

## مقایسه شبکه‌های عصبی مصنوعی و توابع انتقالی رگرسیونی برای تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک در دشت تبریز

علی باریکلو<sup>۱</sup>، پریسا علمداری<sup>۲\*</sup>، جعفر نیکبخت<sup>۳</sup>

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۰۵/۱۵ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۰۷/۲۴)

### چکیده

ظرفیت تبادل کاتیونی خاک میزان بار مثبتی است که در واحد جرم خاک قابل تبادل است. مدل‌سازی و تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی شاخصی مفید از حاصلخیزی خاک می‌باشد. ارزیابی و طراحی سناریوهای مختلف مدیریتی احتیاج به داشتن اطلاعات دقیق بانک اطلاعات خاک دارد. بدین منظور برای برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی خاک، ۳۲ نیم‌رخ در دشت تبریز حفر گردید و جهت انجام آزمایش‌های فیزیکی و شیمیایی مانند توزیع اندازه ذرات، کربن آلی، pH و ظرفیت تبادل کاتیونی خاک، ۱۳۱ نمونه خاک از عمق‌های مختلف جمع‌آوری گردید. سپس ۷ مدل رگرسیونی که براساس مطالعات پیشین انتخاب شده بودند برای منطقه مورد مطالعه کالیبره شده و مورد ارزیابی قرار گرفتند. همچنین بر اساس ضرایب موجود در مدل‌های رگرسیونی، ۷ معماری متفاوت شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی ظرفیت تبادل کاتیونی خاک طراحی گردید و نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل‌های رگرسیونی چند متغیره با استفاده از پارامترهای ضریب همبستگی ( $R^2$ )، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و شیب بهترین معادله خط برازش داده شده بین نقاط پیش‌بینی و اندازه‌گیری شده (a) مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد که معماری طراحی شده با شبکه عصبی مصنوعی با ضریب تبیین ۰/۸۶، RMSE برابر با ۲/۱۴ و شیب خط برابر با ۰/۸۷ دارای کارایی بالاتری بود که احتمالاً به دلیل وجود روابط غیر خطی میان ویژگی‌های زودیافت خاک (متغیرهای مستقل) و ظرفیت تبادل کاتیونی (متغیر وابسته) بود.

**واژه‌های کلیدی:** مدل‌سازی، روابط غیر خطی، واسنجی، پارامترهای زودیافت

باریکلو ع.، علمداری پ.، نیکبخت ج. ۱۳۹۸. مقایسه شبکه‌های عصبی مصنوعی و توابع انتقالی رگرسیونی برای تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک در دشت تبریز. تحقیقات کاربردی خاک. جلد ۸، شماره ۱. صفحه: ۱۷۴-۱۸۶.

۱- دانشجوی دکتری علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه زنجان

۲- استادیار گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه زنجان (مکاتبه کننده)

۳- دانشیار گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه زنجان

\*پست الکترونیک: [p\\_alamdari@znu.ac.ir](mailto:p_alamdari@znu.ac.ir)

## مقدمه

مستقل و وابسته برقرار گردد. شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توانند مانند شبکه‌های زیستی، یادگیری داشته باشند. شبکه‌های عصبی مصنوعی، در واقع سیستم‌های محاسب مبتنی بر الگوریتم‌هایی هستند که از تعدادی اصول ساختاری موجود در سیستم‌های عصبی زیستی استفاده می‌کنند (DuBose & Klimasauskas, 1989). در مطالعه‌ای تقی‌زاده و همکاران (Taghizadeh Mehjerdi *et al.*, 2009) اقدام به تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چند متغیره در منطقه خضرآباد یزد نموده و نتیجه گرفتند که دقت شبکه‌های عصبی مصنوعی در برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی خاک بیشتر از توابع انتقالی خطی (معادلات رگرسیونی خطی) بود. ذوالفقاری و همکاران (Zolfaghari *et al.*, 2013) شبکه عصبی مصنوعی را با یک روش غیر پارامتریک دیگری تحت عنوان  $k$  نزدیکترین همسایگی در برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی خاک مقایسه کردند. این پژوهشگران اختلاف معنی‌داری را بین دقت برآورد دو روش مشاهده نکردند؛ هرچند که با توجه به سادگی الگوریتم روش  $k$  نزدیکترین همسایگی آنها بیان داشتند که این روش به نسبت شبکه عصبی مصنوعی برتری دارد. تاماری و همکاران (Tamari *et al.*, 1996) با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی منحنی رطوبتی خاک را تخمین زدند. نتایج نشان دهنده کارایی بالاتر شبکه‌های عصبی نسبت به رگرسیون خطی در تخمین مقادیر بود. توابع انتقالی خاک با تخمین CEC از داده‌های زودیافت خاک یکی از روش‌های جایگزین اندازه‌گیری مستقیم CEC است. فرض اصلی در بیشتر مدل‌های تخمینی CEC بیانگر وجود رابطه خطی بین پارامتر مورد نظر و مواد آلی و میزان رس خاک می‌باشد (McBratney *et al.*, 2002). معماریان فرد و بیگی هرچگانی (Memarian fard & Beigi, 2009)، از توابع انتقالی برای تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک با استفاده از ویژگی‌های اساسی خاک مانند توزیع اندازه ذرات، کربن آلی، درصد رطوبت اشباع و pH روی ۲۰۰ نمونه خاک از استان چهارمحال و بختیاری استفاده کردند. عملکرد مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیونی چند متغیره خطی با استفاده از دسته داده‌های آزمون‌ی مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج

ظرفیت تبادل کاتیونی<sup>۱</sup> (CEC) یکی از ویژگی‌های مهم شیمیایی خاک می‌باشد که در جذب و رهاسازی عناصر غذایی مورد نیاز گیاه، برآورد شدت جذب و رهاسازی فلزات سنگین و برخی آلاینده‌های آلی کاتیونی نقش مؤثری دارد (Carpena *et al.*, 1972). این ویژگی شاخص خوبی برای تعیین کیفیت و بهره‌وری خاک بوده و مقدار آن بسته به میزان مواد آلی، مقدار و نوع رس و شرایط خاک متغیر است. اگر چه اندازه‌گیری ظرفیت تبادل کاتیونی با استفاده از روش مستقیم، معمول می‌باشد، اما در مناطق خشک و نیمه‌خشک، به دلیل بالا بودن مقادیر گچ، آهک و کلسیم، اندازه‌گیری این پارامتر مهم خاک دارای مشکلات زیادی است (Fernando *et al.*, 1977; Manrique *et al.*, 1991). بر همین اساس، در سال‌های اخیر روش‌های غیرمستقیم برآورد و تخمین ویژگی مزبور مورد توجه قرار گرفته است. یکی از این روش‌ها، ایجاد توابع انتقالی خاک است. در این توابع با برقراری رابطه‌های رگرسیونی بین ویژگی‌های دیریافت و زودیافت خاک، ویژگی‌های دیر یافت خاک از طریق ویژگی‌های زودیافت برآورد می‌گردد. فرض اساسی در بیشتر مدل‌های تخمینی CEC، وجود رابطه خطی بین CEC و مواد آلی و میزان رس خاک می‌باشد (Breeuwsma *et al.*, 1986; McBratney *et al.*, 2002). رس‌ها و مواد آلی خاک به علت دارا بودن سطح ویژه زیاد و باردار بودن نقش مهمی در ظرفیت تبادل کاتیونی دارند و با افزایش مقدار رس و مواد آلی خاک مقدار ظرفیت تبادل کاتیونی آن افزایش می‌یابد. pH خاک نیز در خاک‌های دارای بار وابسته به pH با تأثیر بر گروه‌های عامل، در مقدار CEC مؤثر می‌باشد (Mirkhani *et al.*, 2005). اخیراً تلاش‌هایی برای به‌کارگیری روش‌ها و فنون هوش مصنوعی در مدل‌سازی چنین توابعی صورت گرفته است که از آن جمله می‌توان به استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی اشاره نمود ساختار کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی از شبکه‌های عصبی انسان الهام گرفته شده است و تقریباً قادر به انجام عملیاتی همانند سیستم‌های عصبی زیستی اما در اندازه و ابعاد بسیار ابتدایی می‌باشد. در این روش سعی می‌شود بر اساس روابط ذاتی میان داده‌ها، نگاهشستی خطی یا غیرخطی بین متغیرهای

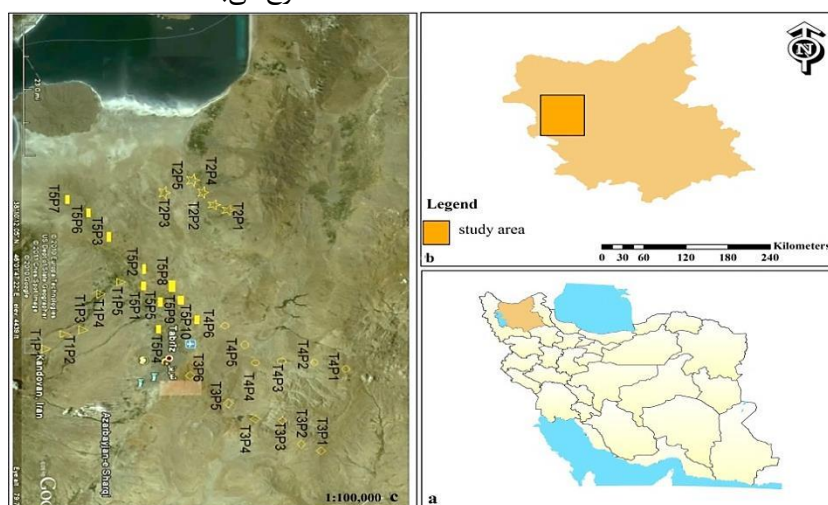
1. Cation Exchange Capacity

## مواد و روش‌ها

## منطقه مورد مطالعه

دشت تبریز به وسعت تقریبی ۲۰۰۰۰۰ هکتار در شمال شرق دریاچه ارومیه و در بخش سفلاهی حوضه آبریز آجی‌چای بین ۵۶' ۳۷° تا ۱۷' ۳۸° عرض شمالی و ۲۸' ۴۵° تا ۱۴' ۴۶° طول شرقی قرار گرفته است. این دشت از شمال و شمال شرق به ارتفاعات شمالی شهرهای تبریز و صوفیان و از ناحیه جنوب به دامنه شمالی ارتفاعات سه‌دند محدود می‌گردد. قسمت اعظم مساحت این دشت به علت شوری زیاد و باتلاقی بودن غیر قابل استفاده می‌باشد. بر اساس تقسیمات اقلیمی به روش گوسن، دشت تبریز جزء نواحی استیمی سرد با زمستان‌های سرد و تابستان‌های نسبتاً گرم می‌باشد (Yekom consulting engineers, 1993). شکل ۱ موقعیت اراضی مورد مطالعه را نشان می‌دهد. همچنین بخش c در شکل ۱ موقعیت نقاط نمونه‌برداری در ترانسکت‌های مختلف مورد مطالعه را نشان می‌دهد. همچنین حرف T نشان دهنده ترانسکت و حرف P نشان دهنده خاک‌رخ می‌باشد.

نشان داد که مدل شبکه عصبی پس‌انتشار خطای توسعه داده شده با چهار ورودی کربن آلی، رطوبت اشباع، درصد رس و شن با هفت نرون در لایه پنهان توانست ظرفیت تبادل کاتیونی را بهتر از مدل‌های رگرسیونی و دیگر مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی تخمین بزند. از آنجا که تاکنون مطالعات کمتری در دشت تبریز با هدف مقایسه عملکرد روش پارامتریک توابع رگرسیون خطی و روش‌های غیر خطی شبکه عصبی مصنوعی در برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی خاک در این اراضی انجام گرفته است، بنابراین در این پژوهش ضمن بررسی سودمندی کاربرد روش توابع تجربی مطالعات پیشین و رگرسیونی، دقت تخمین این روش با روش شبکه عصبی مصنوعی مورد ارزیابی قرار خواهد گرفت. اهداف این مطالعه شامل: (۱) توسعه مدل‌های شبکه عصبی پرسپترون چند لایه برای تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک‌های دشت تبریز در شمال غرب ایران با استفاده از ویژگی‌های زود یافت خاک و (۲) مقایسه این مدل‌ها با توابع انتقالی رگرسیونی چند متغیره خطی از طریق ارزیابی عملکرد آنها.



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه

Figure 1. Location of the study area

گرفت. سپس با تهیه نقشه آبراه‌های منطقه، چهار ترانسکت منتهی به دشت تبریز و یک ترانسکت در درون دشت تبریز مشخص گردید (شکل ۱). ترانسکت‌های شماره ۲ (T2)، ۳ (T3)، ۴ (T4) و ۵ (T5) دارای رژیم رطوبتی اریدیک ضعیف<sup>۱</sup> و ترانسکت شماره ۱ (T1) دارای رژیم رطوبتی زیریک<sup>۲</sup> می‌باشد. کلیه ترانسکت‌ها

## مطالعات صحرائی

به منظور جمع‌آوری اطلاعات مورد نیاز این تحقیق، در مرحله اول با گردآوری کلیه اطلاعات پایه شامل نقشه‌های توپوگرافی ۱/۵۰۰۰۰، نقشه‌های زمین‌شناسی ۱/۱۰۰۰۰۰ و عکس‌های هوایی ۱/۵۰۰۰۰، وضعیت عمومی منطقه مطالعاتی مورد تجزیه و تحلیل قرار

2. Xeric

1. Weak Aridic

شده در مرحله آموزش، خروجی مناسب را محاسبه نماید (Lippmann, 1987). شکل ۲ ساختار شبکه‌های عصبی طبیعی و مصنوعی را نشان می‌دهد.

در این پژوهش جهت شبیه‌سازی و تخمین مقادیر CEC از بین ساختارهای گوناگون شبکه‌های عصبی مصنوعی، از روش آموزش تحت نظارت یا سرپرستی با ساختار پرسپترون چند لایه  $^3$  (MLP) با الگوریتم پس انتشار خطا  $^3$  (BP) استفاده شد. در این ساختار، هر شبکه عصبی مصنوعی دارای ۳ لایه با عملکرد موازی شامل لایه ورودی، لایه مخفی و لایه خروجی، تعدادی نرون در هر لایه مخفی، تابع فعال‌سازی و الگوریتم آموزشی می‌باشد. هر لایه کاملاً با لایه قبل و بعد از خود در ارتباط است. در طی فرآیند یادگیری، میزان فراگیری توسط شبکه، به وسیله توابع هدف به طور مرتب سنجیده می‌شود و در نهایت شبکه‌هایی با کمترین میزان خطا، مورد پذیرش قرار می‌گیرد (Minasny & McBratney, 2002).

در روش شبکه‌های 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، تأثیر متفاوتی بر روی شبکه گذاشته به طوری که برخی از نرون‌ها 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 نرمال‌سازی شوند یعنی بین یک دامنه عددی که معمولاً صفر و ۱ می‌باشد قرار گیرند. لذا برای نرمال‌سازی داده‌ها از رابطه (۱) استفاده شد.

$$y = 0.5 \times \left[ \frac{x - \bar{x}}{x_{\max} - x_{\min}} \right] + 0.5 \quad (1)$$

که در آن  $\bar{x}$ : میانگین داده‌های نرمال نشده،  $x$ : مقدار داده نرمال نشده،  $x_{\min}$  و  $x_{\max}$ : حداقل و حداکثر داده‌های نرمال نشده و  $y$ : داده نرمال شده می‌باشد. پس نرمال‌سازی داده‌ها، کل داده‌ها به سه بخش تفکیک شد. بر اساس مطالعات پیشین و سعی و خطا از ۷۰ درصد کل داده‌ها برای آموزش شبکه بهره گرفته شد. برای کنترل و نظارت بر یادگیری صحیح شبکه، ۱۵ درصد

دارای رژیم حرارتی مزیک<sup>۱</sup> می‌باشند. با در نظر گرفتن نتایج تفسیری اطلاعات پایه به کمک عکس‌های هوایی و نقشه‌های موجود، واحدهای فیزیوگرافی مختلف در ترانسکت‌های انتخاب شده تعیین و بر اساس عواملی مانند نوع ماده مادری، تغییرات شیب و پوشش گیاهی، در کل ۳۲ خاکرخ شامل ۵ خاکرخ در ترانسکت ۱، ۵ خاکرخ در ترانسکت ۲، ۶ خاکرخ در ترانسکت ۳، ۶ خاکرخ در ترانسکت ۴ و ۱۰ خاکرخ در ترانسکت ۵ به ابعاد  $1/5 \times 1$  متر حفر گردید و در مجموع ۱۳۱ نمونه از عمق‌های مختلف خاکرخ‌ها به دست آمد. عمق خاکرخ‌ها با توجه به میزان توسعه یافتگی و تکامل آنها بین یک تا دو متر بود.

### مطالعات آزمایشگاهی

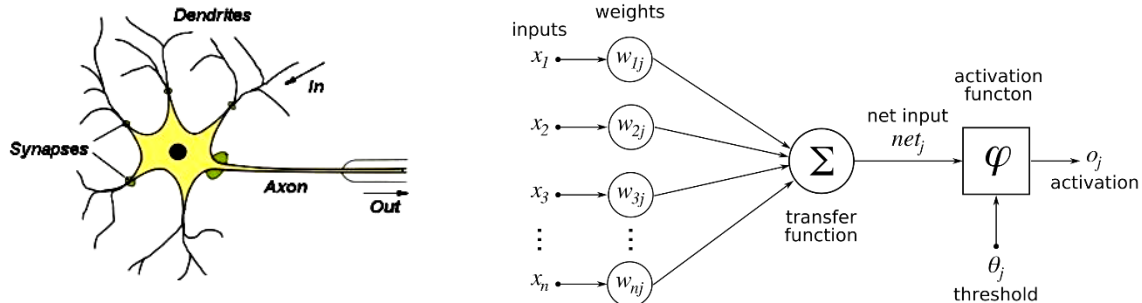
نمونه‌ها پس از خشک شدن در هوای آزاد، کوبیده شده و از الک ۲ میلی‌متری عبور داده شد. آزمایش‌های فیزیکی و شیمیایی از جمله بافت خاک به روش هیدرومتری (Gee & Bauder, 1986)، ظرفیت تبادل کاتیونی (CEC) به روش سایق و همکاران (Sayegh et al., 1978)، کربن‌آلی (OC) به روش نلسون و سامرز (Nelson & Sommers, 1982) و واکنش خاک در گل اشباع (McLean, 1982) بر روی نمونه‌های خاک صورت پذیرفت.

### شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی بر اساس استنباط از سامانه‌های عصبی زیستی توسعه یافته است. در این شیوه، از ساختاری نرونی و هوشمند با الگوبرداری مناسب از نرون‌های موجود در مغز انسان سعی می‌گردد تا از طریق توابع تعریف شده ریاضی، رفتار درون سلولی نرون‌های مغز شبیه‌سازی شود و از طریق وزن‌های محاسباتی موجود در خطوط ارتباطی نرون‌های مصنوعی، عملکرد سیناپسی در نرون‌های طبیعی به مدل تبدیل شود. این مدل بر اساس یادگیری فرآیند حل مسئله و به عبارتی رسیدن به خروجی از طریق یافتن رابطه نهفته در فرآیند مورد نظر، کار می‌کند. بدین منظور الگو، با دسته‌ای از داده‌های واقعی اندازه‌گیری شده، آموزش داده می‌شود تا برای ورودی‌های جدید با توجه به رابطه پیدا

این تحقیق از نرم افزار NeuroSolutions 5.0 برای شبیه سازی مقادیر ظرفیت تبادل کاتیونی با شبکه های عصبی مصنوعی استفاده شد.

مابقی داده ها به عنوان داده های صحت سنجی به شبکه معرفی گردید و در نهایت از ۱۵ درصد بقیه داده ها به عنوان داده های آزمون جهت ارزیابی عملکرد شبکه و بررسی دقت تخمین مدل پیشنهادی استفاده شد. در



شکل ۲- ساختار شبکه های عصبی طبیعی و مصنوعی (Nikbakht et al., 2017)

Figure 2. Natural and artificial neural network structure

مقادیر ظرفیت تبادل کاتیونی مشاهداتی،  $\bar{q}_i$  میانگین مقادیر ظرفیت تبادل کاتیونی محاسباتی و  $n$  تعداد داده ها می باشد.

#### توابع انتقالی

علاوه بر مدل های شبکه های عصبی مصنوعی، در این مطالعه از تعدادی توابع انتقالی بر اساس مطالعات محققان پیشین استفاده شد. برای ایجاد توابع انتقالی از روش رگرسیون چندگانه استفاده می شود. ابتدا با استفاده از رگرسیون خطی چندگانه و روش گام به گام پیش رونده، مهم ترین ورودی های مدل تعیین و سپس مدل ها بر آن ها برازش داده شد. (Pachepsky et al., 1996).

$$Y = a_0 + a_1X_1 + \dots + a_nX_n \quad (4)$$

$Y$ : ظرفیت تبادل کاتیونی،  $a_0$ : عرض از مبدأ،  $a_1, \dots, a_n$ : ضرایب رگرسیون و  $X_1, \dots, X_n$ : متغیرهای مستقل (ورودی های مدل).

برای کالیبره کردن مدل های رگرسیونی چند متغیره در منطقه مورد مطالعه با استفاده از نرم افزار SPSS نسخه ۲۰ ضرایب رگرسیونی مدل ها با استفاده از داده های آموزش محاسبه و در مرحله بعد برای هر یک از مدل های توابع انتقالی تجربی ضرایب بهینه مربوط به هر یک از مدل ها تعیین شد.

پس از وارد کردن داده ها به نرم افزار، جهت تعیین شبکه بهینه از کلیه توابع تبدیل گر تعریف شده در نرم افزار به شکل سعی و خطا استفاده شد. برای آموزش شبکه های طراحی شده با معماری متفاوت، از توابع آموزشی لونیبرگ-مارکوارت<sup>۱</sup> (LM) استفاده شد. این الگوریتم آموزش بهترین روش برای آموزش شبکه های عصبی مصنوعی طراحی شده می باشد و سرعت بالاتری نسبت به دیگر الگوریتم های پس انتشار خطا دارد. لازم به توضیح است که در این پژوهش تعداد نرون های لایه های ورودی، میانی و خروجی و توابع تبدیل گر لایه ها یکسان در نظر گرفته شد. یکسان در نظر گرفتن توابع محرک و تعداد نرون ها در هر سه لایه نسبت به متفاوت بودن آن ها، منجر به نتایج بهتری می شود (Daliakopoulos et al., 2005). برای ارزیابی کارایی شبکه های عصبی مصنوعی طراحی شده، از آماره های ضریب تبیین (رابطه ۲) و جذر مربعات کمترین خطای میانگین (رابطه ۳) استفاده شد.

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^n (q_i - \bar{q}_i)(\hat{q}_i - \bar{\hat{q}}_i)]^2}{\sum_{i=1}^n (q_i - \bar{q}_i)^2 \sum_{i=1}^n (\hat{q}_i - \bar{\hat{q}}_i)^2} \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (q_i - \hat{q}_i)^2} \quad (3)$$

در این روابط،  $q_i$  مقدار ظرفیت تبادل کاتیونی مشاهده شده،  $\hat{q}_i$  مقدار ظرفیت تبادل کاتیونی برآورد شده توسط هر مدل شبکه های عصبی مصنوعی،  $\bar{q}_i$  میانگین

1. Levenberg-Marquardt algorithm

## نتایج و بحث

مقایسه تغییرات عوامل مورد اندازه‌گیری کاربرد دارد. در این راستا همان‌گونه که در جدول ۱ دیده می‌شود، در بین متغیرهای مورد بررسی، pH دارای کمترین ضریب تغییرات (۰/۰۲) و درصد شن دارای بیشترین ضریب تغییرات (۱۳/۷۷) می‌باشد. حداقل ظرفیت تبادل کاتیونی ۵/۳۰ و حداکثر آن ۳۲/۸ سانتی‌مول بار بر کیلوگرم می‌باشد. که می‌تواند به دلیل وابستگی به فرآیندهای ذاتی و مدیریتی خاک باشد.

نمای کلی از مقادیر آماری حداقل، حداکثر، میانگین، انحراف معیار و ضریب تغییرات برای ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک‌های نمونه‌برداری شده در جدول ۱ نشان داده شده است. برای هر گونه مطالعه یا محاسبه آماری لازم است که داده‌های آزمایشی و مزرعه‌ای که به صورت توده‌ای از اعداد خام هستند به شکل خاصی منظم گردند. ضریب تغییرات معیاری بدون بعد، برای

جدول ۱- پارامترهای آماری خصوصیات فیزیکی و شیمیایی نمونه‌های برداشت شده

Table 1. Statistical parameters of physical and chemical properties of samples

Statistical parameter	pH	CEC	Organic Matter	Clay	Silt	Sand	Organic Carbon
	-Log[H <sup>+</sup> ]	Cmolc kg <sup>-1</sup>			%		
Min	6	5.50	0	7.90	1.66	1.60	0
Max	9	32.80	3.46	80	74.58	58.01	2
Mean	7.47	16.06	0.69	34.92	32.30	32.35	0.4
SD	0.545	5.50	0.722	15.75	15.31	21.15	0.36
CV	0.02	1.88	0.55	7.11	7.25	13.77	0.32

از هر یک از توابع انتقالی گردید. جدول ۴ عملکرد مدل‌های مختلف مورد استفاده در برآورد پارامتر ظرفیت تبادل کاتیونی خاک در منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد. با توجه جدول ۴، در بین توابع مورد بررسی، مناسب‌ترین عملکرد در منطقه مورد مطالعه مربوط به مدل بیات و همکاران ۴ بود که در آن مقادیر معیارهای ارزیابی  $R^2$ ، RMSE و  $a$  به ترتیب برابر ۰/۸۴، ۲/۸ و ۰/۹۰ به دست آمد.

به منظور تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک با کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی و رگرسیون چند متغیره با استفاده از اطلاعات اندازه‌گیری شده خاک هفت مدل تابع تجربی بر اساس مطالعات پیشین انتخاب و برای منطقه مورد مطالعه کالیبره شد (جدول ۲). در مرحله بعد برای هر یک از مدل‌های توابع انتقالی، ضرایب بهینه هر یک از مدل‌ها تعیین گردید که مقادیر ضرایب بهینه حاصل در جدول ۳ آورده شده است. پس از محاسبه ضرایب مربوطه، اقدام به برآورد مقادیر CEC با استفاده

جدول ۲- توابع انتقالی مورد استفاده در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک در اراضی مورد مطالعه

Table 2. Transitional functions used to estimate the cation exchange capacity of soil in studied lands

Model	Transfer Function
Breeuwsma <i>et al</i> (1986)	$CEC = a_0 + a_1(Clays) + a_2(O.C)$
Bell and Van (1995)	$CEC = a_0(Clays) + a_1(O.C) + a_2$
Taghizadeh <i>et al</i> (2015)	$CEC = a_0(O.C)^{a_1} + a_2(Clays) + a_3$
Bayat <i>et al</i> .1 (2013)	$CEC = a_0 + a_1(Clays) + a_2(Sand)$
Bayat <i>et al</i> .2 (2013)	$CEC = a_0(pH) + a_1(Clays) + a_2(Sand) + a_3$
Bayat <i>et al</i> .3 (2013)	$CEC = a_0(O.M) + a_1(Clays) + a_2(Sand) + a_3$
Bayat <i>et al</i> .4 (2013)	$CEC = a_0(O.M) + a_1(pH) + a_2(Clays) + a_3(Sand) + a_4$

Clay: رس، O.C: کربن آلی، Sand: شن، O.M: ماده آلی

جدول ۳- ضرایب رگرسیون بهینه‌سازی شده توابع انتقالی بر اساس داده‌های منطقه مورد مطالعه

Table 3. Optimization regression coefficients of transfer of functions based on the data of the study area

Model	Transfer Function	Calibration Coefficients
Breeuwsmas <i>et al</i> (1986)	$CEC = a_0 + a_1(Clays) + a_2(O.C)$	$a_0 = 0.19; a_1 = 1.4; a_2 = 8.9$
Bell and Van (1995)	$CEC = a_0(Clays) + a_1(O.C) + a_2$	$a_0 = 0.19; a_1 = 0.42; a_2 = 8.6$
Taghizadeh <i>et al</i> (2015)	$CEC = a_0(O.C)^{a_1} + a_2(Clays) + a_3$	$a_0 = 3.1; a_1 = 1.4; a_2 = 0.2; a_3 = 5.4$
Bayat <i>et al.1</i> (2013)	$CEC = a_0 + a_1(Clays) + a_2(Sand)$	$a_0 = 4.8; a_1 = 0.27; a_2 = 0.06$
Bayat <i>et al.2</i> (2013)	$CEC = a_0(pH) + a_1(Clays) + a_2(Sand) + a_3$	$a_0 = 1.8; a_1 = 0.27; a_2 = 0.05; a_3 = 18.8$
Bayat <i>et al.3</i> (2013)	$CEC = a_0(O.M) + a_1(Clays) + a_2(Sand) + a_3$	$a_0 = 1.5; a_1 = 0.27; a_2 = 0.06; a_3 = 3.3$
Bayat <i>et al.4</i> (2013)	$CEC = a_0(O.M) + a_1(pH) + a_2(Clays) + a_3(Sand) + a_4$	$a_0 = 1.25; a_1 = 1.1; a_2 = 0.27; a_3 = 0.06; a_4 = 12.2$

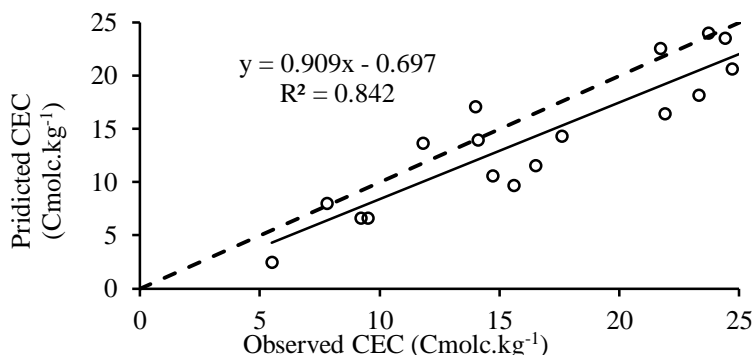
جدول ۴- عملکرد مدل‌های مختلف در برآورد پارامتر ظرفیت تبادل کاتیونی

Table 4. Performance of different models in estimating parameters of cationic capacity

Transfer function	R <sup>2</sup>	RMSE	a
Breeuwsmas <i>et al</i> (1986)	0.75	2.8	0.65
Bell and Van (1995)	0.75	2.5	0.42
Taghizadeh <i>et al</i> (2015)	0.74	2.7	0.64
Bayat <i>et al.1</i> (2013)	0.60	2.3	0.63
Bayat <i>et al.2</i> (2013)	0.66	3.1	0.71
Bayat <i>et al.3</i> (2013)	0.58	3.2	0.72
Bayat <i>et al.4</i> (2013)	0.84	2.8	0.90

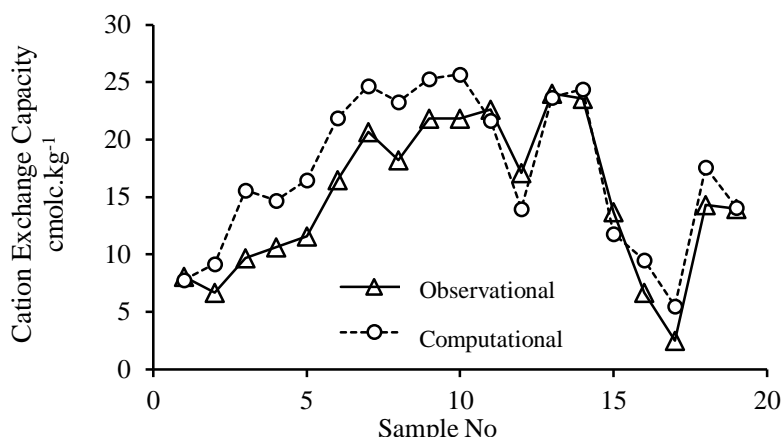
تابع انتقالی بیات و همکاران ۴ را نشان می‌دهد که بر اساس آن مشاهده می‌شود در اکثر موارد مقادیر تخمینی کم‌تر از مقادیر مشاهداتی می‌باشد. البته نکته قابل توجهی که در شکل ۶ مشاهده می‌شود این است که تخمین‌های صورت گرفته توسط مدل برای نمونه‌های ۱۱ به بعد اختلاف زیادی با مقادیر واقعی ندارد.

شکل ۳ مقادیر ظرفیت تبادل کاتیونی اندازه‌گیری شده و تخمینی با استفاده از تابع تجربی بیات و همکاران ۴ را نشان می‌دهد. با توجه به شکل ۳ و مقایسه مناسب‌ترین خط عبوری از بین نقاط و خط ۱:۱، چنین نتیجه می‌شود که مقادیر تخمینی با تابع تجربی حدود ۱۰ درصد کم‌تر از مقادیر واقعی بود. هم چنین شکل ۶ تغییرات ظرفیت تبادل کاتیونی اندازه‌گیری شده و تخمینی با استفاده از



شکل ۳. مقادیر ظرفیت تبادل کاتیونی اندازه‌گیری شده و تخمینی با استفاده از تابع انتقالی تجربی

Figure 3. Capacity of computational and observational cation exchange using empirical transfer function



شکل ۴- تغییرات ظرفیت تبادل کاتیونی اندازه‌گیری شده و تخمینی با استفاده از تابع انتقالی تجربی  
Figure 4. Changes in computational cation exchange capacity and observations using empirical transfer function

دست آمد. با توجه به ویژگی‌های ورودی معماری ۲ چنین نتیجه‌گیری می‌شود که در نظر گرفتن مقادیر رس و ماده آلی به‌عنوان ورودی و حذف ویژگی‌های دیگر در شبکه‌های عصبی مصنوعی خطای تخمین‌ها را به میزان قابل ملاحظه‌ای کاهش داد.

شکل ۵ مقادیر ظرفیت تبادل کاتیونی مشاهداتی و محاسباتی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی با معماری ۲ را نسبت به هم نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود تمرکز اکثر نقاط در اطراف خط ۱:۱ بهتر از مدل تجربی بوده که نشان دهنده برآورد مناسب‌تر معماری انتخابی می‌باشد. شکل ۶ تغییرات ظرفیت تبادل کاتیونی اندازه‌گیری شده و تخمینی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی با مناسب‌ترین معماری مورد استفاده را نشان می‌دهد. با توجه به شکل ۶ و مقایسه با شکل ۴، مشاهده می‌شود مقادیر ظرفیت تبادل کاتیونی تخمینی با شبکه‌های عصبی مصنوعی برای کلیه نمونه‌ها مطابقت خوبی با مقادیر اندازه‌گیری شده دارد به‌طوری‌که تغییرات مقادیر اندازه‌گیری شده ظرفیت تبادل کاتیونی تا حدودی توسط مدل انتخابی شبکه‌های عصبی مصنوعی تخمین زده شده است.

جدول ۵- معماری‌های طراحی شده بر اساس ضرایب موجود در توابع انتقالی مورد استفاده در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی با کمک

#### شبکه‌های عصبی مصنوعی

Table 5. Architectures used to predict cation exchange capacity with artificial neural networks

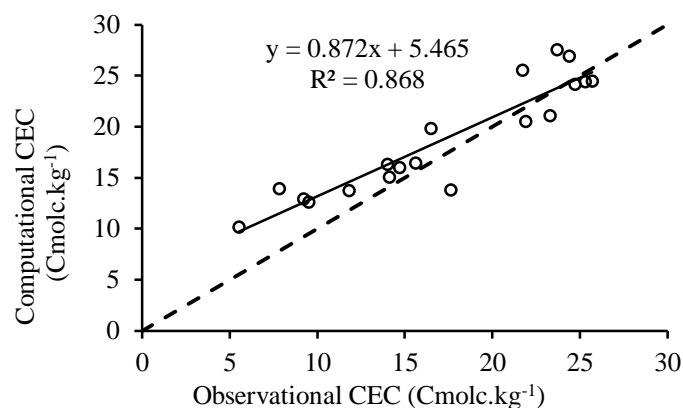
Number of Architectures Used	Input Vector Parameters	Output Vector Parameter
1	Clay Percentage, Silt, Sand, Organic Matter, pH	Cation Exchange Capacity
2	Clay Percentage, Organic Matter	
3	Clay Percentage, Silt, Sand, Organic Carbon	
4	Clay Percentage, Sand, Organic Carbon	
5	Clay Percentage, Sand, pH	
6	Clay Percentage, Sand	
7	Clay Percentage, Sand, Organic Matter, pH	



جدول ۶- عملکرد معماری‌های مختلف شبکه‌های عصبی مصنوعی در برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی

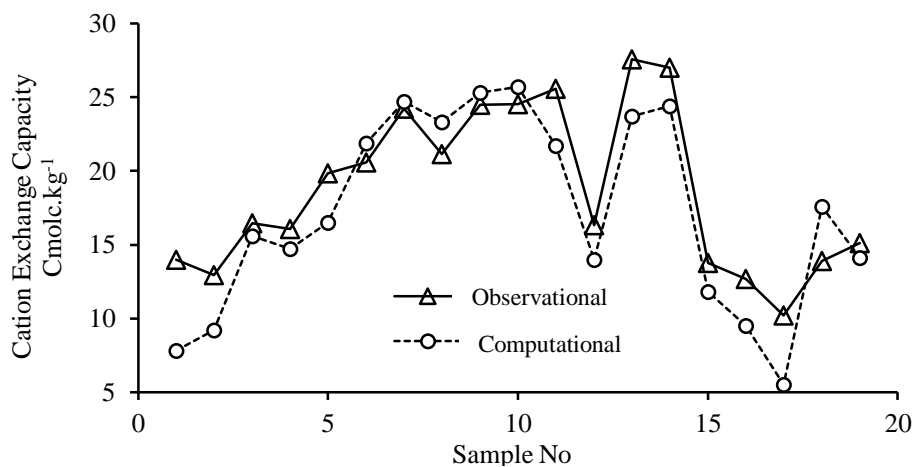
Table 6. Performance of different artificial neural networks in estimation of cationic exchange capacity parameters

Network Number	Education Law	Transfer Function	R <sup>2</sup>	RMSE	a	Number of Hidden Layers	Number of Neurons	Best Training Round
1	Levenberg-Marquette	TanhAxon	0.71	2.60	0.84	1	4	1000
2	Levenberg-Marquette	TanhAxon	0.86	2.14	0.87	1	4	1000
3	Levenberg-Marquette	TanhAxon	0.69	2.92	0.93	1	3	1000
4	Levenberg-Marquette	TanhAxon	0.67	3.10	0.47	1	4	1000
5	Levenberg-Marquette	TanhAxon	0.68	2.92	0.74	1	3	1000
6	Levenberg-Marquette	TanhAxon	0.74	2.83	0.90	1	3	1000
7	Levenberg-Marquette	TanhAxon	0.75	3.13	0.84	1	4	1000



شکل ۵- مقادیر ظرفیت تبادل کاتیونی اندازه‌گیری شده و تخمینی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی با بهترین معماری مورد استفاده در اراضی مورد مطالعه

Figure 5. Capacity of computational and observational cation exchange using a network with the best architecture used in the studied lands



شکل ۶- تغییرات ظرفیت تبادل کاتیونی اندازه‌گیری شده و تخمینی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

Figure 6. Changes in computational cation exchange capacity and observation using a network

اضافه کردن درصد سیلت و شن علاوه بر این که تأثیر مثبتی بر تخمین CEC خاک در مدل نداشت بلکه باعث اغتشاش در شبکه و کاهش دقت آن شد. احتمالاً عوامل دیگری به غیر از ویژگی‌های زود یافت مورد استفاده در این مطالعه بر CEC مؤثر بوده و یا آن که شکل‌هایی پیچیده‌تر از روابط خطی و برهمکنش ویژگی‌های مستقل بر CEC تأثیر داشته باشند.

### نتیجه‌گیری کلی

در پژوهش حاضر با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون چند متغیره و چند تابع انتقالی تجربی مقادیر ظرفیت تبادل کاتیونی برآورد گردید. برای تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی، از پارامترهای شن، رس، کربن آلی و pH استفاده گردید. نتایج نشان داد که معماری طراحی شده در شبکه عصبی با ورودی‌های درصد رس و ماده آلی، با یک لایه پنهان دارای عملکرد مناسب‌تری نسبت به توابع انتقالی تجربی بود. معیارهای ارزیابی نتایج نشان داد که مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی دارای بالاترین ضریب تبیین و کمترین میانگین ریشه مربعات خطا در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک بود، به طوری که توانست دقت پیش‌بینی را به میزان ۰/۱۲ درصد نسبت به روش رگرسیون خطی افزایش و خطای تخمین را به میزان ۰/۶۹ کاهش دهد. در مجموع هر یک از روش‌های داده کاوی دارای مزیت و معایبی است که با توجه به ماهیت داده مورد بررسی، باید انتخاب شوند. به عنوان مثال، رگرسیون خطی ساده‌ترین شکل از بیان ارتباط بین داده‌ها می‌باشد، ولی در عین حال فقط ارتباط خطی را در بین متغیرهای مستقل و وابسته در نظر می‌گیرد. در مقابل، شبکه‌های عصبی مصنوعی روابط غیرخطی را در نظر گرفته و به داده‌های پرت نیز حساس نمی‌باشند. شبکه‌های عصبی مصنوعی بر خلاف روش‌های آماری کلاسیک، مفروضاتی در خصوص ویژگی‌های توزیع داده‌ها و متغیرهای مستقل ورودی ندارند و قابلیت حل مسائل پیچیده را دارند. همچنین هنگامی که مجموعه‌ای از داده‌ها شامل اطلاعاتی درباره چگونگی عملکرد سامانه تحت طراحی باشند، استفاده از شبکه عصبی می‌تواند نوید بخش ارائه راه حلی مناسب برای این منظور محسوب گردد زیرا شبکه‌های عصبی توانایی یادگیری از روی مجموعه

این بررسی نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به روابط رگرسیونی پایه کارایی بهتر داشت، زیرا از یک سو کارایی توابع انتقالی به دست آمده در مناطق مختلف با هم متفاوتند و از سوی دیگر طبق نظر اسچاپ و لیج (Schaap & Leij, 1998) در طراحی شبکه‌های عصبی مصنوعی نوع خاصی از رابطه‌ها لازم نیست و با ایجاد رابطه مناسب بین داده‌های ورودی و خروجی می‌توان به نتایج مناسب دست پیدا کرد. نتایج به دست آمده با آنچه که امینی و همکاران (Amini et al., 2005) در برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی در منطقه اصفهان به دست آوردند، همخوانی دارد. ایشان نیز نشان دادند که شبکه‌های عصبی مصنوعی کارایی بالایی در برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی خاک نسبت به سایر توابع انتقالی که به صورت خطی هستند، داشت. پاچسکی و همکاران (Pachepsky et al., 1996)، با استفاده از آماره‌های ضریب همبستگی و ریشه میانگین مربعات خطا به بررسی شبکه‌های عصبی مصنوعی و آنالیز رگرسیون پرداختند. آنها نتیجه گرفتند که شبکه‌های عصبی بر اساس داده‌های زود یافت خاک برآورد بهتر و با خطای کمتری داشت. نتایج مشابهی توسط تاماری و همکاران (Tamari et al., 1996) به دست آمد. آنها نیز مقدار RMSE کمتری از برآورد ویژگی‌های خاک با شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به رگرسیون خطی چند گانه به دست آوردند. همبستگی مثبت و معنی‌دار CEC با رس و کربن آلی نیز به دلیل مشارکت آنها در ایجاد بارهای منفی و پدیده تبادل کاتیونی است که در مطالعات بسیاری از پژوهشگران به آن اشاره شده است (Manrique et al., 1991). مهاجر و همکاران نیز دریافتند که کاربرد توأمان رس و کربن آلی به عنوان متغیرهای ورودی منجر به برآوردی مناسب‌تر از CEC خاک می‌شود (Mohajer et al., 2009). بخش شن و سیلت خاک به دلیل این که دارای سطح ویژه بسیار پایین هستند و ذرات بدون باری هستند بر مقدار CEC خاک تأثیر نداشته یا تأثیر بسیار پایینی دارند به همین دلیل وقتی ورودی‌های مدل از سه ورودی (عمق، درصد رس و ماده آلی) به پنج ورودی (عمق، درصد رس، ماده آلی، درصد سیلت و شن) افزایش یافت بنا به دلایلی که در بالا ذکر شد چون رابطه معنی‌داری بین مقدار CEC خاک و درصد سیلت و شن وجود ندارد پس در نتیجه

داده‌ها را دارد. نتایج به دست آمده در این مطالعه تنها برای منطقه مورد مطالعه و دیگر مناطق مشابه از نظر توپوگرافی، اقلیم، خاک و عملیات مدیریتی قابل استفاده است. هر چند که می‌توان نظیر چنین مطالعه‌ای را با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در مناطق دیگر نیز انجام داد.

## References

- 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*, 56(4): 551-559.
- Bayat H., Jorreh M., Safari-senjani A.A., and Davatgar N. 2013. Development of pedotransfer function for investigation the relationship between cation exchange capacity and weighted average diameter of aggregates. *Soil Management Journal*, 2(3): 39-47 (In Persian).
- Bell M. A., and Van keulen H. 1995. Soil pedotransfer functions for four Mexican soils. *Soil Science Society of America Journal*, 59(2):865-871.
- Breeuwsma A., Wösten 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(1): 186-190.
- Carpena O., lax a., and vahtras k. 1972. Determination of exchangeable cations in calcareous soils. *Soil Science*, 113(3): 194-199.
- Daliakopoulos I. N., Coulibaly P., and Tsanis I. K. 2005. Groundwater level forecasting using artificial neural networks. *Journal of Hydrology*, 309(1): 229-240.
- DuBose P., and Klimasauskas C. 1989. Introduction to Neural Networks with Examples and Applications. NeuralWare Inc., Pittsburgh, 317 p.
- Fernando M. J., Burau R. G., and Arulanandan K. 1977. A new approach to determination of cation exchange capacity. *Soil Science Society of America Journal*, 41(4): 818-820.
- Gee G. W., and Bauder J. W. 1986. Particle size analysis. p. 383-411. In: A. Klute (Ed), Methods of soil analysis. Part I. Physical and mineralogical methods, 2nd ed., Agronomy Monograph. No: 9. ASA and SSSA. Madison, WI.
- Lippmann R. P. 1987. An Introduction to Computing with Neural Nets. ASSP Magazine, *IEEE*, 4(2): 4-22.
- Manrique L. A., Jones C. A., and Dyke P. T. 1991. Predicting cation exchange capacity from soil physical and chemical properties. *Soil Science Society of America Journal*, 50:787-794.
- McBratney A.B., Minasny B., Cattle S.R., and Vervoort R.W. 2002. From pedotransfer function to soil inference systems. *Geoderma*, 93:225-253.
- McLean E.O. 1982. Soil pH and Lime requirement. Pp. 199-224. In: Page A.L., Miller R.H. and Keeney D.R. (Ed.), Methods of Soil Analysis. Part 2. Chemical and Micromorphological Properties. 2nd ed. Agron, Monogr. 9. ASA and SSSA, Madison, WI.
- Meamarian-Fard M., and Beigi H. 2009. Comparison of multiple regression and artificial neural network pedotransfer functions for prediction of cation exchange capacity in soils of Chaharmahal-Bakhtiari. *Journal of Soil and Water*, 23: 90-99. (In Persian)
- Minasny B., and McBratney A. 2002. The method for fitting neural network parametric pedotransfer functions. *Soil Science Society of America Journal*, 66(2): 352-361.
- Mirkhani R., Shabanpour M., and Saadat S. 2005. Using particle-size distribution and organic carbon percentage to predict the cation exchange capacity of soils of Lorestan province. *Journal of Soil and Water Science*, 19(2): 235-242.
- Mohajer R., Salehi M., and Beigi H. 2009. Prediction of cation exchange capacity using multiple regression and artificial neural network and effect of data partitioning on the accuracy of models. *Journal of Soil and Water*, 49: 83-97. (In Persian)
- Nelson R.E., and Sommers L. 1982. Total carbon, organic carbon and organic matter. Pp. 532-581. In: Page A.L., Miller R.H. and Keeney D.R. (Ed.), Methods of Soil Analysis. Part 2. Chemical and Microbiological Methodes. 2nd ed. Agron. Monogr. 9. ASA and SSSA, Madison, WI.
- Nikbakht J., Zolfaghari M., and najib Morteza. 2017. Estimation of Groundwater Level of the Tasuj-East Azarbayejan Plain using artificial neural networks. *Hydrogeology*, 1(2): 99-115. (In Persian)
- Pachepsky Y. A., Timlin D., and Varallyay G. 1996. Artificial neural networks to estimate soil water retention from easily measurable data. *Soil Science Society of America Journal*, 60(3): 727-733.

- Sayegh A.H., Khan P., and Ryan, J. 1978. Factors affecting gypsum and cation exchange capacity determination in gypsiferous soils. *Soil Science Journal*, 125: 294-300.
- Schaap M. G., and Leij F. J. 1998. Using neural networks to predict soil water retention and soil hydraulic conductivity. *Soil and Tillage Research*, 47(1): 37-42.
- Taghizadeh-Mehrjardi R., Mahmoodi S., Heidari A., and Akbarzadeh A. 2009. Estimation of cation exchange capacity using multiple regression and artificial neural network techniques in Khezrabad region, Yazd. *Journal of Agricultural Research*, 1: 1-11. (In Persian)
- Tamari S., Wösten J. H. M., and Ruiz-Suarez J. C. 1996. Testing an artificial neural network for predicting soil hydraulic conductivity. *Soil Science Society of America Journal*, 60(6): 1732-1741.
- Yekom consulting engineers. 1993. Report of semi-detailed studies of Tabriz plain. Regional water company of East Azarbaijan. Tabriz, Iran (In Persian), 217p.
- Zolfaghari A., Soltani M., Afshari T., and Sarmadian F. 2013. Comparison of Knearest neighbor and artificial neural network techniques in prediction of cation exchange capacity. *Journal of Soil Management and Sustainable Production*, 3: 77-94. (In Persian)

## Comparison of Artificial Neural Network and Regression Pedotransfer Functions for Estimation of Soil Cation Exchange Capacity in Tabriz Plain

Ali Bariklo<sup>1</sup>, Parisa Alamdari<sup>2</sup>, Jaefar Nikbakht<sup>3</sup>

(Received: August 2018 Accepted: October 2018)

### Abstract

Soil cation exchange capacity (CEC) is defined as the amount of positive charge that can be exchanged per mass of soil. Modeling and estimating of CEC is a useful index of soil fertility. Assessing and designing various management scenarios requires having accurate information regarding the soil data bank. In order to estimate the soil CEC, 32 profiles were dug in Tabriz plain, and 131 different samples were collected from different depths and physiochemical experiments such as particle size distribution, organic carbon, pH and CEC of soil samples were performed. Then using seven regression models that were selected based on previous studies, were calibrated and evaluated for the study area. Also seven different architectures of artificial neural networks were designed to predict the CEC of soil and the results of artificial neural networks and multivariate regression models were evaluated using correlation coefficient ( $R^2$ ), root mean square error (RMSE). Results revealed that artificial neural network with  $R^2 = 0.86$  and  $RMSE = 2.14$  is better than regression based functions due to the existence of nonlinear relations between the easily available soil properties (independent variables) and the CEC (dependent variable).

**Keywords:** Calibration, Easily available properties, Modelling, Nonlinear relations

Bariklo A., Alamdari P., Nikbakht J. 2020. Comparison of artificial neural network and regression pedotransfer functions for estimation of soil cation exchange capacity in Tabriz plain. *Applied Soil Research*, 8(1): 174-186.

1. PhD Student, Department of Soil Science and engineering, University of Zanjan, Iran
  2. Assistant Professor, Department of Soil Science and engineering, University of Zanjan, Iran
  3. Associate Professor, Department of Water Science and Engineering, University of Zanjan, Iran
- \* Corresponding Author Email: [p\\_alamdari@znu.ac.ir](mailto:p_alamdari@znu.ac.ir)