

برآورد حدود پراکنش مکانی گونه‌های گیاهی با روش شبکه عصبی مصنوعی در مراتع غرب تفتان

حسین پیری صحراگرد^{۱*}، جمشید پیری^۲

تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۴/۲۵

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۷/۱۶

چکیده

پژوهش حاضر با هدف برآورد حدود پراکنش گونه‌های گیاهی و تهیه نقشه پیش‌بینی پراکنش گونه‌ها با روش پرسپترون چندلایه، در مراتع غرب تفتان در شهرستان خاش انجام شد. برای این منظور، بعد از شناسایی و تفکیک رویشگاه گونه‌های مورد بررسی، نمونه‌برداری از پوشش گیاهی به روش تصادفی-منظم انجام شد. برای نمونه‌برداری از خاک در هر رویشگاه، شش نیم‌رخ حفر و از دو عمق ۳۰-۶۰ و ۳۰-۰ سانتی‌متری نمونه‌برداری شد. بعد از اندازه‌گیری خصوصیات خاک در آزمایشگاه و تهیه لایه‌های مربوط به خصوصیات فیزیوگرافی (شیب، جهت، ارتفاع)، زمین‌شناسی و خصوصیات فیزیکی - شیمیایی خاک با استفاده از زمین‌آمار و سیستم اطلاعات جغرافیایی، مدل‌سازی پراکنش رویشگاه گونه‌ها به روش پرسپترون چندلایه انجام شد. بعد از انتخاب مدل پیش‌بینی بهینه برای هر رویشگاه، شبیه‌سازی احتمال حضور و عدم‌حضور گونه‌ها انجام شد. در مرحله بعد، آستانه بهینه‌حضور به روش حساسیت و اختصاصیت برابر تعیین شد و مقدار تطابق نقشه‌های حاصل از مدل بهینه پیش‌بینی با نقشه‌های واقعی از طریق محاسبه شاخص کاپا بررسی شد. براساس مقادیر شاخص کاپا، نقشه پیش‌بینی حاصل از روش پرسپترون چندلایه برای رویشگاه *Haloxylon persicum* دارای تطابق خیلی خوب با نقشه واقعی پوشش گیاهی است. علاوه بر این، میزان تطابق برای رویشگاه‌های *Artemisia aucheri*، *Artemisia sieberi* و *Amygdalus scoparia* خوب و برای رویشگاه *Zygophyllum eurypterum* در سطح متوسط ارزیابی شد. این نتایج گویای آن است که روش پرسپترون چندلایه قادر است با استخراج قوانین حاکم بر داده‌ها و مدل‌سازی فرایندهای غیرخطی، مدل‌های پیش‌بینی دقیقی را ارائه کند. این امر می‌تواند منجر به پیش‌بینی صحیح حدود جغرافیایی پراکنش گونه‌های گیاهی شود و علاوه بر صرفه‌جویی در هزینه و زمان پژوهش‌ها، امکان موفقیت طرح‌های اصلاحی را نیز در مراتع افزایش دهد.

واژه‌های کلیدی: پراکنش مکانی، پرسپترون چندلایه، آستانه بهینه‌حضور، شاخص کاپا، مراتع غرب تفتان.

۱. استادیار گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده آب و خاک، دانشگاه زابل، نویسنده مسئول / Email: hpirys@uoz.ac.ir

۲. عضو هیئت علمی گروه مهندسی آب، دانشکده آب و خاک، دانشگاه زابل

مقدمه

می کند (پیرسون،^۳ ۲۰۰۷).

به دلیل پیچیدگی روابط بین وقوع گونه‌ها و عوامل محیطی تأثیرگذار و ضعف بعضی از روش‌ها مانند روش‌های رگرسیونی در برآورد روابط غیرخطی، در سال‌های اخیر استفاده از روش‌های مختلف هوش مصنوعی به منظور مدل‌سازی پیش‌بینی پراکنش گونه‌ها گسترش یافته است، به طوری که امروزه استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش‌خور با الگوریتم پس‌انتشار خطا^۴ در بوم‌شناسی رایج است (باشر و همجسر،^۵ ۲۰۰۰؛ هیتسون،^۶ ۲۰۱۰؛ عباسی و زارع‌چاهوکی،^۷ ۲۰۱۴؛ پیری صحراگرد و زارع‌چاهوکی،^۸ ۲۰۱۵). این شبکه‌ها هیچ فرضی راجع به پراکنش داده‌های اصلی ندارند و از توزیع فراوانی در داده‌های مورد استفاده برای آموزش مدل جهت پیش‌بینی حضور و غیاب گونه‌ها استفاده می‌کنند (فرانکلین،^۹ ۱۹۹۵). به دلیل مبهم بودن نحوه عملکرد داخلی، این مدل‌ها به مدل‌های جعبه سیاه معروف‌اند و با قابلیت تشخیص الگو در مجموعه داده‌های ورودی، یکی از روش‌های قدرتمند در مدل‌سازی روابط بین متغیرهای محیطی و پراکنش گونه‌های گیاهی به‌شمار می‌روند (سگورادو و آراخو،^{۱۰} ۲۰۰۴؛ لولر و همکاران،^{۱۱} ۲۰۰۶).

یکی دیگر از قابلیت‌های ویژه این مدل‌ها، توانایی نشان‌دادن روابط غیرخطی بین وقوع گونه‌ها در اقلیم آب‌وهوایی مختلف و متغیرهای محیطی است (هیلبرت و استندورف،^{۱۲} ۲۰۰۱؛ پیرسون و همکاران،^{۱۳} ۲۰۰۴). آرتسن^{۱۴} و همکاران (۲۰۱۰) با مقایسه عملکرد پیش‌بینی پنج روش مدل‌سازی مختلف شامل رگرسیون خطی چندگانه،^{۱۵} درخت طبقه‌بندی و رگرسیون درخت رگرسیون بهبودیافته،^{۱۶} مدل‌های تعمیم داده‌شده افزایشی^{۱۷} و شبکه‌های عصبی مصنوعی با یکدیگر، گزارش

پراکنش مکانی گونه‌های گیاهی مختلف در سطح یک چشم‌انداز برآیند عوامل محیطی، نیازهای بوم‌شناختی گونه‌های گیاهی و دامنه برداری هر گونه نسبت به عوامل محیطی مهم در هر رویشگاه است (پیری صحراگرد، ۲۰۱۴). با پیشرفت‌هایی که امروزه در علوم محیطی صورت گرفته، امکان استفاده از روش‌های جدید به منظور شناخت عوامل مؤثر بر پراکنش گونه‌ها و تهیه نقشه پیش‌بینی پوشش گیاهی، به جای استفاده از روش‌های سنتی از قبیل نقشه‌برداری میدانی و تفسیر عکس‌های مربوط به پوشش گیاهی فراهم آمده است. مدل‌سازی پیش‌بینی پراکنش گونه‌های گیاهی به‌عنوان ابزاری قدرتمند قادر است براساس رابطه بین پراکنش مکانی و متغیرهای محیطی، پراکنش مکانی گیاهان را در سطح یک چشم‌انداز پیش‌بینی کند (گویسان و تئوریلات،^۱ ۲۰۰۰). به عبارت دیگر، این مدل‌ها قادرند پراکنش مکانی محیط‌هایی را که در یک محدوده جغرافیایی برای استقرار گونه‌ها مناسب‌اند، برآورد کنند و با کمی کردن ارتباط بین پراکنش گونه‌ها و متغیرهای محیطی تأثیرگذار، پایه و اساس تصمیم‌گیری‌های آگاهانه در مدیریت بهینه پوشش گیاهی در یک منطقه باشند. اجزای این مدل‌ها عبارت‌اند از: نقشه رستری از منطقه مورد مطالعه که از شبکه‌ای از سلول‌ها با یک وضوح خاص تشکیل شده است؛ پراکنش گونه معرف به‌عنوان متغیر وابسته، مجموعه‌ای از متغیرهای محیطی برای توصیف هر سلول و تابعی از متغیرهای محیطی که برای طبقه‌بندی درجه شایستگی یا تناسب هر سلول برای یک گونه خاص تشکیل شده است (هیرزل و همکاران،^۲ ۲۰۰۲).

علی‌رغم وجود روش‌های مختلف برای مدل‌سازی پیش‌بینی پراکنش گونه‌های گیاهی، اصول فرایند مدل‌سازی و زیرساخت‌های نظری مدل‌ها با یکدیگر مشابه‌اند و ضروری است که به منظور تفسیر درست خروجی مدل‌ها، این بنیان‌های نظری به درستی درک شوند. انجام مدل‌سازی به روش‌های مختلف، با کمی کردن خطای ناشی از روش‌های مختلف، امکان تفسیر دقیق‌تر خروجی‌های هر روش مدل‌سازی را فراهم

3. Pearson
4. Feed forward Back-Propagation error
5. Basheer & Hajmeer
6. Heaton
7. Franklin
8. Segurado & Araújo
9. Lawler
10. Hilbert & Ostendorf
11. Artsen
12. Multiple linear regression
13. Boosted Regression Trees
14. Generalized additive model

1. Guisan & Theurillat
2. Hirzel

گونه‌ها و پیش‌بینی حضور و غیاب گونه‌ها در مراتع غرب تفتان انجام شد.

مواد و روش‌ها

معرفی منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه با وسعت ۶۴۰۰۰ هکتار در قسمت غربی قله تفتان در حدود جغرافیایی $28^{\circ}20'35''$ تا $28^{\circ}42'39''$ طول شرقی و $60^{\circ}39'36''$ تا $60^{\circ}58'19''$ عرض شمالی واقع شده است (شکل ۱). پست‌ترین و مرتفع‌ترین نقطه منطقه به ترتیب ۱۴۰۰ و ۲۸۰۰ متر از سطح دریا ارتفاع دارد. از نظر ژئومورفولوژی، منطقه عرصه‌ای دشتی - کوهستانی است. میانگین بارندگی سالانه منطقه بسته به شرایط ارتفاعی، از ۱۶۰ تا ۳۵۰ میلی‌متر متغیر بوده و بارش برف در زمستان و وقوع یخبندان نیز متداول است (ابراهیمی و همکاران، ۲۰۱۵). از گونه‌های گیاهی که در منطقه، تیپ گیاهی تشکیل داده‌اند می‌توان به گونه‌های *Artemisia sieberi* *Haloxylon persicum* و از *Zygophyllum eurypterum* *Amygdalus scoparia* گونه‌های همراه هم می‌توان به گونه‌های *Hamada salicornica* و *Artemisia santolina* *Amygdalus lycioides* و *Acantolimon scorpius* اشاره کرد. برخی از خصوصیات فیزیکی تیپ‌های گیاهی مورد مطالعه در جدول (۱) آمده است (ریگی و نارویی، ۲۰۰۷).

جمع‌آوری اطلاعات

به منظور شناخت عوامل محیطی مؤثر در پراکنش گونه‌های گیاهی و ارائه مدل‌های پیش‌بینی پراکنش، عوامل محیطی با استفاده از ابزارهایی از قبیل مدل رقومی ارتفاع، نقشه زمین‌شناسی با مقیاس ۱:۲۵۰۰۰، مطالعات میدانی و آزمایشگاهی کمی شد. برای انجام مطالعات میدانی پس از شناسایی و تفکیک رویشگاه‌ها، نمونه‌برداری از پوشش گیاهی با روش تصادفی - منظم از طریق پلات‌گذاری در امتداد ۴ خط‌نمونه در هر رویشگاه انجام شد. طول خطوط نمونه در هر رویشگاه با توجه به شرایط منطقه (برخی از رویشگاه‌ها در منطقه دشتی و برخی دیگر در منطقه کوهستانی استقرار دارند) و تراکم پوشش گیاهی ۱۵۰ تا ۲۰۰

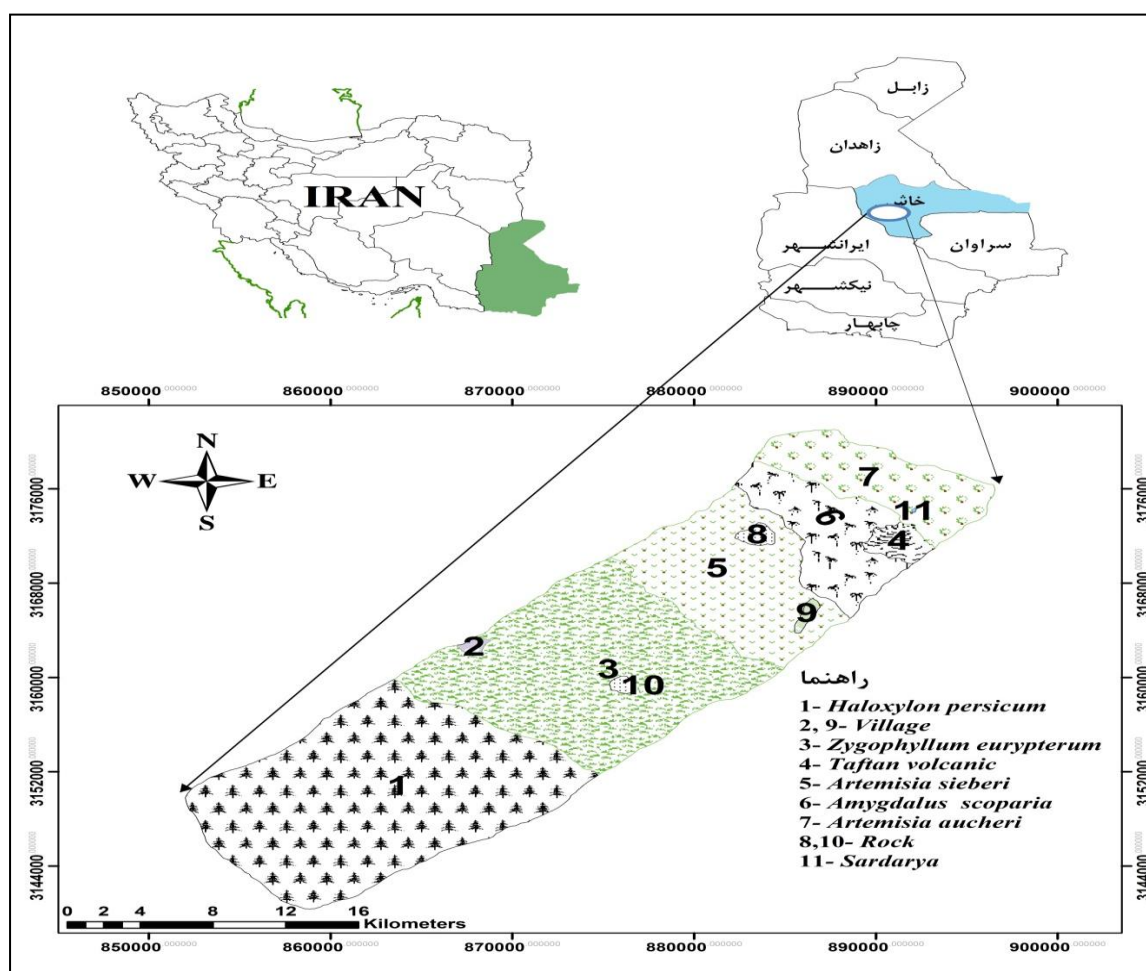
کردند که روش شبکه‌های عصبی مصنوعی دارای عملکرد پیش‌بینی بالایی است. بدینا و همکاران (۲۰۱۱) نیز در مطالعه‌ای در مراتع آلبی شمال اسپانیا عملکرد پنج روش مورد استفاده در مدل‌سازی بوم‌شناختی شامل رگرسیون لجستیک چندگانه، شبکه‌های عصبی مصنوعی، روش ماشین بردار پشتیبان، روش درخت رگرسیون و روش رگرسیون تطبیقی چندمتغیره را مقایسه و گزارش کردند که در بین روش‌های مورد استفاده بالاترین دقت پیش‌بینی مربوط به روش شبکه عصبی مصنوعی است. علاوه بر این، عباسی و زارع چاهوکی (۲۰۱۴) نیز پراکنش مکانی دو گونه *Stipa barbata* و *Agropyron intermedium* را با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی در مراتع طالقان میانی مدل‌سازی و گزارش کردند که این روش قادر است پراکنش مکانی گونه‌های گیاهی را با دقت بیشتری پیش‌بینی کند. پیری صحراگرد و همکاران (۲۰۱۵) نیز با استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی، مدل‌سازی پراکنش گونه‌های گیاهی را در مراتع حوض سلطان استان قم انجام دادند و گزارش کردند که شبکه پرسپترون چندلایه در مدل‌سازی و برآورد محدوده جغرافیایی پراکنش رویشگاه گونه‌های مورد مطالعه از دقت قابل قبولی برخوردار است و در صورتی که متغیرهای ورودی به شبکه به درستی انتخاب شوند، این روش می‌تواند شبیه‌سازی حضور و غیاب را با دقت فراوانی انجام دهد. با توجه به تفاوت در عملکرد پیش‌بینی روش‌های مختلف

مدل‌سازی در پیش‌بینی پراکنش رویشگاه گونه‌های گیاهی، لازم است پژوهش‌هایی به منظور ارزیابی عملکرد روش‌های مختلف مورد استفاده در مدل‌سازی پیش‌بینی پراکنش گونه‌های گیاهی صورت گیرد تا بتوان علاوه بر شناسایی حدود پراکنش گونه‌های گیاهی، مناطق با تناسب بیشتر برای استقرار گونه‌های مختلف را نیز شناسایی کرد و با آگاهی از دامنه پراکنش جغرافیایی گونه‌ها، علاوه بر اولویت‌بندی مناطق برای انجام عملیات اصلاحی، مدیریت مراتع را در انتخاب گونه‌های مناسب برای اصلاح مراتعی با شرایط مشابه با منطقه مورد مطالعه یاری نمود. بنابراین پژوهش حاضر با هدف ارزیابی قابلیت شبکه پرسپترون چندلایه در مدل‌سازی پیش‌بینی پراکنش

داشته باشند، نمونه برداری در نقاط دیگر از رویشگاه و در عمق‌های مشابه انجام شد (جدول ۳).

همچنین اطلاعات مربوط به طول و عرض جغرافیایی رویشگاه، ارتفاع، درصد شیب، جهت شیب و نوع سازند زمین‌شناسی ثبت شد. در آزمایشگاه خصوصیات خاک شامل سنگریزه، بافت، رطوبت اشباع، رطوبت قابل دسترس، آهک، گچ، ماده آلی، اسیدیته و هدایت الکتریکی با روش‌های استاندارد اندازه‌گیری شد (جعفری حقیقی، ۲۰۰۳). آمار توصیفی خصوصیات خاک مورد بررسی در هر رویشگاه در جدول (۴) آمده است.

متر تعیین شد (پیری صحراگرد و زارع‌چاهوکی، ۲۰۱۵). حجم نمونه نیز با توجه به تغییرات پوشش گیاهی و روش آماری تعیین شد (کوکران، ۱۹۵۴). همچنین سطح قطعات نمونه نیز با توجه به نوع گونه‌های موجود، تراکم پوشش آن‌ها و خصوصیات مورد نظر برای اندازه‌گیری، به روش سطح حداقل بین ۲ تا ۲۵ مترمربع تعیین شد (جدول ۲). در هر پلات نوع و تعداد گونه‌های گیاهی و درصد پوشش آن‌ها ثبت شد. برای نمونه برداری از خاک نیز در هر رویشگاه، شش نیمرخ حفر و از دو عمق ۰-۳۰ و ۳۰-۶۰ سانتی‌متری نمونه خاک گرفته شد. به دلیل اینکه برای تهیه نقشه خصوصیات خاک لازم است که پروفیل‌ها پراکنش مناسبی



شکل (۱): موقعیت منطقه مورد مطالعه در کشور، استان سیستان و بلوچستان و شهرستان خاش

جدول (۱): برخی از خصوصیات فیزیکی تیپ‌های گیاهی مورد بررسی در مراتع غرب تفتان

رویشگاه	گونه همراه	مساحت (هکتار)	تاج پوشش خاک لخت (%)	سنگ و سنگریزه (%)	شیب (%)	ارتفاع (متر)	بافت خاک	سازند زمین شناسی	واحد اراضی	وضعیت-گرایش
<i>H. persicum</i>	<i>Hamada salicornica</i>	۲۳۷۰۰	۲۰-۲۵	۴۰	۳۵	۱-۳	شنی-رسی و عمیق	رسوبات کواترنری	دشت آبرفتی	ضعیف-منفی
<i>Z. eurypterum</i>	<i>Artemisia sieberi</i>	۱۸۸۰۰	۲۵-۳۰	۳۵	۳۵	۳-۵	رسی-شنی؛ نسبتاً عمیق	رسوبات کواترنری	دشت آبرفتی	متوسط-منفی
<i>A. sieberi</i>	<i>Artemisia santolina</i>	۱۰۱۰۰	۲۵-۳۵	۳۵	۳۰	۵-۱۵	شنی رسی، عمق متوسط	رسوبات کواترنری	تپه ماهور	ضعیف-منفی
<i>A. scoparia</i>	<i>Amygdalus lycioides</i>	۵۵۰۰	۲۰-۲۵	۳۰	۴۵	۳۰-۴۰	لومی و شنی لومی، عمق کم	آذرین	کوهستان	ضعیف-مثبت
<i>A. aucheri</i>	<i>Acantolimon scorpius</i>	۵۷۰۰	۴۰-۵۰	۲۰	۳۰	۴۰-۶۰	شنی لومی، عمق کم	آذرین	کوهستان	متوسط-مثبت

جدول (۲): طول خطوط نمونه، فاصله بین قطعات نمونه، حجم نمونه و سطح قطعات نمونه در مراتع غرب تفتان

رویشگاه	طول خط نمونه (متر)	فاصله بین قطعات نمونه (متر)	تعداد قطعات نمونه	سطح قطعات نمونه (مترمربع)
<i>H. persicum</i>	۲۰۰	۲۰	۴۰	۲۵
<i>Z. eurypterum</i>	۲۰۰	۲۰	۴۰	۴
<i>A. sieberi</i>	۱۵۰	۱۰	۶۰	۲
<i>A. scoparia</i>	۱۵۰	۱۰	۶۰	۲۵
<i>A. aucheri</i>	۱۵۰	۱۰	۶۰	۲

جدول (۳): مختصات جغرافیایی محل حفر نیمرخ‌های خاک در هریک از رویشگاه‌های مورد بررسی در مراتع غرب تفتان

رویشگاه	نیمرخ ۱	نیمرخ ۲	نیمرخ ۳	نیمرخ ۴	نیمرخ ۵	نیمرخ ۶
<i>H. persicum</i>	۶۰°۳۵'۴۸"E, ۲۸°۲۵'۰۷"N	۶۰°۳۹'۱۷"E, ۲۸°۲۰'۳۱"N	۶۰°۴۱'۱۵"E, ۲۸°۲۳'۱۸"N	۶۰°۴۰'۵۶"E, ۲۸°۲۸'۰۵"N	۶۰°۴۵'۴۱"E, ۲۸°۲۴'۲۸"N	۶۰°۴۴'۱۶"E, ۲۸°۲۸'۰۱"N
<i>Z. eurypterum</i>	۶۰°۴۸'۳۵"E, ۲۸°۲۷'۵۶"N	۶۰°۴۵'۱۸"E, ۲۸°۲۹'۵۱"N	۶۰°۵۱'۲۳"E, ۲۸°۲۹'۴۶"N	۶۰°۴۷'۵۵"E, ۲۸°۳۱'۵۷"N	۶۰°۵۴'۰۱"E, ۲۸°۳۰'۴۳"N	۶۰°۵۰'۰۳"E, ۲۸°۳۴'۴۰"N
<i>A. sieberi</i>	۶۰°۵۵'۵۵"E, ۲۸°۳۱'۲۶"N	۶۰°۵۳'۱۶"E, ۲۸°۳۳'۱۹"N	۶۰°۵۱'۳۴"E, ۲۸°۳۵'۵۲"N	۶۰°۵۴'۱۰"E, ۲۸°۳۷'۳۳"N	۶۰°۵۵'۲۳"E, ۲۸°۳۴'۵۴"N	۶۰°۵۶'۵۶"E, ۲۸°۳۲'۵۹"N
<i>A. scoparia</i>	۶۰°۵۵'۲۵"E, ۲۸°۳۹'۱۲"N	۶۰°۵۶'۴۰"E, ۲۸°۳۸'۱۸"N	۶۰°۵۸'۵۲"E, ۲۸°۳۷'۲۸"N	۶۰°۵۷'۳۸"E, ۲۸°۳۶'۴۷"N	۶۰°۵۷'۵۰"E, ۲۸°۳۵'۲۳"N	۶۰°۵۸'۳۱"E, ۲۸°۳۴'۱۰"N
<i>A. aucheri</i>	۶۱°۰۱'۶۷"E, ۲۸°۳۷'۶۱"N	۶۱°۰۳'۳۱"E, ۲۸°۳۸'۵۷"N	۶۱°۰۳'۳۲"E, ۲۸°۳۹'۲۵"N	۶۰°۵۸'۲۳"E, ۲۸°۳۸'۵۴"N	۶۰°۵۸'۱۰"E, ۲۸°۴۰'۳۶"N	۶۰°۵۶'۱۷"E, ۲۸°۴۱'۳۱"N

جدول (۴): برخی از آمار توصیفی خصوصیات خاک رویشگاه‌های منطقه مورد مطالعه

رویشگاه	<i>H. persicum</i>	<i>Z. eurypterum</i>	<i>A. sieberi</i>	<i>A. scoparia</i>	<i>A. aucheri</i>
خصوصیت	انحراف معیار ± میانگین	انحراف معیار ± میانگین	انحراف معیار ± میانگین	انحراف معیار ± میانگین	انحراف معیار ± میانگین
آهک	۵/۰±۴۶/۹۶	۶/۰±۸۲/۵۶	۹/۱±۸۲/۴۶	۳/۱±۶۰/۰۲	۱۱/۲±۸۶/۷۴
ماده آلی	۰/۰±۶۴/۱۳	۰/۰±۵۷/۲۷	۰/۰±۵۴/۱۹	۰/۰±۳۴/۱۰	۰/۰±۲۷/۲۳
رطوبت اشباع	۳۴/۵±۱۴/۰۹	۲۷/۶±۹۰/۴۳	۲۷/۱±۹۴/۸۱	۲۶/۲±۱۷/۹۶	۲۴/۳±۷۰/۴۹
گچ	۲/۰±۸۷/۳۴	۳/۱±۳۴/۴۰	۰/۰±۳۴/۲۱	۰/۰±۱۹/۰۳	۰/۰±۰۳۶/۰۰۷
اسیدیته	۷/۰±۲۳/۱۷	۷/۰±۶۱/۳۳	۸/۰±۲۴/۳۲	۷/۰±۹۳/۱۸	۷/۰±۹۹/۲۲
هدایت الکتریکی	۰/۰±۸۲/۱۶	۰/۰±۱۴/۰۴	۰/۰±۲۲/۰۱۵	۰/۰±۱۲/۰۴۴	۰/۰±۲۲/۰۸۳
رطوبت قابل دسترس	۱۸/۳±۵۵/۲۶	۱۴/۲±۹۸/۰۲	۱۴/۲±۴۹/۱۰	۱۷/۵±۴۵/۱۲	۱۱/۲±۱۳/۹۴
سنگریزه	۲۶/۳±۵۵/۶۶	۴۵/۲±۱۴/۷۲	۵۵/۶±۶۸/۴۱	۵۰/۶±۳۴/۲۳	۵۰/۴±۳۴/۵۱
سیلت	۱۳/۱۰±۳۴/۶۶	۲۹/۴±۵۹/۹۵	۶/۲±۵۳/۹۰	۱۰/۳±۰۹/۵۵	۲۹/۴±۳۳/۹۶
رس	۱۰/۷±۸۱/۰۲	۱۰/۶±۸۴/۳۶	۱۹/۷±۳۴/۱۲	۱۰/۴±۸۹/۳۷	۱۶/۲±۳۶/۶۷
شن	۷۵/۴±۸۹/۵۸	۶۰/۷±۷۰/۵۰	۷۴/۷±۱۲/۴۶	۷۹/۴±۰۱/۴۵	۵۴/۵±۸۹/۲۷

مدل‌سازی پراکنش پوشش گیاهی

است) و مقادیر موجود (مقادیر اندازه‌گیری شده متغیرهایی که به‌عنوان ورودی مدل‌های پیش‌بینی انتخاب شدند)، نقشه پیوسته مکانی احتمال حضور و غیاب گونه‌های گیاهی در محیط سیستم اطلاعات جغرافیایی تهیه شد.

انتخاب حدود آستانه بهینه و ارزیابی میزان تطابق نقشه‌های واقعی و پیش‌بینی

بعد از انجام مدل‌سازی و تهیه نقشه پیش‌بینی، به دلیل پیوسته بودن نقشه حاصل ضروری است آستانه بهینه حضور برای گونه مورد مطالعه مشخص شود. در این مطالعه با توجه به هدف پژوهش، به منظور تعیین حد آستانه بهینه حضور، از روش حساسیت و اختصاصیت برابر استفاده و نقشه پیش‌بینی حضور و غیاب گونه‌ها تهیه شد (پیری صحراگرد و زارع چاهوکی، ۲۰۱۵). بعد از تهیه نقشه پیش‌بینی حضور و غیاب، میزان تطابق این نقشه با نقشه واقعی پراکنش گونه، از طریق محاسبه شاخص کاپا بررسی شد. این شاخص بهترین و مشهورترین شاخص برای اندازه‌گیری توافق بین فراوانی مشاهده شده (نقشه واقعی پوشش) و فراوانی موردانتظار (نقشه پیش‌بینی) است (منسورد و لیمانز، ۱۹۹۲؛ فلدینگ و بل، ۱۹۹۷؛ لیو و همکاران، ۲۰۰۵، کارل و همکاران، ۲۰۰۷).

نتایج

تدوین مدل و انتخاب مدل‌های بهینه برای هر رویشگاه

براساس نتایج حاصل از این پژوهش دقیق‌ترین مدل‌ها در همه رویشگاه‌های مورد مطالعه با استفاده از تابع انتقال تانژانت سیگموئید و قانون آموزش لونبرگ مارکواریت اخذ شد. ساختار بهترین مدل شبکه عصبی و نتایج آماری اجرای آن در جدول (۵) ارائه شده است. همان‌طور که در قبل اشاره شد متغیرهای ورودی به شبکه برای هر یک از رویشگاه‌ها براساس متغیرهای وارد شده به مدل‌های رگرسیون لجستیک انتخاب شد. بر این اساس، متغیرهای ورودی برای هر کدام از مدل‌های

بعد از جمع‌آوری داده‌ها، کمی کردن اطلاعات در دسترس و یکسان‌سازی داده‌ها، مدل‌سازی پیش‌بینی پراکنش رویشگاه گونه‌های مورد بررسی با استفاده از روش پرسپترون چندلایه انجام شد. روش پرسپترون چندلایه یکی از روش‌های متعلق به شبکه‌های عصبی مصنوعی است که می‌تواند به‌سادگی با تعریف اوزان و توابع مناسب، برای حل معادلات پیچیده غیرخطی مورد استفاده قرار گیرد. در این نوع شبکه‌ها، گره‌های لایه ورودی، نرون‌های حسی و گره‌های لایه خروجی، نرون‌های پاسخ‌دهنده نامیده می‌شوند. در لایه پنهان نیز، نرون‌های پنهان^۳ وجود دارد (منهاج، ۲۰۰۲). در این پژوهش، گره‌های لایه ورودی براساس متغیرهای وارد شده به مدل رگرسیون لجستیک و تعداد نرون لایه میانی نیز با روش آزمون و خطا تعیین شد. لایه مربوط به خروجی شامل دو نرون است که همان حضور و غیاب گونه‌هاست. پس از نرمال‌سازی داده‌های ورودی بین صفر و یک و تقسیم تصادفی داده‌ها به سه مجموعه آموزش، آزمون و اعتبارسنجی به نسبت ۶۰ و ۲۰ و ۲۰ درصد، مدل‌سازی با استفاده از نرم‌افزار MATLAB R2008a و به روش پرسپترون چندلایه انجام شد. برای انجام مدل‌سازی از قانون آموزش انتشار به عقب خطا و الگوریتم لونبرگ مارکواریت استفاده شد. این الگوریتم نسبت به سایر قانون‌های انتشار به عقب خطا نتایج دقیق‌تری را فراهم می‌آورد (هاگان و منهاج، ۱۹۹۴). مدل بهینه با استفاده از آماره میانگین مربعات خطا و پس از اجرای تعداد زیادی شبکه با ساختارهای مختلف و تغییر پارامترهای قابل تنظیم انتخاب شد. بعد از انتخاب شبکه بهینه مربوط به هر رویشگاه، از این شبکه برای پیش‌بینی احتمال حضور و غیاب گونه، در نقاطی از رویشگاه که در آن نقاط نمونه‌برداری صورت نگرفته بود، استفاده شد. در مرحله بعد، با استفاده از مقادیر پیش‌بینی شده در این نقاط (مقادیر مربوط به متغیرهای محیطی که توسط مدل پیش‌بینی بهینه برآورد شده

1. Sensory
2. Responding
3. Hidden
4. Back-Propagation error
5. Iævenberg - Marquardt
6. Hagan & Menhaj
7. Mean Square of Error

8. Monserud & Leemans

9. Fielding & Bell

10. Liu

11. Carl

1. Iævenberg - Marquardt

رویشگاه‌های *A. scoparia* و *A. sieberi* و *A. aucheri* تطابق خوب (به ترتیب $K=0/55$ و $K=0/59$ ؛ $K=0/68$) و رویشگاه *Z. eurypterum* دارای تطابق متوسط ($K=0/44$) با نقشه‌های واقعی پوشش گیاهی است (جدول ۶). علاوه بر این، مقادیر آستانه بهینه مربوط به هر یک از مدل‌ها نیز نشان می‌دهد که در بین مدل‌های حاصل برای رویشگاه‌های مختلف، مدل بهینه ارائه‌شده برای رویشگاه‌های *Z. eurypterum* ضعیف‌ترین مدل است، زیرا با لحاظ کردن حد آستانه بهینه $0/5$ نیز توانایی مدل در تشخیص حضور و غیاب گونه از $0/44$ فراتر نرفته است، این در حالی است که مدل ارائه‌شده برای رویشگاه *H. persicum* با آستانه بهینه حضور $0/7$ دقیق‌ترین مدل در طبقه‌بندی حضور و غیاب گونه در این رویشگاه است (جدول ۶). این بدان معنی است که مدل پیش‌بینی مربوط به این رویشگاه قدرت تمایز بالایی در تشخیص حضور و غیاب گونه موردنظر دارد. نقشه‌های پیش‌بینی حاصل از مدل‌های پرسپترون چندلایه مربوط به رویشگاه‌های مورد بررسی و نقشه واقعی مربوط به این رویشگاه‌ها برای مقایسه میزان تطابق در شکل (۲) ارائه شده است.

شبکه عصبی مصنوعی با توجه به نوع رویشگاه متفاوت بود. متغیرهای ورودی به مدل‌های مربوط به هر رویشگاه به تفکیک، در جدول (۵) آمده است. علاوه بر این، نتایج نشان داد که تعداد بهینه نرون لایه پنهان در هر رویشگاه از رویشگاه دیگر متفاوت است. ساختار بهینه مربوط به هر یک از رویشگاه‌ها نیز در جدول (۵) آمده است. در مدل‌های بهینه مربوط به رویشگاه‌های مورد بررسی، بیشترین تعداد نرون مربوط به رویشگاه *A. scoparia* (۱۲ نرون در لایه پنهان) و کمترین تعداد نرون (۶ نرون) مربوط به مدل پیش‌بینی رویشگاه *A. aucheri* است. ارزیابی عملکرد شبکه‌ها با استفاده از میانگین مربعات خطا و ضریب تبیین نیز نشان می‌دهد که مدل‌های حاصل برای هر یک از رویشگاه‌های مورد بررسی عملکرد قابل قبولی دارد.

ارزیابی میزان تطابق بین نقشه‌های پیش‌بینی حاصل از مدل‌های پرسپترون چندلایه با نقشه‌های واقعی

مقادیر شاخص کاپای محاسبه‌شده نشان می‌دهد که میزان انطباق نقشه‌های حاصل از مدل‌های پیش‌بینی با نقشه‌های واقعی برای رویشگاه *H. persicum* دارای تطابق خیلی خوب ($K=0/8$)؛

جدول (۵): ساختار مدل بهینه رویشگاه‌ها و نتایج آماری اجرای آن به همراه پارامترهای ورودی به مدل هر یک از رویشگاه‌های مورد بررسی

نام رویشگاه	تعداد متغیرهای ورودی	نام متغیرهای ورودی	معماری شبکه خروجی / میانی / ورودی	تعداد لایه پنهان	تابع انتقال	قانون آموزش	MSE	R ²
<i>H. persicum</i>	۳	درصد شن، ماده آلی و ارتفاع	۳:۱۱:۲	۱	tansig	LM	۰/۰۰۸۲	۰/۸۳
<i>Z. eurypterum</i>	۲	گچ عمق دوم، سیلت عمق اول	۲:۷:۲	۱	tansig	LM	۰/۰۰۳	۰/۹۵
<i>A. sieberi</i>	۲	آهک عمق اول، اسیدپته عمق دوم	۲:۹:۲	۱	tansig	LM	۰/۰۰۳۷	۰/۸
<i>A. scoparia</i>	۳	سازند زمین شناسی، درصد شیب و درصد شن عمق اول	۳:۱۲:۲	۱	tansig	LM	۰/۰۴۴۹	۰/۷۶
<i>A. aucheri</i>	۲	ارتفاع و آهک عمق اول	۲:۶:۲	۱	tansig	LM	۰/۰۰۶۸	۰/۹۸

LM: نشانه اختصاری قانون آموزش لونیگ مارکوارت است.

جدول (۶): آستانه بهینه حضور و میزان تطابق نقشه‌های پیش‌بینی حاصل از مدل‌های پرسپترون چندلایه با نقشه واقعی در هر رویشگاه

ردیف	رویشگاه	آستانه بهینه حضور	ضریب کاپا	توافق بین نقشه واقعی و پیش‌بینی
۱	<i>H. persicum</i>	۰/۷	۰/۸	خیلی خوب
۲	<i>Z. eurypterum</i>	۰/۵	۰/۴۴	متوسط
۳	<i>A. sieberi</i>	۰/۸	۰/۵۹	خوب
۴	<i>A. scoparia</i>	۰/۵	۰/۵۵	خوب
۵	<i>A. aucheri</i>	۰/۶	۰/۶۸	خوب



شکل (۲): نقشه پیش‌بینی رویشگاه‌های مورد بررسی حاصل از مدل پرسپترون چندلایه و انطباق آن با نقشه واقعی پوشش گیاهی در مراتع غرب تفتان (نقشه پیش‌بینی با رنگ سبز نشان داده شده است).

بحث و نتیجه گیری

بررسی نتایج نشان می‌دهد که براساس مقادیر ضریب تبیین، همبستگی بین مقادیر واقعی و مقادیر برآوردشده، حاصل از مدل‌های پیش‌بینی بالاست. حداکثر و حداقل ضریب همبستگی به ترتیب مدل پیش‌بینی مربوط به رویشگاه‌های *A. aucheri* و *A. scoparia* اختصاص دارد (۰/۹۸ و ۰/۷۶). علاوه بر این، مقادیر مربوط به آماره میانگین مربعات خطا که تفاضل بین مقادیر واقعی و مقادیر برآوردشده را ارزیابی می‌کند، برای همه رویشگاه‌های مورد بررسی نزدیک به صفر است، بنابراین عملکرد پیش‌بینی مدل‌ها در سطح قابل قبولی قرار دارد. همچنین با توجه به اینکه در تعیین معماری بهینه شبکه با افزایش لایه پنهان از ۱ به ۴ در هر پنج مدل پیش‌بینی، مقدار میانگین مربعات خطا کاهش نمی‌یابد و کمترین مقدار این آماره با یک لایه پنهان حاصل می‌شود، بنابراین، برای هر پنج مدل پیش‌بینی، شبکه عصبی با یک لایه پنهان به‌عنوان بهترین شبکه انتخاب شد. این یافته با نتایج پژوهش فقیه (۲۰۰۹) همخوانی دارد. نتایج همچنین نشان داد که دقیق‌ترین مدل پیش‌بینی برای همه گونه‌های گیاهی با استفاده از تابع انتقال سیگموئید و قانون آموزش لونبرگ مارکووات حاصل می‌شود. همسو با یافته این پژوهش، گزارش شده است که از آنجاکه مشتق تابع سیگموئید برحسب مقدار خود تابع قابل بیان است، در اغلب موارد استفاده از این تابع به عنوان تابع انتقال مناسب است (منهاج، ۲۰۰۲).

علاوه بر این، نتایج حاصل از این پژوهش نشان داد که نقشه پیش‌بینی حاصل از مدل‌های پرسپترون چندلایه برای همه گونه‌های مورد بررسی به‌جز گونه *Z. eurypetrum* دارای تطابق خیلی خوب و خوب با نقشه واقعی پوشش گیاهی است. براساس نتایج حاصل، نقشه پیش‌بینی مربوط به رویشگاه *H. persicum* دارای بیشترین میزان انطباق در بین نقشه‌های پیش‌بینی حاصل است. به بیان دیگر، متغیرهای ورودی انتخاب‌شده برای این گونه (درصد شن، ماده آلی عمق اول و ارتفاع) از متغیرهایی هستند که بیشترین تأثیر را در پراکنش گونه مذکور دارند و متغیرهای کنار گذاشته‌شده از تحلیل متغیرهایی هستند که مدل پیش‌بینی این گونه با یازده نرون در لایه پنهان، حساسیت کمتری به حذف این متغیرها داشته و توانسته است

برآورد دقیقی از حدود پراکنش این گونه ارائه دهد. گزارش شده است که بافت خاک بر استقرار گونه‌های مختلف جنس تاغ دارای تأثیر معنی‌دار است (اختصاصی، ۲۰۰۳). همچنین زیادبودن ماده آلی در لایه سطحی خاک تاغ‌زارها به دلیل تبادل زیاد مواد آلی از طریق اندام‌های هوایی درختچه‌های تاغ نیز به‌عنوان یکی دیگر از عوامل تأثیرگذار در پراکنش و استقرار این گونه معرفی شده است (اختصاصی، ۲۰۰۳؛ محمودی و همکاران، ۲۰۱۲).

دقیق‌ترین مدل پیش‌بینی برای گونه *A. aucheri* مدلی بود که دارای دو نرون در لایه ورودی و ۶ نرون در لایه پنهان بود. میزان تطابق نقشه پیش‌بینی حاصل از این مدل با نقشه واقعی برای این رویشگاه ($K=0/68$) گویای آن است که مدل پیش‌بینی ارائه‌شده براساس متغیرهای ورودی شامل ارتفاع از سطح دریا و درصد آهک در عمق اول خاک، بخش قابل توجهی از تغییرات مربوط به پراکنش این گونه را در منطقه مورد مطالعه برعهده دارند و دیگر متغیرها دارای اهمیت کمتری در پراکنش گونه مذکور هستند. به عبارت دیگر، مدل پیش‌بینی متشکل از این متغیرها توانسته است با بهره‌گیری از متغیرهای ورودی، شبیه‌سازی را با کمترین خطای ممکن انجام دهد و نقشه پیش‌بینی دقیقی را فراهم آورد. تأثیر ارتفاع بر پراکنش این گونه در مطالعات متعددی گزارش شده است (حسینی و همکاران، ۲۰۱۳؛ پیری‌صحراگرد و زارع چاهوکی، ۲۰۱۵). علاوه بر این، تأثیر توأم ارتفاع از سطح دریا به همراه میزان آهک خاک در پراکنش رویشگاه این گونه در مراتع پشتکوه استان یزد نیز گزارش شده است (زارع‌چاهوکی، ۲۰۰۶).

تعداد نرون لایه ورودی و میانی برای رویشگاه *A. sieberi* به ترتیب ۳ و ۹ نرون بود. نقشه پیش‌بینی حاصل از این مدل نیز تطابق خوب با نقشه واقعی پوشش گیاهی نشان داد ($K=0/59$). این میزان انطباق نشان می‌دهد که با توجه به اعتبار مدل پیش‌بینی (میانگین مربعات خطای ۰/۸) متغیرهای ورودی به مدل (آهک عمق اول و اسیدیته عمق دوم خاک) تنها توانسته است بیش از نیمی از تغییرات مرتبط با پراکنش این گونه را توجیه کند. به بیان دیگر، در بین متغیرهای کنار گذاشته‌شده از تحلیل متغیرهای مهمی بوده‌اند که باید در مدل پیش‌بینی این

مدل پیش‌بینی حاصل نتوانسته است پراکنش رویشگاه این گونه را به دقت شبیه‌سازی کند. در چنین مواردی ضروری است که در انتخاب متغیرهای ورودی بازبینی صورت گیرد و از آنالیز حساسیت برای شناسایی داده‌های ورودی غیر مرتبط و حذف آن‌ها استفاده شود. واضح است که انجام این مهم، در اغلب موارد دقت مدل را افزایش می‌دهد (فقیه، ۲۰۰۹؛ پیری صحراگرد و زارع چاهوکی، ۲۰۱۵).

نتایج حاصل از مدل‌سازی پراکنش به روش پرسپترون چندلایه نشان داد که مقادیر آستانه بهینه‌حضور برای همه مدل‌های پیش‌بینی بالا است. این موضوع بدان معنی است که مدل‌های پیش‌بینی حاصل از این روش به دلیل کیفیت بالا، در تشخیص حضور و غیاب گونه‌ها از قابلیت تمایز بالایی برخوردارند و با افزایش حد آستانه بهینه، از دقت این مدل‌ها کاسته نمی‌شود. در تأیید این یافته گزارش شده است که آستانه بهینه‌حضور در مدل‌های پیش‌بینی تابعی از کیفیت مدل است (زارع چاهوکی و همکاران، ۲۰۱۶). علاوه بر این، عملکرد پیش‌بینی مدل‌ها تحت تأثیر روش مورد استفاده برای تعیین حدود آستانه بهینه قرار می‌گیرد و بخشی از خطاها و عدم قطعیت‌ها نیز در مدل‌های پیش‌بینی ناشی از رویکرد مورد استفاده جهت تعیین حدود آستانه بهینه است. از این رو با در نظر داشتن یافته این پژوهش می‌توان گفت که در مواردی که هدف شناسایی مناطقی با حداکثر تناسب برای استقرار یک گونه در معرض خطر انقراض یا یک گونه نادر است، به دلیل دقت بالای مدل‌های پرسپترون چندلایه، می‌توان از این مدل‌ها برای شناسایی مناطقی با بیشترین میزان تناسب جهت استقرار یک گونه خاص یا گونه‌های پیشنهادی برای اصلاح پوشش گیاهی یک منطقه استفاده کرد. روشن است که تبلور این مهم، در افزایش شانس موفقیت برنامه‌های اصلاحی مدیریت پوشش گیاهی متجلی خواهد شد، زیرا به دلیل بالابودن حد آستانه بهینه و در نتیجه، بالابودن دقت احتمالات پیش‌بینی شده توسط مدل‌های حاصل از این روش، خطر انتخاب مناطق با شایستگی پایین، به دلیل شناسایی مناطقی با بالاترین نرخ تناسب کاهش خواهد یافت (پیرس و فریر، ۲۰۰۰). در مطالعات متعددی

گونه در نظر گرفته می‌شد و حذف آن‌ها دقت پیش‌بینی مدل را کاهش داده است. همچنان که در مطالعات دیگر علاوه بر متغیر آهک، درصد سنگریزه نیز یکی از عوامل مؤثر در استقرار و پراکنش این گونه معرفی شده است (پیری صحراگرد و همکاران، ۲۰۱۴). تأثیر خصوصیات خاک مانند مقدار آهک و همچنین اسیدیته خاک در پراکنش این گونه در مراتع قم و سمنان نیز گزارش شده است (زارع چاهوکی و همکاران، ۲۰۱۲؛ پیری صحراگرد و زارع چاهوکی، ۲۰۱۶).

دقیق‌ترین مدل پیش‌بینی برای رویشگاه *A. scoparia* از مدلی حاصل شد که دارای سه نرون در لایه ورودی و ۱۲ نرون در لایه میانی بود. نقشه پیش‌بینی حاصل از این مدل برای این گونه نیز دارای تطابق خوب با نقشه واقعی این رویشگاه است ($K=0/55$). متغیرهای ورودی به مدل پیش‌بینی این رویشگاه شامل سازند زمین‌شناسی، درصد شیب و درصد شن عمق اول بود. گزارش شده است که عوامل وارد شده به مدل پیش‌بینی این گونه از عوامل مهم و تأثیرگذار در پراکنش گونه مذکور هستند (توکلی نکو و همکاران، ۲۰۱۱؛ پیری صحراگرد و همکاران، ۲۰۱۵). در مطالعات دیگری نیز علاوه بر متغیرهای مورد اشاره، متغیرهای دیگری مانند جهت شیب و ارتفاع از سطح دریا از عوامل تأثیرگذار در پراکنش این گونه معرفی شده‌اند (گودرزی و همکاران، ۲۰۱۲). چه بسا وارد شدن این متغیرها به مدل پیش‌بینی پراکنش این گونه، می‌توانست منجر به ارائه مدل پیش‌بینی دقیق‌تر و در نتیجه، تهیه نقشه‌ای با میزان تطابق بیشتر شود.

در بین مدل‌های پیش‌بینی ارائه شده، ضعیف‌ترین مدل پیش‌بینی متشکل از دو متغیر ورودی (گچ عمق دوم و سیلت عمق دوم) و ۷ نرون در لایه پنهان مربوط به گونه *Z. euryptherum* است. نقشه پیش‌بینی به دست آمده از این مدل دارای تطابق متوسط با نقشه واقعی پوشش گیاهی است. با توجه به نتایج، می‌توان گفت که متغیرهای ورودی به مدل نتوانسته است پراکنش این گونه را به خوبی توجیه کند و متغیرهای دیگری هستند که کنار گذاشتن آن‌ها از تحلیل منجر به کاهش دقت مدل پیش‌بینی شده است. به عبارت دیگر، متغیرهای ورودی به مدل پیش‌بینی به درستی انتخاب نشده‌اند و در نتیجه

دقت مدل‌ها در پیش‌بینی پراکنش مکانی گونه‌های گیاهی، علاوه بر خصوصیات توپوگرافی و خاک‌شناسی از اطلاعات کمی دیگر مانند اطلاعات اقلیمی و تصاویر ماهواره‌ای نیز استفاده شود. همچنین با توجه به تنوع در الگوریتم‌های مختلف آموزش شبکه عصبی مصنوعی، ضروری است که عملکرد الگوریتم‌های مختلف آموزش شبکه به‌همراه تأثیر توابع انتقال مختلف بر دقت پیش‌بینی مدل‌ها نیز مورد ارزیابی قرار گیرد. علاوه بر این، به دلیل اینکه، استفاده از چرخه تکرار در فرایند مدل‌سازی، علاوه بر افزایش درک کاربران از محدودیت‌ها و توانایی‌های مدل، امکان استفاده مطمئن‌تر از خروجی مدل‌ها را نیز در پی خواهد داشت، ضروری است که این روش در مورد گونه‌های مختلف با حدود آشیان‌های مختلف و در مناطق مختلف اقلیمی مورد استفاده قرار گیرد و سپس در مورد کفایت این روش برای مدل‌سازی پیش‌بینی پراکنش گونه‌های گیاهی در گستره‌های جغرافیایی وسیع‌تر تصمیم‌گیری شود.

سپاسگزاری

این پژوهش در قالب طرح پژوهشی شماره ۹۴-۴۰ و با حمایت مالی دانشگاه زابل انجام شده است. بدین وسیله از معاونت پژوهشی و فناوری دانشگاه زابل سپاسگزاری می‌شود.

گزارش شده است که روش شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با دیگر روش‌ها در مدل‌سازی پراکنش گونه‌های گیاهی عملکرد بهتری دارد (مانل^۱ و همکاران، ۱۹۹۹؛ سگورادو و آراخو، ۲۰۰۴؛ اینگرام^۲ و همکاران، ۲۰۰۵، میلیس و هانلی^۳، ۲۰۰۷؛ بدیا و همکاران، ۲۰۱۱؛ زارع‌چاهوکی و همکاران، ۲۰۱۲؛ پیری‌صحراگرد و زارع‌چاهوکی، ۲۰۱۶). نتایج این مطالعات با یافته این پژوهش درباره عملکرد شبکه‌های عصبی مطابقت دارد. این مهم می‌تواند به دلیل قابلیت‌های ویژه این روش مانند قابلیت تشخیص الگو باشد که امکان مدل‌سازی روابط غیرخطی بین عوامل محیطی و پراکنش گونه‌های گیاهی را فراهم می‌آورد. بنابراین می‌توان از این روش برای پیش‌بینی پراکنش گونه‌های مختلف گیاهی در سطح مراتع بهره‌گرفت (میلیس و هانلی، ۲۰۰۵).

در مجموع با توجه به نتایج این پژوهش می‌توان گفت که روش شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌طور عام و مدل‌های پرسپترون چندلایه به‌طور خاص، به دلیل قابلیت‌های ویژه می‌تواند احتمال حضور گونه‌های گیاهی را با دقت بالایی در گستره مراتع پیش‌بینی کند. به دلیل محدودیت در تعداد داده‌های مربوط به متغیرهای تأثیرگذار در مطالعات بوم‌شناختی که در نهایت باعث کاهش دقت مدل‌های پیش‌بینی حاصل از روش‌های مختلف می‌شود، پیشنهاد می‌گردد به‌منظور افزایش

منابع

1. Abbasi, M., Zare Chahouki, M.A. 2014. Modeling of potential habitat for *Stipa barbata* and *Agropyron intermedium* species using artificial neural network model in rangeland of Central Taleghan. *Journal of Renewable Natural Resources* 5 (2): 45-56.
2. Aertsen, W., Kint, J.V., Muys, B. 2010. Comparison and ranking of different modelling techniques for prediction of site index in Mediterranean mountain forests. *Ecological Modeling* 221: 1119-1130.
3. Basheer, I. A., Hajmeer, M. 2000. Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application, *Journal of Microbiological Methods* 43: 3-31.
4. Bedia, J., Busque, J., Gutierrez, J.M. 2011. Predicting plant species distribution across an alpine rangeland in northern Spain. A comparison of probabilistic methods. *Applied Vegetation Science* 14: 415-432.
5. Carl, J., Kuhn, I. 2007. Analyzing spatial autocorrelation in species distributions using gaussian and logit models. *Ecological Modelling* 207: 159-170.
6. Cochran, W.G. 1954. The combination of estimates from different experiments. *Biometrics* 10:101-129.
7. Ebrahimi, M., Masoodipour, A., Rigi, M. 2015. Role of Soil and Topographic Features in Distribution of Plant Species (Case study: Sanib Taftan Watershed), *Ecopersia* 3 (1): 917-932.

1. Manel
2. Ingram
3. Melesse & Hanley

8. Ekhtesasi, M.R. 2003. Determination of the minimum density of *Haloxylon* seedling in order to design tree windbreaks and wind erosion control in central Iran. Proceedings of Nationalconference of the *Haloxylon* and planting of *Haloxylon* in Iran, Kerman, 2-3 Pp.
9. Faghih, H. 2009. Evaluation of artificial neural network and genetic algorithm optimization to estimation of monthly precipitation data (Case Study: Kurdistan Region). *Journal of Science and Technology of Agriculture and Natural Resources, Soil and Water Science* 14 (51): 42-27.
10. Fielding, A.H., Bell, J. 1997. A Review of Methods for the Assessment of Prediction Errors in Conservation Presence/Absence Models, *Environment Conservation Journal*, 24; 38-49.
11. Franklin, J. 1995. Predictive Vegetation Mapping: Geographic Modelling of Biospatial Patterns in Relation to Environmental Gradients, *Progress in Physical Geography* 19(4): 474-499.
12. Goodarzi, Gh. R., Sagheb-Talebi, Kh., Ahmadloo, F. 2012. The study of effective factors on Almond (*Amygdalus scoparia* Spach.) distribution in Markazi province. *Iranian Journal of Forest* 4(3): 209-220.
13. Guisan, A., Theurillat, J. 2000. Equilibrium modeling of alpine plant distribution: how far can we go? *Phytocoenologia* 30:353-384.
14. Hagan, M. T., Menhaj, M. B. 1994. Training feed forward networks with the Marquardt algorithm. *IEEE Trans on Neural Networks* 5: 989-993.
15. Heaton, J. 2010. *Programming Neural Networks with Encog2 in C#*. Heaton Research, Inc.
16. Hilbert, D.W., Ostendorf, B. 2001. The utility of artificial neural networks for modeling the distribution of vegetation in past, present and future climates. *Ecological Modelling* 146:311-327.
17. Hirzel, A., Guisan, A. 2002: Which is the optimal sampling strategy for habitat suitability modelling. *Ecological Modelling* 157:331-41.
18. Hosseini, S. Z., Kappas. M., Zare Chahouki. M. A., Gerold, G., Erasmi. S., Rafiei Emam, A. 2013. Modelling potential habitats for *Artemisia sieberi* and *Artemisia aucheri* in Poshtkouh area, central Iran using the maximum entropy model and geostatistics, *Ecological Informatics* 18, 61-68.
19. Ingram, J.C., Dawson, T.P., Whittaker, R.J. 2005. Mapping tropical forest structure in southeastern Madagascar using remote sensing and artificial neural networks. *Remote Sensing of Environment* 94:491-507.
20. Jafari Haghighi, M. 2003. *Methods of soil analysis: sampling and Physical and chemical analysis with emphasis on the theoretical and practical importance*. Tehran University Press, 236 pages.
21. Lawler, J.J., White, D., Neilson, R. P., Blaustein, A. R. 2006. Predicting climate-induced range shifts: model differences and model reliability. *Global Change Biology* 12:1568-1584.
22. Liu, C., Berry, P. M., Dawson, T. P., Pearson, R.G. 2005. Selecting thresholds of occurrence in the prediction of species distributions, *Ecography* 28:385-393.
23. Mahmoudi, A.A., Zahedi, Gh., Etemad, V. 2012. The investigation on the relationship between soil physical and chemical properties and succulence of natural and planted saxaul (*Haloxylon* spp) (Case study: Hosseinabad plain, Southern Khorasan province). *Iranian Journal of Forest* 4(4): 289-299.
24. Manel, S., Dias, J. M., Ormerod, S.J., 1999. Comparing discriminant analysis, neural networks and logistic regression for predicting species distributions: a case study with a Himalayan river bird. *Ecological Modelling* 120: 337-347.
25. Melesse, A.M., Hanley, R.S. 2005. Artificial neural network application for multi-ecosystem carbon flux simulation. *Ecological Modelling* 189: 305-314.
26. Menhaj, M.B. 2002. *Functional Neural Networks*. Amirkabir University of Technology Publisher. Second edition, 715p.
27. Monserud, R. A., Leemans, R. 1992. Comparing global vegetation maps with the Kappa statistic. *Ecological Modelling* 62: 275-293.
28. Pearce, J., Ferrier, S. 2000. Evaluating the predictive performance of habitat models developed using logistic regression. *Ecological Modelling* 133:225-45.
29. Pearson, R. G. 2007. Species distribution modeling conservation educators and practitioners. Synthesis. New York: American Museum of Natural History.
30. Pearson, R., Dawson, T. P., Liu, C. 2004. Modelling species distributions in Britain: a hierarchical integration of climate and land-cover data. *Ecography* 27: 285-298.

31. Piri sahragard, H. 2014. Evaluation of statistical models efficiency to predict the distribution of plant Species, (Case study: Qum Province Rangelands), PhD thesis of range management, faculty of natural resources, University of Tehran, 157 pages.
32. Piri sahragard, H., Zare Chahouki M.A., H. Azarnivand. 2014. Modelling of plant species distribution in the Hoze sultan west rangelands of by Logistic regression analysis. *Journal of range management* 1 (1): 15-25.
33. Piri sahragard, H., Zare Chahouki, M.A. 2015. An evaluation of predictive habitat models performance of plant species in Hoze sultan rangelands of Qom province. *Ecological Modelling* 309-310: 64-71.
34. Piri sahragard, H., Zare Chahouki, M. A., Azarnivand, H. 2015. Application of logistic regression in preparation of predictive distribution map of plant species habitats (Case study: Khalajestan rangelands of Qum province), *Rangeland journal* 9 (3): 222-234.
35. Piri sahragard, H., Zare Chahouki, M.A., Azarnivand, H. 2015. Modelling of plant species distribution in arid regions using Artificial Neural Networks (ANN). (Case Study: Hoze Soltan rangelands of Qom province). *Desert Management* 4: 27-40.
36. Piri sahragard, H., Zare Chahouki M. A. 2016. Comparison of logistic regression and machine learning techniques in prediction of habitat distribution of plant species. *Range Management & Agroforestry* 37 (1) : 21-26.
37. Piri Sahrargard, H., Zare Chahouki, M.A. 2016. Modeling of *Artemisia sieberi* Besser Habitat Distribution Using Maximum Entropy Method in Desert Rangelands, *Journal of Rangeland Science* 6(2): 93- 101.
38. Rigi, M., Naruie, A. 2007. *A plan on desert management in Khash plant area*, the Department of Natural Resources and Watershed Sistan and Baluchestan, 104 Pp.
39. Segurado, P., Araújo, M. 2004. An evaluation of methods for modelling species distributions. *Journal of Biogeography* 31,15: 55-69.
40. Tavakoli Neko, H., Pourmeydani, A., Adnani, S.M., Sagheb-Talebi, Kh. 2012. Impact of some important ecological factors on presence of mountain Almond (*Amygdalus scoparia* Spach.) in Qom province, Iran. *Iranian Journal of Forest and Poplar Research* 19 (4): 523-542.
41. Zare Chahouki, M.A. 2006. Modelling the spatial pattern of plant species in arid and semi-arid rangelands (Case study: Poshtkouh region of Yazd province), Ph.D. thesis. 180 P.
42. Zare Chahouki, M. A., Khalasi Ahvazi, L., Azarnivand, H. 2012. Comparison of three modeling approaches for predicting plant species distribution in mountainous scrub vegetation (Semnan rangelands, Iran), *Polish Journal of Ecology* 60 (2): 105-117.
43. Zare Chahouki, M. A., Piri Sahrargard H, Naghilou, M. 2016. Determination of Occurrence Optimal Thresholds in the Predictive Models of Plant Species Distribution (Case study: Rangelands of Nir region of Yazd province), *Desert Ecosystem Engineering Journal* 5(10): 1-12.

An Estimation of Spatial Distribution Domain of Plant Species Using Artificial Neural Networks in West Rangelands of Taftan

Hossein Piri Sahragard^{1*} and Jamshid Piri²

Received: 15/7/2016

Accepted: 7/10/2016

Abstract

This study aimed to estimate of spatial distribution scope of plant species and preparation of predictive distribution maps of plant species using Artificial Neural Network (ANN) in Taftan west rangelands of Khash city. To this end, vegetation sampling was carried out by random-systematic method after identification and separation of plant species habitats. In order to sample the soil at each habitat, eight holes was drilled and samples were taken from 0-30 and 30-60 cm depths. Habitats distribution of plant species was modeled using multilayer perceptron after measurement of soil characteristic in the lab and providing of environmental variable maps including physiographic characteristic (slope, aspect and elevation), geological formation and soil physical and chemical properties using GIS and Geostatistics. Simulation of presence and absence probability was conducted after selection of optimal predictive model for each plant species. Then the optimal threshold was determined using equal sensitivity and specificity method and were examined the compliance between predicted and actual maps by calculating kappa index. Based on Kappa value, the agreement of predicted and actual map was very good for the habitats of *Haloxylon persicum*. Moreover, predictive maps of *Artemisia aucheri*, *Artemisia sieberi* and *Amygdalus scoparia* habitats have good agreement with actual maps of these species. As well as, correspondence of predictive and actual map of *Zygophyllum euryptherum* was assessed at moderate level. These results indicate that multilayer perceptron method (MLP) is capable to provide precise prediction models through data mining rules and modeling of nonlinear processes. Besides cost and time saving of research, this can lead to precise prediction of geographic scope of plant habitat distribution, as a result will increase success possibility of rehabilitation plans in the rangelands.

Key words: Spatial Distribution, Multilayer Perceptron, Presence Optimal Threshold, Kappa Index, West Rangelands of Taftan.

1. Assistant Professor, Range and Watershed department, Soil and Water College, University of Zabol, Email: hpirys@uoz.ac.ir
2. Department of Water Engineering, Soil and Water College, University of Zabol