پهنه‌بندی ریسک آتش‌سوزی مناطق جنگلی با استفاده از روش تلفیقی شبکه عصبی مصنوعی و سیستم اطلاعات مکانی (مطالعه موردی: منطقهٔ حفاظت شدهٔ شیمبار، استان خوزستان)

نفیسه صالحی: *دانشجوی دکتری گروه محیط زیست، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران*
سولماز دشتی*: *دانشیار گروه محیط زیست، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران*
سینا عطار روشن: *استادیار گروه محیط زیست، مرکز تحقیقات گرد و غبار خلیج فارس، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران*
احد نظرپور: *استادیار گروه زمین‌شناسی، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران*
نعمت‌اله جعفرزاده: *استاد تمام، مرکز تحقیقات فناوری‌های محیط زیست، دانشگاه علوم پزشکی جندی‌شاپور اهواز، اهواز، ایران*

نوع مقاله: پژوهشی
تاریخچهٔ مقاله (تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۷/۲۳ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۴/۲۴)

چکیده

بهره‌گیری همزمان از سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS) و روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، همواره نتایج خوبی را در تحقیقات حوضهٔ منابع طبیعی به دنبال داشته‌است. این تحقیق در همین قالب و به منظور اولویت‌بندی عوامل تأثیرگذار بر گسترش حریق و شناسایی مناطق پرخطر در جنگل‌های منطقهٔ حفاظت شدهٔ شیمبار، بر اساس آتش‌سوزی‌های سال‌های ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۷ انجام شد که در این خصوص، شاخص‌هایی برای روش شبکه عصبی مصنوعی در نظر گرفته شد. در پیاده‌سازی روش شبکه عصبی مصنوعی با شاخص‌های مؤثر بر آتش‌سوزی جنگل، به تهیهٔ نقشهٔ پهنه‌بندی خطر آتش‌سوزی با پنج کلاس خطر خیلی کم، خطر کم، خطر متوسط، خطر زیاد، خطر خیلی زیاد با صحت کلی ۰/۸۳ و خطای RMSE برابر با ۰/۷۵ پرداخته شد. نتایج تحقیق نشان داد که بیست درصد مساحت منطقه در طبقهٔ متوسط پتانسیل وقوع آتش‌سوزی، یازده درصد در طبقهٔ زیاد و ده درصد در طبقهٔ خیلی زیاد قرار دارد. همچنین مهم‌ترین متغیرهای مؤثر بر وقوع آتش‌سوزی شامل فاصله از رودخانه، تیپ اراضی، ارتفاع و حداقل دما است. نتیجهٔ پژوهش این است که با توجه به شاخص‌های در نظرگرفته شده، مدل‌های تلفیقی شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و سیستم اطلاعات مکانی، در تهیهٔ نقشهٔ پهنه‌بندی خطر آتش‌سوزی کارایی بالایی دارد و پیشنهاد می‌شود از این مدل‌ها برای پیشگیری، کنترل و مدیریت آتش‌سوزی در سایر نقاط کشور هم در مقیاس وسیع استفاده شود.

واژگان کلیدی: آتش‌سوزی، جنگل، سیستم اطلاعات جغرافیایی، شبکه عصبی مصنوعی، شیمبار.

* نویسندهٔ مسئول: **solmazdashti@gmail.com**

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.13.7]

۱ـ مقدمه

در سطح جهان، جنگل‌ها حدود سی درصد از مساحت زمین را تشکیل می‌دهد، جزء حیاتی بقا و رفاه انسان‌ها به شمار می‌رود و منبع درآمد و معیشت بیش از یک میلیارد نفر در سراسر جهان است (Gyamfi et al, 2021). هزاران سال است که جنگل‌های زمین، به روش‌های مختلف تحت‌تأثیر فعالیت‌های انسانی ـــ که به کاهش مساحت جنگل‌ها منجر می‌شود ــ قرار گرفته‌است؛ به طوری که در حدود ۸۰۰۰ سال پیش، پوشش جنگلی روی زمین حداقل ۶۰۰۰ میلیون هکتار بود؛ در حالی که اینک ۴۰۰۶ میلیون هکتار است (Bölöni et al, 2021). جنگل‌های نزدیک جاده‌ها و رودخانه‌ها نیز مستعد جنگل‌زدایی و آتش‌سوزی است؛ زیرا این مناطق برای کشاورزی و مرتع مناسب است و پروژه‌های شهرک‌سازی روستایی به آتش‌سوزی و جنگل‌زدایی منجر می‌شود (Reis et al, 2021). آتش می‌تواند جنگل را در کوتاه مدت از بین ببرد و موادی را در هوا منتشر سازد که به افزایش غلظت دی‌اکسید کربن و آلودگی هوا منجر شود و برای سلامتی انسان و محیط‌زیست خطرناک باشد (Kadir, 2021) و به عبارتی، به‌عنوان یکی از خطرناک‌ترین «بلایای طبیعی» برای جوامع بشری در نظر گرفته شود (Pausas and Keeley, 2019).

آتش‌سوزی در اکوسیستم‌های طبیعی ایران ـــ که اقلیم و پوشش گیاهی متفاوتی دارد ـــ هرساله به صورت کنترل‌نشده اتفاق می‌افتد و این کشور از نظر وقوع آتش‌سوزی در جنگل، در بین کشورهای خاورمیانه و شمال آفریقا در رتبهٔ چهارم قرار دارد (Naghipoor Borj et al, 2018). در سال ۱۳۹۶، ۲۵۲ مورد آتش‌سوزی با وسعت ۳۰۰۶ هکتار و در سال ۱۳۹۷، ۱۸۷ مورد آتش‌سوزی با وسعت ۲۳۸۵ هکتار در ایران داشته‌ایم (Sabz Ali et al, 2019). جنگل‌های بلوط غرب کشور که در رشته‌کوه زاگرس و در منطقهٔ ایرانی تورانی قرار دارد، از نظر منطقه‌ای و ملی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است و از پیرانشهر در آذربایجان غربی شروع می‌شود، در امتداد رشته‌کوه زاگرس تا اطراف جهرم و فسا در استان فارس ادامه می‌یابد و با بیش از ۵/۵ میلیون هکتار، وسعتی حدود چهل درصد کل جنگل‌های ایران را در برمی‌گیرد. استان خوزستان حدود ۳۳۹۲۰/۸ کیلومتر مربع جنگل و مرتع دارد (Aali Mahmoudi et al, 2013). منطقهٔ کوهستانی شیمبار نیز در همین امتداد قرار دارد و عمدتاً از سازندهای آهکی تشکیل شده و بخش بسیار محدودی از آن را آبرفت پوشانده‌است (Sharafi et al, 2020). پوشش گیاهی منطقهٔ حفاظت شدهٔ شیمبار، از دو بخش پوشش گیاهی تالاب شیمبار ـــ که ترکیبی از گیاهان گوناگون با گونهٔ غالب جاز و پوشش گیاهی کوهستانی منطقه با گونهٔ غالب بلوط ایرانی است ــ تشکیل شده‌است. در این منطقه به دلیل وجود امنیت فوق‌العاده، انواعی از پستانداران وجود دارند که در میان آنها سنجاب ایرانی، سمور، گرگ، گراز و نمس به وفور دیده می‌شود. از پرندگان ساکن در منطقه نیز می‌توان به کبک، تیهو، زنبور خور و دارکوب اشاره کرد (Dinarvand et al, 2018). از سال ۱۳۷۹ تصویب شد که منطقهٔ حفاظت شدهٔ شیمبار، یکی از مناطق چهارگانهٔ تحت مدیریت سازمان حفاظت محیط زیست باشد. دیدگاه مدیریت محیطی بر پایهٔ مدیریت منابع طبیعی بیان می‌کند که بشر به منابع طبیعی نیاز دارد و استفاده از این منابع، طی سالیان طولانی باید میسر شود؛ بنابراین، مدیریت مناطق حفاظت‌شده عاملی کلیدی برای پایداری بلندمدت است (Mohseni et al, 2018).

یکی از مهم‌ترین ابزارهایی که می‌تواند در کنترل آتش‌سوزی جنگل بسیار مفید و کارا باشد، شبیه‌سازی نحوهٔ گسترش آتش‌سوزی است. در واقع می‌توان با شبیه‌سازی مناسب وقوع آتش‌سوزی، به تعیین رفتار آن پرداخت و با

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.13.7]

پیش‌بینی این رفتار، نسبت به اجرای اقدامات لازم برای مقابله با وقوع آتش‌سوزی و پیشروی آن اقدام کرد (Islami et al, 2020). برای گسترش آتش‌سوزی جنگل تاکنون مدل‌های مختلفی توسعه و پیشنهاد شده‌است و این مدل‌ها را می‌توان در چهار گروه مدل‌های نظری، فیزیکی، تجربی و نیمه تجربی تقسیم‌بندی کرد که در این پژوهش از مدل شبکه عصبی مصنوعی ـــ که جزء مدل‌های تجربی است ـــ استفاده می‌شود. اولین کوشش‌ها در شبیه‌سازی، با استفاده از یک مدل منطقی در اوایل دهۀ ۱۹۴۰ توسط وارن مک کلاچ [1] و والتر پیتس [2] انجام شد که امروزه، بلوک اصلی سازندۀ اکثر شبکه‌های عصبی مصنوعی است (Laurent Fast, 2016). علت انتخاب شبکه عصبی مصنوعی، قابلیت آن در برقراری ارتباط بین ورودی و خروجی در پدیده‌های پیچیدۀ غیرخطی، کارایی بالا در پیش‌بینی خطر آتش‌سوزی، مدل‌سازی ارتباط میان تعداد آتش‌سوزی‌ها و شاخص‌های مؤثر بر رخداد آتش‌سوزی است (Islami et & Ouache et al, 2021 al, 200l & Polinova et al, 2019 & Jaafari Goldaraq et al, 2013).

اخیراً با استفاده از شبکه‌های مصنوعی، مطالعات گوناگونی برای پیش‌بینی و هشداردهی خطر آتش‌سوزی در جنگل‌ها صورت گرفته‌است و دقت مدل آنان، عملکرد بالایی را نشان می‌دهد؛ (مانند Dian و همکاران (2021) با R^2 برابر ۹۱ درصد و AUC در فرایند آموزش برابر با ۹۶ درصد، Ouache و همکاران (2021) در فرایند آزمایش با R^2 برابر ۸۵ درصد، Anderson و همکاران (2021) با AUC در فرایند آزمایش برابر با ۸۱ درصد، و Elia و همکارن (2020) در فرایند آزمایش با AUC برابر با ۸۲ درصد و R^2 برابر ۶۸ درصد). همچنین برخی از محققان، تولنایی پیش‌بینی مدل شبکه عصبی را با سایر مدل‌ها مقایسه کردند که نتایج آنان، حاکی از برتری مدل شبکه عصبی نسبت به سایر مدل‌ها بود (Islami et al, 2021 & Vidamansh et al, 2018 & Pahlavani et al, 2018 & Eshaghi and shataee jouibary, 2016 & Kargar and Jafarian, 2016). Islami و همکاران (2021) در مطالعه‌ای با عنوان ارزیابی احتمال وقوع آتش‌سوزی جنگل با استفاده از مدل دانگ، شبکه عصبی مصنوعی و نزدیک‌ترین همسایه‌ها در حوضۀ بابلرود نشان دادند که نتایج شبکه عصبی نسبت به دو مدل دیگر قابل اطمینان‌تر بود. متغیرهای مؤثر بر وقوع آتش‌سوزی نیز شامل دما، بارندگی و فاصله از مناطق مسکونی بود و حدود ۳۵ درصد از سطح منطقۀ مورد مطالعه نیز پتانسیل وقوع آتش‌سوزی طبقۀ خیلی زیاد و زیاد داشت. نتایج مطالعۀ Pahlavani و همکاران (2018) با عنوان پیش‌بینی گسترش آتش‌سوزی جنگل با استفاده از اتوماتای سلولی و شبکه عصبی مصنوعی نشان داد که الگوریتم مورد استفاده برای شبیه‌سازی توسعۀ آتش‌سوزی جنگل، توانسته‌است دقت شبیه‌سازی را افزایش دهد و نتایج شبیه‌سازی با واقعیت موجود انطباق بیشتری یابد. Vidamnsh و همکاران (2019) با مقایسۀ قابلیت کاربرد دو روش رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی در پهنه‌بندی حساسیت آتش‌سوزی عرصه‌های جنگلی و مرتعی در استان مازندران نشان داد که روش شبکه عصبی با ۸۸ درصد، نسبت به روش رگرسیون لجستیک با حدود ۸۵ درصد تشخیص بالاتری برای نمایش مناطق با حساسیت بالا داشت. ضریب همبستگی بین دو روش نیز نشان داد که ۹۷ درصد پهنه‌های حساسیت در دو روش نسبت به هم یکسان بود. همچنین ۲۱ درصد از مساحت کل استان مازندران، در پهنه‌هایی با حساسیت بالا و بسیار بالا به آتش‌سوزی جنگل و مراتع قرار داشت. Kargar and Jafarian (2016)، به مقایسۀ مدل‌های شبکه

[1] Warren mcculloch
[2] Walter Pitts

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.13.7]

عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی در پیش‌بینی وقوع آتش‌سوزی جنگل و مراتع استان مازندران پرداختند که نتایج حاکی از توانایی شبکه عصبی در پیش‌بینی وقوع آتش‌سوزی بود. همچنین این مدل شبکه عصبی می‌تواند ۸۶ درصد تغییرات وقوع آتش‌سوزی در جنگل و مرتع را با استفاده از پارامترهای هواشناسی پیش‌بینی کند. Eshaghi and Shataee Jouibary (2016)، مطالعه‌ای با عنوان تهیهٔ نقشهٔ خطر وقوع آتش‌سوزی با استفاده از الگوریتم‌های ماشین‌بردار پشتیبان، جنگل تصادفی و شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: پارک ملی گلستان در شمال شرقی ایران) انجام دادند. نتایج نشان داد که الگوریتم جنگل تصادفی با صحت کلی ۷۵ درصد، توانست احتمال خطر وقوع آتش‌سوزی را بهتر از سایر الگوریتم‌ها پیش‌بینی کند. همچنین از نظر میزان مطابقت وقوع آتش‌سوزی با نتایج الگوریتم‌ها نیز مشخص شد که همهٔ الگوریتم‌ها توانستند منطقه را از نظر احتمال وقوع آتش‌سوزی به خوبی طبقه‌بندی کنند؛ به طوری که بیش از هشتاد درصد نقاط آتش‌سوزی، در مناطق با کلاسه‌های پرخطر و خطرناک واقع شده‌است.

علاوه براین، تحقیقات دیگری نیز در این خصوص انجام شده که نتایج آنها متفاوت است؛ برای مثال Bem و همکاران (2019) در مطالعه‌ای با عنوان پیش‌بینی آسیب‌پذیری آتش‌سوزی با استفاده از رگرسیون لجستیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی (مطالعه موردی در برزیل) نشان داد که نتایج هر دو مدل عملکرد مشابه و خوبی را نشان داده‌است که در مدل شبکه عصبی مصنوعی در فرایند آزمایش AUC مدل برابر ۰/۷۷ و R^2 برابر ۷۳ درصد بود.

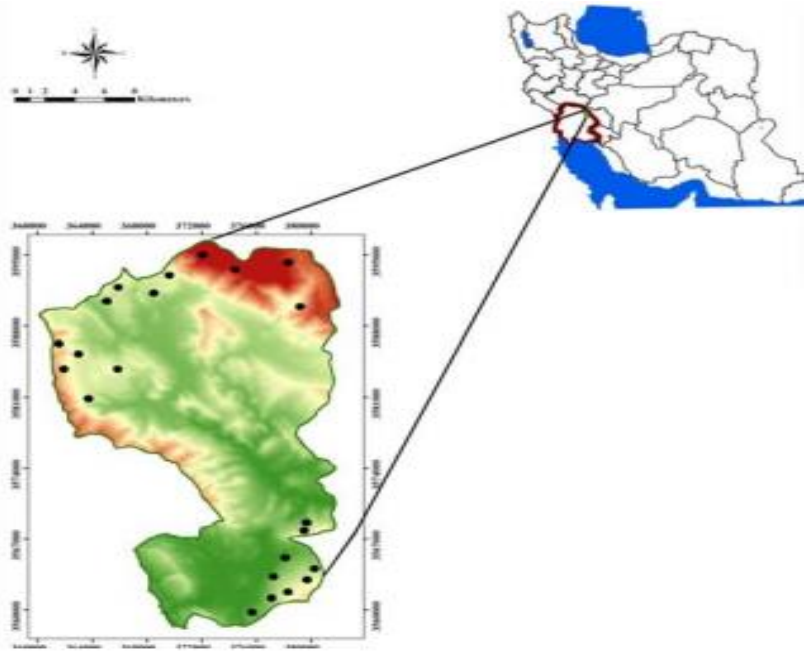
مطالعه‌ای دیگر، توسط puli and Zhao (2020) با عنوان الگوریتم‌های تشخیص آتش‌سوزی بر اساس شبکه‌های عصبی انجام شد. در این پژوهش، سه الگوریتم جدید تشخیص آتش‌سوزی مبتنی بر مدل‌های پیشرفتهٔ شبکه عصبی مصنوعی ارائه شد. Feqhhi و همکاران (2018) نیز پژوهشی با عنوان تهیهٔ نقشهٔ خطر آتش‌سوزی جنگل با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در استان گلستان انجام دادند. براساس یافته‌های این تحقیق، جاده‌های عبوری و کاهش بارندگی اثر فزاینده‌ای بر ایجاد و گسترش آتش‌سوزی داشت. Naghipour Borj (2018) مطالعه‌ای با عنوان مدل‌سازی پیش‌بینی وقوع آتش‌سوزی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در استان اصفهان انجام داد. نتایج این تحقیق نیز نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی (در فرایند آزمایش AUC مدل برابر ۹۲ درصد)، دقت و توان بالایی در پیش‌بینی وقوع آتش‌سوزی داشت و با تکیه بر نتایج آن، بهتر می‌توان این عرصه‌ها را مدیریت کرد.

با توجه به مطالب ذکر شده و وقوع آتش‌سوزی‌های مکرر در جنگل‌های منطقهٔ حفاظت شدهٔ شیمبار (براساس اطلاعات اداره کل منابع‌طبیعی) از یک طرف و اهمیت سیاست‌های عملیاتی مقابله با آتش در این جنگل‌ها از طرف دیگر، لزوم اجرای تحقیقی که به مدل‌سازی گسترش آتش‌سوزی با استفاده از روشی کارآمد بپردازد و به صورت مستقیم از داده‌های محیطی واقعی استفاده کند، امری ضروری به نظر می‌رسد. بنابراین هدف از اجرای این تحقیق، مدل‌سازی و تهیهٔ نقشهٔ خطر وقوع آتش‌سوزی با استفاده از تلفیق مدل شبکه عصبی مصنوعی و سیستم اطلاعات مکانی در جنگل‌های منطقهٔ حفاظت‌شدهٔ شیمبار است؛ به‌طوری که بتوان از این الگو به‌عنوان یک سیستم پشتیبان تصمیم‌گیری برای پیش‌بینی گسترش آتش‌سوزی، اطفای حریق، کنترل بهتر آتش‌سوزی و اختصاص بهینهٔ نیروها و امکانات در مکان‌های مناسب در هنگام آتش‌سوزی استفاده کرد.

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.13.7]

۲ـ منطقهٔ مورد مطالعه

منطقهٔ شیمبار یا شیرین‌بهار، شامل محدوده‌ای در دامنهٔ شمالی دریاچهٔ سد شهید عباسپور در حوضهٔ زاگرسی (ناحیهٔ ایرانی تورانی) است. این منطقه در ۴۵ کیلومتری شمال شرقی مسجدسلیمان و در محدودهٔ بخش اندیکا، بین مختصات جغرافیایی ۳۲ درجه و ۸ دقیقه تا ۳۲ درجه ۲۹ دقیقهٔ عرض شمالی و ۴۹ درجه و ۲۹ دقیقه تا ۴۸ درجه و۴۶ دقیقهٔ طول شرقی قرار دارد (شکل ۱). مساحت این منطقه، ۵۳ هزار هکتار و تغییرات ارتفاعی آن بین ۴۰۰ تا ۳۴۰۰ متر از سطح دریاست (Dinarvand et al, 2018). متوسط بارندگی سالیانهٔ این منطقه در حدود ۸۱۵ میلی‌متر، متوسط درجه حرارت سالیانه برابر با ۲۰/۲۶ درجهٔ سانتیگراد و متوسط تبخیر سالیانه برابر با ۲۵۲۳ میلی‌متر است (Sharafi et al, 2020).



شکل ۱: موقعیت منطقهٔ حفاظت شدهٔ شیمبار در ایران و استان خوزستان

۳ـ مواد و روش

ابتدا مختصات سنوات آتش‌سوزی ــ که بین سال‌های ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۷ اتفاق افتاده بود ــ از ادارهٔ حفاظت محیط‌زیست اندیکا دریافت و نقشهٔ واقعیت زمینی این نقاط تهیه شد. ادارهٔ حفاظت محیط‌زیست اندیکا، در منطقهٔ مورد مطالعه ۷۹ نقطهٔ آتش‌سوزی در نواحی حفاظتی شیمبار ثبت کرده بود که برای آموزش و آزمایش مدل از آنها استفاده شد. اکثر آتش‌سوزی‌ها نیز در اواخر فصل بهار، فصل تابستان و اوایل فصل پاییز رخ داده بود. برای تهیهٔ نقشهٔ پهنه‌بندی خطر آتش‌سوزی، عوامل مؤثر بر وقوع این پدیده در منطقه بر اساس نظر کارشناسان امر و مطالعات پیشین شناسایی شد (جدول ۱). سپس با توجه به این شاخص‌ها، مدل‌سازی و پیش‌بینی خطر احتمال وقوع آتش‌سوزی صورت گرفت و شاخص‌های مورد استفاده، نرمال‌سازی و از نظر ژئومتری یکسان‌سازی شد. برای نرمال‌سازی این شاخص‌ها از روش نسبت فراوانی استفاده شد؛ بدین صورت که با تقسیم حسابی نقاط آتش‌سوزی شده و آتش‌سوزی نشده، از نسبتی که حاصل می‌شود برای نرمال‌سازی استفاده شد. هفتاد درصد از نمونه‌ها به‌عنوان نمونهٔ آموزشی و سی درصد آن برای ارزیابی نتایج در نظر گرفته شد. سپس کارایی مدل با استفاده از معیارهای کمی RMSE و ROC, AUC بررسی شد.

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.13.7]

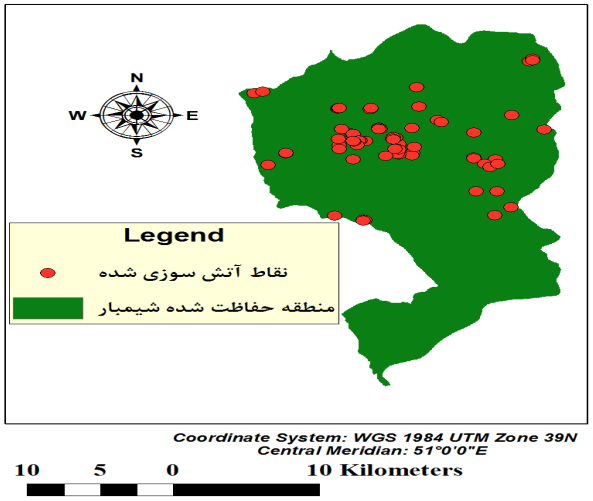
تمامی شاخص‌های مؤثر بر آتش‌سوزی، در قالب فرمت متنی به نرم‌افزار MatLAB R2018b منتقل شد و توسط مدل شبکه عصبی مصنوعی، پیش‌بینی شد. سپس مجدداً نتایج به محیط نرم‌افزار ArcGIS10. 3 منتقل و نقشهٔ نهایی پهنه‌بندی تهیه شد.

جدول ۱: متغیرهای مورد مطالعهٔ تحقیق

(منابع: Goliji et al, 2018 & Feqhhi et al, 2018 & Eskandari and Ovladi Qadiklai, 2017 & Barrosa et al, 2018 & Zhenga et al, 2017 & Kostas, 2013)

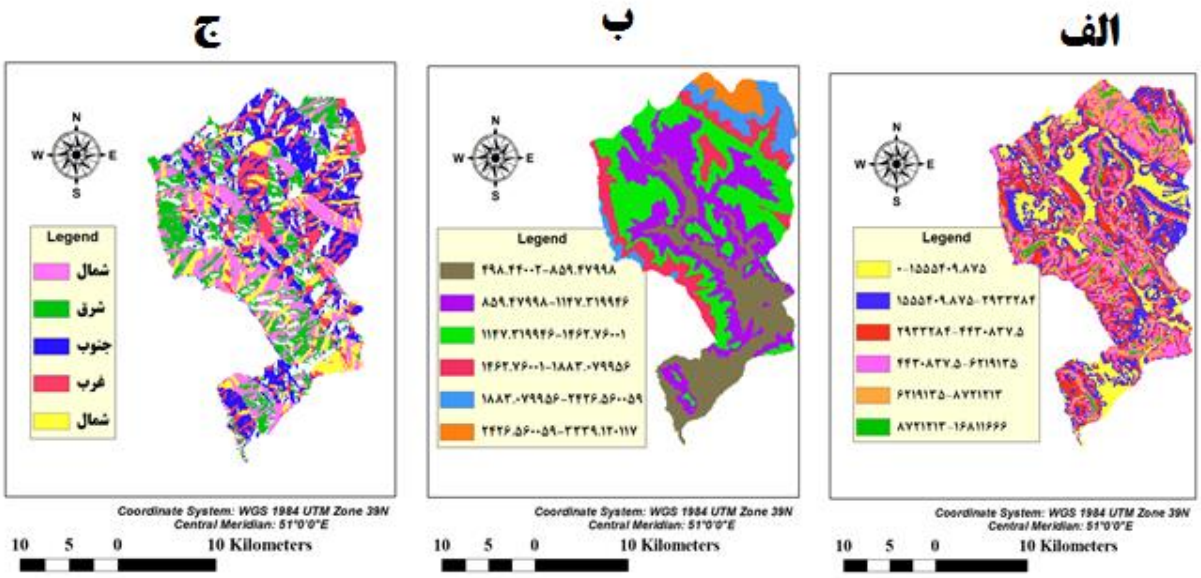
ردیف	متغیرهای مورد مطالعهٔ تحقیق	روش تهیه
۱	مشخصه‌های فیزیوگرافی (شیب، جهت و ارتفاع)	نقشه‌های توپوگرافی ۱:۲۵۰۰۰ و اطلاعات اداره حفاظت محیط زیست اندیکا
۲	مشخصه‌های پوشش گیاهی (نوع پوشش گیاهی، جنس‌خاک، تیپ اراضی، کاربری اراضی و نواحی حفاظتی)	تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ و اطلاعات اداره منابع طبیعی اندیکا
۳	مشخصه‌های اقلیمی (رطوبت نسبی بر حسب درصد، سرعت باد بر حسب متر بر ثانیه، جهت باد، بارندگی بر حسب میلی‌متر، حداکثر دما بر حسب درجهٔ سانتی‌گراد، متوسط دما بر حسب درجهٔ سانتی‌گراد، حداقل دما بر حسب درجهٔ سانتی‌گراد)	آرشیو اداره هواشناسی لالی و استفاده از توابع درون‌یابی در نرم‌افزار ArcGIS
۴	مشخصه‌های انسانی (فاصله از مناطق مسکونی[۱]، فاصله از رودخانه‌ها[۲] و فاصله از جاده‌ها[۳])	۱و۲: اطلاعات اداره حفاظت محیط زیست و اداره منابع طبیعی ۳: تهیه از نرم‌افزار Google earth و استفاده از آنالیز فاصلهٔ اقلیدسی در نرم‌افزار ArcGIS

داده‌های استفاده شده در این تحقیق، شامل داده‌های آتش‌سوزی در سال ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۷ است که نقشه‌های تهیه شدهٔ این پارامترها از قبیل نقشهٔ نقاط آتش‌سوزی شده، مشخصه‌های فیزیولوژی، مشخصه‌های پوشش گیاهی، مشخصه‌های اقلیمی، مشخصه‌های انسانی و تراکم جمعیت با استفاده از سیستم اطلاعات مکانی GIS در شکل‌های ۲ تا ۶ ارائه شده‌است.

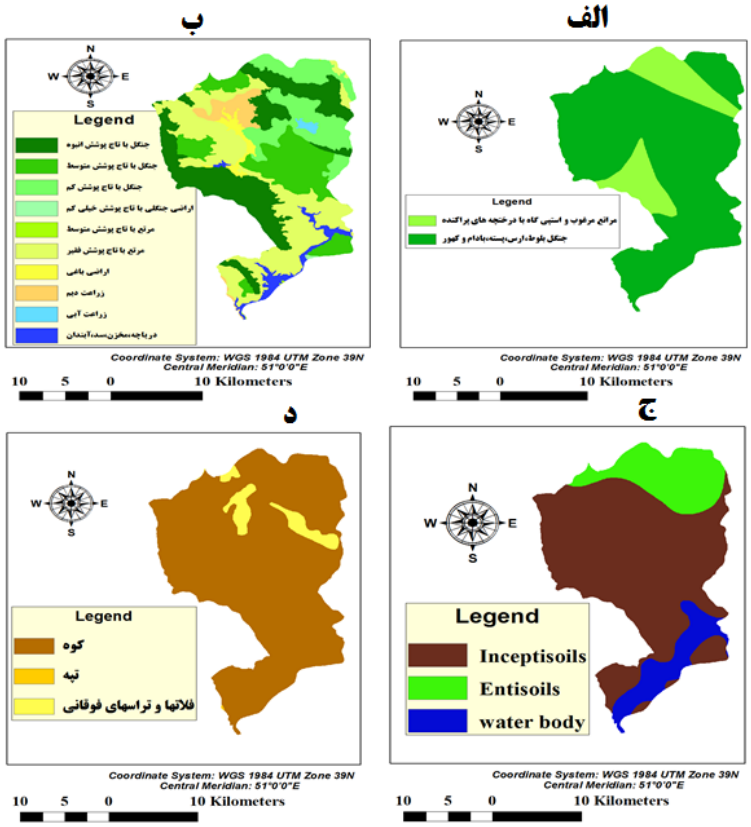


شکل۲: نقشهٔ پراکنش نقاط آتش‌سوزی شده

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.13.7]

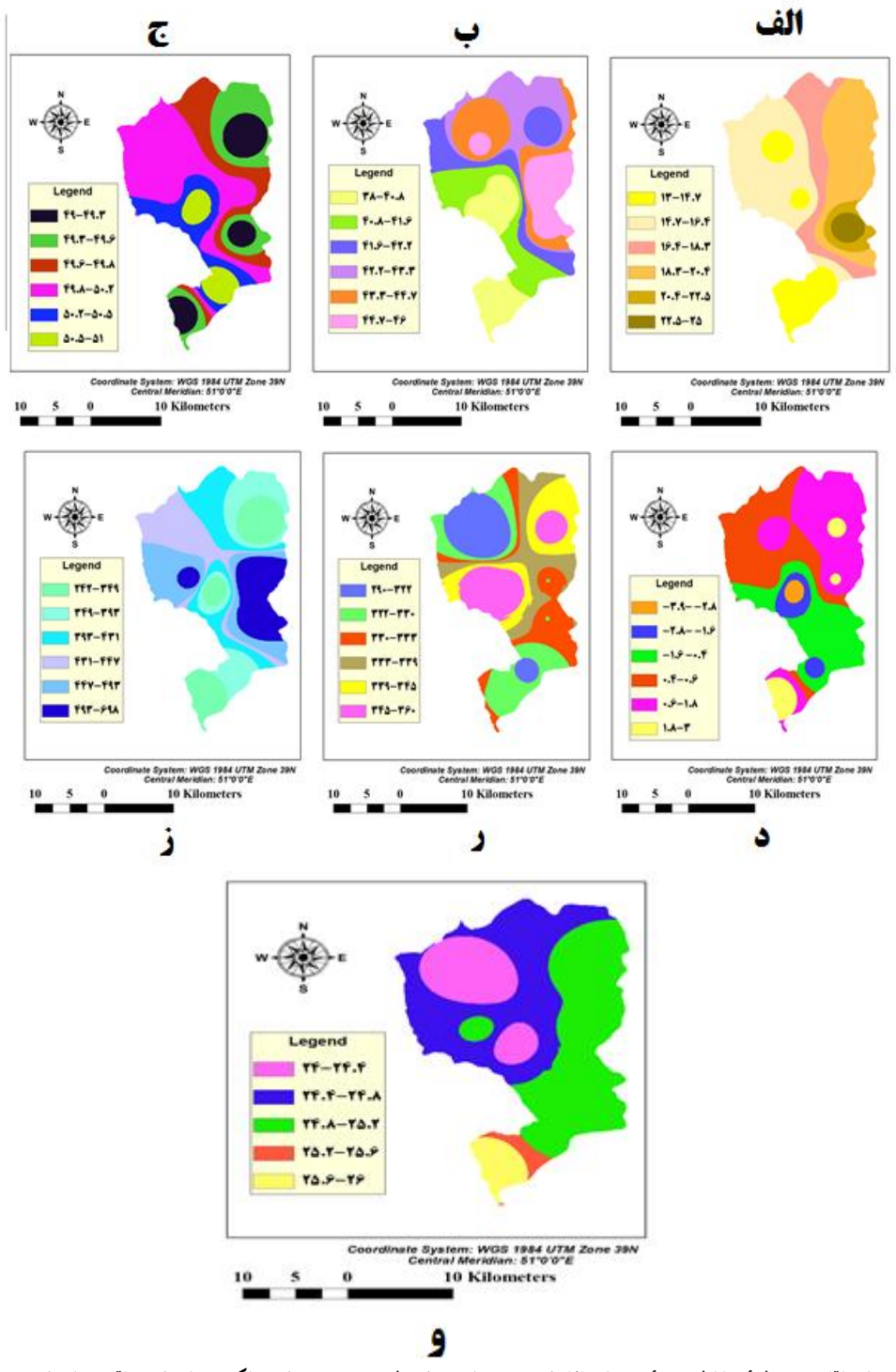


شکل ۳: نقشهٔ مشخصه‌های فیزیوگرافی منطقهٔ حفاظت شدهٔ شیمبار: الف) مقدار شیب، ب) ارتفاع و ج) جهت شیب



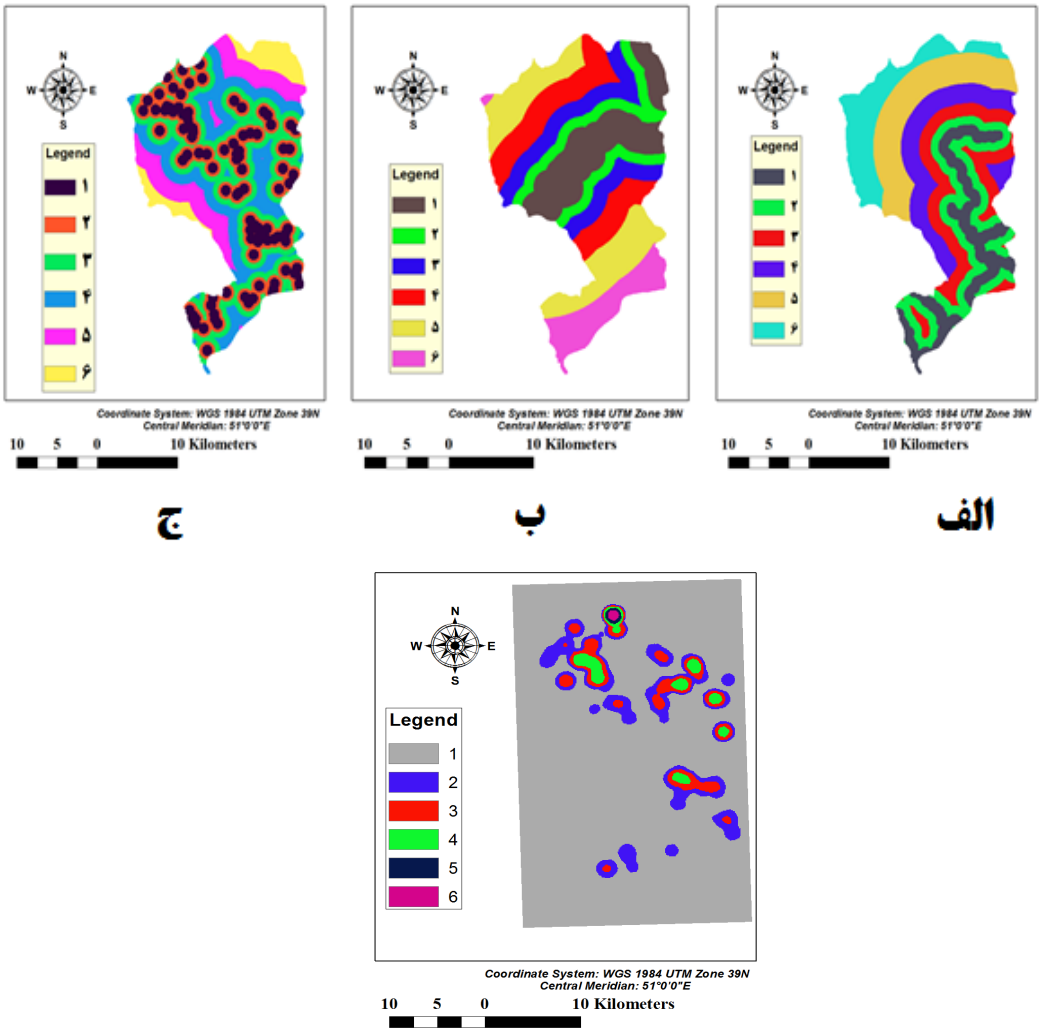
شکل ۴: نقشهٔ مشخصه‌های پوشش گیاهی منطقهٔ حفاظت شدهٔ شیمبار: الف) پوشش گیاهی، ب) کاربری اراضی، ج) نوع خاک و د) تیپ اراضی

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.13.7]



شکل ۵: نقشهٔ مشخصه‌های اقلیمی منطقهٔ حفاظت‌شدهٔ شیمبار: الف) سرعت باد، ب) رطوبت نسبی، ج) حداکثر دما، د) حداقل دما، ر) جهت باد، ز) بارندگی و و) متوسط دما

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.13.7]



شکل ۶: نقشهٔ مشخصه‌های انسانی منطقهٔ حفاظت شدهٔ شیمبار: الف) فاصله از رودخانه، ب) فاصله از جاده و ج) فاصله از روستا

روش شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی از مجموعه‌ای از نرون‌ها با ارتباطات داخلی بین یکدیگر تشکیل شده‌است که می‌تواند بر اساس اطلاعات و داده‌های ورودی، جواب‌های خروجی را تخمین بزند. شبکه‌های عصبی معمولاً به صورت لایه لایه و منظم ایجاد می‌شود. اولین لایه که اطلاعات و داده‌های ورودی به آن وارد می‌شود، لایهٔ ورودی نام دارد. لایه‌های میانی، لایه‌های مخفی و آخرین لایه که جواب‌های خروجی مدل را فراهم می‌کند، لایه خروجی نام دارد (Simin Tan and Asefi , 2020).

لایهٔ ورودی، وظیفهٔ دریافت اطلاعات خام را بر عهده دارد. لایه‌های پنهان که عملکرد این لایه‌ها به وسیلهٔ ورودی‌ها و وزن ارتباط بین آنها و لایه‌های پنهان تعیین می‌شود. لایهٔ خروجی نیز عملکرد آن‌به فعالیت واحد پنهان و وزن ارتباطی بین واحد پنهان و خروجی وابسته است. اختلاف بین خروجی شبکه عصبی و خروجی مطلوب، تابع خطا تعریف می‌شود. سپس خطا برگشت می‌کند و وزن‌ها و بایاس‌ها اصلاح می‌شود تا خطا را کاهش دهد. این فرایند که به گام یادگیری معروف است، آن قدر تکرار می‌شود تا بیشترین دقت در تعیین خروجی‌ها ایجاد شود. صحت‌سنجی نیز در حین یادگیری به صورت غیرمستقیم انجام می‌شود تا بیش برازش شبکه عصبی را نشان دهد، و نقطهٔ توقف فرایند

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.13.7]

یادگیری زمانی است که خطای صحت‌سنجی افزایش یابد. آخرین گام مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی، گام آزمایش است که صرفاً برای تعیین میزان کارایی شبکهٔ آموزش دیده انجام می‌شود (Salim Bahrami, 2020). شبکه‌های عصبی مصنوعی به دلیل توانایی زیاد در مدل‌سازی روابط غیرخطی بین متغیرها، در حوضه‌های مختلف علمی قابل توجه است (Priscillia et al, 2021).

داده‌ها در مدل شبکه عصبی مصنوعی، هفتاد درصد برای آموزش شبکه عصبی و سی درصد برای آزمایش و ارزیابی به‌صورت تصادفی انتخاب شد. از یک شبکه عصبی پیشخور با یک لایهٔ ورودی، یک لایهٔ میانی و یک لایهٔ خروجی استفاده شده‌است. برای آموزش شبکه نیز از الگوریتم Levenberg-Marquardt استفاده شد.

تعیین مدل مناسب پیش‌بینی، بر مبنای آموزش و آزمایش مدل با بهره‌گیری از آتش‌سوزی‌های سنواتی صورت گرفت؛ به گونه‌ای که بتوان بر مبنای رخدادهای موجود از آتش‌سوزی، با ورود داده‌های مستقل جدید بتوان خطر آتش‌سوزی را برای مناطق مختلف پیش‌بینی و آن را طبقه‌بندی کرد. نتایج حاصل از آموزش و آزمایش مدل با عنوان نمودار معیار خطا تهیه شد.

غالباً در مطالعات انجام شده به دلیل تأثیرگذاری عوامل متعدد بر مسأله حریق و وابستگی این عوامل به یکدیگر، بررسی همزمان این عوامل برای تعیین درجه اهمیت آنها در دستور کار محققان بود. تحلیل درجه اهمیت متغیرهای مستقل، آنالیز حساسی است که اهمیت هر پیش‌بینی‌کننده را در خروجی شبکه عصبی محاسبه می‌کند. بررسی جداول و نمودارهای تعیین‌کننده، اهمیت متغیرهای مؤثر بر آتش‌سوزی را حتی در شرایط فقدان پایداری شبکه نشان می‌دهد؛ عواملی که بیشترین تأثیر را بر روی این شبکه‌ها اعمال می‌کند و بر این اساس، نمودار اهمیت داده‌ها تهیه می‌شود.

نحوهٔ کارایی مدل شبکه عصبی مصنوعی، از رابطه‌های ۱ تا ۵ زیر از طریق معیارهای RMSE و ROC-AUC انجام شد:

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(yoi - ypi)}\,; \qquad \text{رابطهٔ ۱}$$

در رابطهٔ ۱، n تعداد مشاهده‌ها، yoi مقدار مشاهدهٔ iام، متوسط مقادیر آزمایش و آزمون و ypi مقدار پیش‌بینی iام است.

$$[tpr, fpr, thresholds] = roc(TestY', output); \qquad \text{رابطهٔ ۲}$$

$$x1 = fpr; \qquad \text{رابطهٔ ۳}$$

$$y1 = tpr; \qquad \text{رابطهٔ ۴}$$

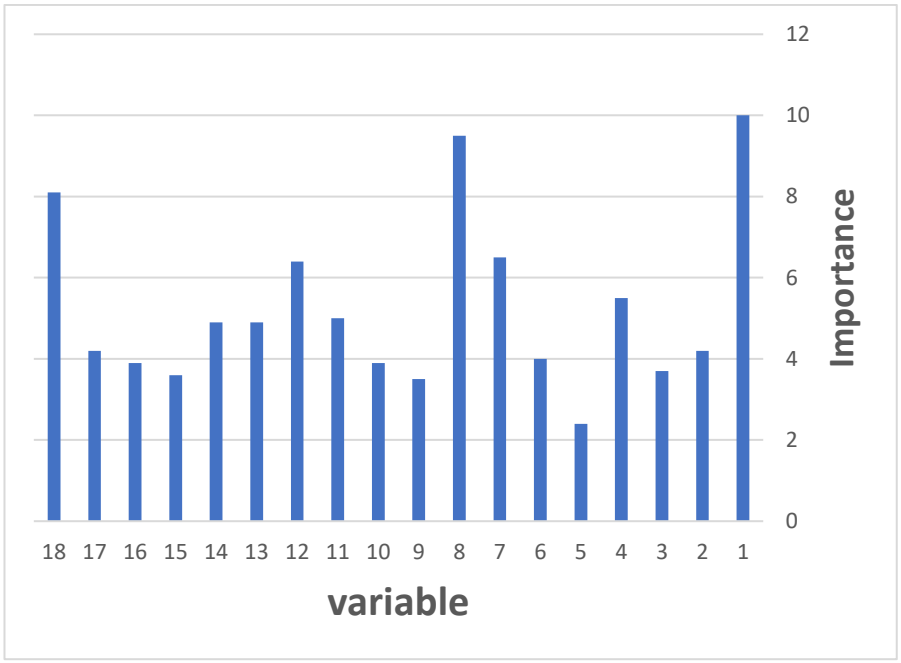
$$AUC = trapz\,(X_1, Y_1); \qquad \text{رابطهٔ ۵}$$

در رابطه‌های ۱ تا ۵، TPR (نسبت مثبت‌های درست)، FPR (نسبت مثبت‌های غلط)، TestY (مقادیر آزمایش)، Output (مقادیر خروجی)، ROC (نمودار مشخصهٔ نسبی عملکرد threshold ـــــ نقطه‌ای که با آن داده‌ها را به دو بخش positive و negative بخش‌بندی شده ـ) و AUC (سطح زیر منحنی راک) است.

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.13.7]

۴ـ یافته‌ها (نتایج)

شکل ۷ که به نمودار Importance chart معروف است، نموداری است که اهمیت داده‌ها را نشان می‌دهد و نتایج آن حاکی از این است که شاخص‌های پوشش گیاهی، فاصله از رودخانه و تیپ اراضی نسبت به سایر شاخص‌ها اهمیت بیشتری دارد.



شکل ۷: اهمیت داده‌ها در تهیهٔ مدل پهنه‌بندی آتش‌سوزی

(۱: پوشش گیاهی، ۲: نواحی حفاظتی، ۳: کاربری اراضی، ۴: نوع خاک، ۵: جهت شیب، ۶: شیب، ۷: نقاط ارتفاعی، ۸: فاصله از رودخانه، ۹: فاصله از مناطق مسکونی، ۱۰: فاصله از جاده‌ها، ۱۱: حداکثر دما، ۱۲: حداقل دما، ۱۳: متوسط دما، ۱۴: بارندگی، ۱۵: رطوبت نسبی، ۱۶: سرعت باد، ۱۷: جهت باد و ۱۸: تیپ اراضی)

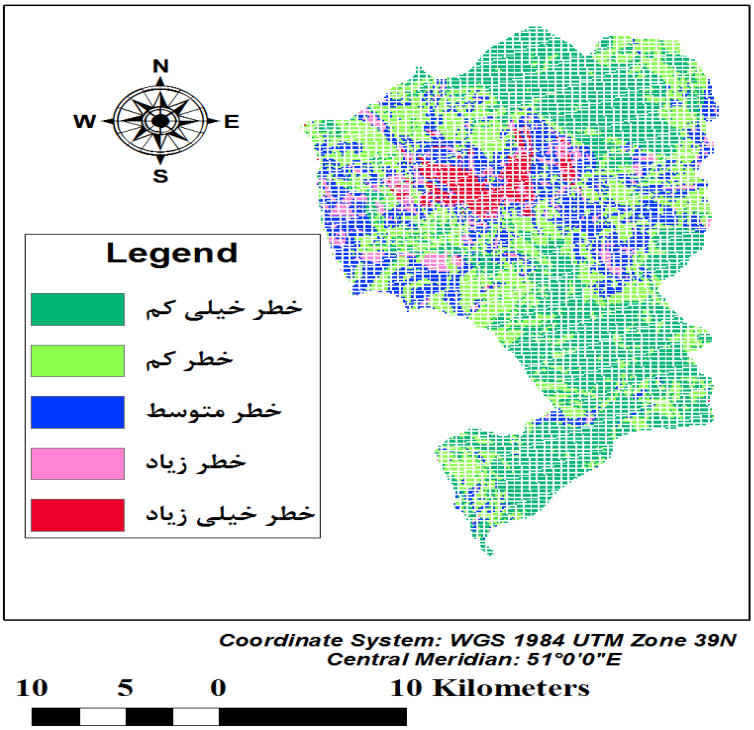
در نهایت، کارایی مدل به منظور بررسی صحت نتایج حاصل‌شده از محدوده‌های واقعی و آتش‌سوزی‌های واقعی با طبقات پتانسیل آتش‌سوزی با معیارهای RMSE AUC انجام شد که بیانگر دقت بسیار بالای این روش در پیش‌بینی ناپایداری‌های دامنه‌ای با صحت ۰/۸۳ است که در جدول ۲ نشان داده شده‌است.

جدول ۲: نتایج کارایی مدل شبکه عصبی وقوع آتش‌سوزی

AUC	RMSE
۰/۸۳	۰/۷۵

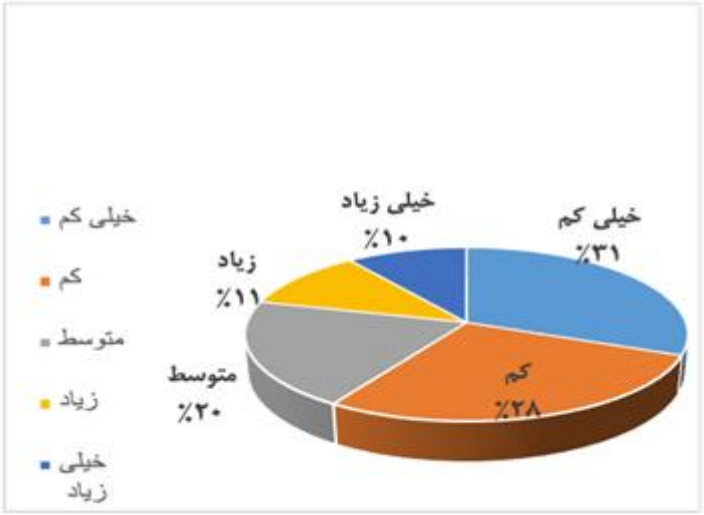
سپس نتایج به نرم‌افزار ARCGIS وارد شد و نقشهٔ پهنه‌بندی خطر وقوع آتش‌سوزی بر اساس سنوات گذشته تهیه و به پنج کلاس خطر خیلی کم، خطر کم، خطر متوسط، خطر زیاد و خطر خیلی زیاد طبقه‌بندی شد (شکل ۸).

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.13.7]



شکل ۸: نقشهٔ پهنه‌بندی خطر وقوع آتش‌سوزی براساس سنوات گذشته

شکل ۹، درصد مساحت طبقات مختلف پتانسیل وقوع آتش‌سوزی حاصل از شبکه عصبی مصنوعی را نشان می‌دهد که ۳۱ درصد مساحت منطقه در طبقهٔ خیلی کم پتانسیل وقوع آتش‌سوزی، ۲۸ درصد در طبقهٔ کم، ۲۰ درصد در طبقهٔ متوسط، ۱۱ درصد در طبقهٔ زیاد و ۱۰ درصد در طبقهٔ خیلی زیاد قرار دارد.



شکل ۹: درصد مساحت طبقات مختلف پتانسیل وقوع آتش‌سوزی حاصل از شبکه عصبی مصنوعی

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.13.7]

۵ـ بحث و نتیجه‌گیری

آتش‌سوزی، یک اختلال اکولوژیکی مهم در جنگل است که بر ترکیب و ساختار پوشش گیاهی تأثیر می‌گذارد (Colin et al, 2021). بهره‌گیری از سیستم اطلاعات جغرافیایی و ایجاد ارتباط داده‌های استخراج شده از این بخش و اجرای تحلیل‌های مورد نیاز با بهره‌گیری از روش‌هایی همچون شبکه عصبی و سیستم اطلاعات مکانی، نتایج قابل تأملی را برای کارشناسان حوزهٔ منابع طبیعی در موضوع تحقیق فراهم کرده‌است که این نتایج، بدون اجرای موارد فوق و استفادهٔ صرف از روش‌های آماری مرسوم حاصل نمی‌شود. مدل شبکه عصبی مصنوعی با تقلید از شبکه عصبی انسان و با ویژگی وابسته نبودن به نوع توزیع داده‌ها، می‌تواند در مسائل منابع طبیعی برآورد مناسبی داشته باشد. Ngoc و همکاران (2018) و Sachdeva و همکاران (2018) در مقایسه بین مدل‌های مختلف بیان کردند که شبکه عصبی مصنوعی، بهترین برآورد وقوع آتش‌سوزی را داشت. همچنین نتایج این پژوهش نشان داد که آتش‌سوزی بر جنگل‌های منطقهٔ حفاظت شدهٔ زاگرس اثرات چشمگیری گذاشته‌است. در پیاده‌سازی روش شبکه عصبی مصنوعی با شاخص‌های مؤثر بر آتش‌سوزی جنگل، به تهیهٔ نقشهٔ پهنه‌بندی خطر ریسک آتش‌سوزی با پنج کلاس خطر خیلی کم، خطر کم، خطر متوسط، خطر زیاد، خطر خیلی زیاد با صحت کلی ۰/۸۳ و خطای RMSE برابر ۰/۷۵ منجر شد که از دقت و کارایی زیاد روش شبکه عصبی مصنوعی در تهیهٔ نقشهٔ ریسک آتش‌سوزی جنگل حکایت دارد و با نتایج Vidamnsh و همکاران (2019) با استفاده از روش شبکه عصبی در پهنه‌بندی حساسیت آتش‌سوزی عرصه‌های جنگلی و مرتعی مازندران با صحت کلی ۰/۸۸ همخوانی دارد. همچنین با مطالعهٔ Anderson و همکاران (2021) پیش‌بینی خطر آتش‌سوزی با استفاده از روش شبکه عصبی، صحت کلی را ۰/۸۱ و Elia و همکاران (2020) صحت کلی مدل را ۰/۸۲ اعلام کردند، همخوانی دارد.

همان طور که در نمودار اهمیت شاخص‌های مستقل و وابسته نشان داده شد، شاخص‌های نقاط آتش‌سوزی شده و آتش‌سوزی نشده (متغیر وابسته)، فاصله از رودخانه و تیپ اراضی، ارتفاع و حداقل دما (متغیرهای مستقل) در مدل شبکه عصبی مصنوعی، به ترتیب دارای بیشترین اهمیت است و شاخص جهت شیب، در وقوع آتش‌سوزی در منطقهٔ مورد مطالعه نسبت به سایر شاخص‌ها اهمیت کمتری دارد. همچنین خطر وقوع آتش‌سوزی در ۴۱ درصد از مساحت منطقهٔ مورد مطالعه در طبقات متوسط، زیاد و خیلی زیاد قرار دارد و با نتایج پژوهش Islami و همکاران (2021) که با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی در عرصهٔ جنگلی حوضهٔ بابلرود انجام شد، همخوانی دارد. آنها به این نتیجه دست یافتند که حدود ۳۵ درصد سطح منطقه دارای پتانسیل وقوع آتش‌سوزی در طبقات خیلی زیاد و زیاد است و مهم‌ترین متغیرهای مؤثر بر وقوع آتش‌سوزی، متغیرهای دما، بارندگی، فاصله از مناطق مسکونی در جنگل‌های حوضهٔ بابلرود است.

براساس نتایج مشخص است مناطقی که به روستاها و جاده‌ها نزدیک است، دارای پوشش جنگلی شامل جنگل بلوط، ارس پسته، بادام، گز و کهور است و از رودخانه‌ها فاصله دارد. این مناطق اکثراً در نواحی شمالی و مرکزی منطقهٔ مورد مطالعه واقع شده‌است و پوشش جنگلی با تاج پوشش انبوه تا متوسط و تراکم جمعیتی بیشتری دارد و در عین حال، ارتفاع از سطح دریا در آن کم تا متوسط است و شیب کم دارد. همچنین درجه حرارت بالاتر (حداکثر دما پنجاه درجهٔ سانتیگراد، حداقل دما ۱/۸ درجهٔ سانتیگراد و متوسط دما ۲۵/۶ درجهٔ سانتیگراد) و بارندگی کمتر دارد. با توجه به بالا

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.13.7]

بودن صحت کلی حاصل از بررسی احتمال وقوع آتش‌سوزی در این منطقه، می‌توان از این مدل‌ها برای پیش‌بینی و تهیهٔ نقشهٔ احتمال وقوع آتش‌سوزی در جهت مدیریت اصولی، جلوگیری از بروز و کاهش خسارت‌های جبران‌ناپذیر آتش‌سوزی در سایر نقاط کشور هم در مقیاس وسیع استفاده کرد. باتوجه به نقش جنگل‌های منطقه در حفاظت از آب و خاک و جلوگیری از فرسایش‌های محیطی، تهیهٔ نقشهٔ مناطق مستعد به آتش‌سوزی به‌عنوان گامی مؤثر در کمک به مدیران و حافظان جنگل برای اجرای اقدامات پیشگیرانهٔ لازم، بسیار مفید و کمک‌کننده است. مدیران مبارزه با آتش‌سوزی با استفاده از مدل‌های پیش‌بینی‌کنندهٔ مناسب و نقشه‌های پتانسیل خطر وقوع آتش‌سوزی می‌توانند با آگاهی از زمان احتمال وقوع آن، با آمادگی کامل با این پدیده مقابله کنند و میزان خسارت‌ها را به شدت کاهش دهند.

پیشنهاد می‌شود برای تحقیقات آینده، تعداد شاخص‌های انسانی مورد استفاده به‌عنوان ورودی مدل شبکه عصبی مصنوعی نظیر تعداد گردشگران منطقه، سطح تحصیلی و سطح فرهنگی مردم منطقه افزایش یابد. همچنین از مدل‌هایی نظیر جنگل تصادفی، اتوماتای سلولی و ماشین‌بردار پشتیبان استفاده شود تا از شاخص‌هایی که اهمیت بیشتری بر آتش‌سوزی جنگل دارند، برای ورودی مدل‌ها استفاده کرد.

منابع

1. Aali Mahmoudi Sarab, S.; Fiqhi, J.; Jabarian Amiri, B.; Danehkar, A.; & P. Atarod, 2013. Assessment of Climatic Elements Effective in the Development of Zagros Forest Fires Using Regression Models in the Zagros Forests of Izeh County, *Journal of Natural Environment Iranian Journal of Natural Resources*, 66, 2. (In Persian).

2. Anderson, B. j.; Calogero, S.; & L. Aldo, 2021. Predicting non-residential building fire risk using geospatial information and convolutional neural networks, *Remote Sensing Applications: Society and Environment* , Volume 21.

3. Barrosa, k.; Ribeiroa, C.; Marcattia, G.; Lorenzona, L.; Castroa, N.; Carvalhob, G.; & A. Santosb, 2018. Markov chains and cellular automata to predict environments subject to desertification, *Journal of Environmental Management*, 225, 160-167.

4. Bem, P. P.; de Carvalho Júnior, O. A.; Matricardi, E. A. T.; Guimarães, R. F.; & R. A. T. Gomes, 2019. Predicting wildfire vulnerability using logistic regression and artificial neural networks: a case study in Brazil's Federal District, *International Journal Wildland Fire*, 28(1), 3545, 10. 1071/WF18018.

5. Boloni, J.; Aszalos, J.; Frank, T.; & P. Odor, 2021. Forest type matters: Global review about the structure of oak dominated old-growth temperate forests, *Forest Ecology and Management*, Volume 500, 15 November 2021, 119629.

6. Colin, J.; Courtney Mustaphi; Stephen, M. Rucina; King, Lydia ; Selby, Katherine; RobMarchant. 2021. A palaeovegetation and diatom record of tropical montane forest fire, vegetation and hydroseral changes on Mount Kenya from 27,000–16,500 cal yr BP, *Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology*, Volume 581, 1 November 2021.

7. Dian, S.; Permana, H.; Saputra, G.; Arifitama, B.; Yaddarab, U.; Wahyu, C.; R. Robbi, 2021. Classification of bird sounds as an early warning method of forest fires using Convolutional Neural Network (CNN) algorithm, Journal of King Saud University, *Computer and Information Sciences*, Available online 5 May 2021.

8. Dinarvand, M.; Ejtehadi, H.; Farzam, M.; & B. Andarzian, 2018. Evaluation of AquaCrop model for two species of barley and alfalfa rangeland in Shimbar protected area, Khuzestan province, *Iranian Journal of Range and Desert Research*, 25(2), 398-388. (in Persian).

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.13.7]

9. Elia, M.; Deste, M.; Ascoli, D.; Giannico, Giuseppina Spano, V.; Ganga, A.; Colangelo, G.; Lafortezza, R.; & G. Sanesi, 2020. Estimating the probability of wildfire occurrence in Mediterranean landscapes using Artificial Neural Networks, *Environmental Impact Assessment Review*, Volume 85, November 2020, 106474.
10. Eshaghi, M. A., & SH. Shataee Jouibary., (2016). Preparation map of Forest Fire Risk Using SVM, RF and MLP Algorithms (Case Study: Golestan National Park, *Northeastern Iran). J. of Wood & Forest Science and Technology*, 23 (4), 133-254.
11. Eskandari, S., & J. Ovladi Qadiklai., (2017). Modeling the spread of forest fires using cellular automation, Journal of Spatial Planning. *Scientific-Research Quarterly of Golestan University*. Seventh Year, twenty-fifth serial number, Fall. (in Persian).
12. Feqhhi, C.; Aali Mahmoudi Sarab, S.; & P. Khajeh, 2018. Forest Fire Hazard Map Using Artificial Neural Network In Golestan Province, *Journal of Wood and Forest Science and Technology Research*, 25, 2. (in Persian).
13. Goliji , E.; Hoseini, M.; Khorasani, N.; & M. Monavari, 2018. Forest Fire Risk Assessment Using Wlc And Anp (Case Study: 33 And 34 Watersheds North Of Iran), *Journal Of Natural Environment Hazards*, 7, 15. (in Persian).
14. Gyamfi, E.; Afua Adutwumwaa Derkyi, M.; & L. Kwabena Brobbey, 2021. Insights, motives, and means of overcoming forest offenses in Ghana's forestry sector: The case of the Bibiani Forest District, *Scientific African*, Volume 13, September 2021, e00962.
15. Islami, R.; Azarnoosh, M.; Kialashki, A.; & F. Kazemnejad, 2021. Evaluation of the probability of forest fires using Dong model, artificial neural network and the nearest neighbors in Babolrood basin of Mazandaran, *Forest ecology Iran*, 9(17), 195-185. (in Persian).
16. Islami, R.; Azarnoosh, M.; Kialashki, A.; & F. Kazem Nejadam, 2020. Modeling how to spread forest fire based on GIS and cell automation (Case study: Babolrood watershed, Mazandaran), *Journal of Geographical Sciences (Applied Geography)*, 16(32), 108-118. (in Persian).
17. Jafari Goldarag, Y.; Sarkargar Ardakani, A.; & A. Mohammadzadeh, 2013. Fire Risk Assessment Using Neural Network and Logistic Regression, *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 2(18). (in Persian).
18. Kadir, E.; SriListia, R.; Abdul, S.; Othman, M.; & D. Hanita, 2021. Forest fire spreading and carbon concentration identification in tropical region Indonesia, *Alexandria Engineering Journal*, Available online 2 July 2021.
19. Kostas, K.; Athanasis, N.; Gagliardi, F.; Karayiannis Palaiologos Palaiologou, F.; Parastatidis, S.; & C. Vasilakos, 2013. Virtual Fire: A web-based GIS platform for forest fire control, *Ecological Informatics*, 16, 62-69.
20. Kargar, M., & Z. Jafarian., (2016). Comparison Of Artificial Neural Network (Ann) And Multivariate Linear Regression (Mlr) Models To Predict Of Forest And Rangelands Fires Province Of Mazandaran. Journal of Natural Environment (Iranian Journal of Natural Resources), 69(1), 159-170. (in Persian).
21. Laurent Fast (Veiss, H.; Fakheri, K.; & P. Bagheri Shooraki.) 2016. Fundamentals of Neural Networks Structures Algorithms Applications, Publisher: Nas, Third Edition, March 2016.
22. Mohseni, F.; Sabzqabai, Gh.; & S. Dashti, 2018. Assessment Of Management Effectiveness Of Protected Areas For Sustainable Development (Case Study: Dez, Shimbar, Koraii), *Geography and environmental sustainbility*, 28, 111-99. (in Persian).
23. Naghipour Borj, A., 2018. Predicting of fire occurrence using Bayesian belief network in Chaharmahal and Bakhtiari province, *Rangeland Scientific Research Journal*, 13(1). (in Persian).
24. Ngoc-Thach, N.; Ngo, D. B. T.; Xuan-Canh, P.; Hong-Thi, N.; Thi, B. H.; NhatDuc, H.; & T. B. Dieu, 2018. Spatial pattern assessment of tropical forest fire danger at Thuan Chau area (Vietnam) usingGIS-based advanced machine learning algorithms: A comparative study, *Ecological Informatics*, Article in press.

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.13.7]

25. Ouache, R.; Nahiduzzaman, K. M.; Hewage, K.; & R. Sadiq, 2021. Performance investigation of fire protection and intervention strategies: Artificial neural network-based assessment framework, *Journal of Building Engineering*, Volume 42, October 2021.
26. Pahlavani, P.; Sahraian, H.; & B. Bigdeli, 2018. Predicting the spread of forest fires using cellular automation and artificial neural networks, *Journal of Spatial Information Technology Engineering*, 6(4). (in Persian).
27. Pausas, J. G., & J. E. Keeley., (2019). Wildfires as an ecosystem service. *Frontiers in Ecology and the Environment*. 17(5), 289-295. https://doi. org/10. 1002/fee. 2044 Google Scholar.
28. Polinova, M.; Wittenberg, L.; Kutiel, H.; & A. Brook, 2019. Reconstructing pre-fire vegetation condition in the wildland urban interface (WUI) using artificial neural network, *Journal of Environmental Management*, 238, 224-234.
29. Priscillia, S.; Schillaci, C.; & A. Lipani, 2021. Flood susceptibility assessment using artificial neural networks in Indonesia, *Artificial Intelligence in Geosciences*, 2, 215-222.
30. PuLi, W., & D. Zhao., (2020). Image fire detection algorithms based on convolutional neural networks. *Case Studies in Thermal Engineering* . Volume 19, June 2020.
31. Reis, M.; Maurício Lima de Alencastro Graça, P.; Miho Yanai, A.; Julia Pacheco Ramos, C.; & P. Martin Fearnside, 2021. Forest fires and deforestation in the central Amazon: Effects of landscape and climate on spatial and temporal dynamics, *Journal of Environmental Management*, Volume 288, 15 June 2021, 112310.
32. Sabz Ali, GH.; Hassan Herati, R.; Badripour, H.; Ebrahimifar, H.; & R. Siah Mansour, 2019. Investigating the issue of fires in the country's natural resources, *Iran's nature*, Volume 4, April - May 2019. (in Persian).
33. Sachdeva, S.; Bhatia, T.; & A. K. Verma, 2018. GIS-based evolutionary optimized Gradient Boosted. Decision Trees for forest fire susceptibility mapping, *Natural Hazards*, 92(3), 1399-1418.
34. Sharafi, S.; Sadeghirad, M.; & Z. Javadinia, 2020. Paleogeomorphology Reconstruction Of Della Landslide And The Formation Of The Shimbar Dam Lake In Indica – Khuzestan Province, *Journal of Geoghraphical sciences*, 20(56), 177-192. (in Persian).
35. Salim Bahrami, R., 2020. Prediction Of Compressive Strength Of Concrete With Rubber Fibers Using Artificial Neural Networks, *Karafan*, 18(1), 96-79. (in Persian).
36. Simin Tan, N., & N. Asefi., (2020). The effect of ultrasound and enzyme removal pretreatment on the physical and thermodynamic quality of deep-fried carrots and modeling of wrinkles using artificial neural network. *Iranian Journal of Food Science and Technology*. 111(18). (in Persian).
37. Vidamnsh, k.; Adab, H.; & A. Etbati, 2019. Comparison Of Logistic Regression And Neural Network Methods In Fire Susceptibility Of Forest And Rangelands, Mazandaran Province. *Journal of Natural Environment (Iranian Journal of Natural Resources)*, 71(4), 549-563.
38. Zhenga, Z.; Huang, W.; Lid, S.; & Y. Zenga, 2017. Forest fire spread simulating model using cellular automaton with extreme learning machine, *Ecological Modelling*, 348, 33-43.

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.13.7]

Forest Risk Fire Zoning using an Integrated Method of Artificial Neural Network and Spatial Information System (Murray Study: Shimbar Protected Area)

Nafiseh Salehi: *Phd Student, Department of Environment, Ahvaz Branch, Islamic Azad University, Ahvaz, Iran*.
Soolmaz Dashti[1]: *Associate professor, Department of Environment, Ahvaz Branch, Islamic Azad University, Ahvaz, Iran.*
Sina Attarroshan: *Assistant Professor, Department of Environment, Persian Gulf Dust Research Center, Ahvaz Branch, Islamic Azad University, Ahvaz, Iran.*
Ahad Nazarpour: *Assistant Professor, Department of Geology, Ahvaz Branch, Islamic Azad University, Ahvaz, Iran.*
Neamatollah Jaafarzadeh: *Professor, Environmental Technologies Research Center, Ahvaz Jundishapur University of Medical Sciences, Ahvaz, Iran.*

Article History (Received: 15/10/2021 Accepted: 15/07/2022)

Extended abstract

1- Introduction

The diverse ecosystems in Iran with their own unique climate and wildlife have witnessed uncontrolled fires annually to the extent that in terms of forest fires, Iran ranks fourth among MENA countries (Naghipoor Borj, 2018). In 2017, a total of 252 incidents of wildfire occurred in Iran, with damage to 3,006 hectares; while in 2018, 187 wildfires occurred damaging 2,385 hectares (Sabzali et al., 2019). The Zagros forests cover an expanse of 6 million km^2 in the West of Iran (approximately %4 of Iran's total land mass) (Sadeghi et al., 2017) of which 33,920.2 km^2 are located in the Khuzestan province (Alli Mahmoodi Sarab et al., 2013). The Shimbar Mountains are chiefly composed of limestone formations, and only a small area is composed of alluvial deposits. The average annual rainfall in the area is roughly 815 mm, and the average annual temperature is 20-26°C. The average evaporation rate for the area is 2,523 mm. (Sharifi et al., 2020). The vegetation cover of the Shimbar natural reserve is composed of two types of vegetation: the marshland vegetation cover which is chiefly Artemisia as the main vegetation cover, and the mountain vegetation cover which is a type of Iranian oak.
Due to the high security of the wildlife reserve, a variety of mammals thrive in this region such as the Iranian squirrel, martens, wolves, wild bear, and the mongoose. Birds such as quail, partridge, bee-eaters and woodpeckers are also native to the area (Dinarvand et al., 2018).
Shimbar region was decreed by national legislature to be among the four areas under the jurisdiction of the National Environmental Protection Agency (NEPA). In the early 1940s, the first attempts to apply a logic-based model to simulate fire hazard risks was carried out by Warren McCulloch and Walter Pitts, and this logic model is the basis of all present day artificial neural networks (Laurent Fast, 2016). In the present study, the underlying reason for the selecting of an artificial neural network was its capability in the creating a relationship between the input and output data for non-linear complex phenomena, its extensive application in the prediction of fire hazards, and its ability to create a model out of the relationship between the number of fires and

[1] **Corresponding Author: solmazdashti@gmail.com**

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.13.7]

the factors impelling such fires (Ouache et al., 2021 & Islami et al., 2020 & Polinova et al., 2019 & Jaafari Goldarq et al., 2013).

2- Methodology

Initially, the data related to forest fires that had occurred in the period spanning 2011 to 2018 were collected from the Andika regional environmental protection agency, and in the next stage, the ground reality maps of these points were prepared. The environmental protection agency had recorded 79 fires in the wildlife preserve; therefore, the data was used for the training and testing of the model used in this study. In order to prepare a map identifying potential fire hazard zones, the factors affecting the forest fires in the region were identified as chiefly being physiological features such as slope, aspect, and elevation. All topographic maps with a scale of 1:25,000 were obtained from the Andika regional environmental protection agency, and the National cartographic center. Features of the vegetation cover such as soil types, land classification types, vegetation cover, and land use were obtained from LANDSAT 8 images and the complementary data were obtained from the Natural resource's organization of Andika. Climate features such as relative humidity, wind speed, minimum temperature, maximum temperature, wind direction, amount of rainfall, and average temperature were accessed from the archives of the regional meteorological office. With due regards to the fact that the data values obtained were at various points, and in order to generate data for the whole region, the interpolation functions in ArcGIS were utilized. Anthropological features considered were far from residential areas, road accessibility, and distance from the river. The data for road accessibility were obtained from Google Earth layer maps and the data for residential areas and distance to rivers were provided by the Andika regional environmental protection agency and Natural resources offices. The Information layers for roads, rivers and residential areas used a vector format; therefore, by using Euclidean distance analysis, Raster-geomatics with the capability of spatial segregation for the required zones were developed in a way that the value allocated to each cell indicated the distance from the nearest road, the river or residential area. Once the features for each of the variables were identified, a spatial map was prepared in a GIS environment.

3- Results

The data used in this study encompass historical data of forest fires occurring from 2011 to 2018. By analyzing the maps created for various parameters such as the forest fire dispersion map, physiological features map, vegetation cover map, meteorological map, anthropological specification map, the results showed that the vegetation cover; the distance to the available bodies of water, and the type of lands are the main factors to be considered. The validation of the model was assessed by utilizing RMSE- ROC-AUC criteria in order to verify the accuracy of the obtained results for determining the extent of potential forest fires with actual events. It was observed that the method proposed in this research has an accuracy of 0.83 in predicting fluctuations along the trend which is relatively high. The data were then transferred to the Arc GIS software and the zoning map for determining the potential fire hazard areas based on the existing historical data was created and divided into five categories representing very low risk, low risk, moderate risk, high risk, and extremely high-risk fire hazard potential. The results/maps also indicated the percentage of fire hazard classifications based on the artificial neural network. It was observed that %31 of the areas are classified as extremely low risk; %28 are classified as low risk; %20 are defined as moderate risk; %11 are classified as high risk; and the remainder %10 are classified as extremely high risk zones.

4- Discussion & Conclusions

The artificial neural network, much like its counterpart in the human body, is independent of the distribution of the data, and is capable of adequately evaluating the problems besetting natural

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.13.7]

resources. Comparative studies carried out by Ngoc et al. (2018) and Sachdeva et al. (2018) showed that the artificial neural network can provide the best evaluation for determining the potential fire hazards in a region.

The current study has found that the recent forest fires have taken a severe toll on the Southern Zagros forests in the Shimbar wildlife preservation. By determining the effective factors influencing the risk of forest fires and incorporating these factors into an artificial neural network, a zoning map for the pinpointing of areas with the greatest risk of fire hazard has been created. The zones were classified into five categories, ranging from extremely low to extremely high-risk fire hazard regions. The validity of the model was evaluated as being 0.83 and the RMSE= 0.75, which in itself is indicative of the accuracy and efficiency of the artificial neural network method in developing a map for determining potential fire hazard areas. The obtained results were in parallel with the findings of a study conducted by Vidamanesh et al. (2018) who used artificial neural networks with a validity of 0.88 to determine the zones in the Mazandaran Forest and grasslands where there is a greater risk of forest fires. It also corroborated the findings of studies conducted by Anderson et al. (2021) on predicting the forest fires using artificial neural networks which had a validity of 0.81, and Elia et al. (2020) whose model had a validity of 0.82.

The graph for the importance of independent and dependent factors showed that in the artificial neural network the factors for scorched and unburnt areas (dependent variable), distance from the body of water, type of land classification, elevation and minimum temperature (independent variable) in sequence had the most important effect, and the direction of the slope had the least important impact on the risk of fire hazard in the region. Moreover, it was observed that %41 of the area under study was classified as being moderate risk, high risk and extremely high-risk zones. The results obtained paralleled those in the study of Eslamiee et al (2021) conducted on the forests in the Babolrud region in which by applying an artificial neuron network, it was seen that %35 of the region under study was classified as having a high to extremely high risk of fire hazard, and the most important variables affecting the occurrence of forest fire were defined as being temperature, rainfall, and distance from a rural center. The results of the current research were also in line with the results obtained by Zheng et al. (2019) who used an artificial neural network with an AUC = 0.86 to model the sensitivity of forested areas in China to fire hazards. The study stated that the most important variables affecting the occurrence of a forest fire are temperature, wind, rainfall and elevation.

Based on the results of the current study, the forested areas which are composed of oak, juniper, wild pistachio, almond, mesquites and tamarisk have a distance from the bodies of water and the vegetation cover in the region under study ranges from a thick canopy to an average canopy. The rural centers and roads among the forested area have a medium to low population density and are chiefly located in the northern and central areas of the region under study. The populated area is mostly located at elevations ranging from average to low asl, the region has a minimal slope, the temperature fluctuates from 50° C to 1.8° C (average temperature is 25.6° C) and low rainfall occurs.

Key Words: Artificial neural network, Geographical Information System, Fire, Jungle, Shimbar.

[DOR: 20.1001.1.22517812.1402.13.2.13.7]