

مدل‌سازی پراکنش مکانی *Stipa barbata* و *Agropyron intermedium* با روش شبکه عصبی مصنوعی در مراتع طالقان میانی

محبوبه عباسی^۱ و محمدعلی زارع چاهوکی^{۲*}

(۱) گروه مرتع‌داری، دانشکده منابع طبیعی دانشگاه تهران، تهران، ایران.

(۲) گروه احیاء مناطق خشک و کوهستانی، دانشکده منابع طبیعی دانشگاه تهران، تهران، ایران. * رایانامه نویسنده مسئول: mazare@ut.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۹۳/۰۵/۰۳

تاریخ دریافت: ۹۲/۱۲/۱۱

چکیده

هدف از این تحقیق تهیه نقشه پیش‌بینی پراکنش مکانی دو گونه *Stipa barbata* و *Agropyron intermedium* با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی است. اطلاعات پوشش گیاهی و عوامل رویشگاهی شامل اقلیم، خاک، پستی و بلندی و خصوصیات زمین‌شناسی جمع‌آوری شدند. نمونه‌برداری در تیپ‌های گیاهی به روش تصادفی سیستماتیک از طریق پلات‌گذاری در امتداد سه ترانسکت ۱۵۰ متری انجام شد. سطح پلات‌ها با توجه به نوع گونه‌های موجود به روش سطح حداقل (یک مترمربع) و تعداد آنها با توجه به تغییرات پوشش گیاهی و روش آماری برابر ۱۵ پلات در امتداد هر ترانسکت تعیین شد. یک پروفیل در ابتدا و انتهای هر ترانسکت حفر و نمونه خاک تا عمق ۳۰ سانتی‌متر برداشت شد. خصوصیات خاک شامل سنگریزه، بافت، آهک، ماده آلی، اسیدیته، هدایت الکتریکی، فسفر، نیتروژن و پتاسیم در آزمایشگاه اندازه‌گیری شد. نقشه عوامل محیطی با استفاده از روش زمین‌آمار تهیه شد. نقشه پیش‌بینی رویشگاه گونه‌های مورد بررسی توسط شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس‌انتشار خطا طراحی شد. صحت مدل برای رویشگاه دو گونه *A. intermedium* و *S. barbata* بر اساس نتایج آزمون شبکه برابر ۹۸/۷ و ۹۷/۶ به دست آمد. نتایج نشان داد که پارامترهای اقلیمی و خاکی به کار رفته در تشکیل مدل نهایی در این تحقیق، توانایی لازم را در پیش‌بینی توزیع بالقوه گونه‌های مورد بررسی داشتند. همچنین با توجه به نتایج ارزیابی مدل‌ها با ضریب کاپا، مدل شبکه عصبی موقعیت رویشگاه دو گونه *A. intermedium* و *S. barbata* را به ترتیب در سطوح عالی و خوب (ضریب کاپای ۰/۹۵ و ۰/۷۰ درصد) پیش‌بینی کرد، بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که مدل شبکه عصبی دقت بالایی را در پیش‌بینی پراکنش مکانی دو گونه مورد بررسی در طالقان میانی دارد.

واژه‌های کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی، نقشه پیش‌بینی، مراتع طالقان، *Stipa barbata* *Agropyron intermedium*

مقدمه

روش‌های آماری و سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS) وارد عرصه علم بوم‌شناختی گیاهی شده است (Guisan & Zimmermann, 2000). مدل‌سازی پیش‌بینی توزیع مکانی امروزه می‌تواند مناطقی در یک محدوده مشخص که قادر به رفع نیازهای مربوط به آشیان بوم‌شناختی گونه‌ها هستند را مشخص یا بخشی

تعیین وضعیت پراکنش گونه‌ها و رویشگاه‌های تحت اشغال آنها در سال‌های اخیر از اهمیت بسزایی در برنامه‌های حفاظتی و مدیریت گونه‌ها برخوردار شده است (Pearson et al., 2007). تهیه نقشه‌های پیش‌بینی پراکنش مکانی گونه‌های گیاهی بر پایه مدل‌سازی آشیان بوم‌شناختی همگام با توسعه

تصمیم‌گیری و شبکه عصبی مصنوعی برای تعیین حضور گونه *Salmo marmoratus* استفاده کردند که البته شبکه عصبی در نتایج به دست آمده از کارایی بیشتری نسبت به مدل‌های دیگر برای تصمیم‌گیری و مدیریت حفاظت بود (Tirelli et al., 2009). مطالعه دیگری کارایی شش روش مدل‌سازی را برای پیش‌بینی توزیع ۱۵ گونه گیاهی در یک مرتع آلپی مقایسه نمود که نتایج این مقایسه بیانگر آن بود که شبکه عصبی در بیشتر موارد از نتایج پیش‌بینی بهتری نسبت به سایر مدل‌ها برخوردار است (Bedia et al., 2011). مکاریان و روحانی (۱۳۸۹) در پژوهشی به منظور ترسیم نقشه پراکنش گیاه *Hordeum glaucum* از یک مدل شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه‌ای استفاده کردند. نتایج بررسی این پژوهشگران نشان داد که شبکه عصبی آموزش دیده دارای قابلیت بالایی برای پیش‌بینی جمعیت *H. glaucum* در نقاط نمونه‌برداری نشده بود.

تاکنون روش شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی توزیع مکانی گونه‌ها و تفکیک پوشش‌های گیاهی در روش‌های سنجش از دور مورد استفاده قرار گرفته و در سال‌های اخیر کاربرد گسترده‌ای در مدل‌سازی توزیع مکانی گونه‌ها داشته است (Moisen & Frescino, 2002; Frescino, 2002; Olden et al., 2008; Parviainen et al., 2009; Zare Chahouki et al., 2012b). مدل‌سازی پراکنش گونه‌های گیاهی می‌تواند در مکان‌یابی مناطق مستعد جهت احیای رویشگاه‌های بالقوه گونه‌های مهم کمک شایانی نماید. مطالعه حاضر بر این اساس به تهیه نقشه پیش‌بینی پراکنش مکانی دو گونه *Stipa barbata* و *Agropyron intermedium* بر اساس داده‌های حضور این گونه‌ها و عوامل محیطی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) پرداخت.

از پراکنش قابلیت گونه‌ها را برآورد کند (Anderson Zare Chahouki & Khalasi Ahvazi, et al., 2003, 2012a). امروزه روش‌های زیادی برای مدل‌سازی پراکنش مکانی گونه‌های گیاهی مورد استفاده قرار می‌گیرند.

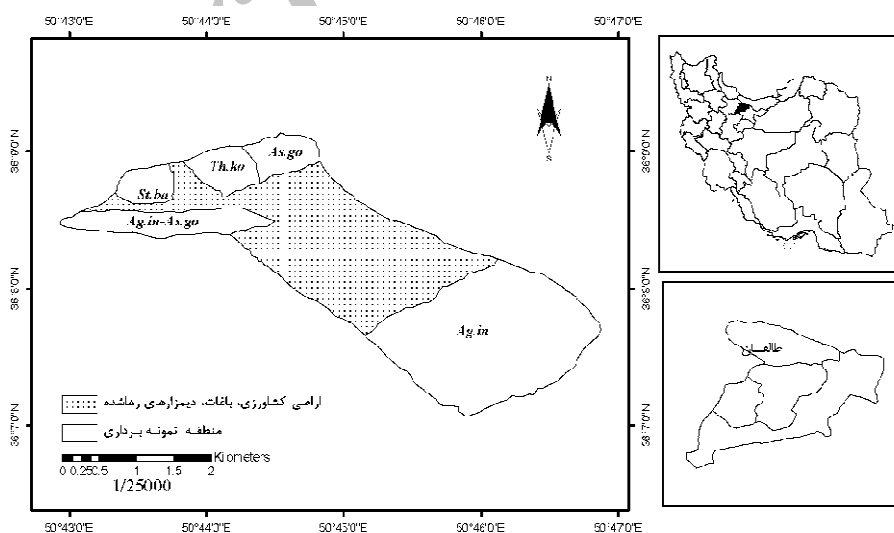
عدم توجه به سودمندی اطلاعات مربوط به موقعیت جغرافیایی مشاهده‌ها یکی از نارسایی‌های روش‌های متداول در آمار کلاسیک است که متعاقب با آن در تجزیه و تحلیل چنین داده‌هایی هیچ گونه ارتباط ریاضی بین تغییرات مکانی نمونه‌ها به عنوان تابعی از فاصله بین آنها برقرار نمی‌شود (Makarjian et al., 2007). به منظور فائق آمدن به این نارسایی‌ها در آنالیز مکانی جوامع می‌توان از روش‌های درون‌یابی با استفاده از مدل‌هایی نظیر شبکه عصبی مصنوعی (Artificial Neural Networks یا ANN) بهره جست. شبکه عصبی مصنوعی با ساختار نقشه‌سازی غیرخطی یک روش شبیه‌سازی مدرن و از متداول‌ترین طبقه‌بندها برای بازشناسی الگوها می‌باشد (Haykin, 1999) که ساختاری مشابه سیستم عصبی زیستی مغز انسان دارد (Torrecilla et al., 2004). مزیت روش شبکه عصبی، یادگیری مستقیم از روی داده‌ها بدون نیاز به برآورد مشخصات آماری آنها است (Vakil-Baghmisheh, 2002). مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی دارای مزایایی از قبیل افزایش ظرفیت اطلاعات و توانایی بیان اثرات متقابل قوی بین متغیرهای ورودی هستند (Kaul et al., 2005). این روش قادر به تخمین هر تابع غیرخطی پیوسته است (Haykin, 1994).

ویژگی دیگر شبکه عصبی، تحمل‌پذیری در مقابل خطا است (Azadeh et al., 2006) که از مزایای به کارگیری شبکه عصبی در پیش‌بینی رویشگاه‌ها است. پژوهشگران مختلفی از چهار روش مدل‌سازی آنالیز تابع تشخیص، رگرسیون لجستیک، درخت

مواد و روش‌ها

محدوده منطقه مورد مطالعه تشخیص داده شد. نمونه‌برداری از هر تیپ رویشی در منطقه‌ای که از هر لحاظ معرف خصوصیات کل تیپ باشد، به صورت تصادفی سیستماتیک انجام شد. با توجه به وضعیت پوشش گیاهی منطقه با استفاده از روش آماری کوکران (مصدافی، ۱۳۸۴) در هر تیپ ۴۵ پلات یک متر مربعی در امتداد ۳ ترانسکت ۱۵۰ متری در طول مهمترین شیب محیطی مستقر شد، به طوری که در طول هر ترانسکت ۱۵ پلات با فاصله ۱۰ متری از یکدیگر قرار گرفت (زارع چاهوکی و همکاران، ۱۳۹۲). نمونه‌برداری از خاک در ۶ پلات تا عمق ریشه‌دوانی گونه‌های غالب (۳۰ سانتی متر طبق نظر Bednarek و همکاران (۲۰۰۵) انجام شد. موقعیت جغرافیایی نقاط در پلات‌های نمونه‌برداری نیز به وسیله سیستم موقعیت‌یاب جهانی (GPS) ثبت شد. در مرحله بعد نمونه‌های خاک به آزمایشگاه منتقل و خصوصیات خاک شامل بافت، اسیدیته، هدایت الکتریکی، درصد ماده آلی، آهک، فسفر قابل جذب، پتاسیم، ازت کل و وضعیت هدایت الکتریکی خاک اندازه‌گیری شد.

منطقه مورد مطالعه در حوزه آبخیز طالقان (شمال غربی استان البرز) در بخش میانی حوزه با وسعت ۳۷۹۷۷/۱۲ هکتار و با موقعیت جغرافیایی ۵۰ درجه و ۳۶ دقیقه و ۴۳ ثانیه تا ۵۰ درجه و ۵۳ دقیقه و ۲۰ ثانیه طول شرقی و ۳۶ درجه و ۵ دقیقه و ۱۹ ثانیه تا ۳۶ درجه و ۱۹ دقیقه و ۱۹ ثانیه عرض شمالی قرار دارد (شکل ۱). حداکثر ارتفاع منطقه از سطح دریا ۳۰۰۰ متر و حداقل آن ۱۸۰۰ متر بود. متوسط بارندگی منطقه در حدود ۵۰۰ میلی‌متر و اقلیم منطقه بر اساس روش آمبرژه ارتفاعات سرد (نیمه‌مرطوب و مرطوب سرد)، بر اساس روش دومارتن فراسرد ارتفاعی (مدیترانه‌ای، نیمه‌مرطوب، مرطوب، خیلی مرطوب) و به روش گوسن سرد تعیین شد. بررسی رابطه بین پوشش گیاهی و عوامل محیطی و تهیه نقشه پیش‌بینی توزیع مکانی نقشه پوشش گیاهی منطقه در مقیاس ۱:۲۵۰۰۰ با کمک بازدید صحرایی و موقعیت‌یاب مکانی و همچنین مدل رقومی ارتفاع صورت گرفت. ۵ تیپ رویشی بر این اساس شامل *Ag.in*، *As.go*، *Th.ko*، *St.ba* و *Ag.in-As.go* در



شکل ۱. موقعیت منطقه مورد مطالعه در استان البرز و کشور

شد. لایه خروجی شامل یک نُد بود که پاسخ سیگنال‌های ورودی را ارائه می‌دهد (Lek & Guegan, 1999).

آموزش شبکه: شبکه در این مرحله با نیمی از داده‌ها برای یافتن کمترین خطای RMS^۲ مورد آموزش قرار گرفت. به ازای هر چرخه خطای RMS آن چرخه گزارش داده می‌شود. به دلیل نیاز به تعداد زیاد چرخه (حداقل ۱۰۰۰۰ چرخه) و با توجه به اینکه در انتهای هر چرخه یک فایل شبکه (که نشان-دهنده ارزش‌های نُد و وزن‌هاست) نیز نشان داده می‌شود، برای سهولت در انتهای هر ۱۰۰ چرخه، گزارش به کاربر نمایش داده می‌شود. فرآیند استانداردسازی روی داده‌ها قبل از مرحله آموزش و آزمایش شبکه انجام شد تا داده‌ها در دامنه خاصی وارد شبکه شوند. در غیر این صورت دامنه داده‌ها در هنگام فرآیند آموزش متفاوت بوده و تاثیر داده‌های بزرگتر بیشتر می‌شود (Haykin, 1999). داده‌ها در این روش فرم همگنی پیدا کرده و با سایر داده‌ها قابل مقایسه می‌گردند و تا حد زیادی از بیش‌برازش جلوگیری به عمل می‌آید.

آزمایش شبکه: استفاده از داده‌های مرحله آموزش برای قضاوت درباره شبکه ممکن نیست و به انجام این مرحله نیاز دارد (Garzon et al., 2006). تمام داده‌ها در این مرحله برای بررسی تعلیم یا توانایی شبکه برای پیش‌بینی مورد استفاده قرار گرفت و فرآیند آزمون شبکه با به دست آمدن بیشترین صحت و کمترین خطای RMS پایان یافت. دو منحنی مربوط به خطاهای آموزش و آزمایش شبکه در هنگام اجرای مدل ظاهر می‌شود که در هنگام پیشرفت مدل به هم نزدیکتر شده و از بیش‌برازش داده‌ها جلوگیری می‌کند. حضور گونه‌های گیاهی مورد مطالعه بعد از

نقشه هر یک از عوامل مذکور برای ارائه نقشه پیش‌بینی رویشگاه تهیه شد. نقشه‌های شیب، جهت و ارتفاع با استفاده از مدل رقومی ارتفاع تهیه شد. برای توصیف تغییرات مکانی ویژگی‌های خاک و تهیه نقشه آنها از روش‌های زمین‌آمار استفاده شد. در این تحقیق برای بررسی و تشریح ارتباط و ساختار فضایی از تجزیه و تحلیل «تغییرنما یا واریوگرام» در نرم‌افزار GS⁺ نسخه ۹ استفاده شد. این روش به‌طور گسترده در آنالیز بوم‌شناختی ناهمگنی خاک از طریق محاسبه نیمه واریانس‌ها به کار می‌رود (Virgilio et al., 2007; Zheng et al., 2008). به منظور ارزیابی دقت روش‌های میان‌یابی (در زمین‌آمار) از روش تقاطعی و سه پارامتر آماری میانگین خطای مطلق (MAE)، میانگین انحراف خطا (MBE) و ریشه دوم میانگین مربع خطا (RMSE) استفاده شد. بعد از تعیین بهترین روش درون‌یابی، نقشه خصوصیات خاک مورد نظر با استفاده از نقشه نقاط در نرم‌افزار Arc GIS، از طریق روش درون‌یابی کریجینگ تهیه شد.

پراکنش مکانی گونه‌های مورد بررسی بعد از تکمیل اطلاعات با توجه به هدف تحقیق برای مدل‌سازی توسط روش شبکه عصبی انجام شد. در این مطالعه برای مدل‌سازی توزیع مکانی دو گونه مورد مطالعه از یک پرسپترون چند لایه (MLP)^۱ خطا در نرم‌افزار Idrisi نسخه ۱۶ استفاده شد. مراحل اجرای مدل در MLP جهت رسیدن به خروجی به ترتیب زیر انجام شد:

ایجاد شبکه: لایه‌های ورودی شامل ۱۴ متغیر کمی و کیفی جهت بود. هر یک از جهات جغرافیایی منطقه مطالعاتی جداگانه به صورت یک تصویر بولی (صفر و یکی) وارد مدل شد. مدل MLP با فرض برابر بودن تعداد نُد‌های لایه ورودی و مخفی طراحی

² Root Mean Square Error

¹ Multilayer Perceptron (MLP)

محاسبه میزان نکویی پیش‌بینی است (Landis & Koch, 1977). ضریب کاپا به صورت عددی بین صفر تا یک متغیر است. هر چه که به یک نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده توافق بیشتر بین نقشه پیش‌بینی با نقشه واقعیت زمینی است.

کسب بالاترین صحت مربوط به آموزش و آزمون شبکه نقشه‌های پیش‌بینی تهیه شد. در این مطالعه برای تأیید مدل‌های به دست آمده از آماره کاپا نیز استفاده شد. این معیار از طریق مقایسه نقشه پیش‌بینی احتمال با نقشه واقعی صورت می‌پذیرد و معیار مناسبی برای

جدول ۱. داده‌های مورد استفاده در MLP

| نوع لایه | نام متغیر (نُد) |
|----------|--|
| ورودی | شن، سیلت، رس، آهک، نیتروژن، ماده آلی، فسفر، اسیدپت، هدایت الکتریکی، پتاسیم، عمق، سنگریزه، ارتفاع، جهت، شیب |
| خروجی | =۰ عدم حضور؛ ۱= حضور |

نتایج

عنوان نمونه در جدول ۳ ارائه شده است. در شرایطی که میانگین خطای مطلق (MAE)، میانگین انحراف خطا (MBE) و همچنین ریشه دوم میانگین مربع خطا (RMSE)، کم یا نزدیک به صفر باشد، نشان‌دهنده این است که روش استفاده شده واقعیت را خوب شبیه‌سازی می‌کند. جدول ۴ اجزای مربوط به تغییرنمای متغیرهای خاکی اندازه‌گیری شده را نشان می‌دهد. برای محاسبه واریوگرام‌ها تمام مدل‌هایی که نرم‌افزار امکان به کارگیری آنها را فراهم می‌کند اعمال شد تا بهترین مدل واریوگرام انتخاب شود. مدل تغییر نمای مربوط به متغیر آهک و نقشه آهک خاک نیز به عنوان نمونه در شکل ۲ ارائه شده است.

میزان آهک خاک در بخش جنوبی منطقه مورد مطالعه کمتر از بخش شمالی است که رویشگاه گونه *A. intermedium* در این قسمت از منطقه قرار دارد (شکل ۱). همچنین رویشگاه گونه *S. barbata* در بخش شمالی منطقه مورد مطالعه قرار دارد که میزان آهک خاک این قسمت از منطقه بیشترین مقدار را دارد (شکل ۲). در این مطالعه به منظور ارزیابی مدل شبکه عصبی برای توزیع دو گونه گیاهی مورد مطالعه از معیار صحت شبکه و همچنین معیارهای خطای

نتایج مطالعات خاکی و مقایسه خصوصیات خاک در تیپ‌های گیاهی منطقه مورد مطالعه در جدول ۲ ارائه شده است. نتایج این جدول نشان داد که اغلب ویژگی‌های خاک بخصوص آهک، ماده آلی، نیتروژن و فسفر در تیپ‌های منطقه مورد بررسی به جز درصد سنگریزه با هم تفاوت معنی‌دار دارند. بافت خاک در رویشگاه گونه *A. intermedium* از نوع سنگین و لومی رسی است. همچنین مقدار فسفر و درصد ماده آلی در خاک آن نسبت به سایر رویشگاه‌های گیاهی بیشترین مقدار (به ترتیب ۱۱/۶۸۲ و ۲/۴۷۶۷ درصد) است. اسیدپت خاک در رویشگاه گونه *S. barbata* برابر ۷/۷۸ و هدایت الکتریکی ۰/۲۶ دسی‌زیمنس بر متر بود. بافت خاک در این رویشگاه از نوع سبک تا متوسط، لومی رسی و شنی و دارای سنگریزه بود که نسبت به سایر جوامع گیاهی بیشترین درصد آهک (در حدود ۲۷/۵ درصد) را دارد. دقت روش‌های میان‌یابی برای همه متغیرهای خاک با روش تقاطعی بررسی و نتایج نشان داد که مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده در ارزیابی‌های صورت گرفته در مورد اغلب متغیرهای خاک با روش کریجینگ تطابق بیشتری دارند. نتایج مربوط به سه متغیر آهک، رس و ماده آلی خاک به

آموزش و خطای آزمایش شبکه استفاده شد که نتایج آن در جدول ۵ آمده است. شکل ۳ نقشه‌های پیش‌بینی پراکنش مکانی گونه‌های گیاهی مورد بررسی بر اساس روش شبکه عصبی را نشان می‌دهد که برای مقایسه بر روی نقشه واقعی منطقه آمده است.

جدول ۲. نتایج مطالعات خاک‌شناسی و مقایسه خصوصیات خاک در تیپ‌های گیاهی منطقه مورد مطالعه

| تیپ گیاهی | سنگریزه (درصد) | اسیدیته | هدایت الکتریکی (دسی‌زیمنس بر متر) | سیلت (درصد) | شن (درصد) | رس (درصد) |
|-------------|--------------------|---------------------|-----------------------------------|-------------|--------------------|--------------------|
| Ag.in | ۳۲/۲۵ | ۷/۴۵ | ۰/۳ | ۳۳/۲۷ | ۲۹/۵۳ | ۳۷/۲ |
| Th.ko | ۲۷/۰۵ | ۷/۸۲ | ۰/۲۳ | ۳۴/۶ | ۴۶/۵۳ | ۱۸/۸۷ |
| As.go | ۳۰/۳ | ۷/۷۸ | ۰/۲۶ | ۳۱/۹۳ | ۳۸/۸۷ | ۳۰/۸۷ |
| St.ba | ۳۵/۲۶ | ۷/۷۸ | ۰/۲۴ | ۳۰/۲۷ | ۴۴/۲ | ۲۵/۵۳ |
| Ag.in_As.go | ۳۹/۱ | ۷/۷۷ | ۰/۲۷ | ۲۸/۲۷ | ۴۲/۸۷ | ۲۸/۸۷ |
| F آماره | ۰/۴۷ ^{ns} | ۱۶/۲۵ ^{**} | ۶/۴۴ ^{**} | ۱/۸۶* | ۵/۰۹ ^{**} | ۸/۷۷ ^{**} |

| تیپ گیاهی | ماده آلی (درصد) | آهک (درصد) | نیتروژن (درصد) | فسفر (میلی‌اکی‌والان در صد گرم خاک) | پتاسیم (میلی‌اکی‌والان در صد گرم خاک) | ارتفاع (متر) |
|-------------|--------------------|---------------------|---------------------|-------------------------------------|---------------------------------------|----------------------|
| Ag.in | ۲/۴۷ | ۴/۰۳ | ۰/۱۴ | ۱۱/۶۸ | ۰/۸۳۶ | ۲۵۴۳ |
| Th.ko | ۰/۸۹ | ۲۱/۶۶ | ۰/۰۶ | ۳/۸۶ | ۰/۲۳۵ | ۲۰۸۱ |
| As.go | ۱/۰۶ | ۲۴/۶۵ | ۰/۰۷ | ۲/۷۶ | ۰/۳۰۳ | ۲۰۸۶ |
| St.ba | ۱/۴۲ | ۲۷/۵۰ | ۰/۱۱ | ۹/۰۸ | ۰/۶۰۶ | ۲۱۶۹ |
| Ag.in_As.go | ۲/۰۹ | ۵/۵۹ | ۰/۱۳ | ۸/۷۶ | ۰/۵۱۴ | ۲۳۷۵ |
| F آماره | ۶/۵۲ ^{**} | ۵۶/۹۷ ^{**} | ۱۳/۱۹ ^{**} | ۱۳/۰۵۷ ^{**} | ۵/۴۹ ^{**} | ۳۰۰/۵۳ ^{**} |

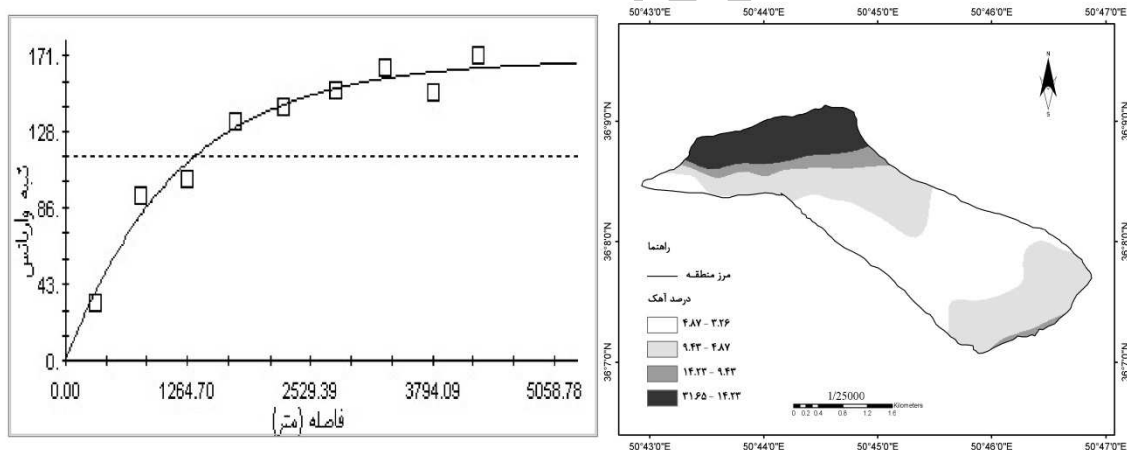
* و ** در سطح ۵ درصد و یک درصد معنی‌دار و ns عدم تفاوت معنی‌دار است

جدول ۳. ارزیابی سه متغیر خاک با استفاده از روش‌های مختلف زمین‌آمار به روش تقاطعی

| خطا (درصد) | Block kriging | Point kriging | Inverse Distance Weighting | Normal Distance Weighting | |
|------------|---------------|---------------|----------------------------|---------------------------|------|
| MAE | ۶/۵۷۱ | ۶/۵۷۶ | ۷/۷۹۷ | ۱۰/۸۸۳ | شن |
| MBE | ۰/۵۱۰ | ۰/۵۱۱ | ۱/۰۰۵ | ۱/۷۶۶ | |
| RMSE | ۷/۷۸۲ | ۷/۷۸۶ | ۹/۳۲۱ | ۱۳/۸۲۵ | |
| MAE | ۳/۹۱۱ | ۳/۹۱۴ | ۳/۹۴۶ | ۵/۶۹۳ | سیلت |
| MBE | -۰/۱۴۶ | -۰/۱۷۹ | -۰/۱۸۲ | -۰/۱۹۹ | |
| RMSE | ۴/۹۸۹ | ۴/۹۹۳ | ۵/۱۶۸ | ۷/۲۰۹ | |
| MAE | ۳/۲۷۶ | ۳/۲۷۷ | ۵/۶۱۰ | ۹/۶۷۸ | آهک |
| MBE | ۰/۲۷۴ | ۰/۲۷۶ | ۱/۴۹۱ | ۱/۱۷۱ | |
| RMSE | ۴/۲۹۵ | ۴/۲۹۶ | ۶/۸۶۳ | ۱۰/۴۶۵ | |

جدول ۴. اجزای مربوط به تغییر نمای متغیرهای خاکی اندازه‌گیری شده در تحقیق

| فاصله گام (متر) | ضریب همبستگی | نسبت C/CO+C | دامنه تأثیر (متر) | آستانه (درصد) | اثر قطعه‌ای (درصد) | مدل تغییر نما | شن |
|-----------------|--------------|-------------|-------------------|---------------|--------------------|---------------|----------------|
| ۰/۴۵ | ۰/۷۶۴ | ۱/۰۰ | ۲۶۰۱ | ۲۴۸/۳ | ۰/۱۰ | کروی | شن |
| ۰/۵۵ | ۰/۵۳۶ | ۰/۹۹ | ۱۹۹۲ | ۶۲/۶ | ۰/۱۰ | کروی | سیلت |
| ۰/۵۵ | ۰/۷۷۸ | ۰/۸۸ | ۹۱۱۰ | ۲۰۹/۲ | ۲۴/۵۰ | کروی | رس |
| ۰/۵۵ | ۰/۹۶۹ | ۰/۹۹ | ۱۱۹۰ | ۱۶۹/۰ | ۱/۰ | نمایی | آهک |
| ۰/۵۵ | ۰/۴۹۱ | ۱/۰۰ | ۱۶۹۰ | ۰/۰۰۲۱ | ۰/۰۰ | کروی | نیتروژن |
| ۰/۳۵ | ۰/۷۶۱ | ۰/۹۰ | ۲۹۹۹ | ۱/۳۰۲ | ۰/۱۲ | کروی | ماده آلی |
| ۰/۳۵ | ۰/۸۶۵ | ۰/۹۵ | ۱۸۷۶ | ۱۶/۶۸ | ۰/۱۱ | کروی | فسفر |
| ۰/۳۵ | ۰/۷۷۸ | ۰/۸۱ | ۱۷۷۰ | ۰/۰۲۱۹ | ۰/۰۰۴ | کروی | اسیدیته |
| ۰/۳۵ | ۰/۴۷۱ | ۰/۹۹ | ۱۱۹۵ | ۰/۱۰۷۲ | ۰/۰۰۰۱ | کروی | هدایت الکتریکی |
| ۰/۵۵ | ۰/۶۵ | ۰/۸۸ | ۹۱۱۰ | ۰/۲۶ | ۰/۰۲ | کروی | پتاسیم |
| ۰/۵۵ | ۰/۵۵ | ۰/۹۱ | ۱۰۰۲ | ۳۴/۵۹ | ۰/۳ | کروی | عمق |
| ۰/۴۵ | ۰/۴۴ | ۰/۹۸ | ۱۱۹۱ | ۰/۸۴ | ۱/۵ | نمایی | سنگریزه |



شکل ۲. مدل تغییرنمای خط برازش داده شده بر مدل تغییرنمای تجربی برای متغیر آهک و نقشه آهک خاک در منطقه نمونه برداری

جدول ۵. ارزیابی مدل‌های شبکه عصبی از نظر میزان صحت

| رویشگاه/گونه | صحت شبکه (درصد) | خطای داده‌های آموزشی (درصد) | خطای داده‌های آزمایشی (درصد) |
|-----------------------|-----------------|-----------------------------|------------------------------|
| <i>A. intermedium</i> | ۹۸/۷ | ۰/۰۹ | ۰/۱ |
| <i>S. barbata</i> | ۹۷/۶ | ۰/۰۵ | ۰/۱ |

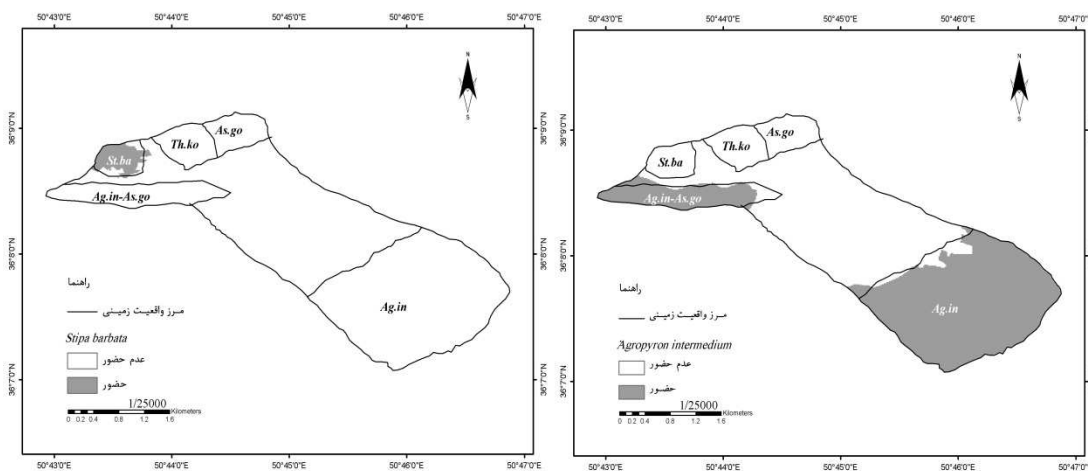
در رویشگاه‌های مورد بررسی نشان می‌دهد. بر اساس نتایج به‌دست آمده از ارزیابی مدل‌ها با ضریب کاپا،

جدول ۶ نیز میزان تطابق نقشه‌های پیش‌بینی به‌دست آمده از مدل شبکه عصبی را با واقعیت زمینی

میزان تطابق نقشه‌های پیش‌بینی به دست آمده از روش شبکه عصبی با واقعیت زمینی در مورد گونه *A. intermedium* عالی و در مورد گونه *S. barbata* خوب برآورد شد. این نشان می‌دهد که مدل پراکنش مکانی، گونه *A. intermedium* را نسبت به گونه *S. barbata* با دقت بیشتری پیش‌بینی کرده است.

جدول ۶. میزان تطابق نقشه‌های پیش‌بینی گونه‌های مورد مطالعه با واقعیت زمینی بر اساس مدل شبکه عصبی مصنوعی

| رویشگاه | ضریب کاپا | میزان توافق با واقعیت زمینی |
|-----------------------|-----------|-----------------------------|
| <i>A. intermedium</i> | ۰/۹۵ | عالی |
| <i>S. barbata</i> | ۰/۷ | خوب |



شکل ۳. نقشه پیش‌بینی رویشگاه گونه‌های (الف) *A. intermedium* و (ب) *S. barbata*

بحث و نتیجه‌گیری

نظر فیزیوگرافی، بیشترین میزان ارتفاع (۲۵۴۳ متر) و کمترین مقدار آهک (۳/۲۶ درصد) را نسبت به دیگر رویشگاه‌های مورد مطالعه دارد. نتایج پژوهش‌های پیری صحراگرد و همکاران (۱۳۹۰) و زارع چاهوکی و همکاران (۱۳۹۱) در منطقه طالقان میانی نیز این مطلب را تأیید می‌کند. زارع چاهوکی و همکاران (۱۳۸۸) بیان کردند که عوامل پستی و بلندی و اقلیمی در مناطق مرطوب نقش مهمی در توزیع گونه‌ها دارند. با توجه به کوهستانی بودن منطقه مطالعاتی می‌توان بیان کرد که عامل ارتفاع از سطح دریا به‌طور مستقیم با تأثیر بر عوامل محیطی دیگر نظیر میزان بارندگی و درجه حرارت و به‌طور غیرمستقیم از طریق تأثیر بر تشکیل خاک بر پراکنش گونه *A. intermedium* در منطقه اثر گذاشته است. بافت خاک در رویشگاه این

ارزیابی مدل‌های به‌دست آمده از نظر میزان صحت نشان داد که صحت شبکه برای رویشگاه هر دو گونه بالاتر از ۹۵ درصد است، بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که پارامترهای اقلیمی و خاکی به کار رفته در تشکیل مدل نهایی در این تحقیق از توانایی لازم در پیش‌بینی توزیع بالقوه گونه‌های مورد بررسی برخوردار هستند. بر اساس نتایج به‌دست آمده از بررسی تطابق نقشه‌های پیش‌بینی با واقعیت زمینی، ضریب کاپا در مورد رویشگاه گونه *A. intermedium* مقدار ۰/۹۵ به‌دست آمد که مطابق با طبقه‌بندی صورت گرفته توسط Leemans و Monsserud (۱۹۹۲) در سطح عالی برآورد می‌شود.

با توجه به نتایج می‌توان بیان کرد مناطقی که مدل پراکنش گونه *A. intermedium* را پیش‌بینی کرده از

پررنگ‌تری دارند (عبداللهی و همکاران، ۱۳۹۲)، این گونه در دامنه‌ها و شیب‌های مناطقی خشک کوهستانی کشور بیشتر دیده می‌شود (فراهانی و همکاران، ۱۳۸۷) و از آن به‌عنوان یکی از مهمترین گندمیان علوفه‌ای مناسب برای احیای مناطق خشک و مدیریت آن یاد شده است (Sankary, 1979). بنابراین می‌توان بیان کرد که احتمال استقرار گونه *S. barbata* نسبت به گونه *A. intermedium* در شیب‌های کمتر منطقه که تأثیر عوامل توپوگرافی نسبت به خاک کمتر می‌شود، افزایش می‌یابد.

پژوهشگران بیان کردند که مدل شبکه عصبی یک روش سریع و به نسبت دقیق برای پیش‌بینی الگوهاست (Maeda et al., 2011). پژوهش عالی محمودی‌سراب و همکاران (۱۳۹۱) مشخص نمود که شبکه عصبی دارای توان بالایی برای پیش‌بینی بوده و با تکیه بر نتایج آن بهتر می‌توان عرصه‌های طبیعی را مدیریت کرد. دو گونه *A. intermedium* و *S. barbata* از گندمیان چندساله بوده که به خاطر استقرار آسان، قدرت رقابت بالا، تولید علوفه، حفاظت خاک برای اصلاح و احیاء مراتع از اهمیت زیادی برخوردارند. با تکیه به نتایج این مدل‌سازی می‌توان رویشگاه‌های دارای پراکنش فعلی یا قابل پژوهش برای کشت این دو گونه را به صورت بالقوه شناسایی کرده و امکان حفاظت یا کاشت آن در مناطق با شرایط مشابه را سبب‌ساز شد. جمع‌بندی نتایج حاصل از این تحقیق نشان می‌دهد که مدل شبکه عصبی دقت بالایی در پیش‌بینی پراکنش گونه‌های گیاهی دارد.

منابع

آذرینوند، ح. و زارع چاهوکی، م.ع. (۱۳۸۸) اصلاح مراتع. انتشارات دانشگاه تهران. تهران، ۳۵۴ صفحه.
پیری صحراگرد، ح.، آذرینوند، ح.، زارع چاهوکی، م.ع.، ارزانی، ح. و قمی، س. (۱۳۹۰) بررسی عوامل محیطی

گونه از نوع سیلت و لومی رسی است. آذرینوند و زارع چاهوکی (۱۳۸۸) بیان کردند که این گیاه خاک‌های نیمه‌عمیق تا عمیق، بافت متوسط بدون شوری و قلیایی را می‌پسندد و در خاک‌هایی که درصد رس بالاتری دارند، از فراوانی بیشتری برخوردار است. درصد ماده آلی خاک در این رویشگاه نسبت به سایر رویشگاه‌های گیاهی بیشترین مقدار (۲/۵ درصد) را دارد. رویشگاه گونه *S. barbata* نسبت به سایر جوامع گیاهی بیشترین درصد آهک (حدود ۲۷/۵ درصد) را دارد. حلالیت آهک در آب کم بوده و در هنگام انحلال تولید یک قلیای قوی می‌کند که رشد گیاهان اسیدی‌دوست را با مشکل مواجه می‌سازد. البته برخی از گیاهان با میزان زیاد این ماده در خاک سازگار شده و در خاک‌هایی با میزان آهک بالا نیز استقرار می‌یابند که این مطلب در این تحقیق راجع به گونه *S. barbata* صادق است. با وجود اینکه ضریب کاپای به دست آمده از مقایسه نقشه پیش‌بینی رویشگاه گونه *S. barbata* با واقعیت زمینی و مقدار صحت شبکه، مدل رویشگاه این گونه را در سطح خوب پیش‌بینی کرده است، ولی نسبت به رویشگاه گونه *A. intermedium* در سطح پایین‌تری قرار دارد. دلیل بالا بودن دقت پیش‌بینی رویشگاه *A. intermedium* نسبت به *S. barbata* این است که دامنه بوم‌شناختی گونه *A. intermedium* نسبت به گونه *S. barbata* محدودتر است، بنابراین مدل با کارایی بهتری قادر به تشخیص حضور این گونه در سطح منطقه است. مطالعات صورت گرفته توسط زارع چاهوکی (۱۳۸۵)، خلاصی اهوازی (۱۳۸۹) و صفائی و همکاران (۱۳۹۲) نیز نشان دادند که مدل‌های پیش‌بینی رویشگاه برای گونه‌هایی با دامنه بوم‌شناختی محدودتر از تطابق بهتر با واقعیت برخوردارند. با در نظر گرفتن این مطلب که عوامل خاکی در استقرار و پراکنش گونه *S. barbata* نقش

- مؤثر بر پراکنش جامعه‌های گیاهی حوزه آبخیز طالقان میانی. نشریه مرتع و آبخیزداری. مجله منابع طبیعی ایران، جلد ۶۴(۱): ۱-۱۱.
- خلاصی اهوازی، ل. (۱۳۸۹) مدل‌های پیش‌بینی رویشگاه (مطالعه موردی: مراتع شمال شرق سمنان). پایان‌نامه کارشناسی ارشد دانشکده منابع طبیعی دانشگاه تهران. کرج، ۱۵۰ صفحه.
- زارع چاهوکی، م.ع. (۱۳۸۵) مدل‌سازی پراکنش مکانی گونه‌های گیاهی در مناطق خشک و نیمه خشک (۱۳۸۵). رساله دکتری دانشکده منابع طبیعی دانشگاه تهران. کرج، ۱۸۰ صفحه.
- زارع چاهوکی، م.ع.، قمی، س.، آذرینوند، ح. و پیری صحراگرد، ح. (۱۳۸۸) بررسی رابطه بین تنوع گونه‌ای و عوامل محیطی (مطالعه موردی: مراتع آرتون-فشندک طالقان). مجله علمی پژوهشی مرتع، ۳(۲): ۱۸۰-۱۷۱.
- زارع چاهوکی، م.ع.، زارعی، الف. و جعفری، م. (۱۳۹۱) مطالعه ارتباط برخی عوامل محیطی با پراکنش پوشش گیاهی در مراتع دنبلید طالقان. مجله پژوهش‌های آبخیزداری، ۹۴: ۶۶-۷۳.
- زارع چاهوکی، م.ع.، خجسته ف.، یوسفی م.، فرسودن ع.، شفیع‌زاده نصرآبادی م. (۱۳۹۲) تعیین تعداد، سطح و شکل مناسب پلات برای نمونه‌برداری از پوشش گیاهی در مراتع طالقان میانی. نشریه پژوهش‌های آبخیزداری، ۹۹(۳): ۱۳۳-۱۴۵.
- صفائی، م.، ترکش، م.، بصیری، م. و بشری، ح. (۱۳۹۲) تهیه نقشه رویشگاه پتانسیل گونه *Astragalus verus* Olivier با استفاده از روش رگرسیون لجستیک. فصلنامه علمی- پژوهشی خشک بوم، ۳(۱): ۴۲-۵۵.
- عالی محمودی سراب، س.، فقهی، ج. و جباریان امیری، ب. (۱۳۹۱) پیش‌بینی وقوع آتش‌سوزی در جنگل‌ها و مراتع با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: جنگل‌های منطقه زاگرس، شهرستان ایذه). اکولوژی کاربردی، ۱(۲): ۷۵-۸۵.
- عبداللهی، ج.، نادری، ح.، میرجلیلی، م.ر. و طباطبایی‌زاده، م.ا. (۱۳۹۲) اثر برخی عوامل محیطی بر خصوصیات
- رویشی گونه *Stipa barbata*. فصلنامه تحقیقات مرتع و بیابان ایران، ۲۰(۱): ۱۳۰-۱۴۴.
- فراهانی، الف.، شاهمرادی، الف.ع.، زارع کیا، ص. و آژیر، ف. (۱۳۸۷) آت اکولوژی گونه مرتعی *Stipa barbata* Desf. در استان تهران. فصلنامه علمی- پژوهشی تحقیقات مرتع و بیابان ایران، ۱۵(۱): ۸۶-۹۴.
- مکاریان، ح. و روحانی، ع. (۱۳۸۹) پیش‌بینی الگوی توزیع جمعیت علف هرز جوموشی (*Hordeum glaucum* Steud.) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. نشریه حفاظت گیاهان (علوم و صنایع کشاورزی)، ۴(۴): ۴۷۱-۴۸۰.
- Anderson, R.P., Lew, D. and Peterson, A.P. (2003) Evaluating predictive models of species distributions: criteria for selecting optimal models. *Ecological Modelling*, 162: 211-232.
- Azadeh, A., Ghaderi, S.F. and Sohrabkhani, S. (2006) Forecasting electrical consumption by integration of Neural Network, time series and ANOVA. *Applied Mathematics and Computation*, 186: 1753-1761.
- Bedia, J., Busque, J. and Gutierrez, J.M. (2011) Predicting plants species distribution across an alpine rangeland in northern Spain. A comparison of probabilistic method. *Vegetation Science*, 14: 415-432.
- Bednarek, R., Dziadowiec, H., Pokojńska, U. and Prusinkiewicz, Z. (2005) *Badania ekologiczno-gleboznawcze (Soil-Ecological Research)*. PWN, Warszawa. 125 p.
- Garzon, M.B., Blazek, R., Neteler, M., Sánchez de Dios, R., Ollero, H.S. and Furlanello, C. (2006) Predicting habitat suitability with machine learning models: The potential area of *Pinus sylvestris* L. in the Iberian Peninsula. *Ecological modeling*, 197(3): 383-393.
- Guisan, A. and Zimmermann, N. (2000) Predictive habitat distribution models in ecology. *Ecological Modelling*, 135: 147-186.
- Haykin, S. (1994) *Neural networks: A comprehensive foundation*. McMillan College Publishing Company. New York, 302 p.
- Haykin, S. (1999) *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Prentice-Hall. Upper Saddle River, New Jersey, 841p.

- Torrecilla J.S., Otero, L. and Sanz, P.D. (2004) A neural network approach for thermal/pressure food processing. *Food Engineer*, 62: 89-95.
- Vakil-Baghmisheh, M.T. (2002) Farsi Character Recognition Using Artificial Neural Networks. PhD Thesis, Faculty of Electrical Engineering, University of Ljubljana. 150 p.
- Virgilio, N.D., Monti, A. and Venturi, G. (2007) Spatial variability of switch grass (*Panicum Virgatum* L.) yield as related to soil parameters in a small field. *Field Crops Research*, 101: 232-239.
- Zare Chahouki M.A. and Khalasi Ahvazi, L. (2012a) Predicting potential distributions of *Zygophyllum eurypterum* by three modeling techniques (ENFA, ANN and logistic) in North East of Semnan, Iran. *Range Management & Agroforestry*, 33 (2): 123-128.
- Zare Chahouki. M.A., Khalasi Ahvazi, L. and Azarnivand, H. (2012b) Comparison of three modelling approaches for predicting plant species distribution in mountainous scrub vegetation (Semnan Rangelands, Iran). *Polish Journal of Ecology*, 60: 27-28.
- Zheng, J., He, M., Li, X., Chen, Y., Li, X. and Liu, L. (2008) Effect of *Salsola Passerine* shrub patches on the micro scale heterogeneity of soil in a mountain grassland, China. *Arid Environments*, 72: 150-161.
- Kaul, M., Hill, R.L. and Walthall, C. (2005) Artificial neural networks for corn and soybean yield Prediction. *Agriculture System*, 85: 1-18.
- Landis, J.R. and Koch, G.G. (1977) The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 33: 159-174.
- Lek, S. and Guegan, J.F. (1999) Artificial neural networks as a tool in ecological modeling, an introduction. *Ecological Modelling*, 120: 65-73.
- Maeda, E. E., Arcoverde, G.F.B., Pellikka, P.K.E. and Shimabukuro, E.Y. (2011) Fire risk assessment in the Brazilian Amazon using MODIS imagery and change vector analysis. *Applied Geography*, 31: 76-84.
- Makarian, H., Rashed Mohassel, M.H., Bannayan, M. and Nassiri, M. (2007) Soil seed bank and seedling populations of *Hordeum murinum* and *Cardaria draba* in saffron fields. *Agriculture Ecosystems and Environment*, 120: 307-312.
- Moisen, G. and Frescino, T. (2002) Comparing five modelling techniques for predicting forest characteristics. *Ecological Modelling*, 157(2-3): 209-225.
- Monserud, D.M. and Leemans, R. (1992) Comparing Global Vegetation relationships in coastal desert plain of southern Sinai. *Arid Environments*, 55: 607-628.
- Olden, J.D., Lawler, J.J. and Leroy Proff, N. (2008) Machine learning methods without tears: a primer for ecologist. *Quarterly Review of Biology*, 83: 171-199.
- Parviainen, M., Luoto, M. and Heikkinen, R.K. (2009) The role of local and landscape level measures of greenness in modeling boreal plant species richness. *Ecological Modelling*, 220: 2690-2701.
- Pearson, R.G. (2007) Species' Distribution Modeling for Conservation Educators and Practitioners. Synthesis. American Museum of Natural History. Available at "http://ncep.amnh.org" Downloaded in 2013/03/21.
- Sankary, M.N. (1979) Autecology of *Stipa barbata* Desf from the Syrian arid zone in comparison With several Mediterranean – type arid zone grass species. *Arid Environments*, 23: 251-262.
- Tirelli, T., Pozzi, L. and Pessani, D. (2009) Use of different approaches to model presence/absence of *Salmo marmoratus* in Piedmont (North western Italy). *Ecological Informatics*, 4: 234-242.

Modeling of potential habitat for *Stipa barbata* And *Agropyron intermedium* species using artificial neural network model in rangeland of Central Taleghan

Mahbobeh Abbasi¹ and Mohammad Ali Zare Chahuki^{2*}

- 1) Department of Range Management, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, Tehran, Iran.
 2) Department of Rehabilitation of Arid and Mountainous Regions, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, Tehran, Iran. *Corresponding Author Email Address: mazare@ut.ac.ir

Date of Submission: 2014/03/02 Date of Acceptance: 2014/07/25

Abstract

The purpose of this study was to provide spatial distribution prediction map of *Stipa barbata* and *Agropyron intermedium* species using artificial neural network model. For modeling, vegetation data in addition to site condition information including topography, climate, geology and soil were prepared. Within each sampling unit, three parallel transects with 150 m length each containing 15 quadrats were established. Sampling method was randomized-systematic method. Quadrats size determined for each vegetation type using the minimal area and their number were determined according to vegetation variation. Soil samples were taken from 0-30 cm depth along of each transects. Measured soil properties included gravel, texture, pH, EC, organic matter, lime, soluble ions (N⁺, P⁺, K⁺). Geostatistical methods were used for data analysis and preparation of environmental variables maps, while an artificial neural network with back-propagation algorithm applied for maps prediction. The accuracy of the network for habitat of *A. intermedium* and *S. barbata* was 98.7% and 97.6%, respectively. This indicates that the soil and climatic parameters used in the final model of this study were able in predicting potential distribution of the species. According to the results of the models assessment using the Kappa coefficient, artificial neural network model has predicted habitat for of *A. intermedium* and *S. barbata* species at an excellent and good levels (kappa= 0.95% and 0.70%). It can be concluded that the neural network model have high accuracy in predict the spatial distribution of species in rangeland of central Taleghan.

Keywords: artificial neural networks, prediction map, Taleghan rangelands, *Agropyron intermedium*, *Stipa barbata*.