

استفاده از سطح ویژه برای بهبود تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک از طریق

شبکه‌های عصبی مصنوعی

حسین بیات^{1*}، ناصر دواتگر² و سمیه معلمی³

تاریخ دریافت: 90/2/10 تاریخ پذیرش: 90/6/23

1- استادیار، گروه خاکشناسی، دانشگاه بوعلی سینا-همدان

2- استادیار، گروه خاکشناسی، مؤسسه تحقیقات برنج کشور

3- کارشناس ارشد، گروه خاکشناسی، دانشگاه گیلان

* مسئول مکاتبه Email: h.bayat@basu.ac.ir

چکیده

ظرفیت تبادل کاتیونی (CEC) یکی از خصوصیات مهم خاک است که اندازه‌گیری مستقیم آن مشکل، وقت گیر و پرهزینه است. علی‌رغم تحقیقات زیاد در مورد تخمین CEC، چگونگی بهبود تخمین‌ها با معرفی متغیرهای جدید مورد بررسی کافی قرار نگرفته است. بر پایه بررسی انجام شده از منابع علمی داخلی و خارجی در هیچ تحقیقی از متغیر کمکی سطح ویژه برای تخمین CEC استفاده نشده است. در این تحقیق 1662 نمونه خاک از نقاط مختلف استان گیلان جمع‌آوری گردید. رس، سیلت، شن، کربن آلی، pH و CEC برای نمونه‌های فوق اندازه‌گیری شدند. منحنی دانه بندی (PSD) با استفاده از بافت خاک به روش مدل اسکاگز و همکاران شبیه‌سازی گردید. سپس سطح ویژه کل (TSS) و حاصل ضرب سطح ویژه جزء رس در کسر جرمی آن (SS1) از منحنی PSD محاسبه و برای تخمین CEC به عنوان ورودی در شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شدند. همبستگی غیر خطی قوی و معنی‌داری بین CEC با TSS و SS1 مشاهده شد. استفاده از TSS و SS1 در PTF ها موجب بهبود تخمین CEC گردید. SS1 بیشترین تاثیر را در تخمین CEC داشت. تقسیم داده‌ها به هشت گروه بطور معنی‌داری موجب بهبود عملکرد PTF ها شده و تاثیر TSS و SS1 بر تخمین CEC را افزایش داد. استفاده از این توابع انتقالی روشی آسان و مقرون به صرفه بوده و می‌تواند گامی مهم در بهبود تخمین CEC خاک محسوب شود.

واژه‌های کلیدی: توابع انتقالی، سطح ویژه، شبکه‌های عصبی مصنوعی، ظرفیت تبادل کاتیونی

Using of Specific Surface to Improve the Prediction of Soil CEC by Artificial Neural Networks H Bayat^{1*}, N Davatgar² and S Moallemi³

Received: 30 April 2011 Accepted: 14 September 2011

¹Assist. Prof., Dept. of Soil Science, Faculty of Agric., Bu Ali Sina Univ., Hamadan, Iran

²Assist. Prof., Dept. of Soil Science, Rice Research Institute of Iran, Rasht

³MSc., Dept. of Soil Science, Faculty of Agric., Guilan Univ., Rasht, Iran

*Corresponding author: Email: h.bayat@basu.ac.ir

Abstract

Cation exchange capacity (CEC) is one of the most important soil properties. Its direct measurement is difficult, costly and time-consuming. In spite of large number of researches done to predict CEC, its prediction improvement by adding new input variables, however, remains a challenging issue. To our knowledge no one has used the auxiliary variable of specific surface to predict CEC. In the present work, 1662 disturbed soil samples were collected from different parts of Guilan province. Soil properties including pH, sand, silt, clay, organic carbon, and CEC were measured. The entire particle size distribution (PSD) curve was extended from limited soil texture data. Using Skaggs et al moded. Then, total specific surface (TSS) and the product of the specific surface of clay fraction and its mass fraction (SS1) were calculated from the extended PSD curve to predict CEC by artificial neural networks. Strong nonlinear correlation was found between CEC, TSS and SS1. CEC predictions were improved by using TSS and SS1 in the PTFs. SS1 was the most important variable in the prediction of CEC. Partitioning the whole data into eight groups improved significantly the performance of the PTFs and increased the effect of TSS and SS1 in improving the CEC prediction. Using these PTFs is an easy and economical method and it would be a great step forward in improving the estimation of soil CEC.

Keywords: Artificial neural networks, Cation exchange capacity, Pedotransfer functions, Soil specific surface

مقدمه

محیطی مورد استفاده قرار می‌گیرد (کلر و همکاران 2001). اندازه‌گیری مستقیم CEC وقت گیر و پرهزینه بوده (اد و همکاران 1995)، و در برخی خاکها مانند اریدی سولها به دلیل مقادیر بالای کربنات کلسیم و گچ بسیار مشکل است (کارپنا و همکاران 1972). به این علت در طی بیست سال گذشته روش‌هایی که از داده‌های

ظرفیت تبادل کاتیونی¹ (CEC) یکی از خصوصیات مهم خاک است که در پایگاه‌های اطلاعاتی - داده‌ای مربوط به خاک مورد نیاز بوده (مانریکو و همکاران 1991) و به عنوان یک متغیر ورودی در مدل‌های زیست

¹Cation exchange capacity

هرچند که ایجاد PTF ها در مقایسه با اندازه-گیری مستقیم بسیار ساده هستند اما نباید از این سؤال اساسی غافل شد که چه متغیرهایی به عنوان ورودی جهت ایجاد PTF ها ضروری بوده و نسبت به دیگر متغیرها دارای برتری هستند. علی رغم تحقیقات زیادی که برای تخمین CEC از داده‌های سهل الوصول انجام شده است، سؤال فوق همچنان بی پاسخ مانده و چگونگی بهبود تخمین ها بدون صرف هزینه‌های اضافی مورد بررسی کافی قرار نگرفته است. بنابراین اگر بتوان توابع انتقالی را ایجاد کرد که با استفاده از متغیرهای ثانویه (کمکی) و بدون صرف هزینه‌های اضافی برای اندازه‌گیری متغیرها موجب بهبود تخمین CEC گردد یک گام مهم در مدل‌سازی CEC خواهد بود. بعلاوه استفاده از آن در مطالعات زیست محیطی، افزایش تولید و حاصلخیزی خاک در مقیاس ناحیه‌ای که اندازه‌گیری CEC در تعداد زیاد مشکل است، خواهد بود. در این راستا فرض بر این است که محاسبه SSA با توجه به اندازه و شکل ذرات خاک و استفاده از آن به عنوان یک متغیر ثانویه در توابع انتقالی شاید موجب بهبود تخمین CEC گردد. هدف از این مطالعه تعیین اثر SSA محاسبه شده به عنوان ورودی در بهبود برآورد CEC در شبکه عصبی مصنوعی و توابع انتقالی می‌باشد.

مواد و روش ها

نمونه برداری و اندازه‌گیری خصوصیات خاک برای این تحقیق از 1662 داده خاک مربوط به استان گیلان از بانک اطلاعات آزمایشگاه شیمی خاک موسسه تحقیقات برنج کشور استفاده گردید. متغیرهای اندازه‌گیری شده در این تحقیق شامل: pH خاک در گل اشباع، کربن آلی به روش والکلی و بلاک (نلسون و سامرس 1986)، توزیع اندازه ذرات به روش هیدرومتر (گی و ار 2002) بودند. برای تعیین CEC، 5 گرم از نمونه خاک توزین شد و در 4 مرحله استات سدیم در $pH=8/2$ به آن اضافه شد و سپس به منظور کاهش EC در چند مرحله با الکل شستشو داده شد و پس از اضافه نمودن استات آمونیوم در $pH=7$ عصاره‌ها جمع

ارزان و اطلاعات ثانویه برای تخمین متغیرهای وقت گیر و پرهزینه مانند CEC استفاده می‌کنند مورد توجه محققان قرار گرفته و درحال توسعه است (گسلر و همکاران 1995، سی بولد و همکاران 2005). یکی از روش‌های اشاره شده توابع انتقالی¹ (PTFs) هستند که داده‌های دیر یافت را از داده‌های زود یافت تخمین می‌زنند. در بیشتر توابع انتقالی ایجاد شده برای تخمین CEC از روابط رگرسیونی برای این منظور استفاده کرده اند (بروسما و همکاران 1986، مک براتنی و همکاران 2002). اخیرا برخی محققان نیز از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای این منظور استفاده کرده اند (مهاجر و همکاران 1388، معلمی و دوات گر 1390، امینی و همکاران 2005، هپر و همکاران 2006). متغیرهای متفاوتی مانند رس، ماده آلی (دریک و موتو 1982، ساحراوات 1983)، pH (بل و ونکولن 1995)، سیلت، شن، بعد فراکتالی ذرات خاک (ارساهین و همکاران 2006)، مقادیر آهن و آلومینیوم آزاد، آلومینیوم قابل تبادل، درصد اشباع آلومینیوم و کل باز های قابل تبادل (مانریکو و همکاران 1991)، رطوبت در نقطه پژمردگی (صالحی و همکاران 2008) و سطح ویژه² (SSA) (تامپسون و همکاران 1989)، برای تخمین CEC مورد استفاده قرار گرفته اند.

برخی از خصوصیات خاک مانند CEC در ارتباط با SSA خاک هستند. اطلاعات مربوط به SSA برای کاربرد های کشاورزی، صنعتی و زیست محیطی بسیار دارای اهمیت است (لال و شوکلا 2004). برخلاف برخی از خصوصیات خاک مانند CEC، ماده آلی و توزیع اندازه ذرات خاک، SSA بصورت رایج قابل اندازه‌گیری نیست (تنگ و همکاران 1999). هپر و همکاران (2006) نشان دادند که SSA بیشتر به مقدار رس بستگی دارد تا کانی شناسی رس ها. به این علت می توان از اندازه، شکل و فراوانی نسبی انواع متفاوت ذرات جامد خاک برای محاسبه SSA خاک استفاده کرد (لال و شوکلا 2004).

¹ Pedotransfer functions

² Specific surface area

شن یعنی $1000 \mu\text{m}$ است، بنابراین خطای زیادی وارد مدل نخواهد کرد (فولادمند و سپاسخواه 2006).

محاسبه پارامترهای کمکی

سطح ویژه برای هر کلاس محاسبه و در جزء جرمی آن ضرب گردید. برای محاسبه سطح ویژه، ذرات رس به شکل پولکی و ذرات سیلت و شن به شکل کروی فرض شدند (هیلت 1998):

$$SS_i = \frac{3}{\rho_s \pi} \quad [6]$$

$$SS_j \approx \frac{2}{\rho_s \pi} \quad [7]$$

در فرمول‌های فوق SS_i سطح ویژه کلاس i ام ذرات سیلت و شن، SS_j سطح ویژه کلاس j ام ذرات رس، ρ_s جرم مخصوص حقیقی ذرات که معادل با $2/65$ گرم بر سانتی متر مکعب فرض شد، r_i میانگین شعاع برای کلاس i ام ذرات سیلت و شن، x_j میانگین ضخامت برای کلاس j ام ذرات رس می‌باشند. بر اساس محاسبه سطح ویژه دو متغیر کمکی حاصل شد: سطح ویژه کل بخش معدنی خاک (TSS) و حاصل ضرب سطح ویژه بخش رس در جزء جرمی آن ($SS1$). توابع انتقالی (مدل‌ها) با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی ایجاد شدند.

تئوری شبکه‌های عصبی

در این مطالعه شبکه‌های عصبی مصنوعی از نوع پرسپترون چند لایه پیشرو با یک لایه پنهان و چهار تا شش نرون مخفی مورد استفاده قرار گرفتند. شبکه‌های عصبی پیشرو¹ شامل مجموعه‌ای از متغیرهای ورودی x و خروجی y است که توسط سلول‌های لایه پنهان به هم مرتبط شده‌اند. x ها در لایه ورودی، y ها در لایه خروجی و \bar{x}_j ها در لایه پنهان آرایش یافته‌اند. مدل ریاضی که در نهایت ورودی را به خروجی تبدیل می‌کند، شامل مجموعه‌ای از عملیات یا شبکه‌ها است و

آوری و در نهایت غلظت سدیم توسط دستگاه فلیم‌فتمتر اندازه‌گیری شد (باور و همکاران 1952).

مدلسازی توزیع اندازه ذرات خاک

برای بدست آوردن منحنی کامل توزیع اندازه ذرات خاک در بیست کلاس از داده‌های محدود (شن، سیلت و رس) از مدل اسکاگز و همکاران (2001) استفاده گردید:

$$P(r) = \frac{1}{1 + \left(\frac{r}{r_0}\right)^{\alpha} \exp(-uR^c)} \quad [1]$$

$$R = \frac{r - r_0}{r_0}, \quad r \geq r_0 > 0 \quad [2]$$

در فرمول فوق $P(r)$ جزء جرمی ذرات خاک با شعاع کوچکتر از r ، r_0 کوچکترین شعاعی که مدل برای آن مورد استفاده قرار می‌گیرد و c و u پارامترهای مدل هستند که از طریق فرمول‌های زیر محاسبه می‌گردند:

$$c = \alpha \ln \frac{v}{w}, \quad u = -v^{1-\beta} w^{\beta} \quad [3]$$

$$v = \ln \frac{\frac{1}{P(r_2)} - 1}{\frac{1}{P(r_0)} - 1}, \quad w = \ln \frac{\frac{1}{P(r_1)} - 1}{\frac{1}{P(r_0)} - 1} \quad [4]$$

$$\alpha = \frac{1}{\ln \frac{r_1 - r_0}{r_2 - r_0}}, \quad \beta = \alpha \ln \frac{r_1 - r_0}{r_0} \quad [5]$$

$$1 > P(r_2) > P(r_1) > P(r_0) > 0, \quad r_2 > r_1 > r_0 > 0$$

برای استفاده از مدل فوق باید برای r_0 ، r_1 و r_2

مقادیری را انتخاب نماییم. در این تحقیق $r_0 = 1 \mu\text{m}$ ، $r_1 = 25 \mu\text{m}$ و $r_2 = 999 \mu\text{m}$ در نظر گرفته شدند (اسکاگز و همکاران 2001). بر اساس سیستم طبقه بندی وزارت کشاورزی آمریکا ($P(r_0)$ USDA) جزء جرمی ذرات رس، $P(r_1)$ جزء جرمی ذرات رس + سیلت و $P(r_2)$ جزء جرمی ذراتی با شعاع کوچکتر از $999 \mu\text{m}$ را نشان می‌دهند. اگر توزیع ذرات شن را بصورت خطی فرض کنیم $P(r_2)$ با توجه به جزء جرمی ذرات رس + سیلت و جزء جرمی ذرات رس + سیلت + شن محاسبه می‌گردد. هر چند که احتمال دارد فرض فوق صحیح نباشد، اما چون $999 \mu\text{m}$ بسیار نزدیک به حد بالایی

¹ Feed – forward

مدل اول (PTF1) ایجاد گردید. در مرحله دوم علاوه بر تخمینگرهای مرحله اول از متغیرهای کمکی محاسبه شده TSS و SS1 نیز به عنوان ورودی در ایجاد مدل دوم (PTF2) استفاده گردید. سپس تاثیر استفاده از متغیرهای کمکی به عنوان ورودی از طریق مقایسه صحت و قابلیت اعتماد PTF1 و PTF2 با آماره های متعدد مورد ارزیابی قرار گرفت.

برای امکان افزایش بهبود تخمین CEC از طریق ایجاد گروه داده‌های با همگونی بیشتر کل داده‌ها با استفاده از تجزیه کلاستر به هشت گروه تقسیم شدند. برای تجزیه کلاستر از روش وارد¹ (مقدم و همکاران 1373) با مربع فاصله اقلیدسی در نرم افزار SPSS (SPSS Inc, 1994) استفاده شد. در هر گروه ایجاد توابع انتقالی PTF1 و PTF2 به صورت مجزا انجام گردید. در هر گروه تقریباً دو سوم داده‌ها برای آموزش و یک سوم داده‌ها برای معتبرسازی بصورت تصادفی انتخاب شدند. لازم به ذکر است که گروه‌بندی داده‌ها بر اساس کلاس بافتی یا مقادیر CEC بهبودی را در صحت و قابلیت اعتماد مدل‌ها ایجاد نکرد.

آنالیز حساسیت²

آنالیز حساسیت اندازه تغییرات متغیر خروجی را به ازای تغییر در هر متغیر ورودی نشان می‌دهد. برای هر متغیر ابتدا سایر متغیرها برابر با میانگین آنها ثابت در نظر گرفته شد و سپس میزان تغییرات خروجی با متغیر ورودی در دامنه میانگین \pm انحراف استاندارد تعیین گردید (نروسولوشنز 2005). نتایج به صورت درصد تاثیر برای همه متغیرهای ورودی محاسبه شدند.

معیارهای ارزیابی صحت³ و قابلیت اعتماد⁴ مدل

برای تعیین صحت و قابلیت اعتماد مدل‌ها از آماره‌های ریشه دوم میانگین مربعات خطا⁵ (RMSE)،

بطور خلاصه در فرمول‌های زیر نشان داده شده است. ابتدا بردار ورودی x در ضریب w_{ji} که در یک آرایه قرار گرفته اند، ضرب می‌شود و در لایه پنهان آرایه z_j را ایجاد می‌کند. سلول‌های لایه پنهان شامل ورودی‌های ضرب شده در ضریب w_{ji} و بعلاوه اریب w_{j0} است. در مرحله بعدی آرایه z_j وارد تابع فعالسازی¹ لایه پنهان شده و r_j را ایجاد می‌کند.

$$z_j = \sum_{i=1}^{N_h} w_{ji} x_i + w_{j0} \quad j = 1, \dots, N_h \quad [8]$$

$$r_j = f(z_j) \quad j = 1, \dots, N_h \quad [9]$$

$$v_k = \sum_{j=1}^{N_h} u_{kj} r_j + u_{k0}, \quad k = 1, \dots, N_0 \quad [10]$$

$$y_k = f(v_k) \quad [11]$$

خروجی سلول‌های پنهان از لایه خطی دیگری که مربوط به لایه خروجی است عبور کرده و v_k به دست می‌آید. v_k شامل ضرایب u_{kj} و اریب u_{k0} است. در نهایت v_k وارد تابع فعالسازی لایه خروجی گردیده و خروجی y_k را ایجاد می‌نماید. N_0 ، N_h ، N_i به ترتیب تعداد سلول‌های ورودی، سلول‌های لایه پنهان و سلول‌های خروجی می‌باشد. مقادیر اریب w_{j0} و u_{k0} به ترتیب برای محاسبه z_j و v_k می‌باشند (نورگارد 2000). تابع فعالسازی استفاده شده در این تحقیق تانژانت هیپربولیک بود.

ایجاد توابع انتقالی

ابتدا متغیرها استاندارد شدند. از مجموع داده‌ها 1100 داده برای آموزش و 562 داده برای معتبرسازی شبکه به صورت تصادفی انتخاب شدند. ایجاد مدل‌ها (توابع انتقالی) در دو مرحله برای تخمین CEC انجام شد. در مرحله اول از متغیرهای شن، سیلت، رس، pH و کربن آلی به عنوان پارامتر ورودی (تخمینگر) استفاده و

²Sensitivity analysis

³ Accuracy

⁴ Reliability

⁵ Root mean squared error

¹ Activation function

از آنجا که هیچ کدام از معیارهای فوق معنی‌دار بودن تفاوت صحت و قابلیت اعتماد مدل‌ها را از نظر آماری مشخص نمی‌کنند، برای این منظور از آماره مرگان-گرنجر-نیولد³ (MGN) (دیبولد و ماریانو 2002) استفاده گردید. در این روش ابتدا خطای پیش بینی دو PTF مختلف که با $e_{1,t}$ و $e_{2,t}$ نشان داده می‌شود محاسبه می‌گردند. سپس مجموع (s_t) و تفاوت (d_t) خطای پیش بینی بر اساس روابط زیر محاسبه می‌گردد.

$$s_t = e_{1,t} + e_{2,t} \quad [15]$$

$$d_t = e_{1,t} - e_{2,t} \quad [16]$$

$$e_{1,t} = X_m - X_{1p} \quad [16a]$$

$$e_{2,t} = X_m - X_{2p} \quad [16b]$$

X_{1p} و X_{2p} به ترتیب مقادیر پیش بینی شده خروجی توسط مدل‌های a و b و X_m مقادیر اندازه‌گیری شده خروجی می‌باشند. آزمون برابری میانگین مربعات خطای دو روش مختلف، در مقابل کمتر بودن خطای روش اول را می‌توان با استفاده از آماره MGN مورد بررسی قرار داد.

$$MGN = \frac{P_{sd}}{\sqrt{\frac{(1-P_{sd})}{N-1}}} \quad [17]$$

که در آن P_{sd} ضریب همبستگی بین s_t و d_t و N تعداد مشاهدات است. مقدار MGN محاسبه شده با t جدول با درجه آزادی $N-1$ مقایسه می‌شود (دیبولد و ماریانو 2002).

نتایج و بحث

پارامترهای آمار توصیفی متغیرهای مورد مطالعه برای دو مجموعه آموزش و معتبرسازی در جدول 1 نشان داده شده‌اند. چون انتخاب داده‌ها برای آموزش و معتبرسازی بصورت تصادفی انجام شد، محدوده تغییرات و میانگین متغیرها برای مجموعه داده‌های آموزش و معتبرسازی مشابه است. جهت اطمینان از عدم وجود تفاوت معنی‌دار، میانگین این دو

معیار اطلاعات آکایک¹ (AIC) (آکایک 1974)، و بهبود نسبی² (RI) استفاده شد:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{N}} \quad [12]$$

$$AIC = N \ln \left[\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{N} \right] + 2n_p \quad [13]$$

$$RI = \frac{RMSE_a - RMSE_b}{RMSE_a} \times 100 \quad [14]$$

y_i مقدار اندازه‌گیری شده CEC، \hat{y}_i مقدار CEC پیش بینی شده توسط PTF، \bar{y} میانگین مقادیر اندازه‌گیری شده CEC، N تعداد کل داده‌های مرحله آموزش و n_p تعداد پارامترهای مدل است که باید تخمین زده شوند. n_p بصورت زیر محاسبه می‌شود:

$$n_p = (N_i + 1) \times N_h + (N_h + 1) \times N_o$$

N_i ، N_h و N_o به ترتیب تعداد سلول‌های لایه ورودی، پنهان و خروجی می‌باشند (میناسنی و مک برانتی 2002). هرچه AIC کوچکتر باشد کیفیت برازش بالاتر است. اگر انطباق کامل مقادیر مشاهده‌ای و تخمینی اتفاق بیافتد AIC به سمت منفی بی نهایت میل خواهد کرد.

$RMSE_a$ ریشه دوم میانگین مربعات خطای مربوط به مدل a ، $RMSE_b$ ریشه دوم میانگین مربعات خطای مربوط به مدل b و RI برتری نسبی مدل b بر a است. مدل a مدلی با خطای بیشتر و مدل b مدلی با خطای کمتر است.

¹Akaike information criterion

²Relative improvement

³ Morgan-Granger-Newbold

سطح ویژه ناچیزی بوده و با زیاد شدن آنها مقدار CEC خاک کاهش خواهد یافت. نتایج مشابهی نیز توسط صالحی و همکاران (2008) و امینی و همکاران (2005) گزارش شده است. متغیر CEC همبستگی معنی‌دار و مثبتی با رس و کربن آلی خاک نشان داد که به علت تاثیر این متغیرها در ایجاد بار منفی است (مانریکو و همکاران 1991، بل و ون کولن 1995).

$$CEC=44/93SS1^{0/393} \quad r=0/603^{**} \quad [18]$$

$$CEC=38/93TSS^{0/477} \quad r=0/590^{**} \quad [19]$$

در این تحقیق صحت و قابلیت اعتماد به ترتیب به عنوان میزان یا درجه تشابه داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مجموعه داده‌های آموزش و معتبر سازی است (وستن و همکاران 2001). نتایج ارزیابی صحت و قابلیت اعتماد توابع انتقالی ایجاد شده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در مرحله اول (PTF1) و دوم (PTF2) برای کل داده‌ها در جدول 3 نشان داده شده است. صحت و قابلیت اعتماد برای PTF1 (RMSE برابر با 6/10 و 5/82 به ترتیب برای داده‌های آموزش و معتبر سازی) در مقایسه با نتایج معلمی و همکاران (1388) که از متغیرهای مشابه برای تخمین CEC اما به روش رگرسیونی استفاده کرده بودند (RMSE برابر با 8/78 و 6/53 به ترتیب برای داده‌های آموزش و معتبر سازی) بسیار بهتر بود. این نتیجه نشان دهنده برتری توانایی شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به روش رگرسیونی در پیش‌بینی CEC است. امینی و همکاران (2005) نیز به نتایج مشابهی دست یافتند.

مجموعه از طریق آزمون t مقایسه شد (توماسلا و همکاران 2003). نتایج نشان داد که تفاوت بین میانگین دو گروه از نظر کلیه متغیرها معنی‌دار نیست (داده‌ها ارائه نشده‌اند). pH خاک‌ها در دامنه 3/5 تا 8/8 متغیر بود. دامنه تغییرات کربن آلی خاک‌ها بین 0/0 تا 8/11 درصد است. احتمالاً یکی از دلایل تغییرات بالای pH و کربن آلی نمونه‌های مورد استفاده کاربری‌های متفاوت آنها باشد. نمونه‌های استفاده شده هر دوازده کلاس بافت مر بوط به مثلث بافت خاک را پوشش دادند. دامنه تغییرات برای این متغیرها و دیگر متغیرهای نشان داده شده در جدول 1 وسیع است. این مسئله نشان می‌دهد که مدل ایجاد شده تعمیم‌پذیری بالایی داشته و قابل استفاده برای دامنه وسیعی از خاک‌ها خواهد بود. همچنین متغیرها دارای انحراف استاندارد بالایی نیز می‌باشند. بالا بودن انحراف استاندارد نشان دهنده آن است که متغیرهای فوق بیشتر تحت تأثیر عملیات مدیریتی کشت و کاربری اراضی قرار داشته‌اند. چرا که اراضی نمونه برداری شده تحت کشت‌های بسیار متفاوت از جمله چای، زیتون، شالیزار، باغهای مرکبات و توت قرار داشته‌اند.

برای ارزیابی همبستگی بین CEC و متغیرهای ورودی از ضریب همبستگی خطی پیرسون استفاده گردید (جدول 2). ضرایب همبستگی بدست آمده نشان داد که CEC دارای همبستگی بالا و معنی‌داری با SS1 ($r = 0.48$) و TSS ($r = 0.45$) در مقایسه با دیگر متغیرهای ورودی است. همبستگی‌های بالا بین CEC و متغیرهای کمکی (SS1 و TSS) نشان دهنده تاثیر بالای سطح ویژه بر CEC است. تامپسون و همکاران (1989) نیز به نتایج مشابهی دست یافتند. برای بررسی بیشتر، ضریب همبستگی‌های غیر خطی بین CEC و متغیرهای کمکی نیز محاسبه گردید که از بین آنها رابطه توانی بالاترین همبستگی بین CEC و متغیرهای کمکی را نشان داد (روابط 18 و 19). بنابراین احتمال می‌رود استفاده از سطح ویژه محاسباتی به عنوان متغیر کمکی بتواند موجب بهبود تخمین CEC گردد. همبستگی بین CEC و مقدار شن منفی و معنی‌دار بود؛ چون ذرات شن دارای

جدول 1- ویژگی‌های آماری مجموعه داده‌های آموزش و معتبرسازی

pH	کربن آلی (%)	شن (%)	سیلت (%)	رس (%)	CEC (cmol/kg)		
6/96	2/13	25/0	42/1	32/9	26/5	میانگین	آموزش (n=1100)
0/82	1/51	17/9	1/11	13/9	9/3	انحراف استاندارد	
3/50	0/00	0/3	1/0	1/0	2/3	حداقل	
8/70	7/99	98/0	71/0	69/8	58/8	حداکثر	
6/94	2/13	26/0	41/4	32/6	26/2	میانگین	معتبرسازی (n=562)
0/82	1/45	19/5	11/8	14/6	9/1	انحراف استاندارد	
3/50	0/00	0/1	3/0	1/0	5/0	حداقل	
8/80	8/11	96/0	66/0	74/0	51/0	حداکثر	

جدول 2- همبستگی بین CEC و متغیرهای ورودی

R	متغیر
-0/09	pH
0/43	(%) کربن آلی
-0/45	(%) شن
0/12	(%) سیلت
0/48	(%) رس
0/48	SS1 (m ² /g)
0/45	TSS (m ² /g)

1999، لال و شوکلا 2004) و همچنین هر دو این متغیرها به شدت تحت تاثیر میزان رس، نوع رس و مقدار کربن آلی خاک می‌باشند. به همین علت استفاده از متغیرهای مربوط به سطح ویژه صحت و قابلیت اعتماد PTF2 را افزایش داد (جدول 3).

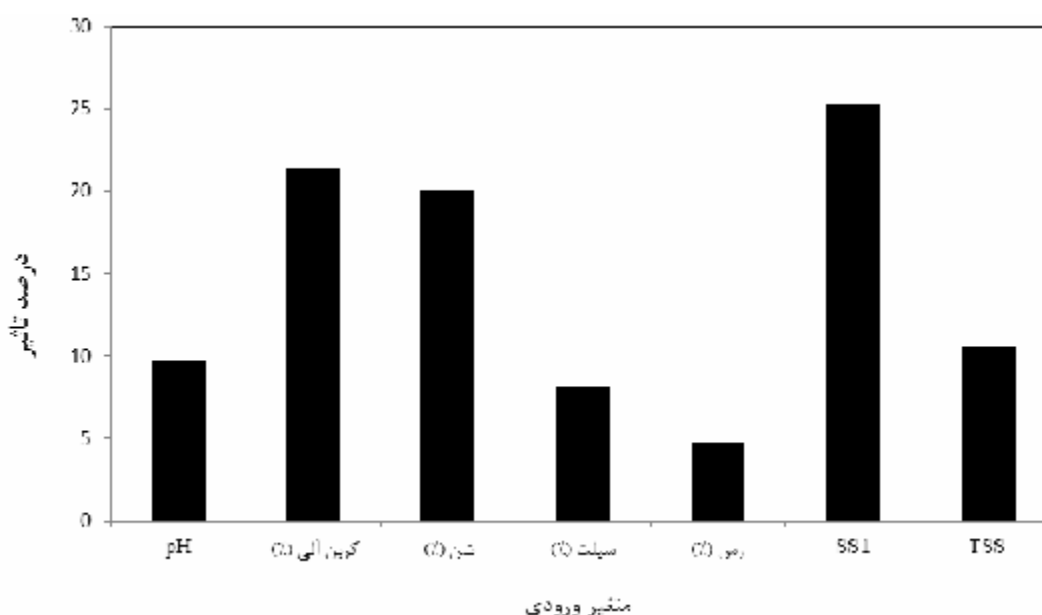
این نتیجه زمانی روشن تر می‌شود که به آنالیز حساسیت PTF2 دقت گردد (شکل 1). بر اساس آنالیز حساسیت، SS1 بیشترین تاثیر را در تخمین CEC داشت. کربن آلی نیز دومین عامل مهم در تخمین CEC بود. این نتیجه کاملاً قابل انتظار بود. چرا که SS1 نشان دهنده سطح ویژه بخش رس خاک است. اگر چه مواد جامد خاک به درجات مختلف در ایجاد مکان‌های تبادل کاتیونی نقش دارند اما، این خصوصیت در بیشتر خاک‌ها در بخش رس و مواد آلی آنها متمرکز است (میلر و همکاران 1970، سیبولد و همکاران 2005). از سوی دیگر ذرات رس خاک فعال ترین جزء خاک بوده و کنترل کننده فعالیت‌های فیزیکی و شیمیایی خاک است (بردی و ویل 1999). بنابراین SS1 با کمی کردن ویژگی رس‌ها بیشترین تاثیر را در تخمین CEC داشته است. معلمی و همکاران (1388) نیز گزارش کردند که در تخمین CEC با روش رگرسیونی رس و بعد از آن کربن آلی از اهمیت بیشتری برخوردار بودند. آنها سطح ویژه بخش رس و کربن آلی را به عنوان دلیل نتیجه خود ذکر کردند. اما معلمی و دوات گر (1390) در استفاده از روش

در PTF2 علاوه بر متغیرهای ورودی PTF1 از متغیرهای کمکی سطح ویژه (SS1 و TSS) نیز به عنوان تخمینگر استفاده گردید که موجب بهبود معنی‌دار صحت تخمین CEC در مجموعه داده‌های آموزش گردید (جدول 3). ولی این بهبود برای قابلیت اعتماد در مجموعه داده‌های آزمون ناچیز بود که معنی‌دار نگردید. بر پایه آماره RI استفاده از متغیرهای کمکی سطح ویژه TSS (و SS1) برای تخمین CEC در PTF2 در هر دو مرحله آموزش و معتبرسازی از صحت و قابلیت اعتماد بیشتری در مقایسه با PTF1 به ترتیب با 1/17 و 0/64 درصد برخوردار بود. سطح ویژه دارای رابطه بسیار نزدیک با CEC است، به گونه‌ای که می‌توان گفت یکی از عوامل کنترل کننده CEC می‌باشد (تنگ و همکاران

جدول 3- نتایج تخمین CEC برای مرحله آموزش و معتبرسازی از کل داده ها.

آموزش		معتبرسازی		
PTF1	PTF2	PTF1	PTF2	
3981	3955	1982	1974	AIC
6/10	6/03	5/82	5/78	RMSE
	1/17		0/64	RI
	3/54*		1/24	MGN

*. نشان دهنده تفاوت معنی دار در سطح 5 درصد بین PTF1 و PTF2 می باشد.



شکل 1-1- نتیجه آنالیز حساسیت اثر متغیرهای ورودی در PTF2 برای پیش بینی CEC

SS1 و TSS برای ایجاد PTF2 موجب بهبود قابل توجه و معنی دار صحت و قابلیت آن نسبت به PTF1 گردید (جدول 4). استفاده از SS1 و TSS موجب بهبود صحت بین 2/2 تا 24/2 درصدی مدلها در مجموعه داده‌های آموزش گردید که به جز در گروه‌های C5، C6 و C7 در دیگر گروه‌ها معنی دار بود. این تاثیر در قابلیت اعتماد بیشتر بوده و موجب بهبود 4/3 تا 55/6 درصدی در مجموعه داده‌های آزمون گردید که بجز C8 در بقیه گروه‌ها معنی دار بود. این نتایج نشان می‌دهد که گروه‌بندی موجب بهبود تاثیر SS1 و TSS بر تخمین CEC گردیده است. یکی از دلایل بهبود تخمین‌ها در اثر گروه‌بندی ایجاد داده‌های همگون‌تر می‌باشد. چرا که با همگون‌تر شدن داده‌های مورد استفاده نتایج توابع

رگرسیون و شبکه‌های عصبی مصنوعی در تخمین CEC گزارش کردند که کربن آلی مهمترین متغیر در تخمین CEC بود.

گروه‌بندی داده‌ها در هشت گروه همگن با استفاده از تجزیه کلاستر موجب بهبود تخمین CEC گردید (جدول 4). سیبولد و همکاران (2005) برای افزایش دقت تخمین CEC خاک‌های مورد مطالعه را به گروه‌های همگون‌تر بر مبنای نوع کانی غالب، رده خاک‌ها، pH و کربن آلی تفکیک نمودند. نمس و همکاران (2003) نتیجه گیری کردند که توابع انتقالی حاصل از مجموعه داده‌های کوچک و خاص یک خاک یا یک ناحیه، اگر در دسترس باشد، بهتر از داده‌های زیاد و عمومی است. نکته مهم‌تر آنکه در تمامی هشت گروه استفاده از

را توجیه می‌کنند که مقادیر قابل توجهی است. این نتیجه در درجه اول اهمیت سطح ویژه در تخمین CEC و در درجه دوم موفقیت آمیز بودن استفاده از متغیرهای کمکی (و یا پارامترهای محاسباتی) در تخمین یک متغیر دیر یافت مانند CEC را نشان می‌دهد.

نکته حائز اهمیت در این تحقیق محاسبه مقادیر سطح ویژه از طریق منحنی توزیع اندازه ذرات شبیه-سازی شده توسط مدل اسکاگز و همکاران (2001) با استفاده از داده‌های محدود شن، سیلت و رس است، بدون آنکه نیاز به اندازه‌گیری سطح ویژه باشد. اندازه-گیری سطح ویژه به صورت رایج در آزمایشگاه‌ها قابل انجام نبوده (تنگ و همکاران 1999) و نیاز به دستگاه‌های پیچیده دارد (آرنپالی و همکاران 2008). بنابراین تنها با مدلسازی توزیع اندازه ذرات خاک با داده‌های شن، سیلت و رس، محاسبه سطح ویژه و استفاده از آن به عنوان ورودی در مدل، تخمین CEC بهبود داده شد. سطح ویژه محاسبه شده طبق روش این مقاله دارای همبستگی بسیار قوی با سطح ویژه اندازه‌گیری شده می‌باشد (نتایج نشان داده نشده است). بر پایه بررسی انجام شده از منابع علمی داخلی و خارجی در هیچ تحقیقی این نکته بررسی نشده است، که می‌تواند به عنوان گامی مهم در بهبود تخمین CEC بشمار آید. اهمیت این نکته زمانی بیشتر می‌شود که بدانیم روش-های متفاوت اندازه‌گیری سطح ویژه پرهزینه و وقت گیر بوده و دارای مشکلات فراوان می‌باشند (هپر و همکاران 2006). علاوه بر این مقادیر سطح ویژه اندازه‌گیری شده با این روش‌ها بسیار متفاوت بوده و تا چندین برابر متغیر هستند (تیشاپک و ترس شانچز 1978).

انتقالی ایجاد شده بهتر می‌گردد (اسدو و آکامیگو 1990). هپر و همکاران (2006) نیز مشاهده کردند هنگامیکه همه نمونه‌های خاک با هم مورد مطالعه قرار گرفتند، CEC با هیچکدام از متغیرها همبستگی نشان نداد، اما وقتی خاک‌ها بر اساس ویژگی‌های کانی‌شناسی گروه‌بندی شدند؛ بین CEC و دیگر متغیرها همبستگی مشاهده گردید. در واقع گروه‌بندی با همگون کردن بیشتر خصوصیات خاک‌ها باعث کاهش تغییرات در ویژگی‌های آنها شده و توابع انتقالی حاصل از این گروه‌ها به مقدار چشمگیری صحیح تر بود (دریک و موتو 1982).

بر اساس آنالیز حساسیت انجام شده برای PTF2 در هر کدام از هشت گروه داده‌ها (جدول 5) درصد تاثیر SS1 در تخمین CEC بین 5 تا 32/7 و درصد تاثیر TSS در تخمین CEC بین 10/8 تا 42/4 درصد متغیر بود. این نتایج نشان می‌دهد که بجز در گروه 6 (C6) در بقیه گروه‌ها یکی از متغیرهای کمکی بیشترین تاثیر را در تخمین CEC داشته‌است. این نتیجه نشان می‌دهد که گروه‌بندی داده‌ها علاوه بر اینکه دقت و قابلیت اعتماد تخمین‌ها را افزایش داده است، موجب شفاف تر شدن تاثیر متغیرهای ورودی در تخمین CEC گردیده است. به عبارت دیگر گروه‌بندی مناسب قدرت پیش بینی خواص خاک‌ها را افزایش می‌دهد (سیرز و همکاران 1970). تامپسون و همکاران (1989) نیز دریافتند که در خاک‌های آیووا SSA و کربن آلی 89 درصد از تغییرات CEC را توجیه می‌کنند. ارزیابی اثر هر دو پارمتر TSS و SS1 در تخمین CEC در هشت گروه بررسی شده نشان می‌دهد که این دو متغیر بین 31/6 (در C4) تا 49/0 درصد (در C1) از تغییرات CEC

جدول 4- نتایج تخمین CEC برای مرحله آموزش و معتبرسازی هشت گروه داده‌ها

معتبرسازی				آموزش				تابع	گروه داده
MGN	RI	RMSE	n	MGN	RI	RMSE	n		
		10/8	140			4/9	200	PTF1	C1 ¹
14/06*	55/6	4/8		4/40*	16/2	4/1		PTF2	
		8/4	76			4/9	120	PTF1	C2
6/50*	34/2	5/5		3/28*	16/2	4/1		PTF2	
		7/0	34			3/3	90	PTF1	C3
5/01*	33/0	4/7		3/82*	23/9	2/5		PTF2	
		4/0	87			3/1	160	PTF1	C4
1/96*	5/4	3/8		3/83*	8/6	2/8		PTF2	
		4/7	39			1/6	90	PTF1	C5
2/74*	23/6	3/6		1/85	7/6	1/5		PTF2	
		6/6	103			4/2	200	PTF1	C6
2/17*	4/3	6/3		1/19	2/2	4/1		PTF2	
		5/8	52			3/2	110	PTF1	C7
2/43*	13/5	5/0		1/73	8/0	3/0		PTF2	
		7/7	51			5/3	110	PTF1	C8
1/88	20/2	6/1		4/91*	24/2	4/0		PTF2	

1. C1 تا C8 نشان دهنده گروه 1 تا 8 است، و n نشان دهنده تعداد داده می باشد.

*. نشان دهنده تفاوت معنی دار در سطح 5 درصد بین PTF1 و PTF2 می باشد.

جدول 5- نتایج آنالیز حساسیت PTF2 هر کدام از هشت گروه داده‌ها

متغیر	C1 ¹	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8
pH	9/2	2/8	12/6	12/7	5/4	5/6	5/2	14/2
(%) کربن آلی	18/2	8/8	18/8	17/4	19/0	12/1	17/2	23/8
(%) شن	2/4	13/6	10/9	12/7	23/3	18/2	9/6	1/9
(%) سیلت	13/9	21/9	6/5	13/0	2/1	6/0	13/1	8/8
(%) رس	7/4	19/5	3/8	12/6	3/2	21/0	9/1	11/6
SS1 (m ² /g)	24/0	8/4	5/0	20/8	13/1	18/6	32/7	11/9
TSS (m ² /g)	25/0	25/0	42/4	10/8	34/0	18/4	13/1	27/8

1. C1 تا C8 نشان دهنده گروه 1 تا 8 است، TSS سطح ویژه کل بخش معدنی خاک و SS1 حاصلضرب سطح ویژه بخش رس در

کسر جرمی آن.

نتیجه گیری

ان (SS1) مشاهده شد. استفاده از متغیرهای کمکی سطح ویژه (SS1 و TSS) موجب بهبود دقت و قابلیت اعتماد تخمین CEC گردید، به گونه‌ای که SS1 مؤثرترین متغیر در تخمین CEC بود. دلیل این نتیجه ایجاد مکان‌های تبادل کاتیونی توسط بخش رس خاک

اندازه‌گیری مستقیم CEC مشکل، وقت گیر و پرهزینه است. همبستگی غیر خطی قوی و معنی‌داری بین CEC با سطح ویژه کل بخش معدنی خاک (TSS) و حاصل ضرب سطح ویژه بخش رس در کسر جرمی

تخمین CEC افزایش یافته است، که می تواند گام مهمی در ایجاد توابع انتقالی محسوب شود.

سپاسگزاری

مؤلفین بر خود لازم می دانند که از مساعدت مؤسسه تحقیقات برنج به جهت استفاده از داده های این مؤسسه صمیمانه سپاسگزاری نمایند، چرا که بدون همکاری آن مؤسسه محترم انجام این تحقیق ممکن نبود.

است. با انجام گروه بندی داده ها با روش تجزیه کلاستر، تاثیر TSS و SS1 بر بهبود صحت و قابلیت اعتماد تخمین CEC افزایش قابل توجهی یافت و عملکرد توابع انتقالی پیش بینی کننده CEC به طور معنی داری افزایش نشان دادند. اهمیت نتایج حاصل در این تحقیق این است که مقادیر سطح ویژه از روی منحنی توزیع اندازه ذرات مدلسازی شده، و بدون نیاز به اندازه گیری، محاسبه شده بودند. در واقع بدون صرف هزینه مازاد صحت

منابع مورد استفاده

معلمی س، دواتگر ن و دریغ گفتار ف، 1388. رابطه بین گنجایش تبادل کاتیونی و برخی خصوصیات فیزیکی و شیمیایی در خاک های گیلان. مجله پژوهش های خاک، جلد 23 (شماره 2). صفحه های 173-179.

معلمی س و دواتگر ن، 1390. مقایسه توابع انتقالی رگرسیونی و شبکه عصبی مصنوعی در برآورد گنجایش تبادل کاتیونی خاک های گیلان. مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی، علوم آب و خاک. سال 15، شماره 55. صفحه های 169-181.

مهاجر ر، صالحی م ه، و بیگی هرچگانی ح، 1388. تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک با استفاده از رگرسیون و شبکه عصبی و اثر تفکیک داده ها بر دقت و صحت توابع. علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی علوم آب و خاک، شماره 49. صفحه های 83-97.

مقدم م، محمدی شوطی س ا و آقائی سربرزه م 1373. آشنایی با روش های آماری چند متغیره. انتشارات پریور. 208 صفحه

Akaike H, 1974. New Look at the Statistical Model Identification. IEEE Transactions on Automatic Control, AC-19: 716-723.

Amini M, Abbaspour KC, 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: 551-559.

Arnepalli DN, Shanthakumar S, Hanumantha Rao B and Singh DN, 2008. Comparison of methods for determining specific-surface area of fine-grained soils. Geotechnical and Geological Engineering 26: 121-132.

Asadu CLA and Akamigbo FOR, 1990. Relative contribution of organic matter and clay fractions to cation exchange capacity of soils in southern Nigeria. Samaru. Journal of Agricultural Research 7: 17-23.

Bell MA and van Keulen H, 1995. Soil pedotransfer functions for four Mexican soils. Soil Science Society of America Journal 59: 865-871.

- Bower CA, Reitmeir RF and Fireman M, 1952. Exchangeable cation analysis of saline and alkali soils. *Soil Sci.* 73: 251-261.
- Brady NC and Weil RR, 1999. *The Nature and Properties of Soils*. 12th edition. Prentice Hall.
- Breeuwsma A, Wosten JHM, Vleeshouwer JJ, Van Slobbe AM and Bouma J, 1986. Derivation of land qualities to assess environmental problems from soil surveys. *Soil Science Society of America Journal* 50: 186-190.
- Carpena O, Lux A and Vahtras K, 1972. Determination of exchangeable cations in calcareous soils. *Soil Science* 33: 194-199.
- Diebold FX, and Mariano RS, 2002. Comparing predictive accuracy. *Journal of Business and Economic Statistics* 20: 134-144.
- Drake EH and Motto HL, 1982. An analysis of the effect of clay and organic matter content on the cation exchange capacity of New Jersey soils. *Soil Science* 133: 281-288.
- Ersahin S, Gunal H, Kutlu T, Yetgin B and Coban S, 2006. Estimating specific surface area and cation exchange capacity in soils using fractal dimension of particle-size distribution. *Geoderma* 136: 588-597.
- Fooladmand HR and Sepaskhah, AR, 2006. Improved estimation of the soil particle-size distribution from textural data. *Biosys Eng* 94: 133-138.
- Gee GW and Or D, 2002. Particle size analysis. Pp. 255-295. In: Warren, AD (ed), *Methods of Soil Analysis*. Part 4. Physical Methods. Soil Science Society of America Madison, WI.
- Gessler PE, Moore ID, McKenzie NJ and Ryan PJ, 1995. Soil landscape modelling and spatial prediction of soil attributes. *International Journal of Geographical Information Systems* 9: 421-432.
- Hepper EN, Buschiazzo DE, Hevia GG, Urioste A and Antón L, 2006. Clay mineralogy, cation exchange capacity and specific surface area of loess soils with different volcanic ash contents. *Geoderma* 135: 216-223.
- Hillel D, 1998. *Environmental Soil Physics*. Academic Press.
- Keller A, Von Steiger B, Van der Zee, SEATM and Schulin R, 2001. A stochastic empirical model for regional heavy-metal balances in agroecosystems. *Journal of Environmental Quality* 30: 1976-1989.
- Lal R and Shukla MK, 2004. *Principles of Soil Physics*. Marcel Dekker, Inc. New York.
- Manrique LA, Jones CA and Dyke PT, 1991. Predicting cation-exchange capacity from soil physical and chemical properties. *Soil Science Society of America Journal* 55: 787-794.
- Mc Bratney AB, Minasny B, Cattle SR and Vervoort RW, 2002. From pedotransfer functions to soil inference systems. *Geoderma* 109: 41-73.

- Miller WF, 1970. Inter-regional predictability of cation-exchange capacity by multiple regression. *Plant and Soil* 33: 721-725.
- Minasny B and Mc Bratney AB, 2002. The Neuro-m method for fitting neural network parametric pedotransfer functions. *Soil Science Society of America Journal* 66: 352-361.
- Nelson DW and Sommers LP, 1986. Total carbon, organic carbon and organic matter, Pp. 539–579. *In* Page, AL (ed), *Methods of Soil Analysis. Part 2. American Society of Agronomy and Soil Science Society of America, Madison. WI.*
- Nemes A, Schaap MG and Wosten JHM, 2003. Functional evaluation of pedotransfer functions derived from different scales of data collection. *Soil Science Society of America Journal* 67: 1093-1102.
- Neuro-Solutions, 2005. *Getting Started Manual Version 4. NeuroDimension, Inc. 1800 N. Main Street, uite D4 Gainesville, FL* Nørgaard M, 2000. *Neural Network Based System Identification Toolbox. Tech. Rep. 00-E-891, Dep. of Automation, Tech. Univ. of Denmark, Lyngby, Denmark.*
- Odeh IOA, Mc Bratney AB, Chittleborough DJ, 1995. Further results on prediction of soil properties from terrain attributes: heterotopic cokriging and regression-kriging. *Geoderma* 67: 215–225.
- Sahrawat KL, 1983. An analysis of the contribution of organic matter and clay to cation exchange capacity of some Philippine soils: *Communications in Soil Science & Plant Analysis* 14: 803-809.
- Salehi MH, Mohajer R and Beigie H, 2008. Developing Soil Cation Exchange Capacity Pedotransfer Functions using Regression and Neural Networks and the Effect of Soil Partitioning on the Accuracy and Precision of Estimation, Pp. 345-356. *International Meeting on Soil Fertility Land Management and Agroclimatology, Turkey.*
- Seybold C A, Grossman RB and Reinsch TG, 2005. Predicting cation exchange capacity for soil survey using linear models. *Soil Science Society of America Journal* 69:856-863.
- Skaggs TH, Arya LM, Shouse PJ and Mohanty BP, 2001. Estimating particle-size distribution from limited soil texture data. *Soil Science Society of America Journal* 65: 1038-1044.
- SPSS Inc, 1994. *SPSS Professional Statistics: Chicago, SPSS Inc.*
- Sumner ME and Miller WP, 1996. Cations exchange capacity and exchange coefficients. Pp 1201-1230. *In: Sparks DL (Ed), Methods of soil analysis, Part 3- chemical methods. Agronomy Monograph, vol. 9. ASA and SSSA, Madison, WI.*
- Syers JK, Campbell AS and Walker TW, 1970. Contribution of organic carbon and clay to cation exchange capacity in a chronosequence of sandy soils. *Plant Soil* 33:104–112.
- Theng BKG, Ristori GG, Santi CA and Percival HJ, 1999. An improved method for determining the specific surface areas of topsoils with varied organic matter content, texture and clay mineral composition. *European Journal of Soil Science* 50: 309-316.

- Thompson ML, Zhang H, Kazemi M and Sandor JA, 1989. Contribution of organic matter to cation exchange capacity and specific surface area of fractionated soil materials. *Soil Science* 148: 250-257.
- Tomasella J, Pachepsky Y, Crestana S and Rawls WJ, 2003. Comparison of two techniques to develop pedotransfer functions for water retention. *Soil Science Society of America Journal* 67: 1085-1092.
- Tschapek M and Torres Sanchez RM, 1978. The specific surface of Na⁺ humate on the basis of coion exclusion. *Geochimica et Cosmochimica Acta* 42: 1317-1320.
- Wösten JHM, Pachepsky Y and Rawls WJ, 2001. Pedotransfer functions: Bridging the gap between available basic soil data and missing soil hydraulic characteristics. *Journal of Hydrology* 251: 123-150.