تعیین رویشگاه بالقوه گونه گیاهی کما (*Ferula ovina* Boiss) با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی در منطقه فریدونشهر اصفهان

زهرا رحمتی[۱]، مصطفی ترکش اصفهانی[۱]، سعید پورمنافی[۲] و محمدرضا وهابی[۱]

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۲/۷/۸ ؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۳/۱۲/۱۹)

چکیده

هدف از این مطالعه بررسی توانایی مدل آماری شبکه عصبی مصنوعی در تهیه نقشه رویشگاه بالقوه گونه علوفه‌ای و دارویی *Ferula ovina* Boissدر مراتع منطقه فریدونشهر اصفهان می‌باشد. به‌منظور تعیین رویشگاه بالقوه گونه *F. ovina* (کما)، از داده‌های محیطی به‌عنوان متغیر مستقل و داده‌های مربوط به رخداد گونه کما به‌عنوان متغیر وابسته استفاده گردید. نقشه پراکنش مکانی عوامل محیطی از قبیل خصوصیات توپوگرافی (ارتفاع ازسطح دریا، جهت جغرافیایی، شیب) داده‌های ادافیکی (برخی از خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاک) و اقلیمی (میانگین سالانه درجه حرارت، میانگین بارش سالانه و...) به‌روش کریجینگ و وزن‌دهی معکوس فاصله تهیه شد. رخداد گونه کما از ۲۷۸ سایت مطالعاتی (شامل۱۳۷ سایت حضور و ۱۴۱ سایت عدم حضور) جمع‌آوری شد. سپس ارتباط بین متغیرهای محیطی و حضور وغیاب گونه با مدل شبکه عصبی مصنوعی تعیین گردید و به‌کل منطقه مورد مطالعه تعمیم یافت. نتایج آنالیز حساسیت نشان داد که حضور گونه کما بیشترین همبستگی را به‌ترتیب با درصد سیلت، درصد شن، ارتفاع، شیب و درصد ماده آلی دارا می‌باشد. ارزیابی مدل به‌روش جایگزینی ضریب کاپای ۰/۶۶ و مساحت زیر منحنی پلات‌های ROC با مقدار ۰/۹ نشان دهنده تطابق خوب تا عالی مدل با واقعیت زمینی است. نتایج نشان داد که مدل تولید شده می‌تواند به‌عنوان ابزاری برای استفاده مدیران و کارشناسان بخش مرتع به‌منظور شناسایی مناطق مستعد جهت عملیات اصلاحی همچون بذرکاری و بوته کاری مورد استفاده قرار گیرد.

واژه‌های کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی، رویشگاه بالقوه گونه *Ferula ovina*، سیستم اطلاعات جغرافیایی، فریدونشهر

۱. گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی دانشگاه صنعتی اصفهان
۲.گروه محیط زیست دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه صنعتی اصفهان
* : مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: z.rahmati@na.iut.ac.ir

مقدمه

ظهور هر گونه گیاهی تحت تاثیر عوامل محیطی و روابط بین گونه‌ای است و یک یا چند عامل محیطی بیشترین اثر را در استقرار یک گونه گیاهی خاص دارند. اگر به‌طریقی بتوان این عوامل را برای هر گونه گیاهی تعیین کرد و رفتار گونه را با متغیرهای محیطی بررسی نمود می‌توان به مدل‌های پیش‌بینی پراکنش گونه‌ای دست یافت(۳). امروزه تولید نقشه پراکنش گونه‌ها در مکان و زمان، اساس بسیاری از پژوهش‌های مختلف می‌باشد. مدل‌های پراکنش گونه‌ای (Species Distribution Model) برای ارزیابی تنوع گونه‌ای محلی و جهانی، برنامه‌ریزی جهت ایجاد ذخایر جدید، مدیریت و احیاء زیستگاه‌ها، مدیریت گونه‌های مهاجم و پیش‌بینی اثرات تغییرات زیست محیطی بر گونه‌ها و جمعیت‌ها مورد استفاده قرار گرفته‌اند. یک مدل پراکنش گونه‌ای، رخداد گونه‌ای (متغیر وابسته) را به‌صورت تابعی از متغیرهای زیست محیطی مختلف (متغیرهای مستقل) مدلسازی می‌کند (۱۷).

کلیه مدل‌های رگرسیون برمبنای همبستگی بین متغیرهای پیش‌بینی کننده و متغیر پاسخ می‌باشد که هدف اصلی این مدل‌ها پیش‌بینی رخداد یک پدیده است. مدل‌های آماری بر مبنای نوع متغیر پاسخ به‌دو گروه مدل‌های پروفیل و مدل‌های متمایز کننده گروهی تقسیم می‌شوند. متغیر پاسخ در مدل‌های پروفیل تنها براساس داده‌های حضور (رخداد گونه) می‌باشد، مانند مدلEcological Niche Factor Analysis (ENFA) ولی متغیر پاسخ در مدل‌های متمایز کننده گروهی مبتنی بر داده‌های حضور و عدم‌حضور می‌باشند که خود به‌دو گروه جهانی (پارامتریک) و محلی (غیرپارامتریک) تقسیم می‌شوند در مدل‌های جهانی رابطه‌ی بین متغیر پاسخ و پیش‌بینی کننده از قبل تعریف شده است، مانند GLM_s (Generalized Linear Models) و در مقابل مدل‌های محلی هیچ پیش فرضی نسبت به‌شکل منحنی پاسخ نداشته و می‌توانند در مکان‌های مختلف فضای داده، تغییر کنند که مدل آماری شبکه عصبی مصنوعی جزء این مدل طبقه‌بندی می‌شود (۱۹ و ۴).

شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network) (ANN) نوعی روش‌های یادگیری ماشینی هستند که در زمینه‌های مختلف آنالیز داده‌ها نظیر رگرسیون و طبقه‌بندی به‌کار برده می‌شوند. در بوم‌شناسی نیز استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش‌خور (Feed forward) با الگوریتم پس‌انتشار (Back propagation)در تولید نقشه‌های پراکنش گونه‌های گیاهی و جانوری رایج است(۱۱).

پیکینی (۱۷)، به‌بررسی اثر تغییر اقلیم بر پراکنش ۱۸ گونه گیاهی در انگلستان با استفاده از شبکه‌های عصبی فید فروارد با توابع فعال‌ساز مختلف پرداخت و پراکنش جغرافیایی گونه‌ها را تحت سناریوهای تغییر اقلیم پیش‌بینی نمود. در این مطالعه غنای گونه‌ای به‌عنوان متغیر وابسته و متغیرهای زیست محیطی به‌عنوان متغیرهای مستقل درنظر گرفته شد نتایج ارزیابی ANN با ضریب کاپای ۰/۷۰ و AUC (area under curve) برابر با مقدار ۰/۸۸ نشان داد که همبستگی خوبی بین متغیرهای زیست محیطی حال حاضر و پراکنش گونه‌ها وجود دارد. وی اظهار داشت که استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی ممکن است جایگزین معتبری نسبت به‌سایر روش‌های آمار مکانی باشد. با این حال، داده‌ها و روش دارای عدم قطعیت است.

واتس و وارنر، در مطالعه‌ای با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی توزیع جغرافیایی شش بیماری باکتریایی گیاهان زراعی را با استفاده از عوامل اقلیمی (عوامل غیرزنده) ومجموعه‌ای از گیاهان میزبان (عوامل زنده) بررسی نمود. این مطالعه نشان داد که مدل مذکور به‌خوبی بیانگر توزیع جغرافیایی بیماری‌های باکتریایی گیاهان زراعی است و ترکیب عوامل غیرزنده و زنده برای رسیدن به‌دقت بالای مدل‌سازی لازم است(۲۰).

گونه *F. ovina* متعلق به خانواده چتریان بوده و از جمله با ارزش‌ترین گیاهان علوفه‌ای و دارویی است. این گیاه در صنایع دارویی بیشتر به‌عنوان داروی ضد تشنج، خلط‌آور، هضم کننده، دافع انگل‌های روده‌ای کاربرد دارد. هم‌چنین کما یکی از منابع قابل توجه تولید علوفه و تغذیه دام در سطوح وسیعی از مراتع

ییلاقی است که ارزش علوفه‌ای آن در حد یونجه بوده و در رشد و نمو دام تأثیر عمده‌ای دارد (۶). در مطالعه حاضر، برای نخستین بار رابطه بین رخداد گونه *F. ovina* با عوامل محیطی (خاک و فیزیوگرافی) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی بررسی شده و نقشه پراکنش بالقوه گونه مذکور برای بخشی از منطقه فریدونشهر اصفهان تولید گردید. اگرچه مطالعات چندی در رابطه با گونه *F. ovina* در ایران انجام شده است ولی اکثر مطالعات به‌صورت توصیفی شرایط رویشگاهی گونه مذکور را معرفی نموده‌اند (۱، ۲ و ۵).

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در قسمتی از مراتع فریدونشهر استان اصفهان به مساحت تقریبی ۹۹۰۰۰ هکتار، بین طول جغرافیایی "۳۲ '۳۸ °۴۹ و "۳۶ '۱۵ °۵۰ و عرض جغرافیایی "۴۸ '۶ °۳۳ و "۱۸ '۴۲ °۳۲ قرار گرفته است. حداکثر ارتفاع منطقه از سطح دریا ۴۰۰۰ متر و میانگین بارندگی سالانه حدود ۴۵۰ میلی‌متر می‌باشد.

متغیرهای محیطی

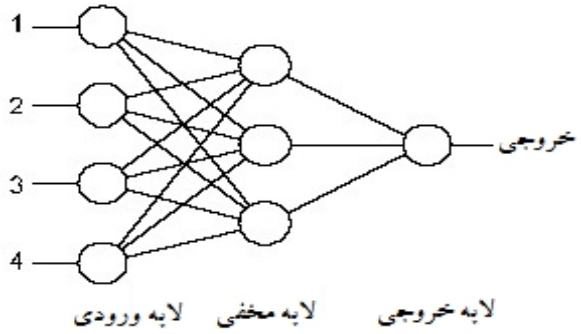
به‌منظور تعیین رویشگاه بالقوه گونه کما، داشتن داده‌های عوامل محیطی به‌عنوان متغیر مستقل و داده‌های مربوط به رخداد گونه کما به‌عنوان متغیر وابسته مورد نیاز است از اینرو جهت تهیه‌ی اطلاعات محیطی لایه‌های فیزیوگرافی (شیب، جهت و ارتفاع با استفاده از نقشه رقومی ارتفاع منطقه مورد مطالعه)، لایه‌های محیطی خاک (مربوط به ۷۰ پروفیل خاک) و لایه‌های اقلیمی (۹ ایستگاه هواشناسی نزدیک به منطقه مورد مطالعه)، جمع‌آوری گردید(تمام متغیرها در جدول ۳ آورده شده است). نقشه‌های پراکنش مکانی ۹ خصوصیت خاک و ۱۹ متغیر اقلیمی با اندازه پیکسل ۷۰×۷۰ متر با استفاده از روش‌های میان‌یابی در محیط نرم‌افزار Arc GIS تولید گردید.

تولید نقشه‌های پراکنش مکانی متغیرهای خاک و اقلیم

به‌منظور تعیین بهترین روش میان‌یابی ابتدا نرمال بودن داده‌های محیطی با روش کلموگروف- اسمیرنوف در سطح اطمینان ۹۵ درصد در نرم‌افزار Minitab بررسی شد. در صورت عدم نرمال بودن داده‌ها با روش‌های تبدیل لگاریتم یا کاکس باکس نرمال شد. پس از نرمال کردن داده‌ها تغییرپذیری مکانی متغیرهای اقلیم وخاک با استفاده از مدل‌های مختلف واریوگرام و تحلیل آنها در نرم افزار GS^+ بررسی شد. ساختار مکانی داده‌ها در واریوگرام با تقسیم اثر قطعه‌ای (C_0) به سقف واریوگرام ($C+C_0$) ارزیابی می‌شود به‌گونه‌ای که اگر این نسبت کمتر از ۲۵٪ باشد، متغیر دارای ساختار مکانی قوی، بین ۲۵٪ تا ۷۵٪ ساختار مکانی متوسط و بزرگ‌تر از ۷۵٪دارای ساختار مکانی ضعیف می‌باشد(۷). بهترین مدل واریوگرام هریک از متغیرهای مستقل با درنظر گرفتن شاخص ریشه دوم مربعات خطا (Root Mean Square Error) بررسی گردید. هر چه مقدار ریشه دوم مربعات خطا به‌مقدار ایده‌آل (صفر) نزدیک‌تر باشد، مدل واریوگرام برازش شده بهتر است. با استفاده از میانگین انحراف خطا (Mean Bias Error) و میانگین قدر مطلق خطا (Mean Absolute Error) و ریشه دوم مربعات خطا بهترین روش میان‌یابی برای تهیه نقشه‌ها انتخاب گردید. بدین منظور هر سه روش کریجینگ ساده، معمولی وجهانی برای هرمتغیر انجام شده و در هرکدام از روش‌ها که سه تابع یاد شده دارای کمترین مقدار (نزدیک به صفر) بود به‌عنوان بهترین روش میان‌یابی درنظر گرفته شد. چنانچه داده ها از توزیع نرمال برخوردار نبود از روش‌های غیر پارامتریک مانند وزن‌دهی معکوس فاصله استفاده شد.

رخداد گونه کما

جهت نمونه‌برداری رخداد گونه *F. ovina* از روش نمونه‌برداری تصادفی طبقه‌بندی شده استفاده گردید(۱۱). در گام اول با بازدید از منطقه‌ی مورد مطالعه تیپ‌هایی که در آن گونه مذکور به‌صورت غالب حضور داشت مشخص شده و نقشه تیپ گیاهی



شکل ۱ .ساختار یک شبکه ساده پیش‌خور

در محیط نرم افزار Arc GIS تهیه شد. نقشه‌ای شامل لایه‌های فیزیوگرافی با ۱۴۷ منطقه همگن که حاصل تلفیق ۳ طبقه‌ی ارتفاعی، ۶ طبقه‌ی شیب و ۹ طبقه جهت می‌باشد، تولید گردید. در گام بعدی با تلفیق دو نقشه یاد شده براساس مساحت اختصاص یافته به‌هر طبقه‌ی همگن و به‌شکل تصادفی۲۷۸ سایت مطالعاتی شامل۱۳۷سایت حضور و۱۴۱سایت عدم حضور گونه *F. ovina* مشخص شد که صحت سایت‌های ذکر شده با بازدید صحرایی کنترل گردید.

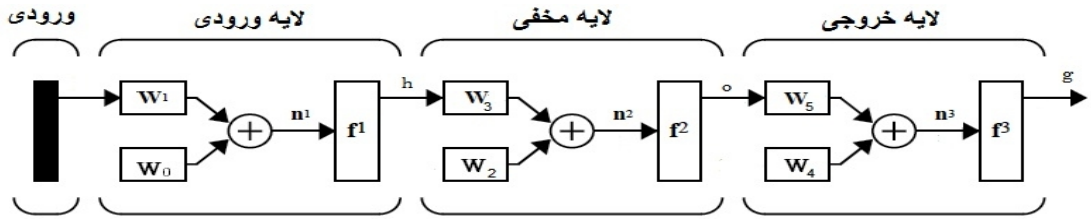
متغیرهای ورودی شبکه عصبی مصنوعی

پس از تهیه نقشه‌های پراکنش مکانی ۳۱ متغیر مستقل ارزش‌های مربوط به‌هر متغیر محیطی در ۲۷۸ سایت نمونه‌برداری شده مربوط به‌حضور و غیاب گونه کما، از نقشه‌های مربوطه استخراج گشته و به‌عنوان داده‌های ورودی مدل درنظر گرفته شد. بدیهی است که به‌کارگیری کلیه عوامل در فرآیند مدل‌سازی امکان‌پذیر نیست، از اینرو باتوجه به نکاتی مانند مقیاس، دقت و هدف مورد نظر، شرایط منطقه و میزان تاثیرگذاری هر یک از متغیرها، عوامل مناسب جهت ورود به فرآیند مدلسازی مشخص می‌شود. در این تحقیق با استفاده از آنالیز مؤلفه‌های اصلی و آزمون همبستگی، مهمترین متغیرهای مستقل اثرگذار شناسایی و وارد مدل گردید.

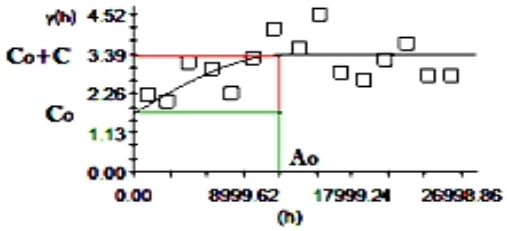
مدل شبکه عصبی مصنوعی

گورنی(۱۲)، یک شبکه عصبی مصنوعی موسوم به ANN، را در برگیرنده مجموعه‌ای به‌هم پیوسته از واحدهای پردازشی ساده توصیف کرده است که الهام گرفته از کارکرد نورون‌های جانوری می باشد. امروزه شبکه‌های عصبی در بسیاری از زمینه‌ها از جمله طبقه‌بندی، تشخیص الگو، پیش‌بینی و مدل‌سازی فرایندها به‌کار گرفته شده است(۷). طبق شکل ۱ در یک شبکه عصبی مصنوعی چند لایه ای پرسپترون (Perceptron)، جریان داده‌ها به‌طور پیوسته از لایه ورودی به خروجی و بدون هیچ بازخوردی جریان دارد. در حقیقت لایه ورودی، داده‌های ورودی از متغیرهای مستقل را به‌صورت اعداد نقطه‌ای شناور دریافت می‌کنند. در این حالت ابتدا داده‌ها دسته‌بندی شده و سپس به‌حالت بولین (صفر و یک) تبدیل می‌شوند. لایه خروجی نتایج حاصل از پردازش داده‌ها را نشان می‌دهد. بین لایه ورودی و خروجی یک یا چند لایه مخفی وجود دارد. هر لایه شامل یک تعداد متغیر از نورون‌ها یا شبکه‌های عصبی می باشند(۱۳).

گام بعدی در اجرای یک شبکه عصبی آموزش (Training) آن است. هدف از آموزش یک شبکه حداقل کردن خطای بین خروجی شبکه و مقدار مطلوب آن (هدف) است. در این فرایند مقدار خروجی با مقدار مطلوب آن مقایسه وخطای بین این دو مقدار حداقل می‌گردد. بر این اساس الگوریتم‌های آموزشی مختلفی ابداع شده که از ماتریس‌های وزنی متفاوتی استفاده می‌کنند. هر یک از این الگوریتم‌ها که بتواند خطای کمتری تولید نماید به‌عنوان الگوریتم برتر انتخاب می‌گردد. با توجه به آنچه گفته شد مشخصه اصلی یک شبکه معماری و تابع



شکل ۲. ساختار یک شبکه ساده پیش‌خور با سه نورون



شکل ۳. مدل واریوگرام برازش شده بر متغیر درصد شن

(h) بیانگر مقدار واریوگرام،(h) فاصله به متر، (A_0) دامنه تاثیر، (C_0) اثر قطعه‌ای، (C_0+C) آستانه می‌باشد.

فعال‌ساز آن می‌باشد (۱۷). در بوم‌شناسی، بیشتر اقسام ANN به‌صورت لایه نهفته نظارت شده می‌باشد و شبکه‌های عصبی مصنوعی توسط الگوریتم پس انتشار(Back propagation algorithm) آموزش داده می‌شوند (۸). باتوجه به شکل ۲ ورودی‌های یک نورون مصنوعی (متغیرهای محیطی) در یک وزن ارتباطی ضرب شده و سپس جمع می‌شوند.

ورودی وزن‌دار شده به‌صورت روبه‌رو می‌باشد :

$$Y = W_0 + W_1 X_1$$

یک سیگنال خروجی درصورتی ایجاد می‌شود که مجموع آن از حد آستانه عبور کند. سیگنال خروجی توسط یک تابع فعال‌ساز درجه‌بندی می‌شود. باتوجه به‌اینکه احتمال رخداد گونه‌ها بین ۰ و ۱ تغییر می‌کند در تهیه نقشه‌های پراکنش گونه‌ای معمولاً از تابع سیگموئیدی استفاده می‌شود (۱۷).

تابع سیگموئیدی: $$f(x) = \frac{1}{1+e^{(-x)}}$$

حاصل جمع وارد تابع سیگموئیدی شده و این تابع شدت سیگنال خروجی را تنظیم می‌کند.

$$h = f(w_0 + w_1 x) = \frac{1}{1+e^{-(w_0+w_1 x)}}$$

تعداد لایه‌های مخفی تعیین کننده نوع مسائلی است که شبکه می تواند حل کند. از نظر تئوری، امکان استفاده از بیش از دو لایه مخفی وجود دارد با این حال اکثر مسائل را می‌توان با یک لایه مخفی حل کرد (۱۷). در فرآیند مدل‌سازی رویشگاه بالقوه گونه *F. ovina* بااستفاده از شبکه عصبی مصنوعی از یک لایه مخفی با ۷ نورون به‌همراه تابع سیگموئید استفاده گردید. دامنه اعداد پیش‌بینی شده در محدوده صفر و یک تغییر می‌کند، به این ترتیب که مقادیر کم بیانگر احتمال رخداد پایین و مقادیر نزدیک به‌یک بیانگر احتمال رخداد زیاد گونه می‌باشد. ارتباط گونه گیاهی کما با عوامل محیطی با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی در محیط نرم‌افزار Statistica مورد بررسی قرارگرفته و سپس نقشه پیش‌بینی مدل در محیط Arc GIS با اندازه پیکسل ۷۰×۷۰ متر تهیه شد.

ارزیابی مدل با استفاده ازماتریس خطا به دو روش جانشینی (Resubstitution) (استفاده از یک مجموعه داده برای ساخت مدل و سپس ارزیابی مدل با همان داده‌ها) و روش استفاده از داده‌های مستقل (Independent data) (استفاده از دو مجموعه داده مجزا، یک مجموعه داده برای ساخت مدل و مجموعه دیگر برای ارزیابی مدل) انجام گرفت (۱۹). در روش اول ارزیابی با ۲۷۸ سایت استفاده شده در فرآیند مدلسازی انجام گرفت و در روش دوم ارزیابی با استفاده از ۲۵ سایت حضور و

جدول ۱. اجزای مدل واریوگرام خصوصیات خاک

نام متغیر	نوع مدل	مدل واریوگرام	اثر قطعه‌ای	آستانه	$C_0/(C+C_0)$ درصد	کلاس وابستگی	دامنه تأثیر	RMSE
Sand	همسانگرد	کروی	۱/۶۸	۳/۳۶۱۰۰	۴۹/۹۹	متوسط	۱۲۳۴۰	۱/۳۶
Silt	همسانگرد	نمایی	۳۳	۷۰/۶۶	۴۶/۷	متوسط	۹۴۰۰	۶/۷
Clay	همسانگرد	کروی	۰/۱۸۴۰۰	۱/۲۲۵۰۰	۱۵/۰۲	قوی	۱۳۵۲۰	۰/۷۳
EC	همسانگرد	نمایی	۰/۰۰۰۰۱	۰/۰۲۲۶۲	۰/۰۴	قوی	۶۱۰	۰/۱۶
pH	همسانگرد	نمایی	۰/۰۲۵۶۰	۰/۲۰۴۲	۱۲/۵۴	قوی	۳۸۰	۰/۴۴
SP	همسانگرد	نمایی	۲۴/۵	۱۰۸/۱	۲۲/۶۶	قوی	۸۸۰	۹/۲۶
$Caco_3$	همسانگرد	کروی	۰/۲۰۶۰۰	۲/۱۶۴۰۰	۹/۵۲	قوی	۱۵۱۰۰	۱/۱۳

جدول ۲. نتایج حاصل از اعتبارسنجی متقابل و نوع روش میان‌یابی متغیرهای خاک

نام متغیر	روش میان‌یابی	MAE	MBE	RMSE
Sand	کریجینگ معمولی	۱/۱	-۰/۰۱۶	۱/۳۶
Silt	کریجینگ ساده	۵/۲	-۰/۳۹	۶/۷
OM	معکوس فاصله وزنی	۰/۹۴	۰/۲	۱/۲۹
$Caco_3$	کریجینگ معمولی	۰/۸۱	۰/۰۰۳	۱/۱۳
Clay	کریجینگ معمولی	۰/۵۶	۰/۰۲	۰/۷۳
EC	کریجینگ ساده	۰/۱۳	۰/۰۰۴-	۰/۱۶
OC	معکوس فاصله وزنی	۰/۴۸	۰/۱۱	۰/۶۳
pH	کریجینگ ساده	۰/۳۴	۰	۰/۴۴
SP	کریجینگ معمولی	۷/۳۱	۰/۰۲-	۹/۲۶

۲۵ سایت غیاب که به‌صورت تصادفی انتخاب شده، انجام گردید. هم‌چنین دو شاخص آماری ضریب کاپا و سطح زیرمنحنی پلاتهایROC (Receiver operating characteristic) جهت اعتبارسنجی مدل استفاده شد. ارزیابی مدل با استفاده از نرم‌افزار MEP (طراحی توسط ترکش و یتشکه) انجام گرفت (۱۶، ۱۸ و ۱۹).

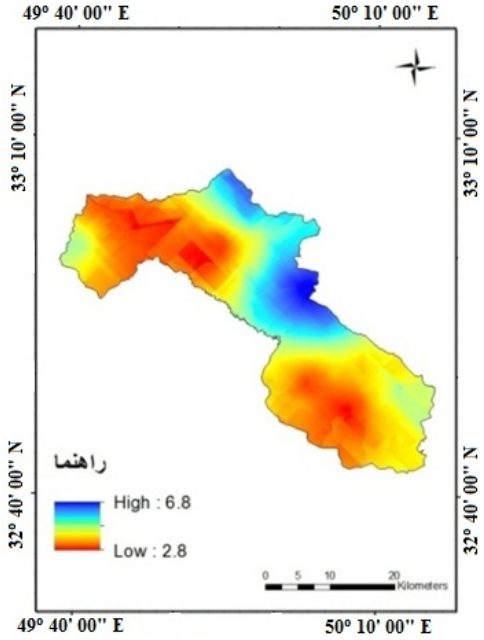
نتایج

مدل‌های واریوگرام

باتوجه به‌مقادیر ریشه دوم مربعات خطا (RMSE)، بهترین مدل‌های واریوگرام برای متغیرهای محیطی انتخاب گردید. به‌عنوان نمونه مدل برازش شده برروی متغیرهای خاک در جدول ۱ آورده شده است. شکل۳ مدل واریوگرام برازش شده بر متغیر درصد شن را نشان می‌دهد. این واریوگرام از نوع همسانگرد و به‌شکل کروی می‌باشد. در دامنه تأثیر (A_0)۱۲۳۴۰متر با افزایش فاصله مقدار واریوگرام تغییر معنی‌داری نمی‌کند و با حدآستانه ($C+C_0$)۳/۳۶ و اثر قطعه‌ای (C_0)۱/۶۸ دارای ساختار مکانی متوسط در محدوده دامنه تاثیر می‌باشد.

نقشه‌های محیطی

با توجه به شاخص‌های میانگین انحراف خطا (MBE)، میانگین



شکل۴. نقشه پراکنش مکانی شن

قدر مطلق خطا (MAE) و ریشه دوم مربعات خطا (RMSE) بهترین روش میان‌یابی جهت تولید نقشه‌های محیطی انتخاب گردید. جدول ۲ نشان‌دهنده شاخص‌های مذکور برای خصوصیات خاک می‌باشد. با اعمال عملیات میان‌یابی نقشه پراکنش مکانی هرمتغیر محیطی تولید گردید. به‌عنوان نمونه شکل ۴، پراکنش مکانی درصد شن به‌روش کریجینگ معمولی را نشان می‌دهد.

تعیین ورودی مدل

باتوجه به آنالیز مؤلفه‌های اصلی، ماتریس همبستگی از ۳۱ متغیر محیطی، تعداد ۵ متغیر مستقل شامل درصد شن، درصد سیلت، درصد ماده آلی، ارتفاع و شیب به‌عنوان ورودی مدل انتخاب گردید. باتوجه به بیشترین مقادیر آنالیز مؤلفه‌های اصلی، درصد شن و سیلت به‌عنوان متغیرهای معرف محور اول، متغیرهای ارتفاع و شیب معرف محور دوم و درصد ماده آلی و کربن آلی به‌عنوان معرف محور سوم شناخته شدند. سه محور اول حاصل از آنالیز مؤلفه‌های اصلی ۷۶ درصد کل تغییرات را توجیه کردند که به‌ترتیب سهم محور اول ۵۰/۷ درصد، محور دوم۱۷/۵درصد و محورسوم ۷/۶ درصد می‌باشد(جدول ۳). لازم به ذکر است براساس آنالیز همبستگی از بین متغیرهایی که دارای همبستگی بیش از ۸۵ درصد بودند یکی از متغیرها از فرآیند آنالیز حذف شد. براین اساس به‌علت همبستگی ۹۹ درصد بین ماده آلی و کربن آلی، درصد ماده آلی به‌عنوان متغیر مستقل درنظر گرفته شد.

نقشه رویشگاه بالقوه گونه گیاهی کما با استفاده از ANN

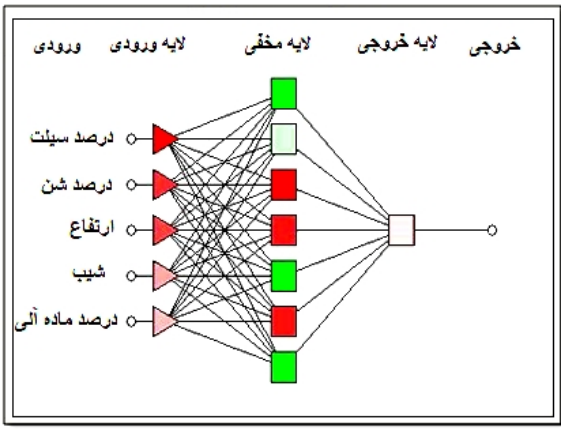
نتایج آنالیز حساسیت مدل ANN در این مطالعه نشان داد که مهم‌ترین متغیرهای محیطی اثرگذار در پراکنش گونه کما به‌ترتیب درصد سیلت، درصد شن، ارتفاع، شیب و درصد ماده آلی می‌باشد (جدول۴). ساختار شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده با ۵ متغیر به‌عنوان ورودی و ۷ نورون در لایه مخفی در شکل ۵ نشان داده شده است. خروجی در نهایت احتمال رخداد گونه کما در منطقه مورد مطالعه می‌باشد. نتایج حاصل از پیش‌بینی مدل ANN با الگوریتم Back Propagation با یک لایه مخفی دارای ۷ نورون و ۵ متغیر ورودی در محیط نرم‌افزار Statistica تولید و سپس در محیط نرم‌افزار ArcGIS تبدیل به نقشه شد که در شکل ۶ برای نمایش بهتر به ۴ طبقه تقسیم‌بندی

جدول ۳. مقادیر ویژه حاصل از آنالیز مولفه‌های اصلی

نام متغیر	علامت اختصاری	۱	۲	۳
هدایت الکتریکی	EC	۰/۰۸۳	۰/۰۳۱	۰/۰۶
کربن آلی	OC	-۰/۲۵۳	۰/۲۴۸	-۰/۴۲۷
اسیدیته	pH	۰/۳۱۱	-۰/۱۹۶	-۰/۳۲۳
شن	Sand	۰/۳۵۸	-۰/۰۷۳	۰/۰۰۱
رطوبت اشباع	SP	-۰/۲۳۱	۰/۰۳۱	-۰/۲۴۲
رس	Clay	-۰/۳۱۵	۰/۱۲۳	۰/۰۴۲
مواد آلی	OM	-۰/۰۶۱	۰/۱۷۹	-۰/۵۴۴
کربنات کلسیم	$Caco_3$	-۰/۲۴۹	-۰/۰۲۷	-۰/۰۵۹
سیلت	Silt	۰/۳۷۳	-۰/۴۷	-۰/۳۳۳
بارندگی در خشک‌ترین ماه	P.d.m	-۰/۰۱۷	-۰/۰۰۲	-۰/۰۹۹
بارندگی در مرطوب‌ترین ماه	P.wet.m	-۰/۱۹۶	-۰/۰۱۵	-۰/۰۸۳
بارندگی در مرطوب‌ترین فصل	P.wat.q	۰/۰۸۱	-۰/۱	۰/۱۴۴
دامنه درجه حرارت سالانه	T.r	۰/۰۹۸	۰/۰۹۵	-۰/۰۰۹
درجه حرارت فصلی	T.s	۰/۰۳۱	۰/۰۱۵	-۰/۰۰۳
بارندگی در خشک‌ترین فصل	P.d.q	-۰/۲۶۷	۰/۱۳	۰/۲۵۶
بارندگی در سردترین ماه	P.c.m	-۰/۱۱۹	-۰/۰۵	۰/۰۷۴
میانگین درجه حرارت خشک‌ترین فصل	T.D.Q	۰/۰۳۱	-۰/۰۰۵	۰/۰۰۸
میانگین درجه حرارت گرم‌ترین فصل	T.war.Q	-۰/۰۰۷	۰/۰۴۱	۰/۰۱۶
حداکثر درجه حرارت گرم‌ترین فصل	Max.t.war	-۰/۱۱	-۰/۰۲۸	۰/۰۰۶
میانگین درجه حرارت مرطوب‌ترین فصل	T.wet.q	۰/۱۰۷	-۰/۰۹۸	۰/۰۸۷
مناطق هم دما	Isotherm	-۰/۲۶۷	-۰/۰۸۷	-۰/۰۰۷
بارندگی فصلی	P.s	۰/۰۶۴	۰/۰۶۶	-۰/۰۹۵
میانگین دمای روزانه	D.m.t	-۰/۱۳۹	۰/۰۶	-۰/۰۶۲
میانگین درجه حرارت سردترین فصل	T.C.Q	۰/۰۲۲	-۰/۰۱۳	-۰/۰۰۴
میانگین بارندگی سالانه	A.m.p	۰/۰۳۷	۰/۰۸۵	-۰/۱۰۱
میانگین دمای سالانه	A.m.t	-۰/۰۲۵	-۰/۰۱۱	۰/۰۱
حداقل درجه حرارت سردترین فصل	Min.c.q	-۰/۰۹۸	-۰/۲	۰/۱۲۱
بارندگی در گرم‌ترین ماه	P.war.m	۰/۰۲۹	۰/۰۸۲	۰/۰۱۷
جهت	Aspect	-۰/۰۸۸	-۰/۱۶	-۰/۱۰۲
شیب	Slope	۰/۲۴۴	۰/۶۷۴	-۰/۰۰۱۸
مدل رقومی ارتفاع	Dem	۰/۱۲۳	۰/۵۰۵	۰/۲۸۹

جدول ۴. نتایج آنالیز حساسیت مدل شبکه عصبی مصنوعی

	درصد سیلت	درصد شن	ارتفاع	شیب	درصد ماده آلی
ضریب	۱/۴۲	۱/۳۹	۱/۲۹	۱/۲۱	۱/۰۹
رتبه	۱	۲	۳	۴	۵



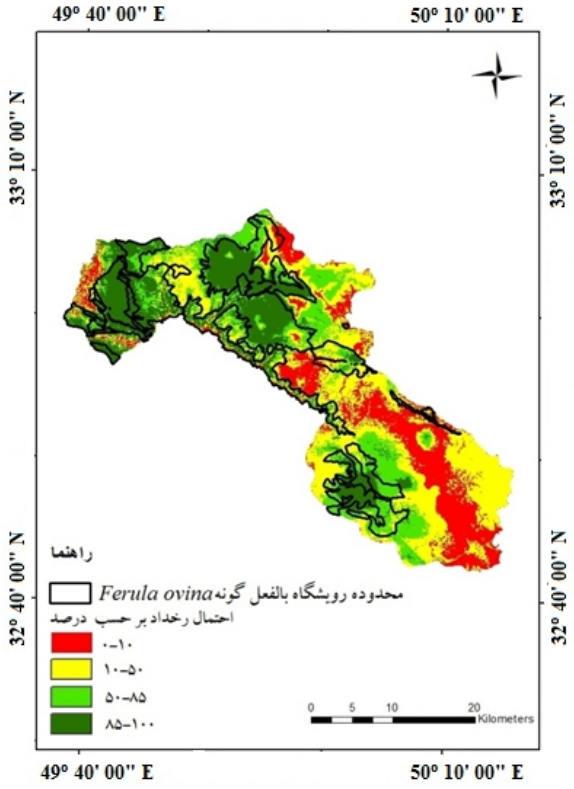
شکل ۵. ساختار مدل شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده

شده است که مساحت هر طبقه در جدول۵ نمایش داده شده است.

نتایج حاصل از ارزیابی مدل بااستفاده از روش ماتریس خطا به‌روش جایگزینی نشان داد که مدل پیش‌بینی شده با مقدار سطح زیر منحنی پلات‌های ROC برابربا ۰/۹ دارای تطابق عالی با واقعیت می باشد. هم‌چنین با ضریب کاپای ۰/۶۶ تطابق خوب مدل را بیان می کند. جدول ۶ بیانگر ضریب کاپا، مساحت زیر منحنی پلات‌های ROC، اپتیمم آستانه و میزان صحت کلی به‌دو روش جایگزینی و داده‌های مستقل است.

بحث

نتایج آنالیز حساسیت مدل ANN در این مطالعه نشان داد که مهمترین متغیرهای محیطی اثرگذار در پراکنش گونه کما به‌ترتیب درصد سیلت، درصد شن، ارتفاع، شیب و درصد ماده آلی می‌باشد. بنابراین خصوصیات توپوگرافی و خاک از مهمترین عوامل اثرگذار بر پراکنش گیاه *F. ovina* در یک مقیاس محلی هستند. نتایج حاصل از انطباق نقشه‌های محیطی با نقشه پیش‌بینی پراکنش گونه *F. ovina* نشان داد که بیشترین احتمال رخداد گونه *F. ovina* در محدوده ارتفاع ۲۸۰۰-۲۴۰۰ متر، شیب ۴۰-۱۵ درجه، شن ۲۰/۲۵- ۹ درصد ، سیلت ۲۸-۲۲ درصد و ماده آلی ۴/۵۷- ۳/۵ درصد مشاهده می‌شود. گیبسن و همکاران(۱۰)، بیان کردند در مقیاس کوچک عوامل خاک و توپوگرافی نسبت به متغیر اقلیم نقش تعیین کننده‌تری دارند. برخی دانشمندان خاطرنشان کرده‌اند که عواملی نظیر توپوگرافی را بایستی در مدل‌ها گنجاند و این کار دربرخی از مطالعات نظیر کیت و همکاران انجام شده است (۱۵). آژیر و شاهمرادی (۱)، طی بررسیات اکولوژیکی گونه مرتعی کما در استان تهران نشان دادند که گونه مذکور در دامنه ارتفاعی ۲۰۰۰ تا ۳۲۰۰ متر از سطح دریا رویش دارد ولی نسبت به شیب محدودیتی نشان نمی‌دهد. گویلی و وهابی (۵)، نیز بیان کردند که رویشگاه گونه کما بر روی اراضی نسبتاً مرتفع ۲۷۰۰ تا ۲۹۰۰ متر از سطح دریا و با شیب متوسط ۳۰ تا ۶۰ درصد و روی دامنه‌های شمالی قرار گرفته است و در خاک‌های رسی و سنگین و با سنگریزه سطحی نسبتاً زیاد مشاهده می‌شود. ایروانی



شکل ۶. نقشه رویشگاه بالقوه گونه *F. ovina*

جدول ۵. مساحت طبقات نقشه رویشگاه بالقوه گونه *F. ovina*

احتمال رخداد	مساحت(هکتار)	درصد مساحت
۰-۱۰	۱۸۹۸۱	۱۹
۱۰-۵۰	۳۳۳۰۱	۳۳
۵۰-۸۵	۲۲۸۲۸	۲۳
۸۵-۱۰۰	۲۴۷۸۱	۲۵

و همکاران (۲)، مهمترین عوامل مؤثر برگونه کما در حوضه رودخانه وهرگان فریدون شهر را بافت خاک، جهت شیب و ارتفاع از سطح دریا دانسته و متذکر شده است که این گونه عمدتاً در مناطقی با بافت سنگین مشاهده می‌گردد. نتایج این مطالعه نیز بیانگر تأثیر ارتفاع ، شیب و بافت نسبتاً سنگین بر پراکنش گونه کما می‌باشد.

با استفاده از مدل شبکه عصبی، احتمال رخداد گونه کما با به‌کارگیری فاکتورهای محیطی در مقیاس محلی تعیین گردید. بدین منظور نیاز به داده‌های حضور گونه مذکور در یک مجموعه‌ای از پلات‌ها به‌همراه اندازه‌گیری عوامل محیطی کنترل کننده آن می‌باشد. سپس رویشگاه بالقوه گونه کما به‌صورت یک نقشه نمایش داده شد و مناطق مستعد رویش گونه شناسایی گردید. نقشه پراکنش گونه کما استخراج شده از مدل شبکه عصبی مصنوعی، با توجه به مقادیر سطح زیر منحنی پلات ROC و ضریب کاپا، تطابق عالی تا خوب را براساس طبقه‌بندی برخی از محققین نشان می‌دهد(۱۶ و ۱۸). سطح رویشگاه مناسب این گونه (احتمال رخداد ۱۰۰-۸۵ درصد) با توجه به نقشه پیش‌بینی منطقه ۳۶۷۱۳ هکتار می‌باشد که حدود ۳۷ درصد

جدول ۶. ارزیابی مدل ANN به‌روش مستقل و جایگزینی

شاخص	روش جایگزینی	داده‌های مستقل
ضریب کاپا	۰/۶۶۱	۰/۶۸
مساحت زیر منحنی پلات‌های ROC	۰/۹	۰/۸۸
اپتیمم آستانه	۰/۶۶	۰/۴۲
میزان صحت کلی	۰/۸۳	۰/۸۲

از کل منطقه مورد مطالعه را به‌خود اختصاص داده است.

نتیجه‌گیری

شبکه عصبی مصنوعی از داده‌های حضور وعدم حضور جهت مدلسازی بهره می‌گیرد، بنابراین از توان تفسیر اکولوژیکی بالاتری نسبت به مدل‌های پروفیل برخوردار است (۱۱). شبکه عصبی بدون درنظر گرفتن هیچ پیش‌فرضی نسبت به شکل منحنی پاسخ قادر است بهترین رابطه ممکن بین متغیرهای مستقل و وابسته را برازش نماید (۱۴). استفاده از شبکه عصبی مصنوعی دارای برخی معایب نیز می‌باشد. بسیاری از دانشمندان نظیر فرانکلین اظهار کردند که شبکه‌های عصبی مصنوعی مستلزم مهارت نسبتاً متوسط و تجربه می باشند (۱۷). شبکه بایستی با تعداد زیادی از داده‌ها اعتبار سنجی شود و اعتبارسنجی امری زمان‌بر و تکراری می‌باشد. به‌علاوه، عملکرد یک شبکه ممکن است تحت تاثیر اوزان ارتباطی اولیه باشد. برای غلبه بر این مشکل، گاهگان پیشنهاد کرد که شبکه‌های مختلف با اوزان ارتباطی اولیه متفاوت ایجاد شوند و تنها آنهایی انتخاب شوند که نتایج طبقه‌بندی بهتری را ارائه می‌دهند (۹). از مدل شبکه عصبی مصنوعی می‌توان در معرفی گونه‌های مناسب در برنامه‌های اصلاحی مرتع نظیر بذرکاری، بوته کاری وتعیین مناطقی با پتانسیل رویش گونه‌های با ارزش دارویی، صنعتی و یا تعیین مناطق با گونه‌های نادر و در حال انقراض مورداستفاده قرار گیرد. هم‌چنین مدل شبکه عصبی مصنوعی قادر به پیش‌بینی پراکنش گونه‌ها تحت سناریوهای تغییر اقلیم درآینده می‌باشد.

منابع مورد استفاده

۱. آژیر، ف. و ا. شاهمرادی. ۱۳۸۶. آت اکولوژی گونه *Ferula ovina* در استان تهران. *فصلنامه علمی- پژوهشی تحقیقات مرتع و بیابان‌ایران*.۱۴(۳): ۳۶۷- ۳۵۹.

۲. ایروانی، م.، ج. خواجه الدین، م. بصیری. ۱۳۸۰. تعیین عوامل محیطی مهم و مؤثر بر رویشگاه سه گونه مرتعی در حوضه رودخانه وهرگان. مجموعه مقالات دومین سمینار ملی مرتع و مرتعداری درایران. مؤسسه انتشارات و چاپ دانشگاه تهران ۵۴۹-۵۳۳.

۳. زارع چاهوکی، م.ع. ۱۳۸۶. کاربرد روش رگرسیون لجستیک در بررسی رابطه بین حضور گونه‌های گیاهی با عوامل محیطی در مراتع پشتکوه استان یزد *نشریه پژوهش و سازندگی*۷۶(۱): ۱۴۳-۱۳۶

۴. ساکی، م.، م. ترکش، م. بصیری و م. ر. وهابی. ۱۳۹۱. کاربرد مدل رگرسیون لجستیک درختی در تعیین رویشگاه بالقوه گونه گیاهی گون زرد *Astragalus verus* . *اکولوژی کاربردی*۲: ۳۷-۲۷.

۵. گویلی، ا . و م. وهابی. ۱۳۹۰. تأثیر برخی خصوصیات خاک بر پراکنش پوشش گیاهی مراتع زاگرس مرکزی‌ایران. *مجله علوم و فنون*

کشاورزی و منابع طبیعی، علوم آب و خاک ۵۹: ۲۵۸-۲۴۵.

۶.مقیمی، ج.۱۳۸۴. معرفی برخی گونه‌های مهم مرتعی مناسب برای اصلاح و توسعه مراتع ایران. انتشارات آرون تهران.

7. Cambardella, C. A., T. B. Moorman, J. M. Novak, T. B. Parkin, D. L. Karlen, R. F. Turco and A. E Konopka. 1994. Field–scale variability of soil properties in Central lowa soils. *Soil Science Society America Journal* 58: 1501-1511.
8. Elith, J., J. R. Leathwick and T. Hastie. 2008. A working guide to boosted regression trees. *Journal of Animal Ecology* 77(4): 802-813.
9. Gahegan, M. 2003. Is inductive machine learning just another wild goose (or might it lay the golden egg) *International Journal of Geographical Information Science* 17(1): 69-92.
10. Gibson, L. A., B. A.Wilson, D. M. Cahill and J. Hill. 2003."Modeling habitat suitability of the swamp antechinus (Antechinus minimus maritimus) in the costal heathlands of southern Victoria, Australia" *International Journal of Biological Conservation* 117:143-150.
11. Guisan, A. and N. Zimmermann. 2000. Predictive habitat distribution models in ecology. *Ecological Modelling* 135: 147-186.
12. Gurney, K. N. 1997. An introduction to neural networks. CLP Press, London, 234p
13. Heaton, J. 2008. Introduction to Neural Networks for C#. 2 edn. Cheasterfield: Heaton Research Inc, 432p.
14. Heaton, J. 2010. Programming Neural Networks with Encog2 in C#. Heaton Research, Inc, 496p.
15. Keith, D. A., H. R. Ackakaya, W. Thuiller, G. F. Midgley, R. G. Pearson, S. J. Phillips, H. M .Regan, M. B. Araujo and T.G. Rebelo. 2008."Predicting extinction risks under climate change: coupling stochastic population models with dynamic bioclimatic habitat models", *Biology Letters* 4(5): 560-563.
16. Landis, J. R. and G. G. Koch. 1977. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics* 33: 159-174.
17. Piccinini, C. 2011. Assessing the impact of climate change on plant distributions using Artifical Neural Networks . PhD. Thesis, Kingston university.
18. Swets, J. A. 1988. Measuring the accuracy of diagnostic systems. *Science* 240:1285-1293.
19. Tarkesh, M. and G. Jetshcke. 2012. Comparison of six correlative models in predictive vegetation mapping on a local scale, *Environmental and Ecological statistics* 19(3): 437-457
20 Watts, M. and Worner, S, 2012," Using artificial neural networks to predict the distribution of bacterial crop diseases from biotic and abiotic factors", *Computational Ecology and Software* 2(1):70-79.