بررسی توابع انتقالی جهت برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی خاک‌های شمال اهواز

علی صالحی[۱]، کامران محسنی‌فر[۲*]، علی غلامی[۲]
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
* Email: Mohsenifar@live.com

چکیده

هدف از این تحقیق برآورد (CEC) خاک با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی از روی خصوصیات زودیافت خاک می‌باشد. به این منظور اندازه‌گیری‌ها برای ۱۵۰ نمونه از خاک شامل اندازه توزیع ذرات خاک، جرم مخصوص ظاهری، مواد آلی و آهک، انجام شد. بسط توابع انتقالی برای CEC خاک با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (RBF) انجام شد. نتایج نشان داد که شبکه MLP، با تابع انتقال تانژانت سیگموئید در لایه میانی و تابع انتقال خطی در لایه خروجی میانگین مربعات خطای۰/۰۱۶ قادر است CEC را برآورد کند. برای شبکه RBF خطای ۰/۰۱۷ در مرحله تست شبکه بدست آمد. درمجموع با توجه به نتایج حاصل مشخص شد که MLP بهترین نوع شبکه عصبی در مدل سازی و تخمینCEC می‌باشد و تنها مزیت شبکه‌های RBF نسبت به شبکه‌های MLP درتخمین CEC، زمان کوتاه‌تر مورد نیاز برای آموزش می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: ظرفیت تبادل کاتیونی خاک، توابع انتقالی، خصوصیات زودیافت خاک

مقدمه

نقشه‌های خاک برای اهداف مختلف کشاورزی، منابع طبیعی، عمران و محیط زیست مورد استفاده قرار می‌گیرند و در حال گسترش می‌باشند (Rogowski and Wolf, 1994) لذا تقاضا برای خصوصیات خاک در حال افزایش است در صورتی که اندازه‌گیری‌های فیزیکی در حال حاضر کمتر مورد استقبال قرار می‌گیرند (Patil and Singh, 2016). استفاده از شاخص‌های حاصلخیزی خاک می‌تواند در ارتقای کیفیت نقشه‌های خاک مفید باشد. اندازه‌گیری برخی شاخص‌های حاصلخیزی خاک به دلیل زمان بر بودن و هزینه زیاد در تهیه نقشه‌های خاک کمتر مد نظر قرار می‌گیرد (Oberthur et al., 1996). از جمله این شاخص‌ها که اهمیت زیادی در حاصلخیزی خاک دارد ظرفیت تبادل کاتیونی خاک[۱] (CEC) می‌باشد (Amini et al., 2005; Liao et al., 2014). 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).

به دلیل مشکلات بیان شده در اندازه‌گیری ویژگی‌هایی چون CEC، 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 بریگس و مک‌لان روابط رگرسیونی میان متغیرهای زودیافت (متغیرهایی که اندازه گیری آنها به راحتی انجام می شود) و دیریافت (متغیرهایی که اندازه‌گیری آنها زمان بر و به سختی انجام می‌شود) را به دست آورد و آن‌ها را توابع انتقالی[۲] خاک (PTFs) نامید (Briggs and McLane, 1907).

[1] Cation Exchange Capacity
[2] Pedotransfer Functions

یکی از روش های 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[3] (ANN) یکی دیگر از روش‌های به دست آوردن توابع انتقالی خاک است در این تکنیک عموما در مطالعات هیدرودینامیکی و پیش‌بینی خصوصیات رطوبتی خاک مورد مطالعه قرار می‌گیرد. برخی از تحقیقات نشان داده که برای بدست آوردن توابع انتقالی، این تکنیک دقیق‌تر و قابل اعتمادتری نسبت به روش رگرسیونی است (Amini et al., 2005). این روش توسط پژوهشگران مختلف از جمله پاچپسکی و رالز (۲۰۰۳) ، یی و همکاران (۲۰۱۶) و نانکو و همکاران (۲۰۱۴) جهت تخمین شاخص‌های مختلف بکار گرفته شده است. یکی از مزایای شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با دیگر توابع انتقالی این است که برای گسترس این توابع نیاز به مدل اولیه برای بیان ویژگی‌های خاک وجود ندارد(Tamari et al., 1996).

مهاجر و همکاران (۱۳۸۸) مقادیر ضریب تبیین ۰/۸۸ و مجذور مربعات خطای ۰/۳۴ را برای برآورد CEC با استفاده از ویژگی‌های زودیافت 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 شبکه های 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.

یاو و همکاران (۲۰۱۵) در برآورد هدایت هیدولیکی اشباع خاک با استفاده از توابع انتقالی نشان داد که بهترین روش در برآورد هدایت هیدولیکی در شرایط خاک‌های شور استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد. 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.

لی و همکاران (۲۰۱۶) توزیع مکانی پارامترهای هیدرولیکی خاک شامل ($\theta s, \alpha, n, Ks, L\ \theta_r$) مورد استفاده مدل وانگنوختن برای بزرگترین حوزه آبریز چین (رودخانه جیالینگ) از توابع انتقالی استفاده کرد که بهترین پیش‌بینی را برای (θs) و کمترین را برای ($Ks\ \theta r,$) بدست آورد.

شکفته و همکاران (۲۰۱۷) در برآورد هدایت الکتیریکی (CEC) از الگریتم مورچگان، شبکه‌های فازی و رگرسیون خطی چند متغیره استفاده کرد و به این نتیجه رسید 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 (توزیع اندازه ذرات، جرم مخصوص ظاهری، موادآلی و آهک) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه در ۴۰ کیلومتری شمال اهواز در مسیر جاده اهواز – هفت تپه قرار گرفته است. 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 گردیده (شکل ۱).

[3] Artificial Neural Network

شکل ۱- موقعیت نقاط مطالعاتی در استان خوزستان

به منظور تعیین CEC خاک با استفاده از توابع انتقالی ۱۵۰ نمونه خاک از منطقه مورد مطالعه از عمق ۰-۳۰ سانتی‌متری خاک برداشت شد. در نمونه‌های خاک مقادیر مواد آلی، گچ، وزن مخصوص ظاهری، CEC، درصد ذرات شن، رس و سیلت اندازه‌گیری شد. 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 با استفاده از پارامترهای (توزیع اندازه ذرات، جرم مخصوص ظاهری، موادآلی و آهک) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی انجام شد. برای ایجاد توابع انتقالی با استفاده از شبکه عصبی 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) می باشند. زیرا این شبکه ها 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 ارائه شود. معیار مناسب بودن آرایش لایه پنهان را می‌توان با اعمال رگرسیون خطی میان مقادیر اندازه‌گیری و برآورد شده و محاسبه ضریب تبیین بیان کرد. ضریب تبیین بالا (R^2~1) به معنای دست یافتن به آرایشی مناسب‌تر جهت برآورد پارامتر خروجی می‌باشد.

نتایج و بحث

ابتدا داده‌های آموزش و تست تعیین شدند. که برای این منظور داده‌ها طوری تعیین گردیدند که از نظر برخی معیارهای آماری از قبیل میانگین و انحراف معیار تا حد ممکن شبیه یکدیگر باشند. از ۱۵۰ داده موجود برای درصد شن، سیلت و رس، مواد آلی خاک، آهک، وزن مخصوص ظاهری و CEC، ۷۰ درصد آن‌ها (۱۰۵داده) برای مرحله آموزش و ۳۰ درصد (۴۵) مابقی داده‌ها برای مرحله تست شبکه استفاده گردید. 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 گردید (جدول ۱). مقادیر چولگی نشان می‌دهد که از بین داده‌های ورودی به شبکه بیشترین میزان چولگی مربوط به دو پارامتر شن و ماده آلی می‌باشد و کمترین مربوط به آهک و وزن مخصوص ظاهری است.

جدول 1- خلاصه آماری داده های آموزش و آزمون شبکه عصبی برای CEC

پارامترهای اندازه‌گیری شده		Sand (%)	Silt (%)	Clay (%)	OM (%)	$CaCO_3$ (%)	Pb ($g\ cm^{-3}$)	CEC ($cmol_c\ kg^{-1}$)
Training set(n=105)	Min	۴	۵,۶۱	۰	۰,۱۲	۲	۱	۴,۱۷
	Mean	۲۸,۴	۴۲,۶	۲۸,۸	۰,۷۴	۳۳,۷	۱,۴۴	۱۴,۱۷
	Max	۸۳,۹۶	۹۰	۶۲	۲,۸۳	۸۲	۱,۷۷	۳۰,۵
	Std	۱۶,۳۵	۱۳,۴۵	۱۲,۱۶	۰,۴۷	۱۴,۵	۰,۱۵	۴,۳۴
	Skew	۱,۰۳	-۰,۰۶	۰,۳۸	۱,۶۰	-۰,۳۳	-۰,۱۶	۰,۶۵
Testing set(n=45)	Min	۳	۱۵	۶,۳	۰,۱۳	۱	۰,۹۶	۶,۸
	Mean	۲۹	۴۱,۶	۲۹,۲۸	۰,۸۱	۲۹,۹	۱,۴۴	۱۵,۴۹
	Max	۷۶	۷۶,۵	۵۳,۵	۱,۸۸	۶۲	۱,۷۲	۳۲,۴۶
	Std	۱۴,۲	۱۱,۳۶	۱۰,۵	۰,۳۸	۱۵,۴	۰,۱۴	۴,۶
	Skew	۰,۸۷	۰,۱۱	۰,۲۵	۰,۳۵	-۰,۱۴	-۰,۷۰	۱,۲

پیش بینی CEC بوسیله‌ی شبکه عصبی MLP

بعد از تعیین تعداد لایه، تعداد نرون و توابع آستانه اقدام به آموزش نهایی شبکه گردیده و وزن‌های نهایی نرون‌ها تعیین شدند. نتایج حاصل از این مدل در برابر داده‌های اندازه‌گیری شده، ترسیم گردیده و با برازش بهترین خط عبوری از میان آن‌ها مقادیر ضریب تعبیین و خطا محاسبه شد (جدول ۲). مقادیر بالای ضریب تعبیین و پایین بودن خطا در مراحل آموزش و آزمون شبکه نشان می‌دهد که شبکه عصبی به خوبی توانسته است مقدار ظرفیت تبادل کاتیونی خاک را با استفاده از خصوصیات زودیافت خاک تخمین بزند.

شبکه عصبی MLP، با معماری تعداد ۶ 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 ۰/۶ و میانگین مربعات خطای۰/۰۱۶ قادر است CEC را برآورد کند.

جدول 2- نتایج آموزش و آزمون شبکه عصبیMLP برای CEC

			مرحله آموزش		مرحله آزمون	
نوع شبکه	معماری شبکه	توابع آستانه	R^2	MSE(cm/day)	R^2	MSE(cm/day)
MLP	۶-۷-۱	tansig-purelin	۰/۸۲	۰/۰۰۷	۰/۶	۰/۰۱۶

پیش بینی CEC بوسیله‌ی شبکه عصبی RBF

جدول (۳) آماره‌های محاسبه شده برای آموزش و آزمون شبکه عصبی RBF با استفاده از خصوصیات زودیافت خاک برای CEC نشان می‌دهد. همان‌طور که مشخص است این نوع شبکه دارای مقادیر ضریب تعبیین کمتر و خطای بیشتر نسبت به شبکه MLP می‌باشد. مقادیر ضریب تبیین برابر ۰/۵۵ و خطای ۰/۰۱۷ در مرحله تست شبکه بدست آمده است. در مجموع با توجه به نتایج حاصل مشخص شد که MLP بهترین نوع شبکه عصبی در مدل‌سازی و تخمینCEC می‌باشد و تنها مزیت شبکه‌های RBF نسبت به شبکه‌های MLP درتخمین CEC، زمان کوتاه‌تر مورد نیاز برای آموزش می‌باشد.

جدول 3- نتایج آموزش و تست شبکه عصبیRBF برای CEC

			مرحله آموزش		مرحله آزمون	
نوع شبکه	تابع آستانه	مقدارگستره	R^2	MSE(cm/day)	R^2	MSE(cm/day)
RBF	Radbas	۲۰	۰/۸۴	۰/۰۰۶	۰/۵۵	۰/۰۱۷

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

شبکه عصبی پرسپترون با الگوریتم آموزشی بیزین دارای قدرت تخمین بهتری نسبت به شبکه‌های تابع پایه شعاعی می باشند. 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.

با توجه به اینکه توابع انتقالی خاک روشی کارآمد، آسان، و نسبتاً ارزان برای برآورد ویژگی‌های خاک هستند. بنابراین، استفاده از این توابع در سطح منطقه‌ای و ملی برای برآورد خصوصیات فیزیکی و شیمیایی دیر یافت خاک توصیه می‌شود.

در مدل‌سازی هرچه خصوصیات و تغییرات دامنه خصوصیات مورد استفاده، تعداد نمونه‌ها بیشتر باشد مدل مورد نظر به نحوی بهتر روابط مابین پدیده‌های واقعی را شبیه‌سازی می‌کند. بنابراین پیشنهاد می‌شود 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

مهاجر ر.، صالحی م. ح.، 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. J 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.

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.

Seyedmohammadi J., Esmaeelnejad 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.

Assessment of Pedotransfer Functions to estimate CEC for Soils of North Ahvaz

A. Salehi[1], K. Mohsenifar[2*], A. Gholami[2]
1. Department of Soil Science, Khouzestan Science and Research Branch, Islamic Azad University, Ahvaz, Iran
2. Department of Soil Science, Ahvaz Branch, Islamic Azad University, Ahvaz. Iran.
* Email: Mohsenifar@live.com

Abstract
The purpose of this research, is develop the PTFs for Cation Exchange Capacity (CEC), with use of easily available soil properties. For this purpose, measured for 150 sample of soil. After data normalization, were done PTFs with Artificial Neural Networks ANNs for soil CEC in MATLAB software with use soil size distribution, bulk density, organic matter and lime. The ANNs used in research are Multi-Layer Perceptron (MLP) and Radial Basis Function (RBF). Entered all data to software and test different networks with one hidden layer. The network was design with trial minimum mean square error (MSE). The results for predict CEC with MLP network, were shows ANN can good estimated CEC with used of easily soil properties. MLP network able to estimate CEC with 6 neurons in input layer, 7 neurons in hidden layer and 1 neuron in output layer with tangent sigmoid transfer function, Linear transfer function and Bayesian learning algorithm with MSE 0.016. For RBF networks MSE were estimated 0.017.

Keywords: Cation Exchange Capacity, Pedoteransfer function, Easily Available Soil Properties