

ارزیابی روش شبکه عصبی مصنوعی در پهنه‌بندی مکانی پتانسیل رویشگاه گونه‌ها (مطالعه موردی: مراتع سیاه بیشه، مازندران)

زینب بحرینی^۱، زینب جعفریان^{۲*}، مریم شکری^۳

۱. دانش آموخته کارشناسی ارشد مرتعداری، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری

۲. دانشیار، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری

۳. استاد، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری

(تاریخ ارسال: ۱۳۹۴/۰۷/۲۵؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۰۴/۲۶)

چکیده

هدف از تحقیق حاضر، پیش‌بینی پراکنش مکانی گونه‌های *Bromus briziformis* و *Festuca Ovina* در مراتع سیاه بیشه با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی است. نمونه‌برداری از پوشش گیاهی به روش طبقه‌بندی تصادفی در ۲۹ واحد همگن انجام شد. ۲۹۰ پلات ۱ مترمربعی در منطقه مستقر و درصد پوشش تاجی گیاهان ثبت گردید. در هر واحد، ۳ نمونه خاک از عمق ۰-۳۰ سانتیمتر برداشت شد. در این مطالعه، داده‌های محیطی ۲۰ عامل (شیب، جهت شیب، ارتفاع از سطح دریا، فاصله از جاده، فاصله از رودخانه، فاصله از دامداری، همباران، سنگ شناسی، سیلت، رس، شن، رطوبت، کربن، ماده آلی، اسیدیته خاک، هدایت الکتریکی، آهک، ازت، فسفر و پتاسیم) به عنوان متغیر مستقل و داده‌های مربوط به حضور گونه‌های گیاهی *Bromus briziformis* و *Festuca Ovina* به عنوان متغیر وابسته استفاده گردید. لایه‌های اطلاعاتی هر کدام از این عوامل در نرم افزار Arc GIS تهیه و با استفاده از روش نسبت فراوانی هر کدام از این عوامل کلاسه‌بندی شدند. نتایج حاصله نشان داد که مهم‌ترین متغیرهای محیطی اثرگذار در پراکنش گونه‌های مطالعه شده، خصوصیات ارتفاع، بافت خاک و عناصر غذایی بودند. سپس به ترتیب ۷۰ و ۳۰ درصد داده‌ها جهت آموزش و آزمون شبکه استفاده شد. در این تحقیق ساختار شبکه عصبی مصنوعی با ساختار ۲۰ نرون در لایه ورودی و لایه پنهان و یک نرون در لایه خروجی، مقایسه MSE برای فستوکا ۰/۷۵ و بروموس ۰/۷۲ محاسبه شد. سپس نقشه‌های پهنه‌بندی گونه‌های گیاهی با ۴ پهنه عدم حضور، حضور کم، متوسط و زیاد تهیه شد. نقشه پهنه‌بندی حاصل با منحنی ROC و ضریب کاپا ارزیابی شدند که صحت آن‌ها با روش منحنی ROC برابر ۹۷/۱۰، ۸۴/۱۰ درصد و با ضریب کاپا برابر ۰/۷۸ و ۰/۶۶ به ترتیب برای گونه *Festuca ovina*، و گونه *Bromus briziformis* بودند که نشان دهنده ارزیابی خوب مدل است.

کلید واژگان: پراکنش مکانی، ویژگی‌های خاک، منحنی ROC، ضریب کاپا، نسبت فراوانی

۱. مقدمه

در یک اکوسیستم مرتعی، بین پوشش گیاهی و عوامل محیطی مختلف ارتباط تنگاتنگی وجود دارد و آن‌ها بر یکدیگر آثار متقابلی می‌گذارند (Jafarian *et al.*, 2012). بنابراین بررسی دقیق ارتباط بین پوشش گیاهی و عوامل محیطی یکی از موارد لازم برای مدیریت اکوسیستم‌های مرتعی است. باتوجه به نقش مهم گیاهان در تعادل اکوسیستم‌های مختلف و استفاده‌های مختلفی که بشر به‌طور مستقیم یا غیرمستقیم از آن‌ها دارد، ضرورت شناخت روابط بین گیاهان و عوامل محیطی به منظور حفظ گیاهان و ثبات رویشگاه آن‌ها امری اجتناب‌ناپذیر است. در حقیقت این شناخت در اصلاح و احیای مراتع مفید واقع می‌گردد و از این طریق می‌توان مسائل بسیاری از قبیل اینکه چه گونه‌هایی در یک منطقه سازگارند و در شرایط یکسان کدام گونه پراکنش بیشتری دارد را درک کرد (Kia *et al.*, 2011). آگاهی از پراکنش مکانی گونه‌های گیاهی با کاربردهای مختلف و عوامل محیطی مؤثر در آن از اهمیت بسزایی در مدیریت و بهره‌برداری اصولی برخوردار است. بنابراین مدل‌سازی پراکنش گونه‌های گیاهی می‌تواند در راستای شناسایی و معرفی زیستگاه‌های بالقوه تأثیر بسزایی بر بقا و تولید مثل گونه‌های گیاهی داشته باشد. این مدل‌ها اغلب براساس این فرضیه است که عوامل محیطی پراکنش پوشش گیاهی را کنترل می‌کنند (Shokri *et al.*, 2003). امروزه محققین، با ابداع و پیشرفت علمی چون روش‌های هوشمند که ابزاری توانمند، انعطاف‌پذیر و مستقل از مدل‌های مکانیکی هستند، روش‌های مختلف آماری برای پیش‌بینی مکانی گونه‌های گیاهی را ایجاد کردند (Ashcroft *et al.*, 2011) رایج‌ترین روش‌های مورد استفاده، مدل‌سازی پیش‌بینی گیاهی است که می‌تواند به عنوان پیش‌بینی‌کننده پراکنش مکانی گیاهان در سطح چشم‌انداز و براساس رابطه بین پراکنش مکانی گیاهان و متغیرهای محیطی تعریف گردد (Guisan & Theurillat, 2007). از

جمله مدل‌های پیش‌بینی‌کننده، مدل‌های رگرسیونی^۱ و شبکه‌های عصبی مصنوعی^۲ هستند (Rezaie arshad *et al.*, 2012). شبکه‌های عصبی مصنوعی از مؤلفه‌های هوش مصنوعی محسوب می‌شوند و دارای دقت بالایی هستند و به دلیل این که در آن هیچ پیش فرضی در مورد توزیع داده‌ها نشده است به عنوان یک ابزار با ارزش جهت طبقه‌بندی گیاهان به شمار می‌آیند (Irmaket *et al.*, 2006). یکی از قابلیت‌های مهم این روش، درک رفتار غیرخطی یک سیستم بوده و یکی از کاراترین مدل‌های یادگیری است که با ساختار ریاضی انعطاف‌پذیر، توانایی تشخیص روابط غیرخطی پیچیده بین ورودی‌ها و خروجی‌ها را داراست. در سال‌های اخیر با توجه به مشاهده برخی تجارب موفق در زمینه کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی پدیده‌های طبیعی، این روش‌ها توانسته‌اند جایگاه خود را در علوم مختلف زیست محیطی نیز باز کنند (Akbari *et al.*, 2010). Bedia و همکاران (۲۰۱۱) در مطالعه‌ای کارایی شش روش مدل‌سازی که شبکه عصبی را نیز شامل می‌شد، برای پیش‌بینی توزیع ۱۵ گونه گیاهی در یک مرتع آلپی در شمال اسپانیا استفاده کردند. نتیجه این بررسی نشان داد که شبکه عصبی در بیشتر موارد نتایج بهتری نسبت به سایر مدل‌ها داشته است. Chenter و همکاران (۲۰۱۲) در مدل‌سازی حضور و جوانه زنی *Avena fatua* از روش شبکه عصبی مصنوعی در مناطق نیمه‌خشک آرژانتین استفاده کردند. نتایج به دست آمده نشان دهنده دقت بالاتر و عملکرد بهینه‌تر مدل شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با روش‌های رگرسیون غیرخطی بود. Zarehchahoki و همکاران (۲۰۱۰) به بررسی قابلیت مدل شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی مکانی گونه‌های گیاهی در مراتع طالقان میانی پرداختند. در این مطالعه، عوامل اقلیم، خاک، توپوگرافی و زمین‌شناسی مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد

1 Regression model

2 Artificial neural networks

کرج در منتهی‌الیه جنوب شرقی استان مازندران در سیاه بیشه کندوان واقع شده است (شکل ۱). منطقه سیاه بیشه از نظر جغرافیایی دارای طول جغرافیایی "۰۰' ۱۲' ۵۱° تا "۰۰' ۲۷' ۵۱° و عرض جغرافیایی "۰۰' ۰۸' ۳۶° تا "۰۰' ۱۲' ۳۶° بوده و در حداقل و حداکثر ارتفاع ۲۱۷۶ تا ۳۸۵۹ متری از سطح دریا واقع شده است. وسعت مراتع آن ۶۱۱۵/۶۲ هکتار برآورد شده است. سیاه بیشه منطقه‌ای مرتفع است که ۴ ماه از سال شامل ماه‌های بهمن، اسفند، اردیبهشت و خرداد دارای بیشترین بارندگی بوده و طبق آمارهای سازمان هواشناسی استان (۱۳۹۱-۱۳۷۸) به ترتیب مرداد (۳۵/۵ +) گرمترین و دی (۱۴/۶-) سردترین ماه‌های سال هستند. میانگین دمای منطقه به ۷ درجه سانتیگراد می‌رسد و میانگین بارندگی ۵۰۰ میلی‌متر در سال برآورد شده است. بر اساس طبقه‌بندی دومارتن اقلیم منطقه مدیترانه‌ای ($I = 23/15$) و بر اساس طبقه‌بندی آمبرژه، مرطوب سرد ($Q_2 = 124/63$) است.

۲.۲. معرفی گونه‌های مورد مطالعه

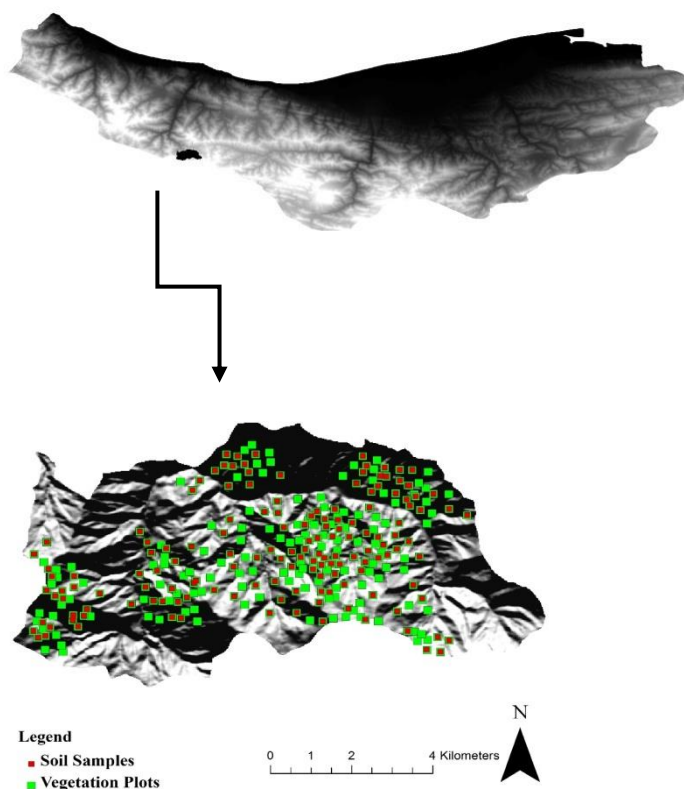
گونه *Bromus briziformis* گیاهی یک‌ساله با ارتفاع حدود ۷۰ سانتی‌متر است. این گونه به لحاظ سنبلک شبیه به *Briza* (لرزان چمنی) است. گاهی اوقات به عنوان چمن زینتی کشت می‌شود. گونه *Festuca Ovina* گیاهی چند ساله با ارتفاع عموماً تا ۶۰ سانتی‌متر و گاهی بیشتر (James & Zhang, 1991) و دارای فرم چمنی و از خانواده گندمیان با تجمعی پراکنده و تنک است. این گونه بوته‌های کوچک یا متوسط ولی پریشتی تولید می‌کند. برگ‌های آن باریک و تا حدی کوتاه بوده و علوفه خوبی برای دام‌ها به خصوص برای گوسفندان به شمار می‌آید (Godoy, 2009). این گیاه بهتر از سایر گیاهان در خاک‌های شنی یا سنگلاخی رشد و نمو می‌کند و از گونه‌های مهم در تغذیه دام، حفاظت آب و خاک بوده و انتشار وسیعی در مراتع کشور در محدوده ارتفاعی ۳۰۰ تا ۴۳۲۰ متری دارد.

که مدل شبکه عصبی مصنوعی موقیعت رویشگاه گونه *Agropyrom intermedium* را در سطح عالی ($K = 0/95$) و رویشگاه دو گونه *Thymus Kotschanus* و *Astragalus gossypinus* را در سطح بسیار خوب ($K = 0/83$ و $0/84$) و رویشگاه گونه *Stipa barbata* را در سطح خوب ($K = 0/7$) پیش‌بینی کرده است. همچنین براساس نتایج آزمون شبکه، صحت مدل برای هر چهار رویشگاه بیشتر از ۹۵ درصد بوده است. Rahmati و همکاران (۲۰۱۵) به بررسی تعیین رویشگاه بالقوه‌گونه گیاهی کما (*Ferula ovina Boiss*) با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی در منطقه فریدونشهر اصفهان پرداختند. در این مطالعه نقشه عوامل محیطی از قبیل توپوگرافی، اداپیکسی و اقلیمی به روش کریجینگ و وزن‌دهی معکوس فاصله تهیه شدند. نتایج آنالیز حساسیت نشان داد که حضور گونه کما بیشترین همبستگی را به ترتیب با درصد سیلت، درصد شن، ارتفاع، شیب و درصد ماده آلی دارا بود. ارزیابی مدل به روش جایگزینی ضریب کاپا ۰/۶۶ و مساحت زیر منحنی (ROC) با مقدار ۰/۹ نشان دهنده تطابق خوب تا عالی مدل با واقیعت زمینی است. با بررسی مطالعات انجام شده مشخص شد که کارایی شبکه عصبی در الگوسازی^۲ پراکنش مکانی گونه‌های گیاهی در ایران زیاد کار نشده و در شمال ایران تاکنون بررسی در این زمینه انجام نگرفته، لذا هدف تحقیق حاضر استفاده از شبکه عصبی در پیش‌بینی حضور دو گونه مرتعی مهم در مراتع سیاه بیشه استان مازندران است.

۲. مواد و روش‌ها

۱.۲. معرفی منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در ارتفاعات مرکزی سلسله جبال البرز از توابع شهرستان چالوس و در مسیر راه چالوس -

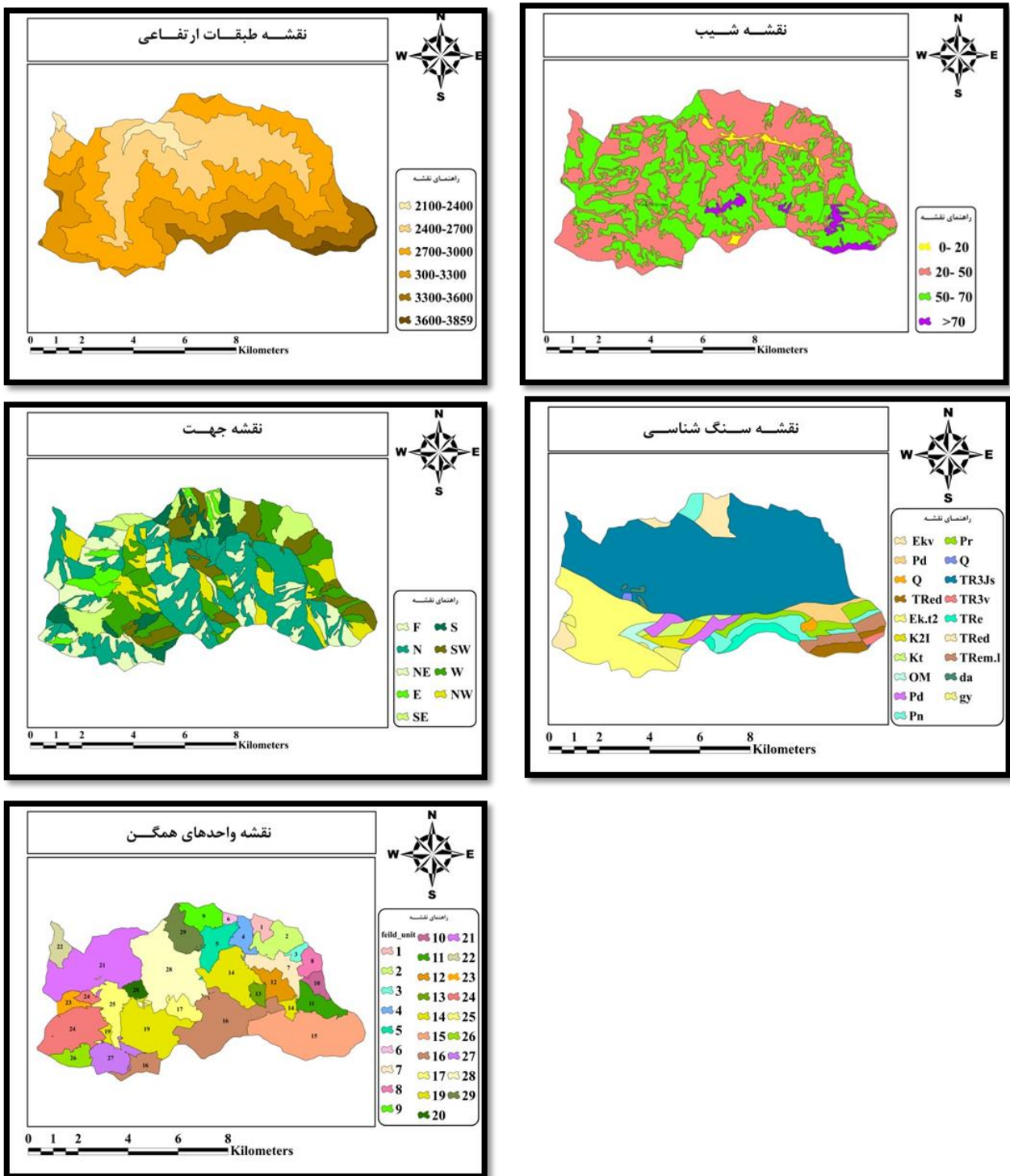


شکل ۱. موقعیت منطقه مورد مطالعه در استان مازندران (ماخذ: نگارندگان)

خاکی شامل نیتروژن، کربن، ماده آلی، pH، EC، فسفر، پتاسیم، آهن، رطوبت اشباع، رس، شن، سیلت مورد اندازه‌گیری قرار گرفت. در این تحقیق برای پهنه‌بندی گونه‌های گیاهی منطقه از ۲۰ عامل استفاده شد. این عوامل شامل عوامل توپوگرافی (شیب، جهت شیب، طبقات ارتفاعی)، عوامل خاکی مذکور، عوامل انسانی (فاصله از جاده، فاصله از دامسرا)، عوامل اقلیمی (نقشه همباران)، فاصله از رودخانه و زمین‌شناسی بودند. نقشه‌های عوامل مؤثر در محیط Arc Gis 9.3 رقومی و کلاسه‌بندی گردید. سپس نقشه‌های مذکور با نقشه پراکنش گونه گیاهی تلفیق گردید که از تلفیق نقشه پراکنش گونه گیاهی با عوامل مورد نظر، تعداد پیکسل‌های حضور آن گونه در هر طبقه از لایه‌های مطالعاتی، به‌دست آمد.

۳.۲. جمع آوری داده‌ها

برای نمونه‌برداری از روش طبقه‌بندی تصادفی مساوی استفاده شد (Jafarian *et al.*, 2012, Hirzel & Guisan, 2002). بدین منظور از تلفیق نقشه‌های هیپسومتری (طبقات ارتفاعی)، شیب، جهت و زمین‌شناسی (سنگ‌شناسی)، نقشه واحدهای همگن (نقشه واحد شکل زمین) تهیه شد تا تصویر کلی جهت نمونه‌برداری در منطقه حاصل شود (شکل ۲). در هر واحد همگن ۱۰ پلات ۱ مترمربعی مستقر که در مجموع نمونه‌برداری پوشش گیاهی با استفاده از ۲۹۰ پلات صورت گرفت. در هر واحد همگن با توجه به متوسط عمق نفوذ ریشه گیاهان در منطقه ۳ نمونه خاک در عمق ۰ تا ۳۰ سانتیمتر و در مجموع ۱۷۴ نمونه برداشت شد و در آزمایشگاه عوامل



شکل ۲. نقشه های طبقات ارتفاعی، شیب، جهت شیب، سنگ شناسی و واحدهای همگن مطالعاتی

گیاهی پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی خواهد بود. ۲۰ عامل به عنوان نرون‌های لایه ورودی به شبکه معرفی شدند و بسته به هدف تحقیق (Paradhan & Lee, 2010) از یک نرون در لایه خروجی به عنوان نرون هدف استفاده شد. با استفاده از Extension نرم‌افزار GIS به نام Hawth tools، ۷۰٪ از داده‌ها برای آموزش شبکه انتخاب و ۳۰٪ باقیمانده داده‌ها برای آزمایش شبکه استفاده شدند (لی، رایو، لی و وان، ۲۰۰۳). قبل از ارائه داده‌ها به شبکه، باید نرمال (بین ۰ و ۱) گردند (رابطه ۳) زیرا وارد کردن داده‌ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می‌شود.

$$X_i = \frac{z_i - z_i(\min)}{z_i(\max) - z_i(\min)} \quad (3)$$

که در آن Z_i برابر با وزن پیکسل مورد نظر، $Z_i(\min)$ برابر با کمترین وزن فاکتور مورد نظر، $Z_i(\max)$ برابر با بیشترین وزن فاکتور مورد نظر و X_i برابر با وزن نرمال شده فاکتور مورد نظر است (یلماز، ۲۰۰۹).

به منظور آموزش شبکه از تابع یادگیری^۱، Traingdm استفاده شد که مقادیر بین ۰ و ۱ را اختیار می‌کند. مشهورترین تابع خطا، میانگین مربعات خطا (MSE^3) است که جهت آموزش شبکه و تعیین ساختار بهینه شبکه عصبی به عنوان تابع هدف، استفاده شد. برای تأیید مدل به دست آمده، از منحنی ویژگی‌های دریافت کننده عوامل (ROC) و آماره کاپا^۴ استفاده شد. سطح زیر منحنی ROC (AUC^5)، بیانگر توانایی پیش‌بینی سیستم در تخمین درست حضور و عدم حضور گونه گیاهی است. ایده‌آل‌ترین مدل، بیشترین سطح زیر منحنی را دارد و مقادیر AUC از ۰/۵-۱ متغیر است. چنانچه مدلی نتواند حضور را بهتر از دیدگاه احتمالی (تصادفی) تخمین بزند

بنابراین، وزن هر یک از عوامل و کلاس‌های مرتبط با استفاده از نسبت فراوانی^۱ (رابطه ۱) محاسبه می‌شود زیرا کاربرد آن ساده و از نظر احتمالاتی نتایج قابل قبول‌تری دارد (Lee & Sambath., 2006).

$$FR_i = \frac{N_{pix(si)}}{\sum N_{pix(si)}} \bigg/ \frac{N_{pix(Ni)}}{\sum N_{pix(Ni)}} \quad (1)$$

که در این رابطه FR_i : مقدار نسبت فراوانی برای کلاس i از پارامتر، $N_{pix(si)}$: تعداد پیکسل‌های گونه گیاهی در یک کلاس، $\sum N_{pix(si)}$: تعداد کل پیکسل‌های گونه گیاهی در یک نقشه، $N_{pix(Ni)}$: تعداد پیکسل‌های فاقد گونه گیاهی در یک کلاس، $\sum N_{pix(Ni)}$: تعداد کل پیکسل‌های فاقد گونه گیاهی در یک نقشه هستند. در نتیجه شاخص حساسیت از مجموع مقادیر FR هر یک از عوامل مؤثر در حضور گونه گیاهی بر اساس رابطه ۲ به دست می‌آید (Pradhan & Lee., 2010) و (Oh H & Pradhan., 2011).

$$LSI=FR \quad (2)$$

در این رابطه هر چه FR زیاد باشد، میزان احتمال حضور گونه گیاهی در آن طبقه بالاست.

مراحل اجرای مدل شبکه عصبی مصنوعی در محیط نرم‌افزار MATLAB برای رسیدن خروجی به صورت خلاصه به شرح ذیل است: در ساخت شبکه عصبی مصنوعی از شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور با ساختار پرسپترون چندلایه که کارایی بهتری نسبت به دیگر انواع شبکه عصبی مصنوعی (Lee et al., 2004) دارد با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا (Lee & Sambath, 2006) استفاده شد. اطلاعات ورودی مربوط به کل پیکسل‌های منطقه مورد مطالعه طبق برنامه نوشته شده‌ای با ۲۰ عامل ورودی و خروجی برنامه هم به صورت یک فایل، شامل مقدار حضور گونه‌های

1 Frequency Ratio

2 Learning function

3 Mean square error

4 Kappa statistics

6 Area Under Curve

مذکور با توجه به نتایج در فاصله بیشتر از ۱۵۰۰ متری از دامداری که ۵۰ درصد مساحت منطقه را تشکیل می‌دهد، بیشتر است. نتایج فاصله از رودخانه نشان داد که بیشترین پراکنش گونه‌های مذکور در فاصله ۶۰-۰ متری از رودخانه بوده است. نتایج سنگ‌شناسی نیز نشان داد، سازند TR3Js (سازند الیکا) نزدیک به ۶۰ درصد سطح حوزه را به خود اختصاص داده است و پراکنش گونه‌های مذکور در این سازند بیشتر بوده است. همچنین نتایج بارش نشان داد که این گونه‌ها در بیشتر از ۶۰۰ میلی‌متر بارش رشد و پراکنش بیشتری دارند. نقشه‌های متغیرهای محیطی در شکل ۳ آمده است.

نتایج مطالعات خاک در گونه‌های *Festuca ovina*، *Bromus briziformis* نشان داد که در مورد گونه فستوکا تأثیر درصد سیلت و رس در پراکنش کمتر و درصد شن، بیشتر است و این عوامل به ترتیب وزنی برابر ۲/۱۷، ۲/۵۲ و ۱۶/۴۴ را به خود اختصاص داده‌اند. در مورد گونه بروموس نیز درصد شن وزن بیشتری را به خود اختصاص داده است (وزن درصد سیلت، رس و شن به ترتیب ۲/۱۵، ۲/۶۸ و ۱۴/۵۶ است). درصد کربن آلی خاک مؤثر بر پراکنش دو گونه مذکور در رنج (۳/۲۷-۰/۲۹) قرار دارد که ۷۹۹/۸۸ هکتار و ۱۳ درصد مساحت منطقه را تشکیل می‌دهد و این گونه‌ها در این طبقات پراکنش یکنواختی را داشته‌اند. وزن اختصاص یافته کربن در گونه فستوکا ۲/۲۱ و گونه بروموس ۲/۲۴ است. میزان هدایت الکتریکی مؤثر گونه‌های مذکور، پایین (۰-۰/۱۷) و در مورد اسیدیتته خاک، در دو گونه مذکور بالا است. نتایج رطوبت خاک و آهک نشان داد که در محدوده پراکنش گونه فستوکا، درصد رطوبت خاک (۲-۳)٪ و آهک (۰-۲/۸۹) است. در صورتی که گونه بروموس در رطوبتی کمتر (۰/۷۴-۲) رشد می‌کند. با توجه به بالا بودن میزان اسیدیتته خاک (>۷/۴۲) و پایین بودن میزان آهک خاک میزان فسفر نیز در خاک این گونه‌ها بالا (۰/۲۴-۸/۰۳) است. میزان پتاسیم خاک در گونه‌های مذکور به نسبت بالا بوده است.

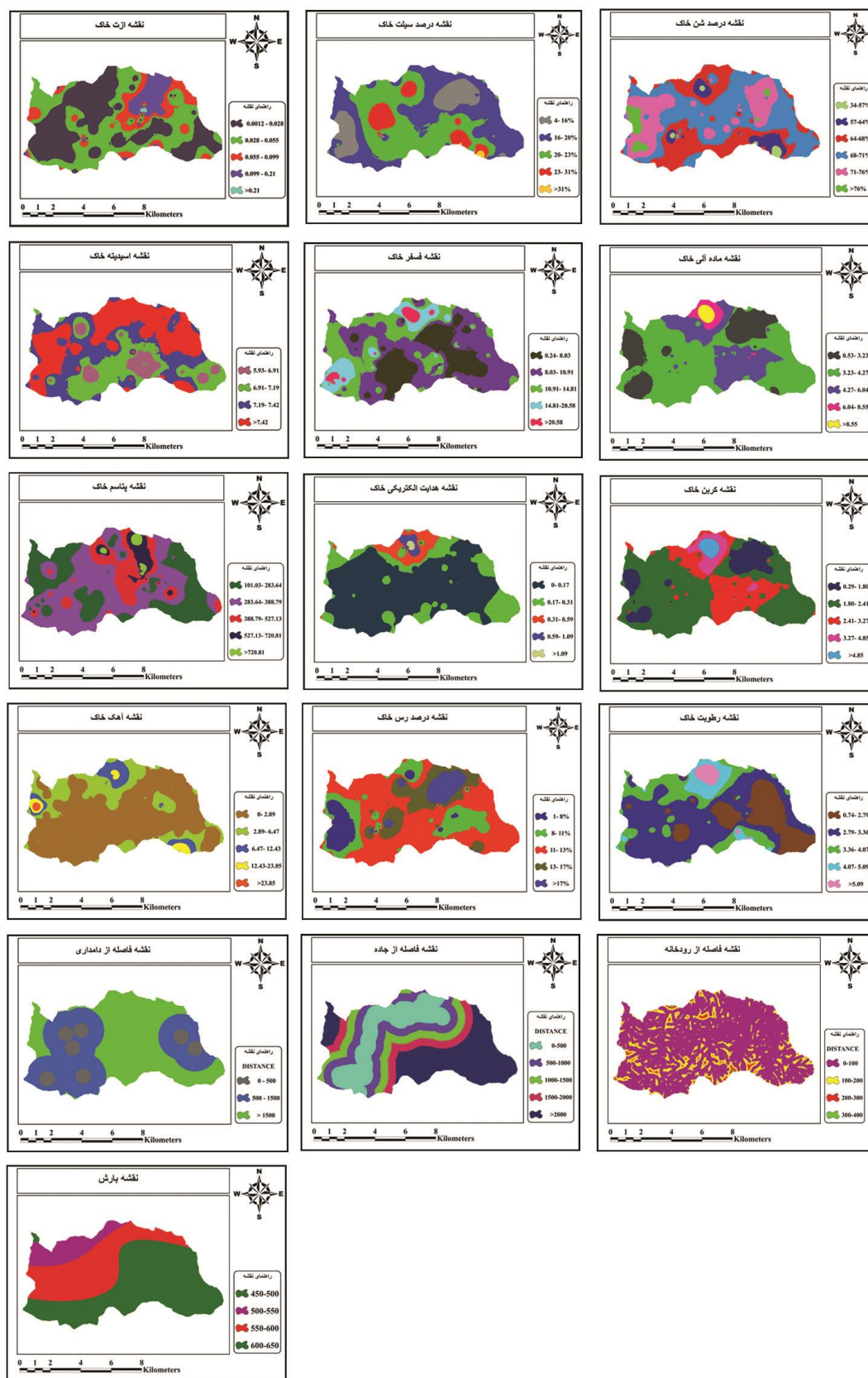
مقدار AUC آن ۰/۵ است و زمانی که منحنی ROC، سطح زیر منحنی برابر یک باشد بیانگر بهترین دقت از نقشه پهنه‌بندی است. محاسبه ضریب کاپا از طریق مقایسه نقشه پیش‌بینی احتمال با نقشه واقعی صورت می‌پذیرد و معیار مناسبی برای محاسبه میزان پیش‌بینی است (Landis & Koch, 1997) ضریب کاپا به صورت عددی بین صفر تا یک متغیر است. هرچه که به یک نزدیک‌تر باشد، نشان دهنده توافقی بیشتری است. نقشه پیش‌بینی با نقشه واقعیت زمینی است.

۳. نتایج

۱،۳. متغیرهای محیطی

نتایج مطالعات توپوگرافی (شیب، جهت و ارتفاع) نشان داد که گونه‌های *Bromus briziformis*، *Festuca Ovina* در شیب ۲۰-۵۰ و در شیب‌های رو به شمال نمود بیشتری دارند. همچنین در طبقه ارتفاعی ۲۷۰۰-۳۰۰۰ متری که ۲۲۹۹/۴۵ هکتار و ۳۸ درصد از مساحت منطقه مورد مطالعه را تشکیل می‌دهد، پراکنش بیشتری دارند. گونه *Festuca ovina* در بین عوامل توپوگرافی (شیب، جهت و ارتفاع)، به ترتیب ۱/۱۰، ۱/۴۴ و ۲/۰۹ وزن را به خود اختصاص داده که نشان‌دهنده این است که در این گونه ارتفاع و جهت شیب تأثیر بیشتری در پراکنش گونه داشته است. در گونه *Bromus briziformis* عوامل شیب، جهت و ارتفاع، ۱/۱۰، ۱/۵۸ و ۳/۳۰ وزن را به خود اختصاص داده‌اند که بیانگر تأثیر ارتفاع و پس از آن جهت شیب در پراکنش آن است.

نتایج فاصله از جاده نشان می‌دهد که گونه *Festuca ovina* در فاصله ۱۵۰۰-۲۰۰۰ متری از جاده که ۶۳۷/۳۶ هکتار و ۱۰ درصد مساحت منطقه را تشکیل می‌دهد پراکنش بیشتری دارد. گونه *Bromus briziformis* نیز در فاصله ۵۰۰-۱۰۰۰ متری از جاده که ۱۰۲۷/۱۶ هکتار و ۱۷ درصد مساحت منطقه است، پراکنش بیشتری دارد. همچنین پراکنش گونه‌های



شکل ۳. نقشه‌های عوامل محیطی (متغیرهای مستقل) مربوط به منطقه مطالعه شده

متغیرهای محیطی اثرگذار در پراکنش گونه‌های مطالعه شده، خصوصیات توپوگرافی (ارتفاع) و خاک (بافت خاک و عناصر غذایی) بودند.

میزان ازت خاک در منطقه مورد مطالعه به نسبت پایین بوده است (جدول ۱). در نهایت نتایج آنالیز حساسیت در این مطالعه نشان داد که مهمترین

جدول ۱. مقایسه میانگین ویژگی‌های خاک در دو رویشگاه گونه‌های مطالعه شده

<i>Br.briziformis</i>	<i>F.Ovina</i>	ویژگی‌های خاک
۱/۲۸ ^a	۲/۹۱ ^b	هدایت الکتریکی (دسی زیمنس بر متر)
۱۴/۰۸ ^a	۳/۲۷ ^b	آهک (درصد)
۱/۶۴ ^a	۱/۷۸ ^a	رطوبت خاک (درصد)
۴۲/۵ ^a	۱۸/۰۱ ^b	نیتروژن (درصد)
۲/۴۱ ^a	۲/۱۴ ^a	فسفر (میلی گرم بر کیلو گرم خاک)
۱۴/۴۴ ^a	۹/۹۰ ^b	پتاسیم (میلی گرم بر کیلو گرم خاک)
۲/۱۵ ^a	۲/۱۷ ^a	سیلت (درصد)
۱۴/۵۶ ^a	۱۶/۴۴ ^b	شن (درصد)
۲/۶۸ ^a	۲/۵۲ ^a	رس (درصد)
۲/۲۴ ^a	۲/۲۱ ^a	کربن (درصد)
۲/۷۶ ^a	۲/۶۱ ^a	ماده آلی (درصد)
۴/۳۴ ^a	۹/۳۱ ^b	اسیدیته خاک

حروف مشابه نشان‌دهنده عدم اختلاف معنی‌دار و حروف متفاوت نشان‌دهنده اختلاف معنی‌دار بین دو رویشگاه است.

۳،۳. نقشه پهنه‌بندی گونه گیاهی

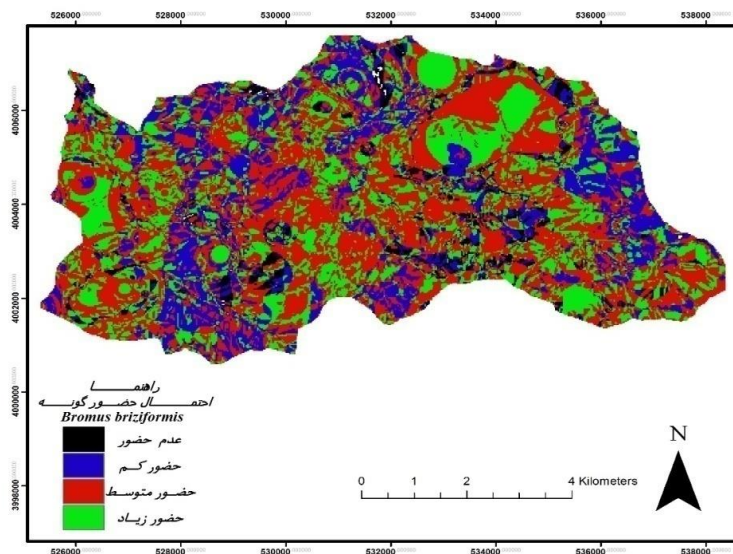
Festuca ovina

این گونه با ثبت ۱۷۱ نقطه در منطقه شناسایی شد. جهت آموزش شبکه و تهیه مدل برای گونه *Festuca ovina* از مجموع ۱۱۱۵۴ پیکسل با استفاده از ابزار Hawthtools، ۷۸۰۸ (٪۷۰) از پیکسل‌ها جهت آموزش شبکه و ۳۳۴۶ (٪۳۰) از آن‌ها جهت آزمون شبکه در نظر گرفته شد. میزان خطا با توجه به شاخص متوسط مجذور مجموع خطا (MSE) ۰/۷۵ بود. نقشه پهنه‌بندی برای این گونه در منطقه مورد مطالعه در ۴ کلاس، عدم حضور، حضور کم، متوسط و زیاد به دست آمد (شکل ۵). مساحت هر یک از طبقات به ترتیب برابر ۷/۰۵، ۳۷/۸۷، ۳۸/۵۶، ۱۶/۲۵ بود که بیشترین مساحت به طبقه حضور متوسط تعلق داشت (جدول ۳).

۲،۳. نقشه پهنه‌بندی گونه گیاهی

Bromus briziformis

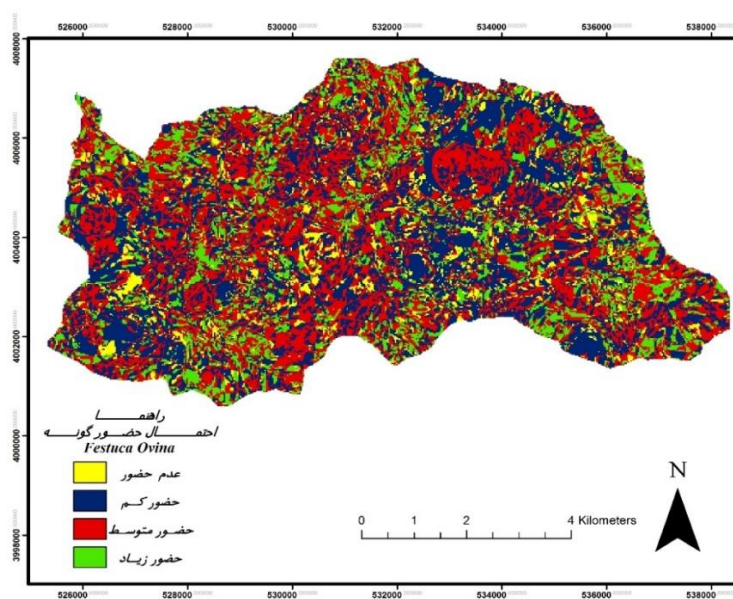
این گونه با ثبت ۱۸۱ نقطه در منطقه شناسایی شد. جهت آموزش شبکه و تهیه مدل برای گونه *Bromus briziformis* از مجموع ۱۱۶۴۷ پیکسل با استفاده از ابزار Hawthtools، ۸۱۵۳ (٪۷۰) از پیکسل‌ها، جهت آموزش شبکه و ۳۴۹۴ (٪۳۰) از آن‌ها جهت آزمون شبکه در نظر گرفته شدند. میزان خطا با توجه به شاخص متوسط مجذور مجموع خطا (MSE)، ۰/۷۲ بود. نقشه پهنه‌بندی برای این گونه در منطقه مورد مطالعه در ۴ کلاس عدم حضور، حضور کم، متوسط و زیاد به دست آمد (شکل ۴). مساحت هر یک از طبقات به ترتیب برابر ۴/۴۵، ۲۱/۹۱، ۴۴/۵۹، ۲۹/۰۴ بدست آمد که بیشترین مساحت به طبقه متوسط تعلق داشت (جدول ۲).



شکل ۴. پهنه‌بندی گونه *Bromus briziformis* در منطقه مورد مطالعه (ماخذ: نگارندگان)

جدول ۲. مساحت طبقات نقشه پهنه‌بندی گونه *Bromus briziformis*

مساحت هکتار	درصد مساحت	احتمال حضور گونه <i>Bromus briziformis</i>
۴۷۹۳	۴/۴۵	عدم حضور
۲۳۶۰۸	۲۱/۹۱	حضور کم
۴۸۰۴۵	۴۴/۵۹	حضور متوسط
۳۱۲۹۱	۲۹/۰۴	حضور زیاد



شکل ۵. نقشه پهنه‌بندی گونه *Festuca ovina* در منطقه مورد مطالعه (ماخذ: نگارندگان)

جدول ۳. مساحت طبقات نقشه پهنه‌بندی گونه *Festuca ovina*

مساحت هکتار	درصد مساحت	احتمال حضور گونه <i>Festuca ovina</i>
۷۵۹۹	۷/۰۵	عدم حضور
۴۰۸۲۷	۳۷/۸۷	حضور کم
۴۱۵۷۷	۳۸/۵۶	حضور متوسط
۱۷۸۱۶	۱۶/۲۵	حضور زیاد

زیر منحنی گونه *Bromus briziformis* هنگامی که از تمامی عوامل مؤثر بر پراکنش استفاده شد، برابر ۰/۸۴۱ (۸۴/۱۰٪) شد که نشان‌دهنده ارزیابی خیلی خوب مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پهنه‌بندی است (شکل ۷) و ارزیابی به روش ضریب کاپا برای گونه *Festuca ovina*، ۰/۷۸ و گونه *Bromus briziformis*، ۰/۶۶ که نشان‌دهنده ارزیابی خیلی خوب و خوب مدل است.

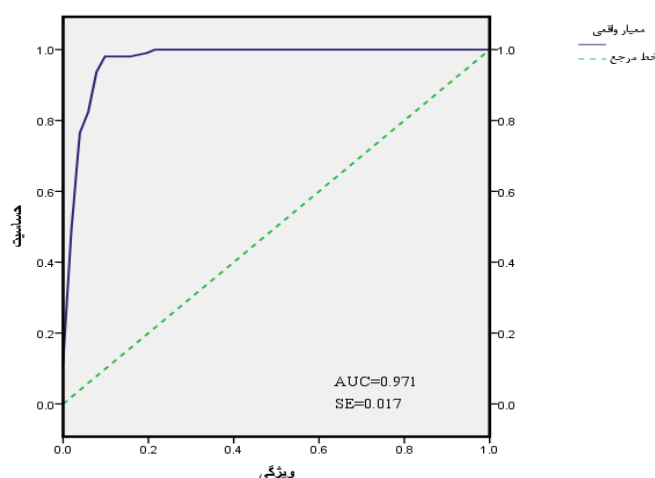
۴.۳. ارزیابی روش پهنه‌بندی پراکنش مکانی گونه *Festuca ovina* و *Bromus briziformis* با

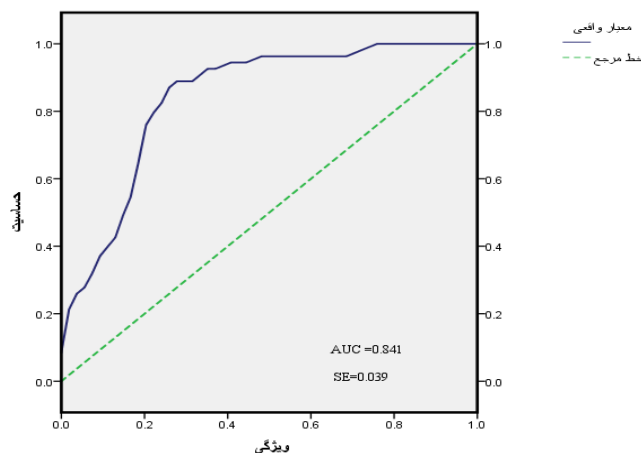
منحنی ROC و ضریب Kappa

بر اساس نتایج منحنی ROC (شکل ۶ و جدول ۴) مقدار سطح زیر منحنی گونه *Festuca ovina* هنگامی که از تمامی عوامل مؤثر بر پراکنش استفاده شد، برابر ۰/۹۷۱ (۹۷/۱٪) شد که نشان‌دهنده ارزیابی عالی مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پهنه‌بندی است. مقدار سطح

جدول ۴. همبستگی کیفی - کمی سطح زیر منحنی و ارزیابی (ژو و وانگ، ۲۰۰۹)

ارزیابی	سطح زیر منحنی
عالی	۰/۹-۱
خیلی خوب	۰/۸-۰/۹
خوب	۰/۶-۰/۷
متوسط	۰/۵-۰/۶
ضعیف	-

شکل ۶. منحنی ROC و سطح زیر منحنی مربوط به نقشه پهنه‌بندی گونه *Festuca ovina*



شکل ۷. منحنی ROC و سطح زیر منحنی مربوط به نقشه پهنه‌بندی گونه *Bromus briziformis*

گونه‌های *Festuca ovina*, *Bromus briziformis* نشان داد که گونه فستوکا با توجه به نتایج حاصله، در خاک‌های شنی پراکنش بیشتری داشته است. Bridjeimz (۱۹۷۳) و Jori و Mahdavi (۲۰۱۰) نیز اشاره کرده‌اند که این گونه در خاک‌های سبک شنی، قلوه سنگی و درشت بافت گسترش دارد. Dehghani (۱۹۹۸) رویشگاه این گیاه را با بافت سبک تا نسبتاً سنگین عمدتاً متوسط و کمی سنگین با EC کمتر از ۱/۷ میلی‌موس بر سانتی‌متر و pH پایین تا متوسط معرفی کرده است. Akbarzadeh و Shahmoradi (۲۰۰۴) بافت خاک مناطق رویشی این گونه را رسی شنی، سبک لومی، لومی شنی همراه با سنگریزه و در سطح خاک‌های آهکی معرفی کرده‌اند. همچنین در گونه *Bromus briziformis* با توجه به نتایج خاک نشان می‌دهد که این گونه در خاک‌های شنی-لومی پراکنش بیشتری دارد که احمدی، شاه‌مرادی، زارع کیا و ناطقی در مطالعات خود نیز به این نتیجه رسیدند که این گونه بهترین رشد را در خاک‌های با بافت متوسط، از شنی لومی تا لومی رسی دارد. میزان انحلال فسفر در خاک تابع اسیدیته خاک و اثر متقابل با بعضی از کانی‌ها به ویژه PCa- است (Grattan & Grieve, 1994; Sharpley et al., 1992).

۴. بحث و نتیجه‌گیری

عوامل محیطی در واقع به عنوان عوامل محدودکننده انتشار گیاهان به شمار می‌روند. مهم‌ترین عوامل محیطی شامل عوامل اقلیمی (بارندگی، دما و رطوبت نسبی و...)، خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاک (بافت و ساختمان، عناصر غذایی، pH، EC و...) و عوامل توپوگرافی (شیب، جهت شیب و ارتفاع) هستند (Bennie et al, 2006). به طوری که نتایج آنالیز در این مطالعه نشان داد که مهم‌ترین متغیرهای محیطی اثرگذار در پراکنش گونه‌های مطالعه شده، خصوصیات توپوگرافی (ارتفاع) و خاک (بافت خاک و عناصر غذایی) بودند. با نتایج به دست آمده از بین عوامل توپوگرافی، ارتفاع و پس از آن جهت بیشترین تأثیر را در پراکنش گونه‌های *Festuca ovina*, *Bromus briziformis* داشته‌اند. این گونه‌ها در محدوده ارتفاعی ۳۰۰۰-۲۷۰۰ متری پراکنش بیشتری دارند. Akbarzadeh و Shahmoradi (۲۰۰۳) و Dehghani (۲۰۰۷) انتشار این گونه‌ها را در گرگان، بهشهر، ارتفاعات کندوان، دره چالوس، در محدوده ارتفاعی ۳۰۰ تا ۴۳۲۰ متری گزارش داده‌اند. همچنین Sanadgol و Mirhagi (۲۰۰۷) گسترش گونه *Festuca ovina* را مناطق مرتفع و کوهستانی معرفی کرده‌اند. نتایج مطالعات خاک در

پراکنش مکانی گونه‌های گیاهی باشند. در تأیید این مطلب Ghanbari و همکاران (۲۰۰۹)؛ Safianian و همکاران (۲۰۱۱)؛ Zarehchahoki (۲۰۱۰)؛ Chenter و همکاران (۲۰۱۲)؛ Safi و Bromi (۲۰۱۴)؛ Saeedi razavi (۲۰۱۴)؛ Rakei و همکاران (۲۰۰۷)؛ Lee و همکاران (۲۰۰۶) به این نتیجه رسیدند که روش شبکه عصبی مصنوعی قابلیت و عمل کرد مناسبی را در چنین پیش‌بینی‌هایی نشان می‌دهد. توانایی شبکه عصبی مصنوعی در حل معادلات چندمتغیره به اثبات رسیده است (Lee et al., 2006؛ Gomez & Kavzoglu, 2005). ویژگی منحصر به فرد شبکه عصبی مصنوعی توانایی در استخراج روابط بین ورودی‌ها (عوامل محیطی) و خروجی‌های (نقشه پهنه‌بندی) یک فرآیند، بدون نیاز به شرایط پیچیده فیزیکی است. در تحقیق حاضر نیز ارزیابی‌های انجام شده با منحنی ROC (مقدار سطح زیر منحنی برای گونه *F.ovina* برابر ۹۷/۱ درصد و برای گونه *B.briziformis* برابر ۸۴/۱ درصد که نشان دهنده ارزیابی عالی و خیلی خوب) و ضریب کاپا (برای گونه *F.ovina* برابر ۰/۷۸ و گونه *B.briziformis* برابر ۰/۶۶ که نشان دهنده ارزیابی خیلی خوب و خوب) کارآمدی روش شبکه عصبی را برای پیش‌بینی دو گونه مذکور در منطقه مورد مطالعه تأیید کرده است.

توجه به بالا بودن میزان اسیدیته خاک ($>7/42$) و پایین بودن میزان آهک خاک در منطقه (Karimzadeh, 2010) میزان فسفر نیز در محل پراکنش این گونه‌ها بالا (۰/۲۴-۸/۰۳) است. در تحقیقات Hardetel و همکاران (۲۰۰۶) فسفر خاک به عنوان یکی از عناصر تأثیرگذار در رشد و توسعه رویشگاهی گیاهان معرفی شده است. میزان پتاسیم خاک در گونه‌های مذکور در منطقه به نسبت بالا بوده است. Ghorbani و همکاران (۲۰۱۳)؛ Jafari و همکاران (۲۰۰۲)؛ Zhang و همکاران (۲۰۰۶) در مطالعات خود نشان دادند که میزان پتاسیم خاک در پراکنش گونه‌ای گیاهی در یک منطقه مؤثر هستند. ازت یکی از عناصر پرمصرف جهت رشد گیاهان است و در واقع این عنصر را به عنوان گلوگاه رشد گیاهان می‌شناسند. میزان ازت خاک با توجه به نتایج به دست آمده در منطقه مورد مطالعه به نسبت پایین بوده است، به طوری که عوامل محیطی از قبیل دما (پایین)، رطوبت (کم) و نوع خاک (شنی لومی) نیز در این فرآیند مؤثر هستند. اهمیت ازت خاک در تفکیک گونه‌ها و رویشگاه‌های آن توسط سایر محققین (Silva & Batalha, 2008؛ Hartdel et al, 2006) نیز تشریح شده است.

نتایج حاصله نشان داد که مدل‌های ANN می‌توانند جایگزین مدل‌های ریاضیات برای پیش‌بینی رویشگاه‌ها و

References

- Ahmadi, A., Shahmoradi, A.A., Zare Kia, S., Nateghi, S. 2013. Evaluation Autecological *Astragalus effuses* rangeland West Azerbaijan province. Journal of Research of the Iranian desert and rangeland 20(1), 181-172. (in Persian).
- Akbarzade, M., Shahmoradi, A.A. 2004. Evaluation of some ecological aspects of plant *grass Festuca Ovina*, Mazandaran province in Rangeland. Third National Conference on rangeland and range management's Articles collection, 19-17 September, Tehran, 368-357. (in Persian).
- Akbari, M., Badiee, H., Ranaee, A. 2011. Kharazmi Assessment (algorithm) Artificial Neural Networks in the evaluation of desertification (The case of the southern city of neyshapur). Journal of Range and Watershed Management 64 (3), 256-243. (in Persian).
- Ashcroft, M.B., French, K.O., Chisholm, L.A. 2011. An evaluation of environmental factors effecting species distributions. Ecological Modeling 222(3), 531-524.

- Bagheri Shabestari, E.S., Sheidai, M., Assadi, M., Amini, T. 2010. Species relationships in *Festuca* (poaceae) of Iran. *Gene Conserve* 9 (38), 247-262. (in Persian).
- 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* 1-18.
- Bennie, J., Hill, M.O., Baxter, R., Huntley, B. 2006. Influence of slope and aspect on long-term vegetation change in British chalk grassland. *Journal of Ecology* 94, 355-368.
- James, B. 1973. *Turf grass: science and culture*, Prentice-Hell, Inc. Englewood Cliffs, N.J, USA, 658p.
- Chanter, G.R., Blanco, A.M., Lodovichi, M.V., Bandoni, A.J., Sabbatini, M.R., Lopez, R.L., Vigna, R.L., Gigon, R. 2012. Modeling *Avena fatua* seedling emergence dynamic: An artificial neural network approach. *Computers and Electronics in Agriculture* 88, 95-102.
- Dehghani, A. 1996. Autecology *Festuca Ovina* in rangeland Golestan National Park. Master's thesis University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan. 232p. (in Persian).
- Guisan, A., Theurillat, j. 2000. Equilibrium modeling of alpine plant distribution: how far can we go? *Phytocoenologia* 30, 353-384.
- Ghanbari, F., Shataee, SH., Dehghani, A.A., ayubi, SH. 2009. Evaluation of forest density using terrain analysis and artificial neural network. *Journal of Science and Technology Wood and Forest* 4, 42-25.(in Persian).
- Ghorbani, M.A., Farsadizade Jahangiri, H., Chabokpor, J., Fathi, P. 2012. *Water engineering software*, publications Norpardazan. 261p. (in Persian).
- Gomez, H., Kavzoglu, T. 2005. Assessment of shallow landslide susceptibility using artificial neural networks in Jabonosa River Basin, Venezuela. *Engineering Geology* 78, 11-27.
- Grattan, S.R., Grieve, C.M. 1994. Mineral nutrient acquisition and response by plants grown in saline environments. In: Pessarkli M (eds). *Handbook of plant and Crop Stress*. Marcel Dekker, New York, 203-229.
- Irmak, A., Jones, J.W., Batchlor, W.D., Irmak, S., Bootek, K.J., Paz, J.O. 2006. Artificial neural network model as a data analysis tool in precision farming. *American Society of Agricultural and Biological Engineers* 49(6), 2027-2037.
- Hardtle, W., Oheimb, G.V., Westphal, CH. 2006. The effects of light and soil conditions on the species richness of the ground vegetation of deciduous forest in northern Germany. *Forest Ecology and Management* 182: 327-338.
- Hirzel, A., Guisan, A. 2002. Which is Optimal Sampling Strategy for Habitat Suitability Modeling? *Ecological Modeling* 157, 331-341.
- Jafarian, Z., Arzani, H., Jafari, M., Azarnivand, H. 2012. Mapping spatial prediction plant species using logistic regression (Case Study: rangelands Reineh, Mount Damavand). *Natural geography of researches* 79, 18-1. (in Persian).
- Jori, M.H., Mahdavi, M. 2010. *Applications identification of rangeland plants*. 434p.
- Kia, F., Tavili, A., Javadi, A. 2011. The Relationship between the distributions of several species of of grassland with some environmental factors in this area in Golestan Province. *Journal of rangeland* 5(3), 301-292.
- Karimzadeh, A., Jafarian, Z., Ghorbani, J. 2009. Relationship analysis of vegetation with some environmental factors using multivariate analysis (Case Study: rangelands of Semnan Province). *Masters of thesis Sari agricultural of sciences and natural resources university*, 143 p.
- Lee, S. Ryu, J.H. Won, J.S., park, H. 2004. Determination and application of the weights for landslide susceptibility mapping using an artificial neural network. *Eng Geo.* 71, 289-302.
- Lee, S., Sambath, T. 2006. Landslide susceptibility mapping in the Damrei Romel area, Cambodia using frequency ratio and logistic regression models. *The journal of Environmental Geology* 50: 847-855.
- Lee, S. Ryu, J.H. Lee, M., Won, J.S. 2003. Use of artificial neural networks for analysis of the susceptibility to landslide at Boun, Korea. *Environmental Geology* 44, 820-833.
- Lee, S. Ryu, J.H. Lee, M. Won, J.S. 2006. The application of artificial neural networks to landslide susceptibility mapping at Jang hung Korea. *Mathematical Geology* 38 (2), 199-207.
- Landis, J.R., Koch, G.C. 1977. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics* 33, 159-174.

- Oh H, J., Pradhan, B. 2011. Application of a neuro-fuzzy model to land slid susceptibility mapping for shallow landslide in a tropical hilly area. *Computers & Geosciences*, doi.10.1016/j.cageo, 2010.10.012.
- Mirhaji, T., Sanadgol, A.A. 2007. Study the growth degree day's requirement for phonological stages of important range species of Homand. *Iranian Journal of Range & desert* 13(3), 212-221.
- Paradhan, B., Lee, S. 2010. Landslide susceptibility assessment and factor effect analysis: back propagation artificial neural networks and their comparison with frequency ratio and bivariate logistic regression modeling. *Environmental modeling & Software* 747-759.
- Rezaee Arshad, R., Sayad, Gh. A., Mazlum, M., Shorafa, M., Jafarnezhad, A.R. 2012. Comparison of artificial neural networks and regression for predicting electrical conductivity of saturated soils in Khuzestan province. *Journal of Science and Technology of Agriculture and Natural Resources, Water and Soil Sciences*. 16 (60) 118-107. (in Persian).
- Rahmati, Z., Tarkeshfahani, M., Pormanafi, S., Vahabi, M.R. 2015. Determine the potential habitats of species coma (*Ferula Ovina Boiss*) using artificial neural network in the area of Fereydunshahr Esfehan. *Ecology of Applications* 4(11) 2-41. (in Persian).
- Rakee, B., Khamechian, M., Abdolmalaki, P., Giahchi, P. 2007. Application of artificial neural network landslide hazard zonation (Case Study: Area Sefidar Gale in Semnan province). *Tehran University Journal of Science* 33(1), 57-64.
- Saeedi Razavi, B. 2014. Predicting the Trend of Land Use Changes Using Artificial Neural Network and Markov chain Model (Case Study: Kermanshah City). *Research Journal of Environmental and Earth Sciences* 6(4), 215-226.
- Sefinian, A., Mohamadi tofighi, A., Khodakarami, L., Amiri, F. 2011. Land use mapping using artificial neural network (case study: watershed Kabudarahang, Rosen and Khvnyn- Talkhab in Hamedan province). *Journal of Remote Sensing and GIS in Natural Resource Sciences* 2 (1), 13-1.(in Persian).
- Safi, Y., Bouroumi, A. 2013. Prediction of forest fires using artificial neural networks. *Applied Mathematical Sciences* 7(6), 271 – 286.
- Sharpley, A.N., Meisinger, J.J., Power, J.F., Suarez, D.L. 1992. Root extraction of nutrients associated with long-term soil management. In: Stewart, B.(ed), *Advances in Soil Science* 19,151-217.
- Shokri, M., Bahmanyar, M.A., Tatian, M.R. 2003. Ecological Study of Vegetation Rangeland Hezar Jarib Behshahr. *Iranian Journal of Natural Resources* 56, 142-131.
- Silva, D.M., Batalha, A.M. 2008. Soil-vegetation relationships in cerrados under different fire frequencies. *Plant Soil* 311, 87-96.
- Yilmaz, I. 2009. Landslide susceptibility mapping using frequency ratio, logistic regression, artificial neural networks and their comparison (A case study from Kat Landslides (Tokat-Turkey). *Computers & Geosciences* 35, 1125-1138.
- Zarechahoki, M.A., Zarearnabi, M., Zarechahiki, A., Khalasiahvazi, L. 2010. The use of spatial statistical methods in predictive models of habitat for plant species. *Journal of dry canvas*. 1(1), 23-13. (in Persian).
- Zhang, J., Zhao, R., Zhou, H. 2006. Interrelation between plant communities and environmental factors of wetlands and surrounding lands in mid and lower reaches of Tarim River. *J. Appl. Ecol.* 17(6), 995-60.
- Zhu, C., Wang. X. 2009. Landslide susceptibility mapping: A comparison of information and weights-of evidence methods in Three Gorges Area. *International Conference on Environmental Science and Information Application Technology*, DOI 10.1109/ESIAT. 187, 342-346.

