



سنچش از دور

,

GIS ایران



سنچش از دور و GIS ایران
سال پنجم، شماره دوم، تابستان ۱۳۹۲
Vol.5, No.2, Summer 2013

۶۵-۷۸

شناسایی نواحی دارای پتانسیل بالای آتش‌سوزی با استفاده از شبکه عصبی و تصمیم‌گیری چندمعیاره

یونس جعفری گلدرق^{۱*}، علی محمدزاده^۲، علی سرکارگر اردکانی^۳

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد سنچش از دور، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۲. استادیار گروه سنچش از دور، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۳. استادیار گروه سنچش از دور و GIS دانشگاه امام حسین (ع)

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۲/۷/۲۱

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۱/۱۱/۹

چکیده

آتش‌سوزی جنگل پدیده‌ای است که خسارت‌های مالی و برحی موقع جان بسیار زیادی به بار می‌آورد. شناسایی و بررسی اثر پارامترهای مؤثر در وقوع آتش‌سوزی و مدل‌سازی آن‌ها در پیشگیری آتش‌سوزی و کاهش خسارت‌های ناشی از آن بسیار مفید است. در این تحقیق، با استفاده از روش‌های شبکه عصبی و تصمیم‌گیری چندمعیاره، مناطق دارای پتانسیل بالای آتش‌سوزی در استان گلستان شناسایی شده است. در روش پیشنهادی برای تهیه نقشه خطر آتش‌سوزی، ابتدا با استفاده از تصمیم‌گیری چندمعیاره نقشه خطر استاتیک و سپس از طریق شبکه عصبی مصنوعی، نقشه خطر دینامیک تهیه می‌شود. سرانجام از ترکیب این دو، نقشه خطر آتش‌سوزی به دست می‌آید که مقادیر هر پیکسل در آن بیانگر میزان احتمال وقوع آتش‌سوزی برای آن پیکسل است. برای ارزیابی مدل از داده‌های آتش‌سوزی ماه ژوئن سال ۲۰۰۵ استفاده شده است. مدل پیشنهادی درصدی از مساحت منطقه را به عنوان منطقه پر خطر شناسایی می‌کند. با توجه به این که درصد آتش‌سوزی اتفاق‌افتداده در آن منطقه نیز معلوم است، معیار دقت از تقسیم درصد آتش‌سوزی‌های رخداده در منطقه پر خطر به درصد مساحت آن منطقه تعریف می‌شود. این معیار دقت برای نقشه استاتیک با وزن‌های یکسان پارامترها برابر $1/86$ و در حالت استخراج وزن‌ها به روش AHP برابر $2/21$ به دست آمد. که بیانگر بهبود دقت مدل از طریق روش AHP است. طبق نتایج مدل نهایی، حدود $70/49$ درصد آتش‌سوزی‌ها در مناطقی که به عنوان مناطق پر خطر شناسایی شده، اتفاق افتاده است. در حالی که در مناطقی بی خطر و کم خطر هیچ آتش‌سوزی اتفاق نیفتاده و در منطقه با خطر متوسط $29/51$ درصد از آتش‌سوزی‌ها اتفاق افتاده است. همچنین معیار دقت برای مدل نهایی برابر $2/77$ به دست آمده است.

کلیدواژه‌ها: آتش‌سوزی، شبکه عصبی، تصمیم‌گیری چندمعیاره، AHP

* نویسنده مکاتبه‌کننده: تهران، خیابان ولی‌عصر، تقاطع میرداماد، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری. تلفن: ۰۹۳۸۲۳۰۴۸۴۷
Email: Jafari.y 2010@gmail.com

۱- مقدمه

برای شناسایی مناطق با پتانسیل بالای آتش‌سوزی قبل از وقوع آن است. خروجی مدل‌های آتش‌سوزی، نقشهٔ احتمال آتش‌سوزی است که در آن مقدار هر پیکسل بیانگر میزان احتمال وقوع آتش‌سوزی برای آن پیکسل است. با توجه به نوع ورودی، مدل‌ها به دو دستهٔ استاتیک و دینامیک تقسیم می‌شوند (Sonia, 2008).

مدل‌های استاتیک از داده‌های تا حدودی ثابت در طول زمان استفاده می‌کند، درحالی که ورودی مدل‌های دینامیک داده‌های متغیر در زمان مانند داده‌های آب و هوای هستند. در تمامی نقشه‌های خطر آتش‌سوزی مقدار هر پیکسل بیانگر احتمال وقوع آتش‌سوزی برای آن پیکسل است که با استفاده از آن‌ها مناطق با پتانسیل بالای آتش‌سوزی شناسایی می‌شوند.

در اکثر تحقیقات انجام‌شده در زمینهٔ آتش‌سوزی اثر پارامترهای محدودی بررسی شده است. به عنوان مثال در بعضی از تحقیقات اثر رطوبت (Westerling, 2001؛ 2003)، در برخی اثر دما بررسی شده است (Westerling, 2006، 2007). اثر همهٔ پارامترها به صورت توأم و در قالب مدل‌سازی برای پیش‌بینی آتش‌سوزی بررسی نشده است و در اکثر تحقیقات پارامترهای استاتیک و دینامیک از هم Hernandez تفکیک شده و جداگانه بررسی شده است (et al., 2006). در این تحقیق، با استفاده از روش AHP^۱ نقشهٔ استاتیک و با استفاده از شبکهٔ عصبی نقشهٔ دینامیک خطر آتش‌سوزی ایجاد شده و در آخر از ترکیب این دو، نقشهٔ خطر آتش‌سوزی برای منطقهٔ مطالعه شده به دست آمده است. برای نقشهٔ خطر استاتیک لایه‌های اطلاعاتی نوع پوشش گیاهی، شکل زمین، و دسترسی‌ها، و برای نقشهٔ خطر دینامیک از NDVI و پارامترهای هواشناسی استفاده شده است. نوآوری‌های این پژوهش عبارت‌اند از: ۱. بررسی اثر اکثر پارامترهای مؤثر در وقوع آتش‌سوزی (۱۲ پارامتر که

آتش‌سوزی جنگل خسارت‌های زیادی را به منابع طبیعی وارد می‌کند. افزایش میزان آتش‌سوزی و خسارت‌های ناشی از آن، اهمیت توجه بیشتر به این موضوع را آشکار می‌سازد. بیش از ۶ میلیون کیلومترمربع از جنگل‌های جهان در کمتر از ۲۰۰ سال Dimopoulos and Giannikos, 2004) بر اثر آتش‌سوزی از بین رفته است (Giannikos, 2004). بسیاری از آتش‌سوزی‌ها ناشی از عوامل انسانی است که بعضی از آن‌ها بر اثر عوامل عمدهٔ مانند سوزاندن پوشش زمین برای تغییر کاربری و مانند این‌ها و بعضی دیگر بر اثر بی‌احتیاطی و غفلت ایجاد می‌شود. از جملهٔ خسارت‌های بی‌شمار آتش‌سوزی جنگل می‌توان به اینها اشاره کرد: به فرسایش خاک، از بین‌رفتن گیاهان و جانوران گوناگون، آسودگی‌ها، تخریب درختان، از بین‌رفتن منظره FAO, 2007; Roy et al., 2004) طبیعی، و از این دست اشاره کرد (برخی از آتش‌سوزی‌ها نیز ممکن است بر اثر عوامل طبیعی مانند رعدوبرق و یا جرقهٔ ناشی از اصطکاک حاصل از عوامل گوناگون باشد. فناوری سنجش از دور به دلیل قدرت تفکیک زمانی و مکانی بالایی که دارد در کاوش میزان خسارات ناشی از آتش‌سوزی بسیار مفید است. در زمینهٔ کشف نقاط آتش‌سوزی با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای تحقیقات زیادی صورت گرفته است (Laneve et al., 2006؛ Stroppiana et al., 2000) پیش‌بینی آتش‌سوزی تحقیقات چندانی انجام نشده است. ماهواره‌های سنجش از دور به دلیل قدرت تفکیک زمانی و مکانی مناسب‌شان، داده‌های با ارزشی را در اختیار کاربران قرار می‌دهند که با استفاده از آنها می‌توان مناطق با پتانسیل بالا را شناسایی کرد و با انجام آمادگی‌های لازم قبل از وقوع آتش‌سوزی از آن پیش‌گیری کرد و یا از میزان خسارت‌های احتمالی تا حد امکان کم کرد. مدل‌سازی خطر آتش‌سوزی شامل آمیختن داده‌های گوناگون مؤثر بر وقوع آتش‌سوزی

1. Analytic Hierarchy Process

شناسایی نواحی دارای پتانسیل بالای آتش‌سوزی با استفاده از شبکه عصبی و تصمیم‌گیری چندمعیاره

پوشش گیاهی و DEM منطقه است. برای پوشش گیاهی از تصاویر ماهواره‌ای Landsat TM استفاده شده است. همچنین برای فراوانی آتش‌سوزی از نقاط آتش‌سوزی آشکارشده به وسیله MODIS از سال ۲۰۰۱ تا ۲۰۰۵ استفاده شده است. داده‌های دینامیک شامل NDVI، دما، بارش، باد، میزان تابش آفتاب، و رطوبت نسبی هوا به صورت ماهانه از سال ۲۰۰۱ تا ۲۰۰۵ است. داده‌های NDVI از ترکیب تصاویر ۱۰ روزه SPOT-VEG با قدرت تغییک ۱ کیلومتر به دست آمده است. برای سایر داده‌های دینامیک از داده‌های هواشناسی ایستگاه‌های سینوپتیک و کلیماتولوژی منطقه مطالعه شده و مناطق اطراف آن استفاده شده است. علت انتخاب این پارامترها برای مدل‌سازی، این است که پارامترهای مذکور تأثیر زیادی در موقع آتش‌سوزی استان گلستان دارند و در تحقیقات گوناگون این داده‌ها بررسی شدند (Jafari, 2011).

۲-۳- روش تحقیق

هدف از این تحقیق، شناسایی نواحی دارای پتانسیل بالای آتش‌سوزی است که بدین منظور با استفاده از داده‌های دینامیک نقشه خطر دینامیک، و با داده‌های استاتیک نقشه خطر استاتیک، تهیه و سرانجام از ترکیب این دو، نقشه مناطق با پتانسیل بالای آتش‌سوزی شناسایی شده است. فلوچارت کلی روش به کاررفته در این تحقیق مطابق شکل ۲ است.

بیشتر پارامترهای مؤثر در موقع آتش‌سوزی را شامل می‌شود؛ ۲. به کارگیری این پارامترها به صورت توأم برای مدل‌سازی خطر آتش‌سوزی؛ ۳. استفاده همزمان از دانش داده‌ای و دانش کارشناسی برای وزن دهنی پارامترها؛ ۴. تلفیق نقشه استاتیک حاصل از روش AHP؛ و ۵. نقشه دینامیک خطر آتش‌سوزی حاصل از شبکه عصبی.

۲- مواد و روش‌ها

۱-۲- منطقه مطالعه شده

منطقه مطالعه شده استان گلستان است که در سواحل جنوبی دریای خزر واقع شده و از جمله مناطقی است که آتش‌سوزی در آنجا زیاد اتفاق می‌افتد. طول منطقه مطالعه شده حدود ۲۶۸ کیلومتر و عرض آن حدود ۲۰ تا ۹۰ کیلومتر و مساحت آن تقریباً ۲۱۰۰ کیلومترمربع است و اکثر نواحی آن شامل زمین‌های زراعت، بوته‌زارها، و جنگل است. طول جغرافیایی منطقه مطالعه شده (۵۱°۰۰'۰۰''E) و عرض جغرافیایی جغرافیایی آن (۳۰°۰۰'۰۰''N - ۳۶°۰۰'۰۰''N) است. منطقه مطالعه شده در شکل ۱ نشان داده شده است.

۲-۲- داده‌های استفاده شده

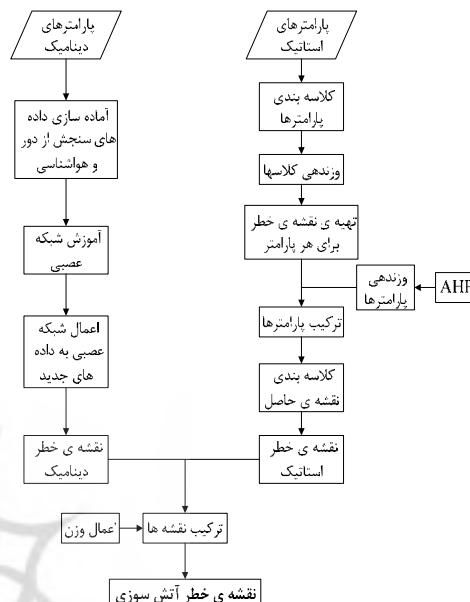
داده‌های به کاررفته در این مقاله به دو بخش استاتیک و دینامیک تقسیم می‌شود. داده‌های استاتیک شامل نقشه خطوط ارتباطی، نقشه رقومی شهرها، نقشه رقومی



شکل ۱. منطقه مطالعه شده به همراه استان‌های اطراف

کلاس‌های متفاوت در هر لایه، نقشه اندکس آن لایه به دست می‌آید. برای وزن‌دهی به هر کلاس در هر لایه اطلاعاتی، از دانش کارشناسی و دانش داده‌ای (داده‌های آتش‌سوزی سال ۲۰۰۱ تا ۲۰۰۵) استفاده شده است. دانش کارشناسی متکی به دیدگاه‌های کارشناسان در زمینه عوامل آتش‌سوزی و تحقیقات انجام شده در این زمینه است (Hernandez et al., 2006; Sonia, 2008). در دانش داده‌ای از آنالیز آتش‌سوزی‌های اتفاق افتاده در سال‌های قبل و بررسی شرایط محیطی و اقلیمی آن‌ها استفاده می‌شود و از طریق آمار آتش‌سوزی‌ها و پارامترهای مؤثر بر آن، وزن کلاس‌های گوناگون هر لایه از اطلاعات استنتاج می‌گردد. برای مثال اگر ارتفاع همه نقاط آتش‌سوزی چند سال قبل موجود باشد از روی آن مشخص می‌شود که آتش‌سوزی‌ها بیشتر در چه ارتفاعاتی رخ داده است و وزن بیشتری برای آن بازه‌های ارتفاعی گرفته می‌شود. از سال ۲۰۰۱ تا ۲۰۰۵ تعداد ۸۰۲ نقطه آتش‌سوزی به وسیله MODIS برای استان گلستان کشف شده است که ابتدا مقدار هر لایه اطلاعاتی استفاده شده در این تحقیق برای تمامی نقاط آتش‌سوزی استخراج و درصد آتش‌سوزی برای هر کلاس محاسبه شده است. بیشترین وزن به بالاترین درصد آتش‌سوزی و کمترین وزن به پایین‌ترین درصد آن اختصاص یافته است و بقیه بازه‌ها متناسب با درصد آتش‌سوزی بین ۱ تا ۱۰ وزن‌دهی شدند. مطابق دانش کارشناسی و تحقیقات انجام شده در این زمینه تأثیر برخی از پارامترها بر وقوع آتش‌سوزی ساده و بدیهی به نظر می‌رسد. برای مثال نزدیکی به شهرها یا جاده‌های دسترسی، احتمال وقوع آتش‌سوزی را افزایش می‌دهد زیرا هر چه امکان دسترسی انسان به محیط بیشتر باشد احتمال وقوع آتش‌سوزی بر اثر عوامل انسانی نیز افزایش خواهد یافت. از این‌رو، با افزایش فاصله از شهرها و جاده‌ها وزن کلاس‌های این لایه‌های اطلاعاتی را باید کاهش داد. بدین ترتیب وزن هر یک از

با توجه به شکل ۲ تهیه نقشه خطر آتش‌سوزی شامل دو مرحله است: مرحله یکم تهیه نقشه خطر استاتیک، و مرحله دوم تهیه نقشه خطر دینامیک. در ادامه هر دو مرحله بیان شده است.



شکل ۲. فلوچارت کلی روش پیشنهادی برای تهیه نقشه خطر آتش‌سوزی

الف) تهیه نقشه خطر استاتیک

مطابق فلوچارت نشان‌داده شده در شکل ۲، ابتدا باید نقشه خطر آتش‌سوزی استاتیک تهیه شود. بدین منظور از لایه‌های اطلاعاتی نوع پوشش گیاهی، شکل زمین، و دسترسی‌ها استفاده شده است. برای پوشش گیاهی از تصویر لندست TM استفاده شده و پوشش گیاهی با استفاده از طبقه‌بندی نظارت شده بیشترین احتمال تصویر لندست به دست آمده است. برای تأثیر شکل زمین از لایه‌های اطلاعاتی DEM، نقشه رستربی شیب، و جهت شیب برای اعمال نقش عوامل انسانی (دسترسی‌ها) در مدل‌سازی از نقشه رستربی فاصله از شهرها و فاصله از مناطق مسکونی استفاده شده است. بعد از آمده‌سازی داده‌ها، لایه‌های موجود به کلاس‌های گوناگون تقسیم می‌شوند و به هر کدام از این کلاس‌ها وزن متناسب با آن اختصاص می‌یابد. با وزن‌دهی به

1. Maximum Likelihood

شناسایی نواحی دارای پتانسیل بالای آتش‌سوزی با استفاده از شبکه عصبی و تصمیم‌گیری چندمعیاره

اطلاعاتی استاتیک، اندکس خطر آن لایه به دست آمد.

جدول ۱ وزن هر کدام از لایه‌های اطلاعاتی را به همراه تعداد نقاط آتش‌سوزی نشان می‌دهد.

کلاس‌های لایه‌های ورودی با استفاده از تحقیقات مشابه (Hernandez et al., 2006; Sonia, 2008)، اصول علمی و بدیهی، و همچنین آمار آتش‌سوزی‌های چندین سال قبل تعیین و اعمال گردید و برای هر لایه

جدول ۱. وزن لایه‌های اطلاعاتی گوناگون به همراه تعداد آتش‌سوزی‌های اتفاق افتاده در هر کلاس

| اندکس | درصد آتش‌سوزی | تعداد آتش‌سوزی | فاصله از راه‌های ارتباطی (km) | اندکس | درصد آتش‌سوزی | تعداد آتش‌سوزی | فاصله از مناطق مسکونی (km) |
|-------|----------------|----------------|-------------------------------|-------|---------------|----------------|----------------------------|
| ۱۰ | ۵۲/۷۴ | ۴۲۳ | ۲-۰ | ۱۰ | ۴۶/۲۶ | ۳۷۱ | ۱۰-۰ |
| ۸ | ۲۰/۰۷ | ۱۶۱ | ۴-۲ | ۹ | ۳۱/۴۲ | ۲۵۲ | ۲۰-۱۰ |
| ۷ | ۱۵/۰۹ | ۱۲۱ | ۶-۴ | ۷ | ۱۳/۳۴ | ۱۰۷ | ۳۰-۲۰ |
| ۵ | ۵/۹۹ | ۴۸ | ۸-۶ | ۵ | ۷/۴۸ | ۶۰ | ۴۰-۳۰ |
| ۳ | ۳/۳۷ | ۲۷ | ۱۰-۸ | ۳ | ۱ | ۸ | ۵۰-۴۰ |
| ۲ | ۲/۳۷ | ۱۹ | ۱۲-۱۰ | ۲ | ۰/۵۰ | ۴ | ۶۰-۵۰ |
| ۱ | ۰/۳۷ | ۳ | ۱۲≤ | ۱ | ۰ | ۰ | ۶۰≤ |
| اندکس | درصد آتش‌سوزی | تعداد آتش‌سوزی | جهت شیب | اندکس | درصد آتش‌سوزی | تعداد آتش‌سوزی | شیب بر حسب درصد |
| ۱ | ۰ | ۰ | North | ۱۰ | ۷۵/۱۹ | ۶۰۳ | ۵-۰ |
| ۲ | ۰/۸۷ | ۷ | North East | ۶ | ۶/۶۱ | ۵۲ | ۱۰-۵ |
| ۴ | ۳/۸۷ | ۳۱ | East | ۷ | ۷/۱۱ | ۵۷ | ۱۵-۱۰ |
| ۶ | ۸/۳۵ | ۶۷ | South East | ۵ | ۴/۷۴ | ۳۸ | ۲۰-۱۵ |
| ۱۰ | ۳۴/۱۶ | ۲۷۴ | South | ۴ | ۳/۹۹ | ۳۲ | ۲۵-۲۰ |
| ۹ | ۲۹/۵۵ | ۲۳۷ | South West | ۳ | ۰/۸۷ | ۷ | ۳۰-۲۵ |
| ۷ | ۱۷/۴۶ | ۱۴۰ | West | ۳ | ۰/۸۷ | ۷ | ۳۵-۳۰ |
| ۵ | ۵/۷۴ | ۴۶ | North West | ۲ | ۰/۳۷ | ۳ | ۴۰-۳۵ |
| ۱ | ۰ | ۰ | North | ۱ | ۰/۲۵ | ۲ | ۴۰≤ |
| اندکس | تعداد آتش‌سوزی | مساحت (هکتار) | نوع پوشش زمین | اندکس | درصد آتش‌سوزی | تعداد آتش‌سوزی | ارتفاع (m) |
| ۸ | ۷۱ | ۴۸۷/۳۷۷ | مناطق مسکونی | ۵ | ۸/۶۰ | ۶۹ | (-۲۸)-۰ |
| ۴ | ۳ | ۴۸۳۹/۰۶ | جنگل انبوه | ۱۰ | ۵۹/۴۸ | ۴۷۷ | ۰-۱۵۰ |
| ۳ | ۲ | ۴۶۰۸/۰۳ | جنگل نیمه‌انبوه | ۹ | ۱۷/۲۱ | ۱۳۸ | ۱۵۰-۳۰۰ |
| ۵ | ۶ | ۲۵۴۵/۰۱ | جنگل تنک | ۷ | ۳/۴۹ | ۲۸ | ۳۰۰-۴۵۰ |
| ۲ | ۱ | ۳۲۸/۹۸ | جنگل‌های ماندابی | ۶ | ۳/۴۹ | ۲۸ | ۴۵۰-۶۰۰ |
| ۴ | ۳ | ۳۱۵/۷۶ | بیشه‌زار و درختچه‌زار | ۳ | ۱/۸۷ | ۱۵ | ۶۰۰-۷۵۰ |
| ۸ | ۶۴ | ۱۰۸۹۶/۸۹ | جنگل‌های دست کاشت | ۲ | ۱ | ۸ | ۷۵۰-۹۰۰ |
| ۷ | ۱۷ | ۱۲۶۳۳/۶۴ | مراتع متراکم | ۲ | ۱/۳۷ | ۱۱ | ۹۰۰-۱۰۵۰ |
| ۶ | ۶ | ۲۰۵۱/۱۱ | مراتع نیمه‌متراکم | ۲ | ۱/۱۲ | ۹ | ۱۰۵۰-۱۲۰۰ |
| ۱۰ | ۳۴۵ | ۹۰۴۵/۳۴ | مراتع کم‌متراکم | ۳ | ۲/۱۲ | ۱۷ | ۱۲۰۰-۱۳۵۰ |
| ۹ | ۲۸۴ | ۱۱۹۰۳/۹۷ | زراعات آبی و باغات | ۱ | ۰/۲۵ | ۲ | ≤-۲۸ و ۱۳۵۰≤ |
| ۰ | ۰ | ۰/۶۹ | دق‌های رسی | | | | |
| ۱ | ۰ | ۸۸۶/۱۴ | باتلاق | | | | |
| ۰ | ۰ | ۲۵/۰۵ | سطح آبی | | | | |

شده است. در این روش ابتدا میانگین هندسی عناصر یک ردیف به دست می‌آید و سپس نرمالیزه می‌شود. با توجه به نسبی بودن اهمیت معیارها، مجموع ضریب اهمیت معیارها، معادل یک است.

ب) تهیه نقشه خطر دینامیک

علاوه بر پارامترهای استاتیک بررسی شده در بخش قبل، پارامترهای دیگری وجود دارند که در طول زمان متغیر هستند. این داده‌ها ممکن است در طول روز نیز متغیر باشند. مدل‌سازی این داده‌ها به دلیل متغیر بودن شان در طول زمان مشکل است، زیرا برخلاف داده‌های استاتیک، این پارامترها برای منطقه در طول زمان ثابت نیستند و برای تهیه نقشه خطر آتش‌سوزی در هر زمان، نیاز به داده‌های همان زمان است. داده‌های استفاده شده برای نقشه دینامیک در این تحقیق شامل دمای هوا، NDVI، رطوبت نسبی، درصد باد غالب، میزان تابش آفتاب، و بارش است. برای تهیه نقشه خطر دینامیک از شبکه عصبی استفاده شده است.

شبکه‌های عصبی مصنوعی، مانند مغز انسان از نورون‌های مصنوعی به عنوان واحدهای پردازشگر تشکیل یافته و این نورون‌ها با یکدیگر در ارتباط‌اند. شبکه عصبی به دلیل قابلیت بسیار بالا در حل مسائل پیچیده و غیرخطی کاربرد زیادی دارد (Egmont-Petersen et al., 2002) و در مسائل طبقه‌بندی چندلایه پیشخور با R ورودی در شکل ۳ نشان داده شده است.

در شکل ۳، S تعداد نرون و اندیس بالا شماره لایه است. مطابق شکل، هر ورودی x در وزن w ضرب و حاصل جمع آن با بایاس (b) وارد تابع انتقال $f(x)$

1. Least Squares Method
2. Logarithmic Least Squares Method
3. Eigen Vector Method
4. Approximation Method

در مرحله بعد باید این نقشه‌ها با وزن‌های مناسب با هم ترکیب شوند تا نقشه استاتیک خطر آتش‌سوزی به دست آید. بدین منظور از روش آنالیز فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی (AHP) استفاده شده است. فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی با شناسایی و اولویت‌بندی عناصر تصمیم‌گیری شروع می‌شود. این عناصر شامل: اهداف، معیارها یا مشخصه‌ها، و گزینه‌های احتمالی است که در اولویت‌بندی به کار گرفته می‌شوند. فرایند شناسایی عناصر و ارتباط بین آن‌ها که به ایجاد ساختاری سلسله‌مراتبی می‌انجامد، ساختن سلسله‌مراتب نامیده می‌شود. سلسله‌مراتبی بودن ساختار به این دلیل است که عناصر تصمیم‌گیری (گزینه‌ها و معیارهای تصمیم‌گیری) را می‌توان در سطوح گوناگون خلاصه کرد (Bowen, 1990). بنابراین نخستین گام در فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی، ایجاد ساختاری سلسله‌مراتبی از موضوع بررسی شده است که در آن اهداف، معیارها، گزینه‌ها، و ارتباط بین آن‌ها نشان داده می‌شود. چهار مرحله بعدی در فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی شامل اینهاست: محاسبه وزن (ضریب اهمیت)، معیارها (و زیرمعیارها در صورت وجود)، محاسبه وزن (ضریب اهمیت) گزینه‌ها، محاسبه امتیاز نهایی گزینه‌ها، و بررسی سازگاری منطقی قضاوت‌ها. عملیات وزن دهی با استفاده از دانش کارشناسی، دانش داده‌ای، و یا تلفیق هر دو انجام پذیر است. برای محاسبه ضریب اهمیت معیارها، چهار روش عمده مطرح است: روش حداقل مربعات،^۱ روش حداقل مربعات لگاریتمی،^۲ روش بردار ویژه،^۳ روش‌های تقریبی.^۴

هر چه ابعاد ماتریس مربوط به اولویت معیارها بزرگ‌تر باشد، محاسبه مقادیر و بردارهای ویژه، طولانی‌تر و وقت‌گیرتر خواهد بود. « ساعتی » چهار روش تقریبی را ارائه کرده (Saaty, 1980) که شامل اینهاست: مجموع سطري، مجموع ستوني، میانگین حسابي، و میانگين هندسي. از اين چهار روش، روش میانگين هندسي دقت بيشتری دارد که در پژوهش حاضر نيز از اين روش برای محاسبه وزن‌ها استفاده

و تابع انتقال خطی در لایه خروجی و الگوریتم آموزشی Levenberg, 1944; Levenberg-Marquardt Marquardt, 1963) به کار رفته است. برای آموزش شبکه، داده‌های سال ۲۰۰۱ تا ۲۰۰۴ به کار رفته و از داده‌های سال ۲۰۰۵ برای ارزیابی استفاده شده است. بدین منظور نقشه ۶ پارامتر بررسی شده برای ۱۵ ماه (ماه‌های ۶، ۷ و ۸ سال‌های ۲۰۰۱ تا ۲۰۰۴) با ابعاد پیکسلی ۸۵۰ متر تهیه شد. با توجه به زیادبودن نمونه‌های زمینه در مقایسه با تعداد ۶۵۶ پیکسل سیستماتیک انتخاب شده و برای آموزش شبکه استفاده شده است. از این رو، جمیعاً ۲۶۵۶ نمونه برای آموزش شبکه انتخاب شد و شبکه عصبی با این داده‌ها آموزش دید و میزان MSE آن برابر 0.01 به دست آمد. داده‌های آموزشی به سه دسته تقسیم شد: ۶۰ درصد برای آموزش، ۲۰ درصد برای ارزیابی و ۲۰ درصد دیگر برای تست استفاده شد، که دقیق نمونه‌های تست برابر $R=0.70$ به دست آمد.

۳- نتایج

همان طور که در بخش روش تحقیق اشاره شد، ابتدا همه پارامترها با وزن یکسان با هم ترکیب شدند و سپس اولویت‌بندی پارامترها چندین بار با تعییر مقادیر هر پارامتر اجرا و وزن پارامترها در هر مرتبه محاسبه شد. بر مبنای وزن‌های حاصل، پارامترهای استاتیک ترکیب شدند و نقشه خطر استاتیک در هر مرحله به دست آمد. نقشه‌های به دست آمده با استفاده از نقاطی که در آنها آتش‌سوزی رخ داده بود و یک معیار دقیق، ارزیابی و بر مبنای آن‌ها بهترین وزن‌ها استخراج شدند. با اعمال وزن‌های حاصل و ترکیب پارامترهای استاتیک، درصدی از مساحت منطقه به عنوان منطقه

-
1. Overfitting
 2. Early stopping

می‌شود. سپس خروجی تابع انتقال، ورودی لایه بعدی می‌شد و این کار ادامه می‌یابد و سرانجام لایه خروجی، مقدار نهایی خروجی را بر می‌گرداند. شبکه عصبی ابتدا باید آموزش ببیند که این فرایند مشتمل بر تنظیم وزن و بایاس شبکه برای رسیدن به جواب مطلوب است. شبکه بعد از یادگیری قادر به تشخیص پدیده‌های مشابه می‌شود (Prost et al., 2005). از مشکلات آموزش شبکه عصبی، فرابرازش^۱ است (Geman et al., 1992)، به این صورت که خطاهای موجود در آموزش ابتدا بسیار کوچک می‌شود ولی زمان اعمال شبکه برای داده‌های جدید خطاهای افزایش می‌یابد. یعنی شبکه فقط داده‌های آموزشی را حفظ می‌کند و برای داده‌های جدید نتایج رضایت‌بخش نیست. از روش‌های رفع این مشکل، تکنیک توقف زودهنگام^۲ است. در این تکنیک داده‌های موجود به سه دسته تقسیم می‌شوند (Prechelt, 1998): نخستین دسته داده‌های آموزشی است که برای محاسبه و به روزرسانی وزن‌ها استفاده می‌شود. دسته بعدی داده‌های ارزیابی است، که خطای آن در فرایند آموزش نمایش داده می‌شود. خطای ارزیابی همانند خطای داده‌های آموزشی در مرحله نخست آموزش کاهش پیدا می‌کند. هنگامی که شبکه شروع به فرابرازش می‌کند، خطای ارزیابی نیز رفته رفته افزایش می‌یابد. زمانی که خطای ارزیابی به تعداد تکرار مشخص شده رسید آموزش شبکه قطع می‌شود و وزن‌ها و بایاس‌های کمترین خطای آموزشی برگردانده می‌شود. دسته بعدی، داده‌های تست است و در طول آموزش استفاده نمی‌شود اما برای مقایسه مدل‌های گوناگون از آن استفاده می‌شود. اگر خطای تست در کمترین مقدار به کمتر از خطای ارزیابی برسد بیانگر بدبودن تقسیم‌بندی داده‌هاست.

در این تحقیق از شبکه عصبی پیشخور با لایه‌ای ورودی دارای ۶ نرون، دو لایه میانی دارای ۲۰ و ۲۸ نرون و لایه‌ای خروجی با یک نرون استفاده شده است. بدین ترتیب شبکه عصبی با ساختار [۱ ۲۰ ۲۸] با تابع انتقال logarithmic sigmoid در هر دو لایه میانی

مستعد وقوع آتش‌سوزی را با استفاده از پارامترهای تاحدودی ثابت در طول زمان شناسایی می‌کند. با توجه به اینکه مقادیر هر نقشه بین ۱ تا ۱۰، و مجموع ضرایب معادله مذکور برابر ۱ است، مقادیر نقشه خطر آتش‌سوزی نیز بین ۱ تا ۱۰ خواهد بود. در این تحقیق فاصله ۱ تا ۱۰ به چهار ناحیه مساوی تقسیم شده و نتایج در جدول ۲ نشان داده شده است. البته در مرحله یک همه این ۶ پارامتر با وزن یکسان با هم ترکیب شدند. با توجه به این که مقادیر همه این پارامترها از یک تا ده است، بنابراین مقدار حاصل جمع شش پارامتر با وزن یکسان بین ۶ تا ۶۰ خواهد بود که این بازه به چهار قسمت مساوی تقسیم شده و تعداد آتش‌سوزی خطر آتفاق افتاده در هر ناحیه به دست آمده است. این چهار ناحیه از مقادیر کمتر به بیشتر به ترتیب منطقه بی‌خطر، منطقه کم خطر، منطقه با خطر متوسط، و منطقه خطرناک نام‌گذاری شده‌اند و نتیجه در جدول ۲ نشان داده شده است.

پرخطر شناسایی می‌شود. با توجه به این که در صد آتش‌سوزی اتفاق افتاده در آن منطقه نیز معلوم است، معیار دقت از تقسیم درصد آتش‌سوزی‌های رخداده در منطقه پرخطر به درصد مساحت آن منطقه مطابق رابطه تعریف شد:

رابطه (۱)

$$\frac{\text{درصد آتش‌سوزی اتفاق افتاده در منطقه شناسایی شده به عنوان پرخطر}}{\text{درصد مساحت آن منطقه}} = \text{معیار دقت}$$

از بین حالت‌های گوناگون بررسی شده در این تحقیق، وزن‌های نشان داده شده در رابطه (۲) بهترین دقت را دارد. طبق وزن‌های حاصل، نقشه استاتیک خطر آتش‌سوزی از رابطه (۲) به دست می‌آید.

رابطه (۲)

$$\begin{aligned} \text{Static Fire Risk} = & 0.052 (\text{landcover}) + 0.008 (\text{altitude}) \\ & + 0.004 (\text{Slope}) + 0.003 (\text{aspect}) + 0.012 (\text{road dist}) \\ & + 0.021 (\text{city dist}) \end{aligned}$$

با استفاده از رابطه (۲) نقشه خطر استاتیک برای منطقه مطالعه شده تهیه می‌شود. این نقشه مناطق

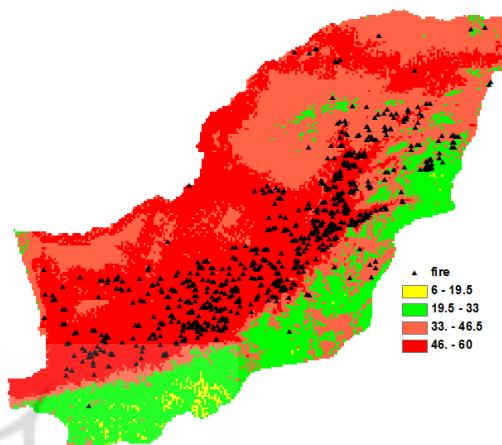
جدول ۲. نتایج روش تصمیم‌گیری چندمعیاره در شناسایی نواحی با پتانسیل بالای آتش‌سوزی در حالت وزن‌های یکسان و وزن‌های حاصل از روش AHP با استفاده از پارامترهای استاتیک

| | | | | | نوع منطقه |
|---------|---------|---------|--------|----------------------------------|----------------|
| ۹۰۲۱/۳۴ | ۷۱۵۹/۱۱ | ۳۸۷۸/۴۹ | ۱۷۹/۵۸ | مساحت ناحیه (km ²) | |
| ۰/۴۵ | ۰/۳۵ | ۰/۱۹ | ۰/۰۱ | نسبت مساحت | در حالت |
| ۶۷۲ | ۱۰۹ | ۲۱ | ۰ | فراوانی آتش‌سوزی | مساوی گرفتن |
| ۸۳/۷۹ | ۱۳/۵۹ | ۲/۶۲ | ۰ | درصد آتش‌سوزی | وزن‌ها |
| ۱/۸۶ | ۰/۳۹ | ۰/۱۴ | ۰ | نسبت درصد آتش‌سوزی به درصد مساحت | |
| ۷۹۵۱/۱۶ | ۸۴۸۹/۸۸ | ۳۹۰۱/۱۲ | ۶۶/۴۳ | مساحت ناحیه (km ²) | |
| ۰/۳۹ | ۰/۴۱ | ۰/۱۹ | ۰/۰۰۳ | نسبت مساحت | در حالت |
| ۶۹۲ | ۱۰۰ | ۱۰ | ۰ | فراوانی آتش‌سوزی | استخراج وزن‌ها |
| ۸۶/۲۸ | ۱۲/۴۷ | ۱/۲۵ | ۰ | درصد آتش‌سوزی | |
| ۲/۲۱ | ۰/۳ | ۰/۰۶۶ | ۰ | نسبت درصد آتش‌سوزی به درصد مساحت | |

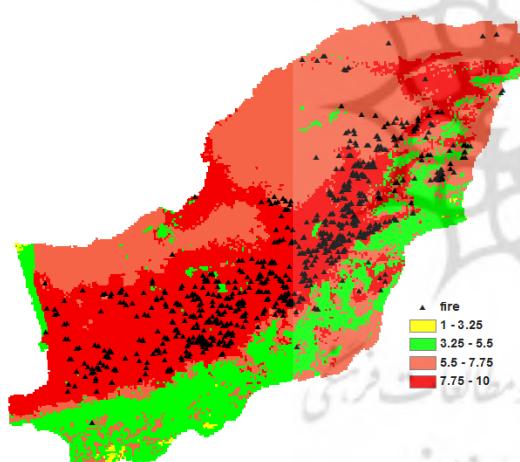
شناسایی نواحی دارای پتانسیل بالای آتش‌سوزی با استفاده از شبکه عصبی و تصمیم‌گیری چندمعیاره

پرخطر شناسایی کند، در این صورت، دقیق نقاط آتش‌سوزی ۱۰۰ درصد خواهد بود ولی نمی‌توان آن را مدل دقیقی برشمود، چون هرچه منطقه شناسایی شده ریزتر باشد یعنی مناطق کاملاً خطرناک شناسایی شده‌اند. از مقایسه دو شکل ۴ و ۵ نیز مشاهده می‌شود که برخی از مناطقی که در حالت نخست به عنوان خطرناک شناسایی شده‌اند، در حالت دوم خطرناک نیستند و ناحیه خطرناک در حالت دوم نسبت به حالت اول کوچک‌تر شده است؛ با این حال تعداد نقاط آتش‌سوزی ناحیه خطرناک کاهش نیافته و حتی افزایش یافته است. این روند، بهبود دقت حالت دوم – یعنی استفاده از روش AHP برای وزن دهی به پارامترها – را در مقایسه با یکسان‌گرفتن وزن پارامترها نشان می‌دهد.

شکل ۴ نقشه خطر آتش‌سوزی استاتیک حاصل از یکسان‌گرفتن وزن همه پارامترها و شکل ۵ نقشه خطر آتش‌سوزی استاتیک حاصل از رابطه (۲) را به همراه آتش‌سوزی‌های اتفاق‌افتداده در هر ناحیه نشان می‌دهد.



شکل ۴. نقشه خطر آتش‌سوزی استاتیک حاصل از تصمیم‌گیری چندمعیاره با یکسان‌گرفتن وزن پارامترها به همراه آتش‌سوزی‌های اتفاق‌افتداده در هر ناحیه



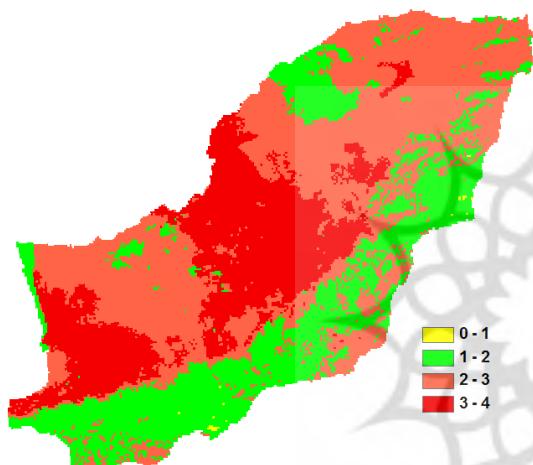
شکل ۵. نقشه خطر آتش‌سوزی استاتیک حاصل از تصمیم‌گیری چندمعیاره با وزن دهی پارامترها به روش AHP به همراه نقاط آتش‌سوزی در هر ناحیه

بعد از تهیه نقشه خطر استاتیک با استفاده از پارامترهای متغیر در زمان، نقشه خطر دینامیک تهیه و از ترکیب این دو، نقشه خطر آتش‌سوزی حاصل می‌شود. همان‌طور که اشاره شد برای تهیه نقشه خطر دینامیک از شبکه عصبی استفاده شده است. شبکه عصبی بعد از آموزش به داده‌های ماه ژوئن سال ۲۰۰۵ که در آموزش شبکه حضور نداشتند، اعمال و نقشه

از روی جدول ۲ مشخص می‌شود که در حالت نخست ۸۳/۷۹ درصد از آتش‌سوزی‌های اتفاق‌افتداده از سال ۲۰۰۱ تا ۲۰۰۵ در مناطقی اتفاق افتاده که با استفاده از نقشه خطر استاتیک به عنوان منطقه پرخطر شناسایی شده و مساحت آن شامل ۴۵ درصد کل منطقه است. در حالت دوم که وزن‌ها با استفاده از روش AHP به دست آمدند، درصد آتش‌سوزی به ۸۶/۲۸ و مساحت ناحیه به ۳۹ درصد رسیده و این بدین معنی است که در حالت دوم، هم دقت افزایش یافته و هم مساحت مناطق خطرناک کاهش یافته است. به همین دلیل معيار دقت به صورت رابطه (۱) تعریف شد. هر چه این معيار بیشتر باشد بهتر است، چون مخرج این معيار مساحت ناحیه پرخطر را نشان می‌دهد و بدینهی است که هر چه مساحت این ناحیه کوچک‌تر باشد، یعنی مناطقی شناسایی شده است که به راستی پتانسیل بالایی برای وقوع آتش‌سوزی دارند. برای مثال اگر مدلی کل منطقه مطالعه شده را به عنوان منطقه

مطالعه شده وزن مربوط به نقشه استاتیک ۳ برابر دینامیک در نظر گرفته شده است. با توجه به مقادیر هر یک از نقشه های استاتیک و دینامیک، خروجی رابطه (۳) از ۰ تا ۴ خواهد بود. از این رو، این بازه به چهار قسمت مساوی تقسیم شده، و از مقادیر کمتر به بیشتر به ترتیب منطقه بی خطر، منطقه کم خطر، منطقه با خطر متوسط و منطقه خطرناک نام گذاری شده است.

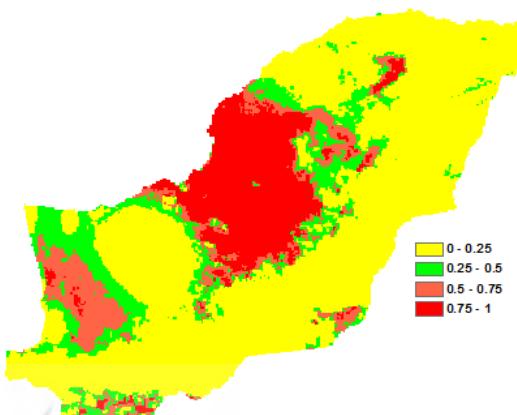
شکل ۷ نقشه خطر آتش سوزی را برای ماه ژوئن ۲۰۰۵ به همراه چهار ناحیه نشان می دهد.



شکل ۷. نقشه خطر آتش سوزی برای ماه ژوئن ۲۰۰۵

همان طور که در شکل ۷ مشاهده می شود تعدادی از مناطق به رنگ قرمز نشان داده شده است. مقدار به دست آمده برای این مناطق بین ۳ تا ۴ بوده و جزء مناطق پر خطر است. در واقع، با استفاده از شبکه عصبی و تضمیم گیری چند معیاره نواحی با خطر بالای آتش سوزی برای ماه ژوئن سال ۲۰۰۵ شناسایی شده است. برای ارزیابی میزان صحت این شناسایی از داده های آتش سوزی اتفاق افتاده در این ماه استفاده شده است. بدیهی است بیشتر بودن تعداد آتش سوزی اتفاق افتاده در نواحی قرمز رنگ، بیانگر دقیق بودن روش پیشنهادی است. شکل ۸ پراکندگی نقاط آتش سوزی اتفاق افتاده در ماه ژوئن را نشان می دهد.

خطر دینامیک برای این ماه تهیه شد. علت انتخاب ماه ژوئن این است که میزان آتش سوزی در این ماه بیشترین بوده است. شکل ۶ نقشه خطر دینامیک حاصل از شبکه عصبی را نشان می دهد.



شکل ۶. نقشه خطر آتش سوزی دینامیک حاصل از اعمال شبکه عصبی برای ماه ژوئن ۲۰۰۵

با توجه به اینکه خروجی شبکه عصبی بین ۰ و یک است، مقادیر نقشه خطر دینامیک نیز بین ۰ تا ۱ خواهد بود. از آنجا که مقادیر نقشه استاتیک بین ۱ تا ۱۰ بوده است، برای متناسب شدن مقادیر هر دو نقشه، ابتدا نقشه خطر استاتیک در ۱/۰ ضرب شده است تا مقدار آن به کمتر از یک برسد و با مقادیر نقشه دینامیک متناسب شود و در آخر با استفاده از رابطه (۳) با هم ترکیب شدند.

رابطه (۳)

$$\text{Fire Risk} = 3 \times (\text{static fire risk}) + (\text{dynamic fire risk})$$

با توجه به تأثیر متفاوت پارامترها بر وقوع آتش سوزی در مناطق گوناگون، پژوهشگران وزن های متفاوتی برای این پارامترها ارائه کرده است (Hernandez et al., 2006; Sonia, 2008). در این تحقیق با تغییر ضرایب هر یک از نقشه های استاتیک و دینامیک و ارزیابی نتایج آن ها و همچنین در نظر گرفتن تأثیر عوامل انسانی در اکثر آتش سوزی های منطقه

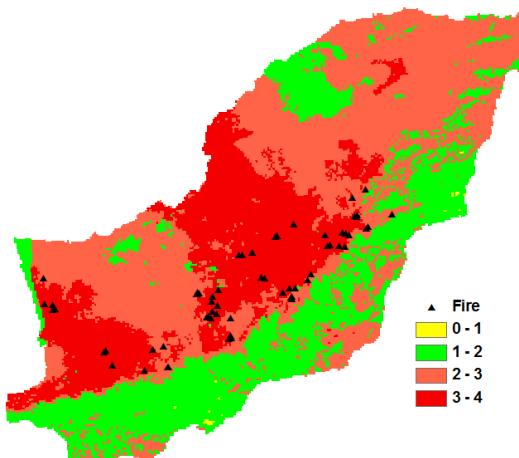
آتش‌سوزی‌ها رخ داده است، که بالابودن دقت پیش‌بینی مدل را نشان می‌دهد. از این‌رو، می‌توان با استفاده از این مدل مناطق با خطر زیاد را شناسایی کرد و با انجام تمهیدات لازم تا حد امکان از بروز آتش‌سوزی جلوگیری کرد و از میزان خسارات ناشی از آن کاست.

جدول ۳. مساحت نواحی گوناگون به همراه تعداد

آتش‌سوزی اتفاق‌افتداد در هر ناحیه

| | خطر خطرناک متوسط | خطر کم خطر | بی خطر | نوع منطقه | مساحت ناحیه (km ²) |
|--------|------------------------|---------------|--------|----------------------------------|-----------------------------------|
| ۵۰۸۰/۸ | ۹۳۹۸/۷۵ | ۵۴۷۷/۹۲ | ۱۸/۹۸ | مساحت ناحیه | |
| ۲۵/۴۳ | ۴۷/۰۵ | ۲۷/۴۲ | ۰/۱۰ | نسبت مساحت | |
| ۴۳ | ۱۸ | ۰ | ۰ | فراوانی آتش‌سوزی | |
| ۷۰/۴۹ | ۲۹/۵۱ | ۰ | ۰ | درصد آتش‌سوزی | |
| ۲/۷۷ | ۰/۶۳ | ۰ | ۰ | نسبت درصد آتش‌سوزی به درصد مساحت | |

۴- بحث و نتیجه‌گیری
 آتش‌سوزی سالانه خسارت‌های زیادی را بر اراضی و جنگل‌های کشور وارد می‌کند. با شناسایی مناطق با پتانسیل بالای آتش‌سوزی و انجام آمادگی‌های لازم می‌توان از وقوع آن جلوگیری کرد و یا تا حد امکان از خسارت‌های احتمالی آن کاست. در این مقاله با استفاده از شبکه عصبی و تصمیم‌گیری چندمعیاره، مناطق با پتانسیل بالای آتش‌سوزی استان گلستان شناسایی شد. مدل پیشنهادی از دو مرحله تشکیل شده است. در مرحله نخست با استفاده از روش AHP وزن پارامترها تعیین و از ترکیب آن‌ها نقشه خطر استاتیک تهیه می‌شود و در مرحله دوم با استفاده از شبکه عصبی نقشه خطر دینامیک به دست می‌آید و در آخر از ترکیب دو نقشه حاصل، نقشه خطر آتش‌سوزی که بیانگر میزان پتانسیل مناطق برای وقوع آتش‌سوزی است، تهیه می‌شود.



شکل ۸. نقشه خطر آتش‌سوزی برای ماه ژوئن ۲۰۰۵ به همراه آتش‌سوزی اتفاق‌افتداد

همان‌طور که مشاهده می‌شود اکثر آتش‌سوزی‌ها در مناطق پر خطر رخ داده است. در بعضی از نقاط قرمزرنگ (پر خطر) آتش‌سوزی اتفاق نیفتاده است ولی این دلیل بر نقص مدل نیست، زیرا مدل پیشنهادی مناطق با پتانسیل بالای آتش‌سوزی را شناسایی می‌کند و داشتن پتانسیل بالا لزوماً به آتش‌سوزی نمی‌انجامد؛ چرا که ممکن است خیلی از مناطق، پتانسیل بالای برای وقوع آتش‌سوزی داشته باشند ولی به دلیل نبودن عامل احتراق، آتش‌سوزی در منطقه رخ ندهد. بنابراین، عامل انسانی همیشه مشکلات و عدم قطعیت‌های زیادی را در زمینه مدل‌سازی خطر آتش‌سوزی ایجاد می‌کند. علاوه بر ارزیابی بصری، ارزیابی کمی نیز صورت گرفته است. تعداد آتش‌سوزی در هر ناحیه به همراه مساحت آن ناحیه محاسبه شده و نتایج در جدول نشان داده شده است. لازم به ذکر است که تعداد ۶۱ مورد آتش‌سوزی در این ماه به وسیله MODIS کشف شده است.

همان‌طور که در جدول ۳ مشاهده می‌شود ۷۰/۴۹ درصد آتش‌سوزی‌ها در مناطقی که به عنوان مناطق پر خطر شناسایی شده، اتفاق افتاده است در حالی که، در مناطق بی خطر و کم خطر هیچ آتش‌سوزی‌ای اتفاق نیفتاده و در منطقه با خطر متوسط ۲۹/۵۱ درصد از

آتش‌سوزی به درصد مساحت در مدل نهایی برابر ۲/۷۷ به دست آمد که در مقایسه با مدل خطر استاتیک نشان می‌دهد که با ورود نقشه خطر دینامیک حاصل از شبکه عصبی و ترکیب آن با نقشه خطر استاتیک، دقت نقشه خطر استاتیک افزایش بسیار خوبی یافته است.

در مدل پیشنهادی از داده‌های ماهواره‌ای و زمینی همزمان استفاده شد. داده‌های زمینی از طریق درون‌یابی ایستگاه‌های هواشناسی به دست آمدند، که دارای خطاب و نویز زیادی هستند. داده‌های سنجش از دور به دلیل قدرت تفکیک زمانی و مکانی مناسب، می‌توانند اطلاعات و داده‌های بالارزشی را در این زمینه در اختیار کاربران قرار دهند. از این رو می‌توان داده‌های ماهواره‌ای را جایگزین داده‌های هواشناسی کرد و با استفاده از آن‌ها، خطر آتش‌سوزی را مدل‌سازی کرد. به عنوان مثال می‌توان از شخص‌های گوناگون تصاویر ماهواره‌ای نظیر LST و سایر شخص‌های پوشش گیاهی استفاده کرد و دقت مدل‌سازی را افزایش داد.

۵- منابع

- Bishop, C., 1995, **Neural Networks for Pattern Recognition**, New York: Oxford University Press.
- Dimopoulos, Maria., Giannikos., Ioannis, 2004, **Towards an Integrated Framework for Forest Fire Control**, European Journal of Operation Research 152, PP. 476-486.
- Donnegan, J.A., T.T. Veblen, S.S. Sibold, 2001, **Climatic and Human Influences on Fire History in Pike National Forest, central Colorado**. Can. J. For. Res., 31, PP. 1527–1539.
- Egmont-Petersen, M., Ridder, D., Handels, H., 2002, **Image Processing using Neural Networks—a Review**, Pattern Recognition 35 (10), PP. 2279–2301.

در فراهم‌کردن نقشه خطر استاتیک، ابتدا وزن پارامترهای استاتیک یکسان درنظر گرفته شد، که نقشه حاصل نشان داد ۸۳/۷۹ درصد از آتش‌سوزی‌های اتفاق‌افتداده از سال ۲۰۰۱ تا ۲۰۰۵ در مناطقی رخ داده است که با استفاده از نقشه خطر استاتیک به عنوان منطقه پر خطر شناسایی شده است و مساحت این ناحیه شامل ۴۵ درصد کل منطقه است. در حالت دوم که وزن‌ها با استفاده از روش AHP به دست آمدند، درصد آتش‌سوزی به ۸۶/۲۸ و مساحت ناحیه به ۳۹ درصد رسیده و این بدین معنی است که در حالت دوم هم دقت افزایش یافته و هم مساحت مناطق خطرناک کاهش یافته است. بدین ترتیب معیاری با عنوان نسبت درصد آتش‌سوزی به درصد مساحت تعریف شد، که هر چه مقدار آن بیشتر باشد، مدل دقت بیشتری خواهد داشت. این نسبت برای مدل استاتیک در حالت وزن یکسان برابر ۱/۸۶ و در حالت استفاده از روش AHP برای وزن‌دهی برابر ۲/۲۱ به دست آمد که از افزایش چشمگیر دقت مدل به دلیل استفاده از روش AHP حکایت می‌کند.

مدل نهایی خطر آتش‌سوزی از ترکیب دو مدل استاتیک و دینامیک به دست می‌آید که می‌تواند مناطق پر خطر را به درستی و با دقت بالای شناسایی کند. ۷۰/۴۹ درصد آتش‌سوزی‌ها در مناطقی که به عنوان مناطق پر خطر شناسایی شده بودند، اتفاق افتاده است. مساحت این منطقه ۲۵/۴۳ درصد از مساحت کل را به خود اختصاص داده است، در حالی که در مناطقی خطر و کم خطر هیچ آتش‌سوزی‌ای اتفاق نیفتد و در منطقه با خطر متوسط ۲۹/۵۱ درصد از آتش‌سوزی‌ها به وقوع پیوسته است. این نشان می‌دهد که از طریق مدل‌سازی با استفاده از روش پیشنهادی در این مقاله، می‌توان مناطق خطرناک و مستعد آتش‌سوزی را با دقت بالا شناسایی کرد. با شناسایی مناطق پر خطر قبل از وقوع آتش‌سوزی می‌توان با انجام آمادگی‌های لازم از وقوع آن تا حد امکان جلوگیری کرد. نسبت درصد

- FAO., 2007, **Fire Management- Global Assessment 2006**, FAO forestry paper No. 151. Rome.
- Geman, S., Bienenstock, E., Doursat, R., 1992, **Neural Networks and the Bias/Variance Dilemma**. Neural Computation 4 (1), PP. 1–58.
- Haykin, S., 1994, **Neural Networks, A Comprehensive Foundation**, New York: Macmillan.
- Hernandez P.A., M. Arbelo, A. Gonzalez-Calvo, 2006, **Fire Risk Assessment Using Satellite Data**, Advances in Space Research, 37, PP. 741–746.
- Jafari, Y., Ardakani A., Mohammadzadeh A., 2011, **Examination and Evaluation of Some Static Parameters Effect on North Forest Using RS and GIS**, The 1st International Conference on Wildfire in Natural Resources Lands, 26-28 October 2011, Gorgan, Iran.
- Laneve, G.G., Castronuovo, M.M., and Cadau, E.G., 2006, **Continuous Monitoring of Forest Fires in the Mediterranean Area Using MSG**, IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., Vol. 44, No. 10, PP. 2761–2768, Oct.
- Levenberg, K., 1944, **A Method for the Solution of Certain Non-linear Problems in Least Squares**, Quarterly of Applied Mathematics 2 (2), PP. 164–168.
- Marquardt, D.W., 1963, **An Algorithm for the Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters**, SIAM Journal of Applied Mathematics 11 (2), PP. 431–441.
- Prechelt, L., 1998, **Automatic Early Stopping Using Cross Validation: Quantifying the Criteria**, Neural Networks ,11 (4), PP. 761–767.
- Prost, C., Zerger, A., Dare, P., 2005, **A Multilayer Feedforward Neural Network for Automatic Classification of Eucalyptus Forests in Airborne Video Imagery**, International Journal of Remote Sensing, 26 (15), PP. 3275–3293.
- Roy, P.S., In M.V.K. Sivakumar, K. Harmesen & S.K. Saha (Eds), 2004, **Forest Fire and Degradation Assessment Using Satellite Remote Sensing and Geographic Information System**, satellite remote sensing and GIS application in Agriculture Meteorology, Geneva, Switzerland: World Meteorological Organization, PP. 361-400.
- Saaty, T.L., 1980, **The Analytic Hierarchy Process**, New York: McGraw-Hill.
- Sonia Juarez Orozco, 2008, **Forest Fire Risk Model for Michoacan**, Mexico, Thesis Submitted to the International Institute for Geo-Information Science and Earth Observation.
- Ströppiana, D., Pinnock, S., and Gregoire, J. M., 2000, **The Global Fire Product: Daily Fire Occurrence from April 1992 to December 1993 Derived from NOAA AVHRR Data**, Int. J. Remote Sens., Vol. 21, No. 6-7, PP.1279–1288.
- Westerling, A. Gershunov, D. R. Cayan, 2003, **Statistical Forecasts of the 2003 Western Wildfire Season Using Canonical**

Correlation Analysis, Experimental Long-Lead Forecast Bulletin, Institute of Global Environment and Science, Vol. 12, No. 1–2, PP. 71–75.

Westerling, A.H. Hidalgo, D.R. Cayan, T. Swetnam, 2006, **Warming and Earlier Spring Increases Western U.S. Forest Wildfire Activity**, Science, 313, PP. 940–943.

Westerling, A.L., 2007, **Climatology for Wildfire Management. Economics of Forest Disturbances—Wildfires, Storms, and Invasive Species**, T.P. Holmes, J.P. Prestemon, K. L.Abt, Eds., Springer-Verlag, in press.

