

## بررسی توابع انتقالی رگرسیون چند متغیره، شبکه پرسپترون چند لایه و توابع پایه شعاعی جهت برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی خاک‌های شمال اهواز

علی صالحی<sup>۱</sup>، کامران محسنی فر<sup>۲\*</sup> و علی غلامی<sup>۳</sup>

(۱) دانش‌آموخته کارشناسی ارشد خاکشناسی، پردیس علوم و تحقیقات خوزستان، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران.

(۲) عضو هیات علمی گروه خاکشناسی، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران.

(۳) عضو هیات علمی گروه خاکشناسی، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران.

\* نویسنده مسئول: Mohsenifar@live.com

تاریخ پذیرش: ۹۶/۰۵/۲۹

تاریخ دریافت: ۹۶/۰۳/۲۴

### چکیده

برای تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک (CEC) به روش غیر مستقیم از توابع انتقالی استفاده می‌شود. چون (CEC) یکی از شاخص‌های مهم حاصلخیزی خاک است که به دلیل هزینه‌بر و وقت‌گیر بودن کمتر به صورت مستقیم اندازه‌گیری می‌شود. هدف از این تحقیق برآورد (CEC) خاک با استفاده از رگرسیون چند متغیره و شبکه‌های عصبی مصنوعی از روی خصوصیات زود یافت خاک می‌باشد. به این منظور اندازه‌گیری‌ها برای ۱۰۰ نمونه خاک شامل ۱۰۰۰ اندازه‌گیری شامل اندازه توزیع ذرات خاک، جرم مخصوص ظاهری، مواد آلی، آهک، تخلخل، میانگین هندسی قطر و انحراف معیار هندسی، انجام شد. پس از شناسایی داده‌های پرت و حذف آنها آزمون نرمال بودن داده‌ها صورت گرفت. با استفاده از نرم‌افزار SPSS رگرسیون چند متغیره بین (CEC) و ویژگی‌های زود یافت خاک برقرار شد. سپس بسط توابع انتقالی برای ظرفیت تبادل کاتیونی خاک با استفاده از پارامترهای موجود با شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (RBF) انجام شد. نتایج نشان داد مواد آلی و رس خاک که منابع اصلی بار منفی خاک می‌باشند با بالاترین ضریب تبیین ۰٫۹۷ در برآورد CEC نقش دارند و مدل رگرسیون چند متغیره به طور کلی با ضریب تبیین ۰٫۸۷، روش نسبتاً مناسبی جهت برآورد CEC می‌باشد و شبکه MLP، با تابع انتقال تانژانت سیگموئید در لایه میانی و تابع انتقال خطی در لایه خروجی و الگوریتم آموزشی بیزین با ضریب تبیین ۰٫۹۷ و میانگین مربعات خطای ۰/۰۱۳ قادر است CEC را با خطای کمتری برآورد کند. برای شبکه RBF ضریب تبیین برابر ۰/۵۵ و خطای ۰/۰۱۷ در مرحله تست شبکه بدست آمد. در مجموع با توجه به نتایج حاصل مشخص شد که MLP به دلیل این‌که برای داده‌هایی که به صورت خطی قابل تفکیک نیستند را می‌تواند بهتر متمایز کند، دارای خطای کمتر و بعد از آن رگرسیون چند متغیره بهترین مدل‌ها در مدل‌سازی و تخمین CEC می‌باشد در صورتی که شبکه‌های RBF به دلیل حساس بودن به ورودی‌ها از دقت کمی در منطقه مورد مطالعه برخوردار می‌باشند.

واژه‌های کلیدی: ظرفیت تبادل کاتیونی خاک، توابع انتقالی، رگرسیون چند متغیره، خصوصیات زود یافت خاک.

## مقدمه

نقشه‌برداری از خاک به منظور کشاورزی، منابع طبیعی، عمران و محیط زیست صورت می‌گیرد ( Rogowski and Wolf, 1994). اندازه‌گیری خصوصیات خاک در این نقشه‌ها بسیار اهمیت دارد در حالی که اندازه‌گیری برخی شاخص‌های حاصلخیزی خاک به دلیل زمان بر بودن و هزینه زیاد کمتر مورد استفاده قرار می‌گیرد ( Oberthur et al., 1996; Patil and Singh, 2016). از جمله این شاخص‌ها که اهمیت زیادی در حاصلخیزی خاک دارد ظرفیت تبادل کاتیونی خاک<sup>۱</sup> (CEC) می‌باشد (Amini et al., 2005; Liao et al., 2014).

ظرفیت تبادل کاتیونی یکی از ویژگی‌های شیمیایی خاک است و در جذب و رهاسازی عناصر غذایی مورد نیاز گیاه و برآورد پتانسیل خطر فلزات سنگین و برخی آلاینده‌های آلی کاتیونی، نقش موثری دارد و اغلب یکی از مهمترین خصوصیات خاک است که در پایگاه داده‌ها مورد نیاز می‌باشد (Manrique et al., 1991). ظرفیت تبادل کاتیونی خاک تعداد مول کاتیون‌های قابل تبادل در واحد جرم خاک در دما، فشار، pH و ترکیب محلول خاک یکسان می‌باشد (Seybold et al., 2005; Sposito, 2008). CEC معیار خوبی برای حاصلخیزی خاک، رشد گیاهان و حرکت آلاینده‌ها در خاک است (Visconti et al., 2012) و یکی از مهمترین خصوصیات خاک است که در ورودی مدل‌های محیطی کاربرد زیادی دارد (Keller et al., 2001).

اندازه‌گیری ویژگی‌هایی چون CEC به دلیل هزینه‌بر و زمان‌بر بودن، جهت تعیین آن برای تخمین دقیق این نوع ویژگی‌ها باید به دنبال راه‌حل‌های مناسب، ساده و کم هزینه بود. به همین منظور استفاده از روش‌های تخمین غیرمستقیم مورد توجه قرار گرفته است. برای نخستین بار McLane و Briggs روابط رگرسیونی میان متغیرهای زود یافت (متغیرهایی که اندازه‌گیری آنها به راحتی انجام می‌شود) و دیر یافت (متغیرهایی که اندازه‌گیری آنها زمان بر و به سختی انجام می‌شود) را به دست آورد و آن‌ها را توابع انتقالی<sup>۲</sup> خاک (PTFs) نامید (Briggs and McLane, 1907).

یکی از روش‌های استخراج توابع انتقالی خاک، رگرسیون است. در این روش، رابطه بین یک متغیر وابسته و تعدادی متغیر مستقل در قالب یک رابطه تعیین می‌شود (McBratney et al., 2002). استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی<sup>۳</sup> (ANN) یکی دیگر از روش‌های به دست آوردن توابع انتقالی خاک است. برخی از تحقیقات نشان داده که برای بدست آوردن توابع انتقالی، این تکنیک دقیق‌تر و قابل اعتمادتر نسبت به روش رگرسیونی است (Amini et al., 2005). این روش توسط پژوهشگران مختلف از جمله Pachepsky و Rawls (2003)، Yi و همکاران (2016) و Nanko و همکاران (2014)

۱- Cation Exchange Capacity

۲-Pedotransfer Functions

۳- Artificial Neural Network

جهت تخمین شاخص‌های مختلف بکار گرفته شده است. یکی از مزایای شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با دیگر توابع انتقالی این است که برای گسترش این توابع نیاز به مدل اولیه برای بیان ویژگی‌های خاک وجود ندارد ( Tamari et al., 1996).

مهاجر و همکاران (۱۳۸۸) مقادیر ضریب تبیین  $0/88$  و مجذور مربعات خطای  $0/34$  را برای برآورد CEC با استفاده از ویژگی‌های زود یافت درصد رس و ماده آلی بدست آوردند. امینی و همکاران (۲۰۰۵) برای برآورد CEC در خاک‌های منطقه خشک اصفهان با استفاده از مدل‌های رگرسیون خطی و شبکه عصبی MLP از ۱۷۰ نمونه خاک استفاده کردند. نتایج نشان داد که بین CEC و مواد آلی و رس خاک یک رابطه معنی داری وجود دارد و شبکه‌های عصبی قدرت تخمین بیشتری نسبت به مدل رگرسیونی در برآورد CEC خاک دارند. کیانپور و همکاران (۲۰۱۲) از سه مدل شبکه عصبی (شبکه عصبی MLP و RBF)، عصبی فازی و رگرسیون خطی برای پیش‌بینی ظرفیت تبادل کاتیونی خاک با استفاده از خصوصیات وزن مخصوص ظاهری، کربنات کلسیم، درصد ماده آلی و درصد توزیع اندازه ذرات استفاده کردند. نتایج این مطالعه نشان داد که شبکه‌های عصبی از جمله شبکه عصبی MLP نتایج بهتری را نسبت به دیگر مدل‌ها دارند. Yao و همکاران (۲۰۱۵) در برآورد هدایت هیدرولیکی اشباع خاک با استفاده از توابع انتقالی نشان داد که بهترین روش در برآورد هدایت هیدرولیکی در شرایط خاک‌های شور استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد. سید محمدی و همکاران (۲۰۱۶) در بررسی انواع مدل‌های برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی خاک برای ۱۷۱ نمونه خاک مدل شبکه عصبی (feed-forward back propagation) را دقیق و مناسب دانست. Lei و همکاران (۲۰۱۶) توزیع مکانی پارامترهای هیدرولیکی خاک شامل  $(\theta_s, \alpha, n, K_s, L, \theta_r)$  مورد استفاده مدل وانگنوختن برای بزرگترین حوزه آبریز چین (رودخانه جیالینگ) از توابع انتقالی استفاده کرد که بهترین پیش‌بینی را برای  $(\theta_s)$  و کمترین را برای  $(K_s, \theta_r)$  بدست آورد. Shekofteh و همکاران (۲۰۱۷) در برآورد هدایت الکتریکی (CEC) از الگوریتم مورچگان، شبکه‌های فازی و رگرسیون خطی چند متغیره استفاده کرد و به این نتیجه رسیدند که شبکه‌های فازی دارای بالاترین دقت و کمترین خطا جهت برآورد CEC می‌باشد. هدف از این تحقیق بسط توابع انتقالی برای ظرفیت تبادل کاتیونی خاک با استفاده از پارامترهای موجود با استفاده از رگرسیون چند متغیره و شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد.

### مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه در ۴۰ کیلومتری شمال اهواز در مسیر جاده اهواز - هفت تپه می‌باشد. از نظر موقعیت جغرافیایی در ۴۸ درجه و ۱۵ دقیقه تا ۴۸ درجه و ۴۰ دقیقه و ۴۰ ثانیه طول شرقی و ۳۱ درجه و ۳۷ دقیقه و ۳۰ ثانیه تا ۳۲ درجه و ۳ دقیقه عرض شمالی واقع شده است (شکل ۱).



شکل ۱: موقعیت منطقه مورد مطالعه در استان خوزستان

به منظور تعیین CEC خاک با استفاده از توابع انتقالی ۱۰۰ نمونه خاک از منطقه مورد مطالعه از عمق ۰-۳۰ سانتی متری خاک برداشت شد. در نمونه‌های خاک مقادیر مواد آلی، گچ، وزن مخصوص ظاهری، CEC، درصد ذرات شن، رس، سیلت، تخلخل، میانگین هندسی<sup>۴</sup> (dg)، انحراف معیار هندسی<sup>۵</sup> (Gg) و بافت خاک اندازه‌گیری و اطلاعات تکمیلی از مطالعات خاکشناسی و اصلاح اراضی استان خوزستان، استخراج شد.

ابتدا داده‌های پرت شناسایی و حذف شده و آزمون نرمال بودن داده‌ها انجام شد. سپس بسط توابع انتقالی برای ظرفیت تبادل کاتیونی خاک از رگرسیون چند متغیره با استفاده از نرم‌افزار (SPSS) انجام شد. متغیر وابسته (CEC) و متغیرهای مستقل (درصد ذرات شن، رس، سیلت، مواد آلی، گچ، وزن مخصوص ظاهری، تخلخل، میانگین هندسی، انحراف معیار هندسی و بافت خاک) در نظر گرفته شد.

برای ایجاد توابع انتقالی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی از نرم افزار MATLAB استفاده شد. شبکه‌های عصبی مورد استفاده در این تحقیق شامل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (RBF) می‌باشند. زیرا این شبکه‌ها در شناخت الگو و تابع حاکم بر مسائل غیرخطی بسیار کارا هستند.

اساس آموزش شبکه‌های عصبی بر مبنای روش سعی و خطا می‌باشد تا بهترین آرایش لایه پنهان با تغییر تعداد لایه پنهان و نرون‌های آن‌ها، نوع تابع آستانه، الگوریتم آموزشی و تعداد تکرار مرحله آموزش جهت برآورد پارامتر خروجی مورد نظر

۴-Geometric Mean Diameter

۵-Geometric Standard Deviation

ارائه شود. ضریب تبیین بالا ( $R^2 \sim 1$ ) به معنای دست یافتن به آرایشی مناسب تر جهت برآورد پارامتر خروجی می باشد. معیار مناسب بودن آرایش لایه پنهان را می توان با اعمال رگرسیون خطی میان مقادیر اندازه گیری و برآورد شده و محاسبه ضریب تبیین بیان کرد.

### نتایج و بحث

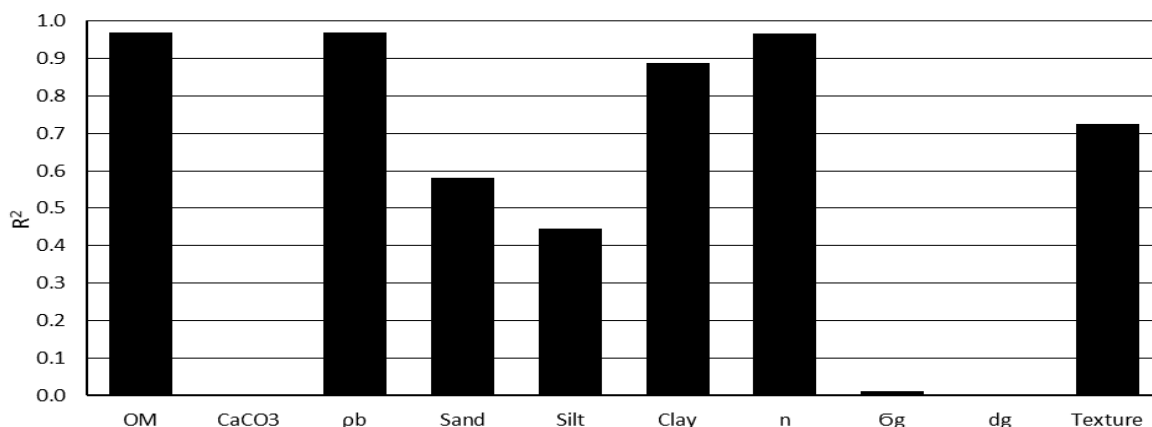
جهت بسط توابع انتقالی برای (CEC) با استفاده از رگرسیون چند متغیره و شبکه عصبی مصنوعی از ۱۰۰ نمونه خاک منطقه مورد مطالعه، ۱۰۰۰ اندازه گیری شامل: ورودی (CEC) و خروجی ها (مواد آلی، آهک، وزن مخصوص ظاهری، درصد ذرات شن، رس، سیلت، تخلخل، میانگین هندسی، انحراف معیار هندسی و بافت خاک) در نظر گرفته شد (جدول ۱).

جدول ۱: ورودی و خروجی توابع انتقالی

Inputs	Outputs
CEC	OM%
	CaCO <sub>3</sub>
	$\rho$ b g/cm <sup>3</sup>
	Sand%
	Silt%
	Clay%
	N
	$\sigma$ g
	Dg
	Soil Texture

### پیش بینی CEC با استفاده از رگرسیون

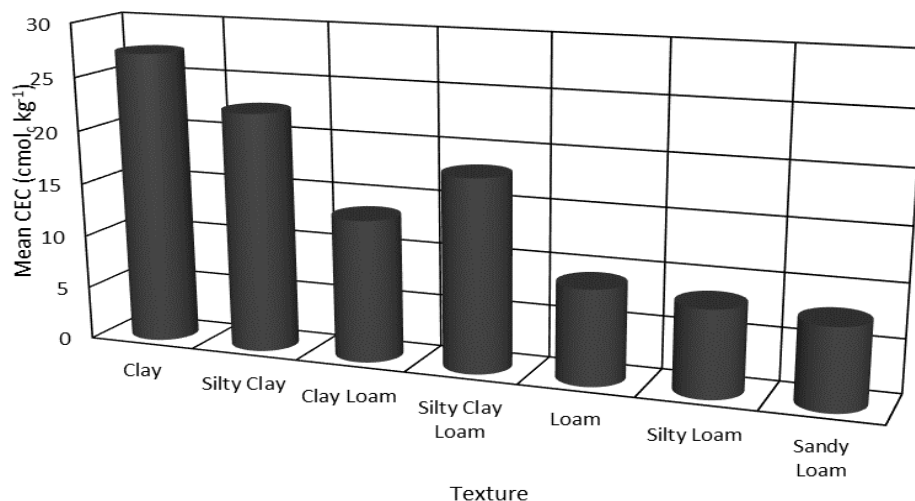
با استفاده از نرم افزار SPSS رگرسیون بین پارامترهای موجود و (CEC) محاسبه شد که بیشترین همبستگی برای مواد آلی، جرم مخصوص ظاهری و تخلخل با ضریب تبیین (۰,۹۷) و کمترین همبستگی برای آهک، میانگین هندسی قطر و انحراف معیار هندسی به ترتیب برابر (۰, ۰, ۰, ۰, ۰, ۰, ۰, ۰, ۰, ۰) بدست آمد (شکل ۲).



شکل ۲: ضریب تبیین برای رگرسیون بین (CEC) و پارامترهای اندازه‌گیری شده

مواد آلی و رس خاک، منابع اصلی بار منفی خاک می‌باشند، تحقیقات نشان داده است که با تجزیه مواد آلی در خاک، گروه‌های اسیدی آن‌ها افزایش می‌یابد که باعث افزایش CEC می‌گردد (عسگری و گلچین ۱۳۸۴) به همین جهت رابطه مستقیمی بین رس و CEC وجود دارد که باعث همبستگی بالا شده است.

از ۱۲ کلاس بافت، ۷ کلاس بافتی در منطقه مورد مطالعه بدست آمد که بیشترین (CEC) مربوط به بافت رس و رسی سیلتی به ترتیب با میانگین (۲۷،۲۷ و ۲۲،۳۹) سانتی‌مول بر کیلوگرم می‌باشد (شکل ۳).



شکل ۳: میانگین (CEC) برای کلاس‌های مختلف بافتی

کانی‌های خاک و طبیعت فاز کلوئیدی خاک از عوامل موثر بر سطح ویژه‌اند. تنوع سطح ویژه میان خاک‌ها به علت تفاوت در کانی‌ها و ترکیب و مقدار ماده آلی و توزیع اندازه ذرات است. کانی‌های رسی در خاک‌های معدنی تأثیر زیادی بر سطح ویژه دارند. تفاوت سطح ویژه در این خاک‌ها بیشتر به اختلاف اندازه ذرات رس و خصوصیات جانشینی هم شکل در رس‌ها

مربوط می‌شود (اسماعیل نژاد ۲۰۱۴) در بافت‌های مختلف بیشترین همبستگی مربوط به بافت رسی می‌باشد که هم اندازه کوچکتر و دارای بار منفی بیشتری می‌باشد و کمترین همبستگی به دلیل اندازه بزرگ و بار منفی کم بافت لومی شنی است.

ضریب تبیین برای رگرسیون چند متغیره برابر ۰,۸۷ بدست آمد. ضرایب رگرسیون برای پارامترهای اندازه‌گیری شده در جدول ۲ آمده است.

جدول ۲: ضرایب رگرسیون چند متغیره

پارامتر	Constant	Sand	Silt	OM	CaCO <sub>3</sub>	pb	N	dg	Bg	Texture
ضریب	۲۰۴,۴۵	۰,۰۸۶	۰,۰۵۵	۹,۱۱۳	۰,۰۰۰۱	-۲۲,۸۰۳	-۵,۶۸۶	۰,۰۷۸-	-۰,۱۶۶	-۰,۰۹۱
R <sup>2</sup>	۰,۸۷									

#### پیش‌بینی CEC با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

ابتدا داده‌های آموزش و تست تعیین شدند. برای این منظور داده‌ها طوری تعیین شدند که از نظر برخی معیارهای آماری از قبیل میانگین و انحراف معیار تا حد ممکن شبیه یکدیگر باشند. از ۱۰۰۰ داده موجود برای درصد شن، سیلت و رس، مواد آلی خاک، آهک، وزن مخصوص ظاهری، تخلخل، میانگین هندسی، انحراف معیار هندسی و CEC، ۷۰ درصد آن‌ها (۷۰۰ داده) برای مرحله آموزش و ۳۰ درصد (۳۰۰) مابقی داده‌ها برای مرحله تست شبکه استفاده شد. پس از تعیین مجموعه داده‌های تست و آموزش، و در مرحله بعد مدل‌های مختلف شبکه عصبی با یک لایه مخفی ساخته و ساختار بهینه شبکه به روش سعی و خطا با استفاده از معیارهای ضریب همبستگی و میانگین مربعات خطا تعیین شد (جدول ۴). مقادیر چولگی نشان می‌دهد که از بین داده‌های ورودی به شبکه بیشترین میزان چولگی مربوط به CEC می‌باشد و کمترین مربوط به انحراف معیار هندسی و میانگین هندسی است (جدول ۳).

جدول ۳: خلاصه آماری داده های آموزش و آزمون شبکه عصبی برای CEC

g	dg	CEC (cm olc kg <sup>-1</sup> )	n	pb (g cm <sup>-3</sup> )	CaCO <sub>3</sub> (%)	OM (%)	Clay (%)	Silt (%)	Sand (%)	پارامترهای اندازه گیری شده
۵/۱۴	۳۹/۶۵	۶/۹۵	۰/۳۵	۱/۰۱	۲/۷۴	۰/۱۵	۴/۵	۲۴/۸۸	۵	Min
۷/۱۱	۵۶/۱۲	۱۴/۷۶	۰/۴۴	۱/۴۵	۳۰/۳۲	۰/۷۷	۲۹/۰۱	۶/۴۳	۲۷/۴	Mean
۱۸/۷۲	۷۱/۰۹	۳۲	۰/۶۱	۱/۷	۶۰/۲۳	۱/۸۵	۶۳/۱۲	۷۵/۷۷	۵۵/۰۴	Max
۲/۹۵	۸/۰۲	۷/۸۲	۰/۰۸	۰/۲	۱۷/۶۱	۰/۵۲	۱۶/۵۲	۱۰/۷۸	۱۱/۳۶	Std
۰/۰۹	۰/۱	۰/۹۷	۰/۶۳	-۰/۵۶	۰/۳۴	۰/۶۶	۰/۴۹	۰/۶۴	۰/۲۱	Skew
۷/۸۷	۳۶/۵۴	۶/۳۲	۰/۳۵	۱/۱	۳/۱۶	۰/۱۴	۲۳/۴	۲۷/۳۳	۸/۶۴	Min
۱۲/۵۶	۵۷/۴۸	۱۵/۳۶	۰/۴۵	۱/۴۳	۳۲/۳۴	۰/۸۳	۳۲/۶۲	۴۰/۳۴	۲۷/۰۴	Mean
۱۷/۳۱	۸۶/۴	۳۰/۵	۰/۵۸	۱/۷	۶۰/۲۳	۱/۷۶	۵۵/۳۲	۵۶/۸۲	۴۷/۰۹	Max
۲/۴۸	۱/۷	۷/۴۴	۰/۰۷	۰/۱۹	۱۸/۴۴	۰/۴۸	۱۴/۸۹	۷/۲۵	۱۰/۸۶	Std
-۰/۲۴	-۰/۹۲	۰/۷۸	۰/۵۴	-۰/۵۴	-۰/۰۱	۰/۴۳	-۰/۰۵	-۰/۰۲	۰/۱	Skew

## پیش بینی CEC بوسیله شبکه عصبی MLP

بعد از تعیین تعداد لایه، تعداد نرون و توابع آستانه اقدام به آموزش نهایی شبکه گردیده و وزن های نهایی نرون ها تعیین شدند. نتایج حاصل از این مدل در برابر داده های اندازه گیری شده، ترسیم گردیده و با برازش بهترین خط عبوری از میان آن ها مقادیر ضریب تعیین و خطا محاسبه شد (جدول ۴). مقادیر بالای ضریب تعیین و پایین بودن خطا در مراحل آموزش و آزمون شبکه نشان می دهد که شبکه عصبی به خوبی توانسته است مقدار ظرفیت تبادل کاتیونی خاک را با استفاده از خصوصیات زود یافت خاک تخمین بزند.

شبکه عصبی MLP، با معماری تعداد ۹ نرون در لایه ورودی، ۷ نرون در لایه میانی (پنهان) و ۱ نرون در لایه خروجی با تابع انتقال تانژانت سیگموئید در لایه میانی و تابع انتقال خطی در لایه خروجی و الگوریتم آموزشی بیزین با ضریب تبیین ۰/۹۷ و میانگین مربعات خطای ۰/۰۱۳ قادر است CEC را برآورد کند.

جدول ۴: نتایج آموزش و آزمون شبکه عصبی MLP برای CEC

نوع شبکه	معماری شبکه	توابع آستانه	مرحله آموزش		مرحله آزمون	
			R2	MSE(cm/day)	R2	MSE(cm/day)
MLP	۹-۷-۱	tansig-purelin	۰/۹۸	۰/۰۰۷	۰/۹۷	۰/۰۱۳

MLP در واقع اصلاح شده مدل پرسپترون خطی استاندارد است و می تواند داده هایی که به صورت خطی قابل تفکیک نیستند را متمایز کرد و در منطقه مورد مطالعه دارای بالاترین ضریب تعیین و کمترین خطا را می باشد.



### پیش بینی CEC بوسیله‌ی شبکه عصبی RBF

جدول (۵) آماره‌های محاسبه شده برای آموزش و آزمون شبکه عصبی RBF با استفاده از خصوصیات زودیاقت خاک برای CEC نشان می‌دهد. همان‌طور که مشخص است این نوع شبکه دارای مقادیر ضریب تعیین کمتر و خطای بیشتر نسبت به شبکه MLP می‌باشد. مقادیر ضریب تعیین برابر ۰/۵۵ و خطای ۰/۰۱۷ در مرحله تست شبکه بدست آمده است.

جدول ۱: نتایج آموزش و تست شبکه عصبی RBF برای CEC

نوع شبکه	تابع آستانه	مقدار گستره	مرحله آموزش		مرحله آزمون	
			R <sup>2</sup>	MSE(cm/day)	R <sup>2</sup>	MSE(cm/day)
RBF	Radbas	۲۰	۰/۸۴	۰/۰۰۶	۰/۵۵	۰/۰۱۷

از مزایای شبکه عصبی RBF الگوریتم یادگیری سریع آن است که با یک دوره آموزش پیدا می‌کند بنابراین حساسیت تابع بستگی به ورودی دارد (تقی زاده مهرجردی ۲۰۱۵) احتمالاً وابستگی زیاد این شبکه به ورودی باعث افزایش خطا نسبت به شبکه MLR شده است.

### نتیجه‌گیری

در این تحقیق برای برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی با استفاده از توابع انتقالی خاک از رگرسیون چند متغیره و مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. شبکه مورد استفاده شامل شبکه عصبی پرسپترون با یک لایه مخفی که دارای تابع فعال سازی سیگموئید در لایه مخفی و تابع فعال سازی خطی در لایه خروجی و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی بود. برای پیش‌بینی ظرفیت تبادل کاتیونی از پارامترهای زودیاقت درصد توزیع اندازه ذرات، آهک، جرم مخصوص ظاهری، تخلخل، انحراف معیار هندسی، میانگین هندسی قطر و درصد ماده آلی استفاده شد. برای ارزیابی دقت نتایج مدل‌های شبکه عصبی از دو شاخص آماری ضریب تعیین و میانگین مربعات خطا استفاده شد.

شبکه عصبی پرسپترون با الگوریتم آموزشی بیزین دارای قدرت تخمین بهتری نسبت به رگرسیون چند متغیره و شبکه‌های تابع پایه شعاعی می‌باشند. علت عملکرد مناسب شبکه عصبی را می‌توان به هوشمند بودن نحوه تجزیه و تحلیل داده‌ها و عدم نیاز آن‌ها به داده‌های نرمال و غیر همراستا نسبت داد. به طوری که طی روند آموزش، شبکه عصبی قادر خواهد بود روابط منطقی میان نگاشت‌های ورودی و خروجی را آموزش ببیند و از آن برای برآورد داده‌هایی که در آموزش شبکه بکار نرفته است، استفاده نماید. با این همه، شبکه عصبی مصنوعی یک روش بر مبنای روش‌های عددی می‌باشد که تنها در صورت صحت داده‌های ورودی قادر است برآورد مناسبی از پارامتر خروجی مورد نظر ارائه دهد.

در مجموع با توجه به نتایج حاصل مشخص شد که MLP بهترین نوع شبکه عصبی در مدل سازی و تخمین CEC می باشد و تنها مزیت شبکه های RBF نسبت به شبکه های MLP در تخمین CEC، زمان کوتاه تر مورد نیاز برای آموزش می باشد. با توجه به اینکه توابع انتقالی خاک روشی کارآمد، آسان، و نسبتاً ارزان برای برآورد ویژگی های خاک هستند. بنابراین، استفاده از این توابع در سطح منطقه ای و ملی برای برآورد خصوصیات فیزیکی و شیمیایی دیر یافت خاک توصیه می شود. در مدل سازی هرچه خصوصیات و تغییرات دامنه خصوصیات مورد استفاده، تعداد نمونه ها بیشتر باشد مدل مورد نظر به نحوی بهتر روابط مابین پدیده های واقعی را شبیه سازی می کند. بنابراین پیشنهاد می شود که در حد توان همه عوامل تاثیر گذار مانند جهت شیب، بافت خاک، دما، دبی اشل و دیگر فاکتورها را نیز در نظر گرفته شود.

### منابع

- اسماعیل نژاد، ل.، سیدمحمدی، ج.، شعبانپور، م و رمضان پور، ح. (۲۰۱۴). پیش بینی سطح ویژه و ظرفیت تبادل کاتیونی با استفاده از بعد فرکتالی توزیع اندازه ذرات خاک. تحقیقات آب و خاک ایران ۴۵: ۴۶۳-۴۷۴.
- تقی زاده مهرجردی، ر. ا.، سرمیدیان، ف.، ذوالفقاری، ع. ا. و جعفری، ا. (۲۰۱۵). پیش بینی ظرفیت تبادل کاتیونی خاک های ایران با استفاده از روش های گوناگون. مهندسی زراعی ۳۸: ۷۷-۵۹.
- عسگری، ه. و گلچین، ا. (۱۳۸۴). تأثیر مواد آلی بر میزان ظرفیت تبادل کاتیونی، ظرفیت نگهداری آب و میزان آب قابل استفاده گیاه در چند خاک بکر و کشت شده. نهمین کنگره علوم خاک ایران. مرکز تحقیقات حفاظت خاک و آبخیزداری کشور.
- مهاجر، ر.، صالحی، م. ح. و بیگی هرچگانی ح. (۱۳۸۸). تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک با استفاده از رگرسیون و شبکه عصبی و اثر تفکیک داده ها بر دقت و صحت توابع. علوم آب و خاک (علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی) سال سیزدهم، شماره ۴۹.

**Amini, M., Abbaspour, C.K., Khademi, H. and Schulin, R., (2005).** Neural network models to predict cation exchange capacity in arid regions of Iran. *European Journal of Soil Science* 56: 551 - 559.

**Briggs, L.J. and McLane, J.W., (1907).** The moisture equivalents of soils. *USDA Bureau of soils bulletin*, Washington, DC.

**Keller, A., von Steiger, B., van der Zee, S. and Schulin, R., (2001).** A stochastic empirical model for regional heavy-metal balances in agroecosystems. *Environ Qual* 30.

**Kianpoor Kalkhajeh, Y., Rezaie Arshad, R., Amerikhah, H. and Sami, M., (2012).** Comparison of multiple linear regressions and artificial intelligence-based modeling

- techniques for prediction the soil cation exchange capacity of Aridisols and Entisols in a semiarid region. *AJAE* 3: 39-46.
- Lei, W.-J., Tang, X.-Y., Reid, B.J. and Zhou, X.-Y., (2016).** Spatial distribution of soil hydraulic parameters estimated by pedotransfer functions for the Jialing River Catchment, Southwestern China. *Journal of Mountain Science* 13: 29-45.
- Liao, K., Xu, S. and Wu, J., (2014).** Using support vector machines to predict cation exchange capacity of different soil horizons in Qingdao City, China. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science* 177: 775–782.
- 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* 55: 787-794.
- McBratney, A.B., Minasny, B., Cattle, S.R. and Vervoot, R.W., (2002).** From pedotransfer function to soil inference system. *Geoderma* 109: 41-73.
- Nanko, K., Ugawa, S., Hashimoto, S., Imaya, A., Kobayashi, M., Sakai, H., Ishizuka, S., Miura, S., Tanaka, N., Takahashi, M. and Kaneko, S., (2014).** A pedotransfer function for estimating bulk density of forest soil in Japan affected by volcanic ash. *Geoderma* 213: 36-45.
- Oberthur, T., Doberman, A. and Neue, H.V., (1996).** How good is a reconnaissance soil map for agronomic purpose? *Soil Use and Management* 12: 33-43.
- Pachepsky, Y.A. and Rawls, W.J., (2003).** Soil structure and pedotransfer functions. *European Journal of Soil Science* 54: 443-452.
- Patil, N.G. and Singh, S.K., (2016).** Pedotransfer Functions for Estimating Soil Hydraulic Properties: A Review. *Pedosphere* 26: 417-430.
- Rogowski, A.S. and Wolf, J.K., (1994).** Incorporating variability in soil map units delineation. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 58: 163-174.
- Seybold, c.a., Grossman, R.B. and Reinsch, T.G., (2005).** Predicting action Exchange capacity for soilsurveyusing linear models. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 69: 856-863.
- Syedmohammadi, J., Esmaelnejad, L. and Ramezanpour, H., (2016).** Determination of a suitable model for prediction of soil cation exchange capacity. *Modeling Earth Systems and Environment* 2: 156.

- Shekofteh, H., Ramazani, F. and Shirani, H., (2017).** Optimal feature selection for predicting soil CEC: Comparing the hybrid of ant colony organization algorithm and adaptive network-based fuzzy system with multiple linear regression. *Geoderma* 298: 27-34.
- Sposito, G., (2008).** *The Chemistry of Soils.* Oxford University Press.
- Tamari, S., Wösten, J.H.M. and Ruiz-Suárez, J.C., (1996).** Testing an Artificial Neural Network for Predicting Soil Hydraulic Conductivity. *Soil Science Society of America Journal* 60: 1732-1741.
- Visconti, F., Miguel De Paz, J. and Luis Rubio, J., (2012).** Choice of selectivity coefficients for cation exchange using principal components analysis and bootstrap anova of coefficients of variation. *European Journal of Soil Science* 63: 501–513.
- Yao, R.-J., Yang, J.-S., Wu, D.-H., Li, F.-R., Gao, P. and Wang, X.-P., (2015).** Evaluation of pedotransfer functions for estimating saturated hydraulic conductivity in coastal salt-affected mud farmland. *Journal of Soils and Sediments* 15: 902-916.
- Yi, X., Li, G. and Yin, Y., (2016).** Pedotransfer Functions for Estimating Soil Bulk Density: A Case Study in the Three-River Headwater Region of Qinghai Province, China. *Pedosphere* 26: 362-373.