



کد مقاله : ۱۱۰۹۳

پیش بینی ظرفیت تبادل کاتیونی در خاکهای رسی با استفاده از پارامترهای زود یافت خاک

حبیب رمضان زاده ارونقی^{۱*}، مسلم ثروتی^۲، ابوذر صالحی^۳، حسین بیرامی^۴

چکیده

در برنامه ریزی مدیریت خاک های آلوده و مسائل حاصلخیزی و درک روابط عناصر سنگین در خاک، اطلاع از ظرفیت تبادل کاتیونی (CEC) خاک عامل تعیین کننده ای به شمار می رود. امروزه توسعه روز افزون صنعت منجر به افزایش تولید پسابهای آلوده به مواد سمی و عناصر سنگین شده است. ورود فاضلابها به آبهای سطحی باعث جذب مواد درون آنها در خاکهای اطراف می گردد. خاک های مختلف مقادیر متفاوتی از مواد را جذب می کنند که مقدار جذب تحت تاثیر مقدار ظرفیت تبادل کاتیونی^۱ خاکهاست. ظرفیت تبادل کاتیونی به عنوان یکی از ویژگیهای دیر یافت خاک به ویژه در خاکهای رسی می باشد که اندازه گیری آن نیازمند صرف زمان و هزینه زیادی می باشد. در این تحقیق سعی شده تا ظرفیت تبادل کاتیونی بر اساس خصوصیات زود یافت خاک مانند مقدار شن، سیلت، رس و ماده آلی و pH، با استفاده از روشهای شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چند متغیره برآورد گردد. جهت نیل به اهداف، ۱۷۶ نمونه خاک رسی انتخاب و ظرفیت تبادل کاتیونها و سایر خصوصیات آنها اندازه گیری گردید. سپس با استفاده از شبکه عصبی و رگرسیون چند متغیره خطی اقدام به برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی گردید. نتایج نشان داد که روش شبکه های عصبی مصنوعی با ضریب تشخیص^{**} ۰/۷۵۹ بیشترین برازش را به داده ها دارد و روشهای رگرسیون چند متغیره و مدل های تجربی در رتبه های بعدی قرار داشتند. کمترین مقدار RMSE (۱۲/۷۸۸) نیز مربوط به روش شبکه های عصبی مصنوعی بود.

کلمات کلیدی: آلودگی خاک، شبکه عصبی مصنوعی، ظرفیت تبادل کاتیونی، خصوصیات دیر یافت، خصوصیات زود یافت

^۱ Cation Exchange Capacity



مقدمه:

امروزه آلودگی خاک یکی از مهمترین مباحث در مطالعات محیط زیست می باشد. توسعه روز افزون صنعت منجر به افزایش تولید پسابهای آلوده به مواد سمی و عناصر سنگین شده است. ورود فاضلابها به آبهای سطحی باعث جذب مواد درون آنها در خاکهای اطراف می گردد. خاک های مختلف مقادیر متفاوتی از مواد را جذب می کنند که مقدار جذب تحت تاثیر مقدار ظرفیت تبادل کاتیونی^۲ خاکهاست. CEC به عنوان یک خصوصیت شیمیائی نقش مهمی در مدیریت آلودگی محیط زیست و در برنامه ریزی پروژه های پاکسازی و تصفیه اراضی می باشد [۱۳ و ۱۷]. اگرچه CEC می تواند مستقیما اندازه گیری شود ولی اندازه گیری آن وقت گیر و پر هزینه بوده و از طرفی در خاکهای گچی به دلیل انحلال گچ محدودیت کاربرد دارد [۲۴ و ۹]. در دو دهه گذشته سعی شده با استفاده از خصوصیات انتقالی خاک مقدار CEC خاکها پیش بینی شود [۱۵]. برای اولین بار بوما روابطی بین خصوصیات زود یافت و دیر یافت خاک پیدا کرد و آنها را به نام توابع انتقالی^۳ نامگذاری کرد [۷]. تحقیقات متعددی جهت بررسی روابط بین CEC و سایر خصوصیات زود یافت خاک انجام شده است. در یک تحقیق بر روی ۴ نوع خاک در مکزیک، سه ویژگی مستقل pH خاک، ماده آلی و مقدار رس رابطه خوبی با مقدار CEC نشان دادند [۴]. کریمیان با استفاده از ۱۵۰ نمونه خاک از منطقه فارس ایران و با استفاده از روش رگرسیون چند متغیره رابطه ای بین ماده آلی، مقدار رس و ظرفیت تبادل کاتیونی ارائه کرد [۱۱]. تات و جوزفاسوئیک در آزمایش دیگری نشان دادند که با افزایش مقدار سطح ویژه، ماده آلی و درصد رس در خاکها مقدار CEC افزایش می یابد [۲۳]. همچنین آزمایشات نشان داد که نوع رس نیز نقش قابل توجهی در مقدار CEC ایفا می کند. به عنوان مثال رسهای هوا دیده مانند اسمکتایت و ورمیکولایت مقدار CEC بیشتری نسبت به رسهای کلرایت و کائولینایت دارند [۱]. تانگ و همکاران نیز با استفاده از تابع اولیه شعاعی در شبکه های عصبی نشان دادند که این روش نتایج دقیقتری نسبت به رگرسیون چند متغیره ارائه می کند [۲۲]. امینی و همکاران پنج مدل تجربی را با روش شبکه های عصبی برای تخمین CEC با هم مقایسه کردند و نتایج نشان داد که روش شبکه عصبی خروجی بهتری نسبت به سایر روشها دارد [۳]. تحقیقات مختلفی اهمیت مقدار pH را در تخمین CEC نشان داده اند و این نکته که pH به عنوان ثابت کننده روابط بین ترکیبات خاک و CEC می باشد بدست آمد [۸]. اهداف این تحقیق شامل بدست آوردن مدل تخمین CEC با استفاده از شبکه های عصبی در خاکهای رسی و مقایسه دو روش رگرسیون چند متغیره و شبکه های عصبی در پیش بینی CEC خاکها می باشد.

مواد و روشها:

آماده سازی نمونه ها:

جهت نیل به اهداف تعداد ۱۷۶ نمونه خاک رسی از افق های مختلف خاکرخ های شاهد از منطقه فلوریدای ایالات متحده آمریکا انتخاب گردید. برخی خصوصیات خاک از جمله منحنی ذرات خاک [۱۰]، pH خاک در آب [۲۰]، CEC [۶] و کربن آلی [۱۸] در نمونه ها اندازه گیری شد.

استفاده از معادلات تجربی در برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی خاک:

در این تحقیق از سه معادله تجربی (جدول ۱) برای پیش بینی مقدار ظرفیت کاتیون تبدالی استفاده شد.

استفاده از رگرسیون چند متغیره خطی در برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی خاک:

رابطه بین CEC به عنوان متغیر وابسته و شن، سیلت، رس، ماده آلی و pH خاک به عنوان متغیر مستقل در تحلیل آماری به روش رگرسیون چند متغیره خطی بررسی شد.

^۲ Cation Exchange Capacity
^۳ Pedotransfer functions

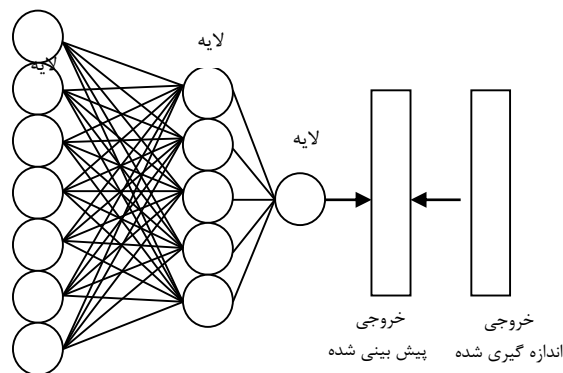


جدول ۱: معادلات تجربی برای برآورد میزان ظرفیت تبادل کاتیونی خاکها بر اساس پارامترهای پدوترانسفر

مدل	معادله	منبع
i	$CEC = a_0 + a_1(رس) + a_2(کربن آلی)$	مانریک و همکاران ۱۹۹۱
ii	$CEC = a_0 + a_1(رس) + a_2(ماده آلی(رس))$	مک براتی و همکاران ۲۰۰۲
iii	$CEC = a_0 + a_1(کربن آلی) + a_2(pH)$	یرما و همکاران ۱۹۸۹، کروگ و همکاران ۲۰۰۰

استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی خاک:

در این پژوهش از شبکه پرسپترون^۴ چند لایه توسعه یافته با سه لایه نرونی شامل لایه‌های ورودی، پنهان و خروجی (شکل ۱) استفاده گردید. این شبکه‌ها در سه لایه یاد شده تشکیل می‌شوند که به نام شبکه پرسپترون نامیده می‌شود. هر کدام از این لایه‌ها حاوی نرونهای زیادی است که هر نرون به نوبه خود به تمام نرونهای لایه‌های دیگر متصل است. نرونهای لایه ورودی جایی است که پارامترهای ورودی قرار داده می‌شوند. تعداد نرونهای ورودی و خروجی با تعداد پارامترهای ورودی و خروجی برابر است. تعداد نرونها در لایه پنهان وابسته به پیچیدگی مدل و خصوصیات پارامترهای خروجی دارد و توسط طراح انتخاب می‌شوند. شناسایی تعداد نرونها در لایه پنهان، مهمترین فرآیند در طراحی شبکه‌های عصبی بوده و نقش مهمی در عملکرد مدل دارد [۱۵].



شکل ۱: نمودار محاسبه شبکه عصبی پرسپترون و نمایش لایه‌های ورودی، پنهان و خروجی

در شبکه عصبی مدل پرسپترون (شکل ۱) هر نرون لایه ورودی ($i=1, \dots, N$) بوسیله ارتباطات بهینه شده (W_{ji}) که وزن نامیده می‌شود، به تمام نرونهای در لایه پنهان ($j=1, \dots, N_h$) انتقال می‌یابد. در نرونهای لایه پنهان متغیرهای ورودی و وزن درهم ضرب شده و در نهایت جمع می‌شوند (رابطه ۱):

$$Z_j = \sum_{i=1}^{N_i} w_{ji}x_i + w_j \quad (1)$$

واحدهای پنهان شامل متغیرهای وزن داده شده و یک اریب می‌باشند. اریب، مقدار ضریب وزنی ساده است که با مقدار ثابت ورودی برابر یک می‌شود و نقش اضافه کردن مقدار ثابت به ضریب وزنی را دارد. ورودی‌ها برای انتقال به لایه پنهان از تابع فعال کننده عبور می‌کنند (رابطه ۲).

$$r_j = f\left(\sum_{i=1}^{N_i} w_{ji}x_i + w_j\right) \quad (2)$$

توابع فعال کننده برای برازش رابطه‌های غیرخطی ورودی‌ها و خروجی‌ها طراحی شده‌اند. تابع عمومی مورد استفاده برای این منظور تابع سیگموئیدی (رابطه ۳) زیر می‌باشد:

$$f(z) = \tanh(z) = 1 - \frac{2}{1 + \exp(2z)} \quad (3)$$

^۴ Perceptron



خروجی های انتقالی از واحدهای پنهان از فیلترهای دیگری نیز عبور می کنند (رابطه ۴).

$$v_k = \sum_{l=1}^{N_h} u_{kl} r_j + u_{k0} = \sum_{j=1}^{N_h} u_{kj} f \left(\sum_{l=1}^{N_i} w_{jl} x_l + w_{j0} \right) + u_{k0} \quad (4)$$

خروجی پیش بینی شده بعد از عبور از تابع انتقالی (f) ساخته می شوند ($y = (k=1, \dots, N_0)$) (رابطه ۵):

$$y_k = F(v_k) = F \left[\sum_{j=1}^{N_h} u_{kj} f \left(\sum_{l=1}^{N_i} w_{jl} x_l + w_{j0} \right) + u_{k0} \right] \quad (5)$$

عملیات یاد شده قبل چندین بار تکرار می شوند. ضرایب وزنی، پارامترهای کنترلی شبکه ها بوده و در طول فرآیند یادگیری شبکه تنظیم می شوند [۱۵، ۱۶ و ۱۹].

در استفاده از شبکه های عصبی مسئله پیش تخمینی و کم تخمینی اتفاق می افتد. این مشکل زمانی بوجود می آید که فرآیند یادگیری برای مدت زمان زیادی تکرار شود و این پدیده زمانی بوجود می آید که شبکه عصبی برای یک دسته از داده ها، پیچیدگی زیادی داشته باشد [۲۱]. برای دوری جستن از بروز چنین مشکلی بوریگسون و شارپ [۵] پیشنهاد کاهش تعداد ضرایب در شبکه کاهش، کاهش تعداد نرونها در لایه پنهان و مقایسه بهره وری شبکه و تعداد تکرار را دادند.

در روابط شبکه های عصبی برای توابع انتقالی، متغیرهای مستقل و CEC به ترتیب ورودی و خروجی مدل بودند. تعدادی از داده ها برای آزمون و واسنجی مدل های شبکه عصبی و رگرسیون چند متغیره استفاده گردید. انتخاب و جداسازی داده ها کاملاً تصادفی بود. ۲۰ درصد از داده ها برای آزمون و ۸۰ درصد برای واسنجی مدل ها انتخاب شدند.

ارزیابی مدلها:

جهت مقایسه دقت مدلها از دو پارامتر آماری مقایسه مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) (رابطه ۶) و خطای استاندارد

نسبی (RSE) (رابطه ۷) استفاده شد [۲].

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2} \quad (6)$$

$$RSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}}{O_{ave}} \quad (7)$$

که P_i : مقدار پیش بینی شده، O_i : مقدار اندازه گیری شده، O_{ave} : میانگین مقادیر اندازه گیری شده و n : تعداد نمونه ها می باشد. RMSE نشاندهنده دقت نتایج بوده و هرچه مقدار RMSE و RSE به صفر نزدیک تر باشد، بیانگر کارایی بالای مدل می باشد. در این تحقیق، رگرسیون چندگانه خطی با استفاده از نرم افزار ۱۹،۰ SPSS و مدل شبکه های عصبی بوسیله نرم افزار MATLAB R2013a طراحی و مدل سازی شد.

نتایج:

خلاصه تجزیه آماری نمونه های آزمون و واسنجی در جدول ۲ آورده شده است. نتایج بیانگر پراکندگی زیاد در مقدار رس در نمونه های رسی از ۴۰ تا ۹۳/۴ درصد بود. مقدار کربن آلی ۰/۲۳ تا ۱۲/۶۶ (متوسط ۰/۴۹) بود. مقدار CEC با هیچ یک از ترکیبات خاک به تنهایی رابطه ای نشان نداد. مقدار r^2 برای معادلات با هر یک از پارامترهای CEC و درصد رس، سیلت، شن، کربن آلی و pH به طور مستقل به ترتیب برابر ۰/۰۲۵، ۰/۰۳۸، ۰/۰۷۷، ۰/۱۸۹ و ۰/۰۹۹ و محاسبه گردید که در سطح احتمال ۵ درصد غیرمعنی دار بودند. مقدار r برای CEC و پارامترهای یاد شده به ترتیب برابر با ۰/۱۶، ۰/۱۹، ۰/۲۸، ۰/۴۴ و ۰/۳۲ بود که تمامی r ها در سطح احتمال ۱ درصد معنی دار بودند.

جدول ۲: خصوصیات شیمیایی ۱۷۶ نمونه خاک مختلف

CEC	رس	سیلت	شن	کربن آلی	pH	
۶/۴	۴۰	۰/۶	۰/۸	۰/۰۲	۳/۴	کمینه
۲۱۶/۱	۹۳/۴	۳۷/۵	۴۵/۶	۱۲/۶۶	۸/۳	بیشینه
۳۴/۷۱	۵۵/۸۲	۱۵/۵۹	۲۸/۵۹	۰/۴۹	۵/۲۸	میانگین



r^2 منفی بین CEC و درصد شن نشان می دهد که با افزایش مقدار شن در خاک میزان مکان های با بار منفی کاهش یافته و مقدار مکان های تبدلی کاهش می یابد. بهترین معادله برای برآورد CEC با استفاده از رگرسیون چند متغیره خطی مبتنی بر گام به گام به صورت رابطه ۸ برآورد گردید.

$$[\text{CEC} = ۸/۶۳ + ۷/۸۱ \times (\text{کربن آلی}) + ۶/۷۵ \times \text{pH} - ۰/۴۷ \times (\text{شن})] \quad (۸)$$

پارامترهای آماری مدل های مورد استفاده در این پژوهش در جدول ۳ آورده شده است. مقدار همبستگی برای مدل رگرسیون چند متغیره خطی و شبکه عصبی به ترتیب ۰/۵۴۵ و ۰/۷۵۹ معنی دار در سطح یک درصد بود. مقدار RMSE و RSE برای مدل شبکه عصبی در بین سایر مدلها کمترین مقدار را داشت که بیانگر دقت بالای این مدل در برآورد CEC می باشد.

جدول ۳: مقادیر پارامترهای آماری محاسبه شده برای انواع مدل های مورد استفاده در پیش بینی ظرفیت تبادل کاتیونی

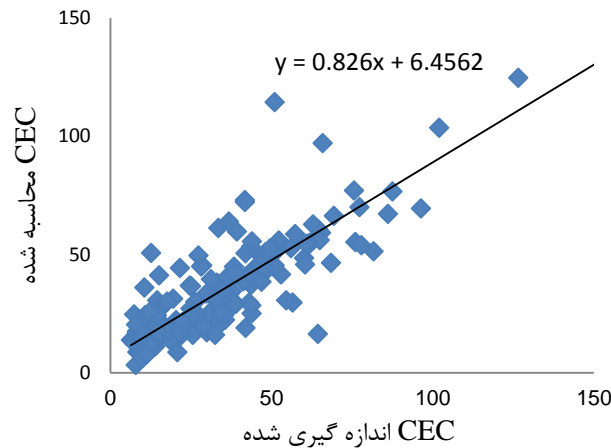
RSE	RMSE	R^2	مدل
۰/۵۶۷	۲۲/۸۱۴	۰/۴۶۰**	i
۰/۶۷۵	۲۳/۴۲۱	۰/۴۱۱**	ii
۰/۶۴۲	۲۲/۳۷۶	۰/۴۹۸**	iii
۰/۶۲۱	۲۱/۵۵۱	۰/۵۴۵**	رگرسیون چند متغیره
۰/۳۶۸	۱۲/۷۷۸	۰/۷۵۹**	شبکه عصبی مصنوعی

جدول ۴ ضرایب پارامترهای مدل های تجربی مورد استفاده در برآورد CEC خاک را نشان می دهد. ضریب a_1 در هر سه مدل غیرمعنی - دار بود که استفاده از ضرایب تجربی در خاک های رسی را با محدودیت مواجه می کند. غیرمعنی دار بودن ضریب a_1 در مدل ii نشان می - دهد که این مدل در خاکهای رسی با مشکل برآورد CEC همراه است.

جدول ۴: مقادیر پیش بینی شده ضرایب مدل های تجربی

a_2	a_1	a_0	مدل
۹/۲۹۵**	۰/۳۵۵*	۱۰/۳۰۴ ^{NS}	i
۰/۲۳۹**	۰/۲۹ ^{NS}	۱۴/۶۴۹ ^{NS}	ii
۶/۸۳۹**	۸/۴۲۸**	-۵/۵۷۰ ^{NS}	iii

رابطه بین مقادیر CEC محاسبه شده از طریق شبکه عصبی مصنوعی و CEC اندازه گیری شده در آزمایشگاه در نمودار ۱ آورده شده است. معادله حاکم برابر $[\text{CEC} + ۶/۴۵۶ + \text{CEC} \text{ اندازه گیری شده} \times ۰/۸۲۶]$ محاسبه شده [بود که در سطح ۱ درصد معنی دار می باشد. کارایی مدل شبکه های عصبی مصنوعی به صورت معنی داری (سطح احتمال ۰/۵) از سایر مدل های آزمایش شده در این تحقیق بیشتر بود. برای استفاده از این معادله در تمامی خاکهای رسی بایستی مقدار کربن آلی را مدنظر داشت. نتایج نشان داد که هر چه تعداد مشاهدات زیاد باشد، دقت روشهای حاصل از توابع انتقالی بیشتر خواهد شد. بنابراین با توجه تعداد نمونه ها و دامنه وسیع خصوصیات نمونه های انتخابی می توان ادعا نمود که مدل شبکه عصبی ایجاد شده می تواند برای برآورد CEC خاک های رسی سایر مناطق نیز بکار برده شود.



شکل ۱: رابطه بین ظرفیت کاتیونی اندازه گیری شده و محاسبه شده

نتیجه گیری و جمع بندی:

این تحقیق در مورد بررسی رابطه بین ظرفیت تبادل کاتیونی و پارمترهای انتقالی خاک در جهت یافتن رابطه ای برای پیش بینی ظرفیت کاتیون تبدالی انجام شده است از چندین مدل تجربی، رگرسیون چند متغیره و شبکه های عصبی مصنوعی برای مقایسه مقادیر همبستگی استفاده شد. در نهایت، دقت مدل شبکه های عصبی مصنوعی بیشتر از سایر مدل ها برآورد گردید. به دلیل گستردگی نمونه برداری نتایج از صحت کافی برای برآورد CEC در خاک های رسی برخوردارند و همچنین مقادیر بالای ورودی در مدل شبکه عصبی مصنوعی کارایی بهتر این مدل را نسبت به مدل رگرسیون چند متغیره نشان می دهد. با استفاده از معادله ارائه شده می توان به سادگی مقدار CEC خاکهای رسی را با اهداف مختلفی چون آلودگی خاکها و محیط زیست انجام داد.

فهرست علائم:

ns: غیرمعنی دار

*: معنی دار در سطح احتمال ۵ درصد

** : معنی دار در سطح احتمال ۱ درصد

P_i : مقدار پیش بینی شده،

O_i : مقدار اندازه گیری شده،

O_{ave} : میانگین مقادیر اندازه گیری شده

n: تعداد نمونه ها

l: نرون لایه ورودی ($l=1, \dots, N$)

W_{jl} : ضریب وزنی

j: نرونها لایه پنهان ($j=1, \dots, N_h$)

N_h : تعداد لایه های پنهان

N_i : تعداد واحدهای ورودی

r_j : تابع فعال کننده

f: تابع انتقالی

RMSE: سایر مدلها $RMSE_a$

RMSE: مدل مورد بحث $RMSE_b$

y: خروجی پیش بینی شده ($y = (k=1, \dots, N_0)$)



منابع:

- [۱] Acquaye D K, Dowuona G N, Mermut A R and St Arnaud R J, ۱۹۹۲. Micromorphology and Mineralogy of cracking soils from the Accar Plain of Ghana, Soil, Sci, Soc, Am, J, ۵۶:۱۹۳-۲۰۱.
- [۲] Akaike, H. ۱۹۷۳. Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. In: Petrox, B., and Csaki, F. (eds.), Symposium on Information Theory, Akademiai Kiado, Budapest, Hungary, ۲۶۷p.
- [۳] Amini M, Abbaspour, K C, Khademi, H, Fathianpour, N, Afyuni M and Schulin R, ۲۰۰۵. Neural network models to predict cation exchange capacity in arid regions of Iran. Euro, J, Soil, Sci. ۵۳: ۷۴۸-۷۵۷.
- [۴] Bell M A and Van keulen H, ۱۹۹۰. Soil pedotransfer function four mexician soils. Soil, Sci, Soc, Am, J, ۵۹: ۸۶۵-۸۷۱.
- [۵] Borgeson C., and Schaap M.G. ۲۰۰۵. Point and parameter pedotransfer functions for water retention predictions for Danish soils. Geoderma, ۱۲۷: ۱۵۴-۱۶۷.
- [۶] Bower, C. A. ۱۹۵۲. Exchangeable cation analysis of saline and alkali soils. Soil Sci. Proc. ۷۳: ۲۵۱-۲۶۱.
- [۷] Bouma, J, ۱۹۸۹. Using soil survey data for quantitative land evaluation. ADV, In soil science. ۹: ۱۷۷-۲۱۳.
- [۸] Breeuwsma, A., Wosten, J. H. M., Vleeshouwer, J. J., van Slobbe, A. M., and Bouma, J. ۱۹۸۶. Derivation of land qualities to assess environmental problems from surveys. Soil Sci. Soc. Am. J. ۵۰: ۱۸۶-۱۹۰.
- [۹] Fernando M J, Burau R G and Arulanandam K, ۱۹۷۷. A new approach to determination of cation exchange capacity. Soil, Sci, Soc, Am, J, ۴۱: ۸۱۸-۸۲۰.
- [۱۰] Gee G.W., and Bauder J.W. ۱۹۸۶. Particle size analysis. Pp. ۳۸۳-۴۱۱. In: A. Klute (Ed.), Methods of Soil Analysis. Part ۱. Am. Soc. Agron., Madison, Wisconsin, USA
- [۱۱] Karimian, A. ۱۹۹۶. Influence of clay and organic matter in cation exchange capacity in calcareous soils of Fars province. ۵th Soil science congress in Iran.
- [۱۲] Krogh, L., Madsen, H. B. and Greve M. H. ۲۰۰۰. Cation exchange capacity Pedotransfer functions for Danish soils. Acta Agric. Scand., Sect. B, Soil and Plant Sci. ۵۰: ۱-۱۲.
- [۱۳] Manrique L A, Jones C A and Dyke P T, ۱۹۹۱. Predicting cation exchange capacity from soil physical and chemical properties. Soil, Sci, Soc, Am, J, ۵۵: ۷۸۷-۷۹۴.
- [۱۴] McBratney A B, Minasny B, Cattle S R and Vervoort R W, ۲۰۰۲. From pedotransfer function to soil inference systems. Geoderma, ۹۳: ۲۲۵-۲۵۳.
- [۱۵] Minasny B., and Mcbratney A.B. ۲۰۰۲. The neuro-m method for fitting neural network parametric pedotransfer functions. Soil. Sci. Soc. Am. J., ۶۶: ۳۵۲-۳۶۱.
- [۱۶] Minasny B., Mcbratney A.B., and Bristow K.L. ۱۹۹۹. Comparison of different approaches to the development of pedotransfer functions for water-retention curves. Geoderma, ۹۳: ۲۲۵-۲۵۳
- [۱۷] Mirkhani R, Shabanpour m and Saadat S, ۲۰۰۵. Using particle-size distribution and organic carbon percentage to predict exchange capacity of soils of lorestan province. Tehran, Iran, J, soil and water Sci, ۱۹(۲): ۲۳۵-۲۴۲.
- [۱۸] Nelson D.W., and Sommers L.P. ۱۹۸۶. Total carbon, organic carbon and organic matter. pp. ۵۳۹-۵۷۹. in: A. C. page(ED.), Methods of Soil Analysis. Part ۲. Am. Soc. Agron., Madison, Wisconsin, USA.
- [۱۹] Pachepsky Y.A., and Rawls W.J. ۱۹۹۹. Accuracy and reliability of pedotransfer function as affected by grouping soils. Soil. Sci. Am. J., ۶۳: ۱۷۴۸-۱۷۵۷.
- [۲۰] Richards, L.A. ۱۹۵۴. pH reading of saturated soil paste. USDA Agriculture Handbook pp: ۱۰۲.
- [۲۱] Schaap M.G, Leij F.J., and Van Genuchten M.T. ۱۹۹۸. Neural network analysis for hierarchical prediction of soil hydraulic properties. Soil. Sci. Soc. Am. J., ۶۲: ۸۴۷-۸۵۵.
- [۲۲] Tang L, Zeng G M, Nourbakhsh F and Shen G L, ۲۰۰۸. Artificial neural network approach for predicting cation exchange capacity in soil based on physico-chemical properties. Environ. Eng. Sci. ۲۶(۲): ۱-۱۰.
- [۲۳] Tath T and Jozefaciuk G, ۲۰۰۲. Physicochemical properties of solonchetsiposequence. Geoderma, ۱۰۶: ۱۳۷-۱۵۹.
- [۲۴] Wang Q R and Klassen W, ۲۰۰۵. Determination of cation exchange capacity on low to highly calcareous soils. Communications in Soil Science and Plant Analysis. ۳۶: ۱۴۷۹-۱۴۹۸.
- [۲۵] Yerima, B. P. K., Wilding, L. P., Hallmark, C. T. and Calhoun, F. G. ۱۹۸۹. Statistical relationships among selected properties of northern Cameron Vertisols and associated Altisols. Soil Sci. Soc. Am. J. ۵۳: ۱۷۵۸-۱۷۶۳.



Cation Exchange capacity estimation in clayey soils by using easily-measured properties

Habib Ramezanzadeh Arvanaghi*¹, Moslem Servati², Abouzar Salehi³ and Hossein Beyrami⁴

Abstract:

At contaminated soil management, fertility problems and to understand heavy metals relations in soil known about cation exchange capacity is the determining factor. Today's, industrial development lead to increasing polluted swages that contain heavy metals and pollutants. Swages movement by surface waters that cause to spreading pollutants in environment and adsorbing it in around soils. Sorption amount is variable that depend on soil's cation exchange capacity (CEC). CEC is one of hard-measuring soil characteristics especially in clayey soils that consume high time and cost. In this study, we tried to estimate the amount properties of soil cation exchange capacity from easily-measuring properties like sand, silt, clay and organic carbon and pH using artificial neural network and multi variant regression techniques. 176 samples were selected from clayey soils and cation exchange capacity and other properties were measured. The results showed that the artificial neural network approach with a coefficient of determination 0.759** which has the highest fitted to the data and multi variant regression method and practical models were next in the rankings. Lowest RMSE (=12.788) was also associated with the artificial neural network method.

Keywords: soil pollution, artificial neural network, Cation exchange capacity, Hard-measured properties, easily measured