

مقایسه قابلیت کاربرد دو روش رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی در پهنه بندی حساسیت

آتش سوزی عرصه های جنگلی و مرتعی استان مازندران

کیانوش ویدامنش^۱؛ حامد ادب^{۲*} و آزاده عتباتی^۳

۱- کارشناس ارشد مهندسی سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد ممقان

۲- استادیار سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، گروه آب و هواشناسی و ژئومورفولوژی، دانشگاه حکیم

سبزواری

۳- استادیار محیط زیست، گروه علوم و مهندسی محیط زیست، دانشگاه حکیم سبزواری

(تاریخ دریافت ۹۶/۰۵/۱۴ - تاریخ پذیرش ۹۷/۰۱/۱۴)

چکیده:

آتش سوزی در عرصه های طبیعی یکی از عوامل کاهش سطح جنگل ها و مراتع ایران است. در این پژوهش، حساسیت آتش سوزی بر روی عرصه های جنگلی و مرتعی استان مازندران با استفاده از روش های داده مبنا مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت. از این رو، ۱۴ متغیر مستقل محیطی جهت تعیین پاسخ به نقاط فعال آتش سوزی سنجنده مادیس استفاده گردید. این متغیرها در روش های داده مبنا رگرسیون لجستیک و شبکه های عصبی که روش مؤثری برای استخراج خودکار اهمیت عوامل بر روی حساسیت آتش سوزی است، استفاده شد. نتایج نمودار منحنی تشخیص عملکرد نسبی برای داده های اعتبارسنجی نشان داد که هر دو روش از دقت بالایی (بیش تر از ۸۹ درصد) در تشخیص نقاط فعال حریق سنجنده مادیس برخوردار هستند که روش شبکه عصبی از تشخیص بالاتری با ۸۸ درصد برای نمایش مناطق با حساسیت بالا نسبت به روش رگرسیون لجستیک با حدود ۸۵ درصد برخوردار است. ضریب همبستگی بین دو روش نشان داد که ۰/۹۷ پهنه های حساسیت در دو روش نسبت به هم یکسان هستند. ۲/۱۶ درصد از مساحت کل استان مازندران در پهنه های با حساسیت بالا و بسیار بالای آتش سوزی جنگل و مراتع قرار دارد. نقشه حساسیت آتش سوزی جنگل ها و مراتع ارائه شده در این تحقیق می تواند به عنوان نقشه اساسی برنامه راهبردی در استان مازندران مورد استفاده قرار گیرد تا در ارزیابی برنامه های آسیب پذیری و برنامه ریزی برای تقلیل این آسیب ها مورد استفاده قرار بگیرد.

کلید واژگان: حساسیت آتش سوزی جنگل، رگرسیون لجستیک، شبکه عصبی، سامانه اطلاعات جغرافیایی، استان مازندران

۱. مقدمه

تمهیدات لازم در سطح عرصه‌های جنگلی انجام داد (Schroeder *et al.*, 2008).

در سال‌های اخیر روش‌های محاسبات نرم برای انجام مدل‌سازی‌های پیش‌رفته‌تر با استفاده از داده‌های موجود توسعه یافته‌اند. وزن دهی عددی (Dong *et al.*, 2005) و روش‌های مبنی بر شاخص مانند روش تحلیل خاکستری و فرآیند تحلیل سلسله مراتبی (Setiawan *et al.*, 2004) برای حصول نتیجه دقیق دشوار هستند، چرا که تعریف قوانین و وزن پارامترها یک کار دشوار است که تصمیم‌گیرنده ممکن است برای تشخیص وزن میان پارامترها دچار مشکل گردد. وزن پارامترها باید به‌دقت مشخص شود، هم‌چنین معمولاً وزن پارامترها وابسته به شرایط محیطی محلی منطقه مورد مطالعه است و نمی‌تواند به سادگی به دیگر مناطق تعمیم داد (Bunruamkaew and Murayam, 2011). هدف تحقیق حاضر بررسی تأثیر عوامل طبیعی و انسانی در حساسیت آتش‌سوزی عرصه‌های جنگل و مراتع استان مازندران و هم‌چنین استفاده از دو روش داده مبنای رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی در تشخیص مناطق با حساسیت بالای آتش‌سوزی است. با توجه به اهمیت موضوع آتش‌سوزی جنگل، شناسایی نواحی با حساسیت بالای در استان مازندران جهت ارائه تدابیر راهبردی مانند توانمندسازی جوامع محلی در مناطق حساس و ظرفیت‌سازی سازمان‌های مردم‌نهاد برای حفاظت می‌تواند نقش کنترل‌کننده از وقوع آتش‌سوزی در جنگل باشد.

۲. مواد و روش‌ها

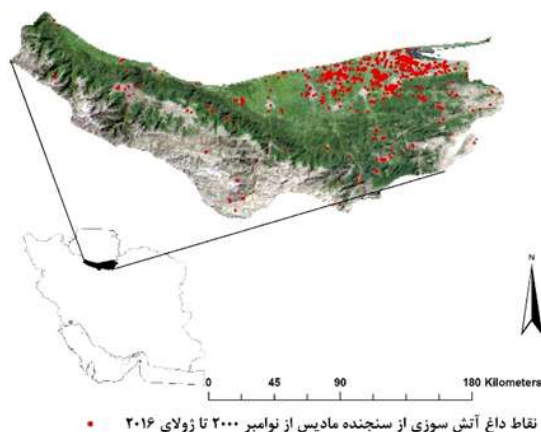
۱.۲. منطقه مورد مطالعه

استان مازندران با مساحت در حدود

آتش‌سوزی‌ها یکی از عوامل اکولوژیکی مهم در جنگل‌ها هستند که می‌توانند ساختار و ترکیب جنگل‌ها را با گذشت زمان دگرگون کنند و در اصل یک فرآیند فیزیکی با عناصر کلیدی منبع احتراق، شرایط آب و هوایی، سوخت و توپوگرافی منطقه است (Lee *et al.*, 2008). آتش‌سوزی جنگل‌ها می‌تواند به‌عنوان یک خطر بالقوه با عواقب فیزیکی، بیولوژیکی، زیست‌محیطی در نظر گرفته شود. تمام آتش‌سوزی‌های جنگلی صرف‌نظر از این‌که توسط انسان و یا به‌طور طبیعی ایجاد شده‌اند، در فرآیندهایی مثل زادآوری، بستر بذر، کاهش رقابت پوشش گیاهی، چرخه کربن، نیتروژن، آب و عناصر غذایی، تنک کردن، بهداشت، توالی و تنوع زیستگاه حیوانات و حشش مؤثر می‌باشند (Debano *et al.*, 1976; Keane *et al.*, 2004; Moretti *et al.*, 2008)، که این اثرات ممکن است مفید یا مضر باشند. مطالعات نشان می‌دهند که روند تعداد حریق در مناطق مختلف کشور سعودی است (Eskandari, 2015; Zarekar *et al.*, 2013; Mohammadi Sarvaley *et al.*, 2014). علی‌رغم وقوع مکرر آتش‌سوزی در عرصه‌های جنگلی و مراتعی کشور، از تاریخچه آتش‌سوزی، علل و فرآیندهای آن در جنگل‌های ایران اطلاع دقیقی در دست نیست. از آنجایی که پهنه بندی عرصه‌های جنگلی به لحاظ میزان حساسیت به وقوع حریق در نهایت به‌صورت یک نقشه راهبردی و عملیاتی تبدیل می‌شود، لذا می‌توان به کمک این نقشه‌ها، مدیریت مناسبی در عملیات پیش‌گیری از وقوع حریق اعم از تنظیم و تشدید عملیات گشت و مراقبت در مناطق حساس، آگاهی عمومی و برقراری

برآورد شده است (Ahmadian, 2002). بیش‌ترین تراکم نقاط آتش‌سوزی در مناطق کم ارتفاع شرقی استان مازندران مشاهده می‌شود و مساحتی در حدود ۵۳۲۰۰ هکتار از اراضی استان را تحت تاثیر قرار داده است (شکل ۱).

۲۳۶۷۴۵۰ هکتار (Mirzayi et al., 2013)، هر ساله شاهد بروز حریق در مناطق مختلف در سطح عرصه‌های جنگلی و مرتعی است (Ardakani et al., 2011). مساحت عرصه‌های جنگلی این استان در حدود ۳۹ درصد معادل ۹۹۵۷۱۵ هکتار و عرصه‌های مرتعی در حدود ۳۵ درصد معادل ۹۰۲۵۹۰ هکتار



شکل ۱- پراکنش فضایی نقاط آتش‌سوزی فعال در استان مازندران مستخرج از سنجنده مادیس در بازه زمانی ۱-۱۱-۲۰۰۰ الی ۴-۷-۲۰۱۶ قسمت‌های بعدی توضیح داده شد.) انتخاب گردید (جدول ۱).

۲.۲ داده‌های مورد استفاده

۲.۲.۱ عوامل مؤثر بر حساسیت آتش‌سوزی

۲.۲.۲ داده‌های نقاط آتش‌سوزی فعال

داده‌های مجموعه C6 سنجنده مادیس از سال ۲۰۱۵ معرفی و جایگزین C5 شده است. به‌طور کلی، (MO(Y)D14) از مجموعه C6 از خطای جهانی کمتری با ۱/۲ درصد نسبت به مجموعه C5 با ۲/۴ درصد است. در مقایسه با مجموعه C5، احتمال تشخیص نقاط فعال حریق برای محصول مجموعه C6 در حدود ۳ درصد افزایش مطلق در شمال آمریکا و آسیا، ۱ درصد در مناطق استوایی آسیا و آسیای مرکزی و ۱ درصد کاهش مطلق در نواحی جنوبی آمریکا است (Giglio et al., 2016). این محصولات MODIS می‌تواند داده‌های قابل اعتماد مربوط به رخ دادن آتش‌سوزی ارائه دهد و دقت

عوامل متعدد طبیعی، اقتصادی و اجتماعی بر حساسیت آتش‌سوزی جنگل و مراتع در یک منطقه مؤثر هستند که میزان تأثیرگذاری هر یک از این عوامل در هر منطقه خاص و متفاوت است (Zarekar et al., 2013). اما به دلیل تعدد و تنوع بالای عوامل مؤثر بر خطر آتش‌سوزی، در دسترس بودن داده‌ها و همچنین به منظور سهولت در مدلسازی و درک بهتر روند محاسبات، تعدادی از عوامل اصلی مؤثر بر خطر آتش‌سوزی جنگل و مراتع، انتخاب می‌شود. در این مطالعه و بر اساس مرور جامع منابع مرتبط با حساسیت آتش‌سوزی جنگل و مراتع در کشورهای مختلف (علل انتخاب هر یک از متغیرهای انتخابی در

می‌تواند قابل قبول باشد (Maeda *et al.*, 2009). خلاصه‌ای از عوامل مربوط به حساسیت آتش‌سوزی در جدول ۱ آورده شده‌اند (توضیحات بیشتر در قسمت آماده‌سازی آمده است).

تشخیص آتش توسط MODIS می‌تواند به ۹۰ درصد رسد (Wang *et al.*, 2003). با توجه به اینکه اندازه‌ی پیکسل نقشه‌ی تهدید مربوط به آتش‌سوزی در این تحقیق در حدود ۱ کیلومتر بود، نقاط فعال حریق MODIS با تفکیک مکانی یک کیلومتری

جدول ۱- متغیرهای مورداستفاده جهت پهنه‌بندی حساسیت آتش‌سوزی جنگل در استان مازندران

ردیف	نام متغیر	توضیحات/نوع داده توضیحات/نوع داده	منبع/روش تهیه
۱	نقاط حریق فعال	نقاط حریق در شب و روز استخراج یافته از سنجنده مادیس ماهواره آکوا و تراکد MYD14A1 و MOD14A1 از مجموعه Collection 6 شیب فایل، ۱ کیلومتر	از داده‌های سنجنده MODIS سازمان فضایی آمریکا، ناسا از ۱۳۸۰/۱۰/۱۳ تا ۱۳۹۳/۱۲/۱۹ لغایت
۲	پوشش اراضی (LC)	پوشش‌های مختلف اراضی، گرید فایل، نوع گسسته، ۳۰۰ متر، نسخه ۲	از داده‌های سنجنده MERIS آژانس فضایی اروپا، ایسا، پروژه GLOBCOVER
۳	بارش (PDM)	بارش خشک‌ترین ماه برحسب میلی‌متر (از ۱۹۵۰ تا ۲۰۰۰) گرید فایل ۱ کیلومتر، نوع پیوسته	بانک داده جهانی WorldClim، نسخه ۱/۲
۴	دما (AMT)، (MTWM)	میانگین دمای سالانه برحسب سلسیوس (از ۱۹۵۰ تا ۲۰۰۰)، حداکثر دمای گرم‌ترین ماه برحسب سلسیوس (از ۱۹۵۰ تا ۲۰۰۰) گرید فایل ۱ کیلومتر، نوع پیوسته	بانک داده جهانی WorldClim، نسخه ۱/۲
۵	تابش کل (TD)	مجموع تابش مستقیم و پراکنده ورودی از خورشید برحسب کیلووات ساعت بر مترمربع، گرید فایل ۱ کیلومتر، نوع پیوسته	مدل PISR ارائه شده توسط (Conrad, <i>et al.</i> , 2015)
۶	مدل رقمی ارتفاع (EL)	ارتفاع از سطح دریا (متر)، گرید فایل ۳۰ متر، نوع پیوسته	داده‌های DEM استخراج شده از سنجنده ASTER GDEM نسخه ۲
۷	جهت شیب (AS)	جهت شیب به درجه آزیموتی، گرید فایل ۳۰ متر، نوع گسسته	داده‌های DEM استخراج شده از سنجنده آستر، GDEM نسخه ۲ چند جمله مرتبه دوم (Zevenbergen and, Thorne, 1987)
۸	شیب توپوگرافی (SL)	جهت شیب به درجه، گرید فایل ۳۰ متر، نوع پیوسته	داده‌های DEM استخراج شده از سنجنده آستر، GDEM نسخه ۲ چند جمله مرتبه دوم (Zevenbergen and, Thorne, 1987)
۹	شبه راه‌ها (DRo)	شیب فایل، مقیاس مقیاس اجمالی (۱:۲۵۰۰۰۰)	روش فاصله اقلیدوسی، سازمان نقشه برداری کشور
۱۰	نقاط مسکونی (DC)	شیب فایل، مقیاس اجمالی (۱:۲۵۰۰۰۰)	روش فاصله اقلیدوسی، سازمان نقشه برداری کشور
۱۱	شبهه آبراهه (DR)	شیب فایل، مقیاس اجمالی (۱:۲۵۰۰۰۰)	روش فاصله اقلیدوسی، سازمان نقشه برداری کشور
۱۲	شاخص عرضه باد (WE)	بی‌بعد، گرید فایل ۲۵۰ متر، نوع پیوسته	مدل Terrain Analysis ارائه شده (Conrad <i>et al.</i> , 2015)
۱۳	گرمايش ناهمسانگرد روزانه (DAH)	بی‌بعد، گرید فایل ۲۵۰ متر، نوع پیوسته	مدل Terrain Analysis (Lighting) ارائه شده (Conrad <i>et al.</i> , 2015)
۱۴	شاخص خیزی توپوگرافی (TWD)	بی‌بعد، گرید فایل ۳۰ متر، نوع پیوسته	مدل Terrain Analysis ارائه شده (Conrad <i>et al.</i> , 2015)

های متعددی برای ورود متغیرهای وابسته به مدل وجود دارند که روش هم‌زمان به عنوان روشی که در آن تمامی متغیرهای مستقل مهم فرض شده و در یک مرحله وارد مدل می‌شوند، استفاده شد. یکی از روش‌های پیشنهادی بر حل مشکل جدایش کامل و اثر هم خطی استفاده از روش حداکثر رساندن تابع احتمال جریمها استفاده از الگوریتم نیوتن-رافسون است (Gelman *et al.*, 2008)، که در این مطالعه از نرم افزار (SAS, Cary, North Carolina, USA) JMP 6.0 برای انجام روش های فوق، استفاده شد.

۳.۲. روشهای مورد استفاده

۳.۲.۱. رگرسیون لجستیک باینری

هدف در رگرسیون لجستیک باینری پیدا کردن بهترین و مناسب‌ترین مدل برازش یافته به-منظور مدل کردن ارتباط بین متغیر پیشامد (حضور یا عدم حضور) و مجموعه‌ای از متغیرهای پیش‌بینی کننده است. رگرسیون لجستیک برخلاف سایر روش‌هایی مانند تحلیل جداسازی خطی، فرضیه‌ای در توزیع متغیرها لازم ندارد. در رگرسیون لجستیک از ترکیب خطی تابع Logit استفاده می‌شود. روش

۲.۲.۳. شبکه عصبی

در این مطالعه از شبکه‌های عصبی چندلایه پیش‌خور که عموماً شبکه‌های چندلایه پرسپترون هم نامیده می‌شود، استفاده شد. توپولوژی شبکه برای پهنه‌بندی حساسیت آتش‌سوزی جنگل، شامل یک لایه ورودی (داده‌ها را در شبکه توزیع می‌کند)، لایه پنهان (داده‌ها را پردازش می‌کند) و یک لایه خروجی (نتایج را به ازای ورودی‌های مشخص استخراج می‌کند) است. معمولاً تعداد لایه‌های پنهان، یک لایه در نظر گرفته می‌شود، یک لایه پنهان در اکثر موارد جواب‌گویی حل مسئله می‌باشد (Neshat *et al.*, 2008). تعداد نرونها در لایه پنهان وابسته به تعداد داده‌های آموزش است و به صورت تجربی محاسبه می‌گردد. به طور مرسوم توصیه شده است که تعداد نرون‌ها در لایه پنهان بین ۷۰ تا ۹۰ درصد از اندازه‌ی لایه‌ی ورودی باشد (Boger and Guterma, 1997). اما در این پژوهش، مدل ANN با سه نرون در لایه پنهان ایجاد شد، زیرا مقدار جذر میانگین مربعات خطا در این مطالعه نشان داد که سه نرون کافی می‌باشد. تابع فعال‌سازی آکسون برای شبکه‌ی اشاره شده انتخاب شد. این تابع غیرخطی می‌تواند شبکه‌ای ایجاد کند که بهترین عملکرد را در بین توابع فعال‌سازی بازی کند (Bhopale and Tijare, 2012). روش اعتبارسنجی مقطعی مهارکننده Holdback cross-validation (از ۲۰ درصد داده‌ها در مجموعه‌ی اعتبارسنجی استفاده شد) مورد استفاده قرار گرفت تا از برآزش بیش‌ازحد در مجموعه‌ی اطلاعاتی جلوگیری کند. در این مطالعه برای بررسی احراز اعتبار مدل از روش Boosting استفاده شد. این روش برای تولید تعدادی

یادگیر ضعیف چندگانه (۱۰ مدل برای آموزش) و تبدیل آن به یک یادگیر قوی برای پیش‌بینی یا رده‌بندی به کار می‌رود. به صورت تجربی مشخص شده است که دقت شبکه‌های عصبی با تولید چندین مدل و ترکیب نتایج با استفاده از روش Boosting افزایش پیدا کند (Baker and Ellison, 2012). مدل ANN با میزان یادگیری ۰/۱ با روش Boosting Global آموزش دید که برای حالت بهینه‌سازی کلی Optimum کاربرد دارد (Sall *et al.*, 2012).

۲.۳. آمادگی‌سازی تمرین و اعتبارسنجی پایگاه‌های

اطلاعاتی

با توجه به اینکه لایه‌های ورودی دارای واحدهای متفاوتی هستند و به‌عنوان ورودی مستقیم برای رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی مناسب نیستند، پارامترهای ورودی در محدوده‌ی ۰ تا ۱ نرمال یا بی‌مقیاس‌سازی شدند (Heydari *et al.*, 2015). مجموع اطلاعات اسمی و ترتیبی مانند داده پوشش زمین تبدیل به متغیرهای دنباله‌دار شدند که در بین ۰ و ۱ قرار می‌گرفتند. تمام لایه‌های متغیرهای مستقل به صورت فرمت شبکه‌ای با ابعاد سلولی ۱×۱ کیلومتر با روش نزدیک‌ترین همسایه، نمونه‌گیری مجدد شد تا امکان ترکیب و هم‌مقیاس‌سازی لایه‌ها فراهم گردد. نقاط عدم حضور (کد ۰) به صورت تصادفی و با فاصله ۱ کیلومتر از نقاط حضور (کد ۱) به صورت توزیع یکنواخت در سطح استان انتخاب شد. مقدار شاخص موران برای سلول‌های صفر برابر با ۰/۰۴ بدست آمد که نشان دهنده عدم خودهمبستگی فضایی بین نقاط نمونه کد صفر است. این داده در پایگاه‌های داده آموزشی و اعتبارسنجی که بیان‌کننده‌ی ۴ درصد از کل اطلاعات بودند،

۳. نتایج

۱.۳. نقشه‌های حساسیت آتش‌سوزی جنگل و مراتع

بر اساس توضیحات داده‌شده و ورود عوامل طبیعی و انسانی به روش رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی، پهنه‌بندی حساسیت آتش‌سوزی جنگل و مراتع و تعیین مناطق با حساسیت بالا در استان مازندران انجام شد. رابطه ۲ نشان‌دهنده مدل به‌دست‌آمده با روش رگرسیون لجستیک است.

$$Pred = 1 / (1 + \exp(-(0.67 - 3.93 \times LC - 0.25 \times AS - 0.44 \times DC - 4.11 \times EL + 0.83 \times DAH - 12.15 \times MTWM - 5.89 \times PDM + 1.04 \times DR - 1.85 \times DRo - 3.64 \times SL + 1.59 \times TWI - 3.14 \times TI - 0.68 \times WE + 15.24 \times AMT)))$$

(رابطه ۱)

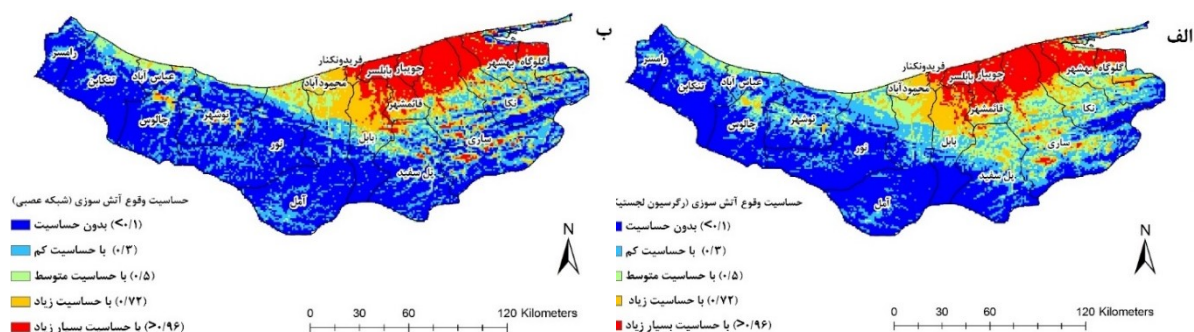
توضیحات علائم رابطه ۱ در جدول ۱ مشخص است. شکل ۲ نشان‌دهنده طبقه‌بندی احتمال حساسیت آتش‌سوزی در استان مازندران در ۵ طبقه با استفاده از روش نقاط شکست (Le et al., 2017) در این پژوهش است.

نتایج هر دو روش نشان‌دهنده آن است که احتمال حساسیت آتش‌سوزی در مناطق شمال شرق استان به بیش از ۷۷ درصد (نواحی نارنجی-قرمز رنگ) می‌رسد. همچنین سایر نواحی با حساسیت بالا به‌صورت پراکنده در قسمت‌هایی از نیمه غربی و جنوب شرقی منطقه مورد مطالعه قابل تشخیص هستند. حساسیت بالای آتش‌سوزی در سایر نواحی استان کم‌تر از ۱۹ درصد در هر دو روش قابل‌شناسایی هستند. به‌طورکلی مقایسه بصری (تقسیم‌بندی احتمال حساسیت هر دو روش به ۵ طبقه یکسان در راهنمای نقشه) هر دو روش نتایج مشابهی را از نظر الگوی فضایی حساسیت آتش‌سوزی در منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهد.

مورد استفاده قرار گرفت. در این پژوهش ۸۰ درصد از ۱۰۶۰ سلول‌ها (۸۴۸ سلول) در مرحله‌ی آموزش مدل‌های آتش‌سوزی انتخاب شدند، درحالی‌که ۲۰ درصد از سلول‌ها (۲۱۲ سلول) برای مجموعه اطلاعات اعتبارسنجی و دقت تخمین مدل‌های ناشی شده مورد استفاده قرار گرفتند.

۲.۳. ۴. اعتبارسنجی مدل‌ها

اعتبارسنجی از مهم‌ترین مراحل ارزیابی یک مدل مکانی است که در آن میزان معتبر بودن نتایج حاصل از مدل به‌منظور کاربردی کردن مدل بررسی می‌شود. این مرحله از ارزیابی جهت بررسی میزان موفقیت یک مدل انجام می‌شود (Maroco et al., 2011). روش‌های متعددی برای بررسی کارایی مدل‌های دسته‌بندی داده‌ها وجود دارد. در این پژوهش عملکرد دو روش رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی در تعیین حساسیت آتش‌سوزی (تعداد سلول‌هایی که به‌خوبی طبقه‌بندی شده‌اند) در مقایسه با نقشه‌ی نقاط فعال آتش‌سوزی MODIS با استفاده از ضریب توافق کاپا و منحنی تشخیص عملکرد نسبی Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve و سطح زیر منحنی (Area Under Curve) در نرم افزار (the Curve MedCalc Software (bvba, Belgium) مورد بررسی قرار گرفت. همچنین از شاخص یودنجهت ارزیابی دقت مدل‌های تشخیصی و عملکرد پیش‌بینی آن در مدل‌های پیش‌آگهی و یا حساسیت استفاده شد. در این مطالعه از ضریب توافق کاپا جهت اندازه‌گیری توافقی دو روش با نقاط آتش‌سوزی فعال استفاده شد.



شکل ۲- پهنه‌بندی حساسیت آتش‌سوزی در استان مازندران با دو روش (الف) رگرسیون لجستیک و (ب) شبکه عصبی

۲.۳. مقایسه نتایج روش‌های رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی

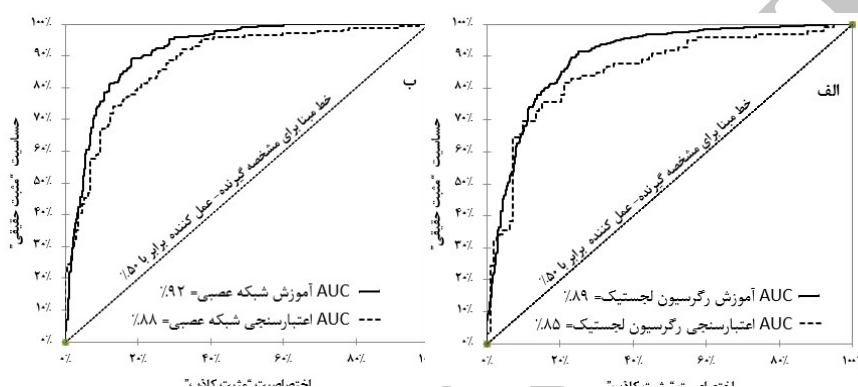
مقایسه نتایج ضریب تغییرات (به‌عنوان معیار نسبی از میزان تغییرات) نیز نشان می‌دهد که مقادیر برآورد شده احتمال حساسیت آتش‌سوزی بین دو روش مورد استفاده در حدود ۱۰ درصد است که این امر بیان‌گر آن است که ضریب تغییرات و پراکنندگی نتایج دو روش نسبت به یکدیگر کم و در نتیجه تا حدودی فاقد مقادیر فاصله‌دار و پرت از هم هستند. مقایسه ضریب همبستگی پیرسون بین برآورد احتمال حساسیت آتش‌سوزی روش رگرسیون لجستیک با شبکه عصبی نشان می‌دهد که میزان رابطه بین دو روش مورد استفاده ۰/۹۷ می‌باشد. این به آن معنا است که قسمت زیادی از پهنه‌های احتمال حساسیت آتش‌سوزی در هر دو روش به‌طور یکسانی برآورد و بر هم منطبق هستند. بیشترین همبستگی و انطباق مقادیر احتمال حساسیت در هر دو روش مربوط به مقادیر حداکثر احتمال حساسیت (بیش‌تر از ۸۰ درصد) است. بیشترین اختلاف در برآورد حساسیت آتش‌سوزی بین دو روش در مقادیر میانی (۵۰ درصد) است.

مقایسه نمودارهای راک برای داده‌های اعتبارسنجی روش‌های رگرسیون لجستیک و شبکه

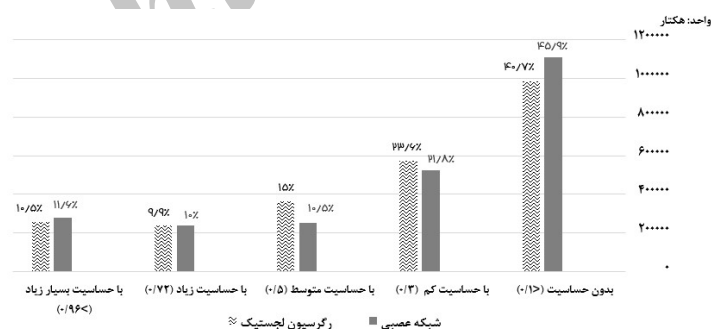
عصبی (شکل ۳) نشان می‌دهد که مقادیر سطح زیر نمودار در هر دو روش بیش‌تر از ۰/۸ و متفاوت با خط ۰/۵ ($p=0.001$) است و مقادیر تشخیص غلط احتمال حساسیت آتش‌سوزی اندک است. از این رو هر دو روش از دقت قابل توجهی جهت تشخیص درست نقاط آتش‌سوزی در جنگل‌های استان مازندران برخوردار است، اما روش شبکه عصبی از دقت بیش‌تری به‌منظور دسته‌بندی حساسیت نسبت به رگرسیون لجستیک برخوردار است. نتایج شاخص یودن برای روش شبکه عصبی و رگرسیون لجستیک برای داده‌های اعتبارسنجی به ترتیب برابر با ۰/۶۱ و ۰/۶ است که نشان‌دهنده ارائه اطلاعات درست از وضعیت احتمال حساسیت آتش‌سوزی به‌ویژه برای روش شبکه عصبی است. نتایج ضریب توافق کاپا در هر دو روش شبکه عصبی و رگرسیون لجستیک برای داده‌های اعتبارسنجی به ترتیب برابر با ۰/۶ و ۰/۵۶ است که نشان‌دهنده تطابق و توافق هر دو روش با مقادیر مشاهداتی نقاط فعال آتش‌سوزی MODIS است. مقدار ضریب توافق کاپا برای شبکه عصبی به مراتب بیش‌تر از روش رگرسیون لجستیک است و نشان‌دهنده و تشخیص مناسب مدل‌ر پهنه‌بندی حساسیت آتش‌سوزی است که احتمال تصادفی بودن نتایج حاصل از آن وجود ندارد. در مجموع روش شبکه

اختلاف با مقدار واقعی در نتیجه اندازه سلولی 1×1 کیلومتری ایجاد شده است) مجموع پهنه های با حساسیت بالا و بسیار بالادر روش شبکه عصبی با مساحت ۵۲۲۹ کیلومترمربع (۲۱/۶ درصد از مساحت کل استان مازندران) قرار گرفته اند. همچنین در روش رگرسیون لجستیک، ۲۰/۶ درصد از مساحت کل استان مازندران با مساحت ۴۹۴۹ کیلومترمربع در محدوده با حساسیت بالا و بسیار بالا قرار گرفته است.

عصبی نتایج مناسب تری را نسبت به روش رگرسیون لجستیک در برآورد حساسیت آتش سوزی جنگل و مراتع در منطقه مورد مطالعه ارائه داده است. شکل ۴ نشان دهنده پهنه های برآورد شده حساسیت آتش سوزی جنگل و مراتع استان مازندران با دو روش مورد استفاده در این پژوهش است. همانطور که مشاهده می شود، پهنه های حساسیت از نظر وسعت در دو روش شباهت زیادی به یکدیگر دارد. از مساحت کل استان مازندران با حدود ۲۴۱۳۵۰۰ (این



شکل ۳- مقایسه نرخ موفقیت (success rate) و نرخ پیش بینی (prediction rate) شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون لجستیک در تفکیک نقاط آتش سوزی. مثبت حقیقی: پیکسل های حاوی آتش سوزی که به عنوان وقوع تشخیص داده می شوند و مثبت کاذب: پیکسل های حاوی آتش سوزی که به اشتباه بدون حریق تشخیص داده می شوند



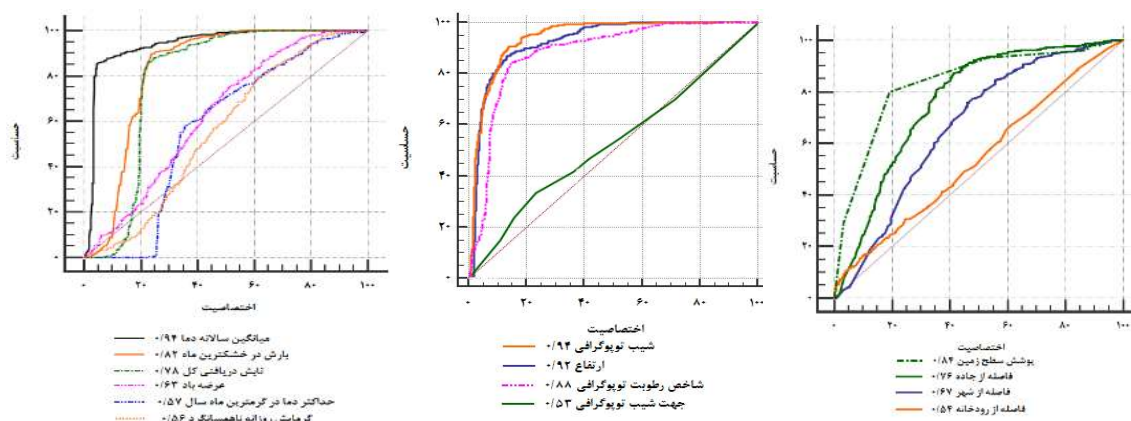
شکل ۴- مقایسه مساحت برآورد شده پهنه های حساسیت (به همراه درصد) شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون لجستیک در ۵ طبقه

احتمال حساسیت آتش سوزی در منطقه مورد مطالعه است. عواملی با مقادیر بیش تر از ۰/۷ می توانند دارای توانایی مناسب تخمینی در راستای پیش بینی آتش سوزی می باشند. نتایج نمودار راک نشان داد که از میان عوامل مورد بررسی، میانگین سالانه دما، شیب صفحه ۵۵۶

شکل ۵ نشان دهنده نمودارهای راک برای ۱۴ عامل مورد استفاده برای مدل سازی حساسیت آتش سوزی جنگل و مراتع استان مازندران با استفاده از شبکه عصبی است. این نمودارها بیان کننده توانایی هر کدام از متغیرها در روش شبکه عصبی در برآورد

عصبی دارند (شکل ۵). به عبارت دیگر عوامل مذکور از تأثیرگذارترین عوامل بر روی احتمال حساسیت ناشی از آتش سوزی در منطقه مورد مطالعه می باشند.

توپوگرافی و ارتفاع از سطح دریا با سطح زیر منحنی بیش تر از ۰/۹ بیش ترین قابلیت را در تشخیص درست احتمال حساسیت آتش سوزی در روش شبکه



شکل ۵- نمودارهای راک عوامل مؤثر بر احتمال حساسیت آتش سوزی جنگل ها و مراتع در روش شبکه عصبی

جنگل است (Maeda et al., 2009). نتایج نمودار راک نشان داد که مقدار سطح زیر منحنی حداکثر دما در گرم ترین ماه سال (۰/۵۷) از اهمیت و توانایی بالایی در برآورد احتمال حساسیت آتش سوزی در منطقه مورد بررسی برخوردار نیست. حداکثر دما در گرم ترین ماه در مناطق جنوب شرقی منطقه مورد مطالعه مشاهده می شود که این امر به دلیل نبود پوشش گیاهی به عنوان عامل مهم تعدیل کننده دما می باشد (Adab et al., 2014). به دلیل نبود پوشش گیاهی به عنوان مهم ترین عامل فراهم کننده سوخت در حریق، تراکم نقاط آتش سوزی در این مناطق بسیار کم است (شکل ۳)؛ اما مقدار سطح زیر منحنی عامل میانگین سالانه دما (۰/۹۴) نشان دهنده اهمیت بالای این عنصر اقلیمی در حساسیت آتش سوزی است. میانگین سالانه دما بیانگر وضعیت کلی دمای حاکم بر یک منطقه است و همان طور که در شکل ۳ مشخص است، نقاط آتش سوزی تقریباً در کل سال توزیع شده اند. نتایج مطالعات سایر محققین نیز نشان

۴. بحث و نتیجه گیری

نتایج شاخص ساختاری حساسیت آتش سوزی دو روش رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی با استفاده از نقاط آتش سوزی فعال سنجده مادیس توسط نمودارهای راک مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نمودار راک نشان داد که هر دو روش از دقت بالایی (بیش تر از ۸۹ درصد) در پهنه بندی حساسیت برخوردار هستند، اما روش شبکه عصبی مصنوعی از تشخیص بیش تری برای برآورد حساسیت آتش سوزی نسبت به روش رگرسیون لجستیک برخوردار است. نتایج سایر محققین نشان داد که شبکه عصبی قابلیت ۹۰ درصد صحت در تشخیص درست حساسیت آتش سوزی در استان کردستان است (Sarvaley et al., 2014). اینگونه روش های هوشمند بر اساس نگاشت های غیر خطی و یا خطی بین متغیرهای مستقل و وابسته قادر به استخراج الگوی های قابل توضیح در زمینه پهنه بندی حساسیت آتش سوزی

کاهش میانگین بارش سالانه در مناطقی مانند هندوستان است (Srivastava and Garg, 2013). این اختلاف نتایج به دلیل تفاوت اقلیمی و پوشش‌های گیاهی بین مطالعه حاضر و نواحی حاره‌ای مانند هندوستان است. نتایج سطح زیر منحنی برای تابش دریافتی از خورشید (۰/۸۷) نشان می‌دهد که این متغیر قابلیت توضیح احتمال حساسیت آتش‌سوزی در منطقه مورد مطالعه را دارد. بیشترین فراوانی رخداد حریق در مناطق پست و همچنین شیب‌های جنوبی استان که به‌طور نسبی بیشترین تابش دریافتی و گرمایش روزانه ناهمسانگرد (۰/۵۶) را دارند، مشاهده شد. در این نواحی دمایی بالاتر، رطوبت کمتر و ماده سوختی خشک‌تر منجر به ایجاد شرایط برای افزایش احتمال حساسیت آتش‌سوزی می‌شود (Chuvieco and Congalton, 1989). منحنی‌های راک مربوط به عوامل فیزیوگرافی مانند ارتفاع، جهت شیب و شیب توپوگرافی با توجه به وجود و یا عدم وجود تهدید آتش‌سوزی مورد بررسی قرار گرفتند (شکل ۷). نتایج سطح زیر منحنی نشان داد که شیب توپوگرافی و ارتفاع با ۰/۹۴ و ۰/۹۲ توانایی قابل توجهی به‌عنوان دو عامل پیشگو در احتمال حساسیت آتش‌سوزی مطرح هستند. در این مطالعه بیشترین تعداد رخداد آتش‌سوزی در نواحی پست و کم ارتفاع با شیب ملایم وجود دارد. نتایج سایر محققین نشان داد که حساسیت آتش‌سوزی در ارتفاعات پایین‌تر به‌سرعت افزایش می‌یابد، در حالی که در ارتفاعات بالاتر به دلیل ناهنجاری‌های آب و هوایی، حساسیت وقوع حریق روند کاهشی و صفر را به دنبال دارد (Vasilakos et al., 2009). طول فصل آتش‌سوزی و سوخت نیز در نتیجه نقش مستقیم ارتفاعات متفاوت است. این

داده که میانگین دمایی سالانه از مؤثرترین عوامل در حساسیت آتش‌سوزی جنگل و مراتع است و فراوانی رخداد آتش‌سوزی در نواحی با دمایی سالانه بالا افزایش می‌یابد (Güngöroğlu 2017; Srivastava and Garg, 2013). رطوبت ماده سوختی در نواحی که در طول سال دمایی بالاتری را تجربه می‌کنند، همواره از قابلیت اشتعال بالاتری به دلیل رطوبت پایین برخوردار هستند (Srivastava and Garg, 2013). همچنین کاهش دما در ارتفاعات بالاتر نیز یکی دیگر از عوامل کاهش رخداد آتش‌سوزی در منطقه مورد مطالعه نیز می‌باشد. بارش در خشک‌ترین ماه با سطح زیر منحنی (۰/۸۲) یکی دیگر از عناصر مهم اقلیمی در احتمال حساسیت آتش‌سوزی در منطقه مورد مطالعه است که با نتایج سایر محققین نیز همراهی دارد (Moritz et al., 2012). تعداد زیاد رخداد آتش‌سوزی در نواحی با بارش بیشتر در منطقه مورد مطالعه (نواحی شمال شرقی و نزدیک به دریای خزر) مشاهده گردید که این مناطق با بیشترین میانگین دمایی سالانه هم مواجه هستند. این شرایط منجر به تولید بیشتر و انباشت مواد سوختی در این نواحی نسبت به نواحی کم بارش می‌شود، که در نتیجه آن مواد در دسترس حریق را در فصول آتش‌سوزی افزایش می‌یابد (Moritz et al., 2012). نتایج محققین نشان داد که در آب‌وهوا گرم‌تر و خشک‌تر در مناطق غنی از نظر زیست‌توده، فعالیت آتش‌سوزی نیز افزایش می‌یابد، اما همین امر نیز تأثیر معکوس بر استرس رطوبتی بیوم ها دارد، افزایش تبخیر باعث کاهش رشد زیست‌توده لازم برای انجام حریق می‌شود (Moritz et al., 2012). یافته‌های بعضی از محققین نشان‌دهنده افزایش رخداد آتش‌سوزی با

تأثیر رطوبت خاک بالا در دامنه‌های شمالی برای گیاهان و تولید ماده سوختی در منطقه نوادا، کالیفرنیا واضح نیست (Ray, 2016). مقدار سطح زیر منحنی راک برای شاخص رطوبت توپوگرافی (۰/۸۸) نشان‌دهنده تأثیر زیاد این متغیر در احتمال حساسیت آتش‌سوزی در منطقه مورد مطالعه است. به‌طور کلی این شاخص نشان‌دهنده شرایط رطوبتی زمین با فرض ارتباط شیب آب زیرزمینی با شیب توپوگرافی است که بر روی تولید رواناب نیز مؤثر است (Vadrevu, 2010). به‌طور کلی در مناطقی که این شاخص نشان‌دهنده شرایط پتانسیل بالای رطوبتی است، رطوبت خاک نیز بالا و در نتیجه شرایط برای وقوع و گسترش آتش‌سوزی محدود می‌گردد (Vadrevu, 2010)، اما به دلیل شرایط رطوبت مناسب زمینه برای تولید زیاد ماده سوختی نیز فراهم می‌گردد (Ray, 2016) که خود زمینه افزایش شدت-مدت آتش‌سوزی می‌گردد. اما فاصله از رودخانه که خود عاملی در تعیین رطوبت خاک می‌باشد، نقش تعیین‌کننده‌ای در احتمال حساسیت آتش‌سوزی ندارد (سطح زیر منحنی راک ۰/۵۴). مقدار سطح زیر منحنی برای پوشش زمینی در این تحقیق برابر ۰/۸۴ بود که این موضوع بیان‌کننده‌ی آن است که پوشش زمین (کشاورزی) مهم‌ترین متغیر تأثیرگذار بر وقوع حریق برای اهدافی مانند آتش‌بقیای محصولات زراعی جهت کنترل آفات و علف‌های هرز، پاک شدن سریع زمین از بقیای کشت قبلی و آسان شدن عملیات شخم برای کشت بعدی است (Vadrevu, 2010; Pereira et al., 2014). محیط زیر منحنی مرتبط با نزدیکی به مکان‌های مسکونی و فواصل از جاده‌ها در حدود ۰/۶۷ و ۰/۷۶ است که به‌طور معناداری بیشتر از ۰/۵ است و این مقادیر

امر با توجه به تفاوت در میزان بارش دریافتی، تاریخ ذوب برف و فصل رشد پوشش گیاهی ایجاد می‌شود (Vasilakos et al., 2009). سطح زیر منحنی برای عامل جهت شیب توپوگرافی با ۰/۵۳ که نشان‌دهنده کم‌کفایت این متغیر در توضیح احتمال حساسیت آتش‌سوزی و تصادفی بودن آن است. این امر به دلیل شرایط پیچیده اثر جهت شیب بر آتش‌سوزی است. دامنه‌های رو به سمت شرق در نیمکره شمالی تأثیر منفی زیادی بر روی حریق دارند که به دلیل گرمایش و سرمایه‌ش سریع‌تر و به‌طور کلی وجود پدیده لی در این جهت دامنه کوه‌ها است. این تغییرات توپوگرافی نیز موجب تغییرات انرژی شده که در نتیجه آن تأثیر مستقیم بر روی شاخص عرضه بادی می‌گردد. مقدار سطح زیر منحنی راک برای شاخص عرضه باد با ۰/۶۳ نشان‌دهنده تأثیر این عامل بر روی احتمال حساسیت آتش‌سوزی است به‌طوری‌که بیشترین رخداد حریق در نواحی که پتانسیل عرضه باد در آن بالا (خشکی بیشتر ماده سوختی) است، وجود دارد (Chuvieco and Salas, 1996). دامنه‌های جنوب تا جنوب غرب معمولاً بیشترین تعداد آتش‌سوزی و همچنین طولانی‌ترین فصل آتش‌سوزی را دارند که ناشی از تابش‌های زیاد خورشیدی و تنش‌های زیاد آب در پوشش گیاهی است. اما در طرف دیگر، دامنه‌های شمالی ممکن است دارای فراوانی پایین آتش‌سوزی باشند اما شدت رژیم آتش‌سوزی در این مناطق بالا است که به دلیل وجود رطوبت و در نتیجه انبوه مواد سوختی بیشتر در دامنه‌های شمالی است (Vasilakos et al., 2009). اکثر آتش‌سوزی در زمین‌های جنگلی با شیب ملایم (کمتر از ۵ درجه) به وقوع پیوسته است (He et al., 2013). اما نتایج ری (۲۰۱۶) نشان داد که میزان

حساسیت آتش‌سوزی زیاد مهم نیستند (Renard *et al.*, 2012). نتایج این پژوهش نشان داد که عمده مناطق حساس به آتش‌سوزی جنگل و مراتع در مناطق شمال شرقی استان مازندران قرار دارد، این مناطق در این تحقیق دارای ویژگی طبیعی ارتفاع کم، با دامنه‌های عمده جنوبی، دریافت تابش زیاد خورشید، رطوبت کم و دمای هوای سالانه بالا قابل تشخیص هستند. همچنین مناطق حساس از نظر عوامل انسانی، در مناطق با کاربری کشاورزی، نزدیک به مناطق مسکونی و مسیرهای ارتباطی قرار دارند. مدل ارائه‌شده در این تحقیق یک مدل استاتیک است و در نتیجه سطوح مربوط به حساسیت آتش‌سوزی نمی‌توانند در یک بازه‌ی زمانی کوتاه‌مدت تفاوت اساسی داشته باشند. نتایج ارائه‌شده در این تحقیق می‌تواند به‌عنوان نقشه راهبردی در مقیاس متوسط مورد استفاده قرار گیرد تا در ارزیابی برنامه‌های آسیب‌پذیری و برنامه‌ریزی برای تقلیل این آسیب‌ها مورد استفاده قرار بگیرد.

References:

- Eskandari, S. 2015. Evaluation of forest fire risk potential using Dong model, case study: District Three of Neka-Zalemroud forests. *Geographical Planning of Space*, 5(15), 195-210. (In Farsi)
- Zarekar, A., Zamani, B. K., Ghorbani, S., Moalla, M. A., & Jafari, H. 2013. Mapping spatial distribution of forest fire using MCDM and GIS (case study: three forest zones in Guilan Province). *Iranian Journal of Forest and Poplar Research*, 21(2), 218-230. (In Farsi)
- Sarvaleh, F., Bavaghar, M., & Shabanian, N. 2014. Application of artificial neural network for forest fire risk mapping based on physiographic, human and climate factors in Sarvabad, Kurdistan province. *Iranian Journal of Forest and Range Protection Research*, 11(2), 97-107. (In Farsi)
- Neshat, M., Yaghubi, M., Naghibi, M. B., &

بیان‌کننده‌ی اطلاعات معناداری در مورد توضیح حساسیت ناشی از آتش‌سوزی توسط آن دو عامل انسانی است. همانند پژوهش کنونی، سایر محققین به این نتیجه رسیدند که نزدیکی به جاده‌ها و مناطق مسکونی می‌توانند با حساسیت آتش‌سوزی همسو باشند (Vadrevu 2010; Renard *et al.*, 2012; Yin 2004).

تجزیه و تحلیل‌های آماری متغیرهای مورد استفاده در این پژوهش نشان داد که میانگین دمای سالانه و شیب توپوگرافی دارای بیشترین تأثیر در تشخیص میزان وقوع حساسیت آتش‌سوزی را دارد. سپس عامل رطوبتی مانند شاخص رطوبت توپوگرافی و پوشش سطح زمین به‌عنوان یک نشان‌گر احتمال حساسیت آتش‌سوزی در درجه اهمیت بعدی قرار دارند. هرچند رابطه‌ی مناسبی بین پایگاه داده‌ای WorldClim و MODIS در این پژوهش وجود ندارد، اما تحقیقات قبلی نشان داده‌اند که ناسازگاری زمانی در بین پایگاه‌های اطلاعاتی جهت پهنه‌بندی

Esmailzadeh, A. 2008. Designing an expert system of liver disorders by using neural network Paper presented at the Eleventh Student Conference on Electrical Engineering, Zanjan. 1-8. (In Farsi)

Adab, H., Amirahmadi, A., & Atabati, A. 2014. Relating Vegetation Cover with Land Surface Temperature and Surface Albedo in Warm Period of Year Using MODIS Imagery in North of Iran. *Physical Geography Research Quarterly*, 46(4), 419-434. (In Farsi)

Ardakani, A. S., Zoj, M. J. V., Mohammadzadeh, A., & Mansourian, A. 2011. Spatial and temporal analysis of fires detected by MODIS data in Northern Iran from 2001 to 2008. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 4(1), 216-225.

Mirzayi M, Riyahi Bakhtiyari A, Salman Mahini A, Gholamalifard M. 2013. Investigating the Land

- Cover Changes in Mazandaran Province Using Landscape Ecology's Metrics Between 1984 - 2010. *Iranian Journal of Applied Ecology*. 2 (4) :37-55
- Baker J.L. & Ellison D. 2008. Optimisation of pedotransfer functions using an artificial neural network ensemble method. *Geoderma*. 144(1-2):212-224.
- Bhople A. D. & Tijare P. 2012. Fast Fourier Transform Based Classification of Epileptic Seizure Using Artificial Neural Network. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering* .2(4).
- Boger, Z. and H. Guterman. 1997. Knowledge extraction from artificial neural network models. *Systems, Man, and Cybernetics*, 1997. *Computational Cybernetics and Simulation.*, 1997 IEEE International Conference on, IEEE. Orlando, FL, USA.
- Bunruamkaew K. & Murayam Y. 2011. Site Suitability Evaluation for Ecotourism Using GIS & AHP: A Case Study of Surat Thani Province. Thailand. *Procedia - Social and Behavioral Sciences* .21 .269-278.
- Chuvieco E. & Congalton R. G. 1989. Application of remote sensing and geographic information systems to forest fire hazard mapping. *Remote Sensing of Environment* .29(2):147-159.
- Chuvieco E. & Salas J. 1996. Mapping the spatial distribution of forest fire danger using GIS. *International Journal of Geographical Information Science* .10(3):333-345.
- Conrad O. Bechtel B. Bock M. Dietrich H. Fischer E. Gerlitz L. . . . Böhner J. 2015. System for Automated Geoscientific Analyses (SAGA) v. 2.1. 4. Geoscientific Model Development Discussions .8(2):2271-2312.
- Debano L. F. Savage S. M. & Hamilton D. A. 1976. The Transfer of Heat and Hydrophobic Substances During Burning. *Soil Science Society of America Journal* .40 .779-782.
- Dong X. Li-min D. Guo-fan S. Lei T. & 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.
- Giglio L. Schroeder W. & Justice C. O. 2016. The collection 6 MODIS active fire detection algorithm and fire products. *Remote Sensing of Environment* .178 .31-41.
- Giglio L., Desloîtres J., Justice C. O., & Kaufman Y. J. 2003. An enhanced contextual fire detection algorithm for MODIS. *Remote sensing of environment*, 87(2), 273-282.
- Güngöroğlu C. 2017. Determination of forest fire risk with fuzzy analytic hierarchy process and its mapping with the application of GIS: The case of Turkey/Çakırlar. *Human and Ecological Risk Assessment: An International Journal* .23(2):388-406.
- He, C., S.-y. Zhang, F. Chen and Y. Sun. 2013. Forest fire division by using MODIS data based on the temporal-spatial variation law. *Spectroscopy and Spectral Analysis* 33(9): 2472-2477.
- Hijmans R. J. Cameron S. E. Parra J. L. Jones P. G. & Jarvis A. 2005. Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas. *International journal of climatology* .25(15):1965-1978.
- Jaiswal R. K. Mukherjee S. Raju K. D. & Saxena R. 2002. Forest fire risk zone mapping from satellite imagery and GIS. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* .4(1):1-10.
- Keane, R. E., J. K. Agee, P. Fulé, J. E. Keeley, C. Key, S. G. Kitchen, R. Miller and L. A. Schulte. 2009. "Ecological effects of large fires on US landscapes: benefit or catastrophe? A." *International Journal of Wildland Fire* 17(6): 696-712.

- Lee .B. .Kim .S. Y. .Chung .J. .& Park .P. S. 2008. Estimation of fire severity by use of Landsat TM images and its relevance to vegetation and topography in the 2000 Samcheok forest fire. *Journal of Forest Research* .13(4).197-204.
- Le, L., Lin, Q., & Wang, Y. 2017. Landslide susceptibility mapping on a global scale using the method of logistic regression. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 17(8), 1411.
- Ahmadian, S.H. 2002. Using Remote Sensing (RS) and Geographic Information System (GIS) in Land Use Rectification in Mazandaran Province, National Conference on Land Management - Soil Eradication and Sustainable Development, Arak, Iran Agricultural Research, Education and Extension Organization (ARREO).COI: FMSE01_058
- Maroco .J. .Silva .D. .Rodrigues .A. .Guerreiro .M. . Santana .I. & de Mendonça .A. 2011. Data mining methods in the prediction of Dementia: A real-data comparison of the accuracy sensitivity and specificity of linear discriminant analysis .logistic regression .neural networks .support vector machines .classification trees and random forests. *BMC Research Notes* 4(1).299.
- Moretti .M. .Obrist .M. K. & Duelli .P. 2004. Arthropod biodiversity after forest fires: winners and losers in the winter fire regime of the southern Alps. *Ecography* 27(2).173-186.
- Moritz .M. A. .Parisien .M.-A. .Batllori .E. . Krawchuk .M. A. .Van Dorn .J. .Ganz .D. J. & Hayhoe .K. 2012. Climate change and disruptions to global fire activity. *Ecosphere* 3(6).1-22.
- .M. G. .Aranha .J. & Amraoui .M. 2014. Land cover fire proneness in Europe. 2014 .23(3).13.
- Ray .R. L. 2016. Moisture Stress Indicators in Giant Sequoia Groves in the Southern Sierra Nevada of California .USA. *Vadose Zone Journal* . 15(10).
- Renard .Q. .Pélissier .R. .Ramesh .B. R. & Kodandapani .N. 2012. Environmental susceptibility model for predicting forest fire occurrence in the Western Ghats of India. *International Journal of Wildland Fire* 21(4).368-379.
- Sall .J. .Lehman .A. .Stephens .M. L. & Creighton . L. 2012. JMP start statistics: a guide to statistics and data analysis using JMP: SAS Institute.
- Schroeder .W. .Ruminski .M. .Csiszar .J. .Giglio .L. . Prins .E. .Schmidt .C. & Morissette .J. 2008. Validation analyses of an operational fire monitoring product: The Hazard Mapping System. *International Journal of Remote Sensing* . 29(20).6059-6066.
- Setiawan .I. .Mahmud .A. R. .Mansor .S. .Mohamed Shariff .A. R. & Nuruddin .A. A. 2004. GIS-grid-based and multi-criteria analysis for identifying and mapping peat swamp forest fire hazard in Pahang .Malaysia. *Disaster Prevention and Management: An International Journal* . 13(5).379-386.
- Srivastava .P. & Garg .A. 2013. Forest Fires in India: Regional and Temporal Analyses. *Journal of Tropical Forest Science* 228-239.
- Vadrevu .K. P. .Eaturu .A. & Badarinath .K. V. 2010. Fire risk evaluation using multicriteria analysis—a case study. *Environmental monitoring and assessment* .166(1).223-239.
- Pereira, M. G., Aranha, J., & Amraoui, M. 2014. Land cover fire proneness in Europe. 2014, 23(3), 13.
- Vasilakos .C. .Kalabokidis .K. .Hatzopoulos .J. & Matsinos .I. 2009. Identifying wildland fire ignition factors through sensitivity analysis of a neural network. *Natural hazards* .50(1).125-143.
- Wang .S. .Zhou .Y. .Wang .L. & Zhang .P. 2003. A research on fire automatic recognition using MODIS data. Paper presented at the Geoscience

and Remote Sensing Symposium, 2003. IGARSS'03. Proceedings. 2003 IEEE International.

Yin .H.-w. .Kong .F.-h. .& Li .X.-z. 2004. RS and GIS-based forest fire risk zone mapping in Da Hinggan Mountains. Chinese geographical science . 14(3),251-257.

Zevenbergen .L. W. .& Thorne .C. R. 1987. Quantitative analysis of land surface topography. Earth surface processes and landforms .12(1),47-56.

Gelman, A., Jakulin, A., Pittau, M. G., & Su, Y.-S. 2008. A weakly informative default prior

distribution for logistic and other regression models. The Annals of Applied Statistics, 1360-1383.

Maeda, E. E., Formaggio, A. R., Shimabukuro, Y. E., Arcoverde, G. F. B., & Hansen, M. C. 2009. Predicting forest fire in the Brazilian Amazon using MODIS imagery and artificial neural networks. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 11(4), 265-272.

Heydari, M., Poorbabaei, H., & Esmaelzade, O. 2015. Indicator plant species in monitoring forest soil conditions using logistic regression model in Zagros Oak (*Quercus brantii* var. *persica*) forest ecosystems, Ilam city. Journal of Plant Researches, 27(5), 811-828. (In Farsi)