تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی در دو فامیل خاک غالب استان چهار محال و بختیاری با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

رضا مهاجر، محمد حسن صالحی و حبیب اله بیگی هرچگانی

به ترتیب دانشجوی دکترا و استادیاران بخش خاکشناسی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهرکرد

Archive of SID

چکیده

کیفیت نقشه های خاک برای اهداف مختلف کشاورزی، منابع طبیعی، عمران و محیط زیست از اهمیت خاصی برخوردار است. لحاظ نمودن خصوصیات حاصلخیزی از جمله ظرفیت کاتیون تبادلی می تواند در ارتقای نقشه های خاک و بالابردن کیفیت آنها مدنظر قرارگیرد. از آنجایی که اندازه گیری مستقیم این ویژگی زمان بر و هزینه براست، لذا بایستی به دنبال یک روش غیر مستقیم تخمین بود که ساده و کم هزینه باشد. توابع انتقالی خاک معادلاتی هستند که برای تخمین خصوصیات خاک که اندازه گیری مستقیم آنها گران و وقت گیر است به کار می روند. این توابع اغلب با استفاده از دو روش رگرسیون و شبکه های عصبی مصنوعی به دست می آیند. پژوهش ها نشان داده است که گروه بندی و تفکیک خاکها بر اساس سطوح رده ، افق و لایه های خاک می تواند دقت توابع انتقالی را جهت تخمین CEC افزایش دهد. تحقیق حاضر با هدف (1) بررسی ارتقای نقشه خاک با تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی در دو فامیل خاک غالب استان چهارمحال و بختیاری؛ (2) برازش توابع انتقالی CEC به روش شبکه های عصبی ؛ و(3) اثر جداسازی خاکها به فامیل ها و لایه ها ی سطحی وعمقی بر دقت مدل ها انجام شد. به منظور دستیابی به اهداف مذکور، مناطق مورد مطالعه از محدوده های مختلف دو واحد همگون نقشه با دو فامیل خاک (سری شهرک و سری چهار محال) در استان چهار محال وبختیاری انتخاب گردیدند. نمونه گیری از هر فامیل خاک در دو عمق صفرتا20 و 30 تا50 سانتی متری انجام شد به طوری که از هر فامیل خاک، 60 نمونه (30 نمونه از هرعمق) برداشت گردید. ویژگی هایی مانند بافت خاک؛ درصد مواد آلی خاک؛ درصد آهک خاک؛ درصد رطوبت خاک در 1500- کیلوپاسکال؛pH وظرفیت تبادل کاتیونی در آزمایشگاه اندازه گیری شد. تجزیه وتحلیل آماری و مدل سازی شبکه عصبی با نرم افزار JMP 5.0 انجام شد. تعداد گره لایه میانی با رسم نمودار های پروفایلر به دست آمد. ارزیابی کیفیت مدل ها با استفاده از شاخص های R^2 و RMSEانجام گرفت و بهترین مدل ها برای کل نمونه ها(بدون تفکیک فامیل ولایه)، برای لایه های سطحی و عمقی صرف نظر از فامیل، برای هریک از فامیل ها و برای لایه های سطحی و عمقی هر فامیل انتخاب شد. نتایج نشان داد که توابع انتقالیCEC را، می توان با استفاده از تکنیک شبکه عصبی با دقت قابل قبولی استخراج کرد. به طور کلی ، به استثنای چندین تابع، تفکیک خاک ها به لایه یا فامیل و تفکیک فامیل به لایه های سطحی و زیرین موجب افزایش دقت مدل ها در تخمین CEC گردید. در میان ویژگی های اندازه گیری شده خاک، سه ویژگی موادآلی، رس وPWP بهترین پارامترهای به کار رفته جهت تخمین CEC بودند به گونه ای که اغلب توابع که این سه ویژگی در آن ها به کار رفته بود بهترین توابع تخمین CEC بودند. دراین بین، اهمیت موادآلی درلایه های سطحی بیشتر از لایه های زیرین و برعکس، اهمیت رس در لایه های زیرین بیشتر از لایه های سطحی در تخمین CEC بود.

واژه های کلیدی: ظرفیت تبادل کاتیونی، توابع انتقالی، شبکه عصبی، فامیل خاک و تفکیک

www.SID.ir

مقدمه

نقشه های خاک به عنوان نقشه های پایه برای اهداف مختلف کشاورزی، منابع طبیعی، عمران و محیط زیست مورد استفاده قرار می گیرند. بنابراین، کیفیت این نقشه ها از اهمیت خاصی برخوردار است (روگوسکی وولف،1994). استفاده ازشاخص‌های حاصلخیزی خاک می تواند در ارتقای نقشه های‌خاک و بالابردن‌کیفیت آنها مفید باشد.

اندازه‌گیری برخی از شاخص های حاصلخیزی خاک به دلیل زمان‌بر بودن و هزینه ی زیاد کمتر در تولید نقشه‌های خاک مد نظر قرار می‌گیرد (اوبرتور وهمکاران،1996). از جمله این شاخص‌هاکه‌اهمیت بسیاری درحاصلخیزی‌خاک دارد ظرفیت تبادل کاتیونی *(CEC)*[1] است. ظرفیت تبادل‌کاتیونی مقدار کاتیون تبادلی است که در یک pH مشخص در واحد وزن خاک نگهداشته می شود(سیبولد و همکاران،2005). اجزایی از خاک که دارای CEC هستند شامل رس ها و مواد آلی می باشند (مارتل وهمکاران، 1978 و مانریک وهمکاران،1991). مقدار CEC بسته به عواملی چون pH؛ نوع، اندازه و مقدار رس؛ وضعیت تجزیه و منبع مواد آلی متفاوت است(پارفیت وهمکاران، 1995).

اندازه گیری ویژگی هایی چون *CEC*، پرهزینه وبسیار زمان‌بر است. بنابراین، برای تخمین دقیق این ویژگی‌ها باید بدنبال راه حل های مناسب، ساده و کم هزینه بود. به همین منظور، استفاده از روش های تخمین غیر مستقیم مورد توجه قرار گرفته است. برای نخستین بار، بوما (1989) روابط رگرسیونی میان متغیرهای زودیافت ودیریافت خاک را بدست آورد و آنها را توابع انتقالی خاک (PTF)[2] نامید. توابع انتقالی به طور موفقیت‌آمیزی در زمینه های مختلف علوم خاک از جمله در تخمین خصوصیات شیمیایی مانندظرفیت‌تبادل‌کاتیونی به کار رفته است(مانریک وهمکاران،1991، سیبولد وهمکاران،2005).

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 معادله بررسی می شود (مک براتنی وهمکاران، 2002). متغیر وابسته می تواند ظرفیت تبادل کاتیونی و متغیر های مستقل می تواند درصد ماده آلی، درصد رس و *pH* خاک باشد که با متغیر وابسته رابطه منطقی دارند.

استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی[3] یکی دیگر از روش های به دست آوردن توابع انتقالی خاک است که در سالهای اخیر مورد توجه قرار گرفته است. استفاده از شبکه های عصبی در مطالعات خاکشناسی از سال 1996 به بعد معمول شده است. این تکنیک عموماً در مطالعات هیدرودینامیکی و پیش بینی خصوصیات رطوبتی خاک مورد مطالعه قرار گرفته است. برخی از تحقیقات نشان داده است که برای بدست آوردن توابع انتقالی، این تکنیک دقیق تر و قابل اعتمادتر از روش رگرسیون است (اسکاپ وهمکاران، 1998، امینی وهمکاران، 2005). این روش توسط محققین مختلف از جمله تاماری وهمکاران (1996)، محمدی (2002)، پاچپسکی و رالز (2003)، امینی و همکاران (2005) و مردون وهمکاران (2006) جهت تخمین شاخص های مختلف به کار گرفته شده است. شبکه های عصبی مصنوعی در واقع دسته ای از سیستم های دینامیک می باشند که با پردازش بر روی داده های تجربی، ضمن

[1]- *Cation Exchange Capacity*
[2]- *Pedotransfer Functions (PTF$_s$)*
[3]- *Artifical Neural Networks (ANN)*

Archive of SID
www.SID.ir

پیدانمودن روابط نهفته و پنهان درونی داده ها، آنها را به ساختار شبکه منتقل می کنند (منهاج،1379). در مدلهای شبکه مصنوعی به علت اینکه شبکه باتعدادی از داده ها مورد آزمایش قرار می گیرد و سپس از آموخته های خود درجهت پیش بینی استفاده می کند بنابراین هرچه تعداد داده ها بیشتر باشد دقت مدل بالاتر خواهد رفت. بایستی توجه داشت مدلهای حاصل از این سیستم ها فقط در شرایط منطقه نمونه برداری و همان شرایط خاک کاربرد دارند(پاچپسکی وهمکاران، 1996).

شبکه های عصبی قادر به مدلسازی توابع شدیداً پیچیده هستند. این قدرت به ویژه مدیون غیر خطی بودن شبکه های عصبی است. روش های خطی که سنتاً به کار می روند نمی توانند پدیده های غیر خطی را مدلسازی کنند. بایستی توجه کرد که بسیاری از پدیده های طبیعی غیر خطی هستند. همچنین، در مقایسه با روش های خطی و غیر خطی رگرسیونی، درشبکه های عصبی نیازی به تعیین شکل مدل نیست و تنها از طریق یادگیری، ساختار داده ها و رابطه ی متغیرهای ورودی و خروجی کشف می شود (اسکاپ و همکاران، 1998).

بررسی ها نشان داده است که چنانچه خاک ها بر اساس رده بندی تاکسونومی ویا بر اساس افقهای مشخصه گروه بندی شوند، توابع انتقالی حاصل از رگرسیون می تواند به طور مشخصی دقیق تر وصحیح تر باشد(دریک و موتو،1982). گروه بندی خاک ها منجر به کاهش تغییرات در خصوصیات خاک می شود و مدل بدست آمده جهت تخمین *CEC* ازدقت بالاتری برخوردارخواهد بود (آسادو وآکامیجبو، 1990).

از بررسی منابع مختلف چنین بر می آید که تخمین ظرفیت کاتیون تبادلی با استفاده از تکنیک شبکه عصبی و تاثیر جداسازی و تفکیک خاکها بر اساس فامیل وعمق بر دقت این توابع مورد توجه کافی قرار نگرفته است. در ایران نیز این مسئله مورد مطالعه قرار نگرفته است وتنها اخیراً امینی و همکاران(2005) از طریق این تکنیک به تخمین CEC در خاک های خشک ایران پرداخته اند.

امینی و همکاران (2005) درخاکهای خشک (آریدی سول) اصفهان ضمن ارزیابی مدل های توابع انتقالی (PTF) بدست آمده از سایر محققین، CEC را بوسیله دو الگوریتم شبکه عصبی GRNN[1] وFFBP[2] تخمین زدند. آنها ضمن استفاده از 110 نمونه اندازه گیری شده توسط سایر محققین، اقدام به جمع آوری 60 نمونه از خاکهای سطحی استان کردند. در این مطالعه از طیف ناهمگونی از خاکها با شوری، بافتها ومواد آلی مختلف استفاده شد. نتیجه مطالعه آنها نشان داد که مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) از 3/85 برای مدل تابع انتقالی خاک بریوسما و همکاران(1986) به 2/54 برای مدل FFBP در تکنیک شبکه عصبی کاهش یافته است. نتایج آنها نشان داد که افزایش دقت توابع انتقالی به دست آمده از الگوریتم FFBP نسبت به روش رگرسیون 25% بیشتر است. الگوریتم FFBP بهترین مدل را در بین دیگر الگوریتم های شبکه عصبی ونیز رگرسیون با R^2 مساوی 0/69 و RMSE مساوی 2/54 تولید کرد. طبق نظر آنها این تکنیک نسبت به روش رگرسیون، CEC را با صحت و دقت قابل قبول تری پیش بینی می کند.

از بررسی منابع چنین بر می آید که تاکنون توابع انتقالی جهت تخمین CEC برای هیچ یک از خاک های استان چهارمحال و بختیاری استخراج نشده است. اگرچه اثر تفکیک خاک تا سطح رده بر روی توابع انتقالی رگرسیونی

[1]- *Generalized Regression Neural Network*

[2]- *Feed- Forward Back Propagation*

Archive of SID
www.SID.ir

مورد بررسی قرار گرفته است(مانریک وهمکاران، 1991 و سیبولد وهمکاران، 2005) ولی تاثیر جداسازی و تفکیک خاک ها بر اساس فامیل و لایه های خاک تا به حال در مطالعات محققین مورد نظر نبوده است. لذا هدف از این تحقیق استخراج این توابع به روش شبکه ی عصبی وبررسی اثر تفکیک خاک به فامیل ولایه های سطحی (لایه شخم) و لایه ی زیرین بر دقت مدل های به دست آمده می باشد.

مواد و روش ها

منطقه مورد مطالعه، محدوده های مختلف از دو واحد همگون نقشه با دو سری خاک شهرک و چهار محال را شامل می شود و در شهرکرد و حومه آن در استان چهار محال و بختیاری واقع شده است. میانگین بارندگی این منطقه 320 میلی متر وارتفاع آن از سطح دریا 2060 متر است. رژیم رطوبتی و حرارتی دو سری شهرک و چهار محال به ترتیب زریک[1] ومزیک[2] است. کاربری اراضی در این منطقه بیشترکشاورزی آبی گندم و یونجه و مرتع است.

پس از بررسی نقشه های خاک استان در مقیاس یک پنجاه هزارم، دو خاک غالب از محدوده های مختلف دو واحد نقشه همگون انتخاب گردید. انتخاب این دو خاک به نحوی بود که علی رغم تفاوت در فامیل تحت گروه آنها یکسان باشد. رده بندی دو خاک غالب انتخاب شده به شرح زیر گزارش شده است:

خاک اول) سری شهرک با فامیل: Fine, Mixed, Mesic Typic Calcixerepts

خاک دوم) سری چهارمحال با فامیل: Fine, Carbonatic, Mesic Typic Calcixerepts

نمونه برداری خاک در دو عمق صفر تا20 و 30 تا 50 سانتی متری به طریق تصادفی انجام شد به طوری که از هر خاک 60 نمونه (30 نمونه از هرعمق) انتخاب گردید.

پس از آماده سازی نمونه ها، علاوه بر تعیین ظرفیت تبادل کاتیونی، مشخصه هایی از خاک که بر اساس مطالعات انجام شده براین خصوصیت موثر هستند در آزمایشگاه اندازه گیری شدند. این مشخصه ها شامل بافت خاک به روش هیدرومتری؛ درصد مواد آلی خاک به روش واکلی-بلاک؛ درصد آهک خاک به روش تیتراسیون برگشتی؛ درصد رطوبت در مکش 1500 کیلو پاسکال(PWP) وpH در مخلوط 1:5 (نسبت آب مقطر به خاک) بودند.

پس از اندازه گیری و انجام محاسبات اولیه، نرمال بودن توزیع داده ها بررسی و آزمون شد.. برای مدل سازی شبکه عصبی مصنوعی از نرم افزار JMP 5.0 استفاده شد. این نرم افزار یک مدل شبکه عصبی با الگوریتم FFBP برازش می دهد که می تواند سه لایه ورودی، پنهان وخروجی داشته باشد. تابع فعال سازی لایه پنهان از نوع سیگموئیدی(لجستیک، منطقی) است. لایه ورودی می تواند بیش از یک ورودی، لایه خروجی بیش از یک خروجی ولایه پنهان می تواند بیش از یک گره داشته باشد. برای انتخاب تعداد گره مناسب، از نمودار های پروفیلر[3] این نرم افزار استفاده شد. با استفاده از این نمودار می توان از بیش برازشی[4] یا کم برازشی[5] مدل شبکه عصبی جلوگیری کرد. در این مطالعه، برای تمام مدل های شبکه عصبی یک گره انتخاب گردید. مدل های شبکه عصبی برای هر فامیل، لایه سطحی هر فامیل، لایه زیرین هر فامیل، لایه سطحی ولایه زیرین دو فامیل و کل نمونه ها برازش شدند.

1- Xeric

2- Mesic

3- Profiler Diagram

4- Overfiting

5- Underfiting

Archive of SID

www.SID.ir

جهت برازش مدل های شبکه عصبی از متغیرهای مستقلی که بر اساس مطالعات سایر محققین در تخمین CEC موثر هستند به عنوان ورودی مدل استفاده گردید وCEC به عنوان تنها خروجی مدل در نظر گرفته شد.

نتایج و بحث

نتایج برازش مدل ها در جداول 1 تا 4 آورده شده است.

اگر هیچ گونه تفکیکی در سطح فامیل و لایه ها انجام نگیرد مدل های (1) و(2) در تخمین CEC برای کل نمونه ها یکسان و ضعیف عمل کرده اند(توابع1 و10). نتایج جداول 1 و2 نشان می دهند که تفکیک خاک به دو فامیل باعث بهبود مدل های (1) و (2) نشده است. ولی تفکیک هر فامیل به دو لایه سطحی و عمقی باعث افزایش R^2 و کاهش RMSE و نهایتاً بهبود این دو مدل گردیده است. در عین حال مدل(1) در لایه های سطحی خیلی بهتر عمل می کند(توابع 5 و8) اما در لایه های زیرین دو مدل تقریباً یکسان عمل می کنند(توابع 6 و15؛ توابع9و18).

به نظر می رسد استفاده ی توام از دو متغیر درصد ماده آلی و درصد رس باعث بهبود پیش بینی CEC می شود (مدل3، جدول3). کیفیت برازش مدل(3) در عدم هیچ گونه تفکیکی به مراتب از کیفیت برازش مدل های ساده (1) و(2) بیشتر است. این نتیجه در تفاوت آماره های R^2 و RMSE مدل (3) با دو مدل (1) و(2) نیز دیده می شود.

در مجموع لایه بندی و تفکیک خاک به دو فامیل می تواند کیفیت مدل (3) را بهبود دهد. در این میان تابع شماره 24 با تفکیک فامیل به لایه بهبود نیافته است. احتمال می رود که تنوع

کانی شناسی رس این منطقه، عامل اصلی در ایجاد این نتیجه باشد. از آنجایی که معمولاً داده های بافت و ماده آلی موجود و یا اندازه گیری آن ها راحت تر از اندازه گیری CEC است، استفاده از مدل (3) عملی و مفید به نظر می رسد.

هر گاه اندازه گیری PWP مقدور ویا داده های مربوط به PWP ودرصد ماده آلی در دسترس باشند می توان از مدل (4) استفاده کرد (جدول4). دراین مدل همانند مدل (3) از دو متغیر مستقل درصد مواد آلی و PWP استفاده شده است. هرچند در این مدل تفکیک بر اساس فامیل برازش ضعیف تری نسبت به مدل (3) دارد لیکن، اگر در این مدل فقط از لایه بندی استفاده شود، نتایج مشابه با نتایج مدل (3) خواهد بود. در مجموع، تفکیک خاک به دو فامیل و همچنین هر فامیل به لایه های سطحی و عمقی باعث بهبود کیفیت برازش توابع گردیده است (جدول4).

آنچه از بررسی نتایج مدل های مختلف در جداول (1تا4) می توان نتیجه گرفت آن است که می توان از دو ویژگی رس و ماده آلی به دلیل نتایج قابل قبول و همچنین محاسبه ودسترسی آسان به این دو ویژگی برای خاکهای مورد مطالعه به عنوان تخمین گر های مناسب جهت تخمین CEC استفاده نمود. این مطلب کاملاً با نتایج ساهراوات (1983)، بل وکولن (1995) و نوربخش و همکاران (1381) هم خوانی دارد چرا که در اکثر توابع آنها نیز رس و ماده آلی به عنوان دو ویژگی اساسی وارد شده اند.

همچنین به نظر می رسد که عواملی دیگر نیز در تعیین CEC این دو فامیل خاک نقش دارند. برای تخمین CEC در این خاک ها شاید تعیین نوع رس (مارتل و همکاران، 1978)، سطح ویژه (تامپسون و همکاران، 1988) وتعیین نوع ماده آلی بتواند به تخمین دقیق تر CEC یا تفسیر بهتر نتایج کمک کند.

Archive of SID
www.SID.ir

به طور کلی از مقایسه نتایج درج شده در جداول 1 تا4 چنین برداشت می شود که تفکیک خاک بر اساس فامیل و عمق می تواند باعث بالارفتن R^2 و افزایش دقت (کاهش *RMSE*) روابط گردد. دلیل اصلی افزایش دقت مدل‌ها را می‌توان به افزایش همگنی و یکنواختی ویژگی‌های خاک و همچنین رفع نسبی اختلاط اثرات این ویژگی‌ها پس از انجام تفکیک دانست.

چنین برداشت می شود که شبکه عصبی می تواند CEC را به شرط داشتن ورودی های مناسب با دقت و اطمینان بالایی تخمین زند. نتایج امینی وهمکاران (2005) نشان داد که استفاده از مدل شبکه عصبی با الگوریتم FFBP نسبت به روش رگرسیون، CEC را با دقت قابل قبول‌تری پیش‌بینی می کند. اگرچه مطالعه این محققیین بر اساس 8 گره در لایه پنهانی انجام شد ولی نتایج تحقیق حاضر با دقت بالاتری (R^2 بزرگتر و *RMSE* پائین تر) CEC را تخمین زده است.

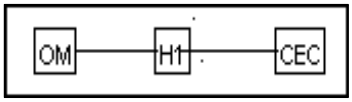
به نظر می رسد علت اصلی دقت بالاتر مدل های تحقیق حاضر نسبت به نتایج این محققین، تفکیک خاک ها و همگن نمودن خصوصیات آنها باشد همچنین در مطالعه این محققین نمونه ها از مناطق مختلف با تفاوت زیاد در دامنه خصوصیات جمع آوری شده که این خود می تواند بر عدم یکنواختی ویژگی ها به خصوص در خاک های اریدی سول موثر باشد (سیبولد وهمکاران، 2005).

یکی از اشکالات شبکه عصبی این است که نمی تواند یک روش صریح برای انتخاب متغیر های ورودی موثرهمانند روش رگرسیون با حذف گام به گام فراهم نماید (پاچپسکی و همکاران، 1996). برای رفع این اشکال شبکه عصبی و استفاده از مزیت آن پیشنهاد می‌شود که انتخاب مدل مناسب جهت تخمین CEC در دو مرحله انجام شود: در مرحله اول، متغیرها با استفاده از رگرسیون گام به گام، انتخاب و در مرحله دوم این متغیرها با استفاده از نرم افزار شبکه عصبی برازش شوند. با این حال از مزیت های شبکه عصبی این است که نیازمند تعیین یک تابع خاص برای بیان رابطه میان داده های ورودی و خروجی نیست ودیگر آنکه شبکه های عصبی حداکثر اطلاعات را از داده های ورودی‌استخراج می کند (اسکاپ و همکاران، 1998).

توصیه می‌شود برای بالابردن کیفیت و ارتقای نقشه‌های خاک (در استان چهار محال و بختیاری) این پژوهش بر روی خاک‌های دیگر این استان در مقیاسی وسیع‌تر و با تعداد نمونه بیشتر و همچنین در اعماق بیشتر (حداقل 100سانتی متر) انجام گیرد.

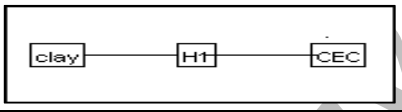
Archive of SID
www.SID.ir

جدول1-مدل (1)، مدل شبکه عصبی تخمین CEC با استفاده از درصد ماده ی آلی خاک (منابع بل و کولن 1995، نوربخش و همکاران 1381)



شماره تابع	سطح تفکیک	R^2	*RMSE*
1	بدون تفکیک	0/32	0/81
2	دو فامیل لایه سطحی	0/84	0/40
3	دو فامیل لایه زیرین	0/55	0/67
4	فامیل اول(سری شهرک)	0/36	0/80
5	فامیل اول لایه سطحی	0/89	0/32
6	فامیل اول لایه زیرین	0/48	0/73
7	فامیل دوم (سری چهارمحال)	0/28	0/82
8	فامیل دوم لایه سطحی	0/82	0/42
9	فامیل دوم لایه زیرین	0/78	0/45

جدول2- مدل(2)، مدل شبکه عصبی تخمین CEC با استفاده از درصد رس خاک (منبع بل و کولن، 1995)

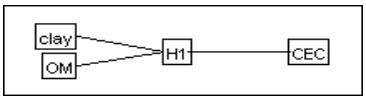


شماره تابع	سطح تفکیک	R^2	*RMSE*
10	بدون تفکیک	0/29	0/85
11	دو فامیل لایه سطحی	0/39	0/78
12	دو فامیل لایه زیرین	0/57	0/66
13	فامیل اول(سری شهرک)	0/26	0/86
14	فامیل اول لایه سطحی	0/44	0/76
15	فامیل اول لایه زیرین	0/54	0/70
16	فامیل دوم (سری چهارمحال)	0/37	0/80
17	فامیل دوم لایه سطحی	0/40	0/78
18	فامیل دوم لایه زیرین	0/75	0/50

Archive of SID

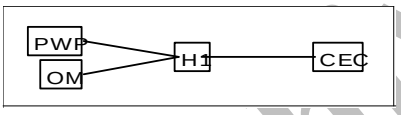
www.SID.ir

جدول3- مدل (3)، مدل شبکه عصبی تخمین CEC با استفاده از درصد رس و درصد ماده ی آلی خاک (منابع ویلدینگ وروتلج، 1966، مارتل و همکاران ،1977 ، بل و کولن، 1995 و نوربخش و همکاران، 1381)



شماره تابع	سطح تفکیک	R^2	*RMSE*
19	بدون تفکیک	0/73	0/38
20	دو فامیل لایه سطحی	0/85	0/38
21	دو فامیل لایه زیرین	0/75	0/50
22	فامیل اول(سری شهرک)	0/74	0/51
23	فامیل اول لایه سطحی	0/90	0/31
24	فامیل اول لایه زیرین	0/67	0/58
25	فامیل دوم (سری چهارمحال)	0/77	0/46
26	فامیل دوم لایه سطحی	0/83	0/41
27	فامیل دوم لایه زیرین	0/88	0/34

جدول4- مدل (4)، مدل شبکه عصبی تخمین CEC با استفاده از درصد ماده ی آلی خاک وpwp (منبع: سیبولد،2005)



شماره تابع	سطح تفکیک	R^2	*RMSE*
28	بدون تفکیک	0/63	0/60
29	دو فامیل لایه سطحی	0/85	0/38
30	دو فامیل لایه زیرین	0/72	0/53
31	فامیل اول(سری شهرک)	0/68	0/56
32	فامیل اول لایه سطحی	0/90	0/30
33	فامیل اول لایه زیرین	0/73	0/52
34	فامیل دوم (سری چهارمحال)	0/65	0/57
35	فامیل دوم لایه سطحی	0/82	0/42
36	فامیل دوم لایه زیرین	0/83	0/41

Archive of SID

www.SID.ir

منابع

(1) منهاج، ب. 1379. مبانی شبکه های عصبی. چاپ اول. مرکز نشر دانشگاه امیرکبیر. 751 صفحه.

(2) نوربخش، ف، جلالیان، ا وشریعتمداری، ح. 1382. تخمین گنجایش تبادل کاتیونی خاک با استفاده از برخی ویژگی های فیزیکوشیمیایی خاک، مجله علوم وفنون کشاورزی و منابع طبیعی، سال هفتم، 3: ص 107-117.

(3) Amini, M., Abbaspour, K. C., Khademi, H., Fathianpour, N., Afyuni, M., and Schulin, R. 2005. Neural network models to predict cation exchange capacity in arid regions of Iran. Europ. J. Soil Sci, 56:551-559.

(4) Asadu, C. L. A., Diels, J., and Vanlauwe, B. 1997. A comparison of the contributions of clay silt, and organic matter to the effective CEC of soils in subsahran Africa. Soil Science, 162:785-794.

(5) Bell, M. A., and Van keulen, J. 1995. Soil pedotransfer functions for four Mexican soils. Soil Sci Soc. Am. J., 59:865-871.

(6) Bouma, J. 1989. Using soil survey data for quantitative land evaluation. Advances in Soil Science, 9:177-213.

(7) Breeuwsma, A., Wosten, J. H. M., Vleeshouwer, J. J., Van slobbe, A. M., and Bouma, J. 1986. Derivation of land qualities to assess environmental problems from soil surveys. Soil Sci Soc. Am. J., 50:186-190.

(8) Drake, E. H., and Motto, H. L. 1982. An analysis of the effect of clay and organic matter content on the cation exchange capacity of New Jersey soils. Soil. Sci, 133:281-288.

(9) Manrique, L. A., Jones, C. A. and Dyke, P. T. 1991. Predicting cation exchange capacity from soil physical and chemical properties. Soil Sci. Soc. Am. J, 55:787-794.

(10) Martel, Y. A., De kimpe, C. R., and. Laverdiere., M. R. 1978. Cation exchange capacity of clay-rich soils in relation to organic matter, mineral composition, and surface area. Soil Sci. Soc. Am.J. 42:764-767.

(11) McBratney, A. B., Minasny, B., Cattle, S. R., and Vervoot, R. W. 2002. From pedotransfer function to soil inference system. Geoderma. 109, pp. 41-73.

(12) Merdun, H., cinar, Ö., and Apan, M. 2006. Comparison of artifical neural network and regression pedotransfer functions for prediction of soil water retention and saturated hydraulic conductivity, Soil Tillage Research. 90:108-116.

(13) Mohammadi, J. 2002. Testing artificial neural networks for predicting soil water retention characteristics from soil physical and chemical properties. 17th WCSS, Paper No. 210, Thailand.

(14) Oberthur, T., Dobermam, A., and Neue, H. V. 1996. How good is a reconnaissance soil map for agronomic purposes? Soil Use and Management, 12:33-43.

(15) Pachepsky, Y. A., Timlin, D., and Varllyay, G. 1996. Artificial neural networks to estimate soil water retention from easily measured data. Soil Sci. Soc. Am. J, 60:727-733.

(16) Pachepsky. Y. A., and Rawls, W. J. 2003. Soil structure and pedotransfer functions, Euro. J. Soil Sci. 54:443-451.

(17) Parfitt, R. L., Giltrap, D. J., and Whitton, J. S. 1995. Contribution of organic matter and clay minerals to the cation exchange capacity of soils. Commun. Soil Sci. plant Anal, 26:1343-1355.

(18) Rogowski, A. S., and.Wolf, J. K. 1994. Incorporating variability in soil map units delineation. Soil Sci. Soc. Am.J, 58:163-174.

(19) Schaap, M. G., Leij, F. L., and van Genuchten, M. Th. 1998. Neural network analysis for hierarchical prediction of soil hydraulic properties. Soil Sci. Soc. Am.J, 62:847-855.

Archive of SID

www.SID.ir

(20) Seybold, C. A., Grossman, R. B., and Reinsch., T. G. 2005. Predicting Cation Exchange Capacity for soil survey using linear models. Soil Sci. Soc. Am.J, 69:856-863.
(21) Tamari, S., Wosten, J. H. M., and Ruiz-Suarez, J. C. 1996. Testing an artificial neural networks for predicting soil hydraulic conductivity, Soil Sci. Soc. Am. J, 60, pp. 1732-1741.
(22) Thompson, M. L., Zhang, H., Kazemi, M., and Sandor, J. A. 1989. Contribution of organic matter to cation exchange capacity and specific surface area of fractionated soil materials. Soil Sci 148:250-256.
(23) Wilding, L. P., and Rutledge, E. M. 1966. Cation exchange capacity as a function of organic matter,total clay, and various clay fractions in a soil toposequence. Soil Sci. Soc. Am. Proc. 30:782-785.

Estimating of Cation Exchange Capacity in Two Dominant Soil Families of Charmahal-va-Bakhtiari Province Using Artificial Neural Network

R. Mohajer[1], M. H. Salehi[2] and H. Beigi Harchegani[2]

1- PhD student and 2- Assisstant Professors, College of Agriculture, University of Shahrekord

Abstract

Soil quality maps serve as base maps for the various uses in agriculture, natural resources and environment. have special impottant. One of the soil characteristics that can improve quality of soil maps is cation exchange capacity (CEC). As measuring CEC is time consuming and costly, it is useful to a find an indirect, simple and cheap method to estimate CEC. Pedotransfer functions are used for estimation of soil properties. These functions are developed by different methods including regression and artificial neural networks. When soils are grouped by taxonomic order, horizon or layer, accuracy of predictive models, in general, has been shown to improve. The purposes of this research are (1) upgrading the soil maps by determining the CEC in two dominant soil families in Chaharmahal-va-Bakhtiari province; (2) developing of PTFs for CEC using method of neural networks, (3) assessing the effect of soil partitioning into families and layers on the quality of models.The studied area consisted of three delinations of two consociation map units of Shahrak and Charmahal series. Soil samples were collected from each soil family from two depths of 0-20 and 30-50 cm. The measured soil physico-chemical properties are: soil texure, organic matter, equivalent $CaCO_3$, water content at -1500 kPa (PWP), pH and CEC. Neural network models were developed by JMP 5.0 software

R^2 and RMSE were used to evaluate and select best models for all samples, for top- and subsoil layers and both soil families. The results showed that CEC pedotransfer functions may be constructed with the use of neuaral network method.

In general, partitioning of soils into layers and families increased the accuracy of models. Amongst the measured properties, OM%, clay% and PWP% were best parameters for estimating CEC. As evident from R^2 and RMSE, at all levels of partitioning, neural network derived models estimate CEC relatively accurately and with high precision.

Key words: CEC, Pedotransfer functions, Neural network, Soil family and partitioning.

Archive of SID

www.SID.ir