

ارزیابی توابع انتقالی به منظور برآورد درصد سدیم تبادلی در خاک‌های دشت سیستان

مسعود هاشمی^۱، احمد غلامعلی زاده آهنگر^۲ و^۳ اسماء شعبانی

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، گروه مهندسی علوم خاک، دانشگاه زابل

۲- دانشیار گروه مهندسی علوم خاک، دانشگاه زابل

۳- مربی گروه مهندسی علوم خاک، دانشگاه زابل

تاریخچه مقاله	چکیده
دریافت: ۱۳۹۳/۱۱/۰۸ پذیرش نهایی: ۱۳۹۴/۰۶/۰۴ کلمات کلیدی: درصد سدیم تبادلی، رگرسیون خطی، هوش محاسباتی، مدل سازی، دشت سیستان	شناخت تغییرات درصد سدیم تبادلی (ESP) و اطلاع از مقدار آن در خاک‌های سدیمی یا شور و سدیمی جهت برآورد مقدار مواد اصلاح‌کننده و مدیریت اراضی، امری ضروری است. اندازه‌گیری این ویژگی به دلیل اینکه اندازه‌گیری ظرفیت تبادل کاتیونی (CEC) مشکل و زمان‌بر است، پرهزینه و همراه با خطا می‌باشد. از این رو ارائه روشی که بتوان با استفاده از شاخص سهل‌الوصول دیگری بطور غیرمستقیم ESP را بدست آورد بسیار بهینه و اقتصادی است. در تحقیق حاضر بدین منظور تعداد ۲۹۶ نمونه خاک از سطح دشت سیستان جمع‌آوری و ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی آنها اندازه‌گیری شد. ESP خاک، با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (RBF و MLP) و سیستم نروفازی (ANFIS) مدل‌سازی و نتایج حاصله با روش رگرسیون خطی چند متغیره مقایسه گردید. نتایج بیانگر عملکرد ضعیف ($R^2 \leq 0/50$ و $RMSE \geq 4/34$) معادلات رگرسیون خطی در راستای برآورد ESP بود. با این حال، سیستم ANFIS با تعداد ورودی‌های کمتر (EC و pH) نتایج بهتری را نسبت به سایر روش‌های بکارگرفته شده ارائه داد ($RMSE = 2/34$ و $0/81$). $R^2 =$ و با افزودن تعداد ورودی‌ها از دقت سیستم نروفازی کاسته شد ($RMSE = 4/2$ و $R^2 = 0/71$). در صورتی که، شبکه عصبی RBF با افزایش تعداد ورودی‌ها عملکردی مطلوب ($RMSE = 2/85$ و $R^2 = 0/80$) نشان داد. نتایج آنالیز حساسیت نیز با استفاده از روش ارتباط وزنی، به ترتیب نشان دهنده اهمیت بیشتر هدایت الکتریکی، اسیدیته، درصد ذرات رس و جرم مخصوص ظاهری در توجیه تغییرپذیری ESP منطقه بود.

* عهده دار مکاتبات

E-mail:
shabani_362@yahoo.com

مقدمه

شوری و سدیمی بودن خاک دو عامل اصلی محدود کننده تولید گیاهان در اراضی کشاورزی مسطح تحت آبیاری می باشد (۳۹). شوری، تجمع نمک های محلول در پروفیل خاک است تا سطحی که تولید محصولات کشاورزی را محدود کند. اهمیت شوری خاک هنگامی که تجمع نمک در محلول خاک متجاوز از سطح تحمل گیاهان به شوری باشد، محرز می گردد. تجمع بیش از اندازه نمک ها در خاک های با آبیاری کم، که در معرض تبخیر شدید قرار دارند، رخ می دهد (۳۹). در حال حاضر وسعت اراضی تحت آبیاری در سطح جهان ۲۳۰ میلیون هکتار است که ۴۵ میلیون هکتار (۲۰٪) آن تحت تأثیر شوری قرار دارد (۱۴). سدیمی بودن از مهم ترین مشخصات خاک های متأثر از نمک است که ویژگی های فیزیکی و شیمیایی آن ها را تحت تأثیر قرار می دهد (۱۲). سدیمی بودن خاک هنگامی اثر گذار است که درصد سدیم تبدلی به بیش از ۱۵ درصد برسد. تخریب ساختمان خاک، کاهش هدایت هیدرولیکی، تهویه خاک و میزان نفوذ پذیری، افزایش pH خاک تا بیش از ۸/۵ از دلایل اصلی کاهش تولید محصول در خاک های سدیمی می باشد (۳۲). حدود ده درصد از خاک های ایران دارای مشکل شور و سدیمی هستند، بنابراین شناسایی مکان های دارای این محدودیت ها و مدیریت این اراضی از اولویت های مهم بخش کشاورزی می باشد (۴). یکی از مهمترین ویژگی های مورد استفاده در ارزیابی شور و سدیمی بودن خاک نسبت سدیم تبدلی به ظرفیت تبادل کاتیونی بر روی کلوئیدهای خاک است (۲۹). درصد سدیم قابل تبادل (ESP)^۱، بطور معمول قابل اعتمادترین شاخص در این زمینه است (معادله ۱).

$$ESP = \left(\frac{Na^+}{CEC} \right) \times 100 \quad \text{معادله (۱)}$$

که در این معادله:

ESP: میزان سدیم تبدلی بر حسب درصد

Na^+ : مقدار سدیم اندازه گیری شده بر حسب Cmol kg⁻¹

CEC: ظرفیت تبادل کاتیونی بر حسب Cmol kg⁻¹.

می باشد.

شناخت تغییرات ESP و اطلاع از مقدار آن در خاک های سدیمی یا شور و سدیمی به ویژه در اراضی کشاورزی جهت برآورد مقدار مواد اصلاح کننده و مدیریت اراضی امری ضروری است. اندازه گیری این ویژگی وقت گیر، پرهزینه و همراه با خطا است. خطاهای اندازه گیری ESP مربوط به هر دو عامل ظرفیت تبادل کاتیونی (CEC) و میزان سدیم تبدلی است. منابع خطای متعددی برای اندازه گیری CEC به روش باور (۷) گزارش شده است. از جمله عدم خارج شدن مازاد کاتیون شاخص طی مرحله شستشو و وجود کانی زئولیت در خاک که منجر به برآورد بیشتر CEC می شود و بنابراین ESP کمتر از مقدار واقعی بدست می آید. بعلاوه، عدم اشباع کامل مکان های تبدلی با کاتیون شاخص، هدر رفتن خاک و هیدرولیز کاتیون شاخص تبدلی طی مرحله شستشو، عدم جایگزینی کامل آمونیوم به جای سدیم و انحلال گچ، CEC را کمتر اندازه گیری کرده و بنابراین ESP بیشتر از مقدار واقعی برآورد می شود (۳۰). به علاوه اندازه گیری CEC بسیار پرهزینه و وقت گیر می باشد. اندازه گیری میزان سدیم تبدلی در خاک های با $10 \text{ dsm}^{-1} \geq$ EC_e نیز همراه با خطای اثر دفع آبیونی است. این خطا سبب می شود که میزان سدیم تبدلی کمتر از مقدار واقعی برآورد شود (۱۷). به منظور غلبه بر مشکلات فوق ارائه روشی که بتوان با استفاده از شاخص دیگری، بطور غیر مستقیم ESP را بدست آورد بسیار بهینه و اقتصادی تر می باشد.

یکی از جنبه های مهم بررسی ویژگی های خاک دانستن روابط و همبستگی بین ویژگی های مختلف خاک و بیان کمی آن ها در قالب مدل های آماری است. این مدل ها که اصطلاحاً توابع انتقالی خاک^۱ (PTFs) نامیده می شوند، شامل مدل های رگرسیونی و شبکه های عصبی مصنوعی می باشند (۲۳). توسط این مدل ها ویژگی های مهم خاک

شرایط دشوار جهت بررسی‌های میدانی و صحرایی بسیار اندک است. از طرفی اجرای برنامه‌های هدفمند پیش‌گیری و مرتفع ساختن مسأله شوری به منظور بهبود کیفیت خاک و تحقق توسعه کشاورزی پایدار در این منطقه امری ضروری و اجتناب‌ناپذیر است. هدف از این مطالعه، مقایسه روش‌های رگرسیونی و هوش محاسباتی در مدل‌سازی شاخص ESP با استفاده از ویژگی‌های زودیافت خاک می‌باشد تا بتوان با ارائه مدلی دقیق نیاز به اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی پر هزینه و زمان بر برای برآورد ESP در منطقه مورد مطالعه را مرتفع ساخت.

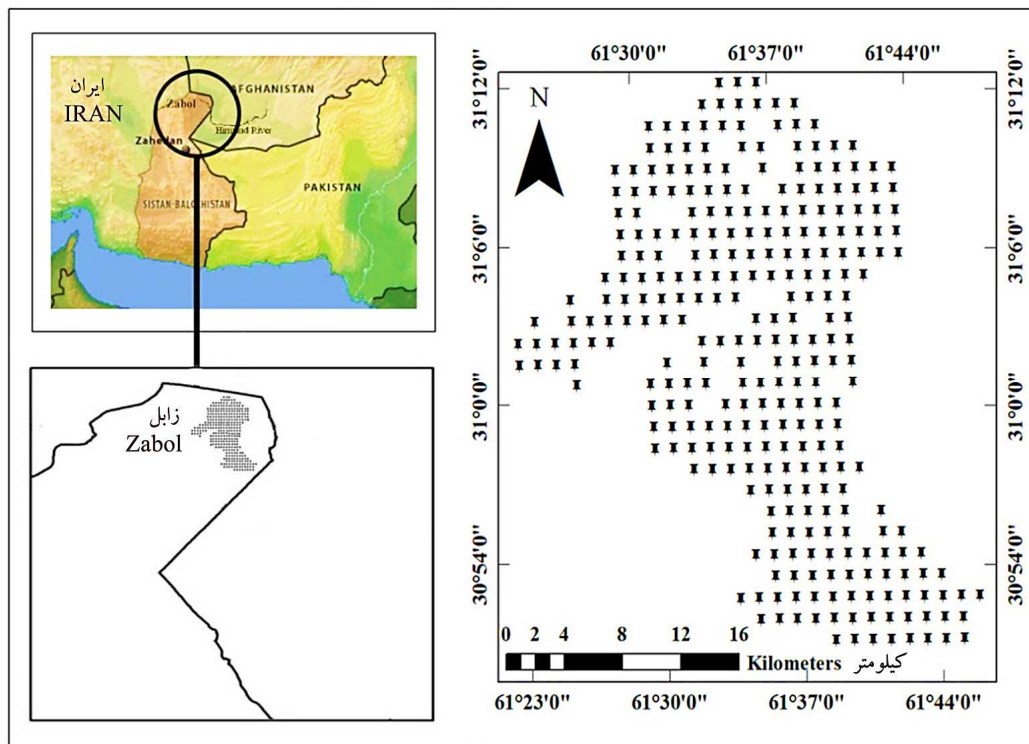
مواد و روش‌ها

موقعیت و وضعیت عمومی منطقه مورد مطالعه

دشت سیستان در قسمت جنوب شرقی ایران مابین عرض‌های جغرافیایی $30^{\circ} 51' 05''$ تا $31^{\circ} 12' 20''$ شمالی و طول جغرافیایی $61^{\circ} 24' 10''$ تا $61^{\circ} 46' 25''$ شرقی واقع شده است (شکل ۱). این منطقه به خاطر بادهای ۱۲۰ روزه تابستانی با طوفان گرد و خاک مداوم، که از سمت شمال به جنوب با سرعت نزدیک به $10/3$ متر بر ثانیه می‌وزد، مشهور است. دشت سیستان آب و هوای خیلی گرم و خشکی دارد. دمای هوا در تابستان به بیش از 50 درجه سانتی‌گراد می‌رسد و مقدار بارش سالانه حدود 55 میلی‌متر می‌باشد که در فصول پاییز و زمستان صورت می‌گیرد. تبخیر و تعرق سالانه در این دشت 4500 الی 5000 میلی‌متر در سال می‌باشد که بسیار بالاست. بادهای نیرومند در این ناحیه منحصر به فرد بوده و یکی از مهم‌ترین عوامل دخیل در مقدار بالای تبخیر و تعرق است. مساحت منطقه 4500 هکتار، متوسط ارتفاع از سطح دریا $489/2$ متر و کاربری منطقه کشاورزی، مرتع و همچنین زمین‌های غیر قابل استفاده است. میانگین دراز مدت درجه حرارت منطقه $21/7$

همچون ESP که اندازه‌گیری آن‌ها پر هزینه و زمان‌بر است، بصورت تابعی از ویژگی‌هایی که به سادگی و با هزینه کمتری قابل اندازه‌گیری هستند، بیان می‌گردند. در آغاز، توابع انتقالی بیشتر با روش‌های مختلف رگرسیونی ساخته می‌شدند. رگرسیون آماری با فرض دقیق بودن مشاهدات و متغیرها انجام می‌شود؛ درحالی‌که در سیستم‌های طبیعی مانند خاک، مشاهدات همراه با خطا و روابط مبهم می‌باشد. بنابراین استفاده از روش‌های برازش توابع، که قادر به تبیین ساختار مبهم سیستم و در اختیار نهادن الگوهای منطبق با واقعیت هستند، ضروری است. (۲۴) در همین راستا مدل‌های هوش مصنوعی که بر اساس سیستم عصبی مغز انسان در فرآیند یادگیری، طراحی شده‌اند امروزه به طور فزاینده‌ای مورد توجه قرار گرفته‌اند (۱، ۲۴، ۳۵، ۴۱). یکی از مزیت‌های روش‌های مدل‌سازی مبتنی بر هوش محاسباتی در مقایسه با توابع انتقالی رگرسیونی این است که این مدل‌ها نیاز به مفاهیم قبلی در مورد ارتباط بین داده‌های ورودی و خروجی ندارند و حساسیت آن‌ها نسبت به وجود خطا در داده‌ها کمتر است (۱). به بیان دیگر این مدل‌ها می‌توانند با حداقل ویژگی‌های اندازه‌گیری شده و با دقت بیشتری نسبت به روش‌های متداول رگرسیونی تغییرات متغیر مورد نظر را پیش‌بینی کنند (۳۵).

دشت سیستان یکی از دشت‌های داخلی فلات ایران است که به طور متوسط 475 تا 500 متر از سطح دریا ارتفاع دارد و از آبرفت‌های دلتای قدیمی و فعلی رودخانه هیرمند و سیلاب‌های اطراف آن پوشیده شده است. این سرزمین در جلگه‌ای پست و هموار در منتهی‌الیه مرز شرقی ایران قرار دارد. با توجه به قرار گرفتن دشت سیستان در اقلیم خشک، بالا بودن سطح آب زیر زمینی، بارندگی سالانه ناچیز و میزان تبخیر و تعرق بسیار شدید، و همچنین با در نظر داشتن اراضی تحت آبیاری منطقه مورد نظر با آب دارای کیفیت نامناسب می‌توان اظهار داشت، مسأله شور و سدیمی بودن خاک‌های منطقه جدی بوده و با گسترش هرچه این محدودیت‌ها مواجه‌اند. متأسفانه مطالعات انجام شده و یافته‌های خاکشناسی در این منطقه به دلیل وسعت آن و وجود



شکل (۱) موقعیت منطقه مورد مطالعه در دشت سیستان، ایران
Figure (1) Location of study area in Sistan plain, Iran

مطالعات صحرائی و نمونه برداری

شبکه‌بندی منظم منطقه با ابعاد 1500×1500 متر با استفاده از نرم افزار Arc GIS 10.1 انجام شد. موقعیت نمونه‌های خاک در محل هر گره از شبکه نمونه‌برداری با دستگاه GPS تعیین و در مجموع ۲۹۶ نمونه از خاک سطحی (۳۰ - ۰ سانتی متری) برداشت (شکل ۱) و به آزمایشگاه منتقل گردید. نمونه‌ها در معرض هوا خشک و سپس از الک ۲ میلی‌متری عبور داده شدند.

تجزیه‌های آزمایشگاهی

نمونه‌های خاک پس از هوا خشک شدن و کوبیده شدن از الک ۲ میلی‌متری (مش ۱۰) عبور داده شد. سپس pH و هدایت الکتریکی نمونه‌ها در نسبت ۵ به ۱ آب به خاک به ترتیب، با استفاده از pH متر الکتروود شیشه‌ای و دستگاه هدایت‌سنج الکتریکی اندازه‌گیری شد (۳۴). کربن آلی به روش تیتراسیون با آمونیوم فرو

درجه و حداقل حرارت مطلق ۷- درجه سانتی‌گراد می‌باشد. پوشش گیاهی غالب منطقه قمیش^۱، هزار نی^۲ و جگن^۳ می‌باشد. در اراضی تحت کشت معمولاً گندم، جو و یونجه به صورت غرقآبی کشت می‌شوند. آب مورد نیاز آبیاری از آب چاه نیمه و حفر چاه‌هایی در منطقه تامین می‌گردد. در سطح خاک‌های این منطقه به دلیل بارش بسیار کم و تبخیر سالانه بسیار شدید، به وضوح می‌توان آثار شوری را مشاهده کرد.

شکل‌های اراضی موجود در منطقه، دشت آبرفتی رودخانه‌ای و اراضی پست (از نوع رسوبات دلتایی، دریاچه‌ای) می‌باشد و عارضه توپوگرافی خاصی در سطح منطقه وجود ندارد.

- 1 Arundo donax
- 2 Butomus umbellatus
- 3 Carex

قاعده آموزشی لونیگ-مارکوات و تابع انتقال مثلثی و تناژات هایپربولیک برای فرآیند آموزش بکار گرفته شدند (شکل ۲).

تعداد نرون‌ها در لایه پنهان به روش سعی و خطا تعیین و در نهایت بهترین ساختار شبکه برای پیش بینی درصد سدیم تبدلی بر اساس دو معیار ارزیابی، ضریب تبیین (R^2) و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، انتخاب گردید. اصولاً وارد کردن داده‌ها به صورت خام به شبکه باعث کاهش سرعت و دقت آن می‌شود. برای اجتناب از چنین شرایطی و همچنین یکسان نمودن ارزش داده‌ها، قبل از آموزش شبکه عصبی، داده‌های ورودی به آن بایستی استاندارد شوند. بدین منظور، استاندارد سازی داده‌ها به نحوی صورت گرفت که میانگین سری داده‌ها برابر ۰/۵ گردد... معادله ۲ بدین منظور به کار گرفته شد (۲۱).

$$x_n = 0.5 \left[\frac{x - \bar{x}}{x_{\max} - x_{\min}} \right] + 0.5 \quad \text{معادله (۲)}$$

که x_n بیانگر مقدار استاندارد شده، x نشان دهنده مقدار واقعی، \bar{x} نماد مقدار میانگین، x_{\min} نشان دهنده مقدار حداقل و x_{\max} معرف مقدار حداکثر پارامتر است.

شبکه تابع پایه‌ای شعاعی^۴ (RBFN)

شبکه‌های تابع پایه شعاعی نیز از نوع شبکه‌های پیشرو همراه با یک لایه میانی (پنهان) هستند. تفاوت اساسی این شبکه با شبکه MLP، در محاسبه بردار ورودی و نوع تابع محرک است. تابع محرک در لایه میانی شبکه RBF تابع گوسین با مرکز و پهنای مشخص می‌باشد که مقدار بهینه پهنای تابع گوسی باید از فرآیند سعی و خطا بدست آید. برای ساخت شبکه RBF به دو دسته از داده‌ها، یعنی داده‌های آموزشی و آزمون نیاز است. برخلاف شبکه MLP آموزش این شبکه بدون فرآیند تکرار انجام می‌شود و این شبکه قابلیت این را دارند که برای داده‌های آموزشی خطایی برابر صفر دهد. در لایه پنهان شبکه عصبی RBF، تعداد نرون‌ها برابر با تعداد نمونه‌های استفاده شده برای مرحله آموزش است (۳).

سولفات نیم نرمال (۳۸)، آهک (کربنات کلسیم) به روش تیتراسیون اسید اضافی با سود (۲۵)، ظرفیت تبادل کاتیونی به روش استخراج با محلول استات سدیم یک مولار (۸) و بافت نمونه‌های خاک به روش هیدرومتری تعیین گردید (۶).

آماره‌های توصیفی برای میزان درصد سدیم تبدلی و سایر خصوصیات خاک‌های منطقه مورد نظر محاسبه گردید که در جدول ۱ آورده شده است.

ایجاد مدل آماری و اعتبارسنجی

بعد از اندازه‌گیری ویژگی‌های خاک در نقاط مورد مطالعه، بین این ویژگی‌ها و درصد سدیم تبدلی، ماتریس همبستگی پیرسون برقرار شد. سپس به منظور تعیین ارتباط خطی صفات مورد مطالعه با ESP، آنالیز رگرسیون خطی به روش گام به گام در نرم افزار SAS انجام شد. قبل از انجام مدل-سازی، به صورت تصادفی ۸۵ درصد داده‌ها به منظور مدل‌سازی و ۱۵ درصد برای آزمون مدل گزینش شدند.

شبکه پرسپترون چند لایه^۱ (MLP)

شبکه MLP پرکاربردترین شبکه عصبی مصنوعی^۲ (ANN) در پیش‌بینی و حل مسایل غیر خطی است. الگوریتم معمول برای آموزش شبکه MLP الگوریتم پس-انتشار خطا^۳ (BP) است.

در این روش که یک روش آموزش با نظارت است، در هر چرخه یادگیری، مقادیر خطا در مسیر رفت محاسبه و سیگنال‌های تصحیح مقادیر وزن در یک مسیر برگشتی در شبکه توزیع می‌شوند. از مهم‌ترین قسمت‌های تعیین ساختار بهینه شبکه MLP، تعیین تعداد نرون‌های لایه پنهان برای دست‌یابی به کمترین خطاست که به روش سعی و خطا به دست می‌آید (۱۵). شبکه MLP جهت طراحی نیازمند سه دسته داده آموزشی، اعتبارسنجی و آزمون می‌باشد. در پژوهش حاضر، ۷۰ درصد داده‌ها جهت آموزش مدل، ۱۵ درصد برای انجام فرآیند اعتبارسنجی و ۱۵ درصد (۴۵ نمونه) به عنوان داده‌های آزمون مدل انتخاب گردیدند.

- 1- Multilayer Perceptron
- 2- Artificial Neural Network
- 3- Backpropagation

جدول (۱) آماره‌های توصیفی ویژگی‌های نمونه خاک‌های دشت سیستان (n=۲۹۶)

Table (1) Descriptive statistics of soil samples characteristics of Sistan Plain (n=296)

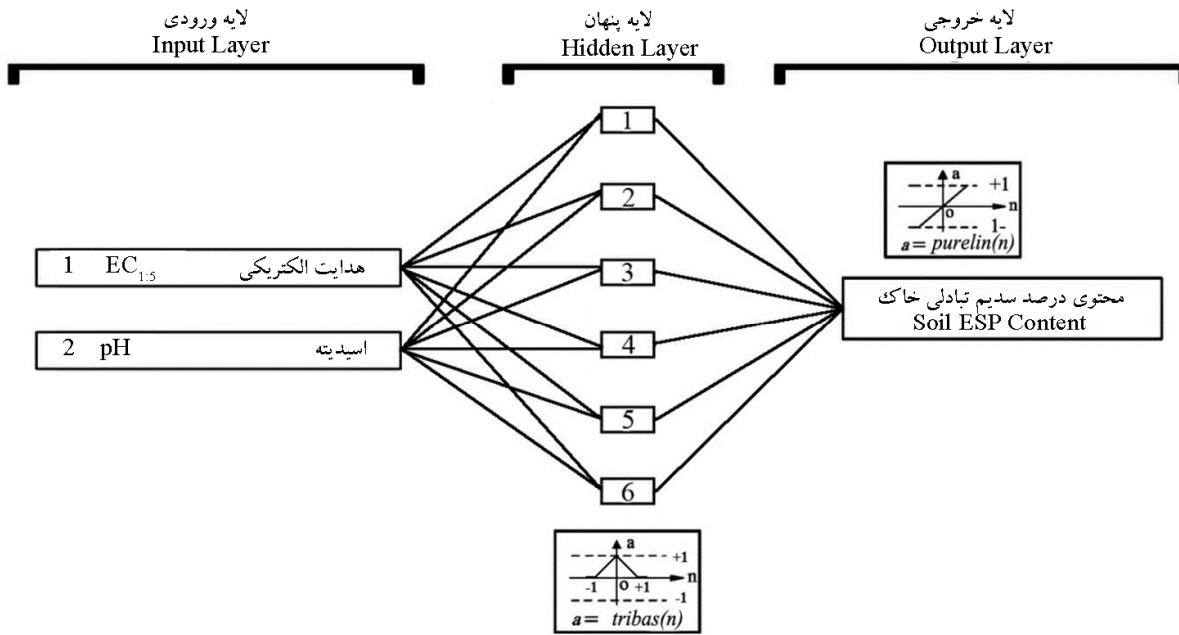
درصد ضریب تغییرات (C.V.)	انحراف معیار (Std)	میانگین (Mean)	حداکثر (Max)	حداقل (Min)	واحدها (Units)	ویژگی‌های خاک (Soil properties)
39.4	9.05	22.9	49.5	7.1	%	رس (Clay)
52.3	18.03	34.6	58	2.6	%	شن (Sand)
33.98	14.5	42.65	82	10	%	سیلت (Silt)
48.07	0.24	0.52	1.26	0.04	%	کربن آلی (OC)
25.16	0.35	1.41	1.89	0.8	gr cm ⁻³	جرم مخصوص ظاهری (Bd)
5.83	0.52	8.84	10.2	7.7	-	اسیدیته (pH)
15.55	3.21	20.68	30.25	12	%	کربنات کلسیم معادل (CaCO ₃)
152.29	5.63	3.69	41.8	0.20	dS m ⁻¹	هدایت الکتریکی (EC _{1:5})
33.57	4.48	13.33	34	5.92	Cmol kg ⁻¹	ظرفیت تبادل کاتیونی (CEC)
39.09	6.42	16.42	39.36	3.2	%	درصد سدیم تبادلی (ESP)

حل کرده‌اند (۳۳). در مجموع سیستم ANFIS متشکل از ساختاری ۵ لایه با تعدادی متغیر ورودی است که هر ورودی دو یا چند تابع عضویت دارد (شکل ۳). روش آموزش اصلی در این سیستم، روش پس انتشار خطا است که در ترکیب با کمترین مربعات خطا، روش ترکیبی هیبرید به دست می‌آید. در هر دور آموزش، هنگام حرکت رو به جلو، خروجی‌های گره‌ها به صورت عادی تا لایه آخر محاسبه می‌شوند و سپس ویژگی‌های نتیجه به روش کمترین مجموع مربعات خطا محاسبه می‌شوند. در ادامه پس از محاسبه‌ی خطا در بازگشت با استفاده از الگوریتم شیب نزولی خطا، مقدار خطا به سمت ورودی‌ها پخش و ویژگی‌ها تصحیح می‌شوند (۳۱). در ANFIS

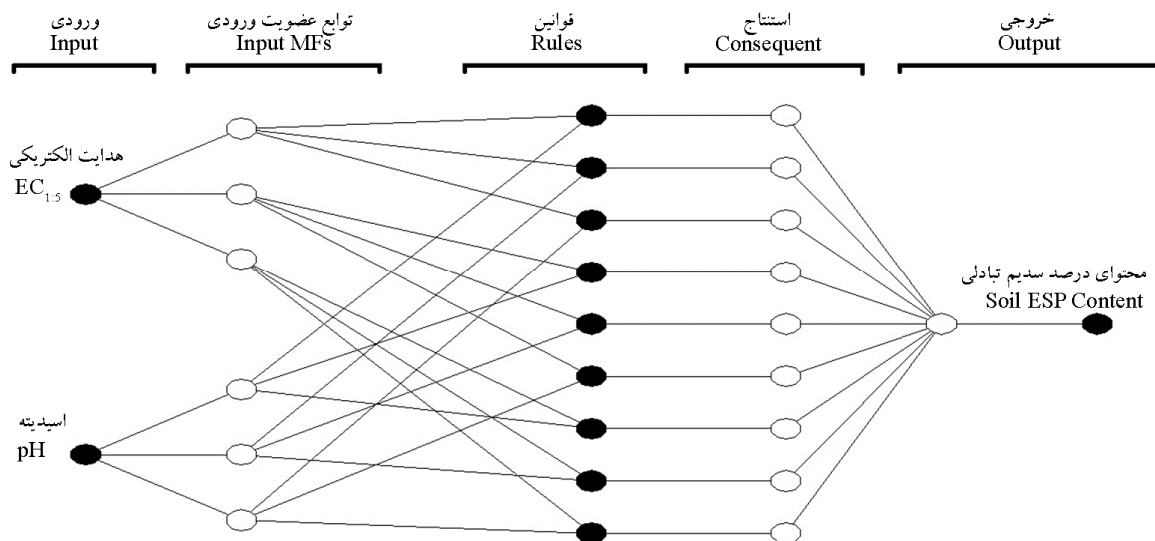
سیستم نروفازی^۱ (ANFIS)

سیستم ANFIS نوعی شبکه تطبیقی چند لایه، متشکل از عناصر اصلی و توابع سیستم‌های منطق فازی است که توسط جانگ^۲ (۱۶) بسط داده شد. این مدل همانند مدل فازی از دانش تجربی بهره گرفته و نیز همانند مدل شبکه عصبی می‌تواند آموزش ببیند. این سیستم‌ها مشکل اصلی در طراحی سیستم‌های فازی (به دست آوردن قواعد "اگر-آنگاه" در سیستم فازی) را به وسیله استفاده موثر از قابلیت یادگیری ANN جهت تولید خودکار این قواعد و بهینه‌سازی ویژگی‌ها،

1- Adaptive Network-based Fuzzy Inference System
2- Jang



شکل (۲) ساختاری از شبکه عصبی MLP با دو ورودی و شش نرون در لایه میانی (لایه پنهان)
 Figure (2) The structure of the MLP neural network with two inputs and six neurons in the middle layer (hidden layer)



شکل (۳) ساختاری از سیستم نروفازی با دو ورودی، یک خروجی و سه تابع عضویت
 Figure (3) The structure of nerofuzzy system with two inputs, one output and three membership functions

روش ارتباط وزنی براساس جمع حاصل ضرب‌های ارتباط وزن‌های ورودی-پنهان و پنهان-خروجی بین هر نرون ورودی و خروجی برای همه متغیرهای ورودی است (۲۸). مشارکت نسبی ورودی‌ها نسبت به خروجی، مستقل از بزرگی و جهت ارتباط وزنی است. وقتی علامت ارتباط وزن‌های ورودی-پنهان و پنهان-خروجی یکسان باشند (یعنی هر دو مثبت یا هر دو منفی)، ورودی بر خروجی اثر مثبت دارد. برعکس، اگر علامت‌های این ارتباط وزن‌ها معکوس باشند، یک ورودی مشخص بر روی خروجی اثر منفی دارد. مشارکت کلی ورودی به خروجی بستگی به جمع اثر مثبت و منفی آن در تمامی گره‌های پنهان دارد. هرچه مقدار جمع ارتباط وزن‌ها بزرگتر باشد، بیانگر اهمیت بیشتر متغیر است. اهمیت نسبی متغیر i از طریق فرمول ۴ تعیین می‌شود (۱۰):

$$RI_i = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ij} w_{jk}}{\sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^m w_{ij} w_{jk}} \times 100\% \quad (4)$$

$$i=1,2,3,\dots,n \quad j=1,2,3,\dots,m$$

که RI_i اهمیت نسبی متغیر i در لایه ورودی نسبت به متغیر خروجی (درصد)، j شماره اندیس گره پنهان، w_{ij} وزن ارتباطی بین متغیر ورودی i و گره پنهان j ، و w_{jk} وزن ارتباطی بین گره پنهان j و گره خروجی k است.

نتایج و بحث

ضریب تغییرات معیاری از تغییرپذیری نسبی است. داهیا و همکاران^۱ (۹) در مطالعات خود بر روی طبقه بندی ضریب تغییرات ویژگی‌های خاک، آن را به دو دسته پایین (۰-۱۵٪) و بالا (۱۵-۷۵٪) قرار دادند. در این مطالعه مقادیر ضریب تغییرات برای ویژگی‌های خاک در محدوده بین ۵/۸۳ برای اسیدیته خاک (کمترین) و ۱۵۳/۲۹ برای هدایت الکتریکی (بیشترین) قرار داشت (جدول ۱). ضریب تغییرات زیاد هدایت الکتریکی در منطقه می‌تواند به دلیل بودن سطح آب‌های زیرزمینی و شدت بالای تبخیر باشد، که باعث

قوانین ثابت می‌باشند و آنچه بهینه‌سازی می‌شود، شکل توابع عضویت است. ساختار مناسب ANFIS متناسب با داده‌های ورودی، نوع توابع عضویت ورودی و خروجی، قوانین و تعداد تابع عضویت انتخاب می‌شود.

برای طبقه بندی داده‌های ورودی و ایجاد قوانین فازی روش‌های متعددی پیشنهاد شده است، که رایج‌ترین آن‌ها، دو روش تفکیک شبکه‌ای و تفکیک خوشه‌ای است. تفاوت این روش در چگونگی تعیین تابع عضویت است. هنگامی که تعداد متغیرهای ورودی کم باشد، روش تفکیک شبکه‌ای برای طبقه بندی داده‌ها مناسب است (۲۶). در تحقیق حاضر نیز از هر دو روش استفاده و بر اساس مقدار خطای حداقل روش مناسب انتخاب و نتایج مربوط به آن ارائه گردید.

کمی کردن اهمیت متغیرهای ورودی

شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان یک تکنیک مدل سازی آماری قدرتمند، توجه زیادی را در علوم مختلف به خود جلب کرده‌اند، با این حال، چون اعتقاد بر آن است که این مدل‌ها توضیحات کمی درباره مشارکت متغیرهای ورودی در فرآیند پیش‌بینی ارائه می‌دهند، به عنوان یک جعبه سیاه شناخته می‌شوند (۲۷).

توسعه روشی برای ایجاد ارتباط بین عوامل ورودی و خروجی معنی دار در مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی اهمیت زیادی دارد (۱۹). روش ارتباط وزنی که از وزن‌های ارتباطی خام ورودی-پنهان و پنهان-خروجی در شبکه عصبی استفاده می‌کند، بهترین روش برای کمی کردن صحیح اهمیت متغیرهای ورودی نسبت به دیگر روش‌های معمول می‌باشد (۲۸). در این مطالعه نیز از روش ارتباط وزنی برای ارزیابی اهمیت ورودی‌ها (درصد رس، شن، سیلت، ماده آلی، جرم مخصوص ظاهری، کربنات کلسیم معادل، $EC_{1:5}$ و pH) نسبت به خروجی (درصد سدیم تبادل) استفاده شد. در شبکه عصبی، ارتباط وزنی بین نرون‌ها در واقع اتصالاتی بین ورودی‌ها و خروجی هستند و بنابراین اتصالاتی بین مساله و راه حل قلمداد می‌شوند.

نتایج مدل سازی رگرسیونی

به منظور تعیین بهترین مدل رگرسیونی خطی ابتدا مدل مورد نظر تنها با استفاده از دو ویژگی اسیدیته و هدایت الکتریکی ساخته شد. دلیل انتخاب این دو متغیر این بود که بعلاوه بر همبستگی‌های نسبتاً بالایی که با درصد سدیم تبدالی در منطقه داشتند (جدول ۲) اندازه-گیری آنها ساده و ارزان است و در واقع جزء ویژگی‌های بسیار زودیافت و سهل الوصول خاک می باشند. در مرحله بعد تمامی ویژگی‌های موجود که در آزمایشگاه اندازه‌گیری شدند (هدایت الکتریکی، اسیدیته، رس، کربن آلی، کربنات کلسیم معادل، جرم مخصوص ظاهری، سیلت و شن) بعنوان ورودی در محاسبات وارد گردیدند که از میان آنها تنها هدایت الکتریکی، اسیدیته، درصد رس و ماده آلی وارد مدل شدند که بر اساس نتایج ضریب تبیین جزئی هدایت الکتریکی و درصد رس بیشترین اهمیت را در توجیه تغییرپذیری ESP نشان دادند (جدول ۳).

نتایج جدول ۳ حاکی از آن است که مدل رگرسیونی دوم حتی با وارد کردن تعداد بیشتری از ویژگی‌های خاک توانسته است از ۱۰۰ درصد تغییرات مربوط به درصد سدیم تبدالی در منطقه، تنها ۵۶ درصد تغییرات توسط متغیرهای موجود در مدل توجیه کند. به عبارت دیگر، ۴۴ درصد از تغییرات درصد سدیم تبدالی (ضریب عدم تبیین) مربوط به تغییرات عواملی بوده که در انتخاب مدل رگرسیونی لحاظ نشده است. بخشی از این موضوع را نیز می‌توان به وجود روابط غیرخطی بین درصد سدیم تبدالی و هدایت الکتریکی، و سایر ویژگی‌های خاک نسبت داد که مدل‌های رگرسیونی خطی، توانایی تمیز دادن این دسته روابط را ندارند. با این حال، مقادیر بدست آمده برای R^2 و RMSE بیانگر برتری نسبی مدل رگرسیونی ۲ در مقایسه با مدل رگرسیونی ۱ می‌باشد. هر چند وارد کردن سایر ویژگی‌های خاک غیر از EC و pH (مدل رگرسیونی ۲) تاثیر قابل توجهی در بهبود مدل نداشته است. بنابراین در راستای ایجاد

بجا ماندن نمک‌های محلول در سطح خاک منطقه مورد مطالعه گردیده است. از سوی دیگر، در سال‌های اخیر سطح آب دریاچه هامون به شدت پایین رفته و حتی خشک شده است. این مسئله نیز سبب جابجایی رسوبات کف دریاچه از طریق بادهای غالب منطقه و در نتیجه پراکندگی نمک‌های محلول در سطح خاک شده است.

محتوای درصد سدیم تبدالی در خاک‌های مورد مطالعه با میانگین ۱۶/۳ بالا بوده و این مسئله نشان دهنده ضرورت پایش و بررسی تغییرات درصد سدیم تبدالی، بعنوان شاخص سدیمی بودن خاک، در دشت سیستان می باشد. آنالیز همبستگی (ضریب پیرسون) بین ویژگی‌های اندازه‌گیری شده با درصد سدیم تبدالی با استفاده از نرم افزار SAS صورت گرفت که در این بین هدایت الکتریکی ($r=0/70$)، درصد رس ($r=0/32$)، اسیدیته خاک ($r=0/35$)، سیلت ($r=0/27$) و کربنات کلسیم ($r=0/14$) همبستگی مثبت و معنی‌داری را با درصد سدیم تبدالی نشان دادند. علاوه براین، همبستگی ذرات شن ($r=-0/37$) با درصد سدیم تبدالی منفی و معنی دار مشاهده گردید (جدول ۲).

هیدرولیز سریع نمک‌های سدیمی و افزایش pH از خصوصیات بارز خاک‌های سدیمی است. در تحقیقات پیشین به کرات به رابطه مثبت بین اسیدیته و درصد سدیم تبدالی خاک اشاره شده است (۱۳ و ۵). همچنین همبستگی بسیار بالایی بین درصد سدیم تبدالی و هدایت الکتریکی عصاره اشباع توسط ویگاندها و همکاران^۱ (۴۰) و فرهمند و همکاران (۱۲) گزارش شده است.

همبستگی درصد سدیم تبدالی با درصد رس و سیلت (به شکل مثبت و معنی دار) و با درصد شن (به شکل منفی و معنی دار) می‌تواند بیانگر اهمیت بخش ریز خاک در محتوای درصد سدیم تبدالی در نمونه خاک-های منطقه مورد مطالعه باشد.

هاشمی و همکاران: ارزیابی توابع انتقالی به منظور برآورد...

انتخاب گردید. نتایج مدل سازی در جدول ۴ آورده شده است. در راستای تخمین درصد سدیم تبادلی با استفاده از کمترین تعداد ورودی (هدایت الکتریکی و اسیدیته خاک)، سیستم نروفازی (ANFIS 1) با کمترین میزان خطا ($RMSE=۲/۳۴$) و بیشترین مقدار ضریب تبیین ($R^2=۰/۸۱$) عملکرد بهتری داشت.

مدلی با حداقل تعداد ورودی و استفاده از زود یافت ترین ویژگی ها، دو ویژگی EC و pH می توانند به تنهایی گزینه مناسبی برای برآورد ESP در منطقه مورد مطالعه باشند.

لازم به ذکر است، در طی فرآیند آموزش مدل ها، مناسب ترین تعداد نرون ها در لایه پنهان و همچنین مناسب ترین تابع در راستای افزایش دقت فرآیند یادگیری در نرون های لایه پنهان به روش سعی و خطا

جدول (۲) مقادیر همبستگی بین درصد سدیم تبادلی و برخی از ویژگی های خاک (n=۲۹۶)
Table (2) Correlation values between the ESP and some of soil properties (n=296)

اسیدیته (pH)	هدایت الکتریکی ($EC_{1.5}$)	کربن آلی (O.C)	جرم مخصوص ظاهری (Bd)	کربنات کلسیم معادل ($CaCO_3$)	شن (Sand)	سیلت (Silt)	رس (Clay)
0.35**	0.70**	-0.05	0.05	0.14*	-0.37**	0.27**	0.32**

درصد سدیم تبادلی (ESP)

°، °° به ترتیب همبستگی معنی دار در سطح ۰/۰۱ و ۰/۰۵

جدول (۳) توابع رگرسیونی توسعه داده شده برای پیش بینی ESP و نتایج اعتبارسنجی آن ها
Table (3) MLR functions developed for predicting ESP and their validation results

Pr > F	F Value	مدل R^2 (Model R^2)	R^2 جزئی (Partial R^2)	ورودی ها (Inputs)	مرحله (Step)	مدل (Model)
<.0001	286.74	0.49	0.49	$EC_{1.5}$	1	رگرسیون ۱
0.0002	14.01	0.51	0.02	$EC_{1.5} + pH$	2	(Regrassion1)
<.0001	286.73	0.49	0.49	$EC_{1.5}$	1	رگرسیون ۲
<.0001	20.19	0.53	0.04	$EC_{1.5} + Clay$	2	(Regrassion2)
0.0001	14.91	0.55	0.02	$EC_{1.5} + Clay + pH$	3	
0.0572	3.65	0.56	0.01	$EC_{1.5} + Clay + pH + OC$	4	

نتایج نهایی

(Final results)

R^2	RMSE (%)	توابع انتقالی (Pedotransfer functions)	مدل (Model)
0.51	4.91	$ESP = 0.74 8EC_{1.5} + 1.98 pH - 3.858$	رگرسیون ۱ (Regrassion1)
0.56	4.34	$ESP = 0.7 EC_{1.5} + 0.155 Clay + 1.764 pH - 2.161 OC - 4.1994$	رگرسیون ۲ (Regrassion2)

جدول (۴) پارامترهای های بهترین شبکه‌های عصبی MLP، RBF و مدل ANFIS

Table (4) Parameters of the best MLP, RBFN and ANFIS models

MLP*							
مدل (Model)	ورودی‌ها (Inputs)	تعداد لایه (No. of Layers)	تعداد نرون‌ها (No. of Neurons)	تابع لایه پنهان (HLF*)	تابع لایه خروجی (OLF*)	R ²	RMSE (%)
1	EC _{1.5} +pH	3	4	(Tribas*)	(Purelin*)	0.69	3.95
2	8 parameter**	3	6	(Tansig*)	(Purelin)	0.75	3.65
RBFN*							
مدل (Model)	ورودی‌ها (Inputs)	گسترده‌گی (Spread*)	تعداد نرون‌ها (Neurons)	تابع لایه پنهان (HLF*)	تابع لایه خروجی (OLF*)	R ²	RMSE (%)
1	EC _{1.5} +pH	0.7	5	Gaussian*	Liner*	0.74	3.55
2	8 parameter**	1	10	gaussian	liner	0.80	2.85
ANFIS*							
مدل (Model)	ورودی‌ها (Inputs)	تعداد لایه (No. Of Layers)	قوانین (Rules)	تابع عضویت ورودی (IMF*)	تابع عضویت خروجی (OMF*)	R ²	RMSE (%)
1	EC _{1.5} +pH	5	9	gaussMF*	Liner*	0.81	2.34
2	8 parameter**	5	4	gaussMF	liner	0.71	4.20

MLP*: پرسپترون چندلایه، RBFN: شبکه عصبی تابع پایه شعاعی، ANFIS: سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی، HLF (Hidden Layer) Function: تابع لایه پنهان، OLF (Output Layer Function): تابع لایه خروجی، IMF (Inputs Membership Function): تابع عضویت ورودی‌ها، OMF (Output Membership Function): تابع عضویت خروجی، Purelin: تابع خطی، Tansig: تابع تانژانت هایپربولیک، Tribas: تابع مثلثی، Liner: تابع خطی، Gaussian: تابع انتقالی گوسی، gaussMF: تابع عضویت گوسی، Spread: پهنای تابع گوسی** ویژگی‌های زودیاخت (هدایت الکتریکی (۵:۱)، اسیدیته، رس، کربن آلی، کربنات کلسیم، جرم مخصوص ظاهری، سیلت و شن)

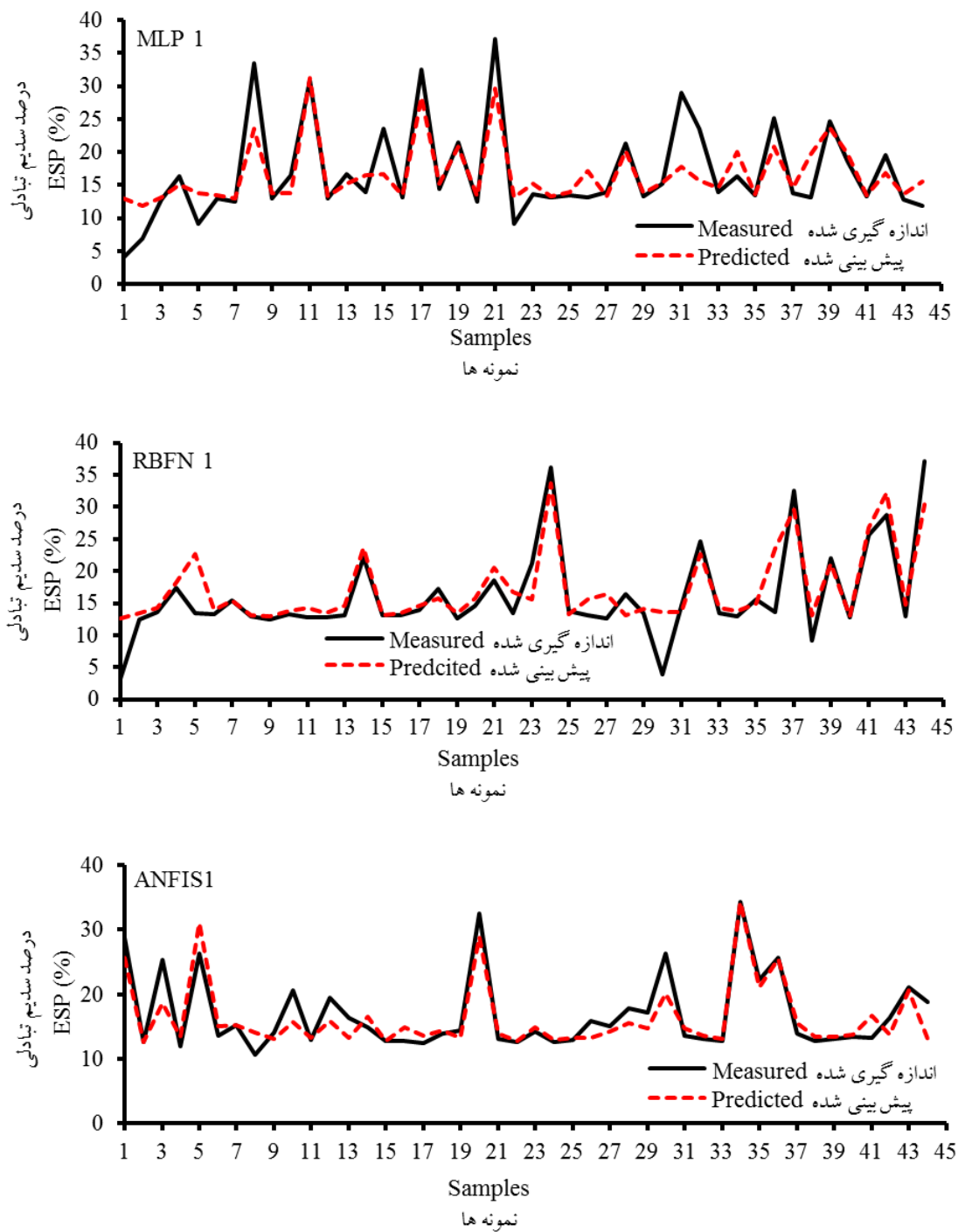
مصنوعی عملکرد بسیار بالاتری نسبت به رگرسیون خطی چندمتغیره دارد. کشاورزی و همکاران (۲۰) در تحقیقات خود بر روی پروفیل‌های منطقه زیاران، بیان نمودند که شبکه عصبی مصنوعی با ۵ نرون در لایه پنهان نسبت به رگرسیون خطی چند متغیره در زمینه تخمین نقطه پژمردگی دائم^۱ و ظرفیت زراعی^۲ با استفاده از ویژگی‌های زودیاخت خاک کارایی بهتری دارد.

سینگ و دو^۳ (۳۶) در تحقیقات خود در زمینه پیش-بینی جریان روزانه رودخانه نارمادا در هند با استفاده از سیستم نروفازی و شبکه‌های عصبی GRNN، MLP و RBF، به این نتیجه رسیدند که سیستم نروفازی و شبکه

مقایسه داده‌های اندازه‌گیری شده با داده‌های پیش‌بینی شده ESP توسط مدل ۱ در هر سه روش ANFIS، RBF و MLP در شکل ۴ نشان داده شده است که بیانگر انطباق بهتر داده‌های پیش‌بینی شده با داده‌های اندازه‌گیری شده آزمایشگاهی در روش نروفازی است. در مقایسه با رگرسیون خطی، هر سه روش هوش مصنوعی (ANFIS و MLP، RBFN) توانایی بهتری در راستای پیش‌بینی درصد سدیم تبادلی با استفاده از هدایت الکتریکی و اسیدیته خاک (مدل ۱) داشته-اند (رجوع به جدول ۳ و ۴). ارزین و گنز (۱۱) با استفاده از روش رگرسیون خطی چند گانه و شبکه عصبی به برآورد درصد تورم و فشار ناشی از آماس خاک پرداختند. نتایج تحقیقات ایشان نشان داد که شبکه عصبی

1- Permanent Wilting Point (P.W.P)
2- Field Capacity (F.C)
3- Singh and Deo

هاشمی و همکاران: ارزیابی توابع انتقالی به منظور برآورد...



شکل (۴) مقایسه اندازه گیری شده در مقابل مقادیر برآورد شده ESP برای مرحله آزمون (۴۵ نمونه) با استفاده از ویژگی های زود یافت خاک در مدل ۱ به کمک روش های MLP، RBFN و ANFIS

Figure (4) Measured vs. estimated values of ESP in test stage(45 sample) using easily obtained soil properties in model 1 by MLP, RBFN, ANFIS

وقت و هزینه بیشتر است. بنابراین می‌توان گفت؛ مدل پیشنهادی 1 ANFIS به دلیل استفاده از تعداد ورودی های کمتر مطلوب تر می باشد. کرمی و افیونی زاده (۱۸) در مطالعات خود به منظور مدل‌سازی اندازه قطعات سنگ طی انفجار در معدن سنگ آهن سیرجان، به برتری مدل ANFIS با دو ویژگی ورودی نسبت به RBFN با هفت ویژگی بعنوان ورودی اشاره نموده‌اند. ایشان دلیل برتری مدل ANFIS را تعداد ورودی‌های کمتر (۲ ورودی) دانسته‌اند، چنانچه ملاحظه گردید نتایج پژوهش حاضر، در راستای تحقیقات ایشان می‌باشد. علاوه بر این، مقایسه نتایج حاصل از برآورد درصد سدیم تبادل در میان روش‌های هوش مصنوعی به کار گرفته شده بیانگر عملکرد ضعیف تر شبکه عصبی MLP بود این در حالی است که در بسیاری از مطالعات گذشته شبکه MLP به عنوان کارآمدترین مدل در مباحث پیش‌بینی معرفی شده است (۲۲، ۳۵).

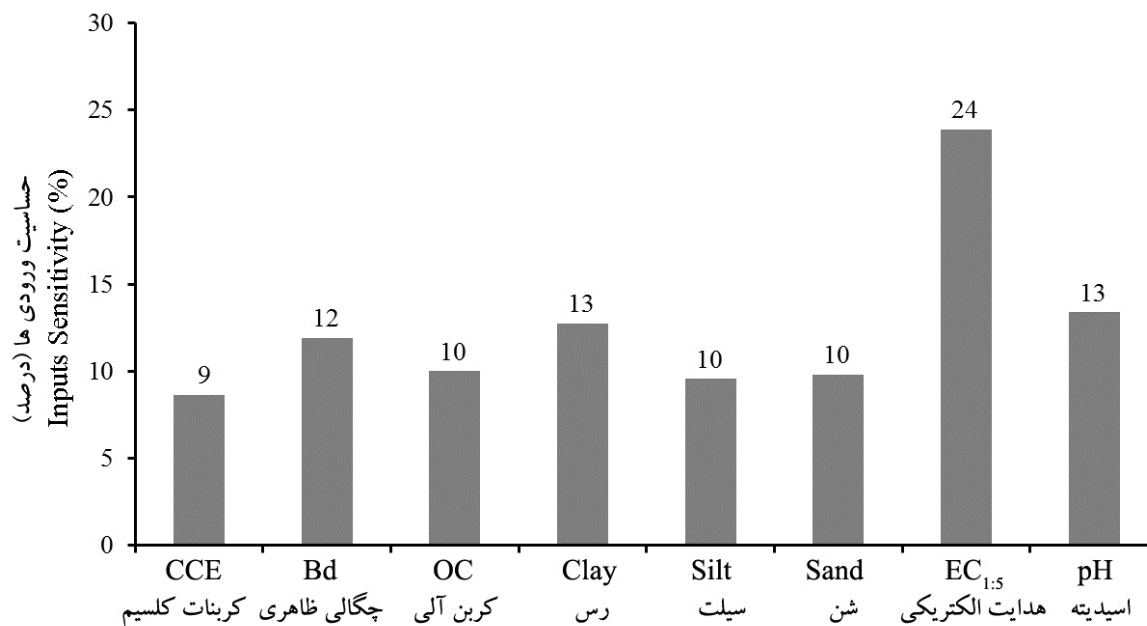
به منظور یافتن اهمیت همه متغیرهای مورد استفاده در این تحقیق، بهترین مدل‌سازی صورت گرفته با استفاده از همه متغیرها بعنوان ورودی شبکه را انتخاب نموده (2 RBFN) و سپس، وزن‌های بین متغیرها و نرون‌های لایه پنهان (W_{ij})، و وزن‌های بین نرون‌های لایه پنهان و لایه خروجی شبکه (W_{jk})، استخراج گردید و با استفاده از رابطه ۴ حساسیت تمامی متغیرهای ورودی شبکه RBFN2 (بهترین مدل با همه ورودی‌ها) محاسبه شد که نتایج آن در شکل ۵ نمایش داده شده است. مقایسه این نتایج نشان داد که هدایت الکتریکی، اسیدیته، درصد رس و جرم مخصوص ظاهری به ترتیب بیشترین اهمیت را در برآورد محتوی درصد سدیم تبادل، در خاک‌های دشت سیستان دارند (شکل ۵).

عصبی RBF نسبت به شبکه‌های MLP و GRNN دقت بیشتری دارند. آموتا و پورشلوان^۱ (۲) نیز در مطالعات خود به منظور پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در حوضه آبخیز مالاتار^۲، عملکرد دو مدل RBFN و ANFIS را مورد ارزیابی قرار دادند. ایشان مدل‌های مورد نظر را با سه ورودی اجرا نموده و چنین گزارش کردند که عملکرد ANFIS با این تعداد ورودی نسبت به RBFN مطلوب تر است. نتایج بدست آمده در جدول ۴ نشان می‌دهد با افزایش تعداد ورودی‌ها (مدل ۲)، شبکه عصبی RBF در تخمین درصد سدیم تبادل در مقایسه با شبکه عصبی MLP و سیستم نروفازی موفق تر عمل کرده است ($RMSE=2/85$ و $R^2=0/80$). یلماز و کاینار^۳ (۴۱) در تحقیقات خود برای پیش‌بینی پتانسیل تورم خاک‌های رسی، با استفاده از روش‌های شبکه‌های عصبی (MLP و RBF)، سیستم نروفازی و رگرسیون خطی چند متغیره، گزارش نمودند که دقت مدل‌های MLP و ANFIS نسبتاً مشابه بوده و مدل RBF ساخته شده نسبت به دیگر مدل‌ها در راستای تخمین پتانسیل تورم خاک کارایی بالاتری دارد.

نکته قابل تأمل در این تحقیق افزایش میزان خطا ($RMSE=4/20$) و کاهش مقدار R^2 ($R^2=71$) با افزودن تعداد ورودی‌ها در خصوص مدل دوم سیستم نروفازی (ANFIS 2) می‌باشد این در حالی است که در شبکه‌های عصبی MLP و بخصوص RBF، با افزودن تعداد ورودی‌ها دقت مدل‌سازی بیشتر شده است (جدول ۴). مقایسه روش‌های مختلف مدل‌سازی ESP بیانگر دقت قابل قبول مدل‌های 1 ANFIS و 2 RBFN نسبت به سایر مدل‌ها می‌باشد. در مدل 2 RBFN، هشت ویژگی بعنوان ورودی استفاده شده است. در حالیکه ورودی‌های مدل 1 ANFIS تنها دو ویژگی (pH و EC) می‌باشد. از آنجا که تعیین ورودی‌ها در مدل 2 RBFN نیازمند صرف

1- Amutha and Porchelvan
2- Malattar
3- Yilmaz and Kaynar

هاشمی و همکاران: ارزیابی توابع انتقالی به منظور برآورد...



شکل (۵) نتایج کمی کردن اهمیت متغیرهای ورودی در مدل RBFN2 به روش ارتباط وزنی

Figure (5) Results of quantifying the importance of input variables using connection weights method in RBFN2 model

مدل 2 RBFN در مقایسه با مدل 1 ANFIS محسوب شود. نتایج این مطالعه به خوبی نشان می‌دهد به منظور مدل‌سازی هر ویژگی دیریافتی بهتر است همه روش‌های موجود بررسی گردد زیرا بسته به ماهیت متغیر مورد پیش‌بینی، همچنین نوع و تعداد ورودی‌ها عملکرد مدل‌ها متفاوت است. از سوی دیگر به منظور ارائه بهترین مدل، توجه به تعداد متغیرهای استفاده شده در مدل‌سازی در کنار مقایسه معیارهای ارزیابی خطا ضروری به نظر می‌رسد زیرا هدف ما در مدل‌سازی همواره ارائه مدلی با حداقل تعداد ورودی و حتی الامکان ورودی‌های سهل الوصول است. نتایج کمی‌سازی اهمیت متغیرها در مدل RBFN2 (بهترین مدل با همه ورودی‌ها) تأییدی بر استفاده از دو ویژگی سهل‌الوصول هدایت الکتریکی و اسیدیته در مدل‌سازی درصد سدیم تبادلی در منطقه می‌باشد که می‌توان آن را قابل تعمیم به خاکهای مناطق خشک مشابه با این منطقه دانست.

نتیجه‌گیری

در تحقیق حاضر امکان پیش‌بینی درصد سدیم تبادلی با استفاده از ویژگی‌های زودیافت خاک به روش‌های متفاوت ارزیابی و مورد بررسی قرار گرفت. نتایج اعتبارسنجی تخمین ESP بر اساس معادلات رگرسیون خطی بیانگر عملکرد ضعیف این روش بود ($RMSE \geq 4/34$ و $R^2 \leq 0/50$). ویژگی درصد سدیم تبادلی به کمک 2 نوع شبکه عصبی مصنوعی (MLP و RBF) و سیستم نروفازی (ANFIS) مدل‌سازی شد که نتایج بدست آمده در مقایسه با روش رگرسیونی توانایی و عملکرد بهتر این روش‌ها را تایید کرد. با در نظر گرفتن شاخص‌های ارزیابی و تعداد متغیرهای بکار گرفته شده، مدل ANFIS1 را می‌توان کارآمدترین مدل ارائه شده در پژوهش حاضر معرفی نمود ($RMSE = 2/34$ و $R^2 = 0/81$) که با افزودن تعداد ورودی‌ها (ANFIS 2) از دقت این سیستم کاسته شد. شبکه عصبی 2 RBFN نیز عملکرد بالایی ($RMSE = 2/85$ و $R^2 = 0/80$) نشان داد. با این حال، استفاده از تعداد ورودی‌های بیشتر می‌تواند ضعف

منابع

1. Agyare, W.A., and Park, S.J. 2007. Artificial neural network estimation of saturated hydraulic conductivity. *Vadose Zone Journal*, 6:423-431.
2. 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.
3. Araghinejad, Sh. 2013. Data-driven modelling: using MATLAB in water resources and environmental engineering (Water Science and Technology Library), Springer, 400 p.
4. Barzegar, A. 2001. Saline and Sodic Soils: Productivity and Efficiency. Shahid Chamran University Press, 273p (In Persian)
5. 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.
6. Bouyoucos, G.J. 1962. Hydrometer method improved for making particle size analysis of soils. *Agronomy Journal*, 56: 464-466.
7. Bower, C.A., Reitemeier, R.F., and Fireman, M. 1952. Exchangeable cation analysis of saline and alkali soils. *Soil Science*, 73: 251-261.
8. Chapman, H.D. 1965. Cation exchange capacity. In Black, C.A (ed.), *Methods of soil analysis*. Part 2. ASA, Monograph, No. 9. Madison (WI): ASA.
9. Dahiya I.S., Richter J., and Malik R.S. 1984. Soil spatial variability: A review. *International Journal of Tropical Agriculture*, 11:1-102.
10. Dia X., Huo Z., and Wang H. 2011. Simulation for response of crop yield to soil moisture and salinity with artificial neural network. *Field Crops Research*, 121: 441-449.
11. Erzin, Y., and Güneş, N. 2011. The prediction of swell percent and swell pressure by using neural networks. *Mathematical and Computational Applications*, 16: 425-436.
12. 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 Persian).
13. Fireman, M., and Wadleigh, C.H. 1951. A statistical study of the relation between pH and the exchangeable-sodium-percentage of western soils. *Soil Science*, 71(4): 273-286.
14. Food and Agriculture Organization of the United Nations (2008). *Land Resources, Management, Planning and Use*. <http://www.fao.org/ag/agl/agll/spush> (accessed April 2015).

15. Haykin, S. 1994. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Macmillan, New York, 850 p.
16. Jang, J.S.R. 1993. ANFIS-Adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions System Man Cybernetics*, 23: 665-658.
17. Jurinak, J.J., Amrhein, C., and Wagenet, R.J. 1984. Sodic hazard: The effect of SAR and salinity in soils and overburden materials. *Soil Science*, 137: 152 -158.
18. 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.
19. Kemp, S., Zaradic, P., and Hansen, F. 2007. An approach for determining relative input parameter importance and significance in artificial neural networks. *Ecological Modelling*, 204: 326-334.
20. Keshavarzi, A., Sarmadian, F., Sadeghnejad, M., and Pezeshki, P. 2010. Developing pedotransfer functions for estimating some soil properties using artificial neural network and multivariate regression approaches. *Proenvironment Promediu*, 3: 322-330.
21. Kumar M., Raghuwanshi N.S., Singh R., Wallender W.W., and Pruitt W.O. 2002. Estimating evapotranspiration using artificial neural network. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering-ASCE*, 128: 224-233.
22. Mashrei, M.A., Abdulrazzaq, N., Abdalla, T.Y., and Rahman, M.S., 2010. Neural networks model and adaptive neuro-fuzzy inference system for predicting the moment capacity of ferrocement members. *Engineering Structures*, 32: 1723-1734.
23. Minasny, B., Hopman, J., Harter, W.T., Eching, S.O., Toli, A., and Denton, M.A. 2004. Neural networks prediction of soil hydraulic functions for alluvial soils using multistep outflow data. *Soil Science Society of America Journal*, 68: 417-429.
24. Mohamadi, J., and Tahri, S.M. 2005. Fitting the pedotransfer functions by using the fuzzy regression. *Science and Technology of Agriculture and Natural Resources*, 2: 51-60 (In Persian).
25. Nelson, R.E. 1982. Carbonate and gypsum. In Page, A.L. (ed.), *Methods of soil analysis*. Part 1. 2nd ed. ASA, Monograph, No. 9. Madison (WI): ASA.
26. Noori, R., Hoshyaripour, G., Ashrafi, K., and Najdar Araabi, B. 2009. Uncertainty analysis of developed ANN and ANFIS models in prediction of carbon monoxide daily concentration. *Atmospheric Environment*, 44: 476-482.
27. Olden, J.D., Joy, M.K., and Death, R.G. 2004. An accurate comparison of methods for quantifying variable importance in artificial neural networks using simulated data. *Ecological Modelling*, 178: 389-397.
28. Olden, J.D., and Jackson, D.A. 2002. Illuminating the black box approach for understanding variable contributions in artificial neural networks randomization. *Ecological Modelling*, 154: 135-150.

29. Rhoades, J.D. 1982. Cation exchange capacity. In Page, A.L. (ed.), *Methods of soil analysis*. Part 2. 2nd ed. ASA, Monograph, No. 9. Madison (WI): ASA.
30. Rhoades, J.D. 1968. Mineral weathering correction for estimating the sodium hazard of irrigation waters. *Soil Science Society of America Proceedings*, 32: 648-652.
31. Riahi Modvar, H.R., and Ayyoubzadeh, S.A. 2008. Estimating longitudinal dispersion coefficient of pollutants using adaptive neuro-fuzzy inference system. *Journal of Water and Wastewater*, 67: 34-47 (in Persian).
32. Richards, L.A. 1954. Diagnosis and improvement of saline and alkali soils. In *USDA Handbook 60*. U.S. Department of Agriculture, Washington, DC.
33. Ross, T.J. 1995. *Fuzzy Logic with Engineering Application*. McGraw Hill Inc. USA. 585 p.
34. Rowell, D.I. 1994. *Soil Science: Methods and Application*. Longman Group, Harlow, England, 345p.
35. Sadrumontazi, A., Sobhani, J., and Mirgozar, M.A. 2013. Modeling compressive strength of EPS lightweight concrete using regression, neural network and ANFIS. *Journal of Construction and Building Materials*, 42: 205-216.
36. Singh, P. and Deo, M.C. 2007. Suitability of different neural networks in daily flow forecasting. *Applied Soft Computing*, 7: 968-978.
37. USDA-NRCS. 1996. *Soil Survey Laboratory Methods Manual*. Soil Survey Investigations. Report, No. 42. Version 3.0. Nebraska.
38. Walkley, A., and Black, I.A. 1934. An examination of the Degtjareff method for determining soil organic matter, and proposed modification of the chromic acid titration method. *Soil Science*, 37: 29-38.
39. Wang, Y.G., Xiao, D.N., Li, Y., and Li, X.Y. 2008. Soil salinity evolution and its relationship with dynamics of groundwater in the oasis of inland river basins: case study from the Fubei region of Xinjiang province. *China Environmental Monitoring and Assessment*, 140: 291-302.
40. Wiegand, C.L., Lyles, L., and Carter, D.L. 1966. 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.
41. Yilmaz, I., and Kaynar, O. 2011. Multiple regression, ANN (RBF, MLP) and ANFIS models for prediction of swell potential of clayey soils. *Expert Systems with Applications*, 38: 5958-5966.