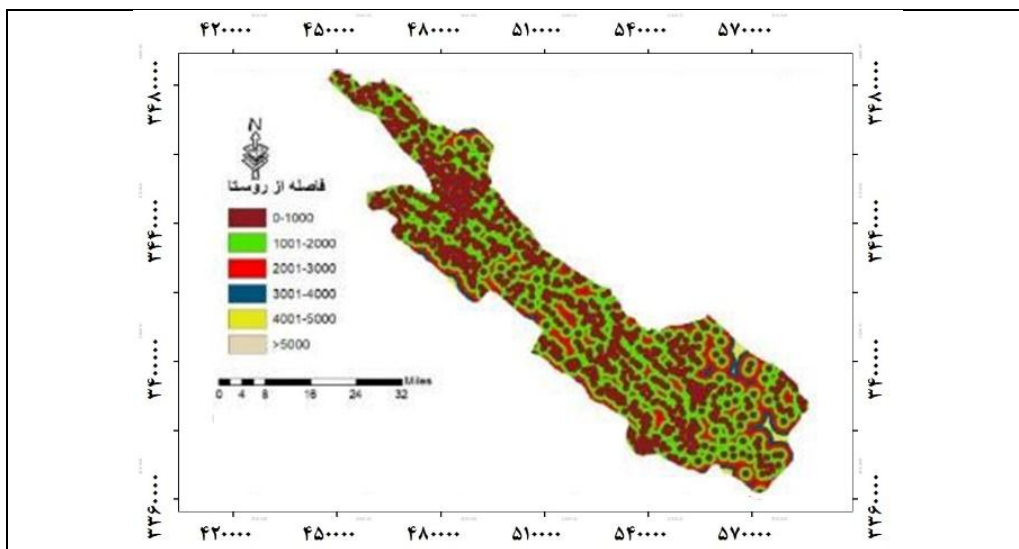
نتایج حاصل از آنالیز آزمون هم‌خطی نشان داد (جدول ۱) که عامل تبخیر و تعرق با دیگر عوامل هم‌خطی داشته و از تحلیل‌های نهایی حذف گردید. همچنین نتایج ارتباط مکانی بین آتش‌سوزی و فاکتورهای مؤثر با استفاده از مدل تابع شواهد قطعی در جدول ۲ نشان داده شده است. در مدل تابع شواهد قطعی Bel و Pls احتمال بالا و پایین تئوری بیزین تعمیم یافته را نشان می‌دهد و تفاوت بین Pls و Bel همان Unc است که نشان دهنده شک است (Carranza & de

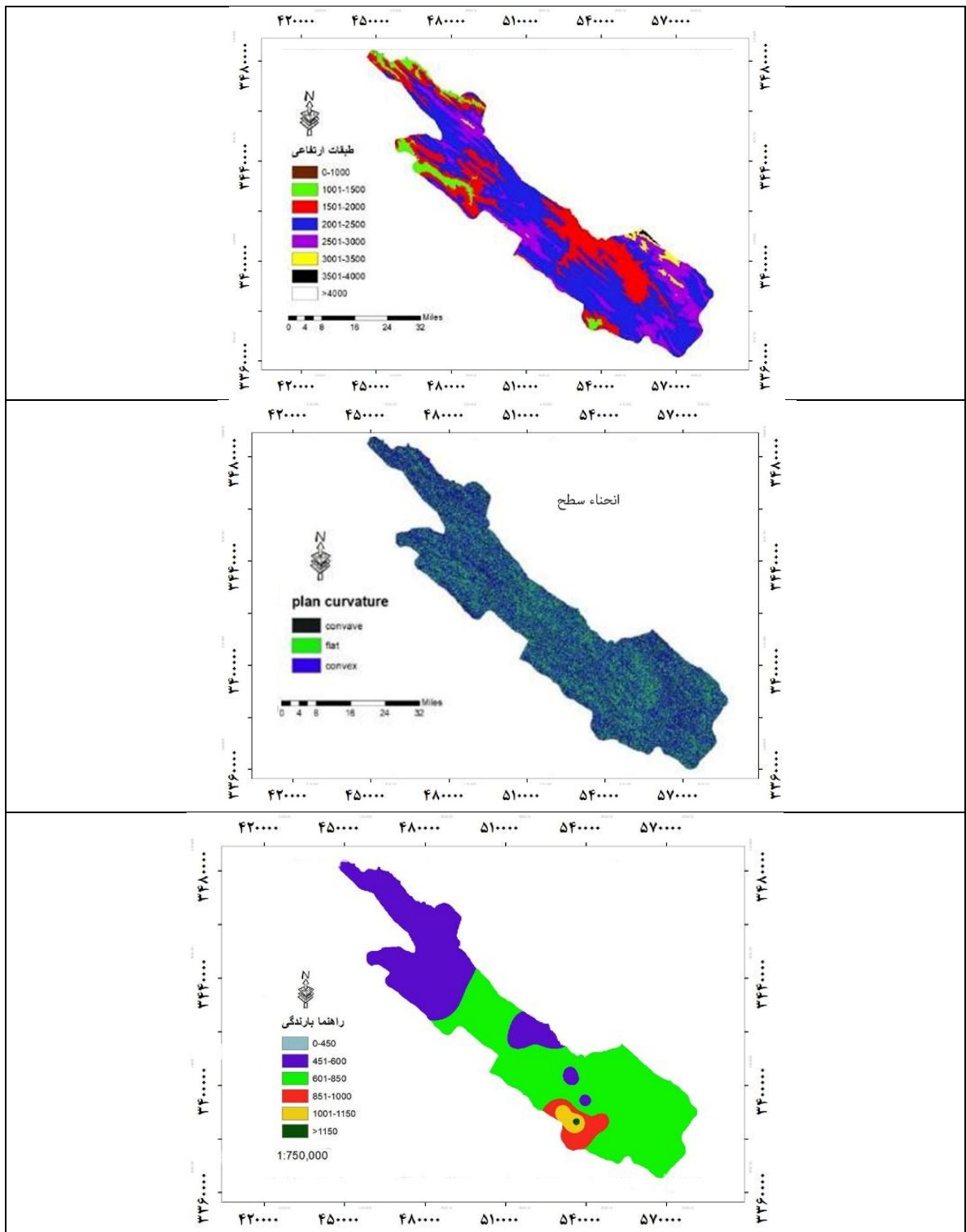
نتایج

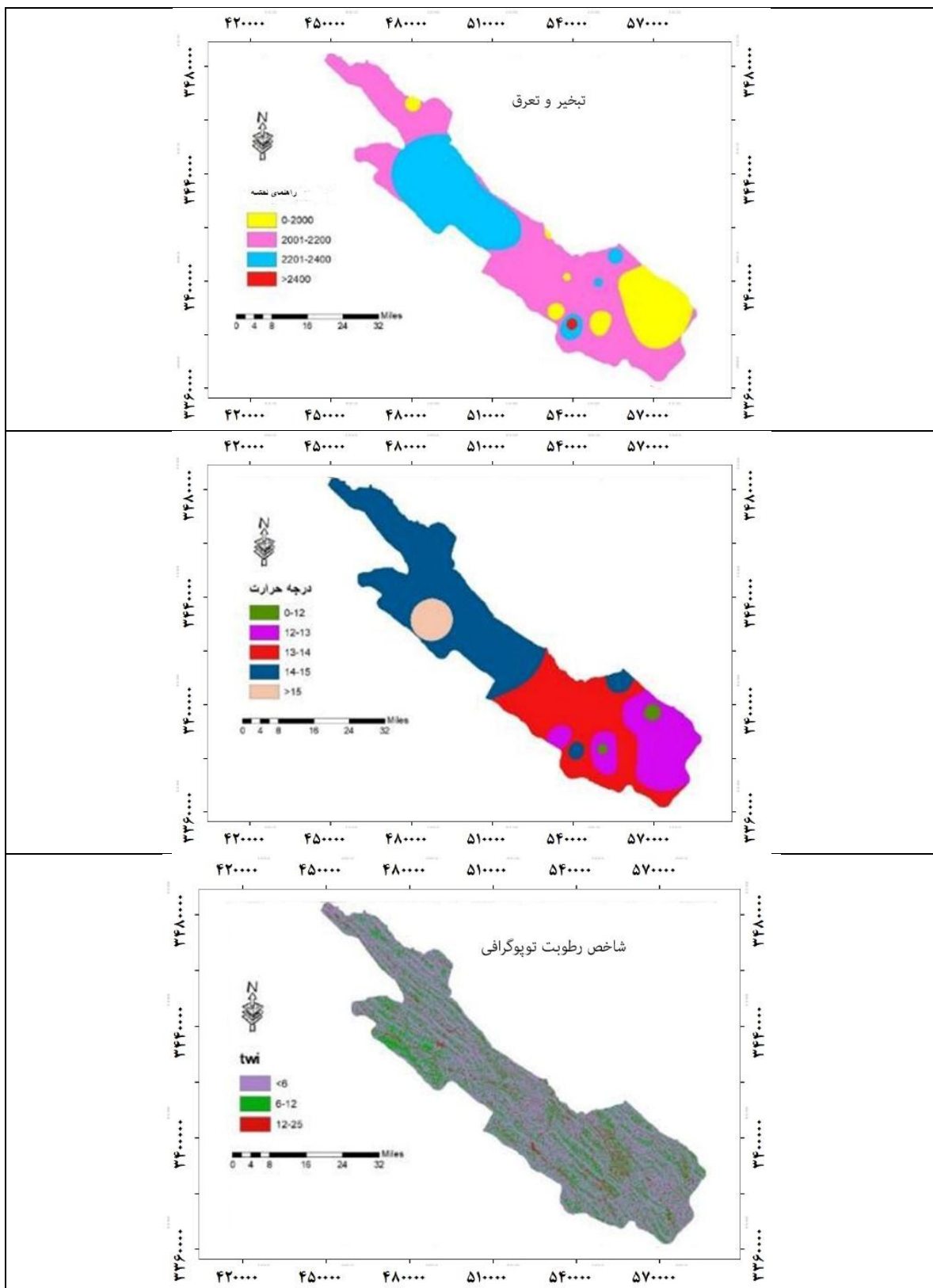
مقدار Unc همیشه مثبت است زیرا حداقل مقدار ممکن برای Pls برابر Bel است. Dis درجه‌ای از بی‌اعتقادی به شواهد با توجه به قضیه که برابر با عدد یک در Pls است (Carranza et al., 2008). تمام متغیرهای پیش‌بینی‌کننده با چهار تابع Pls، Bel، Dis و Unc مشخص شدند که همبستگی بین تغییرات آتش و متغیرها را در منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهند (جدول ۲).

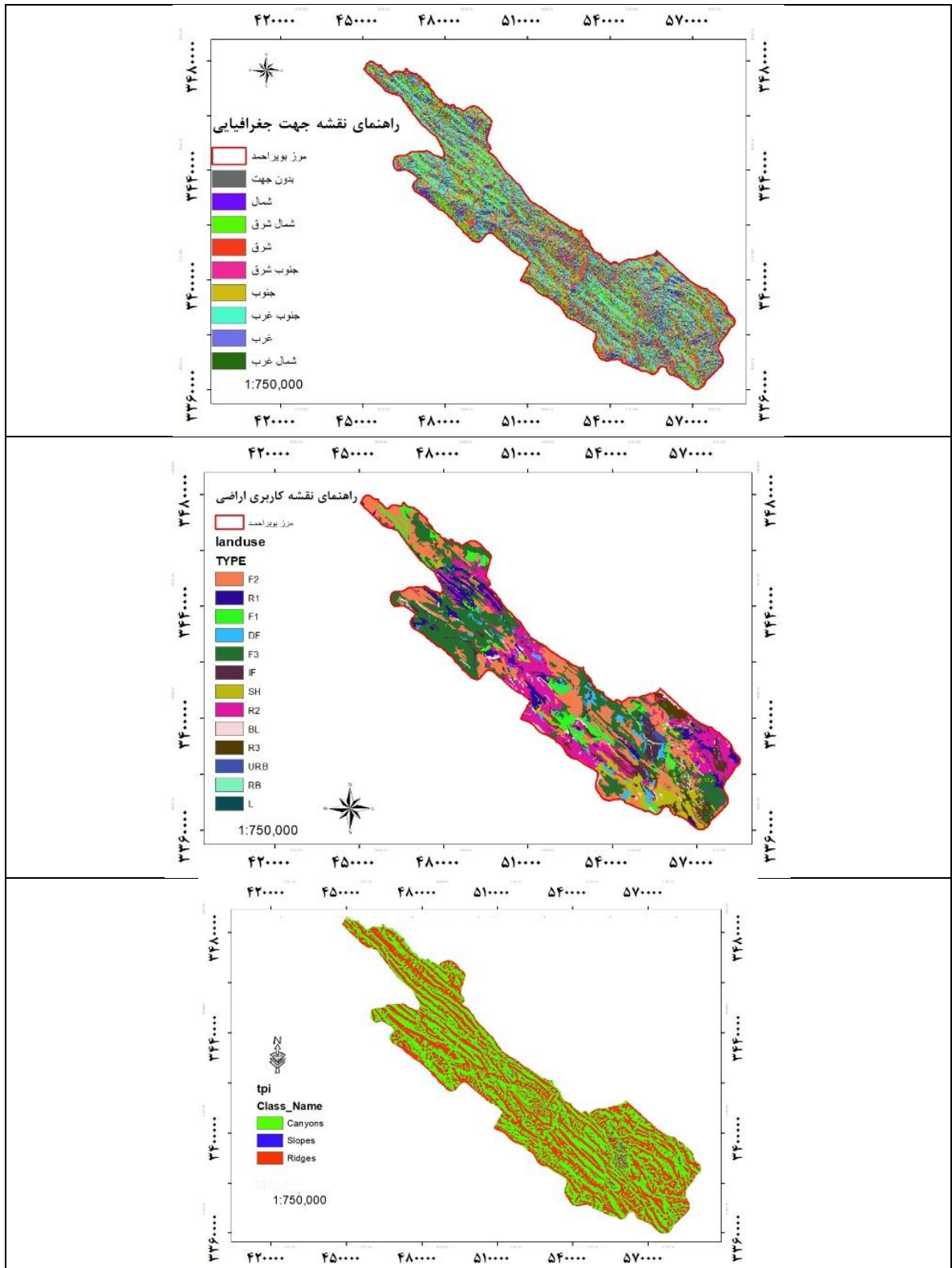
نقشه حساسیت آتش‌سوزی با مدل ماشین بردار پشتیبان در محیط نرم‌افزار R با وارد کردن نقشه عوامل مؤثر در آتش‌سوزی و نوشتن برنامه و دانلود بسته ماشین بردار پشتیبان تهیه شد و بعد از تهیه نقشه برای کلاسه‌بندی وارد محیط آرک جی آی اس گردید و در آن محیط طبقه‌بندی با چهار طبقه حساسیت خیلی زیاد، زیاد، متوسط و کم انجام شد. در این تحقیق بعد از محاسبه وزن هر یک از عوامل مؤثر بر آتش‌سوزی در مدل های تابع شواهد قطعی و ماشین بردار پشتیبان آن‌ها را وارد سیستم اطلاعات جغرافیایی کرده و تحلیل‌های مورد نظر اعمال شد. بعد از ضرب کردن عوامل مؤثر در یکدیگر و با استفاده از تابع روی هم‌گذاری نقشه پیش‌بینی حساسیت آتش‌سوزی در منطقه مورد مطالعه بدست آمد.

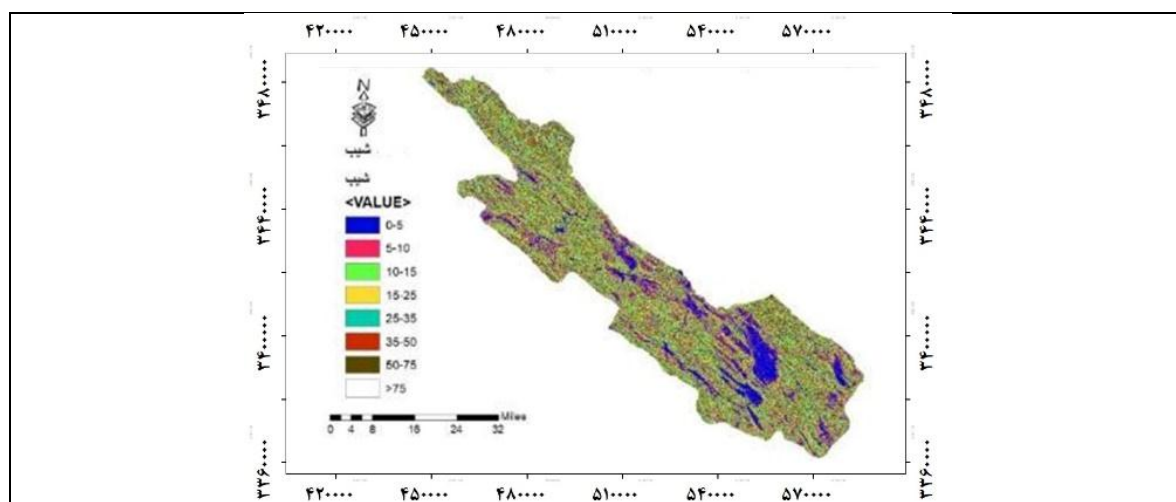












شکل ۴- متغیرهای مستقل مورد استفاده در مدل‌سازی مکانی آتش‌سوزی جنگل

جدول ۱ نتایج آزمون هم‌خطی

مدل	آزمون هم‌خطی	
	واریانس	ضریب تورم
شیب	۰/۸۹	۱/۰۸۹
جهت	۰/۹۳۸	۱/۰۶۶
طبقات ارتفاعی	۰/۵۹۴	۱/۶۸۲
فاصله از روستا	۰/۷۳۸	۱/۳۵۴
فاصله از رودخانه	۰/۶۹۲	۱/۴۴۵
فاصله از جاده	۰/۴۸۷	۱/۰۵۲
بارش سالانه	۰/۳۸۲	۲/۶۱۸
درجه حرارت	۰/۱۱۴	۳/۴۰
کاربری اراضی	۰/۷۰۸	۱/۴۱۲
زمین شناسی	۰/۷۸۳	۱/۲۷۷
شاخص پوشش گیاهی نرمال	۰/۸۲۲	۱/۲۱۷
انحنای سطح	۰/۷۶۵	۱/۳۰۷
شاخص موقعیت توپوگرافی	۰/۶۸۸	۱/۴۵۵
شاخص رطوبت توپوگرافی	۰/۶۵۳	۱/۵۳۱

جدول ۲- همبستگی مکانی بین عوامل مؤثر و آتش سوزی های رخ داده با استفاده از مدل تابع شواهد قطعی

فاکتور	کلاس	تعداد کل پیکسل ها	تعداد آتش سوزی	Bel	Dis	Unc	Plaus*100
فاصله از روستا	۱۰۰۰-۰	۰۰/۲۲۵۵۰۵۵	۰۰/۴۸	۳۳/۰	۱۷/۰	۵۰/۰	۹۹/۸۲
	۲۰۰۰-۱۰۰۰	۰۰/۱۷۳۳۵۴۴	۰۰/۳۶	۳۳/۰	۱۷/۰	۵۰/۰	۹۰/۸۲
	۳۰۰۰-۲۰۰۰	۰۰/۵۱۴۴۵۰	۰۰/۱۸	۳۳/۰	۱۵/۰	۵۱/۰	۶۱/۸۴
	۴۰۰۰-۳۰۰۰	۰۰/۱۳۲۰۶۵	۰۰/۰	۰۰/۰	۱۷/۰	۸۳/۰	۸۹/۸۲
	۵۰۰۰-۴۰۰۰	۰۰/۳۴۷۹۸	۰۰/۰	۰۰/۰	۱۷/۰	۸۳/۰	۲۵/۸۳
	۵۰۰۰<	۰۰/۴۰۲۶	۰۰/۰	۰۰/۰	۱۷/۰	۸۳/۰	۳۶/۸۳
روخانه	۱۰۰۰-۰	۰۰/۱۱۰۰۲۳۹	۰۰/۲۴	۲۶/۰	۲۵/۰	۴۹/۰	۹۱/۷۴
	۲۰۰۰-۱۰۰۰	۰۰/۸۵۶۷۴۱	۰۰/۱۸	۲۵/۰	۲۵/۰	۵۰/۰	۷۰/۷۴
	۳۰۰۰-۲۰۰۰	۰۰/۷۹۳۰۳۱	۰۰/۱۵	۲۲/۰	۲۶/۰	۵۲/۰	۲۳/۷۴
	۳۰۰۰<	۰۰/۱۹۲۳۹۲۷	۰۰/۴۵	۲۷/۰	۲۴/۰	۴۹/۰	۱۷/۷۶
جاده	۵۰۰-۰	۰۰/۳۴۲۶۸۲	۳۳/۷	۴۱/۲	۸۹/۰	۱۸/۰	۹۷/۴۵
	۱۰۰۰-۵۰۰	۰۰/۳۰۵۷۵۷	۵۴/۶	۶۵/۱	۹۵/۰	۲۰/۰	۸۰/۵۵
	۱۵۰۰-۱۰۰۰	۰۰/۲۷۸۹۸۷	۹۷/۵	۹۷/۱	۹۴/۰	۲۰/۰	۳۸/۵۱
	۱۵۰۰<	۰۰/۳۷۴۶۵۱۲	۱۶/۸۰	۷۵/۰	۰۳/۲	۴۲/۰	۸۵/۴۶
طبقات ارتفاعی	۱۰۰۰-۰	۰۰/۹۱۵	۰۲/۰	۰۰/۰	۰۰/۱	۱۳/۰	۳۱/۸۷
	۱۵۰۰-۱۰۰۰	۰۰/۲۴۱۲۷۰	۱۶/۵	۱۹/۰	۰۴/۱	۱۳/۰	۲۳/۸۰
	۲۰۰۰-۱۵۰۰	۰۰/۱۱۸۱۲۷۹	۲۷/۲۵	۴۴/۱	۸۵/۰	۱۱/۰	۸۸/۳۹
	۲۵۰۰-۲۰۰۰	۰۰/۲۳۴۸۲۷۷	۲۴/۵۰	۲۳/۱	۷۷/۰	۱۰/۰	۰۲/۴۸
	۳۰۰۰-۲۵۰۰	۰۰/۸۱۰۵۷۳	۳۴/۱۷	۰۶/۰	۲۰/۱	۱۵/۰	۸۶/۸۲
	۳۵۰۰-۳۰۰۰	۰۰/۸۱۱۴۷	۷۴/۱	۰۰/۰	۰۲/۱	۱۳/۰	۰۹/۸۷

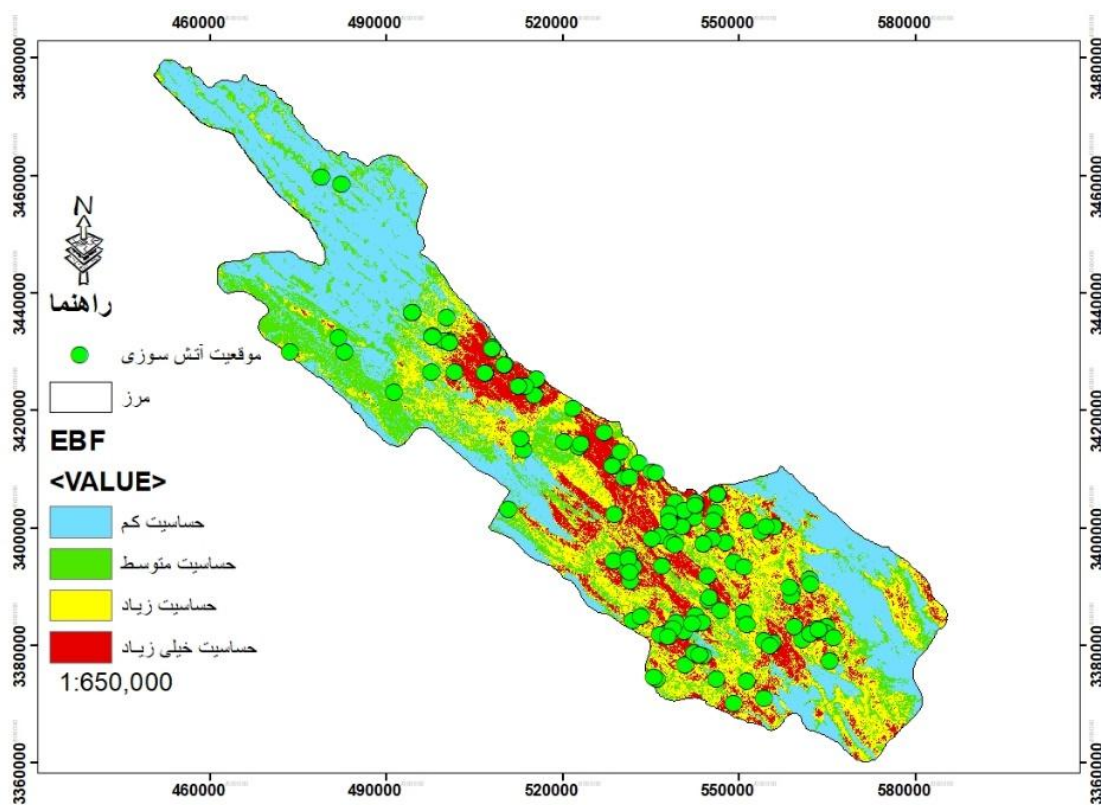
فاکتور	کلاس	تعداد کل پیکسل ها	تعداد آتش سوزی	Bel	Dis	Unc	Plaus*100
تبخیر و تعرق	۴۰۰۰-۳۵۰۰	۰۰/۹۵۷۴	۲۰/۰	۰۰/۰	۰۰/۱	۱۳/۰	
	۴۰۰۰<	۰۰/۹۰۳	۰۲/۰	۰۰/۰	۰۰/۱	۱۳/۰	۳۱/۸۷
	۲۰۰۰-۰	۰۰/۷۴۴۳۸۶	۹۳/۱۵	-۵/۱	۹۹/۰	۲۴/۰	۹۱/۵۸
	۲۲۰۰-۲۰۰۰	۰۰/۲۵۸۲۹۵۰	۲۶/۵۵	۹۰/۰	۱۲/۱	۲۸/۰	۰۳/۵۸
بارندگی	۲۴۰۰-۲۲۰۰	۰۰/۱۳۳۲۳۴۹	۵۱/۲۸	۱۳/۱	۹۵/۰	۲۳/۰	۶۲/۵۸
	۲۴۰۰<	۰۰/۱۴۲۵۳	۳۰/۰	۲۲/۳	۹۹/۰	۲۵/۰	۴۴/۲۴
	۴۵۰-۰	۰۰/۰	۰۰/۰	۰۰/۰	۰۰/۱	۱۷/۰	۰۰/۰
	۶۰۰-۴۵۰	۰۰/۱۷۰۸۵۱۶	۵۵/۳۶	۵۴/۰	۲۷/۱	۲۱/۰	۴۸/۷۵
	۸۵۰-۶۰۰	۰۰/۲۶۸۳۷۸۰	۴۲/۵۷	۱۳/۱	۸۳/۰	۱۴/۰	۰۶/۷۹
	۱۰۰۰-۸۵۰	۰۰/۱۹۹۷۰۰	۲۷/۴	۸۴/۱	۹۶/۰	۱۶/۰	۳۶/۷۲
درجه حرارت	۱۱۵۰-۱۰۰۰	۰۰/۷۶۳۰۹	۶۳/۱	۲۰/۴	۹۵/۰	۱۶/۰	۶۷/۵۷
	۱۱۵۰<	۰۰/۵۶۳۳	۱۲/۰	۱۴/۸	۹۹/۰	۱۷/۰	۱۰/۳۲
	۱۲-۰	۰۰/۴۴۱۵۶	۹۴/۰	۰۰/۰	۰۱/۱	۲۰/۰	۰۲/۸۰
	۱۳-۱۲	۰۰/۹۰۱۶۷۵	۲۹/۱۹	۷۶/۰	۰۶/۱	۲۱/۰	۴۰/۵۹
	۱۴-۱۳	۰۰/۱۳۹۳۶۰۰	۸۲/۲۹	۸۱/۱	۶۶/۰	۱۳/۰	۳۰/۴۰
کاربری اراضی	۱۵-۱۴	۰۰/۲۱۳۱۷۰۰	۶۱/۴۵	۶۲/۰	۳۲/۱	۲۶/۰	۸۶/۵۷
	۱۵<	۰۰/۲۰۲۸۰۷	۳۴/۴	۶۸/۰	۰۱/۱	۲۰/۰	۴۲/۶۲
	جنگل نیمه	۰۰/۹۶۵۱۴۳	۶۵/۲۰	۱۹/۱	۹۵/۰	۰۷/۰	۷۷/۸۳
	مراتع متراکم	۰۰/۳۰۵۴۵۰	۵۴/۶	۰۰/۰	۰۷/۱	۰۸/۰	۷۷/۹۱
کاربری اراضی	جنگل انبوه	۰۰/۲۵۷۴۹۵	۵۱/۵	۴۲/۱	۹۸/۰	۰۸/۰	۸۰/۸۱
	باغ	۰۰/۱۵۴۰۰۶	۲۹/۳	۷۹/۱	۹۷/۰	۰۷/۰	۱۰/۷۹

فاکتور	کلاس	تعداد کل پیکسل ها	تعداد آتش سوزی	Bel	Dis	Unc	Plaus*100
	جنگل تنک	۰۰/۱۳۰۵۱۸۷	۹۲/۲۷	۰۲/۱	۹۹/۰	۰۸/۰	۷۱/۸۴
	جنگل دست کاشت	۰۰/۲۰۶۸۸۱	۴۳/۴	۶۶/۰	۰۲/۱	۰۸/۰	۲۰/۸۷
	بیشه زار و درختچه زار	۰۰/۳۱۳۶۵۰	۷۱/۶	۰۲/۱	۰۰/۱	۰۸/۰	۶۴/۸۴
	مراتع نیمه متراکم	۰۰/۸۰۵۳۰۶	۲۳/۱۷	۸۰/۰	۰۴/۱	۰۸/۰	۰۰/۸۶
	اراضی بدون پوشش و بیرون زدگی سنگی	۰۰/۱۲۶۰۸۲	۷۰/۲	۳۶/۰	۰۲/۱	۰۸/۰	۴۴/۸۹
	مراتع کم تراکم	۰۰/۱۷۹۷۴۵	۸۵/۳	۵۳/۱	۹۸/۰	۰۸/۰	۹۸/۸۰
	مسکونی	۰۰/۳۹۰۲۷	۸۳/۰	۵۲/۳	۹۸/۰	۰۸/۰	۰۱/۶۶
	بستر رودخانه	۰۰/۱۵۰۱۷	۳۲/۰	۰۰/۰	۰۰/۱	۰۸/۰	۲۸/۹۲
	آب	۰۰/۹۴۹	۰۲/۰	۰۰/۰	۰۰/۱	۰۸/۰	۳۰/۹۲
	مارن خاکستری و شیل	۰۰/۵۷۲۸۴۲	۲۶/۱۲	۰۰/۲	۸۶/۰	۰۵/۰	۶۸/۹۲
	سنگ آهک و شیل	۰۰/۲۰۷۸۰۹۰	۴۶/۴۴	۰۰/۰	۸۰/۱	۱۰/۰	۷۷/۹۱
	کنگلوپرا	۰۰/۴۵۳۳۹۱	۷۰/۹	۸۱/۰	۰۲/۱	۰۶/۰	۵۰/۹۲
	نمک- مارن خاکستری و قرمز	۰۰/۹۹۱۹	۲۱/۰	۷۳/۲۷	۹۴/۰	۰۵/۰	۵۱/۹۲
	سنگ آهک	۰۰/۳۶۹۶۲۴	۹۱/۷	۶۰/۳	۷۸/۰	۰۴/۰	۳۶/۹۲
	ماسه سنگ	۰۰/۲۱۷۶۰۴	۶۶/۴	۶۳/۰	۰۲/۱	۰۶/۰	۱۹/۹۲
	مارن خاکستری	۰۰/۵۰	۰۰/۰	۳۸/۷۴۵۹	۹۳/۰	۰۵/۰	۳۲/۹۲
	نهشته های مخروطه افکن	۰۰/۱۸۴۶۲۸	۹۵/۳	۴۷/۳	۹۰/۰	۰۵/۰	۹۸/۹۱
	کنگلوپرا با پیدمنت جدید	۰۰/۱۳۱۰۴۲	۸۰/۲	۳۵/۰	۰۲/۱	۰۶/۰	۱۷/۹۲
	شیل آبی و بنفش	۰۰/۴۴۳۱۲۹	۴۸/۹	۶۲/۰	۰۴/۱	۰۶/۰	۴۷/۹۲

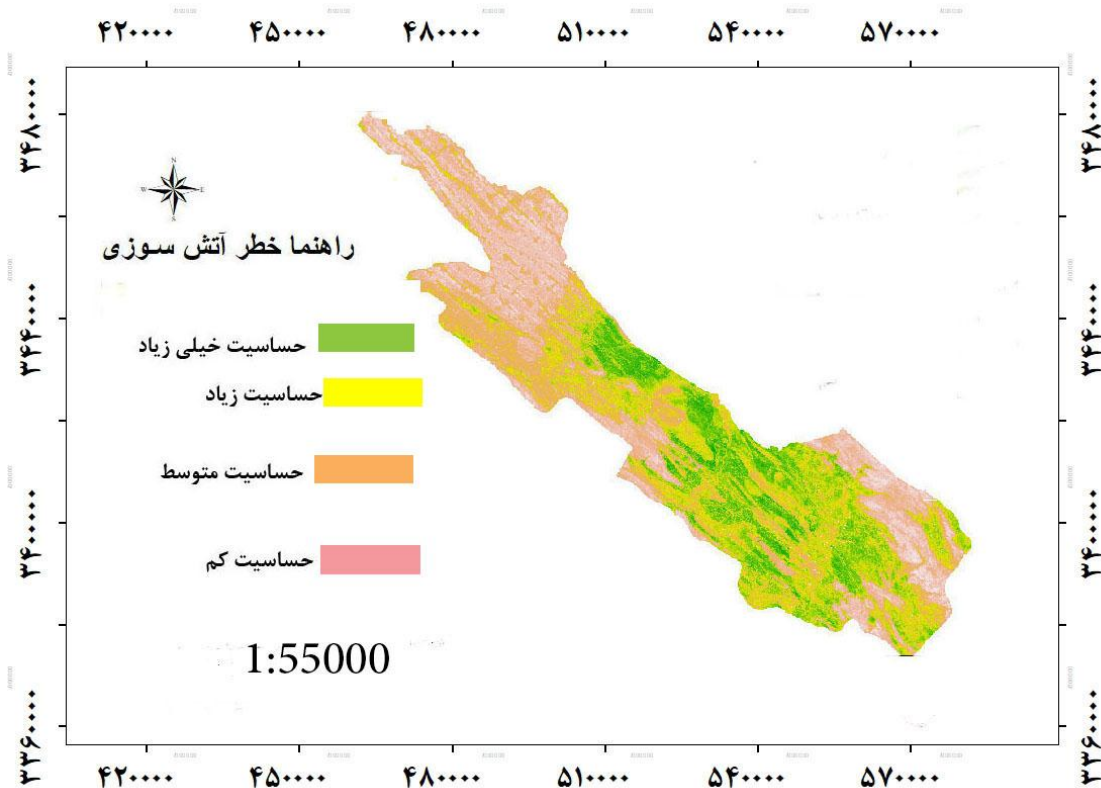
سنگ شناسی

فاکتور	کلاس	تعداد کل پیکسل ها	تعداد آتش سوزی	Bel	Dis	Unc	Plaus*100
	توده های نازک سنگ	۰۰/۷۸۳۶	۱۷/۰	۵۵/۱۷	۹۷/۰	۰۶/۰	۴۷/۹۲
	آهک خاکستری						
	دلومیت	۰۰/۱۱۰۲۳	۲۴/۰	۰۰/۰	۰۰/۱	۰۶/۰	۲۸/۹۲
	دلومیت متبلور	۰۰/۱۰۳۷۴۶	۲۲/۲	۰۰/۰	۰۲/۱	۰۶/۰	۳۰/۹۲
	سنگ نمک-کچ	۰۰/۱۱۲۶۲	۲۴/۰	۰۰/۰	۰۰/۱	۰۶/۰	۲۱/۹۴
	کنگلو مرا-سنگ آهک	۰۰/۱۲۲۵۶	۲۶/۰	۰۰/۰	۰۰/۱	۰۶/۰	۲۱/۹۴
	مارن خاکستری	۰۰/۸۵	۰۰/۰	۰۰/۰	۰۰/۱	۰۶/۰	۲۳/۹۴
	توده های خاکستری و قهوه ای با ماسه سنگ	۰۰/۶۷۴۱۱	۴۴/۱	۰۰/۰	۰۱/۱	۰۶/۰	۱۴/۹۴
انحنای سطح	concave	۰۰/۷۲۹۱۴۱	۰۰/۶	۲۵/۰	۱۴/۱	۳۹/۰	۷۷/۵۰
	flat	۰۰/۱۶۳۰۵۹۷	۰۰/۵۵	۰۱/۱	۹۹/۰	۳۴/۰	۲۲/۲۵
	convex	۰۰/۲۳۱۴۲۰۰	۰۰/۱۰	۲۳/۱	۷۸/۰	۲۷/۰	۰۱/۲۴
شاخص رطوبت توپوگرافی	۶>	۰۰/۲۹۸۰۴۵۶	۷۷/۶۳	۸۸/۰	۲۲/۱	۳۹/۰	۰۳/۲۷
	۱۲ ۶	۰۰/۱۴۴۸۵۶۴	۹۹/۳۰	۳۶/۱	۸۴/۰	۲۷/۰	۷۸/۲۰
	۲۵ ۱۲	۰۰/۲۴۴۹۱۸	۲۴/۵	۳۷/۰	۰۳/۱	۳۳/۰	۱۹/۵۲
NDVI	۰=>	۰۰/۸۳۳	۰۲/۰	۰۰/۰	۰۰/۱	۲۰/۰	۹۰/۷۹
	۰۵/۰-۰	۰۰/۱۲۱۳۸	۲۶/۰	۰۰/۰	۰۰/۱	۲۰/۰	۸۵/۷۹
	۱/۰-۰۵/۰	۰۰/۵۰۲۴۷۵	۷۵/۱۰	۰۰/۱	۰۰/۱	۲۰/۰	۹۲/۲۹
	۵/۰-۱/۰	۰۰/۴۱۵۶۲۱۰	۹۲/۸۸	۰۰/۱	۹۷/۰	۲۰/۰	۴۳/۳۰
	۱-۵/۰	۰۰/۲۲۸۲		۰۰/۰	۰۰/۱	۲۰/۰	۹۰/۷۹

فاکتور	کلاس	تعداد کل پیکسل ها	تعداد آتش سوزی	Bel	Dis	Unc	Plaus*100
شاخص موقعیت توپوگرافی	canyos	۰۰/۲۳۸۱۴۱۷	۹۵/۵۰	۱۰/۱	۹۰/۰	۲۸/۰	۰۵/۶۱
	slopes	۰۰/۲۳۱۸۳۵	۹۶/۴	۵۰/۸	۶۱/۰	۱۹/۰	۸۲/۶-
	ridges	۰۰/۲۰۶۰۶۸۶	۰۹/۴۴	۰۴/۰	۷۵/۱	۵۴/۰	۷۸/۴۵
جهت شیب	شمال	۰۰/۸۸۲	۰۲/۰	۳۹/۴۷۲	۹۱/۰	۱۰/۰	۵۴/۸-
	شمال شرق	۰۰/۵۷۰۴۸۱	۲۱/۱۲	۴۱/۲	۸۰/۰	۰۹/۰	۵۹/۹۰
	شرق	۰۰/۹۵۱۹۱۸	۳۷/۲۰	۳۰/۱	۹۲/۰	۱۰/۰	۵۰/۸۹
	جنوب شرق	۰۰/۴۹۶۲۵۳	۶۲/۱۰	۳۱/۲	۸۴/۰	۰۹/۰	۱۶/۹۰
	جنوب	۰۰/۳۰۴۰۴۱	۵۱/۶	۳۶/۱	۹۸/۰	۱۱/۰	۹۱/۸۸
	جنوب غرب	۰۰/۵۶۶۳۰۶	۱۲/۱۲	۱۶/۰	۱۲/۱	۱۲/۰	۶۰/۸۷
	غرب	۰۰/۹۱۷۹۱۷	۶۴/۱۹	۰۰/۰	۲۴/۱	۱۴/۰	۲۱/۸۶
	شمال غرب	۰۰/۵۲۶۳۲۹	۲۶/۱۱	۰۰/۰	۱۳/۱	۱۲/۰	
بدون جهت	۰۰/۳۳۹۸۱۱	۲۷/۷	۰۰/۰	۰۸/۱	۱۲/۰	۰۵/۸۸	
درجه شیب	۵-۰	۰۰/۳۹۳۰۸۰	۴۱/۸	۰۵/۱	۰۰/۱	۱۲/۰	۱۸/۷۰
	۱۰ . ۵	۰۰/۷۰۱۵۱۲	۰۱/۱۵	۹۶/۱	۸۳/۰	۱۰/۰	۱۴/۵۷
	۱۵ . ۱۰	۰۰/۸۱۰۸۵۲	۳۵/۱۷	۵۳/۱	۸۹/۰	۱۱/۰	۵۹/۶۳
	۲۵-۱۵	۰۰/۱۴۹۶۳۵۶	۰۱/۳۲	۷۷/۰	۱۱/۱	۱۴/۰	۴۵/۷۳
	۳۵-۲۵	۰۰/۸۵۷۲۸۸	۳۴/۱۸	۴۸/۰	۱۲/۱	۱۴/۰	۰۹/۷۸
	۵۰-۳۵	۰۰/۳۷۰۱۴۲	۹۲/۷	۲۵/۰	۰۶/۱	۱۳/۰	۶۱/۸۲
	۷۵-۵۰	۰۰/۴۴۷۰۶	۹۶/۰	۰۰/۰	۰۱/۱	۱۳/۰	۴۱/۸۷
	۷۵<	۰۰/۲	۰۰/۰	۰۰/۰	۰۰/۱	۱۲/۰	۵۳/۸۷



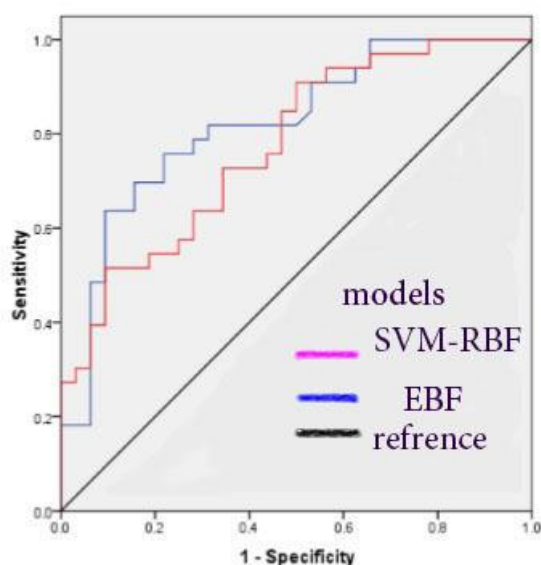
شکل ۵- نقشه نهایی پهنه‌بندی خطر آتش‌سوزی با تابع شواهد قطعی



شکل ۶- نقشه حساسیت آتش‌سوزی با مدل ماشین بردار پشتیبان

جدول ۳- نتایج ارزیابی مدل تابع شواهد قطعی و ماشین بردار پشتیبان

سطح اطمینان ۹۵ درصدی		معناداری سطح	خطای انحراف معیار	مساحت زیر منحنی ROC	مدل های حساسیت برای آتش- سوزی
باند بالا	باند پایین				
۰/۹۲۱	۰/۷۱۸	۰/۰۰۰	۰/۰۵۳	۰/۸۳	ماشین بردار پشتیبان
۰/۸۸۳	۰/۶۶۱	۰/۰۰۰	۰/۰۵۵	۰/۷۷۲	تابع شواهد قطعی



شکل ۷- منحنی تشخیص عملکرد نسبی به منظور ارزیابی مدل های ماشین بردار پشتیبان و تابع شواهد قطعی

نتایج اعتبارسنجی مدل:

آموزشی استفاده می‌کند نشان می‌دهد که مدل به خوبی با مجموعه داده‌های آموزشی متناسب است. در حالیکه میزان پیش‌بینی از مجموعه داده‌های اعتبارسنجی استفاده می‌کند و توضیح می‌دهد که مدل به خوبی احتمال کلی وقوع آتش‌سوزی را در منطقه مورد مطالعه پیش‌بینی می‌کند. شکل‌های ۵ و ۶ (نقشه حساسیت آتش‌سوزی) تراکم آتش را در ۴ طبقه حساسیت آتش‌سوزی نشان می‌دهند. تراکم آتش نشان‌دهنده نسبت بین تعداد یکس‌های آتش و تعداد یکس‌ها در هر کلاس است. بالاترین مقدار تراکم برای سطوح احتمال بسیار بالا است که به دنبال آن احتمال زیاد، احتمال متوسط و احتمال کم است.

بحث

جهت شیب تأثیر قابل توجهی بر شرایط محلی مانند در

منحنی ROC یک روش مفید است که در حال حاضر به‌عنوان یک معیار عملکرد برای ارزیابی مدل سازی در این تحقیق استفاده شد. این روش یک نمایش گرافیکی از میزان حساسیت در برابر ویژگی ۱۰۰ برای هر رویکرد مدل‌سازی است. بهترین منحنی ROC از نقطه (۱ و ۰) می‌گذرد و مساحت زیر منحنی AUC است که نشان‌دهنده ویژگی ۱۰۰ درصد عدم وجود تشخیص‌های مثبت کاذب، نسبت عدم آتش‌سوزی به درستی پیش‌بینی شده است و حساسیت ۱۰۰ درصد عدم منفی کاذب، نسبت آتش به درستی پیش‌بینی شده است. مدل‌های عالی مقادیر AUC بیشتر از ۰/۹ (۹۰ درصد) دارند و مدل‌های خوب مقادیر AUC بیشتر از ۰/۷ (۷۰ درصد) دارند (Hosmer et al., 2013). نرخ موفقیت منحنی ROC که از مجموعه داده‌های

این یافته پژوهش توسط مطالعات Pourghasemi و همکاران (۲۰۱۶) و Pourtaghi و همکاران (۲۰۱۵) تأیید شده است، البته احتمال وقوع آتش‌سوزی در دامنه‌های مقعر بالاتر بود. این احتمال مربوط به تأثیر غالب ویژگی‌های دیگر توپوگرافی در منطقه مورد مطالعه است (Parisien et al., 2012). برای شاخص موقعیت توپوگرافی، بیش‌ترین آتش‌سوزی در دره‌های تنگ رخ داده است. Agee و همکاران (۲۰۰۰) گزارش مشابهی دادند که بیش‌ترین انحنا در امتداد جاده‌ها و دره‌های باریک است. به طوری که بالاترین احتمال وقوع آتش‌سوزی در شاخص رطوبت توپوگرافی کم‌تر از ۱۲ با ارزش $Bel = 0.521$ و $Dis = 0.271$ رخ داد. به‌طور کلی برای شاخص رطوبت توپوگرافی، مقادیر باور نشان می‌دهد که وقتی شاخص رطوبت افزایش یافته، احتمال آتش‌سوزی افزایش می‌یابد. البته درجه باور برای تیپ‌های گیاهی مترکم بیش‌تر بود. برای فاکتور NDVI بیش‌ترین ارزش $Bel = 0.5$ و $Dis = 0.201$ در کلاسه 0.1 تا 0.5 واقع شده است. بیش‌ترین آتش‌سوزی در قسمت جنگلی مترکم رخ داده است. سابقه وقوع آتش‌سوزی برای طبقه‌های مختلف کاربری اراضی نشان می‌دهد که بیش‌تر آتش‌سوزی‌ها به‌طور منظم در اراضی کشاورزی و باغی رخ داده است. در منطقه مورد مطالعه معمولاً آتش‌سوزی‌ها به‌منظور حذف علف‌های هرز و درختچه‌ها از مزارع اتفاق می‌افتد. علاوه بر این بسیاری از آتش‌سوزی‌ها به‌دلیل درگیری طایفه‌ای و یا گسترش زمین‌های کشاورزی در جنگل به‌وجود می‌آید. تغییر کاربری اراضی به زمین‌های کشاورزی و باغ و بهره‌برداری از محصولات فرعی جنگل، روند احتمال ایجاد آتش‌سوزی را در فاصله‌های نزدیک مناطق مسکونی افزایش داده است. با توجه به تجزیه و تحلیل مقادیر $Bel = 0.333$ و $Dis = 0.17$ برای فاصله از روستا، احتمال بالقوه آتش‌سوزی جنگل در کلاس کم‌تر از ۱۰۰۰ متر بیش‌تر است. این نتایج توسط یافته‌های قبلی نیز تأیید شد (Jafarri et al., 2017). وقوع آتش‌سوزی با فاصله از روستا نسبت عکس دارد. احتمال آتش‌سوزی در مناطق با فاصله کم‌تر از ۵۰۰ متر از جاده با توجه به تعداد آتش‌سوزی رخ داده در واحد سطح و ارزش باور و عدم باور، نشان می‌دهد که نسبت عکس بین فاصله از جاده و وقوع آتش‌سوزی وجود دارد. در

معرض قرار گرفتن نور خورشید، جهت باد غالب، مقدار بارندگی، بادهای خشک و ساختار مورفولوژی که با شرایط آتش همبستگی دارد (Adab et al., 2013; Chen et al., 2015; de Vasconcelos et al., 2001; Jafarri et al., 2017). در رابطه با جهت شیب در منطقه مورد مطالعه، کلاس شمال شرق دارای بیش‌ترین وقوع آتش‌سوزی بود. رابطه بین وقوع آتش‌سوزی و ارتفاع نشان می‌دهد که احتمال وقوع آتش‌سوزی در ارتفاعات میانی بیشتر است و این به دلیل این است که ارتفاع از سطح دریا در این شهرستان بالاست و ارتفاعات ۲۰۰۰-۲۵۰۰ منطقه بیش‌ترین وقوع آتش‌سوزی را داشته است. این نتیجه توسط یافته‌های قبلی تأیید شده است، با توجه به شرایط و موقعیت منطقه مورد مطالعه و اینکه بیشتر سطح این منطقه در ارتفاعات میانی و ۲۰۰۰-۲۵۰۰ متر واقع شده است به همین دلیل در معرض وقوع آتش‌سوزی ناشی از فعالیت‌های شدید انسانی (Guo et al., 2016; Oliveira et al., 2012; Syphard et al., 2008) و شرایط آب و هوایی، رطوبت خاک و پوشش گیاهی است (Adab et al., 2013; Chuvieco et al., 1999) و رطوبت و دما تأثیر بیش‌تری بر آتش‌سوزی در مناطق مرتفع نسبت به مناطق پایین‌تر دارند (Hernandez-Leal et al., 2006). در ارتفاعات میانی منطقه مورد مطالعه دمای تراکم جمعیت بالاتر است و همین امر این ارتفاعات را مستعد آتش‌سوزی می‌کند. در منطقه مورد مطالعه بیش‌ترین آتش‌سوزی در طبقه شیب بالا رخ داده است. Somashekar و همکاران (۲۰۰۹)، Dong و همکاران (۲۰۰۹) و دانگی و همکاران (۲۰۰۵) نتایج مشابهی را ارائه کردند. آتش‌سوزی با سرعت بالا بیش‌تر به سمت بالا و با سرعت کمتر از سرایشی پایین می‌آید (Kushla & W.J., 1997). سرعت پخش ممکن است روی شیب‌های تندتر افزایش یابد و فرایند انتقال حرارت را می‌توان با افزایش دما افزایش داد. Geravand و همکاران (۲۰۱۲) متغیر شیب در صورت وجود شرایط دیگر (پوشش گیاهی، رطوبت و گرما) را باعث گسترش آتش‌سوزی به طرف شیب‌های بالاتر می‌دانند، به طوری که سرعت آتش‌سوزی با هر ۱۰ درجه افزایش شیب ۲ برابر می‌شود (Zeng et al., 2003). بیش‌ترین میزان آتش‌سوزی برای انحناء سطح با یک مقدار باور بالا و عدم باور برای حالت مقعر رخ داده است.

است برخی از متغیرها در طول محاسبات نادیده گرفته شود، که می تواند کیفیت مدل پیش بینی و اطمینان مدل را کاهش دهد (Jafarri et al., 2017). نتایج اعتبارسنجی و تطابق بیش از ۸۳ درصدی سطح زیرمنحنی ROC برای مدل سازی با ماشین بردار پشتیبان داده های پیش بینی شده برای مناطق در معرض خطر در نقشه احتمال آتش سوزی با داده های واقعی آتش سوزی و ۷۲/۲ درصدی برای تابع شواهد قطعی نشان می دهد که این روش های مدل سازی برای تهیه نقشه های پیش بینی آتش سوزی مناسب می باشند. در این تحقیق و در منطقه مورد مطالعه مدل سازی آتش سوزی با مدل ماشین بردار پشتیبان صحت بیشتری داشت. با توجه به حساسیت جنگل های منطقه و افزایش بحران آتش سوزی این جنگل ها توجه به مسئله آتش سوزی در کنار سایر عوامل به عنوان یک عامل دائمی تخریب امری ضروری است. البته بیشترین اهمیت مسئله آتش سوزی برنامه ریزی های مربوط به کنترل و بحران این پدیده است. بنابراین تهیه نقشه مناطق مستعد به آتش سوزی به عنوان گامی مؤثر در کمک به مدیران و حافظان جنگل برای برنامه ریزی و اجرای اقدامات پیشگیرانه لازم در مناطق حساس و پرخطر بسیار مفید و کمک کننده است.

منابع مورد استفاده

- Adab, H., Kanniah, K.D. and Solaimani, K. 2013. Modeling forest fire risk in the northeast of Iran using remote sensing and GIS techniques, *Natural hazards*, 65(3):1723-1743.
- Agee, J.K., Bahro, B., Finney, M.A., Omi, P.N., Sapsis, D.B., Skinner, C.N., Van Wagendonk, J.W. and Weatherspoon, C.P. 2000. The use of shaded fuelbreaks in landscape fire management. *Forest ecology and management*, 127(1-3): 55-66.
- Bahery, H., Ghods Khah, M. and Pour Babaii, H. 2018. Long-term effects of wildfire on wood species composition and natural regeneration in Hyrcanian forests (Case study, Lesakoti forest of Tonekabon, Mazandaran State). *Ecology of Iranian Forests*, 9(5): 37-46.
- Banjeshafiee, A. and Beigi, H. 2014. Evaluation of Fuzzy Linear Combination Method for Forest Fire Risk Mapping (Case Study: Sardasht Forest, West Azarbaijan) (Case study: Sardasht Forest, West Azarbaijan). *Science and Technology Researches for Wood and Forest*, 23(3).

پژوهش انجام شده توسط Eskandari و همکاران (۲۰۱۲) نیز بیشتر آتش سوزی ها در جنگل ها، نزدیک جاده ها مشاهده شده است. بالاترین ارزش باور در فاصله کمتر از ۳۰۰۰ متر از رودخانه با $Bel = 0.275$ و $Dis = 0.238$ است و بیشترین وقوع آتش سوزی در فواصل بیش تر از رودخانه رخ داده است. متغیرهای مجاورت از طریق مستقیم (نزدیکی به جاده ها، روستاها) و یا به طور غیرمستقیم (نزدیکی به رودخانه ها)، فرصت های قابل توجهی را برای مردم برای تغییر رژیم های آتش سوزی به روش های مختلف، از طریق تغییر نوع سوخت، اصلاح سوخت، ساختار و تداوم و آتش زدن جنگل و دیگر مناطق گیاهی در فصل های مختلف و در شرایط مختلف آب و هوایی به طور طبیعی ایجاد می کند (Adab et al., 2013; Bowman et al., 2011; Jafarri et al., 2017). جوی تنها عامل ایجاد آتش سوزی نیست بلکه شرایط را برای عوامل دیگری مانند عوامل انسانی برای آتش سوزی مهیا می کند. بیشترین آتش سوزی در طبقه بارندگی با میزان ۶۰۰-۸۵۰ میلی متر با توجه به تعداد آتش سوزی ها نسبت به سطح و Bel و Dis رخ داده است. در این تحقیق مشاهده شد با کاهش بارندگی، احتمال وقوع آتش سوزی افزایش می یابد. Flannigan و Haar (۱۹۸۶) گزارش کردند که بارش در فصل رشد گیاهان عامل بروز آتش سوزی است. Johnson و همکاران (۱۹۹۸) گزارش کردند که رابطه معکوس بین منطقه سوخته شده و بارندگی وجود دارد. نتایج Rahimi و Esmaili (۲۰۱۰) در منطقه مریوان استان کردستان نتایج به دست آمده را وابستگی بین فعالیت های شدید انسانی و افزایش احتمال آتش سوزی نشان داد. نتایج نشان داد که به کارگیری فاکتورهای مذکور در برآورد حساسیت آتش سوزی مؤثر است.

سطح احتمالی که در این مطالعه با توجه به آتش سوزی های قبلی بدست آمده نشان دهنده این است که مدل های تابع شواهد قطعی و ماشین بردار پشتیبان قابلیت پیش بینی احتمال وقوع آتش سوزی را دارند.

با توجه به نتایج اعتبارسنجی مدل، نکته اصلی ضعف این مدل غفلت از رابطه بین متغیرهای پیش بینی کننده است که می توانند بر روی هم اثر گذار باشند در این شرایط ممکن

- vector machine classification and validation of cancer tissue samples using microarray expression data. *16(10): 906-914.*
- Geravand, S., YarAli, N.B. and Sadeghi, H.A. 2012. Spatial pattern and risk map of fire in natural lands of Lorestan province. *Forest and Poplar Research of Iran, 21(2).*
- Guo, F., Wang, G., Su, Z., Liang, H., Wang, W. and Lin F.E.A. 2016. What drives forest fire in Fujian, China? Evidence from logistic regression and Random Forests. *International Journal of Wildland Fire, 25(5): 505-519.*
- Hernandez-Leal, P., Arbelo, M. and Gonzalez-Calvo, A. 2006. Fire risk assessment using satellite data. *Advances in Space research, 37(4):741-746.*
- Hosmer Jr, D.W., Lemeshow, S. and Sturdivant, R.X. 2013. *Applied logistic regression (Vol. 398).* John Wiley & Sons.
- Izmailov, R., Vapnik, V. and Vashist, A. 2013. *Multidimensional splines with infinite number of knots as SVM kernels.* Paper presented at the The 2013 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN).
- Jaafari, A. and Pourghasemi, H. R. 2019. Factors Influencing Regional-Scale Wildfire Probability in Iran: An Application of Random Forest and Support Vector Machine. In *Spatial Modeling in GIS and R for Earth and Environmental Sciences, 607-619.*
- Jafarri, A., Rezaeian, J. and Omrani, M. S.O. 2017. Spatial prediction of slope failures in support of forestry operations safety. *Croatian Journal of Forest Engineering: Journal for Theory and Application of Forestry Engineering, 38(1).*
- Jaiswal, R.K., Mukherjee, S., Raju, K.D. and Saxena, R. 2002. Forest fire risk zone mapping from satellite imagery and GIS. *International Journal of Applied Earth Observation Geoinformation, 4(1): 1-10.*
- Jazirehi, M. and Ebrahimi Rastaghi, M. 2004. *Silviculture of Zagros forests, Tehran University Press, 560p (In Persian).*
- Jenness. 2002. Surface areas and ratios from elevation grid (surgrids. avx) extension for ArcView 3. x, v. 1.2. Jenness Enterprises.
- Johnson, E., Miyanishi, K. and Weir, J. 1998. Wildfires in the western Canadian boreal forest: landscape patterns and ecosystem management. *Journal of Vegetation Science, 9(4): 603-610.*
- Kushla, J.D. and W.J.R. 1997. The role of terrain in a fire mosaic of a temperate coniferous forest. *Forest Ecology and Management, 95(2).*
- Leuenberger, M., Parente, J., Tonini, M., Pereira, M.G. and Kanevski, M. 2018. Wildfire susceptibility mapping: Deterministic vs. stochastic approaches. *Environmental Modelling & Software, 101.*
- Li, R. and Wang, N.J.S. 2019. Landslide susceptibility mapping for the Muchuan county (China): A
- Bowman, D.M., Balch, J., Artaxo, P., Bond, W.J., Cochrane, M.A., D'antonio, C.M., DeFries, R., Johnston, F.H., Keeley, J.E., Krawchuk, M.A. and Kull, C.A. 2011. The human dimension of fire regimes on Earth. *Journal of biogeography, 38(12): 2223-2236.*
- Carranza, E.J.M. and de Palomera, R.A. 2005. Evidential belief mapping of epithermal gold potential in the Deseado massif, Santa Cruz Province, Argentina. In *Actas del XVI congreso geologico Argentino, 19-23 September 2005, La Plata. La Plata: Instituto de Recursos Minerales (INREMI) 2005, 451-458.*
- Carranza, E.J.M., Van Ruitenbeek, F.J.A., Hecker, C., van der Meijde, M. and van der Meer, F.D. 2008. Knowledge-guided data-driven evidential belief modeling of mineral prospectivity in Cabo de Gata, SE Spain. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 10(3): 374-387.*
- Chen, F., Du, Y., Niu, S. and Zhao, J. 2015. Modeling forest lightning fire occurrence in the Daxinganling Mountains of Northeastern China with MAXENT. *Forests, 6(5): 1422-1438.*
- Cortez, P. and Morais, A.d.J. R. 2007. A data mining approach to predict forest fires using meteorological data. Paper presented at the Associação Portuguesa para a Inteligência Artificial (APPIA), Portugal.
- de Vasconcelos, M.P., Silva, S., Tome, M. and Alvim, M. 2001. Spatial prediction of fire ignition probabilities: comparing logistic regression and neural networks. *Photogrammetric engineering and remote sensing, 67(1): 73-81.*
- Dong, X., Li-min, D., Guo-fan, S., Lei, T. and Hui, W. 2005. Forest fire risk zone mapping from satellite images and GIS for Baihe Forestry Bureau, Jilin, China. *Journal of forestry research, 16(3):169-174.*
- Ebrahimi, H. 2016. Modeling the areas prone to fire using the maximum disruption model under the WebGIS system Case Study: Forests and Rangelands of East Azarbaijan Province. State - Ministry of Science, Research, Technology - Tabriz University - Faculty of Geography.
- Ercanoglu, M. and Gokceoglu, C. 2002. Assessment of landslide susceptibility for a landslide-prone area (north of Yenice, NW Turkey) by fuzzy approach. *Environmental geology, 41(6).*
- Eskandari, S., Oladi, J., Jalilvand, H. and MH, S. 2012. Modeling and forecasting the risk of fire in forests the third section is used by the Geographic Information System (GIS). *Thghighat Jangal va Senobar Iran, 21(2).*
- Flannigan, M.D. and Haar, T.V. 1986. Forest fire monitoring using NOAA satellite AVHRR. *Canadian Journal of Forest Research, 16(5): 975-982.*
- Furey, T.S., Cristianini, N., Duffy, N., Bednarski, D.W., Schummer, M. and Haussler, D.J.B. 2000. Support

- and Air Modeling.
- Sadeghi Far, M., Beheshti Al Agha, A. and Pour Reza, M. 2017. Variability of Soil Nutrients and Aggregate Stability at Different Post-Fire Times in Zagros Forests (Case Study, Paveh forest). *Ecology of Iranian Forests*, 8(4): 19-27 (In Persian).
- Sakr, G.E., Elhajj, I.H., Mitri, G. and Wejinya, U.C. 2010. Artificial intelligence for forest fire prediction. Paper presented at the International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics.
- Samantarai, S., Nag, A., Singh, N., Dash, D., Basak, A., Nando, G.B. and Das, N.C. 2019. Chemical modification of nitrile rubber in the latex stage by functionalizing phosphorylated cardanol prepolymer: A bio-based plasticizer and a renewable resource. *Journal of Elastomers Plastics*, 51(2): 99-129.
- Somashekar, R., Ravikumar, P., Kumar, C.M., Prakash, K. and Nagaraja, B. 2009. Burnt area mapping of Bandipur National Park, India using IRS 1C/1D LISS III data. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 37(1): 37-50.
- Syphard, A.D., Radeloff, V.C., Keuler, N.S., Taylor, R.S., Hawbaker, T.J., Stewart, S.I. and Clayton, M.K. 2008. Predicting spatial patterns of fire on a southern California landscape. *International Journal of Wildland Fire*, 17(5): 602-613.
- Thach, N.N., Ngo, D.B.T., Xuan-Canh, P., Hong-Thi, N., Thi, B.H., Nhat-Duc, H. and Dieu, T.B. 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.
- Vasilakos, C., Kalabokidis, K., Hatzopoulos, J. and Matsinos, I. 2009. Identifying wildland fire ignition factors through sensitivity analysis of a neural network. *J Natural hazards*, 50(1): 125-143.
- Weise, D.R. and Biging, G.S. 1997. A qualitative comparison of fire spread models incorporating wind and slope effects. *Forest Science*, 43(2).
- Wijayanto, A.K., Sani, O., Kartika, N.D. and Herdiyeni, Y. 2017. Classification model for forest fire hotspot occurrences prediction using ANFIS algorithm. Paper presented at the In IOP Conference Series: Earth and Environmental Science.
- Yosefi, M. and Rahimian, J. 2013. Forests of Kohgiluyeh and Boyer-Ahmad province. Shiraz., Rayehe honar pars. (In Persian): Rayehe honar pars.
- Zeng, T., Hudson, J., Kay, S., Laginestra, E. and Authority, S.O.P. 2003. A fuzzy GIS approach to fire risk assessment: a case study of Sydney Olympic Park, Australia. Paper presented at the Spatial Sciences Conferences.
- comparison between bivariate statistical models (woe, ebf, and ioe) and their ensembles with logistic regression. 11(6), 762.
- Maghsoudi, M. and Rahmati, M. 2018. Gemorphsites Assessment of Lorestan province in Iran by comparing of zouros and comanescu's methods (case study: Poldokhtar area, Iran). *GeoJournal of Tourism and Geosites*, 21(1): 226p (In Persian).
- Nami, M., Jaafari, A., Fallah, M. and Nabiuni, S. 2018. Spatial prediction of wildfire probability in the Hyrcanian ecoregion using evidential belief function model and GIS. *International journal of Environmental Science Technology*, 15(2): 373-384.
- Oliveira, S., Oehler, F., San-Miguel-Ayanz, J., Camia, A. and Pereira, J.M. 2012. Modeling spatial patterns of fire occurrence in Mediterranean Europe using Multiple Regression and Random Forest. *Journal of Forest Ecology Management*, 275: 117-129.
- Parisien, M.A., Snetsinger, S., Greenberg, J.A., Nelson, C.R., Schoennagel, T., Dobrowski, S.Z. and Moritz, M.A. 2012. Spatial variability in wildfire probability across the western United States. *International Journal of Wildland Fire*, 21(4): 313-327.
- Pourghasemi, H.R., Beheshtirad, M. and Pradhan. 2016. A comparative assessment of prediction capabilities of modified analytical hierarchy process (M-AHP) and Mamdani fuzzy logic models using Netcad-GIS for forest fire susceptibility mapping. *Geomatics, Natural Hazards*, 7(2): 861-885.
- Pourghasemi, H.R., Jirandeh, A.G., Pradhan, B., Xu, C. and Gokceoglu, C.J.J.o.E.S.S. 2013. Landslide susceptibility mapping using support vector machine and GIS at the Golestan Province, Iran. 122(2): 349-369.
- Pourtaghi, Z.S., Pourghasemi, H.R., Aretano, R. and Semeraro, T. 2016. Investigation of general indicators influencing on forest fire and its susceptibility modeling using different data mining techniques. *Ecological indicators*, 64: 72-84.
- Pourtaghi, Z.S., Pourghasemi, H.R., and Rossi, M. 2015. Forest fire susceptibility mapping in the Minudasht forests, Golestan province, Iran. *Environmental earth sciences*, 73(4): 1515-1533.
- Pradhan, B., Abokharima, M.H., Jebur, M.N. and Tehrany, M.S. 2014. Land subsidence susceptibility mapping at Kinta Valley (Malaysia) using the evidential belief function model in GIS. *Natural hazards*, 73(2).
- Rahimi, I., Esmaili, A., Tafiqi, A. and Mahmoudi, F. 2010. Modeling the effects of vegetation on the potential of forest fires Forests using remote sensing technology and satellite images of the MODIS sensor Case study of Marivan forests. Paper presented at the First International Conference on Plant, Water, Soil

Zoning and Investigation of Factors Affecting Forest Fire Using Evidential Belief Function Algorithm and Support Vector Machine in Boyer Ahmad City

M. Bazyar^{1*}, J. Oladi Ghadikolaii², H.R. Pourghasemi³ and M.R. Serajyan maralan⁴

1* - Corresponding autor, Forestry Department, Faculty of Natural Resources, Agricultural and Natural Resources University of Sari, Sari, Iran
Email: Mozghan.bazyar@yahoo.com

2- Forestry Department, Faculty of Natural Resources, Agricultural and Natural Resources University of Sari, Sari, Iran

3- Department of Natural Resources and Environment, Faculty of Agriculture, Shiraz University, Shiraz, Iran

4- Mapping Department, Faculty of Mapping, University of Tehran, Tehran, Iran

Received: 06.12.2019

Accepted: 10.03.2020

Abstract

To determine the spatial pattern of the probability of fire in the forests of Boyerahmad city, Belife evidence function models and support vector machines were used. First of all, 145 past fire positions were reported, MODIS data and field surveys were recorded using GPS, of which 70% were used for modeling and 30% for model validation. Next, 15 factors (altitude, slope gradient, slope direction, topographic position index, topographic moisture index, surface curvature, distance from village, distance from river, distance from road, geological formations, NDVI, land use, evapotranspiration annual, annual rainfall and annual temperature) were selected to assess the fire risk and maps were prepared. After performing a linear test between the independent variables, the Belife evidence function and the support vector machine models based on the relationship between the occurrence of the fire occurrence and the predictor variables were used to create the fire zoning map. Also, past fire locations were identified and 70% of the collected data were used as training data for modeling and 30% for model validation. The results of the fire map study showed that areas with very high sensitivity cover 40% of the region. Also, the validation of the performance of the Belife evidence function models showed that the area under the curve was equal to 72.2% and the support vector machine with the area below the curve was 83%. Prediction. Therefore, the results of the current research can be used to plan and manage future fire hazards in the study area.

Key Words: Spatial modeling of fire fighting, Evidential Belief Function, variables, Support Vector Machine, Boyer Ahmad city.