

پیش‌بینی ظرفیت تبادل کاتیونی خاک با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چند متغیره در منطقه خضرآباد یزد

روح‌الله تقی‌زاده مهرجردی^{۱*}، شهلا محمودی^۲، احمد حیدری^۳ و علی اکبرزاده^۴

۱- دانشجوی دکتری خاکشناسی گروه مهندسی علوم خاک، دانشگاه تهران

۲- استاد گروه مهندسی علوم خاک دانشگاه تهران

۳- استادیار گروه مهندسی علوم خاک دانشگاه تهران

۴- دانشجوی کارشناسی ارشد خاکشناسی گروه مهندسی علوم خاک، دانشگاه تهران

تاریخ پذیرش: ۸۷/۱۲/۱۹

تاریخ دریافت: ۸۶/۱۱/۲۶

چکیده

ارزیابی و طراحی سناریوهای مختلف مدیریتی احتیاج به داشتن اطلاعات دقیق بانک اطلاعات خاک دارد، ظرفیت تبادل کاتیونی از پارامترهای مهم موجود در بانک اطلاعاتی خاک به حساب می‌آید. با توجه به مشکلات اندازه‌گیری مستقیم ظرفیت تبادل کاتیونی بخصوص در خاک‌های اریدیسول ایران در سال‌های اخیر از روش‌های غیر مستقیم برای برآورد این پارامتر استفاده می‌شود. بدین منظور در این تحقیق برای برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی اقدام به نمونه‌برداری از منطقه خضرآباد از ۱۲ پروفیل، به تعداد ۴۰ نمونه گردید. فراوانی نسبی ذرات به روش هیدرومتری، کربن آلی به روش والکسی و - بلاک و ظرفیت تبادل کاتیونی به وسیله روش باور اندازه‌گیری شد. سپس با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون چند متغیره و چند تابع تجربی و با استفاده از پارامترهای درصد رس، شن، سیلت و کربن آلی اقدام به تخمین پارامتر مورد نظر گردید. در ابتدا پارامترهای هر یک از مدل‌ها را تعیین کرده و در مرحله بعد اقدام به برآورد پارامتر مورد نظر گردید. در نهایت در این تحقیق با توجه به وجود روابط خطی مابین ورودی‌ها و خروجی‌ها شبکه عصبی عملکرد بهتری نسبت به مدل رگرسیون پایه داشته است. سایر مدل‌های رگرسیون پایه با توجه به نوع ورودی‌ها و ضرایب آنها عملکرد متفاوتی از خود نشان داده به طوری که در بین این مدل‌ها، مدلی که نسبت به سایر مدل‌ها با توجه به معیارهای ارزیابی مورد استفاده (AARE, RMSE) برتری قاطعی داشته باشد، وجود نداشته است. در کل نتایج این تحقیق نشان دهنده اهمیت فرآیند آموزش در تعیین پارامترهای مدل با استفاده از داده‌های یک منطقه می‌باشد.

کلمات کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون چند متغیره، توابع انتقالی، اریدیسول، ظرفیت تبادل کاتیونی

مقدمه

مقدار CEC بسته به میزان مواد آلی و مقدار و نوع رس و شرایط خاک متغیر است. وجود مشکلاتی اعم از تغییر pH و قدرت یونی محلول خاک در حین اندازه‌گیری CEC به دلیل وجود مقادیر قابل توجهی کلوئیدهای با بار وابسته به pH، مثل اکسیدهای هیدراته آلومینیوم، منگنز، آلفان‌ها و ماده آلی از یک سو (۱۳) و از سوی دیگر میزان بالای آهک بخصوص در اریدیسول‌های ایران، منجر به مشکل‌تر شدن اندازه‌گیری ظرفیت تبادل کاتیونی می‌شود (۱۱). علاوه بر این حضور گچ در خاک‌های مناطق خشک اندازه‌گیری مستقیم را دو چندان مشکل می‌کند (۱۸).

با توجه به مشکلات موجود در اندازه‌گیری مستقیم ظرفیت تبادل کاتیونی، روش‌های غیرمستقیم در سال‌های اخیر مورد توجه قرار گرفته‌اند. تخمین پارامترهای دیر یافت خاک با استفاده از اطلاعات موجود خاک، که به وسیله معادلات رگرسیونی صورت می‌گیرد، توابع انتقالی خاک نامیده می‌شود (۱۶). در سال‌های اخیر توابع انتقالی فراوانی برای تخمین CEC از خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاک ایجاد شده‌اند در همه این مدل‌ها CEC را به عنوان تابعی خطی از خصوصیات ماده آلی و میزان رس در نظر گرفته‌اند (۷). کریمیان (۳) با استفاده از ۱۵۰ نمونه خاک استان فارس، معادلات رگرسیونی چند متغیره ایجاد و سهم رس و مواد آلی در ظرفیت تبادل کاتیونی خاک را محاسبه نمود. این تحقیق همچنین ظرفیت تبادل کاتیونی تعدادی از خاک‌ها را پس از اکسایش مواد آلی با آب اکسیژنه اندازه‌گیری کرد و سهم مواد آلی و رس را به طور مستقیم تعیین نمود. خاکشناسان برای ایالت کبک کانادا فرمول $CEC=20.C+0.5Clay$ و برای ایالت آلبرتا کانادا از مدل $CEC=3.8OC+0.6Clay$ و پترسون (۵) برای ناحیه‌های لدیمبرگ ترفولک اونتاریو کانادا رابطه $CEC=3.79+4.37OC+0.21Clay$ را پیشنهاد نمود. بل و همکاران (۸) برای خاک‌های چهار منطقه از مکزیک با استفاده از متغیرهای مقدار رس، ماده آلی و pH خاک تابعی

برای برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی ارائه نمودند. کرو و همکاران (۱۴) با استفاده از بانک اطلاعاتی خاک‌های دانمارک و استفاده از متغیرهای مقدار ماده آلی، رس، سیلت ریز و pH خاک در عصاره کلرور کلسیم توابعی برای برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی ارائه دادند.

اخیراً تلاش‌هایی برای بکارگیری روش‌ها و فنون جدید در مدل‌سازی چنین توابعی صورت گرفته است که می‌توان برای نمونه به استفاده از شبکه‌های عصبی اشاره نمود (۱۶). یکی از مزایای شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با دیگر توابع انتقالی این است که برای گسترش این توابع نیازی به مدل اولیه برای بیان ویژگی‌های خاک وجود ندارد (۱۷). شبکه‌های عصبی کاربرد بسیاری در برآورد پارامترهای خاک بخصوص خصوصیات هیدرولیکی خاک دارد (۲۰). پاچیسکی و همکاران (۱۷) شبکه‌های عصبی مصنوعی را جهت تخمین منحنی رطوبتی با استفاده از خصوصیات زود یافت خاک بکار بردند. آنها نشان دادند که شبکه‌های عصبی میزان آب را در پتانسیل‌های ماتریک انتخاب شده بهتر از رگرسیون تخمین می‌زند. اسپچاپ و لی (۱۹) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی توابعی برای تخمین پارامترهای معادلات وان‌گنختن، وان‌گنختن_معلم و گاردنر ایجاد کردند. نتایج این محققین نشان داد که هر چه تعداد داده‌های ورودی مورد استفاده در این توابع بیشتر باشد، صحت توابع افزایش خواهد یافت. امینی و همکاران (۷) با استفاده از مقدار ماده آلی و رس اقدام به برآورد میزان CEC خاک در منطقه اصفهان، به وسیله شبکه عصبی مصنوعی و پنج مدل تجربی که بر پایه روش‌های رگرسیونی می‌باشند، نمودند. نتایج این محققین نشان داد که روش شبکه عصبی از برتری قابل قبولی نسبت به سایر روش‌ها برخوردار می‌باشد.

هدف از این تحقیق مقایسه کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی، رگرسیون چند متغیره در منطقه و مقایسه سه تابع

انتقالی در برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی خاک با استفاده از متغیرهای زود یافت خاک می‌باشد.

تجزیه‌های فیزیکی و شیمیایی خاک

تعداد ۴۰ نمونه خاک جمع‌آوری، بعد از انتقال به آزمایشگاه و هوا خشک شدن کوبیده و از الک ۲ میلی‌متر رد شده و آزمایش‌های انجام گردید:

درصد کربن آلی به روش تیتراسیون با سولفات فروآمونیاکال (۹)، بافت خاک و ظرفیت تبادل کاتیونی نمونه‌های خاک اندازه‌گیری شد (۲۲).

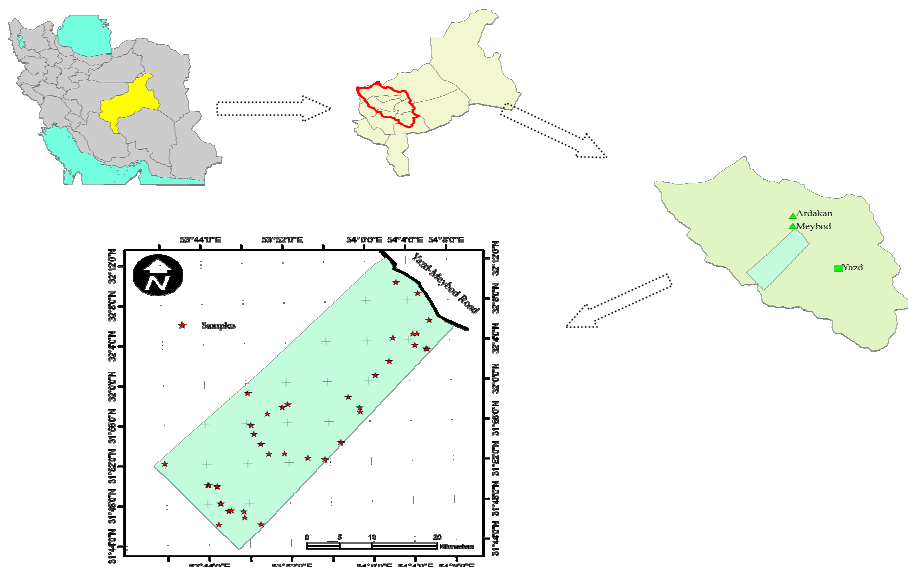
مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در جنوب‌غربی دشت یزد- اردکان واقع در استان یزد قرار گرفته است. که به صورت مستطیلی محدوده عرض شمالی ۵۲° ۳۱ تا ۱۲۶° ۳۲ و طول شرقی ۴۸° ۵۳ تا ۸° ۵۴ را شامل می‌گردد. این منطقه از جنوب‌غرب به رشته کوه‌های شیرکوه و از شمال شرق محدود به جاده یزد- اردکان به مساحت ۲۰ هزار هکتار می‌باشد. شکل (۱) موقعیت منطقه مورد مطالعه و پراکنش نقاط اندازه‌گیری را نشان می‌دهد. خاک‌های عمده این منطقه بر اساس سیستم آمریکایی رده‌بندی خاک جزء رده آری دی سول و زیررده کلسید و ژپسید می‌باشند (۱).

توابع انتقالی

تخمین پارامترهای دیریافت خاک با استفاده از اطلاعات موجود خاک، که به وسیله معادلات رگرسیونی صورت می‌گیرد، توابع انتقالی خاک نامیده می‌شود. در این مطالعه از سه تابع انتقالی استفاده شد که روابط آن‌ها در جدول (۲) آورده شده است. برای ایجاد توابع انتقالی از روش رگرسیون چندگانه و شبکه عصبی استفاده می‌شود. ابتدا با استفاده از رگرسیون خطی چندگانه و روش گام به گام پیش‌رونده، مهمترین ورودی‌های مدل تعیین گردید و سپس مدل بر آنها برازش داده شد (۱۸).



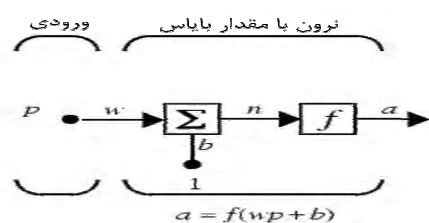
شکل ۱- منطقه مورد مطالعه و پراکنش نقاط اندازه‌گیری شده

شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱

در رگرسیون چندگانه خطی اگر بین متغیرهای مستقل وابستگی خطی قوی مشاهده شود، همراستائی چندگانه به وجود می‌آید (۲). از آنجائی که فراوانی نسبی ذرات رس، شن و سیلت همراستا بودند، برای جلوگیری از همراستائی در توابع به دست آمده، در ایجاد تابع انتقالی به جای یکی از آن‌ها از نسبت رس به سیلت استفاده شده است.

شبکه عصبی مصنوعی یک روش شبیه سازی می‌باشد که از مطالعه سیستم مغز و شبکه عصبی موجودات زنده الهام گرفته است. شبکه عصبی بر روی متغیرهای ورودی پردازش را به صورت موازی انجام داده و انتقال اطلاعات از یک لایه به لایه دیگر به صورت سری پشت سرهم انجام می‌شود. این شبکه از یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چند لایه بین آنها که مستقیماً به داده‌های ورودی و نتایج خروجی متصل نیستند تشکیل شده است. واحدهای لایه ورودی وظیفه توزیع مقادیر ورودی‌ها به لایه بعد و لایه خروجی نیز پاسخ سیگنال‌های خروجی را ارائه می‌دهد. در این دو لایه تعداد نرون‌ها برابر با تعداد ورودی‌ها و خروجی‌ها می‌باشد و لایه یا لایه‌های پنهان وظیفه ارتباط لایه‌های ورودی به لایه‌های خروجی را بر عهده دارند. در یک نرون مصنوعی (شکل ۲) کمیت‌های اسکالر p و α به ترتیب ورودی و خروجی به نرون می‌باشند. ورودی اسکالر p قبل از اینکه وارد هسته اصلی عنصر پردازشگر شود وزن دار شده یعنی در ضرب w ضرب می‌شود و تولید wp می‌کند. ورودی دیگر به نرون مقدار ثابت یک می‌باشد که در بایاس (b) ضرب شده و سپس با wp جمع می‌شود. در مرحله آخر نرون برای تولید خروجی α از تابع فعال سازی f بهره می‌گیرد که این تابع می‌تواند پله‌ای، سیگموئید و باشد. در یک نرون α و b هر دو پارامترهای اسکالر تبدیل پذیر نرون می‌باشند و تابع

فعالیت نیز توسط طراح انتخاب می‌گردد. در واقع ایده اصلی شبکه عصبی تبدیل پذیر بودن پارامترهای آن (بایاس و وزن‌های ارتباطی بین نرون‌ها) بوده که این پارامترها می‌توانند طوری تنظیم شوند که انتظار مورد نظر را تامین کنند. بنابراین با استفاده از آموزش شبکه می‌توانیم این پارامترها را برای انجام کار مورد نظر خود تعدیل کنیم. برای روش هوش مصنوعی دو مرحله اصلی پیش پردازش و تعیین ساختار بهینه مدل را داریم. که به شرح زیر می‌باشند (۱۲):



شکل ۲- نرون با یک ورودی

پیش پردازش

در روش شبکه عصبی مصنوعی قبل از ورود داده‌ها به شبکه باید یک سری پیش پردازش‌ها بر روی داده‌های ورودی صورت گیرد. در صورتی که داده‌ها به صورت خام وارد شبکه شوند به علت تغییرات زیاد داده‌ها تاثیر متفاوتی بر روی شبکه گذاشته به طوری که برخی از نرون‌های خیلی زود به حد آتش رسیده در حالی که برخی دیگر از نرون‌ها حتی به آستانه فعالیت نیز نرسیده‌اند. لذا در ابتدا لازم است که داده‌ها معیار سازی شوند، یعنی بین یک دامنه عددی که معمولاً (۰ و ۱) می‌باشد قرار گیرند. اگر تابع سیگموئید را در نظر بگیریم مشاهده می‌شود شیب این تابع در محدوده ۰ تا ۱ زیاد بوده و به تدریج که به صفر و یک نزدیک می‌شود شیب آن کاهش پیدا می‌کند. در این ارتباط به خاطر اینکه مقادیر آستانه ۰ و ۱ را در داده‌های ورودی به شبکه نداشته باشیم داده‌ها با استفاده از رابطه (۱) که

¹ Artificial neural networks

این مورد نیلسون^۱ (۱۹۸۷) ثابت کرد که در شبکه‌های 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 داشته باشیم. این قضیه به تقریب ساز جهانی معروف می‌باشد (۴). در این تحقیق شبکه‌ها با یک لایه مخفی و تابع فعال تابع فعال سازی سیگموئید در لایه مخفی و تابع فعال سازی خطی در لایه خروجی بوده، و تعداد نرون‌های آن از ۱ تا ۱۰ نرون متغیر بوده و بهترین تعداد نرون به صورت صحیح و خطا تعیین گردید مورد بررسی قرار گرفت. همچنین به علت کارایی سادگی و سرعت بالا در این تحقیق الگوریتم آموزشی لوببرگ مارکوارت استفاده گردید (۱۸).

در این تحقیق برای تعیین بهترین ساختار مدل و مقایسه عملکرد مدل‌های مختلف در هر مرحله از معیارهای ضریب همبستگی، RMSE و AARE (روابط ۲ تا ۳) استفاده گردید.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (Z_s - Z_o)^2} \quad (2)$$

$$AARE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left(\frac{Z_s - Z_o}{Z_o} \right) * 100 \quad (3)$$

در این روابط Z_s مقادیر شبیه سازی شده، Z_o مقادیر مشاهداتی و n تعداد داده‌ها می‌باشند.

علاوه بر معیارهای آماری فوق الذکر برای بررسی کارایی مدل‌های مختلف از پارامتر آکایک نیز استفاده گردید. با استفاده از این پارامتر می‌توان مدل ممسک تر^۲ را انتخاب کنیم. در واقع مدلی ممسک‌تر است که در شرایطی که مدل‌های مختلف عملکرد یکسان دارند، مدلی عملکرد بهتر

باعث می‌شود داده‌ها بین ۱ و ۰٫۹ قرار گیرند معیار سازی شده‌اند.

(۱)

$$y = .8 * \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} + .1$$

در این رابطه X_{\min} کوچکترین داده و X_{\max}

بزرگترین داده سری داده‌های می‌باشد. با استفاده از این رابطه داده‌های ورودی بین ۱ و ۰٫۹ قرار می‌گیرند. پس از معیار سازی باید الگوهای آموزشی، صحت سنجی و تست انتخاب گردد. از آنجا که شبکه عصبی فاقد قدرت برون یابی بالا می‌باشد و توانایی تعمیم دهی آن فقط در چارچوب درون‌یابی مطرح است لذا داده‌های آموزشی طوری باید انتخاب گردند که نماینده کل داده‌ها باشند یعنی تمام حالات ممکن در داده‌ها از قبیل مقادیر حدی (حداکثر و حداقل) را در خود داشته باشند. در این تحقیق ۸۰ درصد از داده‌های کل برای آموزش و ۲۰ درصد برای تست استفاده گردید (۴).

تعیین ساختار بهینه شبکه

پس از پیش پردازش در روش‌های هوش مصنوعی باید ساختار بهینه شبکه تعیین گردد. در شبکه عصبی ساختار شبکه شامل نوع ورودی‌ها و خروجی‌ها، تعداد لایه‌های مخفی و تعداد نرون‌ها در هر لایه مخفی، نوع تابع فعال سازی و نوع الگوریتم آموزشی می‌باشند. در این تحقیق ورودی‌های شبکه برای پیش‌بینی ظرفیت تبادل کاتیونی شامل رس، شن، سیلت و کربن آلی خاک می‌باشد. در شبکه عصبی پرسپترون چند لایه یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چند لایه مخفی داریم، که تعداد نرون‌ها در لایه‌های ورودی و خروجی برابر با تعداد بردارهای ورودی و خروجی می‌باشد. مسئله اصلی در این شبکه‌ها تعیین تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌های آن‌ها می‌باشد، که در این رابطه نظرات متفاوتی وجود دارد. در

¹ Nielson

² Parsimony

برای تعیین رگرسیون چند متغیره پارامترمورد مطالعه با استفاده از نرم افزار مینی تب رابطه رگرسیونی مربوطه را با استفاده از داده‌های آموزش تعیین کرده که به صورت رابطه (۴) می‌باشد.

(۵)

$$CEC = 12.2 - 0.115Sand + (0.449Clay / Silt) + 7.56O.C$$

در مرحله بعد برای هر یک از مدل‌های توابع انتقالی ضرایب بهینه مربوط به هر یک از مدل‌ها را تعیین کرده که در جدول (۲) ضرایب مربوطه آورده شده است. پس از محاسبه ضرایب مربوطه اقدام به برآورد مقادیر CEC با استفاده از هر یک از توابع انتقالی گردید. که نتایج مربوط به هر یک از مدل‌ها به همراه شبکه عصبی در جدول (۳) آورده شده است. با توجه به این جدول ملاحظه می‌شود در کل بهترین عملکرد مربوط به شبکه عصبی می‌باشد بعد از شبکه عصبی که بهترین عملکرد را به خود اختصاص داده، سایر مدل‌ها رفتار متفاوتی از خود نشان داده‌اند بطوری که از نظر دو پارامتر AIC و RMSE مدل رگرسیون و از نظر دو پارامتر ضریب همبستگی و AARE دو مدل M2 و M3 عملکرد بهتری نسبت به مدل M1 از خود نشان داده‌اند. در مدل‌های M1 و M3 گرچه ورودی‌های آن‌ها یکسان می‌باشد اما بخاطر تفاوت شکل معادله (وجود عرض از مبدا برای مدل M3) عملکرد این مدل تغییر پیدا کرده است. و این مسئله اهمیت نوع روابط مورد استفاده در حالتی که نوع ورودی‌ها یکسان می‌باشد را نشان می‌دهد. در شکل (۴) دیاگرام پراکنش در داده‌های تست برای مدل شبکه عصبی که بهترین عملکرد را به خود اختصاص داده آورده شده است. با توجه به این شکل ملاحظه می‌شود بهترین خط برازش داده شده دارای زاویه‌ای نزدیک به ۴۵ درجه می‌باشد که نشان از دقت بالای برآورد توسط مدل شبکه عصبی دارد.

خواهد داشت که تعداد پارامترهای مورد نیاز آن کمتر باشد(۶).

$$AIK = nLn\left(\frac{ESS}{n}\right) + 2p \quad (۴)$$

که در این رابطه n تعداد مشاهدات، ESS مجموع مربعات خطا و p تعداد پارامترهای مورد نیاز مدل است.

نتایج

در این تحقیق در ابتدا داده‌های آموزش و تست تعیین شدند، که برای این منظور این داده‌ها طوری تعیین گردیدند که از نظر برخی معیارهای آماری از قبیل میانگین و انحراف معیار تا حد ممکن شبیه یکدیگر باشند. در جدول (۱) معیارهای آماری مربوط به داده‌های تست و آموزش آورده شده‌اند. پس از تعیین مجموعه داده‌های تست و آموزش، داده‌های ورودی به شبکه را معیارسازی کرده و در مرحله بعد مدل مختلف شبکه عصبی با یک لایه مخفی (که تعداد نرون‌های آن بین ۲ تا ۱۰ نرون می‌باشد) ساخته و ساختار بهینه شبکه به روش سعی و خطا با استفاده از معیارهای ضریب همبستگی، RMSE و AARE تعیین گردید. برای پیش‌بینی ظرفیت تبادل کاتیونی ورودی‌های شبکه شامل درصد‌های رس، سیلت، شن، و کربن آلی می‌باشد. در این قسمت مقادیر AARE برای تعداد نرون‌های مختلف در شکل آورده شده است.

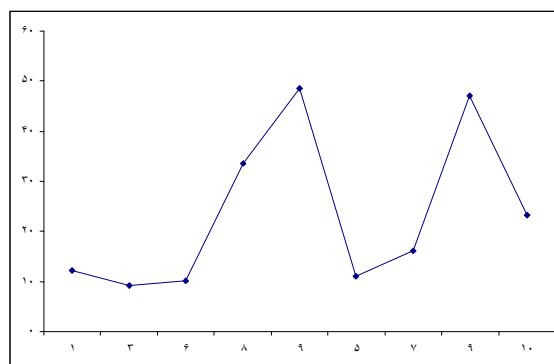
عملکرد مربوط به شبکه با تعداد نرون‌های پایین می‌باشد. مقادیر ضریب همبستگی و RMSE برای شبکه با سه با توجه به شکل (۳) ملاحظه می‌شود حداقل مقدار AARE مربوط به شبکه با سه نرون در لایه مخفی می‌باشد. همچنین با توجه به این شکل ملاحظه می‌شود که با افزایش تعداد نرون‌ها عملکرد مدل‌ها ضعیف‌تر شده و بهترین نرون در لایه مخفی به ترتیب ۰/۹ و ۱/۲۶ بدست آمده است که از لحاظ هر سه معیار مذکور برتر از مدل‌های دیگر می‌باشد.

جدول ۱- پارامترهای آماری داده‌های استفاده شده در شبکه عصبی برای برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی

پارامتر آماری	CEC (Cmol/kg)	(%) کربن آلی	(%) رس	(%) سیلت	(%) شن
کمترین	۳/۵۲	۰/۰۱	۱۱/۸۴	۵	۱۴/۱۶
میانگین	۸/۲۳	۰/۱۶	۲۵/۶۷	۲۴/۲۸	۴۶/۶۸
بیشترین	۱۲/۵۳	۰/۴۸	۵۵/۴۸	۴۸	۷۸/۱۶
انحراف معیار	۲/۸۴	۰/۱۵	۱۱/۳۳	۱۰/۴۹	۱۷/۵۱
ضریب چولگی	۰/۱۳	۰/۹۵	۱/۰۷	۰/۱۸	-۰/۲۶
کمترین	۵/۶۳	۰/۰۴	۷/۶	۱۴	۳/۵۲
میانگین	۸/۴	۰/۲۶	۲۰/۱۳	۲۷/۳۸	۴۸/۷۵
بیشترین	۱۱/۷۸	۰/۵۳	۳۶/۴۸	۴۰	۷۵/۴
انحراف معیار	۲/۳۴	۰/۲۱	۱۰/۲۶	۹/۷۵	۲۴/۷
ضریب چولگی	۰/۱۹	۰/۰۷	۰/۳۳	-۰/۲۸	-۰/۵۸

داده‌های آموزش

داده‌های تست



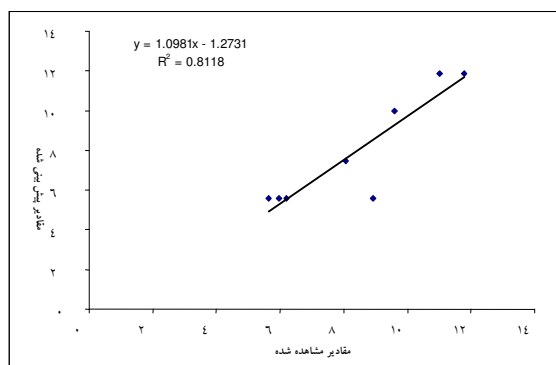
شکل ۳- مقادیر AARE برای تعداد نرون متفاوت در پیش بینی پارامتر ظرفیت تبادل کاتیونی

جدول ۲- پارامترهای مدل های استفاده شده و ضرایب کالیبراسیون

مدل	تابع انتقالی	ضرایب کالیبراسیون
بروسما و همکاران (۱۹۸۶) (۱۰)	$CEC = a_0 Clay + a_1 OM$	$a_0 = 0.225$ $a_1 = 8.18$
مانریکو (۱۹۹۱) (۱۵)	$CEC = a_0 + a_1 Clay + a_2 OC$	$a_0 = 1.62$ $a_1 = 0.183$ $a_2 = 12.2$
بل و ونکولن (۱۹۹۵) (۸)	$CEC = a_0 + a_1 Clay + a_2 OM$	$a_0 = 1.62$ $a_1 = 0.183$ $a_2 = 7.07$

جدول ۳- عملکرد مدل های مختلف در برآورد پارامتر ظرفیت تبادل کاتیونی

AIC	RMSE	R	AARE	
۸۹/۰۸	۱۴/۲۸	۰/۷۲	۳۵/۱۸	M1
۷۹/۵۷	۱۰/۶۱	۰/۷۲	۲۷/۶۲	M2
۷۹/۴۷	۱۰/۵۷	۰/۷۲	۲۷/۵۴	M3
۱۶/۶۷	۳/۲۶	۰/۵۸	۳۰/۰۴	رگرسیون
۱۱/۷۱	۱/۲۶	۰/۹	۹/۲۱	شبکه عصبی



شکل ۴- دیاگرام پراکنش برای مقادیر مشاهداتی و شبیه سازی شده ظرفیت تبادل کاتیونی

بحث

پرداختند. آنها نتیجه گرفتند که شبکه عصبی برآورد بهتر و با خطای کمتری، بر اساس داده‌های زودیافت خاک دارد. نتایج مشابهی توسط تاماری و همکاران (۲۳) به دست آمده است، آن‌ها نیز مقدار RMSE کمتری از برآورد خصوصیات خاک با شبکه عصبی مصنوعی نسبت به رگرسیون خطی چندگانه به دست آوردند. تاماری و همکاران (۲۳) نشان دادند که اگر ناپایداری داده‌ها بالا باشد شبکه عصبی از مدل‌های رگرسیونی خطی بهتر نخواهد بود، اما زمانیکه داده‌هایی با دقت بالا بکار برده شوند شبکه عصبی کارایی بالاتری را نشان می‌دهد که این مسئله موید دقت بالای داده‌های مورد آزمایش و انتخاب صحیح داده‌های تست و آموزش می‌باشد. بنابراین پیشنهاد می‌گردد با توجه به مشکلاتی که در اندازه‌گیری ظرفیت تبادل کاتیونی به طور مستقیم بخصوص در خاک‌های آهکی و گچی ایران وجود دارد از روابطی منطقی در هر منطقه برای پیش‌بینی این پارامتر استفاده استفاده شود.

نتیجه‌گیری

در این تحقیقی با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی، رگرسیون چند متغیره و چند تابع انتقالی تجربی مقادیر ظرفیت تبادل کاتیونی برآورد گردید. در این مطالعه از شبکه عصبی پرسپترون با یک لایه مخفی که دارای تابع فعال‌سازی سیگموئید در لایه مخفی و تابع فعال‌سازی خطی در لایه خروجی بود مورد استفاده قرار گرفت. برای پیش‌بینی ظرفیت تبادل کاتیونی عوامل رس، سیلت، شن و ماده آلی استفاده گردید. با توجه به معیارهای ارزیابی، نتایج بررسی نشان داد که در مورد مطالعه شده شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به معادلات رگرسیونی پایه کارایی بهتر داشته است.

در این تحقیق با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی، رگرسیون چند متغیره و توابع انتقالی مقادیر CEC برآورد گردید. پس از تعیین ساختار بهینه هر یک از مدل‌ها اقدام به پیش‌بینی CEC با استفاده از مدل مربوطه گردید. این بررسی نشان داد که در مورد مطالعه شده شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به معادلات رگرسیونی پایه کارایی بهتر داشته است. زیرا احتمالاً از یک طرف کارایی توابع انتقالی بدست آمده در مناطق مختلف با هم متفاوتند و از طرف دیگر بر طبق نظر اسچاپ (۲۰) در طراحی شبکه‌های عصبی نوع خاصی از معادلات لازم نیست و با ایجاد رابطه مناسب بین داده‌های ورودی و خروجی می‌توان به نتایج مناسب دست پیدا کرد. در کل به علت وجود روابط غیر خطی میان متغیرهای وابسته و پیش‌بینی شونده (که در اینجا CEC می‌باشد) شبکه عصبی عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های رگرسیون پایه داشته است. بعد از شبکه عصبی که بهترین عملکرد را به خود اختصاص داده سایر مدل‌ها عملکرد تقریباً یکسانی داشته‌اند. در توابع انتقالی بر اساس نوع ورودی‌ها و ضرایب مربوطه مدل‌های مختلف عملکرد متفاوتی داشته‌اند. نتایج بدست آمده از این تحقیق با آنچه که امینی (۸) در برآورد CEC در منطقه اصفهان بدست آورد همخوانی دارد. ایشان نیز نشان دادند که شبکه‌های عصبی کارایی بالایی در برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی خاک نسبت به سایر توابع انتقالی که به صورت خطی هستند، دارد.

نجفی و گیوی (۶) نیز کارایی شبکه عصبی را در پیش‌بینی وزن مخصوص ظاهری نشان دادند که نتایج حاضر نیز کارایی شبکه عصبی مصنوعی را در پیش‌بینی این عامل نشان می‌دهد. پاچپسکی و همکاران (۱۸)، با استفاده از آماره‌های ضریب همبستگی و ریشه میانگین مربعات خطا به بررسی شبکه عصبی مصنوعی و آنالیز رگرسیون

منابع

۱. تقی‌زاده ر. ۱۳۸۶. بررسی تغییرات خصوصیات فیزیکی، شیمیایی و میکرومورفولوژی خاک‌ها در اثر فرایند بیابانی شدن در منطقه یزد. پایان‌نامه کارشناسی ارشد. دانشگاه تهران.
۲. قربانی دشتکی ش. و م. همایی. ۱۳۸۱. برآورد پارامتریک توابع هیدرولیکی بخش غیر اشباع خاک با استفاده از توابع انتقالی. مجله تحقیقات مهندسی کشاورزی، جلد ۳، شماره ۱۲، صفحات ۱۵ تا ۳۰.
۳. کریمی‌ان ع. ۱۳۷۵. سهم رس و مواد آلی در ظرفیت تبادل کاتیونی خاک‌های آهکی استان فارس. پنجمین کنگره علوم خاک ایران. کرج.
۴. منهای م. ۱۳۷۸. مبانی شبکه‌های عصبی و هوش مصنوعی (جلد ۱ و ۲)، دانشگاه صنعتی امیرکبیر (پلی تکنیک تهران).
۵. میرخانی ر.، سعادت، س. و شعبانپور م. ۱۳۸۴. برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی خاک با استفاده از توابع انتقالی. نهمین کنگره علوم خاک. تهران. صفحات ۵۵۷ تا ۵۵۸.
۶. نجفی م. و ج. گیوی. ۱۳۸۴. ارزیابی پیش‌بینی وزن مخصوص ظاهری با استفاده از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی و توابع انتقالی خاک. نهمین کنگره علوم خاک. ص ۶۸۱-۶۸۰.

1. Akaike H. 1973. Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. In: Petrox B. and Csaki F. (Eds.), Symposium on Information Theory, Akademiai Kiado, Budapest, Hungary, 267 p.
2. Amini M., K.C. Abbaspour, H. Khademi, N. Fathianpour, M. Afyuni and R. Schulin. 2005. Neural network models to predict cation exchange capacity in arid regions of Iran. European Journal of Soil Science.
3. Bell M.A. and H. van Keulen. 1995. Soil pedotransfer functions for four Mexican soils. Soil Science Society of America Journal, 59: 865-871.
4. Black C.A. 1982. Method of Soil Analysis: Chemical and Microbiological Properties. Vol. 2, American Society of Agronomy, Inc.
5. Breeuwsma A., J.H.M. Wosten, J.J. Vleeshouwer, A.M. Van Slobbe and J. Bouma. 1986. Derivation of land qualities to assess environmental problems from soil surveys. Soil Science Society of America Journal, 50: 186-190.
6. Carpena O., A. Lux and K. Vahtras. 1972. Determination of exchangeable calcareous soils. Soil Science, 33:194-199.
7. Demuth H. and M. Beale. 1998. Neural Network Toolbox for Use with MATLAB. MathWorks, Inc.
8. Fernando M.J., R.G. Burau and K. Arulanandam. 1977. A new approach to determination of cation exchange capacity. Soil Science Society of America Journal, 41:818-820.
9. Krogh L., H. Breuning-madsen and M.H. Greve. 2000. Cation exchange capacity pedotransfer function for Danish soils. Soil and Plant Science, 50:1-12.
10. Manrique L.A., C.A. Jones and P.T. Dyke. 1991. Predicting cation exchange capacity from soil physical and chemical properties. Soil Science Society of America Journal, 50: 787-794.
11. Minasny B. and A.B. McBratney. 2002. The neuro-m methods for fitting neural network parametric pedotransfer functions. Soil Science Society of America Journal, 66: 352-361.
12. Pachepsky Y.A., D. Timlin and G. Varallyay. 1996. Artificial neural networks to estimate soil water retention from easily measurable data. Soil Science Society of America Journal, 60:727-733.
13. Sayegh A. H., N. A. Khan., P. Khan and J. Ryan. 1978. Factors affecting gypsum and cation-exchange-capacity determinations in gypsiferous soils. Soil Science, 125(5): 294-300.
14. Schaap M.G. and F.J. Leij. 1998a. Using neural networks to predict soil water retention and soil hydraulic conductivity. Soil & Tillage Research. 47: 37-42.
15. Schaap M.G., F.J. Leij and M.Th. van Genuchten. 1998b. Neural network analysis for hierarchical prediction of soil hydraulic properties. Soil Science Society of America Journal, 62: 847-855.

16. Sparks D.L., A.L. Page, P.A. Helmke, R.H. Leppert, P.N. Soltanpour, M.A. Tabatabai, G.T. Johnston and M.E. Summer. 1996. Methods of Soil Analysis. Soil Science Society of America, Madison, Wisconsin.
17. Tamari S., J.H.M. Wosten and J.C. Ruz-suarez. 1996. Testing an artificial neural network for predicting soil hydraulic conductivity. Soil Science Society of America Journal, 60: 1732-1741.