

تهیه نقشه پراکنش شدت خشکیدگی جنگل‌های بلوط زاگرس با استفاده از آمار مکانی و شبکه عصبی مصنوعی

فرشته مظفری^۱، عبدالعلی کرمشاهی^{۱*}، مهدی حیدری^۱ و امید کریمی^۲

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۴/۱۵؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۸/۱۳)

چکیده

اولین و اساسی‌ترین امر در مبارزه با خشکیدگی جنگل، اطلاع از چگونگی پراکنش مکانی و شدت خشکیدگی در جنگل است. با توجه به اهمیت موضوع در این مطالعه کارایی دو روش آمار مکانی و شبکه عصبی مصنوعی در تهیه نقشه شدت خشکیدگی جنگل در بخشی از جنگل‌های شهرستان ایلام مورد مطالعه قرار گرفت. برای نمونه‌برداری از روش تصادفی سیستماتیک استفاده شد. به این صورت که پس از پیاده کردن شبکه آماربرداری با ابعاد 250×200 متر و تعیین مرکز پلات‌ها با استفاده از GPS، در ۱۰۰ قطعه نمونه مستطیلی شکل به مساحت ۱۲۰۰ مترمربعی درصد خشکیدگی درختان اندازه‌گیری و ثبت شد. همچنین یک نمونه ترکیبی خاک از مرکز و چهار گوشه هر قطعه نمونه برداشت و پس از انتقال به آزمایشگاه خصوصیات فیزیکی و شیمیایی آن اندازه‌گیری شد. پس از بررسی نرمال بودن داده‌ها، نقشه خشکیدگی با استفاده از روش‌های مختلف زمین‌آمار و شبکه عصبی مصنوعی تهیه شد. نتایج نشان داد که بهترین روش برای تهیه نقشه شدت خشکیدگی جنگل، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) با صحت ۸۵ درصدی است. همچنین نتایج نشان داد که خشکیدگی بلوط دارای همبستگی مثبت با شیب منطقه و وزن مخصوص ظاهری خاک و همبستگی منفی با رطوبت و ماده آلی خاک است.

واژه‌های کلیدی: زوال بلوط، زمین‌آمار، شبکه عصبی مصنوعی، زاگرس

۱. گروه علوم جنگل، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ایلام، ایلام، ایران
۲. گروه مهندسی نقشه‌برداری دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تهران شمال
*: مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: a.karamshahi@ilam.ac.ir

مقدمه

سطح جنگل به علت محدودیت‌های زمانی، مالی و عدم دسترسی غیرممکن است، برای توصیف و نمایش تغییرات مکانی متغیرهای مورد بررسی، می‌توان مقادیر متغیر مورد بررسی را در نقاطی که نمونه‌برداری نشده‌اند با در نظر گرفتن اطلاعات موجود از محل‌های نمونه‌برداری شده برآورد کرد (۲۳ و ۲۷). بر این اساس در سال‌های اخیر استفاده از روش‌های مختلف درون‌یابی و زمین‌آمار در تهیه نقشه پراکنش مکانی فاکتورهای مختلف محیطی گسترش پیدا کرده است (۳). زمین‌آمار شاخه‌ای از دانش آمار است که در آن ارزش متغیرها با توجه به موقعیت مکانی نقاط نمونه‌برداری مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرد در حالی که در آمار کلاسیک موقعیت مکانی نمونه‌ها مورد توجه قرار نمی‌گیرد (۲۶ و ۳۴).

از طرفی در این سال‌ها اخیر استفاده از شبکه عصبی مصنوعی با توجه به ماهیت آن که با الگو گرفتن از شبکه عصب انسانی طراحی شده است، در علوم منابع طبیعی گسترش یافته است. شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند با بهره‌گیری و الگوبرداری از ذهن انسان به مدل‌سازی و حل مسائل جنگل کمک کند. یکی از مهم‌ترین مسائل کنونی جنگل‌های ایران، برآورد میزان و نحوه وقوع خشکیدگی جنگل و در نتیجه برنامه‌ریزی بر مبنای آن برای مقابله با این پدیده است که شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند با بهره‌گیری از متغیرهای مستقل مؤثر در خشکیدگی جنگل به برآورد میزان خشکیدگی جنگل بپردازد. کارایی روش‌های زمین‌آمار و شبکه عصبی با اهداف مختلف در علوم جنگل بررسی شده است. سیتارام و همکاران (۳۰) در پژوهشی روش‌های زمین‌آمار، شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان را با به‌کار بردن فاکتورهای توپوگرافی و مشخصات خاک با هم مقایسه و مشاهده کردند که روش شبکه عصبی نسبت به دو روش دیگر برتری دارد. قنبری و همکاران (۱۲) در مطالعه خود امکان به‌کارگیری شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی پراکنش مکانی تراکم جنگل و تهیه نقشه پیوسته آن در سری یک جنگل آموزشی و پژوهشی شصت کلاته گرگان را مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان‌دهنده توانایی شبکه عصبی در پیش‌بینی تعداد درختان در هکتار بود. در

جنگل‌های زاگرس با مساحتی بالغ بر ۵ میلیون هکتار، معادل ۴۰ درصد جنگل‌های ایران هستند و نقش بسیار مهمی در تأمین آب، حفاظت خاک و وضعیت اقتصادی اجتماعی زاگرس نشینان دارند (۲۸). در سالیان اخیر خشکیدگی‌های وسیعی در جنگل‌های زاگرس به وقوع پیوسته که سبب مرگ هزاران درخت بلوط شده است و باعث ایجاد نگرانی در میان جنگل‌نشینان و مسئولان ذیربط شده است (۲۹). اولین گزارش‌های مربوط به پدیده زوال بلوط در جنگل‌های زاگرس به دهه ۱۳۸۰ برمی‌گردد و اولین نشانه‌های زوال در سال ۱۳۸۵ در جنگل‌های ایلام مشاهده شد (۱۹). عوامل مختلفی در بروز پدیده زوال بلوط اثرگذار هستند که از جمله این عوامل می‌توان به شیوع آفات و امراض (مانند قارچ ذغالی بلوط، پروانه برگ‌خوار بلوط)، خشکسالی، آتش‌سوزی، تغییر کاربری، ریزگردها، چرای دام، کاهش حاصلخیزی خاک و غیره اشاره کرد (۵ و ۶). بر اساس مطالعات مختلف صورت گرفته، از بین عوامل زنده عوامل بیماری‌زایی مانند قارچ‌ها، باکتری‌ها و آفات گیاهی و عوامل غیر زنده، خشکسالی و ریزگردها مؤثرترین عوامل تنش‌زا بر سلامت درختان جنگلی و شیوع زوال بلوط هستند (۷ و ۱۹). با توجه به حجم تخریب حاصل از پدیده زوال بلوط و خطر نابودی جنگل‌های بلوط زاگرس، مقابله با این پدیده و مدیریت مناسب برای حفظ جنگل‌های زاگرس ضروری به نظر می‌رسد. اولین و مهم‌ترین مراحل در مقابله با این پدیده، شناسایی عوامل مؤثر بر زوال بلوط، بررسی رابطه بین خشکیدگی با عوامل مختلف مؤثر، پیش‌بینی واکنش جنگل نسبت به خشکیدگی، اطلاع از وضعیت کنونی خشکیدگی در جنگل و نحوه توزیع آن در جنگل در رابطه با عوامل مختلف است. یکی از عوامل مهم و کلیدی در پیش‌بینی واکنش جنگل به پدیده خشکیدگی و زوال جنگل به منظور مدیریت بهینه و مقابله با آن، ارزیابی میزان مرگ و میر و خشکیدگی درختان است (۱۵ و ۲۱). در مطالعات مختلف روش‌های مختلفی برای تعیین الگوی مکانی و کمی سلامت جنگل به‌کار گرفته شده است (۲۲). با توجه به اینکه نمونه‌برداری و اندازه‌گیری کل

و ۱۶/۸ درجه سانتی‌گراد است.

روش مطالعه

در این پژوهش به منظور آماربرداری منطقه مورد مطالعه از روش تصادفی سیستماتیک استفاده شد. بعد از پیاده کردن شبکه آماربرداری با ابعاد ۲۵۰×۲۵۰ متر و تعیین تعداد ۱۰۰ قطعه نمونه و تعیین مرکز قطعات نمونه با استفاده از GPS (Global Positioning System) در جنگل، خصوصیات مربوط به تعداد درختان در هر پلات و درصد خشکیدگی هر درخت بر اساس ارزیابی بصری در قطعات نمونه مستطیل شکل با مساحت ۱۲ آر (که برابر با ۱۲۰۰ مترمربع است) ثبت شد. همچنین در هر قطعه نمونه یک نمونه ترکیبی خاک از مرکز و چهار گوشه از عمق صفر تا ۳۰ سانتی‌متر برداشته شده و پس از انتقال به آزمایشگاه وزن مخصوص ظاهری، بافت خاک، رطوبت خاک، اسیدیته، هدایت الکتریکی و میزان مواد آلی تعیین شد. برای انجام آزمایش‌ها از روش استاندارد استفاده شد (۲۰). سپس با استفاده از نقشه توپوگرافی منطقه با مقیاس ۱:۲۵۰۰۰ نقشه‌های شیب، جهت و ارتفاع از سطح دریا منطقه تهیه شده و متوسط این پارامترها در هر قطعه نمونه در محیط GIS (Geographic Information System) محاسبه شد. روش‌های پارامتری همانند روش‌های آماری زمین‌آمار بر فرض نرمال بودن داده‌ها استوار هستند؛ بنابراین در مرحله بعد نرمال بودن داده‌ها با استفاده از آزمون کلموگروف-اسمیرنوف بررسی شد. همچنین با توجه به ماهیت روش زمین‌آمار کورکریجینگ که در ادامه شرح داده می‌شود، از آزمون همبستگی پیرسون برای تعیین همبستگی بین متغیر میزان خشکیدگی جنگل و متغیرهای مستقل مورد بررسی (خصوصیات خاک و فیزیوگرافی) استفاده شد. در روش کورکریجینگ از نمونه‌های مربوط به پارامترهای دارای همبستگی با میزان خشکیدگی برای افزایش صحت برآورد استفاده می‌شود. در نهایت ۷۰ درصد نمونه‌ها به‌عنوان داده‌های آموزشی و ۳۰ درصد نمونه‌ها به‌عنوان داده‌های ارزیابی برای ارزیابی صحت برآورد در نظر گرفته شدند.

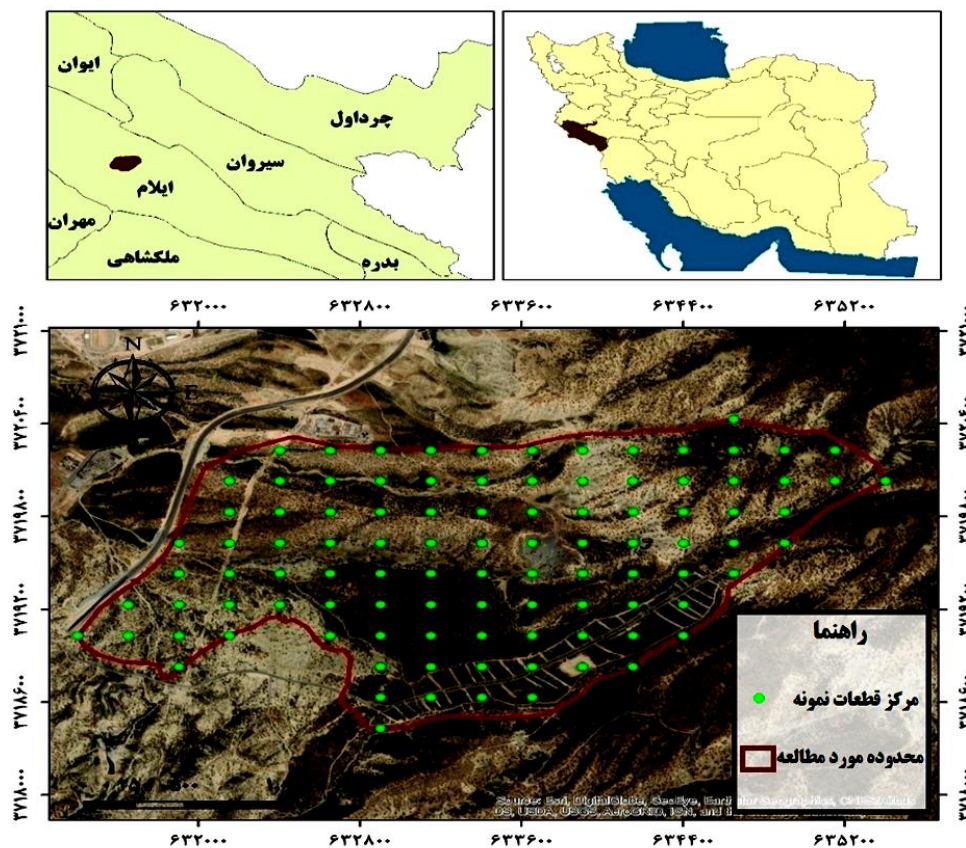
در این مطالعه برای تهیه نقشه شدت خشکیدگی درختان از روش‌های درونیابی و زمین‌آمار (روش معکوس فاصله وزنی

پژوهشی دیگر در مقایسه روش‌های آماری و شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی تغییرات مکانی شوری و رس خاک مشخص شد که دقت شبکه عصبی بیشتر از زمین‌آمار بود (۲۵). در مطالعه‌های دیگر به منظور برآورد رطوبت خاک با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای و شبکه عصبی مصنوعی مشخص شد که استفاده از شبکه عصبی مصنوعی دارای نتایج بهتری در تخمین غیرمستقیم رطوبت خاک است، در این روش نتایج با سرعت بیشتر و هزینه کمتری به دست می‌آیند (۳۵). با توجه به بررسی پیشینه تحقیق و کارایی و توانایی روش‌های زمین‌آمار در تخمین پارامترهای محیطی و همچنین شبکه عصبی مصنوعی به‌عنوان الگوریتمی ناپارامتری و پیشرو و با توجه به اینکه زوال بلوط پدیده‌ای چندبعدی است که خاص یک منطقه و تنها گونه بلوط نیست (۴) و لزوم تهیه نقشه پراکنش شدت خشکیدگی در جنگل‌های استان ایلام (که با وقوع شدید زوال بلوط مواجه هستند) احساس می‌شود. چنین مطالعاتی می‌تواند پایه و مبنای برنامه‌ریزی و مدیریت پدیده زوال بلوط باشد. لذا هدف از این پژوهش ابتدا تهیه نقشه میزان و شدت پراکنش خشکیدگی در جنگل مورد مطالعه و سپس مقایسه زمین‌آمار و شبکه عصبی مصنوعی و معرفی بهترین روش تخمین با میزان صحت بالاتر است.

مواد و روش‌ها

معرفی منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه قسمتی از جنگل‌های شهرستان ایلام واقع در منطقه چغاسبز به مساحت حدود ۴۷۸/۸ هکتار است (شکل ۱). بر مبنای سیستم مختصات UTM در منطقه ۳۸ شمالی قرار دارد و از لحاظ جغرافیایی در مختصات بین $33^{\circ} 36' 55''$ تا $33^{\circ} 35' 49''$ عرض شمالی و $46^{\circ} 24' 59''$ تا $46^{\circ} 27' 32''$ درجه طول شرقی در شرق شهر ایلام در استان ایلام واقع و از سمت جنوب شرقی به سمت کوه شلم کشیده شده و ارتفاع منطقه در حدود ۱۴۰۰ تا ۱۸۰۰ متر از سطح دریا است. از نظر اقلیمی این منطقه بیشتر تحت تأثیر آب‌وهوای مدیترانه‌ای است. میزان متوسط بارندگی و دمای سالانه در حدود ۶۷۰/۶ میلی‌متر



شکل ۱. موقعیت منطقه مورد مطالعه در کشور و استان و مراکز قطعات نمونه

تشکیل شده است. خروجی لایه اول، بردار ورودی لایه دوم و به همین ترتیب بردار خروجی لایه دوم، ورودی‌های لایه سوم را تشکیل می‌دهند و خروجی‌های لایه سوم، پاسخ واقعی شبکه را به وجود می‌آورند. در طراحی شبکه عصبی مصنوعی خصوصیات فیزیوگرافی حاصل از مدل رقومی زمین (شیب، ارتفاع و جهت) و اندازه‌گیری‌های خصوصیات خاک (اسیدیته، رطوبت، ماده آلی،...) به عنوان ورودی و خشکیدگی نیز خروجی‌های شبکه هستند. تابع فعال‌سازی مورد استفاده در همه لایه‌ها تابع سیگموئید بوده که یک تابع غیرخطی است (۲ و ۲۴):

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (1)$$

در مدل شبکه عصبی مصنوعی به هر ورودی یک وزن (w_1, \dots, w_m) اختصاص داده می‌شوند. این وزن‌ها در واقع اهمیت ورودی‌ها هستند، یعنی هرچه وزن بیشتر باشد، ورودی برای آموزش شبکه مهم‌تر است. در واقع مقادیر خروجی هر لایه

(IDW: Inverse Distance Weighted)، کریجینگ و کوکریجینگ) و همچنین شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد؛ که در ادامه هر یک از این روش‌ها شرح داده شده‌اند.

شبکه عصبی مصنوعی (ANN: Artificial Neural Network) شبکه‌های عصبی مصنوعی با ساختار و عملکردی شبیه به مغز انسان که دارای اجزایی به نام گره یا نرون هستند (۳۲)، امروزه به صورت گسترده برای حل بسیاری از مسائل شامل ارزیابی، بهینه‌سازی، پیش‌بینی، تشخیص و کنترل رایج شده‌اند. یکی از مهم‌ترین و مرسوم‌ترین الگوریتم‌های شبکه عصبی مصنوعی که در این مطالعه مورد استفاده قرار گرفت، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP: Multilayer Perceptron) است که این شبکه از به هم پیوستن سه شبکه پرسپترون تک‌لایه که یکی لایه خارجی و دو قسمت دیگر لایه‌های میانی نامیده می‌شوند

نمونه‌ها و یا تغییرپذیری در فواصل کمتر از حداقل فاصله نمونه‌برداری (Lag) بروز می‌کند. مقداری از سمی‌واریانس که در آن واریوگرام ثابت می‌شود حد آستانه یا سقف واریوگرام (Sill) نامیده می‌شود که برابر مجموع واریانس تصادفی و ساختار است. نسبت واریانس ساختاردار به حد آستانه، ساختار مکانی واریوگرام است، اگر این نسبت کمتر از ۰/۲۵ باشد ساختار مکانی قوی، بین ۰/۷۵ - ۰/۲۵ ساختار مکانی متوسط و اگر بیش از ۰/۷۵ باشد، ساختار مکانی ضعیف تلقی می‌شود (۲۲). فاصله‌ای که در آن واریوگرام به سقف خود می‌رسد دامنه تأثیر (range) نامیده می‌شود بدیهی است که پس از عبور از دامنه تأثیر هیچ‌گونه ارتباط مکانی بین نمونه‌ها وجود ندارد و نمونه‌ها مستقل از یکدیگر خواهند بود.

معکوس فاصله وزنی

یک فرض اساسی در وزن‌دهی به همسایه‌های یک نقطه این است که نقاط نزدیک به هم دارای مقادیر نزدیک به هم هستند. بر اساس این فرض نقاط با توجه به فاصله‌ای که نسبت به نقطه مجهول دارند وزن‌دهی می‌شوند که این باعث می‌شود تا نقاط که دورتر از نقطه مجهول هستند در تعیین مقدار نقطه تأثیر کمتری داشته باشند (رابطه ۵) (۱۱).

$$\hat{z}(x_i) = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{z_i}{d_i^m}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i^m}} \quad (5)$$

در این رابطه $\hat{z}(x_i)$ مقدار تخمینی متغیر، z_i مقادیر نمونه، d_i فاصله هر مکان تا محل نمونه، n تعداد نقاط نمونه است.

کریجینگ

این روش تخمین‌گری نااریب با کمترین مقدار واریانس تخمین است. کریجینگ را می‌توان برای تخمین و بررسی تغییرات مکانی و زمانی و مقدار یک متغیر در نقطه‌ای که اطلاعات آن اندازه‌گیری نشده است به کار برد (۳۳). فرمول کریجینگ به صورت زیر است (رابطه ۶):

از رابطه (۲) محاسبه می‌شود و به لایه بعدی انتقال پیدا می‌کند (۲۴).

$$x = \left[\sum_{i=1}^m w_{ij} u_i \right] \quad (2)$$

که در این مدل، w_{ij} نشان‌دهنده ضرایب وزنی از گره i به گره j و u مقدار گره ورودی است. $i = 1: m$ و $j = 1: n$ و n به ترتیب تعداد گره‌های ورودی و مخفی است. برای لایه‌های خروجی و پنهان مقدار خطا از رابطه (۳) و برای لایه‌های مخفی از رابطه (۴) محاسبه می‌شود (۲۴):

$$d_{pj} = O_{pj}(1 - O_{pj})(T_{pj} - O_{pj}) \quad (3)$$

$$d_{pj} = O_{pj}(1 - O_{pj}) \hat{d}_{pj} w_{ji} \quad (4)$$

در روابط بالا δ_{pj} نمایانگر خطای مربوط به الگوی p در گره j است. T_{pj} نشان‌دهنده j امین مؤلفه بردار خروجی مطلوب است و O_{pj} نشان‌دهنده j امین نرون خروجی است، زمانی که p امین الگو به وسیله شبکه پردازش می‌شود. در این مطالعه برای آموزش شبکه پرسپترون چند لایه از الگوریتم پس انتشار استفاده شد. این الگوریتم این امکان را فراهم می‌سازد که خطا با محاسبه خطای میانگین مربعات از لایه خروجی به لایه ورودی پس انتشار شود و بردار وزن را اصلاح کند. اگر خطای میانگین مربعات بیش از مقدار از پیش تعریف شده باشد، خطا از خروجی به ورودی پس انتشار می‌شود. در نتیجه وزن‌ها بیشتر تغییر می‌کنند تا اینکه خطا یا تعداد تکرار عبور داده‌ها در محدوده تعریف شده قرار بگیرد (۲۴). کلید مراحل ذکر شده در نرم‌افزار Statistica نسخه ۱۰ انجام شد.

زمین‌آمار

اولین مرحله در زمین‌آمار واریوگرافی یا تشکیل واریوگرام مربوط به داده‌های متغیر مورد بررسی است. سپس در مرحله درون‌یابی از مدل به دست آمده برای برآورد متغیر مورد نظر در نقاط نمونه‌برداری نشده استفاده می‌شود. واریوگرام دارای سه مشخصه اصلی اثر قطعه‌ای (C_0)، حد آستانه ($C+C_0$) و دامنه تأثیر (R) است (۱۸). اثر قطعه‌ای به علت اشتباه در اندازه‌گیری

رابطه با متغیرهای مختلف مورد بررسی نشان می‌دهد که کلیه داده‌های متغیرهای مستقل مورد بررسی نرمال هستند. در بررسی نرمال بودن داده‌های شاخص خشکیدگی مشخص شد که توزیع داده‌های این متغیر غیرنرمال است؛ بنابراین با استفاده از روش لگاریتمی نرمال‌سازی داده‌ها انجام شد (جدول ۱).

در ادامه نحوه واکنش و تغییرات خشکیدگی درختی نسبت به تغییرات متغیرهای مستقل ذکر شده در قالب قطعات نمونه برداشت شده نمایش داده شده است (شکل ۲).

همبستگی بین خصوصیات خاک و فیزیوگرافی با خشکیدگی جنگل

بررسی همبستگی‌ها بین خصوصیات مختلف مورد بررسی و ارتباط آنها با خشکیدگی درختان منطقه نشان داد که خشکیدگی با رطوبت خاک و ماده آلی رابطه عکس و با وزن مخصوص ظاهری خاک همبستگی مستقیم با احتمال خطای پنج درصد دارد. همچنین با توجه به نتایج همبستگی، خشکیدگی جنگل با شیب منطقه دارای همبستگی مثبت با احتمال خطای یک درصد است (جدول ۲).

تهیه نقشه شدت خشکیدگی جنگل

برای تهیه نقشه شدت خشکیدگی جنگل با استفاده از زمین‌آمار، پس از تشکیل واریوگرام مربوط به پارامتر شدت خشکیدگی، مشخص شد که مدل واریوگرام از نوع Tetraspherical است (شکل ۳) و با توجه به اثر قطعه‌ای بالا، واریوگرام دارای ساختار مکانی متوسطی است (جدول ۳). ساختار مکانی قوی بین نمونه‌ها بیانگر ارتباط کامل بین تغییرپذیری خصوصیات خاک با فاصله مکانی است و هرچه این ساختار ضعیف‌تر باشد این ارتباط نیز ضعیف‌تر خواهد بود.

پس از تشکیل واریوگرام مربوط به شدت خشکیدگی با استفاده از روش‌های IDW، کریجینگ و کوکریجینگ میزان شدت خشکیدگی در منطقه مورد مطالعه مورد بررسی قرار گرفت. در روش کوکریجینگ از داده‌های مربوط به شیب و وزن مخصوص ظاهری و رطوبت خاک به‌عنوان داده‌های کمکی

$$\hat{z}(x_i) = \sum_{i=1}^n \lambda_i z(x_i) \quad (6)$$

که در آن $\hat{z}(X_i)$ مقدار تخمینی متغیر، λ_i وزن نمونه i ام، n تعداد مشاهدات و $Z(X_i)$ مقدار مشاهده شده متغیر است.

کوکریجینگ

وجود همبستگی مناسب بین متغیرها لازمه روش کوکریجینگ است. به عبارتی این روش در شرایطی می‌تواند کارایی داشته باشد که بین متغیر مورد نظر و متغیر وابسته همبستگی معنی‌دار وجود داشته باشد. کوکریجینگ مانند رابطه (۷) عمل می‌کند (۱۸):

$$\hat{z}(x_i) = \sum_{i=1}^n \lambda_i z(x_i) + \sum_{i=1}^m \lambda_j y(x_j) \quad (7)$$

که در آن $\hat{z}(X_i)$ مقدار تخمین زده شده برای نقطه x_i ، λ_i وزن مربوط به متغیر Z ، λ_j وزن مربوط به متغیر کمکی Y ، $Z(X_i)$ مقدار مشاهده شده متغیر اصلی و $Y(X_j)$ مقدار مشاهده شده برای متغیر کمکی است.

برآورد صحت نقشه میزان خشکیدگی جنگل

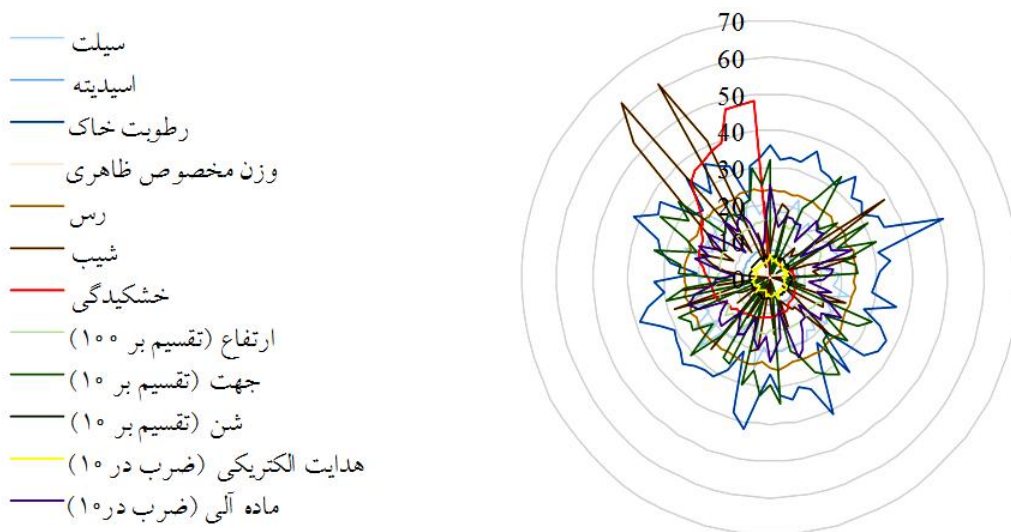
پس از برآورد میزان خشکیدگی جنگل با استفاده از روش‌های مختلف شامل معکوس فاصله وزنی، کریجینگ، کوکریجینگ و شبکه عصبی مصنوعی به ارزیابی صحت برآورد این روش‌ها پرداخته شد. معیارهای ارزیابی استفاده شده در این مطالعه بر اساس خصوصیات از قبیل RMSE (Root Mean Square Error)، ME (Mean Error) R^2 تعریف می‌شوند. هرچه مقدار RMSE کمتر و مقدار R^2 بیشتر باشد مدل انتخاب شده دقت و صحت آماری بالاتری دارد (۲۲).

نتایج

نتایج بررسی وضعیت داده‌های برداشت شده نشان داد که میزان خشکیدگی جنگل در قطعات نمونه مورد بررسی از ۰/۶۲ تا ۴۸/۲۰ درصد در نوسان است. میزان چولگی آن ۰/۳۹- و کشیدگی ۴/۷۸ است. نتایج آزمون کلموگروف-اسمیرنوف در

جدول ۱. آمار توصیفی میزان خشکیدگی و نمونه‌های خاک

| منغیر | میانگین | کمینه | بیشینه | چولگی | کشیدگی | انحراف معیار | کلموگروف-اسمیرنوف (معنی داری) |
|---------------------------------|---------|-------|--------|-------|--------|--------------|----------------------------------|
| اسیدیته (-log[H ⁺]) | ۷/۶۱ | ۷ | ۷/۹۴ | -۰/۹۸ | ۳/۳۹ | ۷/۴۷ | ۰/۲۵۹ |
| ماده آلی (درصد) | ۱/۷۰ | ۰/۵۱ | ۳/۱۲ | ۰/۰۱ | ۲ | ۱/۱۶ | ۰/۶۹ |
| رس (درصد) | ۲۴/۰۷ | ۱۶/۶۷ | ۳۶/۷ | ۰/۸۹ | ۴/۱۴ | ۲/۹۹ | ۰/۱۴۳ |
| سیلت (درصد) | ۱۹/۲۵ | ۶/۶۶ | ۳۰ | ۰/۰۷ | ۲/۷۳ | ۵/۰۳ | ۰/۲۲۱ |
| شن (درصد) | ۵۶/۴۲ | ۴۳/۳۳ | ۷۶/۶۷ | ۰/۶۲ | ۴/۶۱ | ۶/۱ | ۰/۲۰۷ |
| وزن مخصوص ظاهری (gr.cm) | ۱/۴۷ | ۱/۱ | ۱/۹۱ | ۰/۳۰ | ۲/۷۴ | ۱/۳۳ | ۰/۹۵۳ |
| هدایت الکتریکی خاک (dS/m) | ۰/۴۳ | ۰/۱۹ | ۰/۲۶ | ۰/۶۱ | ۴/۴۶ | ۰/۳۴ | ۰/۱۳۱ |
| رطوبت خاک (درصد) | ۳۲/۲۴ | ۲۰/۲۲ | ۵۱/۴۳ | ۰/۲۱ | ۳/۳۸ | ۶/۶۵ | ۰/۹۶۷ |
| شیب (درصد) | ۱۴/۲۵ | ۰/۲۸ | ۶۳/۱۹ | ۰/۸۹ | ۳/۱۲ | ۱۳/۱۳ | ۰/۱۰۸ |
| جهت (درجه) | ۲۱۶/۵۹ | ۸/۵۲ | ۳۵۴/۴۶ | -۰/۹۰ | ۲/۸۶ | ۹۷/۵۶ | ۰/۱۳۴ |
| ارتفاع از سطح دریا (متر) | ۱۴۹۰ | ۱۳۹۸ | ۱۷۴۶ | ۰/۹۹ | ۳/۷۴ | ۷۵/۵ | ۰/۱۸۹ |
| خشکیدگی (درصد) | ۱۴/۰۳ | ۰/۶۲۵ | ۴۸/۲ | -۰/۳۹ | ۴/۷۸ | ۶/۵۷ | ۰/۰۰۸ |

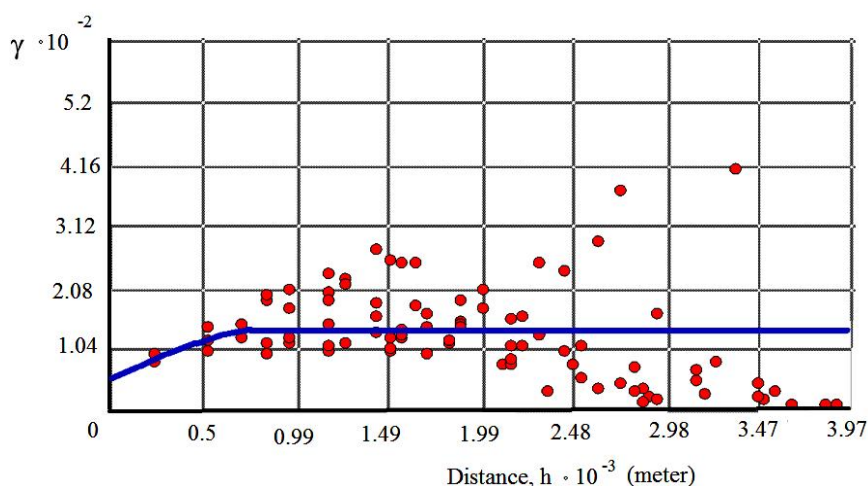


شکل ۲. نمودار نوسانی متغیرهای مختلف در قطعات نمونه (رنگی در نسخه الکترونیکی)

جدول ۲. همبستگی بین خشکیدگی جنگل و خصوصیات مختلف مورد بررسی

| منغیر | اسیدیته (-log[H ⁺]) | هدایت الکتریکی (dS/m) | رطوبت خاک | ماده آلی | رس (درصد) | سیلت (درصد) | شن (درصد) | شیب (درصد) | وزن مخصوص ظاهری (gr.cm) | جهت (درجه) | ارتفاع (متر) |
|--------------|---------------------------------|-----------------------|-----------|----------|-----------|-------------|-----------|------------|-------------------------|------------|--------------|
| معنی داری | ۰/۶۷۷ | ۰/۵۲۶ | ۰/۰۳۶ | ۰/۰۱۹ | ۰/۸۸۲ | ۰/۸۵۳ | ۰/۹۵۱ | ۰/۰۰۲ | ۰/۰۱۵ | ۰/۱۸۴ | ۰/۷۱۹ |
| ضریب همبستگی | ۰/۰۶۸ | -۰/۱۰۳ | -۰/۳۳۲* | -۰/۳۷۰* | ۰/۰۲۴ | ۰/۰۳۰ | -۰/۰۱۰ | ۰/۳۶۲** | ۰/۳۸۲* | ۰/۱۵۹ | -۰/۰۴۳ |

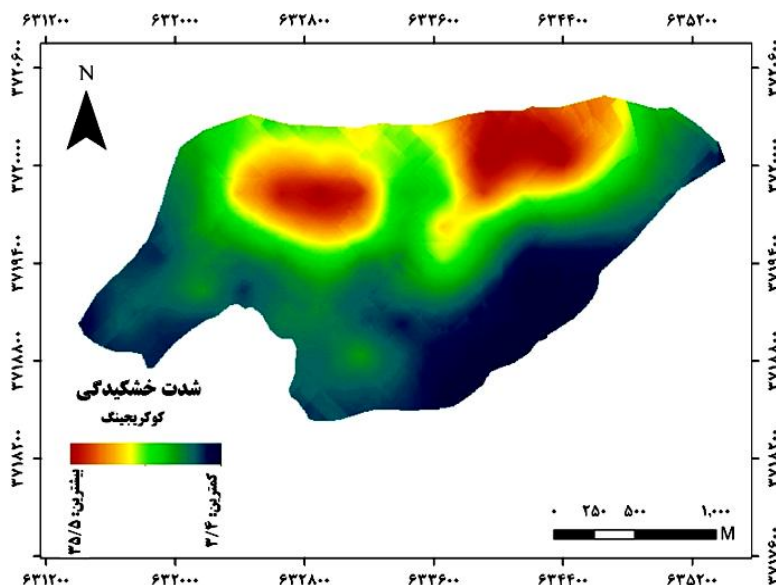
* دارای همبستگی با احتمال خطای پنج درصد و ** دارای همبستگی با احتمال خطای یک درصد



شکل ۳. واریوگرام شدت خشکیدگی

جدول ۳. خصوصیات واریوگرام مربوط به شدت خشکیدگی

| متغیر | دامنه تأثیر (متر) | مدل برازش شده | اثر قطعه‌ای | حد آستانه | اثر قطعه‌ای/حد آستانه | ساختار مکانی |
|-------------|-------------------|----------------|-------------|-----------|-----------------------|--------------|
| شدت خشکیدگی | ۹۶۰/۳۱ | Tetraspherical | ۴۹/۷ | ۱۳۶/۶۵ | ۰/۳۶ | متوسط |



شکل ۴. نقشه شدت خشکیدگی جنگل با استفاده از روش کوکریجینگ (رنگی در نسخه الکترونیکی)

پس از مشخص شدن روش درونیابی با صحت بالاتر (کوکریجینگ با داده کمکی شیب) نقشه مربوط به آن تهیه شد (شکل ۴). بر اساس نتایج، بیشترین میزان خشکیدگی در شمال منطقه مورد مطالعه که دارای شیب و ارتفاع از سطح دریای

شدت خشکیدگی استفاده شد. در نهایت نتایج نشان داد که از بین سه روش درونیابی مورد بررسی روش کوکریجینگ همراه با داده کمکی شیب با میزان R^2 برابر با ۰/۸۲ و میزان RMSE ۴/۳۴ بیشترین صحت را نسبت به روش‌های دیگر درونیابی دارد.

بیشتری است رخ داده است.

به‌منظور تهیه نقشه خشکیدگی جنگل با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، خصوصیات خاک و فیزیوگرافی به‌عنوان متغیر ورودی و میزان خشکیدگی به‌عنوان متغیر خروجی در نظر گرفته شدند. در شکل ۵- الف منحنی RMSE مربوط به بهترین مدل اجرا شده برای برآورد میزان خشکیدگی جنگل با استفاده از روش MLP آورده شده است. میزان صحت به‌دست آمده برای منحنی خطا ۹۸/۲۵ درصد است. این میزان خطا با تعداد تکرار ۱۰۰۰۰ و نرخ آموزش ۰/۰۱ به‌دست آمده است. همان‌طور که در شکل دیده می‌شود میزان خطا با افزایش تعداد تکرار در حال کاهش است و پس از حد مشخصی از تعداد تکرار دیگر کاهش در میزان خطا مشاهده نمی‌شود. میزان خطا برای نمونه‌های تست و تعلیمی، میزان یادگیری و تکرار در شکل ۴- الف نشان داده شده است. در نهایت با استفاده از منحنی و پارامترهای محاسبه شده در روش MLP نقشه میزان خشکیدگی جنگل در منطقه مورد مطالعه تهیه شد که در آن حداقل میزان خشکیدگی صفر و حداکثر میزان خشکیدگی در منطقه برابر ۵۳ درصد است. (شکل ۵- ب). در این پژوهش از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) استفاده شد. بر اساس نتایج به دست آمده بیشترین میزان خشکیدگی جنگل در شمال منطقه مورد مطالعه که دارای ارتفاع از سطح دریای بیشتر و جهت جنوبی و شیب بیشتری هستند، وجود دارد.

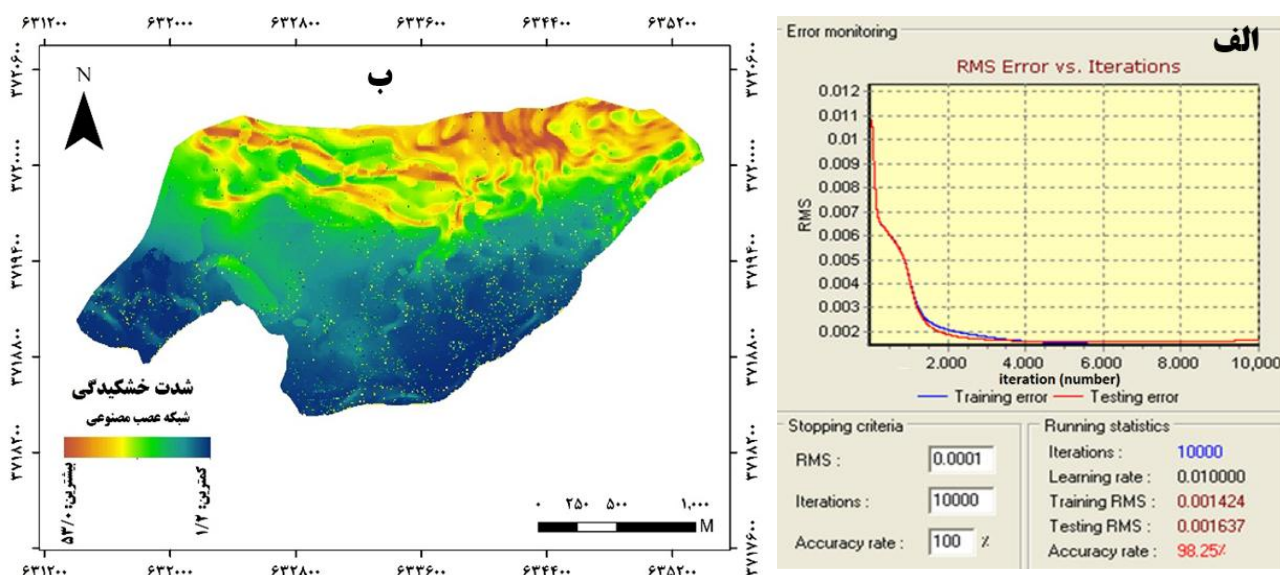
ارزیابی روش‌های مختلف برآورد میزان خشکیدگی جنگل

نتایج این مطالعه نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی با میزان R^2 برابر ۰/۸۵ و میزان RMSE برابر ۴/۲۸ از دقت بالاتری در برآورد میزان و شدت خشکیدگی نسبت به روش‌های دیگر برخوردار است. از بین روش‌های مختلف زمین‌آماری نیز روش کوکریجینگ (با داده کمکی شیب) دارای بیشترین صحت است (جدول ۴).

بحث

اولین و مهم‌ترین مرحله در برنامه‌ریزی و تصمیم‌گیری در رابطه

با مشکل زوال بلوط، تعیین عوامل مؤثر بر این پدیده است که با توجه به شرایط و ویژگی‌های منطقه مورد بررسی، سطح منطقه مورد مطالعه و حتی نوع گونه مورد بررسی متفاوت و متنوع است. بر اساس نتایج، شدت خشکیدگی در منطقه مورد مطالعه با خصوصیات شیب، رطوبت خاک، کربن آلی خاک و وزن مخصوص ظاهری خاک دارای همبستگی مثبت است. شیب دارای همبستگی مثبت با میزان خشکیدگی درختان است؛ یعنی با افزایش شیب در منطقه مورد مطالعه میزان زوال بلوط نیز بیشتر شده است. در شیب‌های بالا، عمق خاک و در نتیجه میزان مواد آلی و رطوبت خاک کاهش می‌یابد. در چنین حالت‌هایی به‌علت کمبود مواد مورد نیاز درختان برای زیست، رقابت بین درختان افزایش می‌یابد و پایه‌های ضعیف در اثر رقابت، ضعیف‌تر و در نتیجه دچار زوال می‌شوند. مشاهدات زمینی در منطقه مورد مطالعه نیز نشان داد که خاک در مناطق پرشیب، کم عمق و سنگلاخی و درختان مستقر روی این مناطق بیشتر دچار ضعف هستند. نتایج این مطالعه با نتایج دیگر مطالعات سازگار است (۹)، ۱۳ و ۳۱) و با افزایش مقدار شیب، میزان وقوع خشکیدگی درختی نیز افزایش می‌یابد. نتایج این مطالعه نشان داد که رابطه عکس بین زوال بلوط با میزان رطوبت خاک وجود دارد و با کاهش رطوبت خاک میزان زوال بلوط افزایش می‌یابد. در شرایط خشکسالی رطوبت خاک به‌عنوان یکی از مهم‌ترین منابع تأمین‌کننده آب برای زنده‌مانی است. در مطالعات سولا و همکاران (۳۱)، کراسبای و همکاران (۹) کوکاربادو و همکاران (۸) نشان داد که رطوبت خاک با گسترش زوال بلوط رابطه عکس دارد. در مطالعه غلامی (۱۳) در شهرستان آبدانان در جنوب شرقی استان ایلام نیز مشخص شد که میزان رطوبت خاک با زوال بلوط رابطه عکس دارد. بسیاری از محققین معتقدند که عامل اصلی زوال درختی خشکسالی‌ها و بروز تنش‌های خشکی شدید است که باعث شده درختان نتوانند آب مورد نیاز خود را به اندازه کافی به‌دست آورده و دچار ضعف فیزیولوژیک می‌شوند (۲۲). در چنین شرایطی کاهش رطوبت خاک سبب تضعیف درختان شده و آنها را به خشکیدگی و مرگ مستعدتر می‌کند. بر



شکل ۵. الف) منحنی RMSE مربوط به بهترین مدل اجرا شده با استفاده از روش ANN،
 ب) نقشه برآورد میزان خشکیدگی جنگل با استفاده از روش ANN

جدول ۴. ارزیابی صحت روش‌های زمین‌آماری در تخمین شدت خشکیدگی

| روش | R ² | RMSE | ME |
|-------------------|----------------|------|-------|
| فاصله معکوس وزنی | ۰/۸۱ | ۴/۶۵ | ۰/۹۳ |
| کریجینگ | ۰/۸۰ | ۵/۲۸ | ۰/۰۶۲ |
| کوکریدجینگ | ۰/۸۲ | ۴/۳۴ | ۰/۵۸ |
| شبکه عصبی مصنوعی* | ۰/۸۵ | ۴/۲۸ | ۰/۴۷ |

* روشی که دارای بیشترین صحت در برآورد شدت خشکیدگی جنگل است

زوال درختی افزایش می‌یابد. نتایج این مطالعه با نتایج حاصل از مطالعات کامیلو آلوز و همکاران (۶) درباره رابطه بین زوال بلوط و چگالی خاک سازگار است. در این مطالعه از روش‌های مختلفی برای تهیه نقشه شدت خشکیدگی جنگل استفاده شد. از جمله روش‌های مورد مطالعه استفاده از روش‌های درونیابی و زمین‌آماری بود. نتایج این مطالعه نشان داد که از بین روش‌های زمین‌آماری روش کوکریدجینگ بالاترین مقدار صحت را نسبت به روش‌های کریجینگ و معکوس فاصله وزنی دارد. نتایج این مطالعه نشان داد که روش کوکریدجینگ نسبت به دو روش درونیابی دیگر یعنی کریجینگ و معکوس فاصله وزنی

اساس نتایج میزان خشکیدگی درختی دارای همبستگی منفی با میزان کربن آلی خاک است. وجود مواد آلی در خاک سبب حفظ رطوبت خاک و در دسترس قرار گرفتن مواد آلی مورد نیاز گیاه می‌شود؛ بنابراین در خاک‌هایی با میزان مواد آلی زیاد مقاومت درختان در مقابل خشکیدگی بیشتر می‌شود. در این پژوهش، رابطه معنی‌داری بین چگالی ظاهری خاک و زوال بلوط وجود داشته و با افزایش چگالی ظاهری خاک خشکیدگی درختی نیز افزایش می‌یابد. با افزایش چگالی خاک که ممکن است در اثر کویدگی خاک، بافت و ساختمان خاک باشد، دسترسی ریشه‌ها به مواد مغذی و رطوبت کاهش و در نتیجه احتمال مرگ‌ومیر و

روش‌های تجربی آماری روبه‌رو می‌شود که نیازمند رهیافت‌هایی است که گاهی اوقات بیشتر ابتکاری است تا اینکه به شکل الگوریتم باشد (۱۴). یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقابل روش‌های مرسوم آماری، عدم وابستگی آنها به فرضیه‌های اولیه درباره‌های ورودی است. به این معنا که داده‌های ورودی می‌توانند هرگونه توزیع آماری در مدل‌سازی داشته باشند (۱۷). با شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل‌های زمین‌آمار می‌توان در زمان کوتاه‌تر و با دقت بیشتر به روابط میان زوال بلوط و سایر خصوصیات مؤثر دست یافت. مزیت دیگر این روش حساس نبودن آن به وجود تعداد محدودی خطا در داده‌های آماری است که همین امر باعث برآورد بهتر مدل شبکه عصبی شده است. همچنین توانایی یادگیری از طریق ارائه مثال بدون نیاز به معادلات حاکم بر پدیده از مزایای دیگر این روش است که در پژوهش پیشرو نشان داده شد، اما برای رسیدن به یک مدل مطلوب مراحل شامل آماده‌سازی داده‌ها، معماری شبکه، آموزش شبکه و اعتبارسنجی ضروری است. نحوه انجام این موارد می‌تواند تا حد قابل ملاحظه‌ای نتایج مدل را تحت تأثیر قرار دهد. به‌طور مثال با تغییر اندک در تعداد نرون‌ها در هر لایه دقت برآورد تا حد قابل ملاحظه‌ای تحت تأثیر قرار می‌گیرد (۱۰).

نتایج حاصل از تهیه نقشه شدت خشکیدگی جنگل در منطقه مورد مطالعه نشان داد که در نقشه برآورد میزان خشکیدگی حاصل از روش کوکریجینگ، میزان کمینه و بیشینه برآورد شده به ترتیب بیشتر و کمتر از مقدار کمینه و بیشینه در نمونه‌های اولیه و همچنین در مقایسه با نقشه حاصل از روش شبکه عصبی مصنوعی است؛ به عبارت دیگر در این مطالعه مقدار کمینه نقشه برآوردی همواره بیشتر از مقدار کمینه داده‌های اولیه نمونه‌های برداشت شده و مقدار بیشینه نقشه برآوردی همواره کمتر از مقدار بیشینه داده‌های اولیه است. در مطالعه پوررضا و همکاران (۲۶) نیز این مورد مشاهده شده و به آن اشاره شده است. دلیل این امر را می‌توان در خاصیت نرم‌کنندگی روش‌های زمین‌آمار جستجو کرد. البته گفتنی

دارای صحت بیشتری در برآورد متغیر میزان خشکیدگی است. نتایج این مطالعه با یافته‌های کرمی (۲۲) هم‌راستا است. آلیسون و همکاران (۱) برای برآورد برخی از ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک نظیر ماده آلی، رطوبت، فسفر و پتاسیم قابل استفاده واکنش خاک را مورد مطالعه قرار دادند. نتایج آنها نشان داد که روش کوکریجینگ به همراه متغیر کمکی شوری خاک نسبت به روش کوکریجینگ معمولی در برآورد ویژگی‌های گفته شده از دقت بالایی برخوردار است.

نتایج این مطالعه نشان داد که در بررسی روش‌های مختلف زمین‌آمار و شبکه عصبی مصنوعی، صحت شبکه عصبی مصنوعی در برآورد میزان خشکیدگی بیشتر از سایر روش‌ها است (۱۴، ۱۶ و ۱۸). باید توجه داشت که یافتن تعداد لایه پنهان و تابع انتقال مناسب در هر یک از مدل‌های شبکه عصبی نیاز به سعی و خطا دارد؛ به طوری که در هر آزمون باید معیارهای ارزیابی اندازه‌گیری شوند و تکرار تا زمانی انجام شود که کمترین خطا بین مشخصه پیش‌بینی شده و مشخصه واقعی به دست آید. مقایسه بین معیارهای جدول‌های نتایج شبکه عصبی مصنوعی و زمین‌آمار نشان داد که شبکه عصبی صحت بیشتری در پیش‌بینی داشته است که این امر را می‌توان به عدم وابستگی شبکه عصبی به فرض‌های اولیه درباره نسبت داد. زیرا ممکن است بین متغیرها رابطه غیرخطی وجود داشته باشد که آمار مکانی قادر به پیش‌بینی دقیق آن نبوده است. انتخاب تعداد متغیرهای لازم به عنوان ورودی‌های شبکه بستگی به هدف مجری دارد؛ به طوری که اگر هدف، برآورد حجم با دقت زیاد باشد، از مدلی استفاده می‌شود که بیشترین ورودی را داشته باشد، اما اگر هدف برآورد با هزینه کمتر باشد از متغیرهایی که نیاز به زمان، امکانات و تخصص کمتری به منظور محاسبه دارند، استفاده خواهد شد. همان‌گونه که در این پژوهش نشان داده شد، برآوردهای شبکه عصبی در مقایسه با مدل‌های زمین‌آمار از دقت بیشتری برخوردار است و توانست برآورد دقیق‌تری از میزان خشکیدگی بر اساس متغیرهای مستقل داشته باشد.

تصمیم‌گیری در منابع طبیعی اغلب با پیچیدگی‌های فراتر از

بین روش‌های مورد بررسی شبکه عصبی مصنوعی به دلیل ویژگی‌های ذاتی آن همانند وابسته نبودن به نحوه توزیع فراوانی داده‌ها دارای بیشترین صحت برآوردی است. از بین روش‌های زمین‌آماری نیز روش کوکریجینگ با توجه به امکان استفاده از داده کمکی در برآورد مقادیر متغیر وابسته دارای صحت بیشتری بود. همان‌گونه که بیان شد در پژوهش پیش رو تنها از خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاک و نیز خصوصیات فیزیوگرافی زمین که به‌طور معمول در دسترس هستند به‌عنوان متغیرهای مستقل استفاده شد. بدیهی است عامل‌های دیگری مانند بارندگی، دما و کاربری اراضی نیز تأثیر بسزایی بر وقوع و شدت خشکیدگی و زوال بلوط دارند. در این مطالعه به‌دلایلی امکان استفاده از این پارامترها وجود نداشت، با این حال به‌نظر می‌رسد استفاده از این پارامترها به‌عنوان ورودی‌های مدل می‌تواند دقت برآوردها را افزایش و اطلاعات مفیدتری را برای برآورد دقیق‌تر زوال بلوط ارائه دهد.

است که در هر روش درون‌یابی و زمین‌آماری همواره نسبت به مقدار واقعی میزانی از خطا وجود دارد. در اینجا نیز این خطا روی مقدار کمینه و بیشینه حاصل از تهیه نقشه اثرگذار است (۲۶ و ۳۴). همچنین نتایج حاصل از تهیه نقشه شدت خشکیدگی جنگل نشان داد که بیشترین میزان خشکیدگی جنگل در شمال منطقه مورد مطالعه است. در این محدوده شیب تندتر و در نتیجه عمق خاک کمتر است، ارتفاع از سطح دریا بیشتر و جهت غالب جنوبی است که با توجه به نحوه تابش نور خورشید داری خشکی بیشتری نسبت به جهت شمالی است. همه این موارد سبب وقوع بیشتر پدیده خشکیدگی جنگل در این محدوده می‌شود.

نتیجه‌گیری و پیشنهادات

نتایج این مطالعه نشان داد که عواملی همچون شیب، ماده آلی خاک، رطوبت خاک و وزن مخصوص ظاهری خاک دارای رابطه مستقیمی با میزان خشکیدگی جنگل هستند. نتایج نشان داد که از

منابع مورد استفاده

1. Alison, B. T., J. M. Kenneth, C. L. Burras, G. B. Donald and M. D. Philip. 2005. Improving map accuracy of soil variables using soil electrical conductivity as a covariate. *Precision Agriculture* 6: 225-270.
2. Benediktsson, J. A., P. H. Swain and O. K. Erosy. 1990. Neural network approaches versus statistical methods in classification of multisource remote sensing data. *IEEE Transaction on Geosciences and Remote Sensing* 28(4): 540-552.
3. Blackard, J. A. and D. J. Dean. 1999. Comparative accuracies of artificial neural networks and discriminant analysis in predicting forest cover types from cartographic variables. *Computers and Electronics in Agriculture* 24(3): 131-151.
4. Cabral, M. T., M. C. Ferreira, T. Moreira, E. C. Carvalho and A. C. Diniz. 1992. Diagnóstico das causas da anormal mortalidade dos sobreiros a Sul do Tejo. *Scientia Gerundensis* 18: 205-214.
5. Cadima, I. S. P., J. Capelo and A. A. Gomes. 1995. Relação entre variáveis ambientais, tipos de condução dos povoamentos e a mortalidade do sobreiro nos concelhos de Sines, Grândola e Santiago do Cacém. *Silva Lusitana* 3(1): 85-107.
6. Camilo-Alves, C. S. P., M. I. E. da Clara and N. M. C. Almeida Ribeiro. 2013. Decline of Mediterranean oak trees and its association with *Phytophthora cinnamomi*: A review. *European Journal of Forest Research* 132: 411-432.
7. Colhoun, J. 1973. Effects of environmental factors on plant disease. *Ann Rev Phitopathol.* 11: 343- 364.
8. Corcobado, T., G. Moreno and A. Solla. 2013. *Quercus ilex* forests are influenced by annual variation in water table, soil water deficit and fine root loss caused by *Pytophthora cinnamomi*. *Agricultural and Forest Meteorology* 169: 92-99.
9. Crosby, M. K., Z. Fan, M. A. Spetich, T. D. Leininger and X. Fan. 2012. Remote sensing of forest health indicators for assessing change in forest health. In proceedings of the 8th southern forestry and natural resources GIS conference. P. 12. In: Merry, K., P. Bettinger, T. Lowe, N. Nibbelink and J. Siry (Eds.), Warnell School of Forestry and Natural Resources, University of Georgia, Athens, GA.
10. Diamantopoulou, M. J., 2005. Artificial neural networks as an alternative tool in pine bark volume estimation. *Computers and Electronics in Agriculture* 48: 235-244.
11. Franke, R. 1982. Scattered data interpolation: test of some methods. *Mathematics of Computations* 33: 181-200.
12. Ghanbari, F., Sh. Shtaei, A. A. Dehghani and Sh. Ayubi. 2009. Estimation of forest density properties using landscape

- analysis and artificial neural network. *Journal of Science and Technology of Wood and Forest* 16(4): 25-42 (In Farsi).
13. Gholami, M. 2014. Investigation of the reaction of dominant wooden species to the phenomenon of oak decline and fountains in a part of Zagros Mountains. MSc Thesis in silviculture and forest ecology. Department of Natural Resources. University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Sari, 108 p (In Farsi).
 14. Gimblett, R. H. and Ball, G. L. 1995. Neural network architectures for monitoring and simulating changes in forest resources management. *AI Applications* 9(2): 103-123.
 15. Hamzoupour M., H. Kidaliri and K. Bordbar. 2011. Preliminary study on Iranian oak decline (*Q. brantii* Lindl) in Barm plain of Kazeroun, Fars Province. *Forest and Poplar Researches* 44: 363-352 (In Farsi).
 16. Hanewinkela, M., W. Zhou and Ch. Schill. 2004. A neural network approach to identify forest stands susceptible to wind damage. *Forest Ecology and Management* 196(2): 227-243.
 17. Hasenauer, H., D. Merkl and M. Weingartner. 2001. Estimating tree mortality of Norway spruce stands with neural networks. *Advances in Environmental Research* 5: 405-414.
 18. Hassani-Pak, A. 2006. Geostatistics. Tehran University Press, 2th edition, 314 p. (In Farsi).
 19. Hepting, G. H. 1963. Climate and forest diseases. *Annual Review of Phytopathology* 1: 31-50.
 20. Heydari, M., M. Faramarzi and D. Pothier. 2016. Post-fire recovery of herbaceous species composition and diversity, and soil quality indicators one year after wildfire in a semi-arid oak woodland. *Ecological Engineering* 94: 688-697.
 21. Hosseinzadeh, J., A. Azami and M. Mohammadpour. 2014. Investigating the relationship between topographic factors with the oak decline in the Mela-siah forest of Ilam. *Forest and Poplar Researches* 23(1): 190-197. (In Farsi).
 22. Karami, O., A. Fallah, S. H. Shataei and H. Latifi. 2018. Assessment of geostatistical and interpolation methods for mapping forest dieback intensity in Zagros forests. *Caspian Journal of Environmental Sciences* 16(1): 73-86.
 23. Loukas, A., L. N. R. Vasiliades and N. R. Dalezios. 2003. Intercomparison of meteorological drought indices for drought assessment and monitoing in Greece. Proceeding of the 8 International Conference on Environmental Science and Technology. Lemons Island and Greece, 8-10 September.
 24. Nasernia, E., M. Nouri-Khajavi and M. Rezaee. 2018. Milling tool wear prediction by feed motor current signal using MLPs and ANFIS. *Journal of Aerospace Mechanics* 15(1): 51-62. (In Farsi).
 25. Pahlavan Rad, M. R. and A. A. Dehghani, 2015. The prediction of spatial variation of soil salinity and clay using geostatistics and artificial neural networks. *Soil Management and Sustainable Production* 6(1): 247-254. (In Farsi).
 26. Pourreza, M., S. M. Hosseini and A. A. Zohrevandi. 2012. Spatial variations of diameter of *Pistacia atlantica* (Desf.) trees in Zagros area (Case Study: Pirkashan, Kermanshah). *Iranian Journal of Wood & Forest Science and Technology* 19(3): 1-20. (In Farsi).
 27. Rossi, R. E., D. J. Mulla, A. G. Journel, and E. H. Franz. 1992. Geostatistical tools for modeling and interpreting ecological spatial dependence. *Ecological Monographs* 62: 277-314.
 28. Sagheb Talebi, Kh., T. Sajedi and M. Pourhashemi, 2014. Forests of Iran: A Treasure from the Past, a Hope for the Future. Springer Press, 144 p.
 29. Sepahvand, T. and M. Zandebasiri. 2014. Evaluation of Oak decline with local resident, opinions in Zagros forests. *Iranian Journal of Agriculture Science* 4(4): 231-234.
 30. Sitharam, T. G., P. Samui and P. Anbazhagan. 2008. Spatial variability of rock depth in temperate forests. *Geotechnical and Geological Engineering* 26(5): 503-517.
 31. Solla, A., L. Garcia, A. Perez, A. Cordero, E. Cubera and G. Moreno. 2009. Evaluating potassium phosphonate injections for the control of *Quercus ilex* decline in SW Spain: implications of low soil contamination by *Phytophthora cinnamomi* and low soil water content on the effectiveness of treatments. *Phytoparasitica* 37: 303-316.
 32. Strobl, R. O. and F. Forte. 2007. Artificial neural network exploration of the influential factors in drainage network derivation. *Hydrological Processes: An International Journal* 21(22): 2965-2978.
 33. Westerman, R. E. L. 1990. Soil Testing and Plant Analysis. Soil Science Society of America, MandisonWisconsin, USA, 784 p.
 34. Yamamoto, J. K. 2005. Correcting the smoothing effect of ordinary Kriging estimates. *Mathematical Geology* 37(1): 69-94.
 35. Zanetti, S. S., R. A. Cecilio, E. G. Alves, V. H. Silva and E. F. Sousa. 2015. Estimation of the moisture content of tropical soils using colour images and artificial neural networks. *CATENA* 135: 100-106.

Mapping Dieback Intensity Distribution in Zagros Oak Forests Using Geo-statistics and Artificial Neural Network

F. Mozafari¹, A. A. Karamshahi^{1*}, M. Heydari¹ and O. Karami²

(Received: July 06-2019; Accepted: November 04-2019)

Abstract

The first and most important issue in forest drought management is knowledge of the location and severity of forest decline. In this regard, we used geostatistics and artificial neural network methods to map the dieback intensity of oak forests in the Ilam province, Iran. We used a systematic random sampling with a 250×200 m grid to establish 100 plots, each covering 1200 m². The percentage of the declined trees in each plot was measured and recorded. Also, a composite soil sample was extracted from the center and the four corners of each plot in order to determine their physical and chemical properties. After examining the normality of the data, the dieback intensity map was made using interpolation methods and the artificial neural network. The results showed that the best method for dieback intensity estimation was the artificial neural network with an accuracy of 85 %, by using the multilayer perceptron algorithm. Oak decline was found to be mainly related to the slope, soil moisture, soil organic content and soil bulk density.

Keywords: Oak decline, Geostatistics, Artificial Neural Network, Zagros

1. Dept. of Forest Sci., Faculty of Agric., Ilam Univ., Ilam, Iran.

2. Dept. of Mapping Eng., Islamic Azad Univ., North Tehran Branch, Tehran, Iran.

*: Corresponding Author, Email: a.karamshahi@ilam.ac.ir