

علوم و تکنولوژی محیط زیست، دوره بیست و دوم، شماره یازده، بهمن ماه ۹۹

پهنه‌بندی پراکنش مکانی نوعی آویشن (*Thymus kotschianus*) و بوماران (*Achilla millefolium*) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: مراتع دونا استان مازندران)

زینب بحرینی^۱

زینب جعفریان^{۲*}

jafarian79@yahoo.com

مریم شکری^۳

تاریخ پذیرش: ۹۶/۳/۲۴

تاریخ دریافت: ۹۵/۱۰/۲۷

چکیده

زمینه و هدف: هدف از این پژوهش، استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی در تهیه نقشه پراکنش مکانی گونه‌های نوعی آویشن و بوماران در مراتع دونا استان مازندران است.

روش بررسی: نمونه‌برداری از پوشش گیاهی به روش طبقه‌بندی تصادفی در ۲۹ واحد همگن انجام شد. در هر واحد همگن، ۳ نمونه خاک نیز از عمق ۳۰-۰ سانتی‌متری برداشت شدند. در پژوهش حاضر، از ۲۰ عامل محیطی به عنوان متغیر مستقل و داده‌های مربوط به حضور گونه‌های گیاهی مطالعه شده به عنوان متغیر وابسته استفاده گردید. برای تهیه نقشه پیش‌بینی مکانی گونه‌ها، اطلاعات محیطی در GIS تبدیل به نقشه شده و با استفاده از روش نسبت فراوانی هر کدام از آن‌ها کلاسه‌بندی شدند. در این پژوهش از شبکه پرسپترون چند لایه، متداول‌ترین شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش‌خور، استفاده گردید. ساختار بهینه شبکه عصبی مصنوعی، ۱، ۲۰، ۲۰ تعیین شد. خروجی به دست آمده از شبکه در نرم افزار GIS تبدیل به نقشه‌های پهنه‌بندی گونه‌های گیاهی با ۴ پهنه عدم حضور، حضور کم، حضور متوسط و حضور زیاد شد. ارزیابی مدل به دو روش منحنی ROC و ضریب کاپا انجام شد.

یافته‌ها: با استفاده از روش منحنی ROC، مقدار AUC برای گونه بومادران برابر ۹۶/۸، و برای گونه نوعی آویشن برابر ۸۴/۷ شد که نشان‌دهنده ارزیابی عالی و خیلی خوب مدل در پیش‌بینی است.

بحث و نتیجه‌گیری: ارزیابی به روش ضریب کاپا نشان داد که این ضریب برای گونه بومادران، و گونه نوعی آویشن، به ترتیب برابر ۰/۸۹ و ۰/۷۶ بود که نشان‌دهنده ارزیابی بسیار خوب و خوب مدل است.

واژه‌های کلیدی: شبکه پرسپترون چند لایه، گونه‌های دارویی، منحنی ROC، مراتع دونا.

۱- دانشجوی دکتری علوم مرتع، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ایران.

۲- استاد دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ایران. * (مسئول مکاتبات)

۳- استاد دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ایران.

Spatial distribution mapping of common yarrow (Achilla millefolium) and thyme (Thymus kotschianus) using artificial neural network (Case study: Donna rangelands, Mazandaran province)

Zeinab Bahrein¹

Zeinab Jafarian^{2*}

jafarian79@yahoo.com

Maryam Shokri³

Admission Date: June 14, 2017

Date Received: January 16, 2017

Abstract

Background and Objective: The purpose of this study was to map the spatial distribution of common yarrow (*Achilla millefolium*) and thyme (*Thymus kotschianus*) using artificial neural network model in rangelands Donna, Mazandaran Province.

Method: Sampling was carried out with equal random classification in 29 homogenous units. In each unit, 3 soil samples were harvested from depth of 0-30 cm. In this study, 20 environmental factors were the independent variables and the presence of plant species were the dependent variable. For the preparation spatial distribution map of the species, environmental data were converted to maps in GIS. Then each of these factors was classified using the frequency. In this research, network Multilayer Perceptron that is the most common feed forward neural network was used. Optimal structure for the network was determined 1, 20, and 20. Then distribution maps of studied species were prepared with 4 class absence and low presence, medium presence and high presence in the GIS software. Models were evaluated using ROC curves and Kappa coefficient.

Findings: AUC were 96.8 and 84.7 for the species *Achilla millefolium* and *Thymus kotschianus* was, respectively that indicates models are excellent or very good for the prediction.

Discussion and Conclusion: Also kappa coefficient were calculated as 89.0 and 76.0 for *Achilla millefolium* and *Thymus kotschianus*, respectively which indicate very good and good prediction.

Keywords: Multi-layer perceptron network, Medicinal species, ROC curve, Donna rangelands.

1- Phd student rangeland sciences, Agricultural of Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran

2- Professor in Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran. * (Corresponding Author)

3- Professor in Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran

مقدمه

چون در آن‌ها هیچ پیش فرضی در مورد توزیع داده‌ها نمی‌شود و به عنوان ابزار با ارزشی جهت طبقه‌بندی گیاهان به شمار می‌آیند (۱۳). مطالعه‌های متعددی در زمینه استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی توزیع مکانی گونه‌های گیاهی صورت گرفته است. پارلو و توماسل (۱۴) برای پیش‌بینی عمل‌کرد ویژگی‌های اکوسیستم از مقایسه بین شبکه عصبی مصنوعی و مدل رگرسیون استفاده کردند. آن‌ها با استفاده از داده‌های شبیه‌سازی شده برای شش ویژگی عمل‌کرد اکوسیستم به این نتیجه رسیدند که همبستگی بین مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده هر شش ویژگی، برای شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به مدل رگرسیونی بالاتر بود. ژو و یانگ (۱۵) برای طبقه‌بندی پوشش زمین از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که استفاده از شبکه عصبی مصنوعی چند لایه می‌تواند برای چنین طبقه‌بندی‌هایی مناسب باشد. زارع چاهوکی و همکاران (۱۰) به بررسی عمل‌کرد سه مدل برای پیش‌بینی پراکنش گونه‌های گیاهی در پوشش گیاهی بوت‌ه‌زار کوهستانی در استان سمنان پرداختند. آن‌ها از سه مدل *LR*، *CCA* و *ANN* برای الگوی پراکنش مکانی جوامع گیاهی استفاده شد. ضرایب کاپا نیز برای ارزیابی مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان داد که مدل‌های *ANN*، *LR* برای پیش‌بینی گونه‌های فردی مناسب‌تر هستند و در مقابل برای پیش‌بینی توزیع همه گونه‌ها به صورت دسته جمعی روش *CCA* مناسب‌تر است. رحمتی و همکاران (۱۶) به بررسی تعیین رویشگاه بالقوه گونه گیاهی *Ferula ovina Boiss* با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی در منطقه فریدون‌شهر اصفهان پرداختند. نتایج تجزیه حساسیت آن‌ها نشان داد که حضور گونه کما بیش‌ترین همبستگی را به ترتیب با درصد سیلت، درصد شن، ارتفاع، شیب و درصد ماده آلی داشت. در ارزیابی مدل، ضریب کاپا برابر ۰/۶۶ و مساحت زیر منحنی کرت‌های *ROC* برابر ۰/۹ بود که نشان‌دهنده تطابق خوب تا عالی مدل با واقعیت زمینی است. استفاده از روش‌های گوناگون پیش‌بینی مکانی گونه‌های گیاهی در

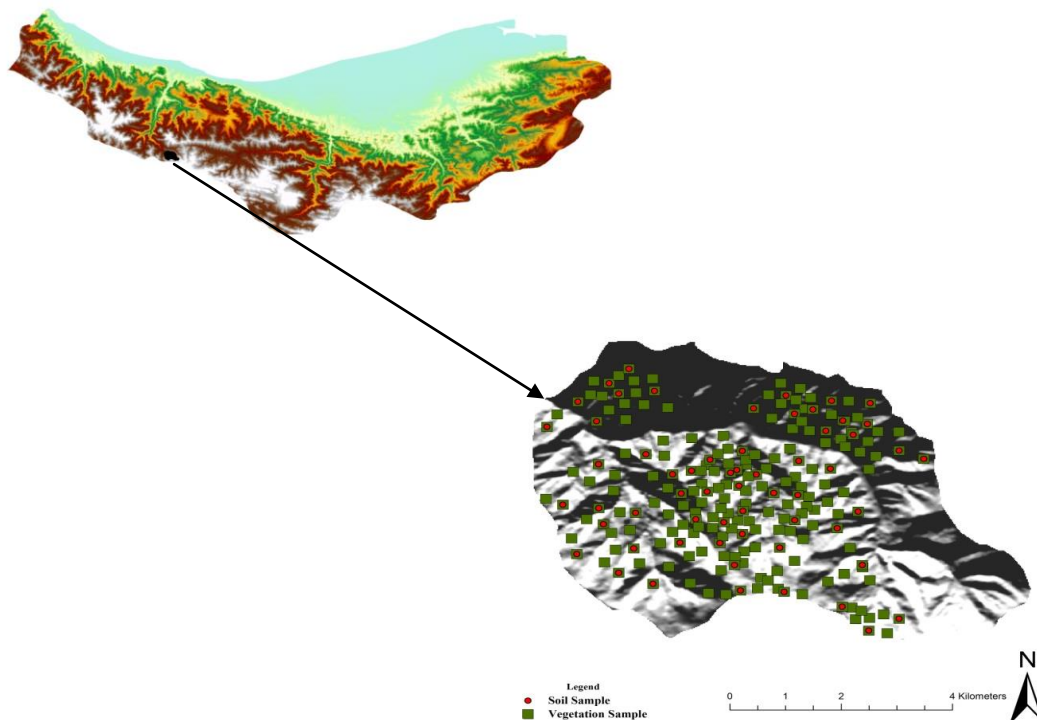
همبستگی بین پوشش گیاهی و عوامل محیطی یکی از مهم‌ترین مسایل تأثیرگذار در شکل‌گیری ساختار جوامع گیاهی و پراکنش آن‌ها در هر ناحیه است (۱). بنابراین الگوی پراکنش گیاهان یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های جوامع گیاهی است که مفهوم آن، مربوط به شرایط قرار گرفتن یک گونه و پراکنش آن در هر جامعه گیاهی است (۲). مدل‌سازی پراکنش گونه‌ها (۳، ۴، ۵، ۶)، ابزار بسیار مهمی در اکولوژی و حفاظت زیست‌شناسی (۷) است که شماری از مسایل تئوریک و عملی، از جمله جایگاه واقعی بوم‌شناختی را تشکیل می‌دهد. 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 (۶). یک مدل پراکنش گونه‌ای، رخداد گونه‌ای (متغیر وابسته) را به صورت تابعی از متغیرهای زیست‌محیطی گوناگون (متغیرهای مستقل) مدل‌سازی می‌کند (۸). مدل‌سازی پیش‌بینی توزیع مکانی امروزه می‌تواند مناطقی در محدوده‌ای مشخص که قادر به رفع نیازهای مربوط به آشیان بوم‌شناختی گونه‌ها هستند را مشخص یا بخشی از پراکنش قابلیت گونه‌ها را برآورد کند (۹، ۱۰). امروزه به موازات مدل‌های متداول پیشین، روش‌هایی چون شبکه‌های عصبی مصنوعی (*ANN*) جهت چنین پیش‌بینی‌هایی پیشنهاد شده‌اند (۱۱). شبکه‌های عصبی مصنوعی نوعی از روش‌های یادگیری ماشینی هستند که در زمینه‌های گوناگون تجزیه داده‌ها نظیر رگرسیون و طبقه‌بندی به کار برده می‌شوند (۶). شبکه‌های عصبی مصنوعی بر اساس تشخیص الگو قادر به مدل‌سازی فرایندهای غیرخطی هستند (۱۲). با توجه به این که شبکه‌های عصبی از دو ویژگی اساسی یادگیری یا نگاشت‌پذیری بر اساس آرایه داده‌های تجربی (قدرت و توانایی تعمیم‌پذیری) و ساختارپذیری موازی برخوردار هستند، این شبکه‌ها برای مدل‌سازی سامانه‌های پیچیده که مدل‌سازی آن‌ها یا میسر نیست و یا به سختی انجام می‌پذیرد، بسیار مناسب هستند (۱۱). همچنین دارای دقت بالایی هستند و

لیه جنوب شرقی استان مازندران در سیاه بیشه کندوان واقع شده است. منطقه دونا از نظر جغرافیایی دارای طول جغرافیایی $۳۸^{\circ} ۲۱' ۵۱''$ تا $۳۶^{\circ} ۲۵' ۵۱''$ و عرض جغرافیایی $۴۴' ۱۲''$ تا $۴۸' ۰۹' ۳۶''$ بوده و در محدوده ارتفاعی ۲۲۳۸ تا ۳۸۵۹ متری از سطح دریا واقع شده است. وسعت مراتع آن ۳۸۴۹/۴۷ هکتار است. میانگین بارندگی ۵۰۰ میلی‌متر در سال بوده و بر اساس طبقه‌بندی دومارتن اقلیم آن مدیترانه‌ای است (شکل ۱).

مطالعات مختلف لازم است تا روش‌هایی که از دقت کافی برخوردار هستند، شناسایی شوند و در برنامه‌ریزی، مدیریت صحیح، اصلاح و احیاء مراتع بویژه برای تعیین محدوده‌های مکانی که گونه‌های مهم مرتعی حضور دارند و یا می‌توانند حضور داشته باشند، به کار گرفته شوند. در این راستا، هدف پژوهش حاضر استفاده از روش شبکه عصبی در پهنه‌بندی حضور دو گونه دارویی در مراتع دونا استان مازندران است.

روش بررسی

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



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه در استان مازندران.

Figure 1. Study area in Mazandaran province.

ارتفاع (DEM)، لایه‌های عوامل خاک مربوط به ۱۷۴ پروفیل خاک، با روش IDW در GIS، لایه همباران، لایه جاده، لایه فاصله از دامداری، لایه لیتولوژی در محیط GIS آماده و طبقه‌بندی گردیدند. در لایه‌های آماده شده، هر پیکسل حاوی اطلاعات ۲۰ مشخصه (عوامل محیطی) است. این حجم

برای تعیین توزیع مکانی گونه‌های آویشن و بومادران داشتن داده‌های عوامل محیطی به عنوان متغیرهای مستقل و داده‌های حضور گونه‌های آویشن و بومادران به عنوان متغیر وابسته مورد نیاز است. بدین صورت جهت تهیه اطلاعات محیطی لایه‌های فیزیوگرافی (شیب، جهت و ارتفاع) با استفاده از نقشه راقومی

توسط شبکه عصبی مصنوعی خواهد بود. در نتیجه از ۲۰ نرون ورودی و ۱ نرون خروجی استفاده شد (۲۲) (شکل ۲).
پیش از ارایه داده‌ها به شبکه، داده‌ها باید نرمال گردند زیرا وارد کردن داده‌ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می‌شود. در برنامه نوشته شده در MATLAB برای انجام این پژوهش دستوری نوشته شد که داده‌ها را بین ۰ و ۱ نرمال کند.

$$X_i = \frac{z_i - z_i(\min)}{z_i(\max) - z_i(\min)} \quad (۳)$$

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 (۱۰)، (۱۶). در گام بعدی برای آموزش و آزمایش شبکه به ترتیب از ۷۰٪ و ۳۰٪ داده‌های گونه گیاهی و فاقد گونه گیاهی استفاده شدند (۲۳، ۲۴، ۲۵). در مرحله باید تابع محرک فعال‌سازی (به دلیل قرار دادن خروجی هر نرون در یک محدوده خاص ۱-۰) (۲۶) در نرم‌افزار متلب تعیین شود که از تابع غیر خطی سیگموئید (f) به دلیل مشتق‌پذیر بودن، سادگی و کاربرد آن در بیشتر پژوهش‌های مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد (رابطه ۴).

$$o_p = f(\text{net}_{pi}) = \frac{1}{1 + e^{-\text{net}_{pi}}} \quad (۴)$$

که در آن، a پارامتر شیب تابع است که با تغییر آن می‌توان تابع‌های گوناگونی را به دست آورد، به نحوی که با افزایش آن به تابع آستانه و با کاهش آن تا بی‌نهایت به تابع پله‌ای می‌رسد. همچنین جهت آموزش شبکه و تعیین ساختار بهینه شبکه عصبی مصنوعی از تابع MSE استفاده شد. ۳۰٪ از داده‌ها برای ارزیابی مدل مورد استفاده قرار گرفت (۸، ۲۷). برای صحت نقشه‌های تهیه شده از منحنی ROC (۲۸، ۲۹) و آماره کاپا استفاده شد. ارزیابی با توجه به سطح زیر منحنی به صورت زیر است (۱- ۰/۹ عالی؛ ۰/۹- ۰/۸ بسیار خوب؛ ۰/۸- ۰/۷ خوب؛ ۰/۷- ۰/۶ متوسط و ۰/۶- ۰/۵ ضعیف) (۲۹) و ضریب کاپا به صورت عددی بین صفر تا یک متغیر است. هرچه

اطلاعات به وسیله فرمان‌های خروج اطلاعات نرم افزار GIS خارج و در محیط MATLAB مورد تحلیل قرار گرفت. برای تعیین شاخص حساسیت LSI از مدل احتمالی نسبت فراوانی استفاده شد. زیرا کاربرد آن ساده و نتایج آن خیلی قابل اعتماد است (۱۷، ۱۰). برای تعیین نسبت فراوانی هر یک از طبقات عوامل موثر بر حضور گونه گیاهی، ابتدا نسبت پیکسل‌های گونه گیاهی هر کلاس به کل پیکسل‌های گونه گیاهی (a) و همچنین نسبت پیکسل‌های فاقد گونه هر کلاس به کل پیکسل‌های فاقد گونه (b) محاسبه و سپس نسبت فراوانی هر طبقه با تقسیم مقدار a به b به دست آمد (رابطه ۱). سپس شاخص حساسیت محاسبه شد (رابطه ۲) (۱۸، ۱۹، ۸).

$$FR_i = \frac{N_{pix(Si)}}{\sum N_{pix(Si)}} / \frac{N_{pix}}{\sum N_p} \quad (۱)$$

که در این رابطه FR_i : مقدار نسبت فراوانی برای کلاس i از پارامتر، $N_{pix(ai)}$: تعداد پیکسل‌های گونه گیاهی در یک کلاس، $\sum N_{pix(ai)}$: تعداد کل پیکسل‌های گونه گیاهی در یک نقشه، $N_{pix(bi)}$: تعداد پیکسل‌های فاقد گونه گیاهی در یک کلاس، $\sum N_{pix(bi)}$: تعداد کل پیکسل‌های فاقد گونه گیاهی در یک نقشه هستند.

شاخص حساسیت از مجموع مقادیر FR هر یک از عوامل موثر در حضور گونه گیاهی به دست می‌آید.

$$LSI = FR \quad (۲)$$

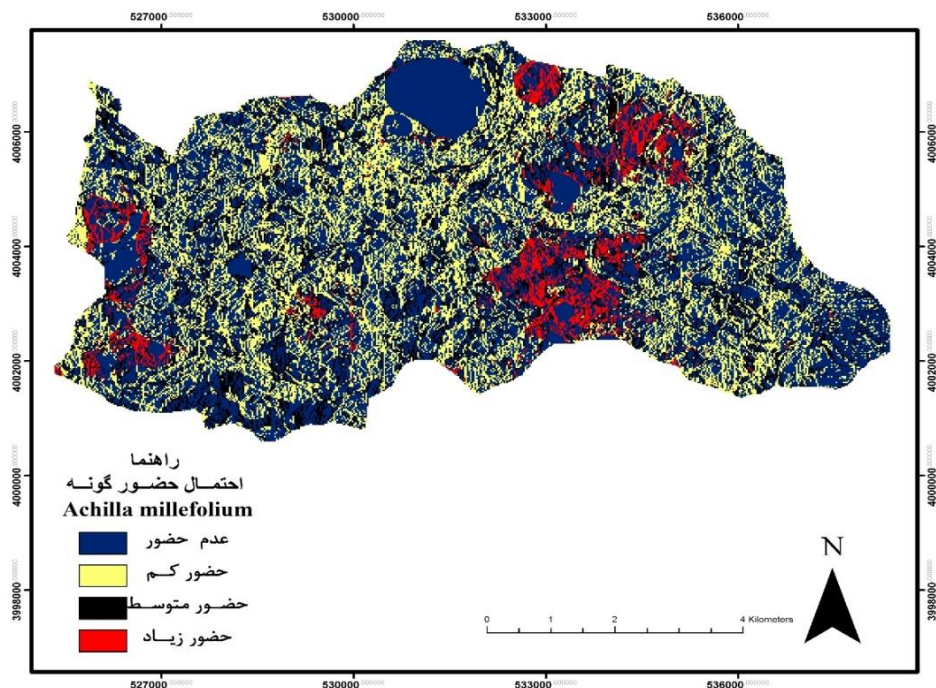
در این رابطه هر چه FR زیاد باشد، میزان احتمال حضور گونه گیاهی در آن طبقه بالاست. در پژوهش حاضر از شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش‌خور^۱ با ساختار پرسپترون چند لایه^۲ که کارایی بهتری نسبت به دیگر انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی (۲۰) دارد با الگوریتم انتشار به عقب (۱۹) استفاده شد. این شبکه دارای ساختار لایه‌ای است (۲۱). اطلاعات ۲۰ عامل محیطی در فایل ورودی قرار می‌گیرند. خروجی برنامه هم به صورت یک فایل، شامل حضور گونه‌های گیاهی پیش‌بینی شده

1- Feed forward networks
2 - Multilayer Perceptron

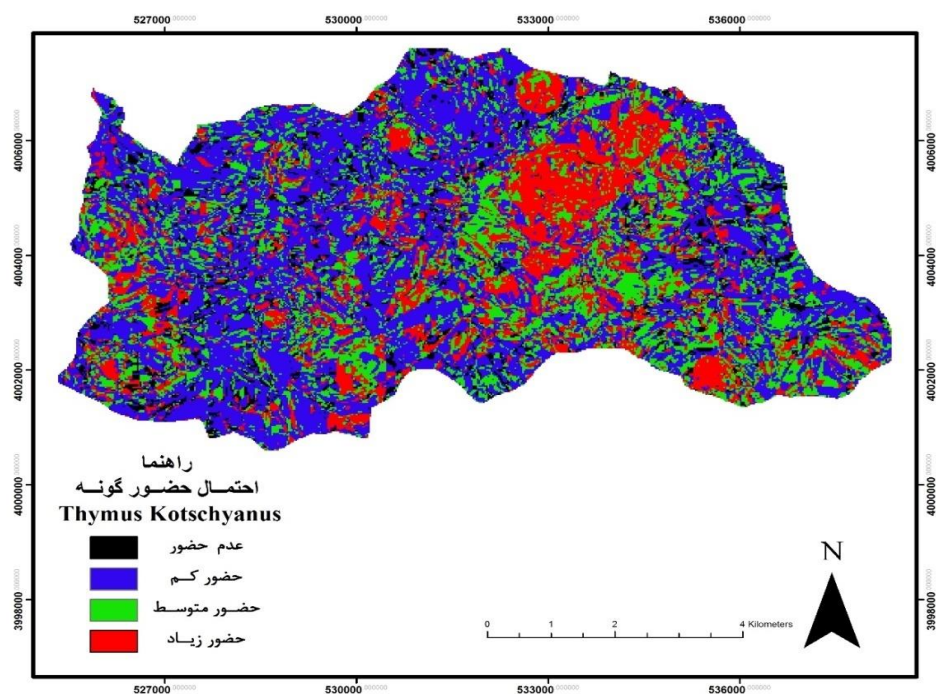
با توجه به شاخص متوسط مجذور مجموع خطا^۱ (MSE) مناسب‌ترین عملکرد برای این گونه در میزان خطای ۰/۷۸ بدست آمد. نقشه پهنه‌بندی برای این گونه در منطقه مورد مطالعه در ۴ کلاس، عدم حضور، حضور کم، متوسط و زیاد به دست آمد (شکل ۳). مساحت هر یک از طبقات به ترتیب برابر ۴/۵۳، ۳۵/۹۵، ۳۷/۰۱، ۱۸/۵۱ بود که بیش‌ترین مساحت به طبقه حضور متوسط تعلق دارد.

با توجه به شاخص متوسط مجذور مجموع خطا (MSE) برای گونه آویشن، مناسب‌ترین عملکرد در خطای ۰/۸۱ بدست آمد. نقشه پهنه‌بندی برای این گونه نیز در ۴ کلاس، عدم حضور، حضور کم، حضور متوسط و حضور زیاد به دست آمد (شکل ۴). مساحت هر یک از طبقات به ترتیب برابر ۱۳/۰۷، ۱۸/۷۷، ۳۷/۹۸، ۴۷/۱۷ می‌باشد که بیش‌ترین مساحت به طبقه حضور متوسط تعلق دارد.

1- Mean Square error



شکل ۳- نقشه پهنه‌بندی گونه بومادران

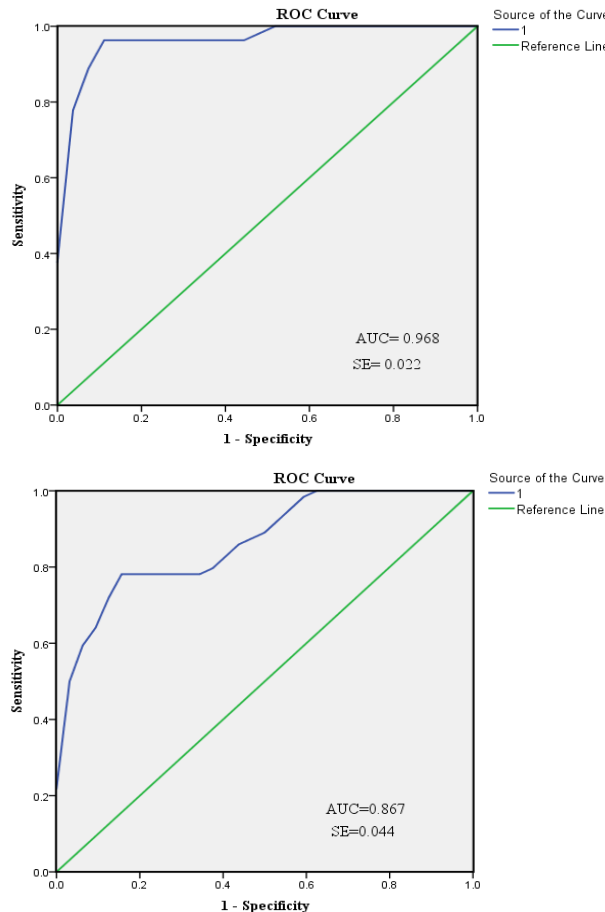
Figure 3. Zoning map *Achillea Millefolium*

شکل ۴- نقشه پهنه‌بندی گونه آویشن

Figure 4. Zoning map *Thymus kotschyanus*.

شبکه عصبی مصنوعی برای پهنه‌بندی است (شکل ۵). ضریب کاپا برای گونه بومادران، برابر ۰/۸۹ و برای گونه آویشن، برابر ۰/۷۶ شد که به ترتیب نشان دهنده ارزیابی بسیار خوب و خوب مدل‌ها است.

مقدار سطح زیر منحنی گونه بومادران هنگامی که از تمامی عوامل موثر بر پراکنش استفاده شد برابر ۰/۹۶۸ (۰/۹۶/۸) است که نشان‌دهنده ارزیابی عالی مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پهنه‌بندی است. مقدار سطح زیر منحنی گونه آویشن برابر ۰/۸۶۷ (۰/۸۶/۷) است که نشان‌دهنده ارزیابی خیلی خوب مدل



شکل ۵- منحنی ROC و سطح زیر منحنی مربوط به نقشه پهنه‌بندی گونه بومادران (راست) و آویشن (چپ).

Figure 5. ROC curve and AUC for Zoning map *Achilla millefolium* (right) and *Thymus kotschianus* (left).

بحث و نتیجه‌گیری

بومادران و آویشن مشخص شد که گونه بومادران در درصد سیلت و رس پایین حضور داشته به این خاطر که این گیاه در خاک‌های شنی و سبک رویش بهتری دارد (۳۱). اوصیا و همکاران نیز نشان دادند که گیاه بومادران در خاک‌هایی کم عمق با بافت سبک سیلتی- شنی رشد می‌کند. در گونه آویشن نیز درصد شن بیش‌ترین تاثیر بر پراکنش آن را داشته است (۳۲). بابالار و همکاران در تحقیق خود اشاره داشته‌اند که گونه

حضور و پراکنش گونه‌های گیاهی در اکوسیستم‌های مرتعی تصادفی نیست، بلکه عوامل اقلیمی، خاکی، پستی و بلندی، انسانی و عوامل دیگر در گسترش و توزیع آن‌ها نقش اساسی دارند. با توجه به عوامل تاثیرگذار در پراکنش گونه‌های بومادران و آویشن می‌توان مهم‌ترین عوامل بر توزیع گونه‌های گیاهی در منطقه مورد مطالعه را عوامل خاکی و فیزیوگرافی دانست. لذا با توجه به نتایج مطالعه‌های خاک، در گونه‌های

(۶) در پژوهش حاضر اثبات شد همان طوری که توانایی آن قبلا نیز به اثبات رسیده بود (۴۰، ۱۷). ویژگی منحصر به فرد شبکه عصبی مصنوعی توانایی در استخراج روابط بین ورودی‌ها (عوامل محیطی) و خروجی‌های (نقشه پهنه‌بندی) فرآیندی بدون نیاز به شرایط پیچیده فیزیکی است. آن‌ها قادرند حتی اگر اطلاعات ناقص و مملو از خطا باشد، یک فضای چندگانه را به دیگری تطبیق دهند (۱۱). لذا از مدل شبکه عصبی مصنوعی می‌توان در معرفی گونه‌های مناسب در برنامه‌های اصلاحی مرتع نظیر بذرکاری، بوته‌کاری و تعیین مناطقی با پتانسیل رویش برای گونه‌های با ارزش دارویی و صنعتی و یا گونه‌های نادر و در حال انقراض استفاده کرد. همچنین مدل شبکه عصبی مصنوعی قادر به پیش‌بینی گونه‌ها تحت سناریوهای تغییر اقلیم در آینده نیز می‌باشد (۱۶).

Reference

1. Anderson, R.P, Lew, D., Peterson, A.P., 2003. Evaluating predictive models of species distributions: criteria for selecting optimal models. *Ecological Modeling*, Vol. 162, pp. 211–232.
2. Burke, A., 2001. Classification and ordination of plant communities of the Naukluft Mountain, Namibia. *Journal of Vegetation Science*, 12, pp. 53-60.
3. Bahlar, M., Khoshokhan, F., Fatahimoghadam, M.R., Poormeidani, A., 2013. "Evaluation of morphological diversity and essential oil yield in some *Thymus kotschyanus* Boiss & Hohen populations", *Iranian Journal of Horticultural Science*, 44(2), pp. 119-128.
4. Cheyyann, R., 2007 "Estimation of electrical conductivity using artificial neural network method", *Journal of Agriculture and Biology*, Vol. 9, No. 6.
5. Constantin, M., Bednarik, M., Jurchescu, C., Vlaicu, M., 2010.

آویشن در بافت رسی شنی پراکنش دارد (۳۳). با توجه به میزان هدایت الکتریکی و اسیدیته در محل پراکنش این گونه‌ها بالا، محیط رشد این گونه‌ها خنثی به سمت قلیایی است. دلیل قلیایی بودن خاک در این منطقه، می‌تواند به دلیل کمبود بارندگی باشد که باعث تجمع بازهای تبادل در خاک و در نتیجه پیشرفت به سوی خاک قلیایی می‌شود (۳۴). از دیگر عوامل موثر در پراکنش گونه‌ها در منطقه مقدار ازت خاک است و از جمله عوامل موثر در مقدار ازت خاک، بافت خاک است. براساس نتایج سالاردینی خاک‌های رسی دارای مقدار ازت بیش‌تری از خاک‌های شنی می‌باشند (۳۵) لذا با نتایج به دست آمده مطابقت داشته به طوری که خاک منطقه برای گونه‌های مورد نظر سبک بوده و ازت پایینی داشته است. در کل در بررسی عوامل ادافیکی موثر بر پراکنش گونه‌های بومادران و آویشن، ازت، پتاسیم، درصد شن، آهک و اسیدیته به عنوان مهم‌ترین عوامل شناخته شدند.

نتایج نشان داد که جهت شیب و شیب بیش‌ترین تاثیر را بر پراکنش گونه بومادران، داشته که با نتایج (۲۳، ۳۶) مطابقت دارد. در گونه آویشن عامل ارتفاع، نقش موثری در پراکنش آن دارد. به نحوی که این گونه در اکثر مناطق کوهستانی البرز از دامنه ارتفاعی ۱۷۵۰ تا ۳۵۵۰ متر به وفور یافت می‌شود (۳۷). اوصیا و همکاران نشان دادند که این گونه در چهار باغ استان گلستان در محدوده ارتفاعی ۲۲۵۰ تا ۹۰۰۰ متری و در جهات شرقی و جنوب شرقی که از حاصل‌خیزی و شدت نور بیش‌تری برخوردار است، می‌روید (۳۸). بررسی‌ها نشان داد که مهم‌ترین زیستگاه‌های طبیعی گونه بومادران در ایران اغلب در حاشیه جاده‌ها، مراتع و دامنه‌های کوهستانی است (۳۹) که با نتایج پژوهش حاضر مطابقت دارد.

هر گونه گیاهی با توجه به ویژگی‌های منطقه رویش، نیازهای اکولوژیک و دامنه بردباری، با بعضی عوامل خاکی و توپوگرافی رابطه دارد (۳۶). نتایج تحقیق حاضر مهم‌ترین عوامل توپوگرافی و خاکی موثر بر پراکنش گونه‌ها را تعیین کرد. ارزیابی مدل شبکه عصبی مصنوعی برای دو گونه گیاهی آویشن و بومادران نشان‌دهنده ارزیابی عالی و خیلی خوب مدل برای پهنه‌بندی است. بنابراین توان تفسیر اکولوژیکی این مدل

- noorpardazn. (In Persian)
14. Gomez H., Kavzoglu T., 2005. Assessment of shallow landslide susceptibility using artificial neural networks in Jabonosa River Basin. *Venezuela Engineering Geology*, 78, pp. 11-27.
 15. Ghani, A., Azizi, M., Farali, T., 2009. "Evaluation of Ornamental Potentials of Five Wild Achillea Species", *Journal of Horticultural Science*, 23(2), pp. 261-277. (In Persian)
 16. Govindaraju, R.S., 2000. Artificial neural networks in hydrology II: hydrologic applications. *Journal of Hydrologic Engineering*, Vol. 5, pp. 124-137.
 17. Irmak, A, Jones, J. W., Batchlor, W. D., Irmak, S., Bootek, K. J, and Paz, J. O., 2006. Artificial neural network model as a data analysis tool in precision farming. *American Society of Agricultural and Biological Engineers*, 49, pp. 2027-2037.
 18. Jori MH, Mahdavi M., 2010. Applications identification of rangeland plants. 434p. (In Persian)
 19. Karimzadeh, A., Jafarian, Z., Shokri, M., Akbarzade, M., 2010, "Analysis of Relationship between Vegetation and Environmental Factors Using Multivariate Analysis (Case Study: Semnan Semnan Province)", Master's Thesis, University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Sari, 143p. (In Persian)
 20. Komak M. A., 2006. Landslide susceptibility model using the Analytical Hierarchy Process method and multivariate statistics in perialpine Sloveni. *Geomorfology*, Vol. 74, pp. 17-28.
 - Landslide susceptibility assessment using the bivariate statistical analysis and index of entropy in the Sibiciu Basin (Romania), *Environmental Earth Science*, 10p.
 6. Drake, J. M, Randin, C., Guisan, A., 2006. Modeling ecological niches with support vector machines. *Journal of Applied Ecology*, Vol. 43, pp. 424-432.
 7. Ermini, L., Catani, F., Casagli, N., 2005. Artificial neural networks a applied to landslide susceptibility assessment. *Geomorphology*, Vol. 66, pp. 327-343.
 8. Elith, J, Leathwick, J. R., 2009. Species distribution models: ecological explanation and prediction across space and time. *Annual Review of Ecology Evolution and Systematic*, Vol. 40, pp. 677-697.
 9. Fielding, A. H, Bell, J. F., 1997. A review of methods for the assessment of prediction errors in conservation presence/absence models. *Environmental Conservation*, Vol. 24, pp. 38-49.
 10. Farajpour, M., 2009. "Evaluation of the genetic diversity of Achillea millefolium with ISSR markers", *Ecology and systematic biochemistry*, No. 43. (In Persian)
 11. Guisan, A., Thuiller, W., 2005. Predicting species distribution: offering more than simple habitat models. *Ecology Letters*, Vol. 8, pp. 993-1009.
 12. Guisan A, Zimmermann N. E., 2000. Predictive habitat distribution models in ecology. *Ecological Modeling*, Vol. 135, pp. 147-186.
 13. Ghorbani, M. A., 2009. "Water Management Software, Publication

- Quantitative and qualitative study of chemical compounds of essential oil of flowering shoots of medicinal plant *Achillea millefolium* L. in Maravehpeh area, Golestan province, 7(1), pp. 34-41. (In Persian)
29. Melesse, A. M., Hanley, R. S., 2005. Artificial neural network application for multi-ecosystem carbon flux simulation. *Ecological Modeling*, Vol. 189, pp. 305-314.
30. Menhag, M. B., 2008. Principles of Neural Networks (Computational Intelligence). First vol. Publication Center Amirkabir University of Technology, 715 p.
31. Malhado, A.C, Petrere, J.M., 2004. Behavior of dispersion indices in pattern detection of a population of *Angico*, *Andenathera peregrine*. *Barzilian Journal Biology*, Vol. 64, pp. 243-249.
32. Neuhäuser, B., Terhorst, B., 2007. Landslide susceptibility assessment using "weights-of-evidence" applied to a study area at the Jurassic escarpment (SW- Germany). *Geomorphology*, Vol. 86, pp. 12-24.
33. Nefeslioglu, H. A., Duman, T. Y., Durmaz, S., 2008. Landslide susceptibility mapping for a part of tectonic Kelkit Valley (Easten Black Sea Region of Turkey). *Geomorphology*, Vol. 94, pp. 401-418.
34. Oysia, N., Khalili Mosavi, A., Mazandarni, M., Bayat, H., Borhani, G., 2013. "The most important ecological needs, avtofarmacology of medicinal herbs in the southeast of Golestan province," *Journal of Ecophytochemistry of Medicinal Plants*, 1(1), pp. 65-83.
21. Kia, F., 2011. "The Relationship between Distribution of Grass Seed Species and Some Environmental Factors in Golestan Province", *Journal of Rangeland*, Vol. 5, No. 3. (In Persian)
22. Khadem Al-Hosseini, Z., Shokri, M., S. H. Habibian., 2005. The Relationship Between Vegetation Communities and Environmental Factors in Bonab Range, Fars Province, *Journal of Rangeland*, Vol. 1, No. 3. pp. 222-236. (In Persian)
23. Lee, S., Ryu, J. H, Lee, M., Wos, J. S., 2003. Use of artificial neural networks for analysis of the susceptibility to landslide at Boun, korea. *Environmental Geology*, Vol. 44, pp. 820-833.
24. 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, pp. 289-302.
25. Lee, S, Sambath, T., 2006. Landslide susceptibility mapping in the Damarei Romel area, Cambodia using frequency ratio and logistic regression models. *The journal of Environmental Geology*, Vol. 50, pp. 847-855.
26. 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*, Vol. 38, pp. 199-207.
27. Landis, J. R, Koch, G. C., 1977. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, Vol. 33, pp. 159-174.
28. Mirdeilami, Z., Heshmati, G. A., Mazandarani, M., Barani, H., 2015.

- landslide susceptibility mapping. 21 p.
42. Rostampour, M., 2008. "Study of the Relationship Between Vegetation and Environmental Factors in Cairo Mountain Range", Master's Thesis, Faculty of Natural Resources, Tehran University, 180 p. (In Persian)
 43. Salardini, A.A., 2006. The Relationship between Soil and Plant, Tehran University Press. (In Persian)
 44. 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, Vol. 35, pp. 1125-1138.
 45. Zare Chahoki, 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, Vol. 60 , pp. 277-289. (In Persian)
 46. Zhou L, Yang X., 2008. Use of neural networks for land cover classification from remotely sensed imagery. The International Archives of the Photogrammetric Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Vol. XXX VII. Part B7.
 47. 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, Vol. 187, pp. 342-346.
 35. Piccinini C., 2011. Assessing the impact of climate change on plant distributions using Artificial Neural Networks .PhD. Thesis, Kingston University.
 36. Paruelo, J. M., Tomasel, F., 1997. Prediction of functional characteristics of ecosystems: a comparison of artificial neural networks and regression models. Ecological Modeling, Vol. 98, pp. 173-186.
 37. 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, pp. 747-759.
 38. Pourghasemi, Hamid Reza, "Evaluation of landslide hazard by fuzzy method in Haraz watershed", Master thesis, Faculty of Natural Resources and Marine Sciences, Tarbiat Modares Nos., 2007, p. 93. (In Persian)
 39. 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, Vol. 33, pp. 57-64.
 40. Rahmati, Z., Tarkesh, M., Poormanafi, S., Vahabbi, M. R., 2015. Determination of the potential habitat of *Ferula ovina* Boiss species using Artificial Neural Network in Fereydoun-Shahr area of Isfahan, Applied Ecology, 4(11), pp. 35-41. (In Persian)
 41. Van Western, C. J., 2002. Use of weights of evidence modeling for