نشریه علمی پژوهشی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی

دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
دانشکده مهندسی نقشه برداری

سال ششم، شماره چهارم، زمستان ۱۳۹۷
Vol.6, No.4, Winter 2019
۷۳-۹۵

این مقاله در دومین کنفرانس ملی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی به‌عنوان مقاله برگزیده انتخاب شده است که پس از تکمیل، داوری مجدد و اخذ پذیرش در این شماره از نشریه به چاپ می‌رسد.

پیش‌بینی گسترش آتش‌سوزی جنگل با استفاده از اتوماتای سلولی و شبکه عصبی مصنوعی

پرهام پهلوانی [۱*]، حمیدرضا صحرائیان [۲]، بهناز بیگدلی [۳]

۱- استادیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، پردیس دانشکده‌های فنی دانشگاه تهران
۲- دانشجوی کارشناسی‌ارشد مهندسی سیستم‌های اطلاعات مکانی، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، پردیس دانشکده‌های فنی دانشگاه تهران
۳- استادیار دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی شاهرود

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۶/۰۸/۱۰ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۶/۱۱/۲۳

چکیده

جنگل‌ها از جمله مهم‌ترین منابع طبیعی هر کشوری محسوب می‌شوند که حفاظت و مراقبت از آن‌ها دارای اهمیت ویژه‌ای است. یکی از حوادثی که باعث ایجاد صدمات جدی به جنگل‌ها می‌شود، آتش‌سوزی و گسترش آن می‌باشد. بنابراین انجام اقداماتی نظیر تعیین فاکتورهای موثر در آتش‌سوزی و شبیه‌سازی گسترش آن، برای به حداقل رساندن زیان‌های ناشی از آن اهمیت فراوانی پیدا می‌کند. در روش پیشنهادی این تحقیق، برای تعیین فاکتورهای بهینه موثر در آتش‌سوزی جنگل گلستان، از ترکیب الگوریتم ژنتیک با روش رگرسیون اسپلاین تطبیقی چندمتغیره استفاده شد. ۹ فاکتور به عنوان فاکتورهای بهینه تعیین شدند که شامل حداکثر دما، متوسط دما، حداقل دما، جهت باد غالب، حداکثر سرعت باد، جنس خاک، کاربری زمین، جهت شیب و فاصله از مناطق مسکونی بودند. سپس با استفاده از این فاکتورهای بهینه و به‌کارگیری اتوماتای سلولی و شبکه عصبی مصنوعی، اقدام به شبیه‌سازی گسترش آتش‌سوزی جنگل گلستان شد. همچنین برای بررسی تأثیر فیلتر همسایگی بر نتایج حاصل از شبیه‌سازی، از فیلترهای همسایگی ۳×۳، ۵×۵ و ۷×۷ استفاده شد. با توجه به نتایج این تحقیق، بهترین دقت برای شبیه‌سازی آتش‌سوزی منطقه مورد مطالعه در تاریخ ۲۶ آبان ۱۳۸۹ با فیلتر همسایگی ۳×۳ و توان تفکیک مکانی ۳۰ متر بدست آمد. در این حالت شاخص کاپا، شاخص عامل نسبی و دقت کلی به ترتیب برابر با ۰٫۸۹۰، ۰٫۹۱۷ و ۰٫۹۵۳ بودند.

کلیدواژه‌ها: آتش‌سوزی جنگل، الگوریتم ژنتیک، رگرسیون اسپلاین تطبیقی چندمتغیره، اتوماتای سلولی، شبکه عصبی مصنوعی

نویسنده مکاتبه‌کننده: دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، پردیس دانشکده‌های فنی دانشگاه تهران
تلفن: ۰۲۱ ۶۱۱۱۴۵۲۴

Email: pahlavani@ut.ac.ir

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2025-12-14]

[DOI: 10.29252/jgit.6.4.73]

۱- مقدمه

در حال حاضر یکی از مهم‌ترین بلایای طبیعی در سطح دنیا، آتش‌سوزی جنگل‌ها است که هزینه‌های اقتصادی و زیست‌محیطی بسیاری را برای هر کشور ایجاد می‌کند [۱]. سالانه مساحت بسیاری از جنگل‌های دنیا در اثر وقوع آتش‌سوزی، نابود شده و صدمات بسیاری به زندگی موجودات روی زمین وارد می‌کند [۲]. تشخیص به‌موقع و دقیق محل آتش‌سوزی و توانایی تعیین فاکتورهای موثر بر آن و پیش‌بینی نحوه گسترش آتش‌سوزی در جنگل، از جمله مسائل اصلی توسعه پایدار ،حفاظت از محیط زیست و مدیریت سوانح می‌باشد.

فاکتورهای موثر بر آتش‌سوزی جنگل که در تحقیقات پیشین مورد بررسی قرار گرفته‌اند شامل فاکتورهای بیوفیزیکی و فاکتورهای انسانی بودند [۳، ۴ و ۵]. از فاکتورهای بیوفیزیکی می‌توان به شرایط جوی، توپوگرافی منطقه و ویژگی‌های سوختی اشاره کرد و فاکتورهای انسانی نیز شامل فاکتورهایی نظیر کاربری زمین و میزان دسترسی به جنگل بودند. در راستای تعیین فاکتورهای بهینه موثر بر آتش‌سوزی جنگل، تحقیقات فراوانی صورت گرفته‌است که از جمله آن‌ها می‌توان به [۶] اشاره کرد که نشان داد فاکتورهای موثر بر آتش‌سوزی جنگل‌ها از نظر مکانی مستقل از هم نیستند و دارای خود همبستگی مکانی[1] می‌باشند. ایشان با استفاده از رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی[2] نشان داد که کاربری زمین، نوع پوشش گیاهی و میزان بارندگی، مهم‌ترین فاکتورهای تأثیرگذار بر آتش‌سوزی جنگل‌ها در منطقه مورد مطالعه ایشان بود. همچنین [۷] نیز با ارائه روشی هوشمند، سعی در تعیین فاکتورهای بهینه موثر در آتش‌سوزی‌های جنگل گلستان کرد. ایشان رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی را با الگوریتم ژنتیک[3] ترکیب کرده و فاکتورهای بهینه موثر بر آتش‌سوزی جنگل را در این منطقه تعیین کرد.

در راستای شبیه‌سازی گسترش آتش‌سوزی جنگل نیز پژوهش‌های گسترده‌ای انجام شده‌است. اولین مدل آتش‌سوزی جنگل در کانادا توسط ون وگنر [۸] و در ایالات متحده آمریکا توسط راترمل، توسعه داده شد [۹]. از این مدل‌های پیشنهادی، برای محاسبه سرعت گسترش، شدت جبهه آتش و میزان سوخت تاج استفاده شد. برجاک و هیرن، مدلی بر اساس مدل فیزیکی راترمل ارائه دادند که اساس این مدل، استفاده از میزان گرمای دریافت شده به یک سلول از سلول‌های اطراف خود بود [۱۰]. در این مدل، هر سلول باید به حد کافی انرژی دریافت کند تا در مرحله بعد آتش بگیرد. الکساندریدیس و همکاران برای شبیه‌سازی گسترش آتش‌سوزی جنگل، مدلی بر اساس اتوماتای سلولی[4] و استفاده از فاکتورهایی نظیر نوع و تراکم پوشش گیاهی، سرعت و جهت باد، توپوگرافی و پدیده لکه‌ای ارائه دادند [۱۱]. آن‌ها ادعا کردند که استفاده از سلول‌های شش ضلعی فقط حجم محاسبات را بالا می‌برد بنابراین در مدل پیشنهادی خود، از ساختار سلولی مربعی با همسایگی هشت‌تائی استفاده کردند. همچنین برای کالیبره کردن برخی از پارامترهای مدل خود، از یک رویکرد بهینه‌سازی غیرخطی استفاده نمودند. پروجیاس و سیراکولیس مدلی بر اساس سلول‌های شش ضلعی با رویکرد ارائه شده توسط راترمل پیشنهاد دادند [۱۲]. در این مدل هر سلول با یک عدد که بیان‌گر نرخ گسترش آتش‌سوزی از آن سلول به سلول‌های همسایه است، مشخص می‌شود. فاکتورهایی که بر نرخ گسترش آتش‌سوزی در آن سلول تأثیرگذارند شامل پوشش گیاهی، باد و شیب هر سلول بودند. در این مدل، با کوچکتر شدن طول اضلاع شش ضلعی

[1] Spatial autocorrelation
[2] Geographically Weighted Regression
[3] Genetic Algorithm
[4] Cellular Automata

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2025-12-14]
[DOI: 10.29252/jgit.6.4.73]

و افزایش تعداد سلول‌ها، می‌توان دقت را افزایش داد این در حالی است که با این کار، زمان محاسبات و حافظه لازم برای اجرای برنامه افزایش خواهد یافت. گزمه با استفاده از روش بهینه‌سازی زنبور عسل[1] در مرحله کالیبراسیون، پارامترهای مدل احتمالاتی ارائه شده توسط الکساندریدیس را بهینه‌سازی نمود و به این ترتیب، دقت شبیه‌سازی مدل مربوطه را در منطقه مورد مطالعه خود بهبود بخشید [۱۳]. قائمی‌راد نیز با استفاده از روش‌های بهینه‌ساز نظیر بهین‌سازی زنبور عسل و بهینه‌سازی ازدحام ذرات[2]، مدل‌های برجاک و پروجیاس را بهینه نموده و دقت نتایج حاصل از این مدل‌ها را افزایش داد [۱۴].

در تحقیقات پیشین که در زمینه آتش‌سوزی جنگل انجام گرفته است عموماً تمامی فاکتورهای در دسترس برای پیش‌بینی گسترش آتش‌سوزی جنگل، بدون در نظر گرفتن میزان تأثیر آن‌ها مورد استفاده قرار گرفته‌اند که در این تحقیق سعی شد این مسئله مورد توجه قرار گیرد. اهداف این تحقیق، ابتدا تعیین فاکتورهای بهینه موثر بر آتش‌سوزی جنگل گلستان و سپس به‌کارگیری این فاکتورها برای شبیه‌سازی گسترش آتش‌سوزی جنگل بر اساس اتوماتای سلولی است. هر دو فاکتور بیوفیزیکی و انسانی در گسترش آتش‌سوزی جنگل در این تحقیق مورد بررسی قرار گرفته‌اند که برای تعیین فاکتورهای موثر بر آتش‌سوزی منطقه مورد مطالعه، از مدل رگرسیون اسپلاین تطبیقی چندمتغیره[3] به همراه الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. عدم نیاز به پیش‌فرض در مورد نوع رابطه بین متغیرهای وابسته و مستقل، دلیل استفاده از مدل رگرسیون اسپلاین تطبیقی چندمتغیره است که سبب می‌شود نسبت به سایر مدل‌ها از توانایی بالاتری در تعیین رابطه بین متغیرها برخوردار باشد.

به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک نیز به دلیل توانایی بالای این الگوریتم برای کاوش فضای جستجو در راستای شناسایی فاکتورهای موثر در نتیجه ترکیب با مدل‌های رگرسیون است که سبب می‌شود نتایج حاصل از مدل‌های رگرسیون دارای استحکام و دقت بالاتری شوند. در این راستا از فیلترهای همسایگی مختلف برای بررسی تأثیر فیلتر همسایگی در فرآیند گسترش آتش‌سوزی جنگل استفاده شد. در پژوهش‌های اخیر، توانایی اتوماتای سلولی در فضاهای رستری برای شبیه‌سازی‌های مکانی نظیر گسترش و توسعه شهری مشخص شده است. در این تحقیق از شبکه عصبی مصنوعی[4] برای کالیبره نمودن قوانین انتقال در اتوماتای سلولی، استفاده شده است

در ادامه، در بخش ۲، روند کلی روش پیشنهادی تحقیق، ارائه شده و الگوریتم‌ها و روش‌های پیشنهادی در این تحقیق مرور شده است. بخش ۳ به منطقه مورد مطالعه و آماده‌سازی داده‌ها می‌پردازد. بخش ۴ به پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج می‌پردازد و در نهایت، بخش ۵ به نتیجه‌گیری و ارائه پیشنهادات برای تحقیقات آینده می‌پردازد.

۲- روش پیشنهادی

در تحقیق حاضر، ابتدا پردازش‌های لازم بر روی ۱۴ فاکتوری که در آتش‌سوزی جنگل گلستان تأثیرگذار بوده‌اند انجام شده است تا نقشه‌های مورد نیاز این فاکتورها تولید شوند. برای جلوگیری از ورود داده‌هایی با همبستگی بالا به الگوریتم پیشنهادی که باعث ایجاد اختلال در فرآیند شبیه‌سازی می‌شوند، آنالیز همبستگی بین داده‌ها اجرا می‌گردد. سپس داده‌ها وارد الگوریتم ژنتیک در ترکیب با رگرسیون اسپلاین تطبیقی چندمتغیره می‌شوند تا فاکتورهای بهینه موثر بر توسعه آتش‌سوزی جنگل گلستان شناسایی شوند. برای ایجاد

[5] Artificial Bee Colony
[6] Particle Swarm Optimization
[7] Multivariate Adaptive Regression Spline

[4] Artificial Neural Network

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2025-12-14]
[DOI: 10.29252/jgit.6.4.73]

نقشه احتمال تغییر وضعیت سلول‌ها در هنگام آتش‌سوزی، فاکتورهای بهینه وارد شبکه عصبی مصنوعی که تعداد نرون‌های لایه میانی آن بهینه گردیده است می‌شوند. در نهایت، شبیه‌سازی توسعه آتش‌سوزی جنگل گلستان با به‌کارگیری اتوماتای سلولی و نقشه احتمال حاصل از شبکه عصبی مصنوعی، در توان‌های تفکیک مکانی مختلف ایجاد شده است. برای بیان دقت حاصل از شبیه‌سازی، از شاخص کاپا، دقت کلی و شاخص عامل نسبی استفاده شده است. روند کلی روش پیشنهادی این تحقیق در شکل (۱) ارائه شده است.

شکل ۱: نمودار کلی حل مسأله

در ادامه، الگوریتم ها و روش‌های پیشنهادی ارائه شده در این تحقیق مرور شده است.

۲-۱- رگرسیون اسپلاین تطبیقی چندمتغیره

رگرسیون اسپلاین تطبیقی چندمتغیره، یک روش رگرسیون غیرپارامتریک است که می‌توان آن را یک بسط از مدل‌های خطی در نظر گرفت که قادر است روابط غیرخطی و تعاملات پیچیده را به‌صورت خودکار، مدلسازی کند. این روش توانایی بالایی در شناسایی رابطه بین متغیرها دارد زیرا به هیچ‌گونه پیش‌فرضی در مورد نوع رابطه متغیرهای وابسته و مستقل نیاز ندارد [۱۵]. در این روش با تقسیم‌بندی داده‌ها از طریق یک سری اعداد ثابت (که به آن‌ها گره[۹] گفته می‌شود) به چندین زیرمجموعه، در هر قسمت از یک رگرسیون خطی[۱۰] استفاده می‌شود و با تغییر شیب این خطوط، از پیوستگی مدل نهایی اطمینان حاصل می‌گردد [۱۶]. توابع پایه (اسپلاین)، از ترکیب این روابط خطی با یکدیگر و با درجات مختلف حاصل می‌شود که رابطه بین متغیرهای مستقل و وابسته از طریق این توابع بیان می‌گردد.

[9] Knot
[10] Linear Regression

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2025-12-14]
[DOI: 10.29252/jgit.6.4.73]

رگرسیون اسپلاین تطبیقی چندمتغیره، ترکیبی از روش‌های پارتیشن‌بندی بازگشتی[1] و برازش اسپلاین غیرتطبیقی[2] است به صورتی که مزایای هر دو روش را دارد [۱۵]. مزیت روش پارتیشن‌بندی بازگشتی، انطباق‌پذیری آن است که از طریق تقسیم‌بندی داده‌ها به پارتیشن‌های متعدد حاصل می‌شود. عیوب پارتیشن‌بندی بازگشتی، ناپیوستگی مدل و عدم توانایی آن در شناسایی روابط ساده‌ای مانند رابطه خطی است [۱۷] که روش برازش اسپلاین غیرتطبیقی این عیوب را ندارد [۱۸]. روش رگرسیون اسپلاین تطبیقی چندمتغیره با استفاده از مزایای این دو روش، می‌تواند یک مدل پیوسته ایجاد کند که در آن روابط ساده نیز وجود داشته باشد.

رابطه کلی رگرسیون اسپلاین تطبیقی چندمتغیره به‌صورت زیر است [۱۵]:

رابطه (۱) $\hat{y} = \hat{f}(X) = a_0 + \sum_{m=1}^{M} a_m BF_m(X)$

که در رابطه فوق، $\hat{y}$ برآوردی از متغیر وابسته (متغیر آتش) و به صورت تابعی از متغیرهای مستقل X (فاکتورهای آتش‌سوزی منطقه)، a_0 جمله ثابت، M تعداد توابع پایه غیرثابت با تعداد گره‌ها، a_m ضریب مربوط به تابع پایه mام و $BF_m(X)$ تابع پایه mام است. توابع پایه رگرسیون اسپلاین تطبیقی چندمتغیره به سه شکل ظاهر می‌شوند که عبارتند از: (الف) یک ثابت با مقدار ۱ که در واقع جمله ثابت a_0 ضریب آن باشد، (ب) یک تابع لولا به فرم $\max(0, x-t)$ یا $\max(0, t-x)$ که در آن x متغیر مستقل و t مقدار عددی گره در این متغیر می‌باشد و (ج) حاصل ضرب دو یا چند تابع لولا که این توابع پایه می‌توانند تعامل بین دو یا چند متغیر را مدل کنند.

رابطه اعتبارسنجی متقابل تعمیم‌یافته[3] که از آن در رگرسیون اسپلاین تطبیقی چندمتغیره استفاده می‌شود، به صورت زیر بیان می‌شود [۱۹]:

رابطه (۲)

$$GCV(M) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left[y_i - \hat{f}(X_i)\right]^2 \Big/ \left[1 - \left(\frac{C(M)}{N}\right)\right]^2$$

که در رابطه فوق، M تعداد توابع غیرثابت، N تعداد داده‌ها، y_i مقدار واقعی متغیر وابسته، $\hat{f}(X_i)$ مقدار برآوردشده متغیر وابسته و C(M) معیار هزینه مدل و تعداد موثر درجه آزادی می‌باشد. به‌عبارت دیگر C(M) تعداد متغیرهایی را نشان می‌دهد که مدل به خوبی به آن‌ها برازش شده است. در این رابطه صورت کسر، میزان عدم برازندگی مدل و مخرج آن میزان پیچیدگی مدل را بیان می‌کند و هرچه مقدار GCV کمتر باشد، بهتر است. در هر مرحله پس از حذف هر تابع پایه، مقدار GCV محاسبه شده و هر تابعی که با حذف آن، مقدار GCV کاهش پیدا کند از مدل کنار گذاشته می‌شود تا در نهایت مدلی با GCV بهینه حاصل شود. رابطه C(M) به‌صورت زیر بیان می‌شود [۱۵]:

رابطه (۳)

$$C(M) = \mathrm{trace}(B(B^TB)^{-1}B^T) + 1 + d.M$$

که در رابطه فوق، B یک ماتریس $M * N$ شامل مقدار توابع پایه به ازای داده‌های ورودی و d هزینه به ازای هر تابع پایه است که معمولاً عددی بین ۲ تا ۴ در نظر گرفته می‌شود. هرچه مقدار d که به آن پارامتر هموارسازی نیز گفته می‌شود، بزرگتر انتخاب شود تعداد گره‌ها کمتر و مدل نهایی هموارتر خواهد بود.

سنجش خوبی برازش مدل معمولاً توسط پارامتر ضریب تعیین $1 - R^2$ نمایش داده می‌شود [۲۰] که به صورت زیر بیان می‌شود [۲۱]:

رابطه (۴) $1\text{-}R^2 = \frac{SS_E}{SS_T}$

رابطه (۵) $SS_E = \sum_{i=1}^{n}[y_i - \hat{y}_i]^2$

رابطه (۶) $SS_T = \sum_{i=1}^{n}[y_i - \bar{y}_i]^2$

که در روابط فوق، n تعداد مشاهدات، y_i مشاهده iام، $\hat{y}_i$ مقدار برآورد شده مشاهده iام و $\bar{y}_i$ میانگین مشاهدات است.

[11] Recursive Partitioning
[12] Non-adaptive Spline Fitting
[13] Generalized Cross Validation (GCV)

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2025-12-14]
[DOI: 10.29252/jgit.6.4.73]

۲-۲- الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک یکی از الگوریتم‌های تکاملی است که یک روش جستجوی کلی می‌باشد. این الگوریتم بر روی یک سری از جواب‌های مسأله به امید به‌دست آوردن جواب‌های بهتر، قانون بقای بهترین را اعمال می‌کند. در هر نسل به کمک فرآیند انتخابی متناسب با ارزش جواب‌ها و تولید مثل[1] جواب‌های انتخاب شده حاصل از عملگرهای ژنتیکی، تقریب‌های بهتری از جواب نهایی به‌دست می‌آید [۲۲]. این فرآیند سبب می‌شود که نسل‌های جدید با شرایط مسأله سازگارتر باشند. به طور کلی، الگوریتم ژنتیک از سه جزء تشکیل می‌شود که عبارتند از کروموزوم، جمعیت و تابع هدف. در الگوریتم ژنتیک، هر کروموزوم بیان‌گر یک نقطه در فضای جستجو و یک راه حل ممکن برای مسأله مورد نظر است که خود کروموزوم‌ها از تعداد ثابتی ژن یا متغیر تشکیل می‌شوند [۲۳]. معمولاً برای نمایش کروموزوم‌ها از کدگذاری[2] دودویی یا رشته‌های بیتی استفاده می‌شود. مجموعه‌ای از کروموزوم‌ها یک جمعیت را تشکیل می‌دهند که با تأثیر عملگرهای ژنتیکی بر روی هر جمعیت، جمعیت جدیدی با همان تعداد کروموزوم تشکیل می‌شود. بعد از این‌که جمعیت اصلی ایجاد شد، جمعیت جدید بر اساس ترکیبی از جمعیت اصلی، جمعیت فرزندان و جمعیت جهش‌یافتگان که از روی جمعیت اصلی ایجاد شده‌اند، تولید می‌گردد. برای حل هر مسأله با استفاده از الگوریتم ژنتیک، ابتدا باید تابع هدف برای آن مسأله ایجاد شود. برای هر کروموزوم، این تابع عددی غیر منفی را برمی‌گرداند که بیان‌گر شایستگی یا توانایی فردی آن کروموزوم است. بهینه کردن تابع هدف می‌تواند به صورت کمینه‌سازی که شامل تابع هزینه یا تابع خطا می‌باشد یا به‌صورت بیشینه‌سازی که شامل تابع برازندگی[3] یا تابع سود می‌باشد، انجام شود [۲۳].

به طور کلی مراحل اجرای یک مدل بهینه‌سازی توسط الگوریتم ژنتیک عبارت است از [۲۲]: (۱) انتخاب جمعیت تصادفی و ارزیابی آن‌ها؛ (۲) انتخاب والدین و ترکیب آن‌ها برای ایجاد جمعیت اولیه فرزندان؛ (۳) انتخاب اعضای جمعیت برای اعمال جهش و ایجاد جمعیت جهش‌یافتگان؛ (۴) ترکیب یا ادغام جمعیت اصلی، فرزندان و جهش‌یافتگان و ایجاد جمعیت اصلی جدید؛ (۵) اگر شرایط خاتمه محقق نشده باشند، از مرحله ۲ تکرار می‌شود؛ (۶) پایان.

۲-۳- اتوماتای سلولی

اتوماتای سلولی سیستمی گسسته، پویا و غیرمتمرکز است که می‌تواند از وضعیتی[4] تصادفی شروع به‌کار کرده و در نهایت ساختاری مرتب ایجاد نماید یعنی این سیستم قادر است در طول زمان، آنتروپی[5] را بکاهد [۲۴]. اتوماتای سلولی دارای گسستگی فضایی و گسستگی زمانی است. گسستگی فضایی به این معنی است که اتوماتای سلولی شامل شبکه n بعدی منظمی از سلول‌ها بوده که هر یک از این سلول‌ها قادر هستند مقادیر و وضعیت‌های مشخصی داشته باشند. گسستگی زمانی یعنی وضعیت هر یک از این سلول‌ها با توجه به وضعیت سلول‌های همسایه، در گام‌های زمانی متوالی با تکرار قوانین اتوماتای سلولی تغییر می‌کند. اجزا اصلی اتوماتای سلولی شامل فضای سلولی، همسایگی، تابع انتقال، مجموعه وضعیت سلول‌ها و زمان می‌باشند [۲۵].

در اتوماتای سلولی برای مدلسازی محدوده سلول‌های تغییر وضعیت‌یافته، نیاز است تا احتمال تغییر وضعیت در سلول‌های مختلف بررسی شود. این احتمال

[14] Reproduction
[15] Coding

[3] Fitness function
[17] State
[5] Entropy

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2025-12-14]
[DOI: 10.29252/jgit.6.4.73]

با استفاده از رابطه زیر به‌دست می‌آید [۲۶]:

رابطه (۷) $$S^{t}_{i,j} = \frac{A_b}{A_t}$$

که در رابطه فوق، A_b بیان‌گر نسبت مساحت تغییر وضعیت یافته و A_t مساحت کل سلول است. مقدار S برای یک سلول تغییر وضعیت یافته برابر با عدد یک، برای سلول‌های در حال تغییر، مقادیری بین صفر تا یک و برای سلول‌های بدون تغییر، برابر با عدد یک می‌باشد.

وضعیت سلول مرکزی و سلول‌های همسایه آن در لحظه t، بر وضعیت آن سلول در لحظه t+1 تأثیرگذار است که به صورت تابعی با نام تابع انتقال اتوماتای سلولی بیان می‌شود. این تابع در حالت دو بعدی به‌صورت رابطه زیر بیان می‌شود [۲۷]:

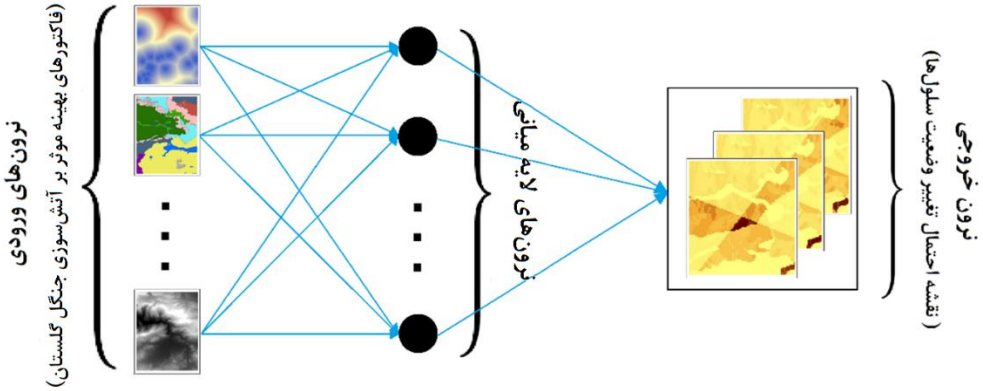
رابطه (۸) $$S^{t+1}_{i,j} = S^{t}_{i,j} + S^{t}_{(\alpha\in N)}(X_1, X_2, \dots, X_n)$$

در رابطه فوق، $\mathbf{S^{t}_{(\alpha\in N)}(X_1, X_2, \dots, X_n)}$ تابعی از وضعیت سلول‌های همسایه سلول مرکزی بوده که در آن، n تعداد سلول‌های همسایه سلول مرکزی می‌باشد.

در تحقیق حاضر، $\mathbf{S^{t}_{(\alpha\in N)}(X_1, X_2, \dots, X_n)}$ نسبت سلول‌های آتش‌گرفته به کل سلول‌های همسایه می‌باشد که مستقیماً بر وضعیت سلول مرکزی در لحظه t+1 تأثیرگذار است.

۲-۴- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل واحدهای پردازش موازی هستند که به این واحدها، نرون گفته می‌شود. این واحدها دانش تجربی به‌دست آمده را ذخیره نموده و از آن برای کاربردهای مختلف استفاده می‌کنند [۲۸]. مهم‌ترین ویژگی شبکه‌های عصبی مصنوعی، خاصیت یادگیری در آن‌هاست که از گذشته، تجربه و محیط می‌آموزند و رفتار خود را در هنگام یادگیری بهبود می‌دهند. غیرخطی بودن و تطابق‌پذیری، یکی دیگر از ویژگی‌های مهم شبکه‌های عصبی مصنوعی است. شکل زیر قسمت‌های مختلف یک نرون عصبی مصنوعی را نمایش می‌دهد [۲۹] (شکل (۲)):



شکل ۲: قسمت‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی

در مدل فوق، بردار نرون‌های ورودی که بردار ورودی مجموعه است، فاکتورهای بهینه موثر بر آتش‌سوزی جنگل گلستان را وارد شبکه عصبی مصنوعی می‌کند. ابتدا با توجه به روش پس انتشار[1] برای تعیین و تصحیح وزن‌های بین نرون‌های مختلف، به‌صورت تصادفی برای هر نرون، وزنی در نظر می‌گیرد.

در مرحله بعدی تحت فرآیندی به نام تابع انتقال[2] یا تبدیل قرار می‌گیرد که خروجی نرون را حاصل می‌کند. سپس خروجی مدل مشاهده شده را با مشاهده واقعی که یک قسمت از منطقه آتش‌سوزی است، مقایسه کرده و خطای مدل را به‌دست می‌آورد و در صورتی که این خطا از مقدار مورد انتظار کمتر باشد،

[1] Back Propagation

[2] Transfer Function

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2025-12-14]

[DOI: 10.29252/jgit.6.4.73]

فرآیند یادگیری به اتمام می‌رسد. ضریبی که بردار ورودی (فاکتورهای بهینه موثر بر آتش‌سوزی جنگل گلستان) در آن ضرب می شود پارامتر وزن نام دارد که با W نمایش داده می‌شود. از کنار هم قرار دادن تعداد بسیار زیادی از این سلول‌ها، شبکه عصبی مصنوعی بزرگی بوجود خواهد آمد که رفتار آن به تابع خروجی و مقادیر W و b وابسته است که b بیان‌گر بایاس[1] شبکه است. در یک آزمایش واقعی، بعد از ارائه بردار ورودی، شبکه با اندازه‌گیری خروجی و با انتخاب پارامترهای W و b به‌صورتی که خروجی مطلوب به‌دست آید، آموزش می‌بیند که فرآیند یادگیری نامیده می‌شود [۳۰]. پس از فرآیند یادگیری می‌توان از این شبکه برای حل مسائل ایجاد شده از ترکیب مختلف ورودی‌ها استفاده کرد. برای انتقال بین لایه‌های ورودی میانی و میانی خروجی، از تابع تانژانت هایپربولیک سیگموئید و تابع خطی استفاده شده‌است. تحقیقات انجام شده نشان می‌دهد که اگر به اندازه مناسب در لایه مخفی نرون وجود داشته باشد، شبکه‌های پرسپترون چند لایه با یک لایه مخفی با توابع تبدیل سیگموئیدی در لایه میانی و توابع تبدیل خطی در لایه خروجی، می‌توانند توابع مورد نظر را با هر درجه، تقریب بزنند [۲۹].

۲-۵- روش‌های ارزیابی نتایج

شاخص‌های آماری مختلفی برای بررسی دقت نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌ها به‌کار گرفته می‌شود. در این تحقیق از دقت کلی[2]، شاخص کاپا[3] و شاخص عامل نسبی[4] برای ارزیابی نتایج استفاده شده است.

۲-۵-۱- دقت کلی و شاخص کاپا

شاخص‌های آماری نظیر دقت کلی و شاخص کاپا، بر اساس ماتریس مقایسه و عناصر موجود در آن بیان می‌شوند. در شاخص کاپا بر خلاف دقت کلی، از تمام مقادیر ماتریس مقایسه برای محاسبه دقت استفاده می‌شود و این یک مزیت مهم برای شاخص کاپا محسوب می‌شود.

روابط مربوط به این دو شاخص به صورت زیر می‌باشند [۳۱]:

$$\text{Overall Accuracy} = \frac{\sum_{i=1}^{c} P_{ii}}{\sum_{i=1}^{c}\sum_{j=1}^{c} P_{ij}} \quad \text{رابطه (۹)}$$

$$\text{Kappa} = \frac{\sum_{i=1}^{c} P_{ii} - \sum_{i=1}^{c} P_{iT}P_{Ti}}{1-\sum_{i=1}^{c} P_{iT}P_{Ti}} \quad \text{رابطه (۱۰)}$$

که در روابط فوق، i و j بیان‌گر تعداد حالت‌های موجود برای هر سلول، P_{ii} بیان‌گر تعداد سلول‌هایی که در واقعیت در حالت i بوده و در شبیه‌سازی نیز در حالت i هستند، P_{ij} بیان‌گر سلول‌هایی از حالت i در واقعیت بوده که در شبیه‌سازی به حالت j هستند، P_{iT} بیان‌گر مجموع سلول‌های حالت i در واقعیت و P_{Ti} بیان‌گر مجموع سلول‌های حالت i در شبیه‌سازی هستند. اگر مقدار شاخص کاپا کمتر از ۰/۴ باشد شبیه‌سازی ضعیف است، اگر بین ۰/۶ تا ۰/۸ باشد شبیه‌سازی خوب است و اگر بیشتر از ۰/۸ باشد شبیه‌سازی عالی است [۳۲].

۲-۵-۲- شاخص عامل نسبی

در این شاخص، دقت مدلسازی با در نظر گرفتن حدود آستانه مختلف برای نقشه شایستگی به‌دست می‌آید. این شاخص منحنی‌ای است که محور **X** آن از رابطه (۱۱) و محور **Y** آن از رابطه (۱۲) با توجه به ماتریس مقایسه و حدود آستانه مختلف محاسبه می‌شود [۳۳]:

$$\text{False Positive \%} = \frac{B}{B+D} \quad \text{رابطه (۱۱)}$$

$$\text{True Positive \%} = \frac{A}{A+C} \quad \text{رابطه (۱۲)}$$

که در روابط فوق، A بیان‌گر تعداد سلول‌هایی است که هم در نقشه شبیه‌سازی‌شده و هم در نقشه واقعی گسترش یافته‌اند، B بیان‌گر تعداد سلول‌هایی است که توسط شبیه‌سازی، گسترش یافته‌اند اما در نقشه واقعی گسترش نیافته‌اند، C بیان‌گر تعداد سلول‌هایی است که توسط شبیه‌سازی، گسترش نیافته‌اند اما در نقشه واقعی

[1] Bias
[2] Overall Accuracy
[3] Kappa Index
[4] Relative Operating Characteristic

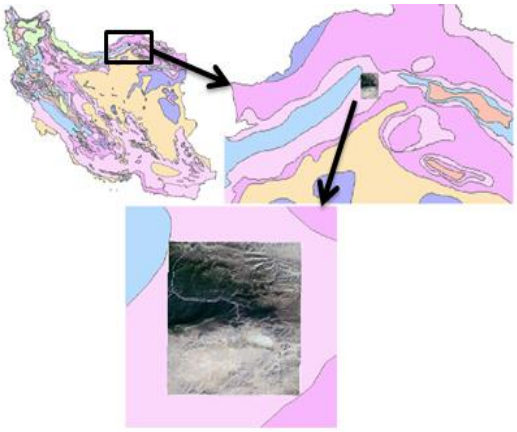
[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2025-12-14]
[DOI: 10.29252/jgit.6.4.73]

گسترش یافته‌اند و D بیان‌گر تعداد سلول‌هایی است که هم در نقشه شبیه‌سازی‌شده و هم در نقشه واقعی در گسترش نیافته‌اند.

با این تفاسیر، هرچه تعداد سلول‌های B و C کمتر باشند دقت شبیه‌سازی بیشتر خواهد بود. برای مثال، اگر حد آستانه برابر با ۵ درصد باشد شاخص عامل نسبی از سلول‌هایی با بیشترین احتمال در نقشه شایستگی شروع می‌کند و مقدار آن‌ها را برابر با عدد یک قرار می‌دهد. این کار تا زمانی که ۵ درصد سلول‌ها به عدد یک تغییر یابند ادامه پیدا می‌کند و بقیه سلول‌ها را برابر با صفر قرار می‌دهد. مقادیر رابطه‌های (۱۱ و ۱۲) با استفاده از نقشه تولید شده در این مرحله، نقشه واقعی منطقه و ایجاد جدول مقایسه، محاسبه می‌شوند. این عمل به ترتیب تا حد آستانه ۱۰۰ درصد پیش رفته و نمودار شاخص عامل نسبی، کامل می‌شود. در نهایت، مساحت زیر سطح این نمودار را محاسبه کرده که عددی بین ۰/۵ تا ۱ به‌دست خواهد آمد. عدد ۰/۵ بیان‌گر برازش اتفاقی و عدد ۱ بیان‌گر بهترین برازش است.

۳- منطقه مورد مطالعه و آماده‌سازی داده‌ها

جنگل گلستان به‌دلیل وقوع آتش‌سوزی‌های متعدد و وجود آمارها و داده‌های آتش‌سوزی‌های رخ‌داده در این جنگل، به عنوان منطقه مورد مطالعه در این تحقیق انتخاب شد. این جنگل از جمله مناطق گردشگری ایران می‌باشد و جاده‌های ارتباطی متعددی از میان آن عبور می‌کند. با توجه به آمارها، بیشتر آتش‌سوزی‌های رخ داده در این جنگل در مجاورت جاده‌ها اتفاق افتاده و عامل اصلی ایجاد کننده آن، انسان بوده است. محدوده منطقه مورد مطالعه شامل استان‌های گلستان، خراسان شمالی و سمنان است و مختصات آن در محدوده ′۴۷°۳۷ - ′۲۰°۳۷ شمالی و ′۱۲°۵۶ - ′۵۲°۵۵ شرقی واقع شده و مساحتی در حدود ۶۸/۱۵ هکتار دارد. شکل (۳) که محل قرارگیری منطقه مورد مطالعه این تحقیق را در نقشه پهنه‌بندی اقلیمی ایران نشان می‌دهد بیان‌گر این موضوع نیز می‌باشد که این منطقه از نظر اقلیمی دارای ویژگی‌های یکسانی است.



شکل ۳: منطقه مورد مطالعه در نقشه پهنه‌بندی اقلیمی ایران

در این تحقیق آتش‌سوزی‌های تاریخ ۲۶ آبان ۱۳۸۹ و ۲۴ تیر ۱۳۹۰ که در شکل (۴) نمایش داده شده است مورد بررسی قرار گرفته‌اند.

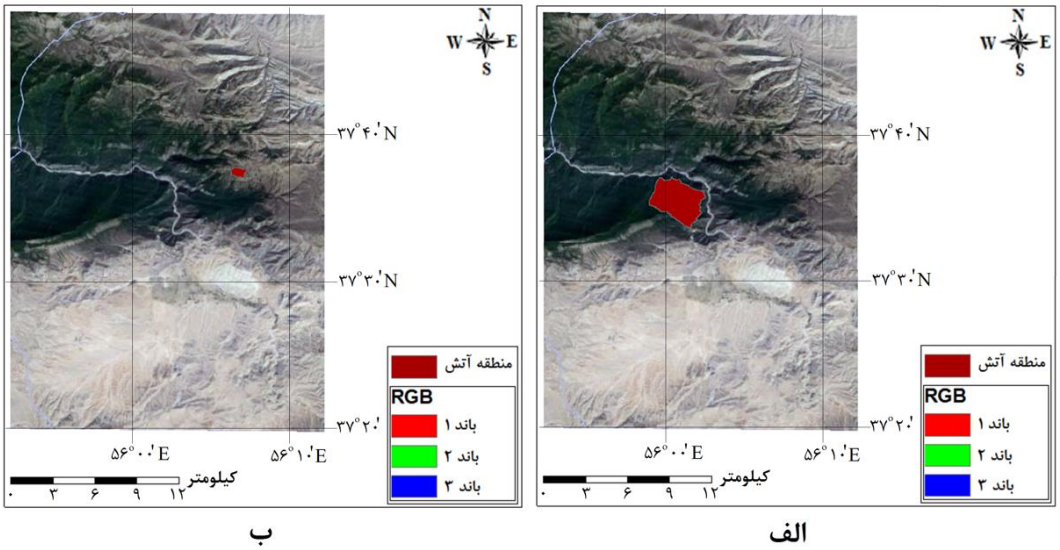
داده‌های دیگر این تحقیق شامل مدل ارتفاعی منطقه[1]، شبکه راه‌ها و رودخانه‌ها، کاربری ارضی، جنس خاک و مناطق مسکونی هستند که در شکل (۵)

[1] Digital Elevation Model

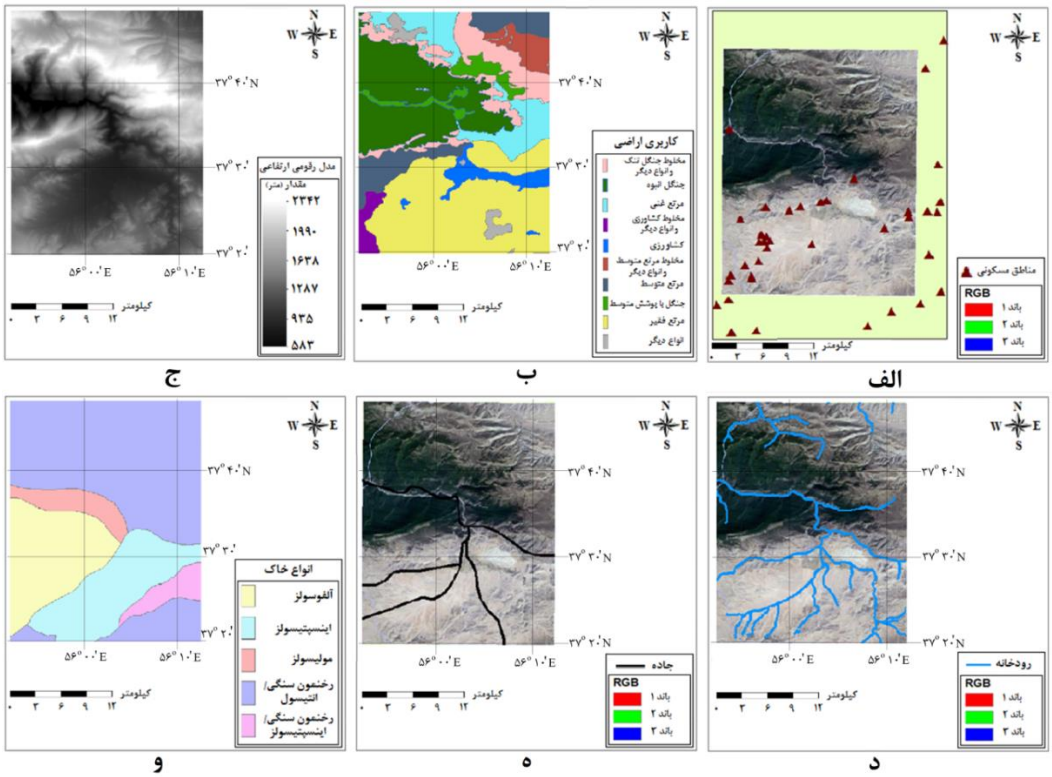
[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2025-12-14]

[DOI: 10.29252/jgit.6.4.73]

نمایش داده شده‌اند. این داده‌ها از سازمان نقشه‌برداری کل کشور و سازمان منابع طبیعی استان‌های گلستان، خراسان شمالی و سمنان تهیه شده‌اند. همچنین داده‌های هواشناسی که شامل ۵ ایستگاه هواشناسی سینوپتیک نزدیک به منطقه مورد مطالعه است به‌همراه مختصات مکانی آن‌ها از سازمان هواشناسی تهیه گردیدند که در شکل (۶) نمایش داده شده‌اند.

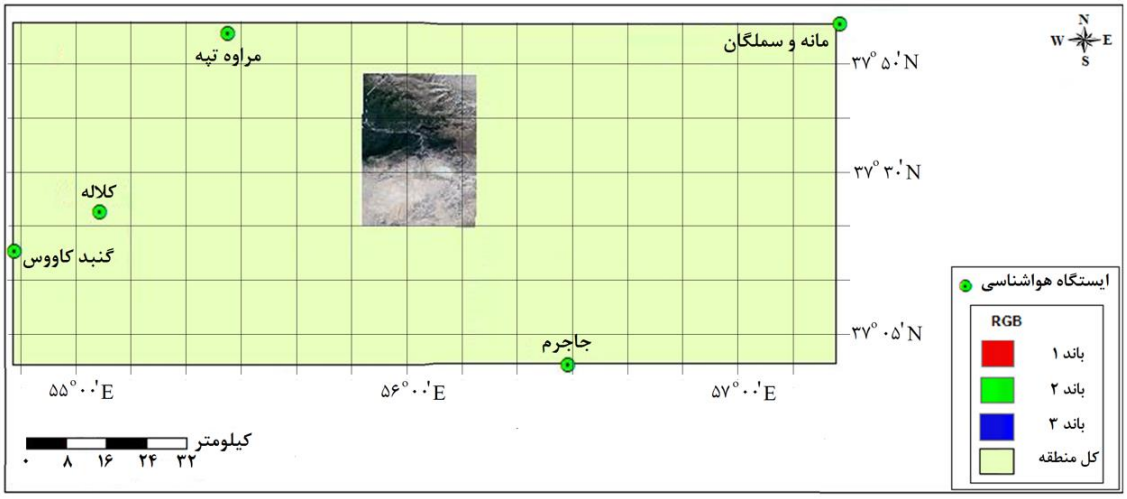


شکل ۴: آتش‌سوزی‌های اتفاق افتاده در منطقه مورد مطالعه در تاریخ‌های الف) ۲۶ آبان ۱۳۸۹ و ب) ۲۴ تیر ۱۳۹۰



شکل ۵: لایه‌های اطلاعاتی مورد استفاده در این تحقیق (الف) مناطق مسکونی، (ب) کاربری اراضی، (ج) مدل رقومی ارتفاعی منطقه، (د) رودخانه‌ها، (ه) شبکه راه‌ها و (و) جنس خاک

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2025-12-14]
[DOI: 10.29252/jgit.6.4.73]



شکل ۶: ایستگاه‌های هواشناسی سینوپتیک نزدیک به منطقه مورد مطالعه

داده‌های اخذ شده از این ایستگاه‌های هواشناسی شامل حداقل، متوسط و حداکثر دما، میزان بارش، حداکثر سرعت باد و جهت عمده وزش باد می‌باشند. با توجه به این‌که مقادیر این داده‌ها به‌صورت نقطه‌ای بوده، برای این‌که بتوان مقادیر این داده‌ها را برای تمام منطقه به‌دست آورد از درون‌یابی به روش کریجینگ عمومی[1] با مدل نمایی استفاده شد. شکل (۷) نقشه‌های مربوط به درون‌یابی داده‌های هواشناسی را به‌عنوان نمونه برای تاریخ ۲۴ تیر ۱۳۹۰ نمایش داده‌اند.

لایه‌های اطلاعاتی شیب و جهت شیب با استفاده از مدل ارتفاعی منطقه تهیه شده که در شکل (۸) با توان تفکیک مکانی[2] ۳۰ متر نمایش داده شده‌اند. از آنالیز فاصله اقلیدسی در نرم‌افزار ArcGIS برای تبدیل لایه‌های اطلاعاتی با ساختار برداری به ساختار رستری استفاده شد. این لایه‌ها شامل مناطق مسکونی، راه‌ها و رودخانه‌ها بودند که این نقشه‌ها در شکل (۹) نمایش داده شده‌اند.

با توجه به این‌که در اجرای الگوریتم پیشنهادی، نیاز به نقشه‌های فوق در توان‌های تفکیک مکانی مختلف هستیم، این نقشه‌ها برای هر کدام از آتش‌سوزی‌ها در توان‌های تفکیک مکانی مورد نیاز تولید شده و به‌عنوان ورودی، وارد الگوریتم پیشنهادی شدند.

۴-پیاده‌سازی و ارزیابی

سیستم مورد استفاده برای پیاده‌سازی روش‌های پیشنهادی، سیستمی با امکانات Core ™ i5 2.40 GHz ، RAM:4GB و ویندوز ۶۴ بیتی بود و از محیط برنامه‌نویسی Matlab استفاده شد. در گام نخست این تحقیق، همبستگی بین داده‌ها و حساسیت فاکتورها مورد بررسی قرار گرفتند. برای این منظور از روابط زیر استفاده شد [۳۴]:

$$\mathrm{Cov}(X,Y) = \frac{\sum_{i=1}^{n}(X_i-\bar{X})(Y_i-\bar{Y})}{n} \quad \text{رابطه (۱۳)}$$

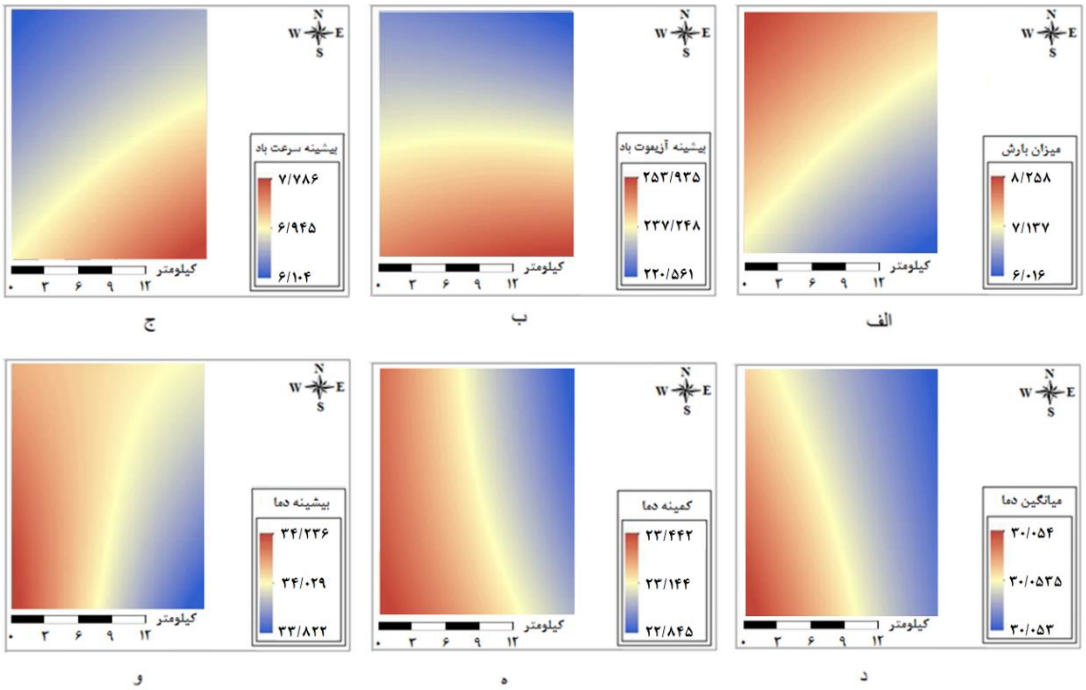
$$r = \frac{\mathrm{Cov}(X,Y)}{\sigma_X\,\sigma_Y} \quad \text{رابطه (۱۴)}$$

که در روابط فوق، $\mathbf{Cov(X,Y)}$ کوواریانس دو مجموعه داده x و y، $\bar{\mathbf{X}}$ و $\bar{\mathbf{Y}}$ میانگین این دو مجموعه داده، $\mathbf{n}$ تعداد داده‌های هر مجموعه و $\mathbf{r}$ ضریب همبستگی بین دو مجموعه داده با انحراف معیارهای $\boldsymbol{\sigma_X}$ و $\boldsymbol{\sigma_Y}$ است. با توجه به مقادیر ضریب همبستگی برای تمام فاکتورها که بین ۰/۷- و ۰/۷ بودند همبستگی بالایی را بین بعضی از فاکتورها نشان می‌دهد اما نمی‌توان به‌طور قطعی یک حد آستانه برای همبستگی یا عدم همبستگی فاکتورها تعیین کرد و با توجه به آن، فاکتورهای دارای همبستگی بالا را حذف کرد.

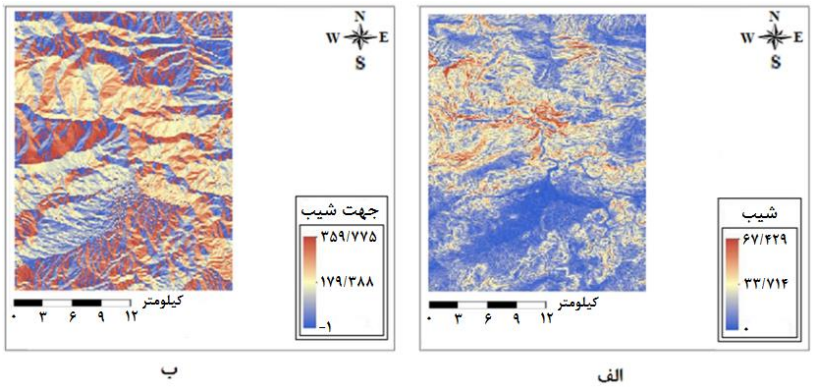
[1] Ordinary Kriging
[2] Positional Resolution

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2025-12-14]
[DOI: 10.29252/jgit.6.4.73]

در بیشترین حالت همبستگی بین فاکتورهای این تحقیق (یعنی ضریب همبستگی ۰/۷) نیز ۰/۳ عدم همبستگی وجود دارد و نمی‌توان از آن چشم‌پوشی کرد زیرا این میزان همبستگی نیز می‌تواند باعث رفتار متفاوت فاکتورها شده و منجر به نتایج متفاوتی گردد. از طرفی الگوریتم ژنتیک به‌صورت ضمنی همبستگی بین فاکتورها را در نظر می‌گیرد بنابراین بهتر است تمام فاکتورهای موجود را وارد الگوریتم ژنتیک کرده تا اجازه داده شود خود الگوریتم ژنتیک بهترین ترکیب از فاکتورها را انتخاب کند.

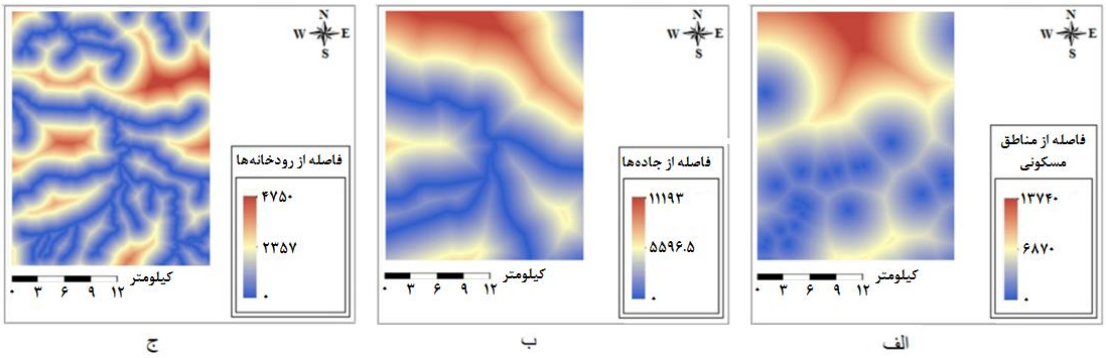


شکل ۷: لایه‌های اطلاعاتی تولید شده حاصل از درون‌یابی (الف) میزان بارندگی(mm)، (ب) جهت باد غالب، (ج) حداکثر سرعت باد(m/s)، (د) متوسط دما(°C)، (ه) حداقل دما(°C) و (و) حداکثر دما(°C) بین ایستگاه‌های هواشناسی نزدیک منطقه مورد مطالعه برای تاریخ ۲۴ تیر ۱۳۹۰



شکل ۸: لایه‌های اطلاعاتی (الف) شیب (Degree) و (ب) جهت شیب (Degree clockwise)

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2025-12-14]
[DOI: 10.29252/jgit.6.4.73]



شکل ۹: لایه‌های اطلاعاتی فاصله از (الف) مناطق مسکونی (m)، (ب) جاده‌ها (m) و (ج) رودخانه‌ها (m)

در ادامه، وابستگی آتش‌سوزی‌های جنگلی در منطقه مورد مطالعه را به ۱۴ فاکتور که در جدول (۱) ارائه شده‌اند، مورد بررسی قرار گرفتند.

جدول ۱: فاکتورهای مورد مطالعه در این تحقیق

شماره	فاکتور	نوع فاکتور	شماره	فاکتور	نوع فاکتور
۱	فاصله از رودخانه‌ها (m)	بیوفیزیکی	۸	جهت شیب	بیوفیزیکی
۲	فاصله از جاده‌ها (m)	انسانی	۹	حداکثر دما (°C)	بیوفیزیکی
۳	فاصله از مناطق مسکونی	انسانی	۱۰	حداقل دما (°C)	بیوفیزیکی
۴	جنس خاک	بیوفیزیکی	۱۱	متوسط دما (°C)	بیوفیزیکی
۵	کاربری زمین	انسانی	۱۲	جهت باد غالب	بیوفیزیکی
۶	ارتفاع (m)	بیوفیزیکی	۱۳	حداکثر سرعت باد (m/s)	بیوفیزیکی
۷	مقدار شیب	بیوفیزیکی	۱۴	میزان بارندگی (mm)	بیوفیزیکی

برای سنجش وابستگی آتش‌سوزی‌های مورد مطالعه با فاکتورهای جدول (۱)، رگرسیون اسپلاین تطبیقی چندمتغیره با الگوریتم ژنتیک ترکیب شده تا همزمان با عمل رگرسیون، ترکیب بهینه‌ای از فاکتورهای بهینه موثر بر آتش‌سوزی منطقه مورد مطالعه به‌دست آید. جمعیت یا همان نسل اول کروموزوم‌ها به صورت تصادفی ایجاد می‌شود که هر کروموزوم دارای ۱۴ ژن یا همان فاکتورهای موثر می‌باشد و به‌صورت باینری تعریف می‌شوند. ترتیب فاکتورها در تشکیل هر کروموزوم از الگوریتم ژنتیک، به همان ترتیبی است که در جدول (۱) آمده است. در این تحقیق از الگوریتم ژنتیک ارائه شده در [۳۵] استفاده شده و در آن از ترکیب ضربی تک‌نقطه‌ای[1] و جهش گوسین[2] [۳۶] بهره گرفته شده است. در هر نسل، تابع برازش برای تمامی کروموزوم‌های آن نسل محاسبه می‌شود که تابع برازش معمولاً تابع هدف مسأله بهینه‌سازی است و تابع هدف الگوریتم ژنتیک در این تحقیق، $1-R^2$ بوده و هدف ما، کمینه کردن آن است. پارامترهای مورد استفاده در الگوریتم ژنتیک در جدول (۲) ارائه شده‌اند.

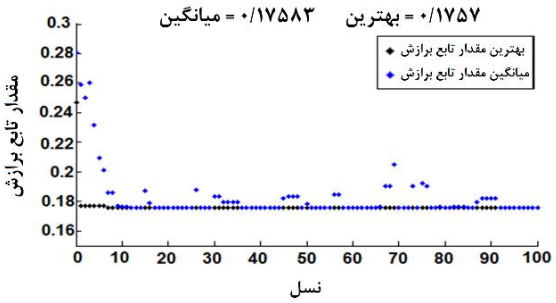
[1] Single Point Crossover
[2] Gaussian Mutation

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2025-12-14]
[DOI: 10.29252/jgit.6.4.73]

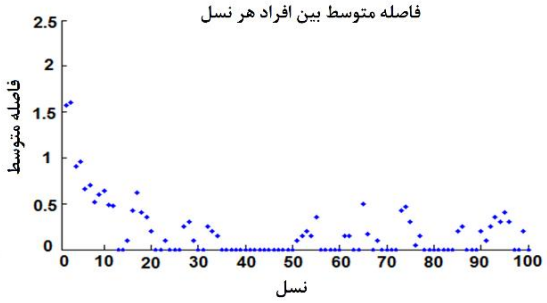
جدول ۲: پارامترهای الگوریتم ژنتیک مورد استفاده

Parameter	Value
Population size	10
Number of Generations	100
Crossover rate	0.8
Migration Fraction	0.2
Migration Interval	20
Scale (Gaussian Mutation)	0.5
Shrink (Gaussian Mutation)	0.7
Elite count	1

ترکیب الگوریتم ژنتیک با رگرسیون اسپلاین تطبیقی چندمتغیره، ۳۰ بار اجرا شده و میانگین این تعداد تکرار، به‌عنوان خروجی نهایی در نظر گرفته شده است. میانگین مقادیر تابع برازش برابر با ۰/۱۷۵۷ به‌دست آمد و ۹ فاکتور شامل حداکثر دما، حداقل دما، متوسط دما، جهت باد غالب، حداکثر سرعت باد، جنس خاک، کاربری زمین، جهت شیب و فاصله از مناطق مسکونی به‌عنوان فاکتورهای بهینه موثر، تعیین شدند. شکل (۱۰)، میانگین نتایج به‌دست آمده از ۳۰ بار تکرار الگوریتم ژنتیک را نمایش می‌دهد.



الف

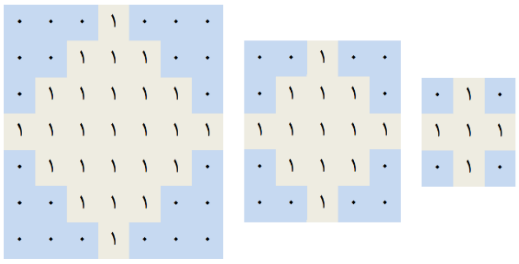


ب

شکل ۱۰: (الف) بهترین مقدار و میانگین مقادیر تابع برازش و (ب) میانگین فاصله بین افراد هر نسل

نتایج رگرسیون اسپلاین تطبیقی چندمتغیره در نهایت با ۸ تابع پایه و GVC برابر با ۰/۰۲۳۸ به پایان رسید و مقادیر جذر میانگین مربعات خطا[1](RMSE) و جذر میانگین مربعات خطای نرمال شده[2] باقی مانده‌های مدل به ترتیب برابر با ۰/۱۶۸۶ و ۰/۱۷۵۷ به‌دست آمدند.

در ادامه با استفاده از فاکتورهای بهینه موثر بر آتش‌سوزی جنگل منطقه مورد مطالعه، می‌توان شبیه‌سازی گسترش آتش‌سوزی جنگل را در این منطقه بر اساس اتوماتای سلولی انجام داد. یکی از المان‌های مهم در اتوماتای سلولی، فیلتر همسایگی است که نقش سلول‌های همسایه را مشخص می‌کند. در این تحقیق از فیلتر همسایگی ون‌نیومن[3] و ون‌نیومن توسعه‌یافته استفاده شده است که در شکل (۱۱) نمایش داده شده‌اند.



الف ب ج

شکل ۱۱: فیلتر همسایگی: الف) ۳×۳، ب) ۵×۵، ج) ۷×۷

در این تحقیق، از دو حالت برای بیان وضعیت‌های ممکن برای هر سلول در اتوماتای سلولی استفاده شده است. در حالت اول سلول سالم بوده و آتش نگرفته است و در حالت دوم سلول آتش گرفته و سوخته است. در پیاده‌سازی الگوریتم اتوماتای سلولی با به‌کارگیری شبکه عصبی مصنوعی، از شبکه عصبی

[1] Root Mean Square Error
[2] Normalized Root Mean Square Error
[3] Von Neumann

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2025-12-14]
[DOI: 10.29252/jgit.6.4.73]

مصنوعی پرسپترون چند لایه[1] با یک لایه میانی استفاده شد. تعداد نرون لایه ورودی برابر با تعداد فاکتورهای بهینه موثر بر آتش‌سوزی یعنی برابر با عدد ۹ بوده و تعداد نرون لایه خروجی که بیان‌گر نقشه احتمال تغییر وضعیت سلول‌ها است، برابر با عدد ۱ قرار گرفت. در این مدل، برای قسمت آموزش شبکه عصبی مصنوعی، ۱۰۰۰ اپک (تکرار) انجام شد و نرخ یادگیری برابر با ۰/۰۱ بوده و از تابع محرک هایپربولیک سیگموئید استفاده گردید. بعد از تعیین فاکتورهای ورودی که شامل فاکتورهای بهینه موثر بر آتش‌سوزی جنگل گلستان (فاکتورهای مستقل) و نقشه آتش‌سوزی اتفاق افتاده (فاکتور وابسته) هستند و مشخص کردن اجزاء شبکه عصبی مصنوعی، اقدام به تعیین تعداد نرون‌های بهینه برای لایه میانی شبکه عصبی مصنوعی شد. در این راستا از ۵ درصد داده‌های مستقل به عنوان ورودی استفاده شد که ۷۰ درصد این داده‌ها برای یادگیری و ۳۰ درصد برای تست به‌کار گرفته شد. انتخاب این داده‌ها به‌صورت یکنواخت در کل منطقه مورد مطالعه به گونه‌ای بود که نیمی از آن‌ها در قسمت سوخته و نیمی دیگر در قسمت نسوخته جنگل بودند. برای تعیین تعداد نرون لایه میانی شبکه عصبی مصنوعی از عدد ۲ شروع کرده و تا ۱۲ نرون، پیش رفتیم سپس مقدار RMSE هر یک برای داده‌های تست محاسبه شد که برای آتش‌سوزی تاریخ ۲۶ آبان ۱۳۸۹ تعداد ۷ نرون و برای آتش‌سوزی تاریخ ۲۴ تیر ۱۳۹۰ تعداد ۶ نرون، دارای کمترین RMSE بودند که از این اعداد برای اجرای الگوریتم پیشنهادی استفاده شد. برای نمونه، مقدار تغییرات RMSE با توجه به تعداد نرون لایه میانی شبکه عصبی مصنوعی برای توان تفکیک مکانی ۳۰ متر برای آتش‌سوزی تاریخ ۲۶ آبان ۱۳۸۹ و تفکیک مکانی ۵ متر برای آتش‌سوزی تاریخ ۲۴ تیر ۱۳۹۰ در شکل (۱۲) نمایش داده شده است.

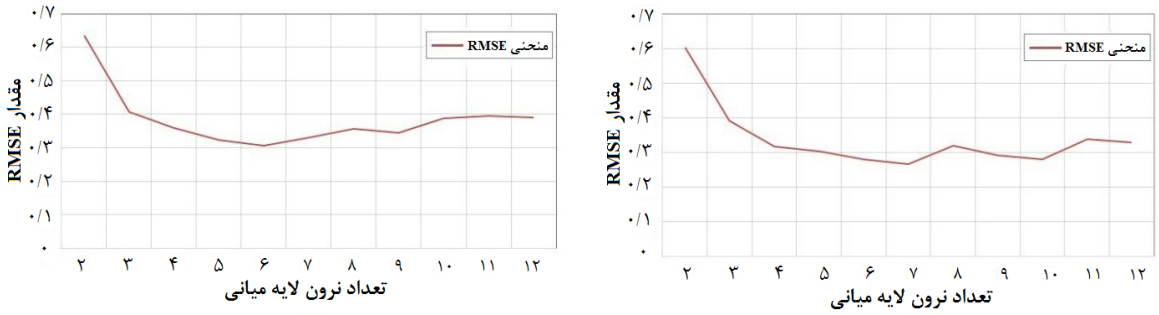
[1] Multi-Layer Perceptron

توان تفکیک مکانی، یکی از عواملی است که بر نتیجه شبیه‌سازی گسترش آتش‌سوزی جنگل تأثیرگذار است که این پارامتر متناسب با وسعت منطقه مورد مطالعه می‌باشد. به‌عبارت دیگر، جهت دست‌یابی به نتایج با دقت بالاتر نیازمندیم توان تفکیک مکانی بهینه را با توجه به وسعت منطقه، تعیین نماییم. برای به‌دست آوردن مقادیر بهینه برای توان تفکیک مکانی، فاکتورهای بهینه موثر بر آتش‌سوزی جنگل گلستان را در توان‌های تفکیک مکانی مختلف ایجاد کرده و به‌عنوان ورودی، وارد الگوریتم پیشنهادی شدند. با توجه به دقت خروجی حاصل از شبیه‌سازی با توان‌های تفکیک مکانی مختلف و نیز زمان لازم برای اجرای الگوریتم، توان‌های تفکیک مکانی بهینه برای آتش‌سوزی تاریخ ۲۶ آبان ۱۳۸۹ مقادیر ۳۰، ۶۰ و ۹۰ متر و برای آتش‌سوزی تارخ ۲۴ تیر ۱۳۹۰ مقادیر ۵، ۱۰ و ۱۵ به‌دست آمدند.

با در نظر گرفتن نقشه‌های فاکتورهای بهینه موثر بر آتش‌سوزی جنگل گلستان، محدوده آتش‌سوزی‌ها و اجرای روش شبکه عصبی مصنوعی، ماتریس احتمال تغییر وضعیت سلول‌ها به‌دست آمد. سپس نقشه احتمال تغییر وضعیت سلول‌ها که بیان‌گر استعداد هر سلول برای سوختن است، در توان تفکیک مکانی مختلف همان طور که در شکل‌های (۱۳ و ۱۴) نمایش داده شده است، ایجاد شدند.

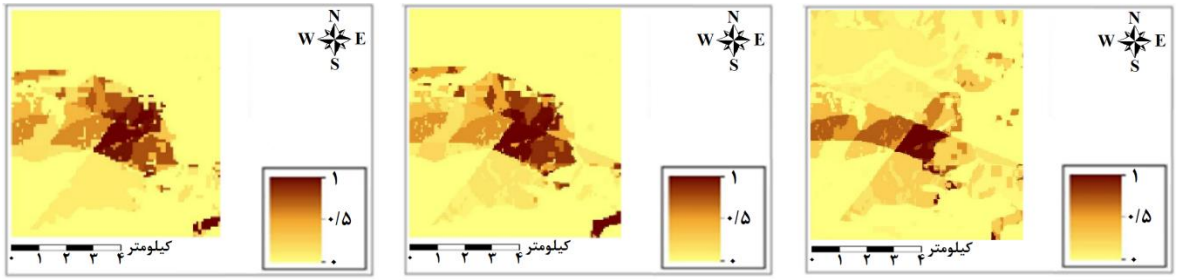
[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2025-12-14]

[DOI: 10.29252/jgit.6.4.73]



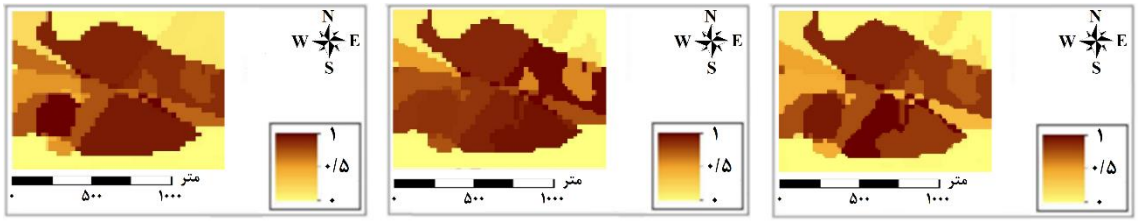
ب الف

شکل ۱۲: مقدار تغییرات rmse با توجه به تعداد نرون لایه میانی شبکه عصبی مصنوعی برای آتش‌سوزی تاریخ الف) ۲۶ آبان ۱۳۸۹ و ب) ۲۴ تیر ۱۳۹۰



ج ب الف

شکل ۱۳: نقشه احتمال تغییر وضعیت سلول‌ها حاصل از شبکه عصبی مصنوعی برای تاریخ ۲۶ آبان ۱۳۸۹ با توان‌های تفکیک مکانی الف) ۳۰ متر، ب) ۶۰ متر و ج) ۹۰ متر

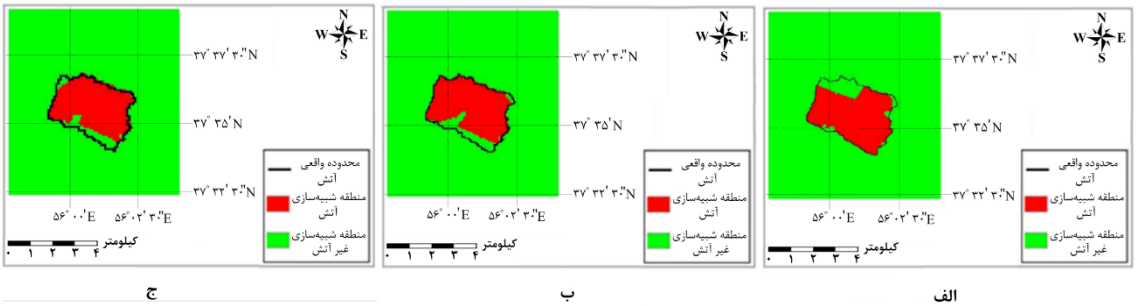


ج ب الف

شکل ۱۴: نقشه احتمال تغییر وضعیت سلول‌ها حاصل از شبکه عصبی مصنوعی برای تاریخ ۲۴ آبان ۱۳۹۰ با توان‌های تفکیک مکانی الف) ۵ متر، ب) ۱۰ متر و ج) ۱۵ متر

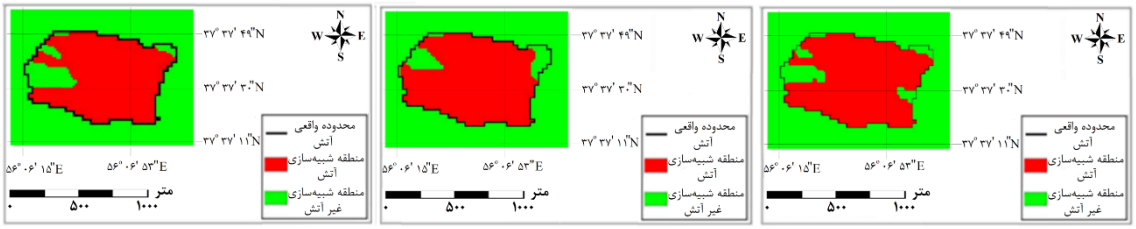
در شکل‌های (۱۳ و ۱۴)، مناطقی که با رنگ قهوه‌ای مشخص شده دارای بیشترین استعداد برای سوختن بوده و هرچه به سمت رنگ زرد پیش برویم، این استعداد کاهش می‌یابد. حال با به‌کارگیری فیلترهای همسایگی ۳×۳، ۵×۵ و ۷×۷ و در نظر گرفتن نقشه احتمال تغییر وضعیت سلول‌ها که توسط شبکه عصبی مصنوعی به‌دست آمدند، می‌توان از اتوماتای سلولی برای شبیه‌سازی گسترش آتش‌سوزی جنگل در منطقه مورد مطالعه استفاده کرد. نقشه‌های حاصل از شبیه‌سازی گسترش آتش‌سوزی جنگل گلستان با به‌کارگیری اتوماتای سلولی و شبکه عصبی مصنوعی برای آتش‌سوزی تاریخ ۲۶ آبان ۱۳۸۹ و ۲۴ تیر ۱۳۹۰ تولید شدند. برای نمونه، این نقشه‌ها با بکارگیری فیلتر همسایگی ۳×۳ در شکل‌های (۱۵ و ۱۶) نمایش داده شده‌اند.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2025-12-14]
[DOI: 10.29252/jgit.6.4.73]



الف ب ج

شکل ۱۵: نقشه شبیه‌سازی گسترش آتش‌سوزی جنگل گلستان با بکارگیری اتوماتای سلولی و شبکه عصبی مصنوعی برای تاریخ ۲۶ آبان ۱۳۸۹ با فیلتر همسایگی۳×۳ و توان‌های تفکیک مکانی (الف) ۳۰ متر، (ب) ۶۰ متر و (ج) ۹۰ متر



الف ب ج

شکل ۱۶: نقشه شبیه‌سازی گسترش آتش‌سوزی جنگل گلستان با بکارگیری اتوماتای سلولی و شبکه عصبی مصنوعی برای تاریخ ۲۴ آبان ۱۳۹۰ با فیلتر همسایگی۳×۳ و توان‌های تفکیک مکانی (الف) ۵ متر، (ب) ۱۰ متر و (ج) ۱۵ متر

برای مشخص کردن دقت شبیه‌سازی‌های گسترش آتش‌سوزی جنگل گلستان، شاخص‌های آماری نظیر شاخص کاپا، دقت کلی و شاخص عامل نسبی به‌کارگرفته شد. جدول‌های (۳ و ۴) نتایج حاصل از شبیه‌سازی گسترش آتش‌سوزی جنگل گلستان با بکارگیری اتوماتای سلولی و شبکه عصبی مصنوعی را نمایش می‌دهند.

جدول ۳: نتایج حاصل از شبیه‌سازی گسترش آتش‌سوزی جنگل گلستان با به‌کاگیری اتوماتای سلولی و شبکه عصبی مصنوعی با فیلترهای همسایگی و توان‌های تفکیک مکانی مختلف برای تاریخ ۲۶ آبان ۱۳۸۹

توان تفکیک مکانی(متر)	فیلتر همسایگی	شاخص کاپا	دقت کلی	شاخص عامل نسبی
۳۰	۳×۳	۰٫۸۹۰	۰٫۹۵۳	۰٫۹۱۷
	۵×۵	۰٫۸۸۶	۰٫۹۵۱	۰٫۹۱۳
	۷×۷	۰٫۸۸۴	۰٫۹۵۰	۰٫۹۱۱
۶۰	۳×۳	۰٫۸۸۰	۰٫۹۵۰	۰٫۸۹۴
	۵×۵	۰٫۸۷۶	۰٫۹۴۸	۰٫۸۹۱
	۷×۷	۰٫۸۷۴	۰٫۹۴۷	۰٫۸۸۸
۹۰	۳×۳	۰٫۸۶۹	۰٫۹۴۵	۰٫۸۸۷
	۵×۵	۰٫۸۶۵	۰٫۹۴۳	۰٫۸۸۵
	۷×۷	۰٫۸۶۴	۰٫۹۴۲	۰٫۸۷۸

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2025-12-14]
[DOI: 10.29252/jgit.6.4.73]

جدول ۴: نتایج حاصل از شبیه‌سازی گسترش آتش‌سوزی جنگل گلستان با به‌کاگیری اتوماتای سلولی و شبکه عصبی مصنوعی با فیلترهای همسایگی و توان‌های تفکیک مکانی مختلف برای تاریخ ۲۴ تیر ۱۳۹۰

توان تفکیک مکانی (متر)	فیلتر همسایگی	شاخص کاپا	دقت کلی	شاخص عامل نسبی
۵	۳×۳	۰/۸۸۱	۰/۸۹۰	۰/۹۲۶
	۵×۵	۰/۸۷۷	۰/۸۸۶	۰/۹۲۲
	۷×۷	۰/۸۷۳	۰/۸۸۱	۰/۹۲۰
۱۰	۳×۳	۰/۸۶۷	۰/۸۷۸	۰/۹۲۱
	۵×۵	۰/۸۶۲	۰/۸۷۳	۰/۹۱۸
	۷×۷	۰/۸۵۷	۰/۸۶۹	۰/۹۱۵
۱۵	۳×۳	۰/۸۴۹	۰/۸۶۴	۰/۹۰۹
	۵×۵	۰/۸۴۰	۰/۸۵۹	۰/۹۰۶
	۷×۷	۰/۸۳۲	۰/۸۵۵	۰/۹۰۲

۴-۱-ارزیابی نتایج

همان طور که در جدول‌های (۳ و ۴) نشان داده شده است، بهترین دقت شبیه‌سازی آتش‌سوزی جنگل گلستان با بکارگیری اتوماتای سلولی و شبکه عصبی مصنوعی در تاریخ ۲۶ آبان ۱۳۸۹، برای توان تفکیک مکانی ۳۰ متر با فیلتر همسایگی ۳×۳ و در تاریخ ۲۴ تیر ۱۳۹۰، برای توان تفکیک مکانی ۵ متر با فیلتر همسایگی ۳×۳ حاصل شدند. در بهترین شبیه‌سازی آتش‌سوزی این منطقه دقت کلی، شاخص کاپا و شاخص عامل نسبی برای تاریخ ۲۶ آبان ۱۳۸۹ به‌ترتیب برابر ۰/۹۵۳، ۰/۸۹۰ و ۰/۹۱۷ و برای تاریخ ۲۴ تیر ۱۳۹۰ به ترتیب برابر ۰/۸۹۰، ۰/۸۸۱ و ۰/۹۲۶ بدست آمدند. با توجه به نتایج شبیه‌سازی آتش‌سوزی جنگل گلستان برای هر دو تاریخ مذکور، استفاده از فیلتر همسایگی ۳×۳ بهتر از فیلتر همسایگی ۵×۵ و نیز استفاده از فیلتر همسایگی ۵×۵ بهتر از فیلتر همسایگی ۷×۷ بود. این نکته توانایی بالای فیلتر همسایگی ۳×۳ را نسبت به دو فیلتر همسایگی دیگر نشان می‌دهد. همچنین با بررسی دقت شبیه‌سازی‌ها، ملاحظه می‌شود که برای آتش‌سوزی تاریخ ۲۶ آبان ۱۳۸۹ به‌ترتیب دقت، استفاده از توان تفکیک مکانی ۳۰ متر، ۶۰ متر و در نهایت ۹۰ متر نتیجه مطلوب‌تری ارائه می‌کنند. برای آتش‌سوزی تاریخ ۲۴ آبان ۱۳۹۰ نیز به ترتیب دقت، استفاده از توان تفکیک مکانی ۵ متر، ۱۰ متر و در نهایت ۱۵ متر نتیجه بهتری حاصل می‌نماید. این موضوع نشان می‌دهد استفاده از داده‌هایی با توان تفکیک مکانی کوچکتر به عنوان ورودی الگوریتم، نتایج شبیه‌سازی را بهبود می‌بخشد. پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی برای آتش‌سوزی تاریخ ۲۶ آبان ۱۳۸۹ دقت بالاتری نسبت به آتش‌سوزی تاریخ ۲۴ آبان ۱۳۹۰ دارد به طوری که مقدار دقت کلی و شاخص کاپا به ترتیب حدود به اندازه ۰/۰۲ و ۰/۰۷، افزایش را نشان می‌دهد. این موضوع بیان‌گر تطبیق بیشتر الگوریتم پیشنهادی با آتش‌سوزی تاریخ ۲۶ آبان ۱۳۸۹ نسبت به آتش‌سوزی تاریخ ۲۴ تیر ۱۳۹۰ است. از نتایج این تحقیق، دست‌یابی به تخمینی مناسب از توان تفکیک مکانی بهینه برای مناطق مورد مطالعه می‌باشد. در این راستا برای هر منطقه، از توان‌های تفکیک مکانی مختلف برای شبیه‌سازی استفاده گردید تا بتوان به این مقدار رسید و طبیعتاً دستیابی به بهترین توان تفکیک مکانی

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2025-12-14]
[DOI: 10.29252/jgit.6.4.73]

بسیار پیچیده بوده و مقادیر به‌دست آمده تخمینی از آن می‌باشد. همچنین با توجه به متفاوت بودن مدت زمان آتش‌سوزی در دو منطقه، گام زمانی آتش‌سوزی تاریخ ۲۶ آبان ۱۳۸۹ به صورت ۱۲ ساعت و گام زمانی آتش‌سوزی تاریخ ۲۴ تیر ۱۳۹۰ به‌صورت ۲ ساعت در نظر گرفته شده است. بنابراین برای آتش‌سوزی‌هایی که در وسعت کوچک رخ داده‌اند، استفاده از توان تفکیک مکانی کوچک با گام زمانی کوچک می‌تواند نتایج بهتری را حاصل نماید. همچنین برای آتش‌سوزی‌هایی وسیع، بکارگیری توان تفکیک مکانی بزرگتر با گام زمانی بزرگ، مطلوب‌تر می‌باشد.

جدول (۵) به ارائه مقایسه‌ای میان نتیجه حاصل از این تحقیق با نتایج تحقیق‌های مشابه می‌پردازد. مقادیر شاخص کاپا در این جدول، بهترین مقداری است که برای روش‌های پیشنهادی در مناطق مورد مطالعه به‌دست آمده‌اند.

جدول ۵: مقایسه نتیجه روش پیشنهادی این تحقیق با تحقیق‌های مشابه پیشین

روش پیشنهادی	مرجع	شاخص کاپا
شبکه عصبی مصنوعی	-	۰/۸۹۰
زنجیره مارکوف	[۳۷]	۰/۸۴۶
بهینه‌سازی مدل برجاک با PSO	[۳۸]	۰/۸۳۴
بهینه‌سازی مدل برجاک با ABC	[۳۸]	۰/۸۳۴
مدل برجاک	[۳۹]	۰/۸۲۳
مدل پروجیاس	[۳۹]	۰/۷۹
مدل کارافیلیدیس	[۳۹]	۰/۷۱۲
FARSITE شبیه‌ساز سطح آتش	[۴۰]	۰/۵۳

در تحقیقات فوق که همانند این تحقیق در فضای رستری صورت گرفته‌اند، تلاش شده است با استفاده از فاکتورهای موثر بر آتش‌سوزی جنگل نظیر شرایط توپوگرافی و شرایط آب و هوایی، شبیه‌سازی گسترش آتش‌سوزی جنگل را تا حد امکان به واقعیت موجود در منطقه، نزدیک کنند. در این تحقیقات، عموماً از یک مدل فیزیکی یا نیمه تجربی برای شبیه‌سازی گسترش آتش‌سوزی جنگل استفاده شده است. این مدل‌ها معمولاً مدل‌هایی کلی و عمومی بوده و ممکن است با شرایط و ویژگی‌های تمام مناطق جنگلی، مطابقت نداشته باشد. البته در تحقیق [۳۸] سعی شد ضرایب مدل مورد استفاده بهینه گردند تا با ویژگی‌های منطقه مورد مطالعه، تناسب بیشتری پیدا کند و همان‌طور که در جدول (۵) ملاحظه می‌شود دقت نتایج بهبود یافته است. یکی دیگر از نقایص این مدل‌ها این است فاکتورهای بخصوصی را به عنوان فاکتورهای موثر بر آتش‌سوزی جنگل مورد استفاده قرار می‌دهند و امکان استفاده از سایر فاکتورها که ممکن است تأثیر قابل توجهی بر روند گسترش آتش‌سوزی جنگل منطقه مورد مطالعه داشته باشند، وجود ندارد. همچنین نکته‌ای که در تمام این تحقیقات به آن توجه نگردیده است، استفاده از الگوریتمی برای شناسایی فاکتورهای بهینه از میان تمام فاکتورهای در دسترس است. استفاده از چنین الگوریتمی پیش از شبیه‌سازی گسترش آتش‌سوزی جنگل سبب می‌شود فاکتورهای بهینه، شناسایی شده تا هم از پیچیدگی مسئله و زمان اجرای الگوریتم شبیه‌سازی کاسته شود و هم دقت نتایج حاصل از شبیه‌سازی بهبود یابد. بررسی و مقایسه صورت گرفته نشان می‌دهد توانایی الگوریتم پیشنهادی این تحقیق که از شبکه عصبی مصنوعی برای کالیبره نمودن اتوماتای سلولی استفاده شده است، بیشتر از روش‌های مورد استفاده در تحقیق‌های مشابه می‌باشد.

۵- نتیجه‌گیری

امروزه آتش‌سوزی جنگل‌ها از مهم‌ترین بلایای طبیعی در سطح دنیا محسوب می‌شوند که سالیانه مساحت قابل توجهی از جنگل‌های دنیا را نابود می‌کند که این مسأله در دراز مدت می‌تواند برای زمین و ساکنین آن خطرناک باشد. بنابراین تعیین فاکتورهای

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2025-12-14]
[DOI: 10.29252/jgit.6.4.73]

ایجادکننده آتش‌سوزی و پیش‌بینی نحوه گسترش آن می‌تواند ما را در به حداقل رساندن خسارات ناشی از آن یاری کند. در تحقیق حاضر، در گام اول تلاش شد تا فاکتورهای بهینه موثر در آتش‌سوزی جنگل گلستان تعیین شوند که در این راستا از ترکیب الگوریتم ژنتیک با روش رگرسیون اسپلاین تطبیقی چندمتغیره بهره گرفته شد. با استفاده از این ترکیب، ۹ فاکتور از میان ۱۴ فاکتور موثر، به عنوان فاکتورهای بهینه موثر در آتش‌سوزی جنگل گلستان تعیین شدند. این ۹ فاکتور شامل حداکثر دما، حداقل دما، متوسط دما، جهت باد غالب، حداکثر سرعت باد، جنس خاک، کاربری زمین، جهت شیب و فاصله از مناطق مسکونی بودند که از این فاکتورها برای شبیه‌سازی گسترش آتش‌سوزی در این منطقه استفاده شد. در این تحقیق، شبیه‌سازی گسترش آتش‌سوزی جنگل گلستان بر اساس اتوماتای سلولی صورت گرفت که با به‌کارگیری روش شبکه عصبی مصنوعی، سعی شد دقت نتایج حاصل از شبیه‌سازی بهبود یابد. جهت تعیین تأثیر توان تفکیک مکانی بر نتایج شبیه‌سازی گسترش آتش‌سوزی جنگل گلستان، از توان‌های تفکیک مکانی مختلف استفاده شد تا بتوان مقدار بهینه را به‌دست آورد. این مقدار برای آتش‌سوزی تاریخ ۲۶ آبان ۱۳۸۹ برابر با ۳۰، ۶۰ و ۹۰ متر و برای آتش‌سوزی تاریخ ۲۴ تیر ۱۳۹۰ برابر با ۵، ۱۰ و ۱۵ متر به‌دست آمد. برای تعیین فیلتر همسایگی مناسب، شبیه‌سازی‌ها را در فیلترهای همسایگی ۳×۳، ۵×۵ و ۷×۷ انجام داده و با بررسی دقت حاصل از آن‌ها، این نتیجه به‌دست آمد که هرچه فیلتر همسایگی کوچکتر باشد دقت شبیه‌سازی گسترش آتش‌سوزی جنگل گلستان بالاتر خواهد بود. فیلتر همسایگی ۳×۳ به‌دلیل این‌که بیشتر به جزئیات اطراف سلول مرکزی می‌پردازد، دقت بالاتری نسبت به دو فیلتر همسایگی دیگر ارائه می‌نماید و شبیه‌سازی گسترش آتش‌سوزی جنگل را بهبود می‌بخشد. با توجه به جدول‌های (۳ و ۴)، بالاترین دقت شبیه‌سازی گسترش آتش‌سوزی جنگل گلستان با بکارگیری اتوماتای سلولی و شبکه عصبی مصنوعی در تاریخ ۲۶ آبان ۱۳۸۹، برای توان تفکیک مکانی ۳۰ متر و در تاریخ ۲۴ تیر ۱۳۹۰، برای توان تفکیک مکانی ۵ متر بدست آمدند. در این حالت شاخص کاپا، دقت کلی و شاخص عامل نسبی برای تاریخ ۲۶ آبان ۱۳۸۹ برابر با ۰٫۸۹۰، ۰٫۹۵۳ و ۰٫۹۱۷ و برای تاریخ ۲۴ تیر ۱۳۹۰ برابر با ۰٫۸۸۱، ۰٫۸۹۰ و ۰٫۹۲۶ حاصل شدند. بر اساس جدول‌های (۳ و ۴)، هرچه توان تفکیک مکانی داده‌ها کوچکتر می‌شود شبیه‌سازی، دقت بهتری خواهد داشت البته این نکته نباید فراموش شود که کاهش توان تفکیک مکانی باعث افزایش فزآینده زمان لازم برای اجرای الگوریتم خواهد شد. الگوریتم پیشنهادی این تحقیق، انطباق بیشتری با آتش‌سوزی تاریخ ۲۶ آبان ۱۳۸۹ دارد زیرا شاخص کاپا و دقت کلی برای شبیه‌سازی گسترش آتش‌سوزی جنگل گلستان در این تاریخ از مقدار همین شاخص‌ها برای آتش‌سوزی تاریخ ۲۴ آبان ۱۳۹۰، بیشتر است.

نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد که الگوریتم مورد استفاده برای شبیه‌سازی توسعه آتش‌سوزی جنگل، توانسته است دقت شبیه‌سازی را نسبت به روش‌های پیشین، افزایش داده و سبب گردد نتایج شبیه‌سازی با واقعیت موجود، انطباق بیشتری پیدا نماید. همچنین با توجه به موثر بودن فیلتر همسایگی و توان تفکیک مکانی در شبیه‌سازی‌های توسعه آتش‌سوزی جنگل، در تحقیق حاضر، این عوامل مورد توجه و بررسی قرار گرفتند تا نتایج حاصل را بهبود دهند. آمارها نشان می‌دهد بیشتر آتش‌سوزی‌های اتفاق افتاده در جنگل گلستان دارای منشأ انسانی بوده‌اند و بیانگر این مسئله است که باید توجه بیشتری روی فاکتورهای انسانی موثر بر آتش‌سوزی جنگل شود. بنابراین پیشنهاد می‌شود در تحقیقات آتی، تعداد فاکتورهای انسانی برای شبیه‌سازی گسترش آتش‌سوزی جنگل در این منطقه بیشتر گردد. همچنین با توجه به تأثیر فضاهای سلولی و فیلترهای همسایگی مختلف بر روی

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2025-12-14]
[DOI: 10.29252/jgit.6.4.73]

نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌هایی که با اتوماتای سلولی انجام می‌شوند، این نیاز احساس می‌شود که از فضاهای سلولی نظیر شش ضلعی منتظم و نیز فیلتر همسایگی مور و مور توسعه‌یافته استفاده گردد و نتایج با یکدیگر مقایسه شوند. استفاده از داده‌های مناطق مختلف می‌تواند میزان کارآیی و توانایی الگوریتم پیشنهادی را به‌صورت بهتری نمایش دهد. برای این منظور پیشنهاد می‌شود الگوریتم پیشنهادی این تحقیق بر روی داده‌های مناطق دیگر نیز پیاده‌سازی شده تا بتوان به ارزیابی‌های دقیق‌تری نسبت به این الگوریتم و نتایج حاصل از آن رسید.

مراجع

[1] P. Progias, and G. Ch. Sirakoulis, “An FPGA processor for modelling wildfire spreading”, Mathematical and Computer Modelling, Vol.57, No.5-6, pp. 1436-1452, 2013.

[2] S. Eskandari, “Analysis on Modeling and Simulation Methods of Fire Spread in the Forests”, Journal of Human and Environment, Vol.13, No.3, pp. 67–88, 2015.

[3] B. G. Dickson, J. W. Prather, Y. Xu, H. M. Hampton, E. N. Aumack, and T. D. Sisk, “Mapping the probability of large fire occurrence in northern Arizona, USA”, Landscape Ecology, Vol.21 , pp. 747–761, 2006.

[4] R. W. Halsey, “Fire, chaparral, and survival in southern California”, Sunbelt Publications, 2005.

[5] A. D. Syphard, V. C. Radeloff, J. E. Keeley, T. J. Hawbaker, M. K. Clayton, S. I. Stewart and R. B. Hammer, “Human influence on California fire regimes”, Ecological applications, Vol.17, No.5, pp. 1388–1402, 2007.

[6] F. D. Y. Avila, M. Pompa-Garcia, X. Antonio-Nemiga, D.A. Rodriguez-Trejo, E. Vargas-Perez and J. Santillan-Perez, “Driving Factors for Forest Fire Occurrence in Durango State of Mexico: A Geospatial Perspective”, Chinese Geographical Science, Vol.20, No.6, pp. 491–497, 2010.

[7] A. Raei, P. Pahlavani, M. Hasanlou, “Determining Effective Factors on Forest Fire Using the Compound of Geographically Weighted Regression and Genetic Algorithm, a Case Study: Golestan, Iran”, Journal of Geospatial Information Technology, Vol.3, No.4, pp. 97-120, 2016.

[8] CE. Van Wagner, “Development and structure of the Canadian Forest Fire Weather Index System”, Canadian Forest Service, Vol.35, pp. 333-339, 1987.

[9] R.C. Rothermel, “A mathematical model for predicting fire spread in wildland fuels”, USDA Forest Service Gen Tech Rep INT, pp. Res Pap INT-115, 1972.

[10] S. Berjak, and J. Hearne, “An improved cellular automaton model for simulating fire in a spatially heterogeneous Savana system”, Ecological Modelling, Vol.148, No.2, pp. 133-151, 2002.

[11] A. Alexandridis, D. Vakalis, C. I. Siettos, and G. V. Bafas, “A cellular automata model for forest fire spread prediction: The case of the wildfire that swept through Spetses Island in 1990”, Applied Mathematics and Computation, Vol.204, No.1, pp. 191-201, 2008.

[12] P. Progias, and G. Ch. Sirakoulis, “An FPGA processor for modelling wildfire spreading”, Mathematical and Computer Modelling, Vol.57, No.5-6, pp. 1436-1452, 2013.

[13] H. Gazmeh, “Modelling Forest Fire Spread using Cellular Automata”, Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of Master of Science (M.Sc.) in GIS Department, K.N.Toosi University of Technology, 2012.

[14] T. Ghaemi Rad, “Review and evaluate different approaches to simulate forest fire

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2025-12-14]

[DOI: 10.29252/jgit.6.4.73]

spreading using celular automata", M.Sc. Thesis in Geo-Spatial Information System, K.N.Toosi University of Technology, 2014.

[15] J. H. Friedman, "Multivariate Adaptive Regression Splines", The Annals of Statistics, Vol.19, No.1, pp. 1-67, 1991.

[16] J. Elith, and J. Leathwick, "Predicting species distributions from museum and herbarium records using multiresponse models fitted with multivariate adaptive regression splines", Diversity and distributions, Vol.13, No.3, pp. 265–275, 2007.

[17] S. Borra, and A. Di Ciaccio, "Non-parametric regression models for the conjoint analysis of qualitative and quantitative data", Advances in Data Science and Classification, Springer Berlin Heidelberg, pp. 517-524, 1998.

[18] P. Dierckx, "Curve and surface fitting with splines", Oxford University Press, 1995.

[19] P. Craven, and G. Wahba, "Smoothing noisy data with spline functions. Estimating the correct degree of smoothing by the method of generalized cross-validation", Numerische Mathematik, Vol.31, No.4, pp. 377-403, 1979.

[20] S. Shekhar, and H. Xiong, "Encyclopedia of GIS", Springer Science and Business Media, 2008.

[21] M. Charlton, and A. S. Fotheringham, "Geographically Weighted Regression", White Paper. Kildare, Ireland: National Centre for Geocomputation, National University of Ireland, Maynooth, 17, 2009.

[22] S. N. Sivanandam, and S. N. Deepa, "Introduction to Genetic Algorithms", Springer Verlag Berlin Heidelberg, 2008.

[23] J. Shan, S. Alkheder, and J. Wang, "Genetic Algorithms for the Calibration of Cellular Automata Urban Growth Modeling", Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, Vol.74, No.10, pp. 1267-1277, 2008.

[24] [24] G. Ch. Sirakoulis, I. Karafyllidis, and A. Thanailakis, "A cellular automaton for the propagation of circular fronts and its applications", Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol.18, No.6, pp. 731- 744, 2005.

[25] A. Ilachinski, "Cellular Automata: A Discrete Universe", World Scientific, 2001.

[26] [26] Y. Liu, "Modelling Urban Development with Geographical Information Systems and Cellular Automata", CRC Press, 2009.

[27] A. Hernández Encinas, L. Hernández Encinas, S. Hoya White, A. Martín del Rey, and G. Rodríguez Sánchez, "Simulation of forest fire fronts using cellular autómata", Advances in Engineering Software, vol. 38, pp. 372–378, 2007.

[28] S. M. J. Pappu, and S. N. Gummadi, "Artificial neural network and regression coupled genetic algorithm to optimize parameters for enhanced xylitol production by Debaryomyces nepalensis in bioreactor", Biochemical Engineering Journal, Vol.120, pp.136- 145, 2017.

[29] I. V. Da Silva, D. H. Spatti, R.A. Flauzino, L. H. Bartocci Liboni, and S. F. Dos Reis Alves, "Artificial Neural Networks: A Practical Course", Springer International Publishing, 2017.

[30] B. Yegnanarayana, "Artificial Neural Networks", Prentice-Hall of India, 2004.

[31] H. Askarian Omran, and P. Pahlavani, "Using of Markov Chain, MOLA, and Neighborhood filter for developing and increasing the efficiency of Logistic Regression to predict multiple land-use changes, a case study: Tehran", Engineering Journal of Geospatial Information Technology, Vol.3, No.2, pp. 89–109, 2015.

[32] B. C. Pijanowski, A. Tayyebi, M. R. Delavar, and M. J. Yazdanpanah, "Urban expansion simulation using geospatial information system and artificial neural networks", International Journal of Environmental Research, Vol.3, No.4, pp. 493-502, 2009.

[33] R. G. Pontius, and L. Schneider, "Land-

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2025-12-14]

[DOI: 10.29252/jgit.6.4.73]

Cover Change Model Validation by an ROC Method for the Ipswich Watershed, Massachusetts, USA", Agriculture, Ecosystems and Environment, Vol.85, No.1-3, pp. 239-248, 2001.

[34] P. Dale. "Mathematical Techniques in GIS, Second Edition", CRC Press, 2014.

[35] M. Hasanlou, and F. Samadzadegan, "ICA/PCA base genetically band selection for classification of Hyperspectral images", Asian Conference on Remote Sensing, presented at the 31st, 2010.

[36] J. McCall, "Genetic algorithms for modelling and optimisation", Journal of Computational and Applied Mathematics, Vol. 184, pp. 205-222, 2005.

[37] H. Sahraiian, and P. Pahlavani, "Investigating the Effect of Neighborhood Filters and Different Spatial resolution on Calibration of Cellular Automation to Modeling Forest Fire Development", 24th National Conference and Exhibition Geomatics96, 2017.

[38] T. Ghaemi Rad, and M. Karimi, "Evaluation and comparison the results of optimization of forest fire spreading model based on cellular automata using PSO and ABC algorithms", journal of Geographical Data (SEPEHR), Vol.24, No.93, pp. 65-76, 2015.

[39] T. Ghaemi Rad, and M. Karimi, "Evaluation performances of different forest fire spread models using cellular automata (case study: The forests of Lakan district in Rasht)", Iranian journal of Forests and Poplar Research, Vol.23, No.1, pp. 64-78, 2015.

[40] R. Jahdi, A. A. Darvishsefat, and V. Etemad, "Predicting Forest Fire Spread Using Fire Behavior Model (Case study: Malekroud Forest-Siahkal)", Iranian journal of Forest, Vol.5, No.4, pp. 419-430, 2014.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2025-12-14]

[DOI: 10.29252/jgit.6.4.73]

K. N. TOOSI UNIVERSITY OF TECHNOLOGY
FACULTY OF GEODESY AND GEOMATICS ENGINEERING

Journal of Geospatial Information Technology
Vol.6, No.4, Winter 2019

Predicting the Forest Fire Spreading Using a Cellular Automata and an Artificial Neural Network

Parham Pahlavani *[1], Hamid Reza Sahraiian [2], Behnaz Bigdeli[3]

1- Assisstant professor at School of Surveying and Geospatial Engineering, College of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran
2- MSc student of GIS at School of Surveying and Geospatial Engineering, College of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran
3- Assisstant professor at School of Civil Engineering, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran

Abstract

Forests are the most important natural resources of any country that preserving and procting them has a special important role. Forest fire is one the incidents causing major damages to the forests. Hence, in on order to reduce this damage, it is extremely important to determine factors affecting forest fire and to model the spread of fire. In this study, an integration between a multivariate adaptive regression spline (MARS) and a genetic algorithm (GA) has been used to determine factors which have effect on Golestan forest fire. The 9 factors were determined as optimal factors including maximum temperature, average temperature, minimum temperature, dominant wind direction, maximum wind speed, soil, land use, aspect, and distance from residential areas. In combination with cellular automata (CA) and artificial neural network (ANN), Golestan forest fire has been simulated. For examining the effects of the size of the neighborhood filter on the results, various sizes of the neighborhood filter including 3×3, 5×5, and 7×7 have been used. Results showed that the best precision can be achieved for the fire of the study area happened on November 17, 2010 with a 3×3 neighborhood filter and 30 m pixel size. In this situation, the Kappa index, the relative operating characteristic (ROC), and the overall accuracy were equall to 0.890%, 0.917%, and 0.953%, respectively.

Key words: Forest Fire, Genetic Algorithm, Multivariate Adaptive Regression Spline, Cellular Automata, Artificial Neural Network.

Correspondence Address School of Surveying and Geospatial Engineering, College of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran
Tel: 021-61114524
Email: pahlavani @ut.ac.ir

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2025-12-14]

[DOI: 10.29252/jgit.6.4.73]