

تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی در دو خاک بکر و کشاورزی توسط شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی

حامد کاشی^{۱*} - هادی قربانی^۲ - صمد امامقلی زاده^۳ - سید علی اصغر هاشمی^۴

تاریخ دریافت: ۱۳۹۱/۳/۷

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۲/۵/۲۶

چکیده

در سالهای اخیر استفاده از روشهای غیرمستقیم مانند شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد پارامترهای خاک مورد توجه قرار گرفته است. در این پژوهش به منظور تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی اقدام به نمونه برداری به تعداد ۲۰۰ نمونه سطحی از منطقه قوشه واقع در استان سمنان گردید. نیمی از این تعداد نمونه ها از خاکهای بکر و نیمی از آنها از اراضی کشاورزی منطقه جمع آوری گردید. پارامترهای فیزیکی و شیمیایی خاک شامل هدایت الکتریکی، فراوانی نسبی ذرات، درصد آهک، نسبت جذب سدیم (SAR) و وزن مخصوص ظاهری به عنوان ویژگی های زود یافت و ظرفیت تبادل کاتیونی به عنوان پارامتر دیر یافت مورد بررسی قرار گرفت. داده ها جمع آوری شده بصورت تصادفی به دو دسته آموزش (۷۰ درصد) و صحت سنجی (۳۰ درصد) تقسیم شدند و از آنها برای آموزش و ارزیابی مدلهای شبکه عصبی شامل پرسپترون چند لایه (MLP)، توابع پایه شعاعی (RBF) و همچنین رگرسیون خطی استفاده گردید. دقت پیش بینی به وسیله آماره های (R^2) ، (RMSE)، (MAE) و (RSE) بین ظرفیت تبادل کاتیونی اندازه گیری و پیش بینی شده، ارزیابی شد. نتایج کارایی بالاتر مدل پرسپترون چند لایه شبکه عصبی مصنوعی را با مقادیر R^2 (۰/۹۴ و ۰/۸۴)، RMSE (۰/۶۹ و ۰/۵۶)، RSE (۰/۰۵ و ۰/۰۵) و MAE (۰/۳۹ و ۰/۵۱) به ترتیب برای خاکهای کشاورزی و بکر نسبت به مدل RBF شبکه عصبی مصنوعی و روش رگرسیون خطی نشان می دهد. همچنین با انجام آنالیز حساسیت به همبستگی بالای درصد رس و مقادیر وزن مخصوص ظاهری با ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی و بکر، دست یافتیم.

واژه های کلیدی: آنالیز حساسیت، رگرسیون خطی، شبکه عصبی مصنوعی، ظرفیت تبادل کاتیونی خاک، مدل سازی

مقدمه

شبکه های عصبی مصنوعی اشاره نمود. شبکه های عصبی مصنوعی یکی از روشهای هوشمند پردازش داده ها هستند که به دلیل شیوه تحلیل اطلاعات مشابه با مغز انسان، داشتن قدرت تعمیم، عدم نیاز به یک مدل ریاضی از پیش تعیین شده، عدم نیاز به همراستایی، نرمال بودن داده ها و توانایی آموزش و یادگیری می توانند در تخمین پارامترهای دیر یافت خاک مورد استفاده قرار گیرند. عده ای از محققین نشان دادند که شبکه های عصبی می توانند پیش بینی هایی با خطاهای کمتر نسبت به روش متداول رگرسیونی ارائه دهند (۲۲، ۲۳ و ۲۷). شبکه های عصبی در خاک با تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی از داده های زود یافت خاک یکی از روش های جایگزین اندازه گیری مستقیم ظرفیت تبادل کاتیونی است. فرض اساسی در بیشتر مدل های تخمین CEC بیانگر وجود رابطه خطی بین پارامتر مورد نظر و مواد آلی و میزان رس خاک می باشد (۱۲ و ۲۱). این محقق با استفاده از ۱۵۰ نمونه از خاک استان فارس، معادلات رگرسیونی چند متغیره ایجاد و سهم رس و مواد آلی در ظرفیت تبادل کاتیونی خاک را محاسبه نمود (۵). گروهی از محققین با استفاده از

مقدار ظرفیت تبادل کاتیونی بسته به میزان مواد آلی، مقدار و نوع رس و نیز شرایط خاک متغیر است. وجود مشکلاتی اعم از تغییر pH و قدرت یونی محلول خاک در حین اندازه گیری ظرفیت تبادل کاتیونی به دلیل وجود مقادیر قابل توجه کلوتیدهای با بار وابسته به pH مثل اکسیدهای هیدراته آهن، منگنز، آلوفان ها و ماده آلی از یک سو و از سوی دیگر میزان بالای آهک منجر به مشکل تر شدن اندازه گیری ظرفیت تبادل کاتیونی می شود. علاوه بر این حضور گچ در خاکها نیز اندازه گیری مستقیم را دو چندان مشکل می کند (۲۶). اخیرا تلاشهایی برای به کارگیری روشها و فنون جدید در مدل بندی توابع صورت گرفته است که می توان برای نمونه به استفاده از

۱، ۲ و ۳- به ترتیب دانشجوی کارشناسی ارشد و استادیاران گروه آب و خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه صنعتی شاهرود

*- نویسنده مسئول: (Email: H_kashi2010@yahoo.com)

۴- مربی مرکز تحقیقات منابع طبیعی و اموردام استان سمنان

مساحتی حدود ۱۲۰ هکتار واقع شده است. بخشی از اراضی این حوزه که کشت و کار نشده و نیز سیل گیری نشده و سیلاب باعث تغییر خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاک آن نشده بود به عنوان اراضی بکر انتخاب گردید. برای زمینهای کشاورزی از زمینهای مجاور این حوزه که چندین سال متوالی تحت کشت و کار قرار گرفته بودند، استفاده شد (شکل ۱).

تجزیه های فیزیکی و شیمیایی

تعداد ۱۰۰ نمونه از ۱۰۰ هکتار از اراضی بکر و تعداد ۱۰۰ نمونه از ۱۰۰ هکتار از اراضی کشاورزی از عمق ۳۰-۰ سانتی متری خاک منطقه به صورت منظم، جمع آوری شدند و پس از انتقال به آزمایشگاه، هوا خشک شده، کوبیده شده و از الک ۲ میلی متری عبور داده شدند. ظرفیت تبادل کاتیونی خاکها در هر دو منطقه با روش باور اندازه گیری شدند (۱۱). تعیین بافت خاک به روش هیدرومتری بایکاس، وزن مخصوص ظاهری (Pb) با روش کلوخه، درصد آهک با روش حجم سنجی، نسبت جذب سدیم (SAR) با استفاده از رابطه سدیم و مجموع کلسیم و منیزیم و هدایت الکتریکی نیز با دستگاه هدایت سنج اندازه گیری شدند (۱۶). علاوه بر پارامترهای فوق میزان اسیدیته و وزن مخصوص حقیقی و درصد ماده آلی نیز اندازه گیری شدند (۲۸) که در طی تحقیق پس از انجام آنالیز حساسیت به علت همبستگی اندک آن بر ظرفیت تبادل کاتیونی حذف شدند. از طرف دیگر زیاد بودن تعداد لایه ها دقت پیش گویی را کم کرده و ممکن است مانع همگرا شدن شبکه شود. پس از آنالیز خاکهای منطقه به علت شور و آهکی بودن بالای خاکها چند نمونه از آب آبیاری زمینهای کشاورزی مورد آزمایش قرار گرفت که نتایج آنها در جدول ۱ آمده است. بر اساس نتایج حاصل، یکی از دلایل اصلی شوری خاکهای منطقه می تواند آب آبیاری آنها باشد که مقادیر املاح در آنها بیش از حد مجاز است. پس از انجام آنالیزهای خاک لزوم استفاده از پارامترهای هدایت الکتریکی و درصد آهک خاک، احساس شد. در اکثر بررسی های گذشته در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی، میزان ماده آلی خاک جزو فاکتورهای اثرگذار به شمار می آید. ولی در این تحقیق به علت میزان کم ماده آلی خاک و تاثیر اندک آن بر میزان ظرفیت تبادل کاتیونی خاک، از آن صرف نظر گردید.

رگرسیون خطی چندگانه

تخمین پارامترهای دیریافت خاک با استفاده از اطلاعات موجود، که به وسیله معادلات رگرسیونی صورت می گیرد، توابع انتقالی خاک نامیده می شود.

بانک اطلاعاتی خاکهای دانمارک و با استفاده از متغیرهای مقدار ماده آلی، رس، سیلت ریز و pH خاک، توابعی برای برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی خاک ارائه دادند (۱۹). گروهی دیگر با استفاده از میزان ماده آلی و رس اقدام به برآورد میزان ظرفیت تبادل کاتیونی خاک به وسیله شبکه عصبی و پنج مدل تجربی که بر پایه روشهای رگرسیونی می باشد، نمودند و نتایج این محققین نشان داد که روش شبکه عصبی از برتری قابل قبولی نسبت به سایر روشها برخوردار می باشد (۹). در پژوهش دیگری با مقایسه شبکه عصبی مصنوعی و توابع انتقالی با استفاده از مقادیر اجزای بافت خاک و کربن آلی در خاکهای گچی و آهکی دشت یزد، به کارایی بالاتر شبکه های عصبی مصنوعی نسبت به توابع انتقالی دست یافتند (۷). محققین در این بررسی با استفاده از پارامترهای ورودی درصد کربن آلی و رس به مقایسه روشهای نروفازی، شبکه عصبی و رگرسیون چند متغیره پرداختند که در آن به کارایی بالاتر شبکه نروفازی نسبت به شبکه عصبی و رگرسیون چند متغیره دست پیدا کردند (۳). برای بررسی کارایی شبکه های MLP و RBF در برآورد پارامترهای آب و خاک تحقیقاتی صورت گرفته است که از این جمله می توان به برآورد میان یابی سطح آب زیرزمینی اشاره کرد که در آن به کارایی بالاتر شبکه MLP نسبت به RBF رسیدند (۲). در تحقیق دیگری برای برآورد تبخیر و تعرق گیاه از شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند که در آن تحقیق نیز کارایی بالاتر شبکه MLP را نتیجه گرفتند (۴). گروهی در بررسی با مقایسه شبکه های عصبی مصنوعی برای پیش بینی جریانات رودخانه ای، به این نتیجه رسیدند که شبکه MLP کارایی بالاتری نسبت به شبکه RBF دارد (۱۴). از شبکه های MLP و RBF برای برآورد شاخص های ناهمگنی خاک استفاده کردند که طبق بررسی های آنها، شبکه MLP از کارایی بالاتری برخوردار بود (۱۷). عده ای برای پیش بینی سرعت نفوذ نهایی آب به خاک از شبکه های MLP و RBF استفاده کردند که در آن شبکه های RBF از قابلیت بالاتری برخوردار بودند (۱). گروهی از محققین به تخمین ماده آلی خاک با استفاده از شبکه عصبی پرداختند که طبق نتایج آنها شبکه RBF از کارایی بالاتری برخوردار بود (۲۵). گروهی در بررسی پتانسیل آماس خاکهای رسی به کارایی بالاتر شبکه RBF نسبت به شبکه نروفازی و MLP، دست پیدا کردند (۳۰). هدف از این تحقیق تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک توسط شبکه های عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی و کارایی هر یک از این مدل ها در پیش بینی ظرفیت تبادل کاتیونی خاک با بالاترین دقت است.

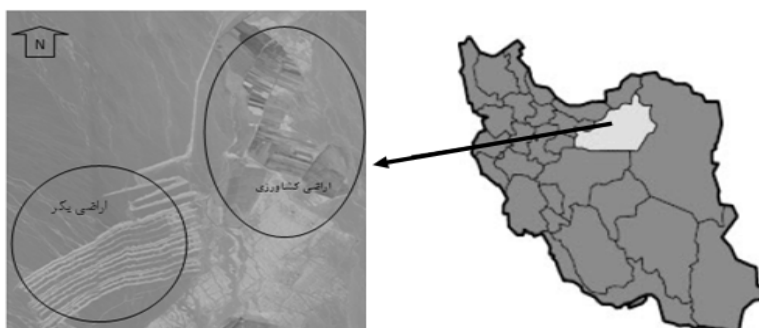
مواد و روش ها

منطقه مورد مطالعه

ایستگاه پخش سیلاب قوشه در ۷۵ کیلومتری شرق سمنان با

جدول ۱- آنالیز آب چاه آبیاری زمینهای کشاورزی منطقه مورد بررسی

اسیدیته	هدایت الکتریکی (EC*10 ⁶)	کربنات (meq/l)	بیکربنات (meq/l)	کلر (meq/l)	سولفات (meq/l)	مجموع آنیونها (meq/l)	کلسیم (meq/l)	منیزیم (meq/l)
۷/۶۹	۲۵۵۰	۰/۴	۲/۶	۱۵/۷	۳/۶	۲۲	۵/۸	۴/۲
سدیم (meq/l)	مجموع کانیونها (meq/l)	درصد سدیم محلول	نسبت جذب سدیم	سدیم کل (ppm)	سدیم موقت (ppm)	سدیم دائم (ppm)	مجموع مواد معلق (mg/l)	مجموع املاح محلول (mg/l)
۱۲/۵	۲۲/۵	۵۵/۵	۵/۶	۴۰۵	۴۹	۳۵۶	۳۸۸	۱۳۳۲



شکل ۱- شماتیک ایستگاه پخش سیلاب قوشه و زمینهای زراعی مجاور

پنهان وظیفه ارتباط لایه های ورودی به لایه های خروجی و به دست آوردن روابط خطی و غیرخطی را بر عهده دارند (۲۲). ساختار پرسپترون چند لایه به توابع غیرخطی نیاز دارد که به طور پیوسته مشتق پذیر باشد به عبارت دیگر هموار باشد (۸). اغلب اوقات این تابع به شکل تابع باینری، تابع سیگموئید، تابع تانژانت هیپربولیک خطی یا گوسی و سکانت هیپربولیک در نظر می گیرند (شکل ۲). ساده ترین و معمولی ترین نوع شبکه عصبی مصنوعی که در بسیاری از علوم مهندسی استفاده می گردد شبکه های عصبی چند لایه پیشخور همراه با ناظر است که از روش پس انتشار خطا برای آموزش کمک می گیرد. مسئله اصلی در این شبکه ها تعیین تعداد لایه های پنهان و تعداد نرونهای آنها می باشد که در این رابطه نظرات متفاوتی وجود دارد. در این مورد نایلسون (۲۴) ثابت کرد که در شبکه های عصبی با یک لایه مخفی با تابع سیگموئید در لایه میانی و تابع خطی در لایه خروجی قادر به تقریب تمامی توابع مورد نظر با هر درجه تقریب خواهد بود مشروط به اینکه به اندازه کافی نرون در لایه مخفی وجود داشته باشد، این قضیه به تقریب ساز جهانی معروف می باشد. در این تحقیق شبکه ها با یک لایه مخفی که دارای تابع فعالسازی سیگموئید، تانژانت هیپربولیک، گوسی و سکانت هیپربولیک در لایه مخفی و تابع فعالسازی خطی در لایه خروجی بوده و تعداد نرونهای آنها از ۱ تا ۱۰ نرون متغیر بوده و بهترین تعداد نرون به صورت سعی و خطا تعیین گردید، مورد بررسی قرار گرفتند. برای مثال فرم ریاضی

یکی از اندک توابعی که میزان CEC خاک را بدون در نظر گرفتن درصد ماده آلی خاک محاسبه می کند توسط بل و ون کئولن (۱۰)، ارایه شده است که تابع آن در جدول ۴ آورده شده است. قبل از ورود عوامل ورودی (متغیرهای مستقل) و ظرفیت تبادل کاتیونی به عنوان خروجی (متغیر وابسته)، همه آنها تحت آزمون هم راستایی و نرمال بودن قرار گرفتند. با استفاده از آزمون کولموگروف-اسمیرنوف نرمال بودن داده ها مورد بررسی قرار گرفت. پس از برآزش چندین رابطه رگرسیونی بهترین رابطه انتخاب و با نتایج حاصل از مدل های شبکه عصبی مصنوعی مقایسه گردید.

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی یک روش شبیه سازی می باشد که از مطالعه سیستم مغز و شبکه عصبی موجودات زنده الهام گرفته است. یکی از متداولترین شبکه های عصبی مورد استفاده، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه می باشد. این شبکه از یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چند لایه بین آنها که مستقیماً به داده های ورودی و نتایج خروجی متصل نیستند، تشکیل یافته اند (۱۵). واحدهای لایه ورودی وظیفه توزیع مقادیر ورودی ها به لایه بعد و لایه خروجی نیز پاسخ سیگنالهای خروجی را ارائه می دهد. در این دولایه، تعداد نرونها برابر با تعداد ورودی ها و خروجی ها می باشد و لایه یا لایه های

به ازای بردار ورودی P است. w_{ij} نیز اتصال سیناپسی بین آن دو است. تعداد کل نرون های لایه پنهان نیز N است. بردار C_j را مرکز گوسی می نامیم و σ_j نیز مشخص کننده میزان گستردگی گوسی است.

ارزیابی مدلها

به منظور مقایسه عملکرد الگوریتم های شبکه عصبی و رگرسیون چند متغیره از پارامترهای آماری مانند ضریب تبیین (R^2) (رابطه ۴)، میانگین خطای مطلق (MAE) (رابطه ۵)، خطای استاندارد نسبی (RSE) (رابطه ۶)، مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) (رابطه ۷) که از روابط زیر قابل محاسبه می باشند، استفاده گردید.

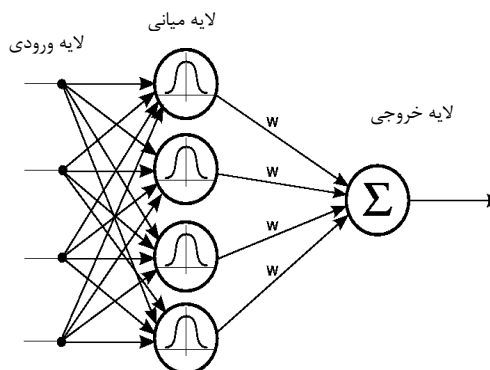
$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})^2}} \quad (4)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (5)$$

$$RSE = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}}{Z_{ave}} \quad (6)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (7)$$

که در آنها: Z_0 و \bar{y} مقادیر پیش بینی شده، Z_p و y_i مقادیر مشاهده‌ای، Z_{ave} متوسط مقادیر مشاهده‌ای و n تعداد داده ها می باشد همچنین \bar{y} و \bar{x} به ترتیب مقدار مطلق و متوسط مقادیر خروجی شبکه عصبی و X و \bar{X} به ترتیب برابر مقادیر مطلق و متوسط ظرفیت تبادل کاتیونی اندازه گیری شده است.



شکل ۳- ساختار شبکه عصبی توابع پایه شعاعی (RBF)

تابع تانزانت هیپربولیک سیگموئید (TANSIG) که قابلیت بالایی در برآورد پارامترهای خاک دارد، به صورت رابطه ۱ می باشد.

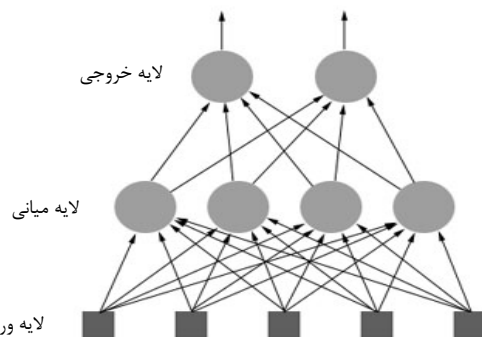
$$F(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (-1 < F(x) < 1) \quad (1)$$

شبکه های تابع پایه شعاعی (RBF) از نوع شبکه های پیشرو همراه با یک لایه میانی هستند که برای اولین بار در سال ۱۹۸۸ معرفی شدند. شبکه های توابع پایه شعاعی بر خلاف شبکه های پرسپترون چندلایه دارای یک لایه میانی بوده بنابراین سرعت یادگیری بیشتری دارند. همچنین در شبکه های توابع پایه شعاعی توابع تحریک نرونها به صورت توابع همراه با مرکز و عرض خاصی می باشند (۲۰) (شکل ۳). در شبکه پرسپترون چندلایه، مجموع وزن دار نرونهای رسیده به نرون لایه میانی به عنوان ورودی توابع تحریک در نظر گرفته می شود، ولی در شبکه های توابع پایه شعاعی فاصله هر الگو با بردار مرکز هر نرون در لایه میانی به عنوان ورودی تابع تحریک شعاعی محاسبه می شود. در شبکه های توابع پایه شعاعی توابع تحریک نرونهای خروجی این شبکه، توابع خطی ساده است و به همین دلیل نیز می توان از الگوریتمهای بهینه سازی خطی استفاده نمود که هم سرعت پردازش را بالا خواهد برد و هم از افتادن در چاله های موضعی، که اکثر شبکه های پرسپترون چندلایه در روند یادگیری، با آن سروکار دارند، جلوگیری می شود. عملیاتی که در شبکه توابع پایه شعاعی انجام می شود در فرم ماتریسی به صورت روابط ۲ و ۳ آمده است (۱۳).

$$\varphi_j = \exp\left(\frac{-1}{2\sigma_j^2} \|P - c_j\|^2\right) \quad (2)$$

$$d_i(P) = \sum_{j=1}^N \varphi_j(P) \cdot w_{ij} \quad (3)$$

که در آن $d_i(P)$ خروجی i ام شبکه و Ψ_j خروجی گره RBF j ام



شکل ۲- ساختار شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه (MLP)

نتایج و بحث

به منظور مدلسازی داده ها را به دو دسته تقسیم کرده به طوریکه ۷۰ درصد داده ها برای آموزش و ۳۰ درصد برای صحت سنجی اختصاص داده شد (۶ و ۹). همچنین تفاوت معنی دار نبودن در سطح ۵٪ برای هر دو گروه صورت گرفت. برای انتخاب داده های آزمون و تست از t تست استفاده کردند و بیان داشتند که اگر بین داده های تست و آموزش تفاوت معنی داری وجود نداشته باشد، می توان انتظار نتایج بهتری را از مدل داشت (۲۹). در جداول ۲ و ۳ معیارهای آماری مربوط به داده های تست و آموزش در خاکهای کشاورزی و بکر ارائه شده است.

بر اساس نتایج به دست آمده از جداول ۲ و ۳ میزان هدایت الکتریکی در خاکهای کشاورزی بسیار بالاتر از خاکهای بکر است که به نقش عملیات کشاورزی و فعالیتهای انسانی در شوری خاک بر می گردد. تغییرات مقادیر هدایت الکتریکی دامنه بسیار وسیعی را شامل می شود به طوریکه در خاکهای کشاورزی این مقدار از (۶۰- ۲) و در خاکهای بکر از (۱۰ ds/m- ۰/۴۳) را در بر گرفته است. مقادیر فراوانی نسبی ذرات تشکیل دهنده خاک (رس، سیلت و شن) در خاکهای کشاورزی بیشتر به سمت تشکیل خاکهای رسی و در خاکهای بکر بیشتر به سمت تشکیل خاکهای شنی پیش رفته است.

جدول ۲- پارامترهای آماری داده های استفاده شده در مدل شبکه عصبی و رگرسیون چند متغیره در خاکهای کشاورزی مورد مطالعه

ظرفیت تبادل کاتیونی (meq/100 g)	هدایت الکتریکی (ds/m)	رس (درصد)	سیلت (درصد)	شن (درصد)	آهک (درصد)	نسبت جذب سدیم	وزن مخصوص ظاهری (gr/cm ³)	
۶/۶	۲	۱۱	۶/۲	۱۴/۸	۵	۳/۱۱	۱/۴۲	کمترین
۱۳/۶	۶۰	۴۹	۵۸/۷	۷۸/۹	۲۹	۱۰/۹۷	۱/۶۵	بیشترین
۹/۴۸	۲۹/۹	۲۷/۲۸	۳۰/۶۴	۴۳/۱	۱۸/۵۳	۵/۶۸	۱/۵	میانگین
۱/۸۳	۱۵/۸۳	۱۰/۵۷	۱۱/۴۹	۱۶/۹۲	۴/۷۹	۱/۷۴	۰/۰۶	انحراف معیار
۰/۰۸	۲۰/۶	۱/۱۴	-۰/۷۱	۰/۰۳	-۰/۹۱	-۰/۴۱	۱/۸۴	کشیدگی
۱۰/۲۴	۱۳	۱۹	۲۱	۲۵/۲۵	۱۵	۳/۸۹	۱/۴۴	کمترین
۱۳/۶۹	۵۰	۴۰	۴۷/۸	۶۰	۲۳	۶/۵۲	۱/۶۲	بیشترین
۱۲/۱۴	۲۴/۵	۲۸/۹۷	۳۰/۸۶	۴۱/۳۳	۱۸/۷۳	۵/۲۹	۱/۴۹	میانگین
۰/۸۴	۱۲/۶۹	۷/۰۴	۸/۸۷	۹/۹	۲/۴۳	۰/۸	۰/۰۵	انحراف معیار
-۰/۲۲	۱/۵۵	-۰/۹	-۰/۱۴	۰/۵۵	-۰/۱۹	-۰/۵۷	۲/۷۳	کشیدگی

جدول ۳- پارامترهای آماری داده های استفاده شده در مدل شبکه عصبی و رگرسیون چند متغیره در خاکهای بکر مورد مطالعه

ظرفیت تبادل کاتیونی (meq/100 g)	هدایت الکتریکی (ds/m)	رس (درصد)	سیلت (درصد)	شن (درصد)	آهک (درصد)	نسبت جذب سدیم	وزن مخصوص ظاهری (gr/cm ³)	
۴/۵۲	۰/۴۳	۴/۸	۱/۶۷	۵۳/۱	۵	۴/۰۲	۱/۷۵	کمترین
۹	۱۰	۳۲/۹	۲۶/۵	۹۲/۵	۳۵	۹/۹۴	۱/۹	بیشترین
۶/۳۷	۱/۳۶	۱۵/۹۶	۸/۷	۷۵/۳	۱۹/۵	۶/۰۹	۱/۸۵	میانگین
۱/۲۳	۱/۷۳	۶/۹۳	۴/۷۱	۸/۵	۷/۱۷	۱/۴۶	۰/۰۳	انحراف معیار
-۰/۹۷	۲۰/۰۵	-۰/۴۷	۴/۵۵	۰/۳۲	-۰/۴۸	۰/۵۱	۰/۹۹	کشیدگی
۸/۲۴	۰/۷	۸	۲/۱۴	۶۰/۱	۹	۴/۷۷	۱/۷۷	کمترین
۱۱/۱۲	۱/۵	۲۷/۸	۱۵	۸۸	۲۱	۶/۶۲	۱/۸۹	بیشترین
۹/۹۳	۱/۰۷	۱۹/۳۷	۷/۴۲	۷۳/۲۹	۱۴/۴۵	۵/۶۴	۱/۸۱	میانگین
-۰/۷۹	۰/۲۲	۶/۹۱	۵/۰۶	۹/۸۳	۳/۲۵	۰/۶۴	۰/۰۳	انحراف معیار
-۰/۷۷	۰/۵	-۱/۳۲	-۱/۱۹	-۱/۴۹	۱/۳	-۱/۱	۰/۶۲	کشیدگی

به شبکه را باید استاندارد سازی کرد. در صورتی که داده ها به صورت خام وارد شبکه شود، به علت تغییرات زیاد داده ها، تاثیر متفاوتی بر روی شبکه گذاشته، به صورتی که برخی از نرون ها خیلی زود به حد آتش رسیده، درحالیکه برخی دیگر از نرون ها حتی به آستانه فعالیت نیز نرسیده اند (۶). لذا در ابتدا، داده ها با استفاده از رابطه ۱۰ استاندارد شده، یعنی بین یک دامنه عددی که معمولا (۰/۹ و ۰/۱) می باشد، قرار می گیرند.

$$y = 0.9 \times \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} + 0.1 \quad (10)$$

که در رابطه ۱۰، X_{\min} کوچکترین داده و X_{\max} بزرگترین داده سری داده های ورودی می باشد. با استفاده از این رابطه، داده های ورودی بین ۰/۱ و ۰/۹ قرار می گیرد. در مرحله بعد مدل های مختلف شبکه عصبی با یک لایه مخفی که تعداد نرونهای آن بین ۲ تا ۷ نرون می باشد، ایجاد شده و ساختار بهینه شبکه با استفاده از معیار RMSE تعیین گردید. با توجه به شکل های ۴ و ۵ ملاحظه می شود که حداقل مقدار RMSE در ظرفیت تبادل کاتیونی مربوط به شبکه با ۲ نرون در لایه مخفی می باشد. همان طور که در شکلها نشان داده شده است تغییرات RMSE دارای روند مشخصی نمی باشد چون در شبکه عصبی وزن ها به طور تصادفی انتخاب می شوند و نمی توان روند موجود را به طور کامل توضیح داد و فقط باید با سعی و خطا بهترین ساختار را به دست آورد. اما باید توجه کرد که پیچیده کردن بیش از حد مدل سبب عدم برآزش مناسب بین داده ها می شود. مقادیر RMSE برای پارامتر ظرفیت تبادل کاتیونی در زمینهای کشاورزی و بکر به ترتیب در بهترین حالت ۰/۶۹ و ۰/۵۶ به دست آمده است که با افزایش تعداد نرونها عملکرد مدلهای بدتر شده است.

نتایج ارزیابی مدلها

نتایج مربوط به شبکه های عصبی و رگرسیون چند متغیره مربوط به پارامترهای مورد اندازه گیری در جدول ۵ آورده شده است. با توجه به نتایج حاصل ملاحظه می شود که در کل بهترین عملکرد مربوط به شبکه عصبی و شبکه MLP با ضریب تبیین ۰/۹۴ و ۰/۸۴ و به ترتیب MAE, RSE, RMSE (۰/۶۹, ۰/۰۵, ۰/۵۱) و (۰/۵۶, ۰/۰۵ و ۰/۳۹) برای مرحله صحت یابی خاکهای کشاورزی و بکر می باشد.

از این رو میانگین وزن مخصوص ظاهری خاکهای بکر نسبت به خاکهای کشاورزی، مقدار بالاتری را نشان می دهد. مقادیر نسبت جذب سدیم (SAR)، ظرفیت تبادل کاتیونی و درصد آهک نیز در دو خاک بکر و کشاورزی مقادیر نسبتا مشابهی را نشان می دهند. دامنه تغییرات مقادیر ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی نسبت به خاکهای بکر بیشتر بوده و میانگین بالاتری را نشان می دهد که می تواند به نقش رس در افزایش ظرفیت تبادل کاتیونی خاک ارتباط داشته باشد.

رگرسیون چند متغیره خطی

برای تعیین رگرسیون چند متغیره پارامترهای مورد مطالعه، رابطه رگرسیونی مربوطه را تعیین کرده که به صورت رابطه ۸ برای خاکهای کشاورزی و رابطه ۹ برای خاکهای بکر می باشد. از آنجا که فراوانی نسبی ذرات شامل رس، سیلت و شن همراستا بوده، برای جلوگیری از همراستایی، از نسبت رس به سیلت استفاده شده است. کارایی توابع انتقالی نیز با استفاده از معادله بل و ونکولن تعیین شد که در جدول ۴ نشان داده شده است. نتایج حاصل از جدول ۴ نشان می دهد که تابع ایجاد شده توسط بل و ونکولن برای پیش بینی ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر و کشاورزی بر اساس معیارهای ارزیابی (R^2 , RMSE, MAE, RSE)، تابع مناسبی در این پژوهش نمی باشد و قادر به تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای مذکور با دقت مناسبی نمی باشد. این در حالیست که بر اساس نتایج جدول ۵ رابطه رگرسیونی ایجاد شده در این پژوهش توانسته با مقادیر بالاتر ضریب همبستگی و مقادیر کمتر خطا، دقت بالاتری در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای مورد بررسی داشته باشد.

$$CEC = 27/245 - 7/29(P_b) - 0/28(SAR) - 0/11(CaCO_3) - 0/34(Sand) + 0/19(Clay/Silt) - 0/04(EC) \quad R^2 = 0/66 \quad (8)$$

$(p < 0/05)$

$$CEC = 70/12 - 35/1(P_b) + 0/11(SAR) - 0/02(CaCO_3) - 0/03(Sand) + 0/1(Clay/Silt) + 0/13(EC) \quad R^2 = 0/65 \quad (9)$$

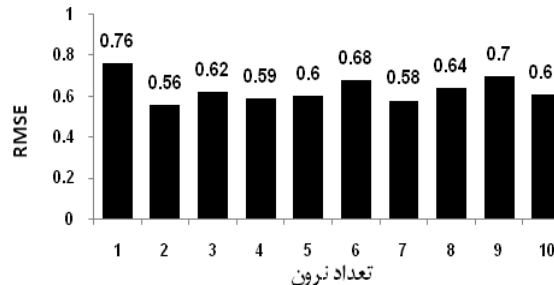
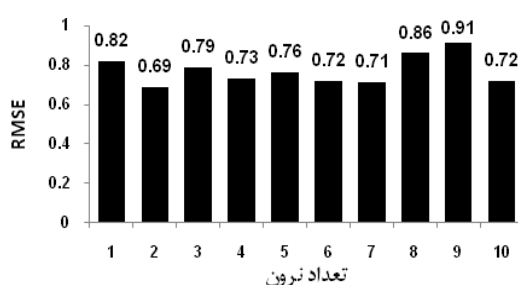
$(p < 0/05)$

شبکه عصبی مصنوعی

پس از تعیین مجموع داده های تست و آموزش، داده های ورودی

جدول ۴- پارامترهای مدل استفاده شده و مقادیر خطا در خاکهای مورد مطالعه

مدل	تابع انتقالی	ضرایب کالیبراسیون	زمین	R^2	RMSE	RSE	MAE
بل و ونکولن (۱۹۹۵)	$CEC = a_0 + a_1(\text{clay})$	$a_0 = 4/8$	کشاورزی	۰/۴۷	۳/۴۸	۰/۳۳	۳/۰۴
		$a_1 = 0/3$	بکر	۰/۴۸	۲/۴۱	۰/۴۵	۲/۲۲



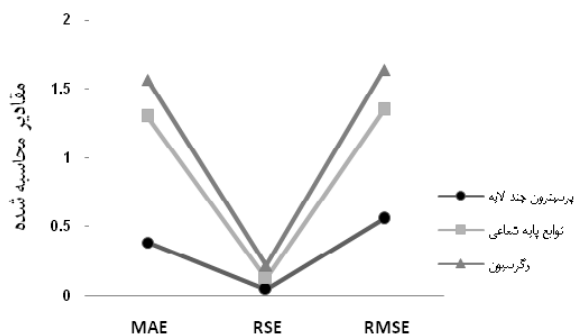
شکل ۴- مقادیر RMSE نرون های متفاوت برای نفوذپذیری خاکهای کشاورزی / شکل ۵- مقادیر RMSE نرون های متفاوت برای نفوذپذیری خاکهای بکر

نفوذپذیری در خاکهای بکر و کشاورزی تابع تانژانت سیگموئید (TANSIG) بوده است. در شکل‌های ۶ و ۷ منحنی مقادیر خطا در هر ۳ حالت بررسی شده، ترسیم شده است که در این اشکال کارایی شبکه MLP نسبت به شبکه RBF و مدل رگرسیونی قابل مشاهده است. در شکل های ۸ و ۹ منحنی ضریب تبیین روش‌های به کار رفته، ترسیم شده است که کارایی بهتر شبکه MLP مشاهده می شود.

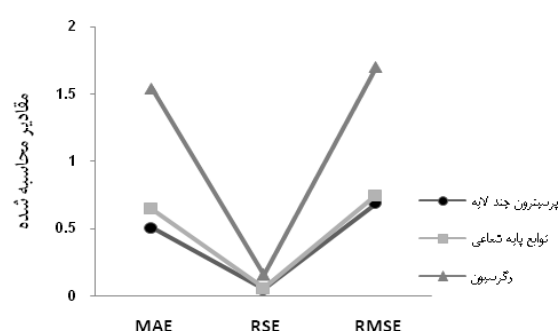
نتایج حاصل از مرحله آموزش مدل نیز بر این امر تاکید دارد. پس از مدل MLP، مدل RBF و در نهایت کمترین دقت در پیش بینی ظرفیت تبادل کاتیونی خاکها مربوط به رگرسیون چند متغیره خطی می باشد که کمترین ضریب تبیین و بیشترین RMSE, RSE, MAE را نشان می دهد. همان طور که در جدول ۵ نشان داده شده است، مدل شبکه عصبی توانسته است تخمین ضریب تبیین ظرفیت تبادل کاتیونی زمینهای کشاورزی و بکر را نسبت به رگرسیون چند متغیره افزایش دهد. قابل ذکر است که بهترین تابع برای پیش بینی

جدول ۵- مقایسه نتایج به دست آمده از مدل‌های شبکه عصبی (MLP, RBF) و رگرسیون چند متغیره و توابع انتقالی

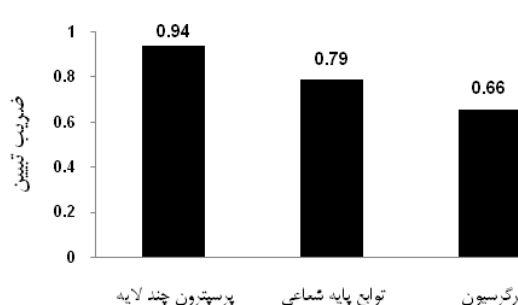
مقادیر محاسبه شده	MAE	RSE	RMSE	R ²	مرحله محاسباتی	مدل	خصوصیات خاک
آموزش	۰/۳۷	۰/۰۵	۰/۴۹	۰/۹۱	آموزش	MLP	ظرفیت تبادل کاتیونی زمینهای کشاورزی
صحت سنجی	۰/۵۱	۰/۰۵	۰/۶۹	۰/۹۴	صحت سنجی		
آموزش	۱/۳۶	۰/۱۵	۱/۴۸	۰/۷۶	آموزش	RBF	
صحت سنجی	۰/۶۵	۰/۰۶	۰/۷۵	۰/۷۹	صحت سنجی		
رگرسیون چند متغیره	۱/۵۴	۰/۱۶	۱/۷	۰/۶۶	رگرسیون چند متغیره		
آموزش	۰/۷۱	۰/۱۲	۰/۸۲	۰/۸۸	آموزش	MLP	ظرفیت تبادل کاتیونی زمینهای بکر
صحت سنجی	۰/۳۹	۰/۰۵	۰/۵۶	۰/۸۴	صحت سنجی		
آموزش	۱/۴	۰/۲۳	۱/۵	۰/۷۶	آموزش	RBF	
صحت سنجی	۱/۳	۰/۱۳	۱/۳۵	۰/۷۵	صحت سنجی		
رگرسیون چند متغیره	۱/۵۷	۰/۲۲	۱/۶۴	۰/۶۵	رگرسیون چند متغیره		



شکل ۷- منحنی مقادیر خطا ۳ مدل در خاکهای بکر

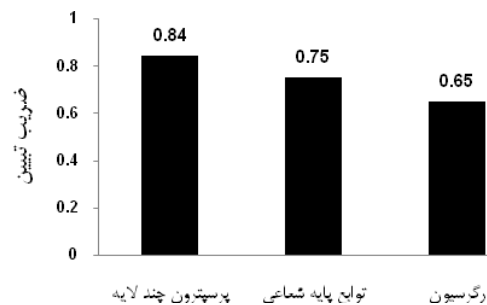


شکل ۶- منحنی مقادیر خطا ۳ مدل در خاکهای کشاورزی



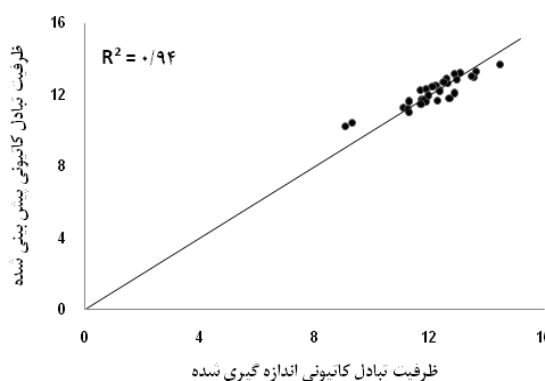
شکل ۹- منحنی مقادیر ضریب تبیین ۳ مدل در خاکهای بکر

ضریب تبیین (۰/۷۹ و ۰/۷۵) به ترتیب برای خاکهای کشاورزی و بکر، در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک دقت کمتری را نشان می دهد و در نهایت کمترین دقت مربوط به مدل رگرسیون خطی چند متغیره می باشد که با برازش کلیه داده ها نسبت به خط مرکزی با ضرایب تبیین (۰/۶۶ و ۰/۶۵) به ترتیب برای خاکهای کشاورزی و بکر، به دست آمده است.

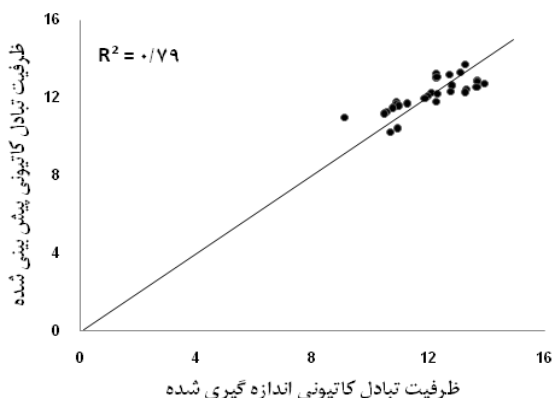


شکل ۸- منحنی مقادیر ضریب تبیین ۳ مدل در خاکهای کشاورزی

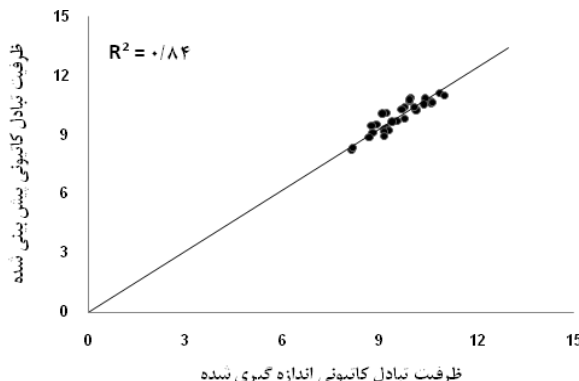
در اشکال ۱۰ تا ۱۵ پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای شبکه های MLP و RBF (مرحله صحت سنجی) و روش رگرسیون خطی آورده شده است. همان طور که در این اشکال قابل مشاهده است مدل MLP با کمترین پراکنندگی داده ها نسبت به خط مرکزی برازش داده شده با زاویه ۴۵ درجه، بالاترین ضریب تبیین را با $R^2=0/94$ برای خاکهای کشاورزی و $R^2=0/84$ برای خاکهای بکر، نشان می دهد. مدل RBF با



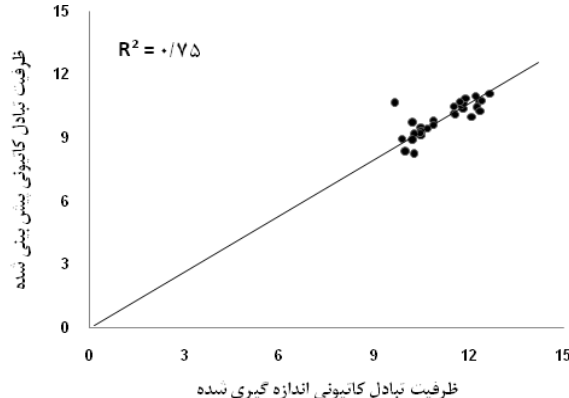
شکل ۱۱- دیاگرام پراکنش شبکه MLP برای CEC خاکهای بکر



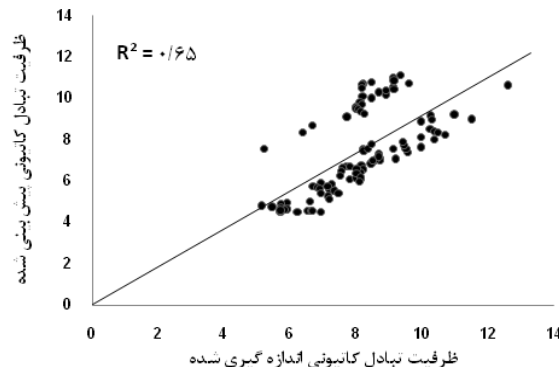
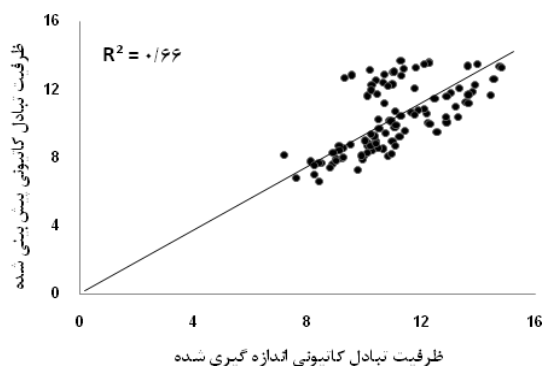
شکل ۱۳- دیاگرام پراکنش شبکه RBF برای CEC خاکهای بکر



شکل ۱۰- دیاگرام پراکنش شبکه MLP برای CEC خاکهای کشاورزی



شکل ۱۲- دیاگرام پراکنش شبکه RBF برای CEC خاکهای کشاورزی



شکل ۱۴- دیاگرام پراکنش رگرسیون خطی برای CEC خاکهای کشاورزی شکل ۱۵- دیاگرام پراکنش رگرسیون خطی برای CEC خاکهای بکر

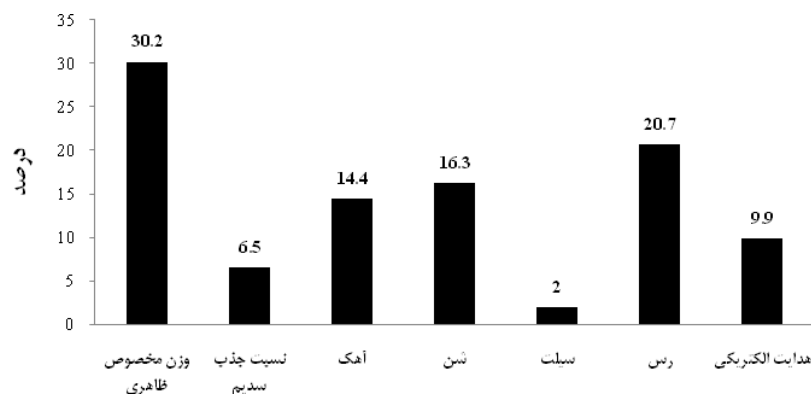
خاکهای کشاورزی همبستگی بالاتری را نشان می دهد. از طرفی وزن مخصوص ظاهری نیز با اثرپذیری از بافت و ماده آلی خاک در میزان ظرفیت تبادل کاتیونی تاثیرگذار است که این تاثیر در خاکهای بکر واضح تر است. بر اساس نتایج به دست آمده درصد شن و آهک نیز از پارامترهای تاثیرگذار بر مقادیر ظرفیت تبادل کاتیونی در خاکهای کشاورزی و بکر به شمار می روند که نقش شن به سطح ویژه اندک آنها برای تبادل و نگهداری کاتیونهای محلول و نقش آهک به کارایی آن در تعدیل اسیدیته و افزایش بار منفی کلوئیدها که سبب افزایش ظرفیت تبادل کاتیونی می شود، برمی گردد. همچنین ذرات آهک با جذب شیمیایی کاتیونها در سطوح خود سبب افزایش ظرفیت تبادل کاتیونی خاک می گردند. هدایت الکتریکی نیز که معرفی از میزان کاتیونهای در خاک است، در هر دو خاک مقادیر قابل توجهی را نشان نمی دهد و نقش مهمی در برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر و کشاورزی نداشته است. کمترین همبستگی نیز در مقادیر ظرفیت تبادل کاتیونی با درصد سیلت و نسبت جذب سدیم در هر دو خاک بکر و کشاورزی مشاهده گردید.

آنالیز حساسیت

برای تعیین همبستگی هر یک از پارامترها با مقدار ظرفیت تبادل کاتیونی تخمین زده شده از آنالیز حساسیت استفاده شده است. برای انجام آنالیز حساسیت از نتایج حاصل از مدل MLP شبکه عصبی مصنوعی که به تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک می پردازد، استفاده گردید. این مدل با بالاترین دقت در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی و بکر، مناسبترین مدل برای انجام آنالیز حساسیت بود. با انجام آنالیز حساسیت می توان نقش هر یک از پارامترها را لحاظ کرده و قدرت آنها را محاسبه کرد. تعیین تاثیرگذارترین پارامترها در ظرفیت تبادل کاتیونی تخمین زده شده نیز با انجام این محاسبه امکان پذیر می شود. نتایج آنالیز حساسیت خاکهای کشاورزی و بکر به ترتیب در شکل‌های ۱۶ و ۱۷ نشان داده شده است. بر اساس نتایج حاصل، درصد رس و وزن مخصوص ظاهری به ترتیب در خاکهای کشاورزی و بکر بیشترین همبستگی را با ظرفیت تبادل کاتیونی داشتند که این امر به وجود سطح ویژه و بار سطحی زیاد رس ها برمی گردد که به دلیل مقادیر بالاتر رس در



شکل ۱۶- آنالیز حساسیت پارامترهای خاک نسبت به CEC خاکهای کشاورزی



شکل ۱۷- آنالیز حساسیت پارامترهای خاک نسبت به CEC خاکهای بکر

نتایج این بررسی با نتایج بررسی ارشد و همکاران (۱)، پائولو و همکاران (۲۵) و یلماز و کاینار (۳۰) که در آن به کارایی بالاتر شبکه RBF نسبت به شبکه MLP رسیدند، در تناقض است ولی از نتایج دهقانی و همکاران (۲)، صیادی و همکاران (۴)، کریستین و همکاران (۱۴) و جورج و همکاران (۱۷) که به کارایی بالاتر شبکه MLP رسیدند، پیروی می کند. آنالیز حساسیت خاکها نیز نشان دهنده تاثیر پارامترهای مختلف در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی و بکر است. همچنین یکی از تاثیرگذارترین پارامترها بر میزان ظرفیت تبادل کاتیونی خاک، درصد رس و جرم مخصوص ظاهری خاک تعیین شد و این خود نقش مهم بافت خاک و به خصوص درصد رس و جرم مخصوص ظاهری خاک که تابعی از بافت خاک می باشد را بر میزان ظرفیت تبادل کاتیونی خاکها، نشان داد. آهک نیز با اثرگذاری زیاد به خصوص در خاکهای کشاورزی، نقش مهمی را در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک ایفا نمود.

نتیجه گیری

با توجه به معیارهای مورد استفاده در این تحقیق (R^2 , RMSE, RSE, MAE), جهت ارزیابی دقت مدل‌های مورد استفاده در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک، نتایج بررسی نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل رگرسیون خطی چند متغیر در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر و کشاورزی از دقت و توانایی بالاتری برخوردار بوده است و همچنین بین دو شبکه MLP و RBF، شبکه پرسپترون چند لایه (MLP) نسبت به شبکه RBF توابع پایه شعاعی (RBF) در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک قابلیت بالاتری را دارا بوده است. در پایان باید اذعان داشت که یکی از دلایل کارایی بالای مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، ماهیت ابهامی پدیده‌های مرتبط به خاک و یا تقریبی بودن مقادیر اندازه گیری شده خصوصیات مختلف در محیط خاک است.

در این تحقیق با استفاده از دو الگوریتم MLP و RBF مدل شبکه عصبی و رگرسیون چند متغیره، مقادیر ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی و بکر، برآورد گردید. برای انجام رگرسیون چند متغیره از نرم افزار آماری SPSS 19 کمک گرفته شده است. در اکثر کارهای صورت گرفته برای برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی خاک، از مقادیر رس و ماده آلی به عنوان پارامترهای مستقل نام برده شده است (۵ و ۹) ولی در این تحقیق به دلیل همبستگی پایین ماده آلی با ظرفیت تبادل کاتیونی از این فاکتور صرف نظر شده است. پس از تعیین ساختار بهینه هر یک از مدلها با استفاده از معیارهای آماری RMSE، R^2 و RSE، اقدام به پیش بینی خصوصیات خاک با استفاده از مدل مربوطه گردید. نتایج این بررسی نشان داد که در این تحقیق، شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به معادلات رگرسیونی کارایی بهتری داشته زیرا احتمالاً از یک طرف کارایی توابع انتقالی به دست آمده در مناطق مختلف با هم متفاوتند و از طرف دیگر بر طبق نظر اسکپ و همکاران (۲۷) در طراحی شبکه‌های عصبی نوعی خاص از معادلات لازم نیست و با ایجاد رابطه مناسب بین داده‌های ورودی و خروجی می توان به نتایج مناسب دست پیدا کرد. همچنین به علت وجود روابط غیرخطی میان متغیرهای وابسته و پیش بینی شونده، شبکه عصبی عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های رگرسیون داشته است. نتایج نشان می دهد که شبکه‌های MLP که متداولترین نوع شبکه‌های عصبی در مدلسازی سیستم‌های مختلف می باشند، در مدلسازی ظرفیت تبادل کاتیونی نسبت به شبکه‌های RBF از عملکرد بهتری برخوردارند و تنها مزیت شبکه‌های RBF نسبت به MLP، زمان کوتاهتر مورد نیاز برای آموزش می باشد (۱۸). در این تحقیق کارایی اندک تابع انتقالی ایجاد شده توسط بل و ونکولن (۱۰) مشخص گردید که به علت عدم وجود توابعی که از پارامترهای اندازه گیری شده این بررسی برای تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی استفاده کرده باشند، امکان بررسی سایر توابع وجود نداشت.

استان سمنان جهت فراهم نمودن برخی امکانات و تجهیزات آزمایشگاهی و صحرایی تقدیر و تشکر خود را ابراز می نمایند.

مؤلفین مقاله از حمایت مرکز تحقیقات منابع طبیعی و امور دام

منابع

- ۱- ارشد ر.ا، صیاد غ.ع، مظلوم م.، و جعفری نژاد ا.ر. ۱۳۸۸. تخمین نفوذ آب با شبکه عصبی مصنوعی. سومین کنفرانس آبیاری و مدیریت آب. اهواز. ایران.
- ۲- دهقانی ا.ا، عسگری م. و مساعدی ا. ۱۳۸۸. مقایسه سه روش شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاجی فازی- عصبی تطبیقی و زمین آمار در میان یابی سطح آب زیرزمینی (مطالعه موردی دشت قزوین). مجله علوم کشاورزی و منابع طبیعی. ۵۱۷-۵۳۶:۱۶
- ۳- سرمیدان ف.، تقی زاده ر.ا، عسگری ح.م.، و اکبرزاده ع. ۱۳۸۸. مقایسه روشهای نروفازی، شبکه عصبی و رگرسیون چند متغیره در پیش بینی برخی خصوصیات خاک مطالعه موردی استان گلستان. مجله تحقیقات آب و خاک ایران. ۲۱۱-۲۲۰:۴۱
- ۴- صیادی ح.، اولادغفاری ا.ف.، فعالیان ا.، و صدرالدینی ع.ا. ۱۳۸۸. مقایسه عملکردهای شبکه های عصبی RBF و MLP در برآورد تبخیر و تعرق گیاه مرجع. مجله دانش آب و خاک. ۱-۱۲:۱۹
- ۵- کریمیان ا. ۱۳۷۵. تاثیر رس و ماده آلی بر ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای آهکی استان فارس. پنجمین کنگره علوم خاک. دانشکده کشاورزی کرج.
- ۶- منهای م. ۱۳۸۸. مبانی شبکه های عصبی. انتشارات امیرکبیر.
- ۷- مهربانیان م.، تقی زاده مهرجردی ر.ا.، و دهقانی ف. ۱۳۸۹. بررسی کارایی توابع انتقالی جهت تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک های آهکی و گچی استان یزد. مجله پژوهش های حفاظت آب و خاک. ۱۱۳-۱۲۷:۱۷
- ۸- نصیری صالح ف.، و منتظر غ. ۱۳۸۰. تعیین ابعاد حفره آبستنگی پایین دست سرریزهای ریزشی آزاد با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی. سومین کنفرانس هیدرولیک ایران. دانشگاه تهران.
- 9- Amini M., Abbaspour K.C., Khademi H., Fathianpour N., Afyuni M., and Schulin R. 2005. Neural network models to predict cation exchange capacity in arid regions of Iran. *European Journal of Soil Science*, 53:748-757
- 10- Bell M.A., and Van Keulen H. 1995. Soil pedotransfer functions for four Mexican soils. *Soil Science Society of America Journal*, 59:865-871.
- 11- Bower C.A., Reitmair R.F., and Fireman M. 1952. Exchangeable cation analysis of saline and alkali soils. *Soil Science*. 73:251-261.
- 12- Breeuwsma A., Wosten J.H.M., Vleeshouwer J.J., Van Slobbe A.M., and Bouma J. 1986. Derivation of land qualities to assess environmental problems from soil surveys. *Soil Science Society of America Journal*, 50:186-190.
- 13- Broomhed D.S., and Lowe D. 1988. Multivariate functional interpolation and adaptive networks, *Complex system*, 321-355.
- 14- Dawson C.W., and Wilby R.L. 1999. A comparison of Artificial neural networks used for river flow forecasting. *Hydrology and earth system sciences*, 3(4):529-540
- 15- Demuth H., and Beale M. 1998. *Neural Network Toolbox for Use with MATLAB*. MathWorks, Inc.
- 16- Gee G., and Bauder J.W. 1986. Particle size distribution analysis. In: Klute, A. (Ed.), *Method of soil analysis*. Part 1, second ed. Agron. Monogr. 9. ASA and SSSA, Madison, WI, 383-411.
- 17- Rub G., Kruse R., Schneider M., and Wagner P. 2009. Using advanced regression models for determining optimal soil heterogeneity indicators. *Studies in Classification, Data Analysis, and Knowledge Organization*, 463-471.
- 18- Haykin S. 1999. *Neural networks: A Comprehensive Foundation*, 2nd ed., Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall.
- 19- Krogh L., Breuning-Madsen H., and Greve M.H. 2000. Cation exchange capacity pedotransfer function for Danish soils. *Acta Agriculturae Scandinavica*, 50:1-12.
- 20- Maillard E.P., and Gueriot D. 1997. RBF neural networks, basis functions and genetic algorithm. *IEEE ASSP Magazine*, 2187-2192.
- 21- McBratney A.B., Minasny B., Cattle S.R., and Vervoort R.W. 2002. From pedotransfer functions to soil inference systems. *Geoderma*, 109:41-73.
- 22- Minasny B., and McBratney A.B. 2002. The Neuro-m method for fitting neural network parametric pedotransfer functions. *Soil Science Society of America Journal*, 66:352-361.
- 23- Mohammadi J. 2002. Testing an artificial neural network for predicting soil water retention characteristics from soil physical and chemical properties. 17th WCSS. Thailand. 221-227.
- 24- Nielsen R. 1987. Kolmogorov's mapping neural network existence theorem. *Proceedings of the 1st IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, San Diego, 11-14.

- 25- Paulo H.F., Ronei J.P., João Carlos D.A. 2002. Determination of organic matter in soils using radial basis Function networks and near infrared spectroscopy. *Analytica Chimica Acta* 453:125-134.
- 26- Sayegh A.H., Khan N.A., Khan P., and Ryan J. 1978. Factors affecting gypsum and cationexchange- capacity determinations in gypsiferous soils. *Soil Science*, 125(5):294-300.
- 27- Schaap M.G., Leij F.J., and van Genuchten M.T.H. 1998. Neural network analysis for hierarchical prediction of soil hydraulic properties. *Soil Science Society of America Journal*, 62:847-855.
- 28- Sparks D.L., Page A.L., Helmke P.A., Leoppert R.H., Soltanpour P.N., Tabatabai M.A., Johnston G.T., and Summer M.E. 1996. *Methods of soil analysis*, SSSA, Madison, Wisconsin.
- 29- Tomasella J., Hodnett M.G., and Rossato L. 2000. Pedotransfer functions for the estimation of soil water retention in Brazilian soils. *Soil Science Society of America Journal*, 49:1100-1105.
- 30- Yilmaz I., Kaynar O. 2011. Multiple regression, ANN (RBF, MLP) and ANFIS models for prediction of swell potential of clayey soils. *Expert Systems with Applications*, 38: 5958-5966.



The Estimation of Soil Cation Exchange Capacity in Disturbed and Undisturbed Soils Using Artificial Neural Networks and Multiple Regressions

H. Kashi^{1*} - H. Ghorbani² - S. Emamgholizadeh³ - S.A.A. Hashemi⁴

Received: 27-05-2012

Accepted: 17-08-2013

Abstract

With respect to the problem of direct measurement of soil parameters in recent year using indirect method such as artificial neural networks has been considered. In the present study, 200 soil samples were collected from Ghoshe location in Semnan province. Half of samples were collected from disturbed agricultural lands and the other half were collected from undisturbed nearby lands. Some soil chemical as well as physical properties such as electrical conductivity (EC), soil texture, lime percentage, sodium adsorption ration (SAR) and bulk density were considered as easy and fast obtainable features and soil cation exchange capacity as difficult and time consuming feature. The collected data randomly divided in two categories of training (70%) and testing (30%) and they used for train and test of two artificial neural networks, multi-layer perception using back-propagation algorithm (MLP/BP) and Radial basis functions (RBF) and nonlinear regression model. Results of this research show high efficiency of artificial neural network compared with nonlinear regression and also MLP network was better than RBF network. Sensitivity analysis was also performed for all parameters to find out the relationship between soil mentioned parameters and soil cation exchange capacity for both disturbed and undisturbed soils. At last, the correlation between soil parameters and soil cation exchange capacity was determined and most important parameters which could influence the soil cation exchange capacity were described.

Keywords: Artifical neural network, Cation exchange capacity, Linear regression, Modeling, Sensitivity analysis

1,2,3- M.Sc. Student and Assistant Professors, Department of Water and Soil, Faculty of Agriculture, Shahrood University of Technology, Respectively

(*- Corresponding Author Email: H_kashi2010@yahoo.com)

4- Instructor, Natural Resources Research Center of Semnan