



محور مقاله: فناوری‌های نوین در علوم خاک

تخمین درصد سدیم تبادل با مدل داده‌کاوی عصبی-فازی همراستا

مریم گل‌نژاد^{۱*}، علی اصغر جعفرزاده^۲، مسلم ثروتی^۳^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد گروه علوم خاک دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز^۲ استاد گروه علوم خاک دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز^۳ استادیار مرکز آموزش عالی شهید باکری میان‌دوآب، دانشگاه ارومیه

چکیده

خاک‌های سدیمی ویژگی‌های فیزیکوشیمیایی نامطلوبی داشته و منجر به کاهش رشد گیاهان می‌شود. برای اندازه‌گیری ESP نیاز به ظرفیت تبادل کاتیونی بوده که اندازه‌گیری آن وقت‌گیر و پرهزینه است، لذا مدل‌سازی آن ضروری به نظر می‌رسد. هدف از این پژوهش توسعه یک مدل هوشمند با استفاده از مدل تلفیقی عصبی-فازی همراستا (CANFIS) برای تخمین ESP در شهرستان بناب می‌باشد. برای این منظور ۲۰۹ نمونه خاک به صورت شبکه‌بندی منظم (۲۵۰ متر) از عمق ۰ تا ۲۵ سانتی‌متری برداشته شد. نتایج نشان داد که به ترتیب نسبت جذب سدیم، هدایت الکتریکی، واکنش خاک، رس، شن و سیلت بیشترین وزن را در تخمین ESP دارند. همچنین مدل CANFIS با ورودی‌های انتخابی آنالیز مولفه‌های اصلی (EC، SAR، pH) دارای کارایی بیشتری نسبت به مدل CANFIS با ۵ ورودی داشت، به‌طوریکه آماره‌های RMSE و R^2 برای مدل کارتر به ترتیب ۱/۰۱ و ۰/۹۶ محاسبه شد. نهایتاً نتایج موید کارایی بالای شبکه‌های عصبی-فازی در تخمین ESP است.

کلمات کلیدی: آنالیز مولفه‌های اصلی، بناب، نسبت جذب سدیم، ویژگی زودیافت، ویژگی دیریافت

مقدمه

داده‌کاوی یکی از فن‌آوری‌های آنالیز داده بوده که قابلیت زیادی در استخراج اطلاعات اساسی از پایگاه‌های داده را دارد. این فناوری شامل مجموعه‌ای از روش‌های تخمین و گروه‌بندی است که روابط و الگوهای واقع در پستوی انبوهی از داده‌ها را استخراج می‌کند (Cabena و همکاران، ۱۹۹۸) که شیوه‌های ماشینی مربوط به یادگیری، مدل‌سازی، و آموزش را طلب می‌نماید. یکی از این روش‌های مدل‌سازی و داده‌کاوی، مدل تلفیقی عصبی-فازی همراستا (CANFIS) بوده و از سیستم فازی به دلیل در نظرگیری ویژگی‌های پیوسته تغییرات خاک و عدم قطعیت در اندازه‌گیری‌های ویژگی‌های خاک و از شبکه‌های عصبی مصنوعی به دلیل بی‌نیازی از یک تابع خاص برای بیان رابطه میان داده‌های ورودی و خروجی استفاده می‌کند. در این مدل کاربر قادر است تا مشخصات شبکه عصبی مصنوعی و مدل فازی را بر خلاف ساختار مدل تلفیقی عصبی-فازی (ANFIS) به تفکیک انتخاب و به ساختار بهینه آن به روش آزمون و خطا به دست آورد (Aytek, 2008). از آنجایی که این سامانه‌ها با تعداد ورودی‌های زیاد ساختار متوازی نداشته و تخمین خوبی انجام نمی‌دهد و از طرفی نیز هدف از مدل‌سازی توسعه مناسب‌ترین مدل با حداقل تعداد ورودی‌ها است استفاده از سامانه خاصی که ورودی‌ها را به حداقل برساند ضروری به نظر می‌رسد. لذا باید روی متغیرهای موجود تجزیه و تحلیل مناسبی انجام داد تا به توان تاثیر نسبی آن‌ها را روی این پدیده بررسی کرد. برای این منظور از روش‌های آماری چندمتغیره در این خصوص استفاده می‌شود. روش آنالیز مؤلفه‌های اصلی (PCA) از متداول‌ترین روش‌های آماری چند متغیره بوده که روابط مشاهده‌شده بین چندین متغیر را نشان می‌دهد و اهمیت نسبی متغیرهای موثر بر یک پدیده را بیان می‌کند و می‌توان از متغیرهایی که اهمیت کمتری دارند صرف نظر نمود.

سدیمی بودن از مهم‌ترین ویژگی‌های خاک‌های متأثر از نمک است. برای اندازه‌گیری درصد سدیم تبادل (ESP)، به دست آوردن ظرفیت تبادل کاتیونی (CEC) نیاز است. اندازه‌گیری این پارامتر وقت‌گیر، پرهزینه و همراه با خطا است. عدم خارج شدن مازاد کاتیون شاخص طی مرحله شستشو در اندازه‌گیری CEC و وجود کانی زئولیت در خاک منجر به بیش‌برآوردی CEC و کم‌برآوردی (ESP) می‌شود. به علاوه، عدم اشباع کامل مکان‌های تبدالی با کاتیون شاخص، هدر رفتن خاک و هیدرولیز کاتیون شاخص تبدالی طی مرحله شستشو، عدم جایگزینی کامل آمونیوم به جای سدیم و انحلال گچ، CEC را کمتر اندازه‌گیری کرده و ESP را بیشتر از مقدار واقعی برآورد می‌شود (Rodes, 1982). همچنین اندازه‌گیری این ویژگی در خاک‌های شور با هدایت الکتریکی بالای ۱۰ دسی‌زیمنس بر متر با خطای اثر دفع آنیونی همراه بوده و ESP کمتر از مقدار واقعی برآورد شود (Jurinak و Suarez,

* ایمیل نویسنده مسئول: maryamgolnezhd@gmail.com



(۱۹۹۰). لذا به منظور اطلاع سریع از درجه سدیمی بودن خاک‌ها برخی محققان سعی کرده‌اند تا پارامترهای مزبور را از ویژگی‌های زودبافت خاک برآورد نمایند (Robbins و Meyer، ۱۹۹۰). به‌ویژه اطلاع از مقدار عددی ESP خاک‌های سدیمی و شور-سدیمی برای برآورد مقدار مواد اصلاح‌کننده این خاک‌ها ضروری است. در تحقیقی تعداد ۱۸۹ نمونه خاک از منطقه میانکنگی سیستان، برای تعیین رابطه بین ESP و SAR جمع‌آوری و با استفاده از مدل‌های رگرسیونی و هوش محاسباتی به تخمین ESP پرداخته شد. نتایج این تحقیق نشان داد ANFIS برای تخمین ESP نتایج مطلوبتری ارائه داد. از جنبه‌های کاربردی تخمین ESP می‌توان به موارد فوق اشاره نمود. تعیین عمق آب لازم جهت آبیاری املاح محلول از نیمرخ خاک‌های شور و سدیمی از طریق انجام آزمون‌های مزرعه‌ای الزامی می‌باشد. نتایج اجرای این گونه آزمایشات می‌تواند منجر به دستیابی منحنی‌های شوری و سدیم‌زدایی آن منطقه گردد که با استفاده از این منحنی‌ها می‌توان میزان آب لازم جهت کاهش شوری و سدیمی بودن خاک را تا حد مورد نظر تعیین نمود که ESP معیاری برای تعیین سدیمی بودن است. نفوذ یکی از پارامترهای مهم در طراحی و اجرای پروژه‌های آبیاری، زهکشی، مدیریت منابع آب، حفاظت خاک، مطالعات هیدرولوژی و تغذیه مصنوعی است که تحت تاثیر ویژگی‌های خاک از جمله میزان شوری و سدیم قرار می‌گیرد، لذا اطلاع از تغییرات مکانی و داده‌های به‌هنگام ESP در این راستا می‌تواند مفید باشد. با توجه به اهمیت تخمین ESP، توانایی مدل CANFIS در داده‌کاوی و تخمین ویژگی‌های دیربافت، هدف از این تحقیق تخمین ESP با استفاده از مدل CANFIS در منطقه قره چیق شهرستان بناب (استان آذربایجان شرقی) می‌باشد. کاربرد مدل PCA برای انتخاب ورودی‌های مدل CANFIS و تخمین ESP با این مدل از نوآوری‌های تحقیق فوق محسوب می‌شود.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه قره چیق با وسعت ۱۴۵۰ هکتار در جنوب غرب استان آذربایجان شرقی و در شهرستان بناب واقع شده است. از نظر جغرافیایی منطقه بین ۴۵ درجه، ۵۸ دقیقه، ۳۰ ثانیه تا ۴۶ درجه، ۵۸ دقیقه و ۴۰ ثانیه طول شرقی و ۳۷ درجه، ۱۷ دقیقه، ۵ ثانیه تا ۳۷ درجه، ۱۹ دقیقه و ۱۵ ثانیه عرض شمالی قرار دارد (شکل ۱). جهت نیل به اهداف تحقیق، نمونه‌های خاک از محل هر گره از شبکه‌بندی منظم با فواصل ۲۵۰ متر (۲۰۹ نمونه) از خاک سطحی (۰-۲۵ سانتی‌متری) در تابستان ۹۶ برداشته شد و جهت آنالیزهای خاک به آزمایشگاه منتقل گردید (شکل ۱). سپس pH و هدایت الکتریکی نمونه‌ها در نسبت ۵ به ۱ آب به خاک (Rowell, 1994). بافت خاک به روش هیدرومتری (Bouyoucos, 1962)، Na^+ به روش فیلم فتومتری و Ca^{2+} و Mg^{2+} به روش تیتراسیون برگشتی (USDA, 1996) اندازه‌گیری شدند.

انتخاب متغیرها با آنالیز مولفه‌های اصلی

در روش تجزیه به مؤلفه‌های اصلی (PCA)، متغیرهای ورودی به متغیرهای بدون همبستگی تبدیل می‌شوند (Liu و همکاران، ۲۰۰۳). اولین گام تعیین و تشخیص مناسب بودن داده‌هاست. برای این کار از فاکتور KMO (رابطه ۱) استفاده شد. برای مقادیر کمتر از ۰/۵ داده‌ها نامناسب، بین ۰/۵ تا ۰/۶۹ متوسط و بزرگتر از ۰/۷۰ همبستگی داده‌ها برای PCA مناسب است.

$$KMO = \frac{\sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^P r_{ij}^2}{\sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^P r_{ij}^2 + \sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^P a_{ij}^2}, i \neq j \quad (1)$$

در رابطه (۱)، r_{ij} : ضریب همبستگی ساده بین متغیرهای i و j ، a_{ij} : ضریب همبستگی جزئی بین متغیرهای i ، j و P تعداد متغیرها است

مدل‌سازی با CANFIS

با توجه به موفقیت روش شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی در مدل‌سازی و تخمین فرآیندهای پیچیده غیرخطی، در این تحقیق یک مدل تلفیقی عصبی-فازی برای تخمین ESP توسعه یافت. برای این منظور از مدل CANFIS استفاده شد. این مدل از ویژگی‌های شبکه عصبی (ANN)



و سیستم استنتاج فازی ۱ (FIS) بهره می‌گیرد (Aytak, 2008). در این مدل، کاربر قادر است تا مشخصات شبکه عصبی مصنوعی و مدل فازی را بر خلاف ساختار ANFIS به تفکیک انتخاب و به ساختار بهینه به روش آزمون و خطا دست یابد.

مدل CANFIS انتخاب شده شامل پنج لایه است (شکل ۲). در لایه اول، گره‌های موجود، سری‌های فازی مرتبط با قوانین فازی است. این لایه موقعیت بخش مرکزی و اصلی هر سری فازی کنترل می‌شود. در این تحقیق، از تابع عضویت گوسین برای تعیین درجات عضویت استفاده شد. خروجی‌های این لایه مقادیر اولیه توابع عضویت فازی متناسب با ورودی‌های سامانه هستند. در لایه دوم، هر گره موظف به محاسبه نتایج ورودی‌های خود است و دامنه فعال سازی قوانین فازی تعیین می‌شود. در لایه سوم، درجه فعالیت مربوط به هر یک از قوانین، نرمال می‌شود. در لایه چهارم، گره‌های موجود به صورت تطبیق پذیر در آمده و هر تابع موجود، یک مدل درجه اول با پارامترهای حاصله ارائه می‌دهد و لایه پنجم، لایه خروجی است. به منظور بهینه نمودن مدل CANFIS، لازم است که پارامترهای حاصله در لایه چهارم درست تعریف شده و پارامترهای لایه اول، به عنوان بخش مرکزی دامنه تابع عضویت مطرح شوند.

در ساختار CANFIS توسعه یافته، بخش عصبی ساختار MLP و ساختار فازی دارای ۳ بخش اصلی فازی ساز ورودی، موتور استنتاج و غیرفازی ساز خروجی بود. فازی ساز ورودی مقادیر قطعی متغیرهای ورودی را به مجموعه‌های فازی تبدیل می‌نماید و غیرفازی ساز خروجی مقادیر به دست آمده از موتور استنتاج فازی را به مقادیر قطعی تبدیل می‌نماید. سیستم کنترل فازی مورد استفاده در این پژوهش از نوع گوسی بود که توانایی کاهش اغتشاشات احتمالی در داده‌های ورودی را دارد موتور استنتاج فازی از نوع سوگنو از موتورهای پر کاربرد در سیستم‌های فازی است (Monem و Kiapasha, ۲۰۰۹).

معیارهای ارزیابی مدل‌ها

برای این منظور از معیار جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) بر حسب (رابطه ۲) و معیار ضریب همبستگی (R2) (رابطه ۳) استفاده شد.

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^n (q_i - \bar{q}_i)(\hat{q}_i - \bar{\hat{q}}_i)]^2}{\sum_{i=1}^n (q_i - \bar{q}_i)^2 \sum_{i=1}^n (\hat{q}_i - \bar{\hat{q}}_i)^2} \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (q_i - \hat{q}_i)^2} \quad (3)$$

در این روابط، q_i مقدار ESP اندازه‌گیری شده، \hat{q}_i مقدار ESP برآورد شده، \bar{q}_i میانگین مقادیر ESP اندازه‌گیری شده، $\bar{\hat{q}}_i$ میانگین مقادیر ESP برآورد شده، \bar{q}_i میانگین ESP محاسباتی و n تعداد داده‌ها می‌باشد.

نتایج و بحث

ضریب تغییرات معیاری از تغییرپذیری نسبی داده‌ها است. ضریب تغییرات ویژگی‌های خاک را به دو دسته پایین (۰/۱۵-/۰/۰) و بالا (۰/۷۵-/) طبقه‌بندی نمودند. در این مطالعه مقادیر ضریب تغییرات مابین ۰/۰۲ و ۱۶/۵۹ به ترتیب برای pH و ESP بود (جدول ۱). ESP در خاک‌های مطالعاتی با میانگین ۲۷/۳۱ بوده و جزء خاک‌های سدیمی محسوب می‌شوند که میانگین pH بالای ۸/۵ نیز موید این مطلب است، لذا پایش تغییرات این ویژگی خاکی، به عنوان شاخص سدیمی بودن خاک، ضروری است. حداقل ESP ۱/۲ و حداکثر آن ۸۴/۷ درصد می‌باشد.

¹-Fuzzy Inference System



جدول ۱. پارامترهای آماری ویژگی‌های خاک در مدل‌سازی ESP

pH	Sand	Silt	Clay	EC	SAR	ESP	
8.52	27.96	32.66	39.37	25.47	22.52	27.3	میانگین
-0.010	0.29	-0.015	-0.06	1.05	0.81	0.79	چولگی
-0.88	0.11	0.10	0.40	0.26	-0.26	-	کشیدگی
0.02	4.71	1.44	1.98	14.67	14.04	16.5	ضریب تغییرات
7.17	2	15	16	1.37	0.9	1.2	حداقل
8.88	61	49	63	81.55	70.3	84.7	حداکثر

انتخاب متغیرهای ورودی با PCA

همبستگی پیرسون بین متغیرها را نشان می‌دهد. توانمندی تخمین مدل‌های هوشمند به انتخاب صحیح اطلاعات ورودی لایه اول بستگی دارد، لذا با ماتریس همبستگی ارتباط بین پارامترهای خاک (متغیر مستقل) و ESP (متغیر وابسته) مشخص شد. نتایج نشان داد، نسب جذب سدیم (SAR) و سیلت به ترتیب کمترین و بیشترین همبستگی را با ESP داشتند. هیدرولیز سریع نمک‌های سدیم و افزایش pH از ویژگی‌های بارز خاک-های سدیمی است. رابطه مثبت بین واکنش خاک و ESP گزارش شده است (Abrol و Bhargava، ۱۹۷۸). همبستگی بالایی بین ESP و هدایت الکتریکی عصاره اشباع توسط برخی محققین گزارش شده است (Farhmand و همکاران، ۲۰۱۱). همبستگی مثبت ESP با محتوی رس و همبستگی منفی با محتوی شن نیز بیانگر اهمیت بخش ریز خاک است. برای تعیین رابطه بین SAR و ESP از رگرسیون خطی استفاده شد. نتایج نشان داد که بین این دو پارامتر با همدیگر رابطه $ESP=0.973+0.924SAR$ وجود داشته و ضریب تبیین آن ۰/۹۱ است. برای نیل به اهداف کل داده‌ها به سه بخش تفکیک شد. ۷۰ درصد کل داده‌ها برای آموزش ۱۵ درصد برای نظارت یادگیری شبکه، ۱۵ درصد برای صحت‌سنجی به شبکه معرفی شدند. در این تحقیق از نرم‌افزار Matlab R2016b برای تخمین ESP با استفاده از مدل CANFIS استفاده شد. به‌منظور عملکرد بهتر سامانه هوشمند CANFIS ابتدا با استفاده از روش PCA، تعداد ورودی‌هایی که تاثیر چندانی در توسعه مدل نداشتند کاهش داده شدند. اگر تمام مولفه‌های اصلی ماتریس استخراج شود، می‌توان همبستگی‌های بین متغیرها را به‌طور کامل محاسبه نمود (Spearman, 1994). این کار ساده‌سازی نبوده و به تعداد متغیرها مولفه وجود دارد. این مولفه‌ها باید به‌توانند جداگانه همبستگی‌ها را تبیین کند (Kline, 1994). جدول ۳ مقادیر ویژه را نشان می‌دهد. در انتخاب، عامل‌هایی انتخاب می‌شود که حداقل ۷۰ درصد واریانس را توجیه نماید. مطابق جدول ۲ مقدار ویژه اول (λ1) برابر با ۳/۶۳ بوده و ۶۰/۵۵ درصد از کل واریانس داده‌ها را شامل می‌شود. دومین و سومین مقدار ویژه ۱/۳۰ و ۰/۶۴ بوده و به ترتیب ۲۱/۷۳ و ۱۰/۷۴



درصد از کل واریانس داده‌ها را دربر می‌گیرد. سه عامل اول ۹۳/۰۳ درصد از واریانس متغیرها را توجیه می‌کند بنابراین از بین ۶ عامل، سه عامل انتخاب شد.

جدول ۲. مشخصات مقادیر ویژه حاصل از پارامترها

مؤلفه	کل	درصد توجیه واریانس	درصد تجمعی
۱	3.63	60.55	60.55
۲	1.30	21.73	82.28
۳	0.64	10.74	93.03
۴	0.29	4.92	97.95
۵	0.12	2.04	99.99
۶	2.45×10^{-5}	0.0001	1

تخمین ESP با مدل CANFIS

برای تخمین ESP با مدل CANFIS مدل اول با متغیرهای ورودی SAR، EC، رس، شن و pH توسعه یافت. در مدل دوم با اعمال PCA بر ورودی‌ها، ابعاد ورودی کاهش یافت. به منظور پیدا کردن تعداد بهینه نورن‌های میانی از روش سعی و خطا استفاده شد. نتایج مناسب‌ترین مدل CANFIS با آماره‌های RMSE و R^2 در جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۳. ویژگی‌های مدل‌های مختلف CANFIS برای تخمین ESP

ویژگی	روش دفازی کردن	تعداد توابع عضویت	تکرار	تعداد ورودی	R^2	RMS	ES
						E (%)	
مدل ۱	میانگین وزنی	۳	۱۱۸	۶	۰/۸۸	۲/۲۵	ES
مدل ۲	میانگین وزنی	۳	۱۲۴	۳	۰/۹۶	۱/۰۱	P

مدل ۱ با وارد کردن ورودی‌های بیشتر، ۸۸ درصد تغییرات مربوط به ESP را توجیه کند. با این حال مدل CANFIS با ورودی‌های انتخاب شده دارای دقت بالاتری می‌باشد، به طوری که مقادیر RMSE و R^2 در مرحله آزمون برای مدل اول و دوم به ترتیب ۰/۸۸ و ۳/۲۵ (شکل ۴) ۰/۹۶ و ۱/۰۱ برآورد گردید.

مدل ۲ در بیشتر نواحی توانسته مدل موفق‌تری در تخمین ESP باشد که در مجموع به دنبال کم‌ترین خطای تخمین است. این مدل با داشتن $R^2=0.96$ و $RMSE=1/01$ مدل کارتری است. دلیل کارایی کمتر مدل ۱، افزایش زمان یادگیری، پیچیده‌تر شدن ساختار و ایجاد اختشاش در مدل به دلیل حجم بالای اطلاعات ورودی است. علاوه بر این داده‌ها در سامانه خاک دارای عدم قطعیت بوده، لذا هرچه تعداد داده‌های ورودی مدل کاهش یابد، نتایج حاصله بهبود می‌یابد. سینگ و دو (Singh و Deo، ۲۰۰۷) با پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه نارمادا در هند با استفاده از سامانه CANFIS و شبکه‌های عصبی GRNN، MLP و RBF، به این نتیجه رسیدند که این سامانه نسبت به شبکه‌های عصبی مصنوعی دقت بیشتری دارد. Amutha و Porchelvan (۲۰۱۱) به منظور پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در حوضه آبخیز مالاتار، عملکرد دو مدل ANFIS و RBFN را مورد ارزیابی قرار دادند. ایشان مدل‌ها را با سه ورودی اجرا نمودند و گزارش کردند که عملکرد ANFIS با این تعداد ورودی نسبت به RBFN مطلوب‌تر است.



نتیجه گیری

در منطق فازی روند سیستماتیک برای طراحی یک کنترل کننده فازی وجود ندارد درحالی که در شبکه های عصبی مصنوعی با توجه به ویژگی آموزش از محیط، توانایی تطبیق با شرایط جدید را دارد. سیستم فازی به دلیل در نظرگیری ویژگی پیوسته خاک نتایج مناسبی ارائه می کند. همچنین سامانه CANFIS نسبت به ANFIS این قابلیت را دارد تا مشخصات شبکه عصبی مصنوعی و مدل فازی را بر خلاف ساختار ANFIS به تفکیک انتخاب و به ساختار بهینه آن به روش آزمون و خطا دست یابد. لذا در پژوهش حاضر از مدل CANFIS جهت تخمین ESP در شهرستان بناب استان آذربایجان شرقی استفاده شد. مقایسه دو مدل بیانگر عملکرد بهتر مدل ۲ در راستای برآورد ESP بود. در هر دو مدل، CANFIS به خوبی قادر به تخمین ESP بوده و با کاهش تعداد ورودی و انتخاب ورودی های موثرتر با PCA، عملکرد بهبود یافت. این مدل می تواند ESP را با قدرت اطمینان بالایی تخمین بزند و محدودیت نیاز به صرف وقت و هزینه های زیاد در برآورد مستقیم ESP را مرتفع می سازند. نتایج نشان می دهد برای مدل سازی ویژگی های دیریافت، به منظور نیل به مناسب ترین مدل، توجه به تعداد متغیرهای ورودی ضروری است، زیرا مهم ترین هدف ارائه مدلی با حداقل تعداد ورودی است. نتایج کمی سازی اهمیت متغیرها در مدل (CANFIS) تأییدی بر استفاده از سه ویژگی SAR، EC و pH در مدل سازی ESP است و می توان به خاک های مناطق خشک و نیمه خشک مشابه تعمیم داد. همچنین این مدل ها می تواند به صورت منطقه ای و کشوری بعد از راست آزمایی در اختیار کارشناسان و موسسات کشاورزی و عمرانی قرار گیرد.

منابع

- Amutha, R. and Porchelvan, P. 2011. Seasonal Prediction of Groudwater levels using ANFIS and Radial Basis Neural Network. *International Journal of Geology, Earth and Environmental Sciences*, 1. 98-108.
- Aytek, A. 2008. Co-active neuro-fuzzy inference system for evapotranspiration modeling: Soft Computing, A Fusion of Foundations Method. *Journal of Applied Science*, 13(7). 691-700.
- Bhargava, G.P. and Abrol, I.P. 1978. Characteristics of some typical salt affected soils of Uttar Pradesh. Division of Soils and Agronomy, Central Soil Salinity Research Institute: Yazd.
- Bouyoucos, G.J. 1962. Hydrometer method improved for making particle size analysis of soils. *Agronomy Journal*, 56. 464-466.
- Cabena, P.H., Stadler, R., Verhees, J. and Zanasi, A. 1998. *Discovering Data Mining: From Concept to Implementation*, IBM: New Jersey.
- Farahmand, A., Oustan, S. H., Jafarzadeh, A. J., and Asgarzad, A. N. 2011. The parameters of sodium and salinity in some salt affected soils of the Tabriz Plain. *Journal of Soil and Water*, 22. 1-15. (In Farsi)
- Johnson R.A. and Wichern D.W. 1982. *Applied multivariate statistical analysis*. Prentice-Hall Inc, Englewood Cliffs: SA.
- Jurinak, J. J. and Suarez, D.L. 1990. The chemistry of salt-affected soils. In K. K. Tanji (Ed.). *Agricultural Salinity Assessment and Management* (No. 71). (pp. 42-63). American Society of Civil Engineers, New York: N.Y.
- Karami, A. and Afiuni-zadeh, S. 2012. Sizing of rock fragmentation modeling due to bench blasting using adaptive neuro-fuzzy inference system and radial basis function. *International Journal of Mining Science and Technology*, 22. 459-463.
- Kline, P. (1994). *An Easy Guide to Factor Analysis*. New York: Routledge.
- Liu C.W., Lin K.H. and Kuo Y.M. 2003. Application of factor analysis in the assessment of groundwater quality in a black foot disease area in Taiwan. *Science of the Total Environment*, 313. 77-89.
- Monem, M.J. and Kiapasha, M.S. 2009. Development and evaluation of an upstream fuzzy control system model for irrigation canals. *Journal of Iranian Water Research* 3(4). 41-50.
- Rashidi, M. and Seilsepour, M. 2008. Modeling of soil exchangeable sodium percentage based on soil sodium adsorption ratio. *Journal of Agricultural and Biological Science*, 3(4). 22-26.
- Rhoades, J. D. 1982. Cation exchange capacity. In A. L. Page et al (Ed.). (Part. 2). (pp. 149-157). *Methods of Soil Analysis*, Agron. Monogr. 9, American Society of Agronomy, Madison, WI, USA.
- Robbins, C. W. and Meyer, W. S. 1990. Calculating pH from EC and SAR values in salinity models and SAR from soil and bore water pH and EC data. *Australian Journal of Soil Research*, 28. 1001-1011.
- Rowell, D.I. 1994. *Soil Science: Methods and Application*. England: Longman Group, Harlow.



- Singh, P. and Deo, M.C. 2007. Suitability of different neural networks in daily flow forecasting. *Applied Soft Computing*, 7. 968-978.
- Spearman, C. 1994. General intelligence: Objectively determined and measured. *American Journal of Psychology*, 15. 92-201.
- USDA. 1996. *Soil Survey Laboratory Methods Manual*. Soil Survey Investigations Republic, Washington: United States Government Print.
- Wiegand, C. L., Lyles, L. and Carter, D. L. 1986. Interspersed salt-affected and unaffected dryland soils of the lower Rio Grande Valley: II. Occurrence of salinity in relation to infiltration rates and profile characteristics. *Soil Science Society of America Journal*, 30(1). 106-110.



16th Iranian Soil Science Congress

University of Zanjan, Iran, August 27-29, 2019



Topic for submission: Novel Technologies in Soil Science

Prediction of soil exchangeable Sodium percentage (ESP) by Coactive Neuro-Fuzzy Inference systems (CANFIS) Data mining model

Golnezhad^{*1}, M., Jafarzadeh², A.A., Servati, M

¹ M. Sc. Student, Soil Science Department, Faculty of Agriculture University of Tabriz, Iran

² Prof., Soil Science Department, Faculty of Agriculture University of Tabriz, Iran

³ Assistant Prof., Shahid Bakeri High Education Center of Miandoab Urmia University, Iran

Abstract

Sodic soils are poor physicochemical properties and low crop growth. For determine ESP is necessary to measure soil CEC. Because determining CEC are time consuming that determines ESP indirectly from an easy-measured properties. The aim of this study was to develop an intelligent model (CANFIS) for predicting soil ESP from soil easy-measured properties of soils, Bonab. For this purpose, 209 soil samples were taken by grid survey method from surface (0-25 cm). First target is determining performance of Fuzzy Neural Networks (CANFIS) in predicting ESP by sand, clay, pH, SAR, EC as input variable. The second target is evaluation of performance of CANFIS model by selected variable of PCA model. Results showed that the performance of second model was acceptable, so that the R^2 and RMSE statistical parameter were 0.96 and 1.01 respectively. The superiority of intelligent models in explanation of the relationship between ESP and other soil properties.

Keywords: Bonab, Easily-measured, Hard-measured, PCA, SAR

* Corresponding author, Email: maryamgolnezhd@gmail.com