

تعیین مهم‌ترین پارامترهای مؤثر خاک بر فراهمی فسفر در دشت سیستان به روش ارتباط وزنی در شبکه‌های عصبی

حمزه میر¹ - احمد غلامعلی زاده آهنگر² - اسماء شعبانی^{3*}

تاریخ دریافت: 1393/07/15

تاریخ پذیرش: 1394/03/05

چکیده

فسفر به عنوان یک عنصر ضروری در تولید محصولات کشاورزی دارای اهمیت است. از سوی دیگر توانایی آن در القای کمبود عناصر کم‌مصرف ضروری و اثرات منفی آن بر محیط زیست، سبب توجه بیشتر به این عنصر شده است. از آنجا که ویژگی‌های خاک از عوامل مهم در واکنش فسفر در خاک هستند، پژوهش حاضر جهت بررسی و تعیین مهم‌ترین ویژگی‌های خاک مؤثر بر فراهمی فسفر با استفاده از روش‌های رگرسیونی و شبکه‌های عصبی مصنوعی در دشت سیستان انجام شد. بدین منظور تعداد 200 نمونه خاک از اراضی دشت سیستان تهیه و مقادیر فسفر قابل جذب و سایر پارامترهای فیزیکی شیمیایی آن اندازه‌گیری گردید. نتایج بیانگر آن است که روش شبکه عصبی دارای دقت بیشتری در برآورد فسفر قابل جذب نسبت به روش رگرسیون چند متغیره خطی می‌باشد، به گونه‌ای که شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با آرایش 1-6-4 نزدیک به 90 درصد از تغییرات فسفر قابل جذب را با استفاده از برخی ویژگی‌های خاک (درصد رس، ماده آلی، کربنات کلسیم و اسیدیته) پیش‌بینی نمود ولی معادله رگرسیون حاصله تنها توانست 43 درصد از تغییرات فسفر را توجیه کند. نتایج کمی کردن اهمیت متغیرها به روش وزن ارتباطی نشان داد عامل pH بیشترین مشارکت را در تغییرپذیری فسفر در منطقه مورد مطالعه دارد. به عبارت دیگر، مقادیر بالای pH مهم‌ترین عامل محدود کننده فراهمی فسفر در خاک‌های دشت سیستان است.

واژه‌های کلیدی: رگرسیون چند متغیره، روش وزن ارتباطی، شبکه عصبی، فسفر قابل جذب

مقدمه

فسفوری در خاک دارد. به دلیل ظرفیت بالای خاک برای جذب فسفر، تحرک این عنصر در خاک در مقایسه با سایر عناصر غذایی پایین بوده و تمام کود فسفر در زمان مصرف مورد استفاده گیاه قرار نمی‌گیرد. درجه جذب فسفر به فاکتورهای محیطی، خواص و ترکیبات خاک و میزان کود فسفره مصرفی بستگی دارد (14). میزان فسفر قابل جذب خاک با بعضی از خصوصیات فیزیکی و شیمیایی آن رابطه دارد. نتایج تحقیقات تقی‌زاده اصل و همکاران (34) در خاک‌های جنوب گرگان- رود نشان داد که همبستگی معنی‌داری بین فسفر اندازه‌گیری شده با روش اولسن و بعضی از ویژگی‌های خاک از جمله کربن آلی، کربنات کلسیم معادل، درصد رس، شن، و pH وجود دارد. دادگر و همکاران (8) بین فسفر قابل جذب به روش اولسن و بعضی از ویژگی‌های خاک ناحیه آبسرد مثل اسیدیته خاک، ماده آلی و کربنات کلسیم معادل همبستگی معنی‌داری در سطح یک درصد گزارش کردند. پانندی و همکاران (27) به بررسی رابطه بین فسفر قابل استفاده با pH و ماده آلی در خاک‌های منطقه‌ای در غرب نپال پرداختند. دلگادو و همکاران (10) تاثیر مثبت مواد آلی بر افزایش فراهمی فسفر را گزارش کردند. ایشان اظهار داشتند که مواد آلی می‌توانند به عنوان پیونددهنده فسفر

فسفر در میان عناصر غذایی بعد از نیتروژن مهم‌ترین عامل محدودکننده تولیدات کشاورزی در بیشتر مناطق جهان و ایران است (30). تغییرات شدید غلظت فسفر قابل استفاده در خاک‌های یک منطقه دور از انتظار نیست. به دلیل مصرف متفاوت کودهای فسفره و سرعت متفاوت تبدیل شکل‌های محلول فسفر به شکل‌های با حالیت کم‌تر، غلظت‌های متفاوت از فسفر قابل استفاده در خاک می‌تواند وجود داشته باشد (18). بررسی وضعیت فسفر قابل جذب در خاک به دلیل نقش آن در تأمین فسفر مورد نیاز گیاهان حائز اهمیت است. همچنین اطلاع از وضعیت فسفر قابل جذب خاک و به دنبال آن مدیریت صحیح مصرف کود جایگاه ویژه‌ای در حفظ محیط زیست دارد. ظرفیت جذب فسفر خاک غلظت محلول آن را کنترل می‌نماید. آگاهی از ظرفیت جذب خاک‌ها نقش مهمی در تعیین میزان مصرف کودهای

1، 2 و 3 - به ترتیب دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشیار و مربی گروه مهندسی علوم خاک، دانشکده آب و خاک، دانشگاه زابل
(*) - نویسنده مسئول: (Email: shabani_362@yahoo.com)

های لوبیایی رشد کرده در خاک آلوده به کروم استفاده و نتایج آن را با روش رگرسیون خطی چندمتغیره مقایسه کردند. نتایج مطالعه ایشان بیانگر آنست که مدل ANN می‌تواند با موفقیت بیشتری برای پیش‌بینی میزان کروم در گیاه به کار گرفته شود. مطالعات بصالت پور و همکاران (4) نشان داد که مدل‌های مبتنی بر هوش محاسباتی پتانسیل زیادی در پیش‌بینی پایداری خاکدانه از ویژگی‌های خاک و محیط دارند، در حالی که روش‌های رگرسیون خطی عملکرد خوبی نداشتند. تاجیک و همکاران (35) مدل‌های شبکه عصبی و رگرسیون چندمتغیره خطی را برای پیش‌بینی فعالیت برخی از آنزیم‌های خاک به کار گرفتند. مدل رگرسیون خطی ارائه شده توسط این پژوهشگران تنها توانست 37 تا 61 درصد از تغییرات آنزیم‌ها را توجیه کند؛ در حالی که مدل شبکه عصبی بیش از 96 درصد از تغییرپذیری آنزیمی را پیش‌بینی نمود. بوکو و همکاران (5) پتانسیل استفاده از مدل‌های خطی و شبکه‌های عصبی را در تخمین تابش خورشیدی بررسی کرده و دریافتند که استفاده از شبکه‌های عصبی نتایج بهتری به دست می‌دهد. کشاورزی و همکاران (16) در تحقیقات خود نشان داده اند که شبکه عصبی مصنوعی با 5 نرون در لایه پنهان نسبت به رگرسیون خطی چندمتغیره در زمینه تخمین رطوبت ظرفیت زراعی (FC^2) و نقطه پژمردگی دائم (PWP^3) با استفاده از ویژگی‌های زودیافت خاک، کارایی بهتری دارد.

به رغم کاربرد گسترده سیستم‌های هوش مصنوعی مانند شبکه‌های عصبی در مطالعات علوم خاک، تعداد مدل‌های دقیق، سریع و ساده برای پیش‌بینی غلظت عناصر به منظور استفاده در تحلیل‌های خاک و گیاه، هنوز اندک می‌باشد. بنابراین هدف از این مطالعه، استخراج و پیشنهاد روابط و مدل‌هایی است که به کمک آن‌ها بتوان تغییرات مقدار فسفر قابل دسترس خاک‌های دشت سیستان را از روی تغییرات برخی از ویژگی‌های خاک از جمله درصد رس، ماده آلی، کربنات کلسیم و اسیدیته پیش‌بینی نمود. از آنجا که مدل‌های شبکه عصبی برای حل مسائلی که رابطه صریح ریاضی در میان آنها موجود است مناسب نیست، بنابراین نخست دقت روش‌های آمار کلاسیک از جمله روش‌های رگرسیونی بررسی و سپس کارایی روش‌های مبتنی بر هوش محاسباتی در مقایسه با روش‌های رگرسیونی ارزیابی شد. در پایان، مهم‌ترین پارامترهای تاثیرگذار بر فراهمی فسفر در خاک‌های منطقه با استفاده از آنالیز مناسب ترین مدل تعیین گردید.

مواد و روش‌ها

دشت سیستان در شرق ایران و در شمال استان سیستان و بلوچستان در طول جغرافیایی 61 درجه و 10 دقیقه تا 61 درجه و 49

در محل‌های تبادل آنیونی و یا از طریق واکنش با فسفر و تشکیل ترکیبات فسفات آلی عمل نمایند که در تمامی این حالات، قابلیت استفاده فسفر برای گیاه افزایش یافته و آزادسازی تدریجی فسفر در محلول خاک وجود خواهد داشت. همچنین مواد آلی و اسیدهای حاصل از تجزیه آن، سطوح کربنات کلسیم را اشغال کرده و از تشکیل رسوب هیدروکسی آپاتیت جلوگیری می‌کند. برترند و همکاران (3) بین نمایه فسفر قابل جذب با مقدار رس و ظرفیت تبادل کاتیونی در چند سطح کودی مورد آزمایش رابطه معنی‌داری یافتند، اما در مطالعه این پژوهشگران، مقدار فسفر با کربنات کلسیم و مواد آلی رابطه‌ای نداشت.

یکی از راه‌های درک بهتر روابط موجود بین ویژگی‌های خاک و ارزیابی تاثیر متقابل آن‌ها بر هم مدل سازی می‌باشد. برای ساخت یک مدل، روش‌های گوناگونی وجود دارد که پژوهشگر براساس نوع مساله و ویژگی‌های موضوع مورد مطالعه به انتخاب یکی از آن‌ها می‌پردازد. مهم‌ترین مدل‌های برآوردکننده، توابع انتقالی شامل مدل‌های رگرسیونی و شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN^1) هستند (21). شبکه‌های عصبی مصنوعی سیستم‌های یادگیرنده‌ای هستند که در صورت دارا بودن پیچیدگی لازم و نیز نمونه و زمان کافی برای آموزش، می‌توانند هر تابع غیرتصادفی از هر درجه‌ای را مدل کنند. اجزای سازنده شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان یک مدل از سیستم عصبی موجودات زنده، نرون‌ها هستند. وظیفه هر نرون، انجام نوعی پردازش بر روی سیگنال‌های ورودی و تولید یک خروجی واحد مطلوب است. قبل از ورود هر سیگنال به نرون، سیگنال از فضایی موسوم به فضای سیناپسی عبور می‌کند که در آن عملیات تقویت و یا تضعیف سیگنال صورت می‌گیرد. این فضا در واقع محل ارتباط یک نرون با نرون دیگر است (20). وظیفه شبکه‌های عصبی این است که طی یک دوره آموزشی، بیاموزند که به ازای هر ورودی، خروجی مطلوب را تولید نمایند. یکی از مزیت‌های شبکه‌های عصبی در مقایسه با توابع انتقالی رگرسیونی این است که این شبکه‌ها نیاز به مفاهیم قبلی در مورد ارتباط بین داده‌های ورودی و خروجی ندارند (1). همچنین به علت عملکرد موازی در قیاس با روش‌های رگرسیونی، حساسیت کمتری نسبت به وجود خطا در اطلاعات ورودی از خود نشان داده و در اغلب موارد عملکردی بهتر از روش‌های رگرسیونی دارند (20). ایوبی و همکاران (2) به منظور پیش‌بینی غلظت برخی عناصر کم مصرف در دانه گندم، مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی را طراحی و عملکرد آن‌ها را با مدل‌های رگرسیونی چندمتغیره خطی، مقایسه کردند. نتایج ایشان نشان داد که مدل ANN نسبت به رگرسیون چندمتغیره ابزاری قدرتمندتر هستند. هتاب و همکاران (13) از مدل ANN برای پیش‌بینی غلظت کروم در برگ-

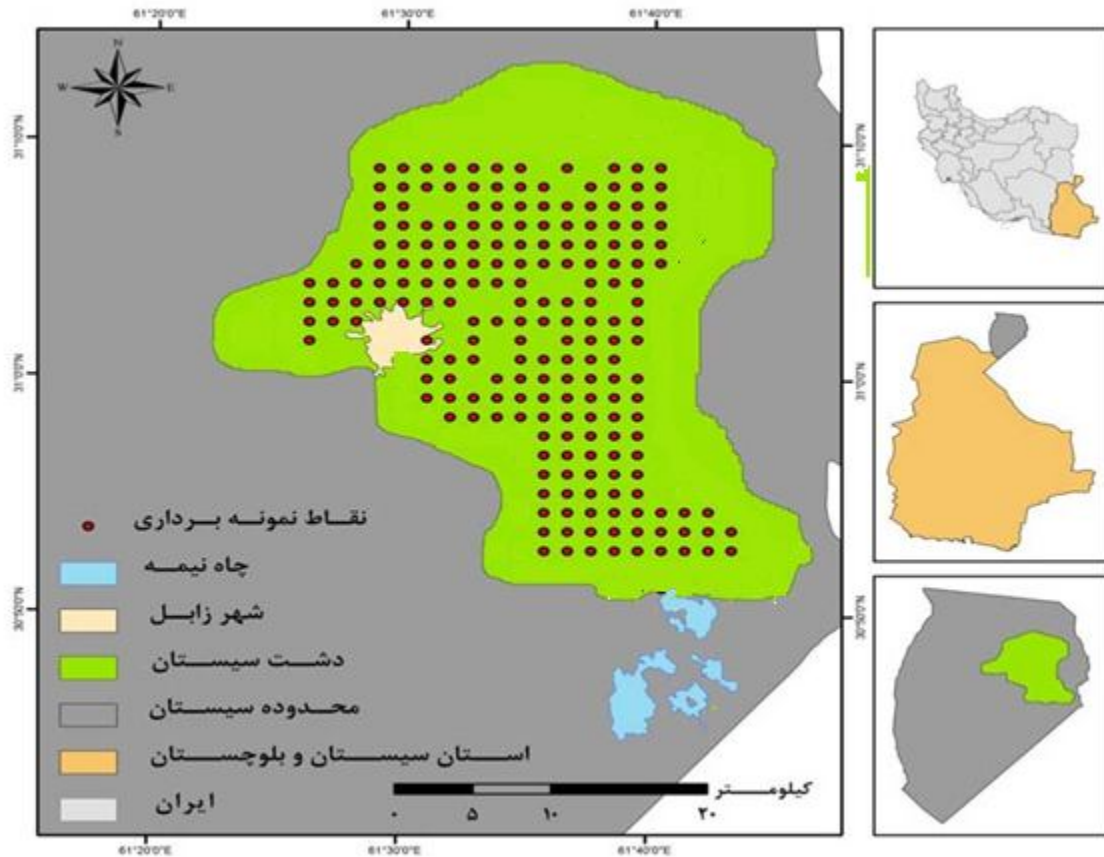
2- Field capacity

3- Permanent wilting point

1 - Artificial neural networks

کیلومتر از عمق 0 تا 30 سانتیمتر انجام گردید و تعداد 200 نمونه خاک برداشته شد. برای این منظور بر روی نقشه‌های توپوگرافی منطقه، شبکه‌هایی با فواصل تقریبی 1/5 در 1/5 کیلومتر پیاده و مختصات آن‌ها بر اساس سیستم مختصات متریک تعیین شد.

دقیقه شرقی و عرض جغرافیایی 29 درجه و 55 دقیقه تا 31 درجه و 20 دقیقه شمالی واقع شده است. متوسط بارندگی سالیانه منطقه 55 میلیمتر، ارتفاع از سطح دریا 478 متر و دمای آن از 9/5 تا 49 درجه سانتی‌گراد متغیر است (28). نمونه‌برداری خاک با فواصل 1/5 در 1/5



شکل 1- موقعیت منطقه مورد مطالعه و پراکنش نقاط مطالعه شده
Figure 1- Location of the study area and the distribution of studied points

کربنات کلسیم، اسیدیته و فسفر قابل جذب در نقاط مورد مطالعه، ابتدا مقادیر آماره‌های کلاسیک نظیر مقدار حداکثر، حداقل، میانگین، انحراف معیار، واریانس و درصد ضریب تغییرات مورد بررسی قرار گرفت. برای توصیف مقدار تغییرات هر یک از این ویژگی‌ها، روش کلاس‌بندی داهیا و همکاران (9) لحاظ شد. همچنین بین ویژگی‌های خاک و پارامتر فسفر قابل جذب، ماتریس همبستگی پیرسون برقرار گردید. سپس آنالیز رگرسیون خطی چندگانه به روش گام به گام، برای تعیین ارتباط خطی بین فسفر قابل جذب و ویژگی‌های خاک، انجام شد. ویژگی‌های خاک به عنوان متغیرهای مستقل و فسفر قابل جذب به عنوان متغیر وابسته در نظر گرفته شدند. پیش از مدل‌سازی رگرسیونی، آزمون نرمال بودن توزیع متغیرها به روش کلموگروف-اسمیرنوف انجام و پارامترهایی که دارای توزیع نرمال نبودند نرمال

پس از ورود مختصات نقاط به GPS¹، برداشت نمونه‌ها انجام گردید. سپس نمونه‌های تهیه‌شده در مجاورت هوای آزاد، خشک و به نرمی کوبیده شده و از الک 2 میلیمتر (10 mesh) عبور داده شدند. پس از آن، pH و هدایت الکتریکی نمونه‌ها در نسبت 1 به 1 آب به خاک اندازه‌گیری شد. کربن آلی به روش تیتراسیون با آمونیوم فرسولفات نیم‌نرمال، فسفر فراهم خاک به روش اولسن، آهک به روش تیتراسیون اسید اضافی با سود و بافت نمونه‌های خاک به روش هیدرومتری تعیین گردید (32).

مدل آماری و اعتبارسنجی

پس از اندازه‌گیری ویژگی‌های خاک شامل درصد رس، ماده آلی،

1- Global positioning system

احتمالی مشابه انجام داد. وارد کردن داده‌ها به صورت خام به شبکه باعث کاهش سرعت و دقت آن می‌شود. برای اجتناب از چنین شرایطی و همچنین یکسان نمودن ارزش داده‌ها، قبل از آموزش شبکه عصبی، داده‌های ورودی به آن بایستی استاندارد شوند. بدین منظور، نرمال‌سازی داده‌ها به نحوی صورت گرفت که میانگین سری داده‌ها برابر 0/5 گردد (17). رابطه 6 برای نرمال‌سازی به کار گرفته شد.

$$x_n = 0.5 \left[\frac{x - \bar{x}}{x_{\max} - x_{\min}} \right] + 0.5 \quad (6)$$

که x_n بیانگر مقدار نرمال شده، x نشان دهنده مقدار واقعی، \bar{x} نماد مقدار میانگین، x_{\min} نشان دهنده مقدار حداقل و x_{\max} معرف مقدار حداکثر پارامتر است.

در این پژوهش، ویژگی‌های خاک به عنوان پارامترهای ورودی و مقدار فسفر قابل جذب به عنوان خروجی شبکه در نظر گرفته شدند. از کل داده‌های ورودی، 70 درصد برای آموزش مدل، 15 درصد به منظور انجام فرآیند اعتبارسنجی و 15 درصد به عنوان داده‌های تست مدل انتخاب گردیدند. به منظور آموزش شبکه، با استفاده از نرم‌افزار Matlab 7.6، شبکه پرسپترون چند لایه (MLP⁴) استفاده شد. فرآیند آموزش که شامل تغییر وزن‌ها بین لایه‌های مختلف در طول زمان آموزش است، تا آنجا ادامه پیدا کرد که تفاوت بین داده‌های واقعی (برای داده‌های آزمون) و داده‌های پیش‌بینی شده به حداقل برسد. قاعده آموزشی لونبرگ-مارکوات و تابع انتقال تانژانت هایپربولیک برای فرآیند آموزش به کار گرفته شدند. تعداد نرون‌ها در لایه پنهان به روش سعی و خطا تعیین و در نهایت بهترین ساختار شبکه براساس بیشترین مقدار R^2 انتخاب گردید.

کمی کردن اهمیت متغیرها در روش شبکه عصبی

شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان یک تکنیک مدل‌سازی آماری قدرتمند، توجه زیادی را در علوم مختلف به خود جلب کرده‌اند، با این حال، چون اعتقاد بر آن است که این مدل‌ها توضیحات کمی درباره مشارکت متغیرهای ورودی در فرآیند پیش‌بینی ارائه می‌دهند، به عنوان یک جعبه سیاه شناخته می‌شوند (24). توسعه روشی برای ایجاد ارتباط بین عوامل ورودی و خروجی معنی‌دار در مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی اهمیت زیادی دارد (15). روش ارتباط وزنی که از وزن‌های ارتباطی خام ورودی - پنهان و پنهان - خروجی در شبکه عصبی استفاده می‌کند، بهترین روش برای کمی کردن صحیح اهمیت متغیرهای ورودی نسبت به دیگر روش‌های معمول می‌باشد (25). در این مطالعه نیز از روش ارتباط وزنی برای ارزیابی اهمیت ورودی‌ها

شده و مدل‌سازی با این مقادیر انجام شد. هنگام بررسی نرمال بودن داده‌ها با این آزمون، فرض صفر مبنی بر اینکه توزیع داده‌ها نرمال است در سطح خطای 5% تست می‌شود. بنابراین اگر آماره آزمون (p -value) بزرگتر یا مساوی 0/05 بدست آید، دلیلی برای رد فرض صفر، وجود نخواهد داشت. به عبارت دیگر توزیع داده‌ها نرمال خواهد بود (7). برای مدل‌سازی و اعتبارسنجی مدل‌ها به ترتیب 80 و 20 درصد داده‌ها گزینش شدند. جهت انجام آنالیزهای آمار کلاسیک و مدل‌سازی رگرسیونی از نرم افزار SPSS استفاده شد. در انجام فرآیند اعتبارسنجی مدل‌ها، از معیارهای ضریب تبیین (R^2)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE^1) و ریشه میانگین مربع‌های خطا ($RMSE^2$)، انحراف استاندارد عمومی (GSD^3) و نسبت اختلافات (r) استفاده شد (معادلات 1 تا 5).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Z^* - Z)^2}{\sum_{i=1}^n (Z - \bar{Z})^2} \quad (1)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |Z(x_i) - Z^*(x_i)|}{n} \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z^*(x_i) - Z(x_i))^2} \quad (3)$$

$$GSD = \frac{RMSE}{\bar{Z}} \quad (4)$$

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n Z^*(x_i)}{\sum_{i=1}^n Z(x_i)} \quad (5)$$

که در این معادلات:

$Z^*(x_i)$: مقدار برآورد شده فسفر قابل جذب در نقطه i

$Z(x_i)$: مقدار مشاهده شده فسفر قابل جذب در نقطه i

\bar{Z} : مقدار میانگین مشاهده شده فسفر قابل جذب

n : تعداد متغیر مشاهده شده است.

هرچه مقدار $RMSE$ ، MAE و GSD به صفر نزدیک‌تر باشد، نمایانگر دقت بالاتر تخمین خواهند بود. همچنین هرچه مقدار R^2 به یک نزدیک‌تر، دقت مدل بیشتر و هر چه مقدار r به یک نزدیک‌تر باشد نشان دهنده همسانی بیشتر در مجموعه داده‌های مشاهده‌ای و برآوردی از مدل است (29).

مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت طراحی و آموزش، نیازمند یک سری داده‌های ورودی و خروجی می‌باشند تا با تجزیه و تحلیل منطقی این داده‌ها به عنوان نمونه، بتوان روابط غیر خطی یا نامشخص بین آن‌ها را استخراج و کار شبیه‌سازی را برای موارد

1- Mean absolute error

2- Root mean square error

3- General standard deviation

4- Multilayer perceptron

فیزیکی و شیمیایی خاک محاسبه شد که در جدول 1 آورده شده است.

ضریب تغییرات معیاری از تغییرپذیری نسبی است. داهیا و همکاران (9) در مطالعات خود بر روی طبقه‌بندی ضریب تغییرات ویژگی‌های خاک، آن را به دو دسته پایین (15%-0%) و بالا (75%-15%) قرار دادند. در این مطالعه مقادیر ضریب تغییرات برای ویژگی‌های خاک در محدوده بین 5/66 برای اسیدیته خاک (کمترین) و 69/90 برای فسفر قابل جذب (بیشترین) قرار داشت. ایوبی و همکاران (2) و تاجیک و همکاران (35) کمترین ضریب تغییرات ویژگی‌های خاک را به ترتیب در خاک‌های غرب و مرکز ایران برای pH گزارش کردند. ضریب تغییرات زیاد فسفر قابل جذب در منطقه می‌تواند به دلیل مصرف متفاوت کودهای فسفره و سرعت متفاوت تبدیل شکل محلول فسفر به شکل‌های با حلالیت کمتر باشد. یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های مدیریت مطلوب خاک‌ها، درصد ماده آلی آن‌هاست. مطالعه این ویژگی نشان داد که خاک‌های منطقه مورد مطالعه دارای ماده آلی با میانگین 0/47 درصد هستند و بیش از 90 درصد آنها مقدار ماده آلی کمتر از یک درصد دارند که حاکی از فقر ماده آلی در خاک‌های منطقه است. میانگین رس خاک‌های منطقه حدود 22/54 درصد می‌باشد. همچنین حدود 24 درصد از خاک‌ها دارای میزان رس بیشتر از 30 درصد بودند که نشان دهنده سنگین بودن بافت خاک در منطقه مورد مطالعه است.

ارزیابی همبستگی ویژگی‌های خاک با مقدار فسفر قابل جذب

ضرایب همبستگی بین ویژگی‌های خاک و فسفر قابل جذب در جدول 2 ارائه شده است.

(درصد رس، ماده آلی، کربنات کلسیم و pH) نسبت به خروجی (فسفر قابل جذب) استفاده شد. در شبکه عصبی، ارتباط وزنی بین نرون‌ها در واقع اتصالاتی بین ورودی‌ها و خروجی هستند و بنابراین اتصالاتی بین مساله و راه حل قلمداد می‌شوند. روش ارتباط وزنی براساس جمع حاصل ضرب‌های ارتباط وزنی‌های ورودی - پنهان - خروجی بین هر نرون ورودی و خروجی برای همه متغیرهای ورودی است (25). مشارکت نسبی ورودی‌ها نسبت به خروجی، مستقل از بزرگی و جهت ارتباط وزنی است. وقتی علامت ارتباط وزنی‌های ورودی - پنهان و پنهان - خروجی یکسان باشند (یعنی هر دو مثبت یا هر دو منفی)، ورودی بر خروجی اثر مثبت دارد. برعکس، اگر علامت‌های این ارتباط وزنی‌ها معکوس باشند، یک ورودی مشخص بر روی خروجی اثر منفی دارد. مشارکت کلی ورودی به خروجی بستگی به جمع اثر مثبت و منفی آن در تمامی گره‌های پنهان دارد. هرچه مقدار جمع ارتباط وزنی‌ها بزرگتر باشد، بیانگر اهمیت بیشتر متغیر است. اهمیت نسبی متغیر i از طریق فرمول زیر تعیین می‌شود (11):

$$RI_i = \frac{\sum_{j=1}^m w_{ij} w_{jk}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m w_{ij} w_{jk}} \times 100\% \quad (7)$$

$i=1,2,3,\dots,n \quad j=1,2,3,\dots,m$

که RI_i اهمیت نسبی متغیر i در لایه ورودی نسبت به متغیر خروجی (درصد)، j شماره اندیس گره پنهان، w_{ij} وزن ارتباطی بین متغیر ورودی i و گره پنهان j و w_{jk} وزن ارتباطی بین گره پنهان j و گره خروجی k است.

نتایج و بحث

توصیف متغیرها

آمارهای توصیفی شامل حداکثر و حداقل داده‌ها، میانگین، انحراف معیار، واریانس و ضریب تغییرات برای هر کدام از ویژگی‌های

جدول 1- خلاصه آماره‌های ویژگی‌های خاک در منطقه مورد مطالعه (n=200)
Table 1- Summary of statistics for soil attributes in the study area (n=200)

خصوصیات خاک Soil properties	واحد Unit	حداقل Min	حداکثر Maximum	میانگین Mean	انحراف معیار Standard deviation	واریانس Variance	ضریب تغییرات Coefficient of variation
ماده آلی Organic matter	(%)	0.04	1.36	0.47	0.23	0.05	48.55
رس Clay	(%)	8.00	44.4	22.54	8.54	72.85	37.87
کربنات کلسیم Calcium carbonate	(%)	12.00	30.25	20.70	3.39	11.47	16.36
اسیدیته pH	(-log[H ⁺])	7.60	10.6	8.78	0.50	0.25	5.66
فسفر قابل جذب Available phosphorus	(mgKg ⁻¹)	2.18	87.71	20.03	14.00	196.12	69.90

جدول 2- ضرایب همبستگی بین فسفر قابل جذب و ویژگی‌های خاک در منطقه مورد مطالعه (n=200)

Table 2- Pairwise correlation coefficients among available phosphorus and soil attributes at the study site (n=200)

ماده آلی Organic matter	رس Clay	کربنات کلسیم Calcium carbonate	اسیدیته pH	فسفر قابل جذب Available phosphorus	
ماده آلی Organic matter	1				
رس Clay	0.271**	1			
کربنات کلسیم Calcium carbonate	-0.175	0.102**	1		
اسیدیته pH	-0.302**	-0.021	0.066	1	
فسفر قابل جذب Available phosphorus	0.570**	0.373**	-0.137*	-0.233**	1

* و ** به ترتیب همبستگی معنی دار در سطح 5 و 1 درصد

*, ** Significant correlation in 0.05 and 0.01 level, respectively

کربنات کلسیم مهم‌ترین عامل در جذب و نگهداری فسفر است. سینگ و میشرا (31) گزارش کردند که بین رس و فسفر قابل استفاده یک همبستگی مثبت در سطح یک درصد وجود دارد. آن‌ها همچنین نشان دادند با افزایش ماده آلی، فسفر قابل استفاده افزایش می‌یابد. اسکویی و همکاران (26) در مطالعه ای که در مزارع بادام آستانه اشرافیه در استان گیلان انجام شد؛ نشان دادند فسفر قابل جذب با ماده آلی و درصد رس یک همبستگی مثبت در سطح یک درصد و با pH، کربنات کلسیم و شن یک همبستگی منفی دارد. محبی (22) پس از بررسی رابطه بین فسفر قابل استفاده و برخی از خصوصیات خاک در زمین‌های کشاورزی ورامین، نشان داد که فسفر قابل جذب با ماده آلی و درصد رس یک همبستگی مثبت و با pH، کربنات کلسیم، شن و سیلت یک همبستگی منفی دارد.

نتایج مدل‌سازی رگرسیونی

پیش از انجام مدل‌سازی رگرسیونی، پارامترهایی که دارای توزیع نرمال نبودند ($p\text{-value} < 0.05$) به روش لگاریتم‌گیری نرمال شده و با مقادیر نرمال شده آن‌ها، مدل‌سازی انجام گردید. جدول 3 آزمون نرمال بودن توزیع متغیرها به روش کلموگروف-اسمیرنوف در نرم‌افزار SPSS را نشان می‌دهد.

پیش از نوشتن رابطه رگرسیونی باید با استفاده از آزمون t فرض معنی‌داری ضرایب برای عرض از مبدا و متغیرهای مستقل تایید شود که با توجه به مقدار p-value آزمون t که کمتر از 0/01 است، با اطمینان 99 درصد این ضرایب مخالف صفر و برابر با مقادیر برآورد شده در جدول 4 می‌باشند.

از میان ویژگی‌های خاک، ماده آلی و درصد رس به ترتیب بالاترین میزان همبستگی مثبت را با مقدار فسفر قابل جذب منطقه نشان دادند. در مطالعه مستشاری و همکاران (23) بین فسفر قابل جذب به روش اولسن و درصد رس یک همبستگی مثبت و معنی‌دار دیده شد. در رابطه با همبستگی مثبت بین ماده آلی و فسفر قابل جذب می‌توان گفت که ماده آلی یکی از منابع مهم فسفر خاک محسوب می‌شود (19). حلاج نیا و همکاران (12) بیان داشتند که ماده آلی و اسیدهای آلی حاصل از تجزیه آن، سطوح کربنات کلسیم را اشغال کرده و فرایند تشکیل رسوب فسفات‌های کلسیم نامحلول و کم محلول را کند می‌کند؛ در نتیجه مواد آلی موجب افزایش فراهمی فسفر در خاک‌های آهکی می‌شوند. در مطالعه حاضر بین فسفر قابل جذب، کربنات کلسیم و اسیدیته همبستگی منفی معنی‌دار مشاهده شد (جدول 2). با توجه به اینکه خاک‌های مورد مطالعه عمدتاً آهکی بوده و در اکثر موارد pH آن‌ها بیشتر از 7 است میان فسفر قابل جذب و pH همبستگی منفی و معنی‌دار ایجاد شده است (در pH های بالاتر از 7 حلالیت فسفر کاهش می‌یابد). از سوی دیگر در خاک‌های آهکی، pH بین 7/2 تا 8/2 متغیر است و محققین مختلف بر نقش آهک در کاهش حلالیت فسفر تاکید نموده‌اند. دادگر و همکاران (8) بین فسفر قابل جذب و pH و درصد کربنات کلسیم معادل، همبستگی منفی در سطح یک درصد مشاهده کردند. برترند و همکاران (3) در مطالعه خود بین فسفر قابل جذب و کربنات کلسیم رابطه معنی‌داری گزارش نکردند. این محققین اظهار داشتند تاثیر کربنات کلسیم علاوه بر مقدار، به نوع و اندازه ذرات آن بستگی دارد. کریرا و همکاران (6) عنوان کردند که کربنات‌ها نقش موثری در رسوب فسفات به صورت فسفات کلسیم دارند. بر اساس نظر این پژوهشگران سطح ویژه

جدول 3- خلاصه نتایج مقادیر ضریب Z در آزمون کلموگروف-اسمیرنوف

Table 3- Summary of the results on Z coefficient values in Kolmogorov-Smirnov test

	ماده آلی Organic matter	رس Clay	کربنات کلسیم Calcium carbonate	اسیدیته pH	فسفر قابل جذب Available phosphorus
ضریب Z آزمون کلموگروف-اسمیرنوف Kolmogorov-Smirnov Z	1.868	1.034	0.892	0.946	1.896
p-value	0.002*	0.235	0.403	0.332	0.002*

مقدار p-value کمتر از 0/05 نشان دهنده نرمال نبودن این متغیرها است

*Values of p-value which are smaller than 0.05 demonstrate that these variables are not normal

جدول 4- خلاصه نتایج ضرایب مدل رگرسیونی توسعه داده شده (n=160)

Table 4- Summary of the results on the regression coefficients of developed model (n=160)

مدل Model	ضرایب رگرسیونی Regression coefficients	ضرایب رگرسیونی استاندارد شده (بتا) Standardized regression coefficient (Beta)	t	p-value
عرض از مبدا Intercept	1.33	-	21.76	0.000
ماده آلی Organic matter	0.77	0.57	10.25	0.000
رس Clay	0.01	0.20	3.61	0.000

جدول 5- مدل رگرسیونی توسعه داده شده برای پیش‌بینی فسفر قابل جذب با استفاده از ویژگی‌های خاک

Table 5- MLR model developed for predicting available phosphorus using soil attributes

مدل رگرسیون Regression model	R ²	RMSE	MAE	GSD	r
P = 1.34+0.77 OM+0.01 Clay	0.43	11.228	8.123	0.639	0.876

Clay: رس، OM: ماده آلی، P: فسفر قابل جذب، r: نسبت اختلافات، GSD: انحراف استاندارد عمومی، MAE: میانگین قدرمطلق خطا، RMSE: ریشه میانگین مربعات خطا
OM: Organic matter, P: available phosphorus, r: differences ratio, GSD: general standard deviation, MAE: mean absolute error, RMSE: root mean square error

نتیجه شد.

نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی

ویژگی‌های بهترین ساختار شبکه عصبی مصنوعی که برای پیش‌بینی فسفر قابل جذب در منطقه مورد مطالعه می‌تواند مورد استفاده قرار بگیرد در جدول 6 آمده است. مدل آموزش داده شده دارای 4 گره در لایه ورودی (درصد رس، ماده آلی، کربنات کلسیم و pH) و یک گره در لایه خروجی (فسفر قابل جذب) است. تعداد گره لایه پنهان، 6 و کاراترین تابع انتقال، تانژانت هایپربولیک می‌باشد. مدل توسعه یافته شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی فسفر قابل جذب در منطقه مورد مطالعه توانست بیش از 90 درصد از تغییرپذیری فسفر قابل جذب در منطقه را توجیه کند (جدول 6).

مقایسه نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل رگرسیونی

به منظور ارزیابی و مقایسه عملکرد شبکه عصبی مصنوعی و روش رگرسیون چند متغیره در منطقه مورد مطالعه، مقادیر فسفر قابل جذب برای داده‌های آزمون که به صورت تصادفی قبل از انجام تجزیه و تحلیل‌ها کنار گذاشته شده بودند، پیش‌بینی شده و نمودار مقادیر مشاهده شده در برابر مقادیر پیش‌بینی شده رسم شد (شکل 2).

ضرایب تاثیر رگرسیونی استاندارد شده (بتا) سهم نسبی هر متغیر مستقل را در تبیین تغییرات متغیر وابسته مشخص می‌کند و هرچه مقدار ضریب بتای یک متغیر بیشتر باشد نقش آن در پیش‌بینی تغییرات متغیر وابسته بیشتر است (7). از میان ویژگی‌های خاک بررسی شده در این مطالعه، ماده آلی و درصد رس وارد مدل گردید که مقادیر بتا در جدول 3 نشان‌دهنده اهمیت بیشتر ماده آلی در توجیه تغییرات فسفر قابل جذب در منطقه است. معادله آنالیز رگرسیونی و نتایج اعتبارسنجی مدل بدست آمده برای فسفر قابل جذب و ویژگی‌های فیزیکی شیمیایی خاک در جدول 5 ارائه شده است.

معادله رگرسیونی به دست آمده در این پژوهش تنها 43 درصد از تغییرات فسفر قابل جذب را توجیه کرد (جدول 5). بنابراین رگرسیونی خطی نتوانست بخش عمده تغییرپذیری فسفر قابل جذب در منطقه را توجیه کند. بخشی از این موضوع را می‌توان به وجود روابط غیرخطی میان ویژگی‌های خاک و فسفر قابل جذب نسبت داد که رگرسیونی خطی چند متغیره قادر به در نظر گرفتن این روابط نمی‌باشد. سلطانی و صمدی (33) بهترین مدل رگرسیونی را برای پیش‌بینی مقدار فسفر قابل دسترس خاک در تعدادی از خاک‌های آهکی استان فارس گزارش کردند که عامل مهم در قابلیت استفاده فسفر، میزان رس

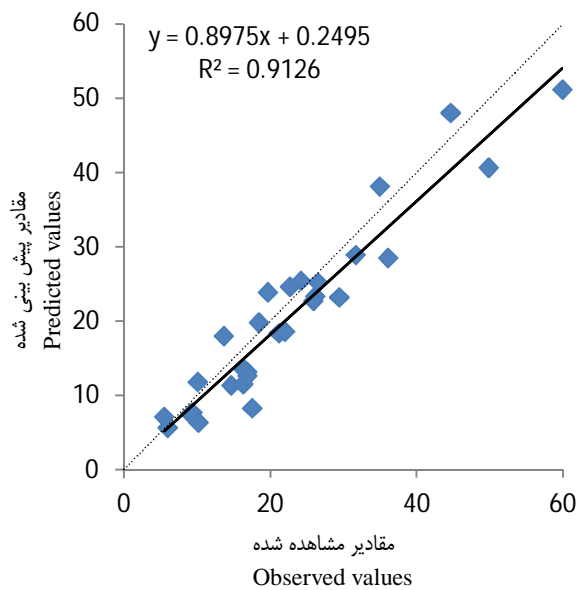
جدول 6- خلاصه نتایج مراحل مختلف توسعه شبکه عصبی
 Table 6- Summary of the results on different stages of developing the neural network

مرحله Stage	R ²	RMSE	MAE	GSD	r
آموزش Training	0.931	4.206	2.551	0.230	0.951
اعتبار سنجی Validation	0.889	4.837	3.940	0.267	0.882
تست Testing	0.912	4.280	3.581	0.212	0.908

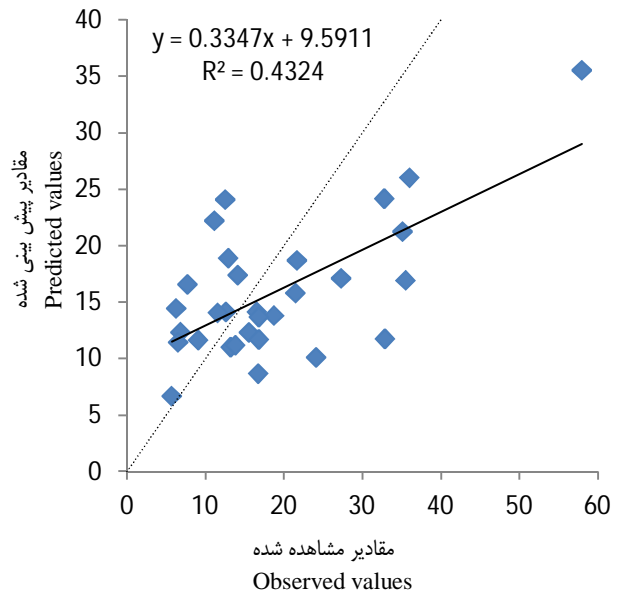
r: نسبت اختلافات، GSD: انحراف استاندارد عمومی، MAE: میانگین قدرمطلق خطا، RMSE: ریشه میانگین مربعات خطا
 r: differences ratio, GSD: general standard deviation, MAE: mean absolute error, RMSE: root mean square error

خطی بین پدیده‌ها در روش شبکه عصبی مصنوعی و (2) حساسیت کمتر شبکه عصبی نسبت به وجود خطا در داده‌های ورودی است. مدل شبکه عصبی مصنوعی به دلیل در نظر گرفتن روابط غیرخطی موجود میان ویژگی‌های خاک و مقدار فسفر قابل جذب و به دنبال آن افزایش دقت در برآورد پیش‌بینی، می‌تواند جایگزین مناسبی برای مدل‌های مرسوم رگرسیونی در مدل‌سازی فسفر قابل جذب باشد.

مقدار R² و RMSE در روش رگرسیون چند متغیره خطی به ترتیب 0/43 و 11/23 به دست آمد (جدول 5). همچنین مقادیر ضرایب تبیین و ریشه میانگین مربعات خطا برای روش شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب 0/91 و 4/28 نتیجه شد (جدول 6). نتایج جداول 5 و 6 و شکل 2 نشان‌دهنده دقت مناسب شبکه عصبی مصنوعی نسبت به روش رگرسیونی برای پیش‌بینی فسفر قابل جذب در منطقه مورد مطالعه می‌باشد که دلیل این امر: (1) در نظر گرفتن روابط غیر



(ب)



(الف)

شکل 2- رابطه بین مقادیر فسفر اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده به وسیله مدل‌های (الف) رگرسیونی و (ب) شبکه عصبی در منطقه مورد مطالعه
 Figure 2- Relationship between measured and predicted phosphorus values by (a) regression and (b) neural network models in the study area

جدول 7- وزن‌های ارتباطی نرون‌های ورودی-پنهان و پنهان-خروجی

Table 7- Input-hidden and hidden-output neurons connection weights

ورودی Input	نرون پنهان 1 Hidden neuron 1	نرون پنهان 2 Hidden neuron 2	نرون پنهان 3 Hidden neuron 3	نرون پنهان 4 Hidden neuron 4	نرون پنهان 5 Hidden neuron 5	نرون پنهان 6 Hidden neuron 6
ورودی 1 (ماده آلی) (OM) Input 1	1.96	-2.59	-1.09	0.41	3.69	1.02
ورودی 2 (رس) (Clay) Input 2	-0.69	2.18	2.01	2.09	-1.01	-0.31
ورودی 3 (کربنات کلسیم) (CaCO ₃) Input 3	1.36	1.76	-1.06	-0.54	-0.32	1.93
ورودی 4 (اسیدیته) (pH) Input 4	2.70	2.62	2.49	0.09	-2.61	0.98
خروجی (فسفر قابل جذب) (P) Output	1.10	0.36	0.04	0.79	0.23	0.34

OM: Organic matter, CaCo3: calcium carbonate, P: available phosphorus

جدول 8- حاصل ضرب وزن ارتباطی ورودی - پنهان و پنهان-خروجی برای هر نرون ورودی

Table 8- The product of the input-hidden connection weight and the hidden-output connection weight for each input neuron

ورودی Input	نرون پنهان 1 Hidden neuron 1	نرون پنهان 2 Hidden neuron 2	نرون پنهان 3 Hidden neuron 3	نرون پنهان 4 Hidden neuron 4	نرون پنهان 5 Hidden neuron 5	نرون پنهان 6 Hidden neuron 6
ورودی 1 (ماده آلی) (OM) Input 1	2.16*	-0.92	-0.04	0.32	0.84	0.34
ورودی 2 (رس) (Clay) Input 2	-0.76	0.77	0.07	1.66	-0.23	-0.10
ورودی 3 (کربنات کلسیم) (CaCO ₃) Input 3	1.51	0.63	-0.04	-0.43	-0.07	0.65
ورودی 4 (اسیدیته) (pH) Input 4	2.98	0.93	0.09	0.07	-0.59	0.33

* به عنوان نمونه، برای به دست آوردن 2/16 اعداد 1/96 (وزن ارتباطی نرون ورودی 1 در نرون پنهان 1) و 1/10 (وزن ارتباطی نرون پنهان 1 در نرون خروجی) در یکدیگر ضرب می‌شوند

OM: Organic matter, CaCo3: calcium carbonate, P: available phosphorus. * For example, to find 2.16, 1.96 (connection weight of the first input neuron in the first hidden neuron) times the 1.10 (connection weight of the first hidden neuron in the first output neuron)

جدول 9- سهم نسبی هر نرون ورودی در تولید سیگنال خروجی برای هر نرون پنهان

Table 9- Relative contribution of each input neuron to the production of the outgoing signal of each hidden neuron

ورودی Input	نرون پنهان 1 Hidden neuron 1	نرون پنهان 2 Hidden neuron 2	نرون پنهان 3 Hidden neuron 3	نرون پنهان 4 Hidden neuron 4	نرون پنهان 5 Hidden neuron 5	نرون پنهان 6 Hidden neuron 6	جمع اعداد ورودی Sum of inputs
ورودی 1 (ماده آلی) (OM) Input 1	0.29**	0.28	0.16	0.13	0.48	0.24	1.58*
ورودی 2 (رس) (Clay) Input 2	0.10	0.24	0.30	0.67	0.13	0.07	1.51
ورودی 3 (کربنات کلسیم) (CaCO ₃) Input 3	0.20	0.19	0.16	0.17	0.04	0.46	1.22
ورودی 4 (اسیدیته) (pH) Input 4	0.40	0.29	0.37	0.03	0.34	0.23	1.66

* 1/58 حاصل جمع اعداد 0/29، 0/16، 0/13، 0/48 و 0/24 است. ** به عنوان نمونه، برای به دست آوردن 0/29 با استفاده از داده های جدول 8 داریم:

$$\frac{|2.16|}{(|2.16|+|-0.76|+|1.51|+|2.98|)} = 0.29$$

OM: Organic matter, CaCo3: calcium carbonate, P: available phosphorus. * 1.58 is the summation of 0.29, 0.28, 0.16, 0.13, 0.48 and

0.24. ** For example, to calculate 0.29 using data of table 8: $\frac{|2.16|}{(|2.16|+|-0.76|+|1.51|+|2.98|)} = 0.29$

جدول 10- اهمیت نسبی هر متغیر ورودی
Table 10- Relative importance of each input variable

ورودی Input	اهمیت نسبی Relative importance
ورودی 1 (ماده آلی) (OM) Input 1	0.26*
ورودی 2 (رس) (Clay) Input 2	0.25
ورودی 3 (کربنات کلسیم) (CaCO ₃) Input 3	0.20
ورودی 4 (اسیدیته) (pH) Input 4	0.28

* به عنوان نمونه، برای بدست آوردن 0/26 با استفاده از داده های جدول 9 داریم:

OM: Organic matter, CaCo₃: calcium carbonate. * For example, to calculate 0.26 using data of table 9: $\frac{1.58}{1.58+1.51+1.22+1.66} = 0.26$

های موثر بر فراهمی فسفر با استفاده از روش‌های رگرسیونی و شبکه عصبی مصنوعی در دشت سیستان جمع‌آوری و تجزیه و تحلیل شد. نتایج بیانگر آن است که روش شبکه عصبی دارای دقت بیشتری در برآورد فسفر قابل جذب نسبت به روش رگرسیون چند متغیره خطی می‌باشد، به گونه‌ای که شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با آرایش 1-6-4 نزدیک به 90 درصد از تغییرات فسفر قابل جذب را با استفاده از ویژگی‌های خاک پیش‌بینی نمود ولی معادله رگرسیون حاصله تنها توانست 43 درصد از تغییرات فسفر را توجیه کند. بنابراین استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی به دلیل لحاظ کردن روابط غیرخطی و پیچیده بین متغیرها، ابزار مؤثری برای ارزیابی تاثیر ویژگی های خاک بر فراهمی فسفر در منطقه مورد مطالعه می‌باشد. نتایج کمی کردن اهمیت متغیرها به روش ارتباط وزنی در مدل شبکه عصبی نشان داد عامل pH بیشترین مشارکت را در تغییرپذیری فسفر در منطقه مورد مطالعه داراست و ماده آلی در درجه دوم اهمیت قرار دارد. آهکی بودن خاک، اقلیم خشک و کمبود بارندگی در دشت سیستان باعث تجمع کاتیون‌های بازی در خاک و در نتیجه افزایش pH خاک می‌گردد. همچنین میانگین pH بیشتر از 8/5 نشان از خطر سدیمی بودن خاک‌های منطقه دارد. بنابراین مدیریت منطقه از طریق استقرار پوشش گیاهی مقاوم می‌تواند منجر به افزایش ماده آلی خاک گردد که چنانچه همراه با استفاده از اصلاح کننده‌های شیمیایی مانند گوگرد باشد سبب کاهش pH خاک و افزایش فراهمی فسفر در منطقه خواهد شد. بدین گونه انتظار می‌رود در دراز مدت بتوان با اصلاح خصوصیات خاک مصرف کود فسفاته در منطقه را کاهش و از اثرات سوء زیست محیطی آن جلوگیری کرد.

نتایج آنالیز حساسیت در روش شبکه عصبی

نتایج روش ارتباطی وزنی برای ارزیابی اهمیت ورودی‌ها نسبت به خروجی در روش شبکه عصبی در جداول 7 تا 10 آورده شده است. در جدول 8 وزن‌های به کار رفته در شبکه که نوعی پل ارتباطی بین ورودی‌های مسأله و خروجی هستند ارائه شده‌اند. نتایج جدول 10 نشان می‌دهد عامل مهم در قابلیت استفاده فسفر در منطقه، pH است. میانگین pH در خاک‌های منطقه 7/87 است و در pH بالاتر از 7 حلالیت فسفر به شدت کاهش می‌یابد. پس از pH به ترتیب ماده آلی (26درصد)، رس (25درصد) و کربنات کلسیم (20درصد) بیشترین نقش را در توجیه تغییرپذیری فسفر دارند. نکته قابل تامل این است که بر خلاف مدل رگرسیونی که ماده آلی را مهم‌ترین عامل تاثیرگذار بر تغییرات فسفر قابل جذب در منطقه معرفی می‌کند در مدل شبکه عصبی pH عامل مهم‌تری شناخته شده و ماده آلی در درجه دوم اهمیت قرار دارد. از آنجا که دقت مدل شبکه عصبی بالاتر است می‌توان گفت نتایج آنالیز حساسیت آن نیز معتبرتر است. شایان ذکر است که در مدل‌های رگرسیونی، همبستگی ضعیف بین دو متغیر، همیشه نشان دهنده عدم ارتباط این دو با همدیگر نیست و در برخی مواقع ممکن است همبستگی غیر خطی بین دو متغیر وجود داشته باشد که به وسیله ضریب همبستگی خطی قابل اندازه گیری نیست. همچنین، گاهی ممکن است برخی همبستگی‌های بالا و معنی‌دار بین متغیرها تنها جنبه آماری داشته باشد و ما را در تفسیر نتایج دچار گمراهی کند.

نتیجه گیری

تعداد 200 نمونه خاک جهت بررسی و تعیین مهم‌ترین ویژگی-

- 1- Agyare W.A., and Park S.J. 2007. Artificial neural network estimation of saturated hydraulic conductivity. *Vadose Zone Journal*, 6: 423-431.
- 2- Ayoubi S., Mehnatkesh A., Jalalian A., Sahrawat K.L., and Gheysari M. 2014. Relationships between grain protein, Zn, Cu, Fe and Mn contents in wheat and soil and topographic attributes. *Archives of Agronomy and Soil Science*, 60 (5): 625-638.
- 3- Bertrand I., Holloway R.E., Armstrong R.D., and Mclaughlin M.J. 2003. Chemical characteristics of phosphorus in alkaline soils from southern Australia. *Australian Journal of Soil Research*, 41: 61-76.
- 4- Besalatpour A.A., Ayoubi S., Hajabbasi M.A., Mosaddeghi M.R., and Schulin R. 2013. Estimating wet soil aggregate stability from easily available properties in a highly mountainous watershed. *Catena*, 111: 72-79
- 5- Bocco, M., Willington, E. and Arias M., 2010. Comparison of regression and neural networks models to estimate solar radiation. *Chilean Journal of Agricultural Research*, 70: 428-435.
- 6- Carreira J.A., Vinegla B., and Lajtha K. 2006. Secondary CaCo₃ and precipitation of P-Ca compounds control the retention of soil P in and ecosystems. *Journal of Arid Environments*, 64(3): 460-473.
- 7- Chahooki M.A.Z. 2010. *Data Analysis in Natural Resources Research using SPSS Software*. Jihad e Daneshgahi, Tehran. (in Persian)
- 8- Dadgar M., Aliha M., and Faramarzi E. 2011. Relationship between available phosphorus and some soil physical and chemical characteristics in Absard Plain (Damavand Province). *Iranian journal of Range and Desert Reseach*, 18 (3): 498-504. (in Persian with English abstract)
- 9- Dahiya I.S., Richter J., and Malik R.S. 1984. Soil spatial variability: A review. *International Journal of Tropical Agriculture*, 11:1-102.
- 10- Delgado A., Madrid A., Kassem S., Andreu L., and Campillo M. C. 2002. Phosphorus fertilizer recovery from calcareous soils amended with humic and fluvic acids. *Journal of Plant and Soil*, 245: 277-286.
- 11- Dia X., Huo Z., and Wang H. 2011. Simulation for response of crop yield to soil moisture and salinity with artificial neural network. *Field Crops Research*, 121:441-449.
- 12- Hallajnia A., Fotovat A., and Khorasani R. 2006. Availability of soil phosphorus resulting from different amounts of phosphorus fertilizer in soils of Hamedan province. *Journal of Science and Technology of Agriculture and Natural Resources*, 4(10): 121-132. (in Persian)
- 13- Hattab N., Hambli R., Motelica-Heino M., Bourrat X., and Mench M. 2013. Application of neural network model for the prediction of chromium concentration in phytoremediated contaminated soils. *Journal of Geochemical Exploration*, 128: 25-34.
- 14- Jalali M., and Kolahchi Z. 2005. Availability of soil phosphorus resulting from different amounts of phosphorus fertilizer in soils of Hamedan province. *Soil and Water Science*, 19(1): 53-60. (in Persian)
- 15- Kemp S.J., Zaradic P., and Hansen F. 2007. An approach for determining relative input parameter importance and significance in artificial neural networks. *Ecological Modelling*, 204: 326-334.
- 16- Keshavarzi A., Sarmadian F., Sadeghnejad M., and Pezeshki P. 2010. Developing pedotransfer functions for estimating some soil properties using artificial neural network and multivariate regression approaches. *ProEnvironment*, 3: 322-330.
- 17- Kumar M., Raghuwanshi N.S., Singh R., Wallender W.W., and Pruitt W.O. 2002. Estimating evapotranspiration using artificial neural network. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering-ASCE*, 128: 224-233.
- 18- Kuo S. 1996. Total organic phosphorus. p. 869-919. In D.L. Sparks (ed.) *Methods of Soil Analysis*. Part 3. Chemical Methods. SSSA. Madison, WI.
- 19- Malakouti M.J., and Homae M. 2003. *Soil Fertility in Arid and Semiarid Regions "Problems and Solutions"*. 2nd Ed. Tarbiat Modarres University, Tehran. (in Persian)
- 20- Menhaj M.B. 2012. *Fundamentals of Neural Networks*. No. 1. Amirkabir University, Tehran. (in Persian)
- 21- Minasny B., Hopman J., Harter W.T., Eching S.O., Toli A., and Denton M.A. 2004. Neural networks prediction of soil hydraulic functions for alluvial soils using multistep outflow data. *Soil Science Society of American Journal*, 68: 417-429.
- 22- Mohebbi S.M.J. 2014. Investigation of relationships between available phosphorus, potassium and some soil properties in agricultural lands of Varamin- Iran. *International Journal of Agriculture and Biosciences*, 3(1): 7-12.
- 23- Mostashari M., Ardalan M., Karimian N., Rezaei H., and Mirhoseini H. 2009. Distribution of organic forms of phosphorus and its relation with soil properties in some calcareous soils of Qazvin province. *Journal of Soil Research (Soil and Water Science)*, 23(1): 11-22. (in Persian)
- 24- Olden J.D., and Jackson D.A. 2002. Illuminating the black box approach for understanding variable contributions in artificial neural networks randomization. *Ecological Modelling*, 154: 135-150.
- 25- Olden J.D., Joy M.K., and Death R.G. 2004. An accurate comparison of methods for quantifying variable importance in artificial neural networks using simulated data. *Ecological Modelling*, 178: 389-397.
- 26- Oskoie P.A., Takrimi Nia S.M., and Kahneh E. 2014. Correlations between content and some soil properties in

- groundnut cultivation, north of Iran. *International Journal of Plant, Animal and Environmental Sciences*, 4(2): 288-290.
- 27- Panday S., Thapa K.B., and Oli I.B. 2012. Correlations of available phosphorus and potassium with soil pH and organic matter content at different soil reactions categories in soils of western development region, Nepal. *Journal of Chemical, Biological and Physical Sciences*, 3:128-133.
- 28- Piri H., and Ansari H. 2013. Investigating drought in Sistan plain and its effect on Hamoun international wetland. *Talab*, 4(15): 63-73. (in Persian)
- 29- Rezaee Pazhand H. 2001. *Application of Probability and Statistics in Water Resources*. 1st Edition. Sokhan Gostar, Mashhad. (in Persian)
- 30- Salaridini A.A. 2008. *Soil Fertility*. University of Tehran, Tehran. (in Persian)
- 31- Singh R.P., and Mishra S.K. 2012. Available macro nutrients (N, P, K and S) in the soils of Chiraigaon block of district Varanasi (U.P.) in relation to soil characteristics. *Indian Journal of Scientific Research*, 3(1): 97-100.
- 32- Soil Survey Staff. 1996. *Soil Survey Laboratory Methods Manual*. Soil Survey Investigations Rep. 42. Version 3.0. U.S. Gov. Print, Washington DC.
- 33- Soltani S.M., and Samadi A. 2003. Different forms of phosphorus in some soils of Fars province and their relations with soil physico-chemical properties. *Journal of Science and Technology of Agriculture and Natural Resources*, 3: 119-127. (in Persian)
- 34- Taghizadeh Asl Z., Dordsipour E., Gholizadeh A.L., and Kiani F. 2009. Investigating the relation between plant available phosphorus and some of soil properties in soils of south of Gorganroud. *Proceedings of the 11th Iranian Soil Science Congress*, 12–13 Jul. 2009. Gorgan, Iran. (in Persian)
- 35- Tajik S., Ayoubi S., and Nourbakhsh F. 2012. Prediction of soil enzymes activity by digital terrain analysis: comparing artificial neural network and multiple linear regression models. *Environmental Engineering Science*, 29(8): 798-806.

Determination of the Most Important Soil Parameters Affecting the Availability of Phosphorus in Sistan Plain, Using Connection Weight Method in Neural Networks

H. Mir¹- A. Gholamallzadeh Ahangar²- A. Shabani^{3*}

Received: 06-11-2014

Accepted: 26-05-2015

Introduction: Phosphorus is important as an essential element in the production of agricultural products. On the other hand, its ability to induce essential micronutrient deficiency and its negative effects on the environment, have attracted more attention to this element. The knowledge of phosphorus availability conditions in the soil and consequently the accurate management of fertilizer consumption has a key role in the environmental protection. The degree of phosphorus absorption in the soil depends on the environmental factors, soil characteristics and compositions, and phosphorus fertilizer which have been used. The amount of available phosphorus in the soil has relationship with some of the physical and chemical properties of the soil. Since, the soil characteristics are important factors in the reaction of phosphorus in the soil, the present study aimed to investigate and determine the most important soil characteristics affecting the availability of phosphorus using regression and artificial neural network techniques, in the soils of Sistan plain.

Materials and Methods: Soil sampling was done in 1.5×1.5 km intervals, from 0-30 cm depth, and 200 soil samples were taken. The amounts of available phosphorus and the soil properties including the percentages of clay, organic matter, calcium carbonate and the amount of pH were measured. Then, stepwise multivariate linear regression analysis was performed to determine linear relation between available phosphorus and the soil properties. In order to model and validate the regression model, respectively 80 and 20% of data were selected and entered into SPSS software. To train the neural network, multilayer perceptron (MLP) network was used by MATLAB 7.6 package. In this type of network, 70% of data is selected for training, 15% for validation and 15% for testing the model. Levenberg-Marquardt algorithm and hyperbolic tangent (as a transfer function) were used to train the network. The numbers of neurons in the hidden layer were calculated based on the trial and error method and finally the best structure was selected according to the highest R^2 and the lowest RMSE value. Moreover, quantifying the importance of variables in the neural network was done through employing connection weight approach. In this method, the connection weights of input-hidden and hidden-output neurons were used to indicate the significance of variables.

Results and Discussion: The values of the coefficient of variation for the soil properties were in the range of 5.66 for pH (the lowest) and 69.90 for available phosphorus (the highest). The high variation of the available phosphorus could be due to the different amounts of phosphorus fertilizers consumption and their diverse rate of conversion to less soluble forms. The validation results of regression and neural network methods showed that the latter technique was more accurate compared with the multivariate linear regression method, in the estimation of available phosphorus, as multi-layer perceptron neural network with 4-6-1 layout predicts nearly 90% of available phosphorus variability using soil properties (percentage of clay, organic matter, calcium carbonate and the amount of pH); however, the obtained regression equation could explain only 43% of phosphorus variances. The reasons for this could be: 1) considering nonlinear relations between the variables in the artificial neural network method, and 2) less sensitivity of this method to the existence of error in input data, comparing with the regression method. The values of R^2 and RMSE were 0.43 and 11.23, respectively for training the multivariate linear regression method and 0.91 and 4.28, respectively for training the artificial neural network method. From the investigated soil properties in the current study, the percentage of organic matter and clay were entered in the regression model, and the values of standardized regression coefficient (beta) showed that the first variable is more important to explain the available phosphorus variability. The results of quantifying the importance of variables by the connection weight method showed that pH had the greatest contribution in the variability of phosphorus in the study area. In

1,2 and 3- M.Sc. Student, Associate Professor and Lecturer, Department of Soil Science, Soil and Water Faculty, University of Zabol, Respectively

(* - Corresponding Author Email: shabani362@yahoo.com)

the other words, the high values of pH were the most important limiting factor for the availability of phosphorus in Sistan soils.

Conclusion: Considering nonlinear and complicated relations between variables, the artificial neural network model is an effective tool to assess the effect of soil properties on the availability of phosphorus in the study area. The results of quantifying the importance of variables by using the connection weight method showed that pH had the greatest contribution in the variability of phosphorus in the study area. In fact, the existence of lime in the soils of the study area, arid climate and lack of precipitation have resulted in the accumulation of basic cations in the soil and consequently increased pH values. Furthermore, the observed average values of pH that are more than 8.5 demonstrated the risk of soil sodicity in the study area. Thus, the management of this area by cultivating tolerant plants could be resulted in increasing organic matter content, which along with using chemical amendments such as sulfur will decrease pH values and increase the availability of phosphorus in Sistan plain. Applying such practices and through it modifying soil characteristics, decreasing the consumption of phosphate fertilizers and preventing their hazardous environmental effects would be expected in long run.

Keywords: Available Phosphorus, Connection Weight Method, Multivariate Regression, Neural Network