

مقایسه مدل‌های رگرسیونی و هوش محاسباتی در تخمین درصد سدیم تبادلی از نسبت جذب سدیم (مطالعه موردی: خاک‌های منطقه میانکنگی سیستان)

فریدون سارانی¹، احمد غلامعلی زاده آهنگر^{2*}، اسما شعبانی³

تاریخ پذیرش: 94/02/01 تاریخ دریافت: 94/12/11

¹ دانشجوی سابق کارشناسی ارشد، گروه مهندسی علوم خاک، دانشکده آب و خاک، دانشگاه زابل

² دانشیار گروه مهندسی علوم خاک، دانشکده آب و خاک، دانشگاه زابل

³ مربی گروه مهندسی علوم خاک، دانشکده آب و خاک، دانشگاه زابل

* مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: ahangar@uoz.ac.ir

چکیده

معیارهای نسبت جذب سدیم (SAR) و درصد سدیم تبادلی (ESP) به‌عنوان شاخص‌های تعیین سدیمی بودن خاک مطرح هستند. همبستگی‌های تقریبی متعددی بین درصد سدیم تبادلی و نسبت جذب سدیم برای خاک‌های مناطق مختلف جهان گزارش شده است. هدف از اجرای پژوهش حاضر، یافتن رابطه بین درصد سدیم تبادلی و نسبت جذب سدیم و بررسی امکان برآورد درصد سدیم تبادلی از نسبت جذب سدیم در خاک‌های منطقه میانکنگی دشت سیستان است. بدین منظور، تعداد 189 نمونه خاک از منطقه مورد مطالعه جمع‌آوری و تجزیه و تحلیل شد. رابطه بین درصد سدیم تبادلی و نسبت جذب سدیم خاک‌های سطحی منطقه با استفاده از معادله رگرسیون لگاریتمی $ESP = 8.07 \times \ln(SAR_{1:1}) + 10.20$ و معادله خطی $ESP = 0.78 SAR_{1:1} + 15.69$ (که $SAR_{1:1}$ نسبت جذب سدیم در عصاره 1:1 خاک و آب است) تبیین شد که به ترتیب 83 و 67 درصد از تغییرات درصد سدیم تبادلی را توجیه کردند. سپس، کارایی شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) و سیستم عصبی - فازی (ANFIS) برای تخمین درصد سدیم تبادلی بررسی قرار گردید. نتایج حاکی از توانایی و عملکرد بهتر شبکه MLP و ANFIS در مقایسه با مدل‌های رگرسیونی است که برای تخمین درصد سدیم تبادلی با استفاده از $SAR_{1:1}$ با مقادیر 0/94 و 0/05 به ترتیب برای ضریب تبیین و ریشه میانگین مربعات خطا، دقت بالاتری از خود نشان دادند. این نتایج نشان از برتری مدل‌های هوشمند برای توصیف رابطه بین درصد سدیم تبادلی و نسبت جذب سدیم در مقایسه با روش‌های خطی و غیر خطی رگرسیونی است.

واژه‌های کلیدی: درصد سدیم تبادلی، شوری، معادلات رگرسیونی، نسبت جذب سدیم

Comparing Regression and Artificial Intelligence Models for Estimating Soil Exchangeable Sodium Percentage from Sodium Absorption Ratio (Case Study: Miankangi Region Soils, Sistan)

F Sarani¹, A Gholamallzadeh Ahangar^{2*}, A Shabani³

Received: 21 April 2015

Accepted: 1 March 2016

¹- Former M.Sc. Student, Department of Soil Science, Soil and Water Faculty, University of Zabol, Iran

²- Assist. Prof., Department of Soil Science, Soil and Water Faculty, University of Zabol, Iran

³- Lecturer., Department of Soil Science, Soil and Water Faculty, University of Zabol, Iran

*Corresponding Author, Email: ahangar@ uoz.ac.ir

Abstract

Sodium absorption ratio (SAR) and exchangeable sodium percentage (ESP) are two indicators of sodic soils. Several approximate correlations between ESP and SAR for soils of different regions in the world have been reported. The purpose of this study is to find the relationship between ESP and SAR in Miankangi region, in Sistan plain, and assessing possibility of ESP calculation from SAR. Thus, 189 soil samples from the study area were collected and analyzed. Relationship between ESP and SAR was determined by using the logarithmic regression equation of $ESP = 8.07 \times \ln(SAR_{1:1}) + 10.20$ and linear equation of $ESP = 0.78 SAR_{1:1} + 15.69$ ($SAR_{1:1}$ is SAR in 1:1 soil to water extract), which could explained 83% and 67% of ESP variations respectively. Then, performances of multi-layer perceptron (MLP) network and artificial neuro-fuzzy inference system (ANFIS) were studied. Results showed the capability and better outcomes of MLP and ANFIS in comparison to regression models (correlation coefficient and root mean square error values were 0.94 and 0.05, respectively). These results demonstrated the superiority of intelligent models in explanation of the relationship between ESP and SAR compared with linear and nonlinear regression relations.

Keywords: ESP, Regression Equations; Salinity, SAR

مقدمه

مقایسه با کلسیم و منیزیم در مکان‌های تبادل (معمولاً از دو پارامتر مهم استفاده می‌شود که عبارتند از نسبت جذب سدیم¹ (SAR) با حد آستانه‌ای 13 و درصد سدیم تبدیلی² (ESP) با حد آستانه‌ای 15 درصد، که تعریف آن‌ها در معادله 1 و 2 آورده شده است (گیورگ 2001، سومنر 1993):

$$SAR = \frac{Na^+}{\sqrt{\left(\frac{Ca^{2+} + Mg^{2+}}{2}\right)}} \quad [1]$$

شوری خاک یکی از محدودیت‌های عمده برای کشاورزی، به‌خصوص در مناطق خشک است. افزایش شوری خاک در سطح جهان، و همچنین در ایران مسأله بسیار مهمی است. حدود 44/5 میلیون هکتار از اراضی زراعی ایران تحت تأثیر شوری اراضی خشک قرار دارند (بنایی و همکاران 1383). سدیمی بودن از مهم‌ترین مشخصات خاک‌های متأثر از نمک است که ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی آن‌ها را تحت تأثیر قرار می‌دهد (فرهمند و همکاران 1391). تخریب ساختمان خاک، کاهش هدایت هیدرولیکی، تهویه خاک و میزان نفوذ پذیری و افزایش pH خاک تا بیش از 8/5، از دلایل اصلی کاهش تولید محصول در خاک‌های سدیمی می‌باشد (جوری‌ناک و سوارز 1990). برای ارزیابی درجه سدیمی بودن خاک (میزان نسبی سدیم در

¹. Sodium absorption ratio

². Exchangeable sodium percentage

$$ESP = \left(\frac{Na^+}{CEC} \right) \cdot 100 \quad [2]$$

در این معادلات:

Na^+ , Ca^{2+} , Mg^{2+} = به ترتیب یون‌های منیزیم، کلسیم و سدیم تبادلی اندازه‌گیری شده (سانتی‌مول بار بر کیلوگرم) و CEC = ظرفیت تبادل کاتیونی (سانتی‌مول بار بر کیلوگرم) می‌باشد.

شناخت تغییرات درصد سدیم تبادلی و اطلاع از مقدار عددی آن در خاک‌های سدیمی یا شور و سدیمی به‌ویژه در اراضی کشاورزی جهت برآورد مقدار مواد اصلاح‌کننده و مدیریت اراضی امری ضروری است. همان‌طور که در معادله 2 مشاهده می‌شود برای اندازه‌گیری درصد سدیم تبادلی خاک، به‌دست آوردن ظرفیت تبادل کاتیونی نیاز است. اندازه‌گیری این پارامتر وقت‌گیر، پرهزینه و همراه با خطا است. همچنین، منابع خطای متعددی برای اندازه‌گیری ظرفیت تبادل کاتیونی به‌روش باور (باور و همکاران 1952) گزارش شده است، از جمله عدم خارج شدن مازاد کاتیون شاخص طی مرحله شست‌وشو و وجود کانی ژئولیت در خاک که منجر به بیش‌برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی می‌شود و بنابراین درصد سدیم تبادلی کمتر از مقدار واقعی به‌دست می‌آید. به‌علاوه، عدم اشباع کامل مکان‌های تبادلی با کاتیون شاخص، هدر رفتن خاک و هیدرولیز کاتیون شاخص تبادلی طی مرحله شست‌وشو، عدم جایگزینی کامل آمونیوم به جای سدیم و انحلال گچ، ظرفیت تبادل کاتیونی را کمتر اندازه‌گیری کرده و بنابراین درصد سدیم تبادلی بیشتر از مقدار واقعی برآورد می‌شود (رودس 1982). اندازه‌گیری میزان سدیم تبادلی در خاک‌های با $EC_e \geq 10 \text{ d S m}^{-1}$ نیز همراه با خطای اثر دفع آنیونی است. این خطا سبب می‌شود که میزان سدیم تبادلی کمتر از مقدار واقعی برآورد شود (جوری‌ناک و سوآرز 1990). به‌منظور غلبه بر مشکلات فوق ارائه روشی که بتوان با استفاده از شاخص دیگری، به‌طور غیر مستقیم درصد سدیم

تبادلی را به‌دست آورد بسیار بهینه و اقتصادی‌تر است. یکی از این پارامترها نسبت جذب سدیم است. همبستگی‌های تقریبی متعددی بین درصد سدیم تبادلی و نسبت جذب سدیم برای خاک‌های مناطق مختلف جهان گزارش شده است، ولی امکان آن وجود دارد که این روابط با تغییر در درصد و نوع رس غالب در خاک، کانی‌شناسی، میزان شوری محلول تعادلی و درصد رطوبت اشباع، تغییرات اساسی یابند (چی و همکاران 2011، سیلسپور و همکاران 2009، کوپتیک و همکاران 2006، اوان‌جلو و مارسسی 2003). به بیان دیگر، این مطالعات برای مناطق و نواحی خاصی صورت گرفته است و به تعداد اندکی از انواع خاک‌ها محدود می‌باشد و ضروری است در هر منطقه با توجه به نوع و خصوصیات خاک آن، چنین پژوهش‌هایی تکرار شود.

یکی از روش‌های بررسی روابط و همبستگی بین خصوصیات مختلف خاک و بیان کمی آنها استفاده از مدل‌های آماری است. این مدل‌ها که اصطلاحاً توابع انتقالی خاک نامیده می‌شوند، شامل مدل‌های رگرسیونی و شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشند (میناسنی و همکاران 2004). این مدل‌ها خصوصیات مهم خاک را، که اندازه‌گیری آنها پر هزینه و زمان‌بر است، به‌صورت تابعی از ویژگی‌هایی که به سادگی و با هزینه کمتری قابل اندازه‌گیری هستند، بیان می‌نمایند. پژوهشگران متعددی رابطه بین درصد سدیم تبادلی و نسبت جذب سدیم را با استفاده از معادلات رگرسیون خطی و لگاریتمی ارائه نموده‌اند (امرسون و باکر 1973، لوی و هیل 1968، ریچاردز 1954). آزمایشگاه شوری ایالات متحده (USSL) برای پیش‌بینی درصد سدیم تبادلی خاک از روی نسبت جذب سدیم رابطه‌ای را به‌صورت $ESP = -0.0126 + 0.01475 SAR$ در خاک‌های ایالات متحده پیشنهاد کرد (ریچاردز 1954). برخی مطالعات انجام شده نشان داد این رابطه ثابت نیست و با قدرت یونی محلول و حضور کانی رسی غالب، تغییرات قابل توجهی پیدا می‌کند (اوان‌جلو و مارسسی 2003، مارسسی و

و حساسیت آن‌ها نسبت به وجود خطا در داده‌ها کمتر است (آگیار و پارک 2007). به بیان دیگر، این مدل‌ها می‌توانند با کمترین پارامترهای اندازه‌گیری شده و با دقت قابل قبولی تغییرات متغیر مورد نظر را پیش‌بینی کنند.

در این مطالعه سعی شده است رابطه بین SAR_{1:1} با مقدار درصد سدیم تبدلی در خاک‌های سطحی منطقه مورد مطالعه با استفاده از روابط رگرسیونی تبیین گردد و دقت مدل‌های شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و سیستم عصبی-فازی برای تخمین درصد سدیم تبدلی در مقایسه با مدل‌های رگرسیونی خطی و لگاریتمی بررسی شده و دقیق‌ترین مدل پیش‌بینی درصد سدیم تبدلی برای خاک‌های منطقه انتخاب شود.

مواد و روش‌ها

موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

منطقه میانکنگی، در 30 کیلومتری شرق شهرستان زابل هم‌مرز با کشور افغانستان، بین عرض‌های جغرافیایی 31° 04' 51" تا 31° 08' 17" شمالی و طول جغرافیایی 61° 44' 49" تا 61° 49' 56" شرقی واقع شده 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. متوسط بارندگی سالیانه 55 میلی‌متر، و تبخیر و تعرق از سطح منطقه 4500 تا 5000 میلی‌متر می‌باشد. میانگین دراز مدت درجه حرارت 21/7 درجه و کمینه حرارت مطلق 7- درجه سلسیوس گزارش شده است (صبح‌خیزی و همکاران 1385).

نمونه‌برداری و تحلیل‌های آزمایشگاهی

189 نمونه خاک به‌صورت شبکه‌بندی منظم از سطح خاک‌های منطقه مورد مطالعه برداشت و به آزمایشگاه منتقل گردید. سپس، نمونه‌ها هوا خشک و از الک 2 میلی‌متری عبور داده شد. تعدادی از ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی، از جمله بافت خاک به‌روش

اوان‌جلو 1991، نادلر و ماگاریتز 1981، شینبرگ و همکاران (1980). زارع و همکاران (2014) مطالعه‌ای با هدف بررسی رابطه بین ESP و SAR در دشت متاثر از نمک مرودشت در استان فارس انجام دادند. لک و همکاران (2009) از روش‌های رگرسیونی و شبکه‌عصبی در راستای تخمین ESP به کمک SAR در خاک‌های ساحلی استان گیلان استفاده کردند. سیلسپور و همکاران (2009) با استفاده از معادله رگرسیونی خطی، درصد سدیم تبدلی خاک را به‌کمک نسبت جذب سدیم در خاک‌های خشک منطقه ورامین پیش‌بینی کردند. چی و همکاران (2011) با مطالعه بر روی 117 نمونه خاک از بخش‌های غربی دشت سنگان در کشور چین مقدار درصد سدیم تبدلی را با استفاده از SAR_e و SAR_{1:5} برآورد نمودند.

مدل‌های هوش مصنوعی که بر اساس سیستم عصبی مغز انسان در فرایند یادگیری، طراحی شده‌اند امروزه به طور فزاینده‌ای مورد توجه قرار گرفته‌اند. اجزای سازنده شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌عنوان یک مدل از سیستم عصبی موجودات زنده، نرون‌ها هستند. وظیفه هر نرون، انجام نوعی پردازش بر روی سیگنال‌های ورودی و تولید یک خروجی واحد مطلوب است. هر سیگنال قبل از ورود به نرون از فضای موسوم به فضای سیناپسی عبور می‌کند که در آن عملیات تقویت و یا تضعیف سیگنال صورت می‌گیرد. این فضا در واقع محل ارتباط یک نرون با نرون دیگر است (منهاج 1386). وظیفه شبکه‌های عصبی این است که طی یک دوره آموزشی، بیاموزند که به‌ازای هر ورودی، خروجی مطلوب را تولید نمایند. نتایج مطالعات نوایان و همکاران (1390) و تاماری و همکاران (1996) نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی در اغلب موارد عملکردی بهتر از روش‌های رگرسیونی دارند. یکی از مزیت‌های شبکه‌های عصبی در مقایسه با توابع انتقالی رگرسیونی این است که این شبکه‌ها نیاز به مفاهیم قبلی در مورد ارتباط بین داده‌های ورودی و خروجی ندارند

آماره‌های توصیفی شامل میانگین، انحراف معیار، ضریب تغییرات، مقادیر بیشینه و کمینه برای ویژگی‌های خاک‌های منطقه مورد مطالعه محاسبه گردید که در جدول 1 آورده شده است.

هدایت الکتریکی به روش هدایت‌سنجی، pH در تعلیق 1 به 1 آب به خاک، ظرفیت تبادل کاتیونی به روش بوئر، Na^+ به روش فلیم فتومتر و $\text{Mg}^{2+} + \text{Ca}^{2+}$ به روش تیتراسیون اندازه‌گیری شدند (بی‌نام 1996).

جدول 1- آماره‌های توصیفی خصوصیات فیزیکی و شیمیایی 189 نمونه خاک استفاده شده برای تعیین مدل ESP-SAR

پارامتر	بیشینه	کمینه	میانگین	ضریب تغییرات (%)	انحراف معیار
رس (%)	53/40	1	12/44	72/15	8/98
شن (%)	96/60	1	45/37	40/30	18/28
سیلت (%)	78	2	42/17	38	16/02
pH	9/40	6/90	8/15	7/85	0/64
$\text{EC}_{1:1}$ (dS m^{-1})	21/33	0/13	5/89	100/33	5/91
$\text{SAR}_{1:1}$	68/12	0/77	7/60	125/79	9/56
ESP (%)	45/08	5	21/49	43/27	9/29

$\text{EC}_{1:1}$ هدایت الکتریکی عصاره 1:1 خاک و آب، $\text{SAR}_{1:1}$ نسبت جذب سدیم عصاره 1:1 خاک و آب، ESP درصد سدیم تبدلی

مدل رگرسیونی خطی و لگاریتمی

نمونه‌ای از مدل رگرسیون خطی و مدل رگرسیونی لگاریتمی به ترتیب در معادله 3 و 4 ارائه شده است.

$$Y = aX + b \quad [3]$$

$$Y = a \ln X + b \quad [4]$$

برآورد و مدل‌سازی در نرم افزار SAS 2002 با استفاده از نسبت جذب سدیم و درصد سدیم تبدلی صورت گرفت، و بهترین مدل رگرسیون خطی و لگاریتمی پیشنهاد شد. بدین منظور 80 درصد داده‌ها برای مدل‌سازی و 20 درصد برای آزمون انتخاب شدند.

مدل‌سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی روش محاسباتی بسیار مفید برای پیش‌بینی و مدل‌سازی روابط بین پارامترها است، به‌ویژه هنگامی که این رابطه پیچیده باشد (گالنت 1993، اسمیت 1993). ساختار شبکه عصبی مصنوعی

اساساً شامل سه لایه است، لایه ورودی که در آن همه داده‌ها به شبکه وارد شده و محاسبه وزن هر یک از متغیرهای ورودی انجام می‌شود، لایه یا لایه‌های پنهان که عملیات محاسباتی با استفاده از توابع فعالیت موجود در آن بر روی داده‌ها انجام می‌گیرد، و لایه خروجی که نهایتاً نتایج به‌دست آمده شبکه است. در این مطالعه، شبکه عصبی پرسپترون سه لایه برای محاسبه درصد سدیم تبدلی ساخته شد.

توصیف پرسپترون چند لایه³ (MLP)

شبکه شامل یک لایه ورودی، لایه پنهان و یک لایه خروجی است. ورودی شبکه نسبت جذب سدیم است که به‌عنوان بهینه‌ترین ورودی شبکه در نظر گرفته شد (شکل 1).

مقادیر نرمال شده که به لایه ورودی وارد شده است به شبکه عرضه می‌شود و خروجی آن‌ها محاسبه می‌گردد. مقایسه خروجی واقعی و خروجی مطلوب باعث می‌گردد ضرایب وزنی شبکه تغییر یابد به طوری که در دفعات بعد، خروجی دقیق‌تری به‌دست آید. این

³. Multi-layer perceptron network

سیستم عصبی-فازی (ANFIS)

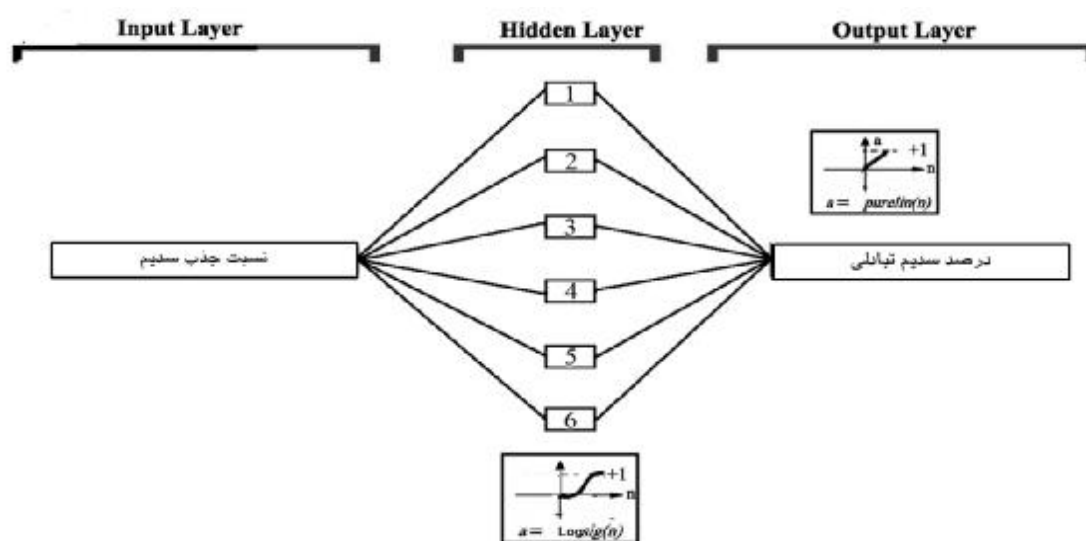
سیستم استنتاج فازی بر مبنای تطبیق شبکه برای اولین بار توسط جانگ در سال 1993 ارائه گردید (جانگ 1993) و تاکنون کاربرد موفقیت آمیزی در زمینه حل مسائل مختلف داشته است (چن و چونگ 2006، شو و یاردا 2008). سیستم عصبی-فازی (ANFIS) از الگوریتم یادگیری شبکه عصبی جفت شده با استدلال فازی برای برآورد توزیع خروجی به کمک توزیع ورودی بهره می‌گیرد. این سیستم معمولاً با الگوریتم یادگیری هیبرید دگرآموخته (نظارت شده) برای بهینه‌سازی پارامترهای خطی و غیرخطی آموزش داده می‌شود (چونگ و همکاران 2012). در پژوهش حاضر، سیستم عصبی-فازی با پنج لایه (لایه ورودی، لایه توابع عضویت ورودی، لایه قواعد، لایه برآیند و لایه خروجی) با تعداد سه تابع عضویت برای ورودی و تابع از نوع مثلثی (TriMF) مورد استفاده قرار گرفت (شکل 2).

روال که آموزش نامیده می‌شود، در واقع تنظیم و تعدیل وزن‌های متصل به نرون‌هاست، به گونه‌ای که در نهایت عملکرد مورد انتظار از شبکه حاصل گردد (جرجانی و همکاران 2008). تابع انتقال سیگموئید معمولاً برای این نوع شبکه استفاده می‌شود (غفاری و همکاران 2006، تورسیلا و همکاران 2007). تابع سیگموئیدی بین 0 و 1 متغیر است، در نتیجه ورودی و همچنین داده‌های خروجی باید در محدوده بین 0 و 1 نرمال‌سازی شوند (تورسیلا و همکاران 2007). از این رو، نرمال‌سازی مقادیر درون محدوده یکسان برای جلوگیری از ورود داده‌های با اندازه بزرگتر نسبت به داده‌های کوچکتر، در راستای یکسان نمودن ارزش داده‌ها بسیار حیاتی است. در مطالعه حاضر، مقیاس بندی داده‌ها بین محدوده 0-1 با استفاده از معادله 5 انجام شد (ارزین و همکاران 2008):

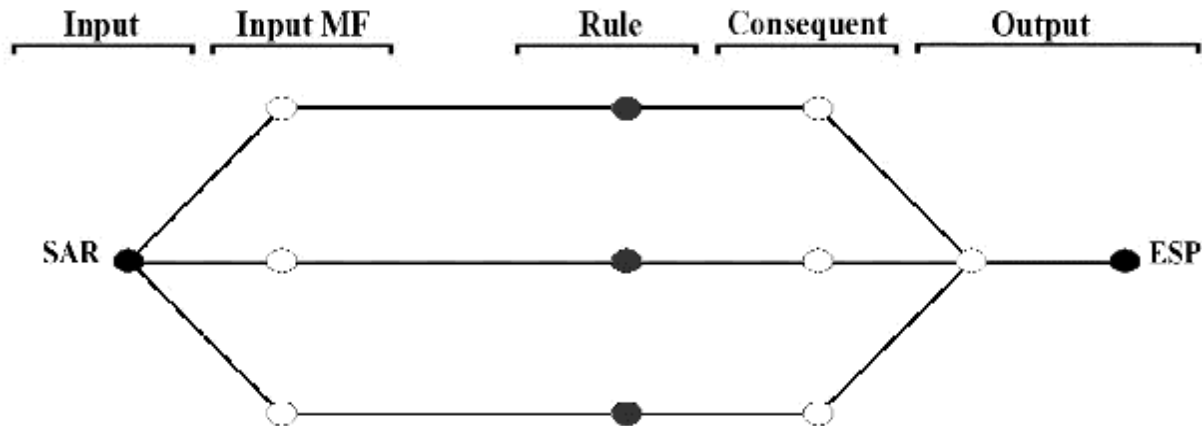
$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

[5]

که X_{norm} مقدار نرمال‌سازی است، X_{max} و X_{min} به ترتیب مقدار بیشینه و کمینه مجموعه داده‌های واقعی هستند.



شکل 1- ساختار شبکه عصبی پرسپترون طراحی شده (MLP).



شکل 2- ساختار مدل ساخته شده سیستم عصبی فازی.

نزدیکتر باشد نمایانگر دقت بالاتر تخمین خواهند بود. GMER نیز بیان‌کننده وجود هماهنگی و تطابق بین مقادیر مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده می‌باشد. چنانچه مقدار ضریب GMER برابر با 1 باشد، بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده مطابقت کامل وجود دارد. بنابراین هر چه مقدار این آماره به یک نزدیکتر باشد مدل از دقت بالاتری برخوردار است. از طرفی، بیشتر و کمتر بودن این پارامتر نسبت به یک، به ترتیب نشان‌دهنده بیش‌برآوردی یا کم‌برآوردی مدل می‌باشد (واگنر و همکاران 2001).

نتایج و بحث

معادلات تحلیل رگرسیون و نتایج اعتبارسنجی مدل‌های به‌دست آمده برای تخمین درصد سدیم تبادلی با استفاده از نسبت جذب سدیم در جدول 2 ارائه شده است.

تجزیه و تحلیل

برای مقایسه کمی عملکرد مدل‌های پیشنهادی می‌توان از تجزیه و تحلیل خطاهای باقیمانده و اختلاف بین مقادیر اندازه‌گیری و برآورد شده، بهره گرفت. در این پژوهش جهت انجام فرآیند اعتبارسنجی مدل‌ها، از معیارهای ریشه میانگین مربعات خطا⁴ (RMSE) و ضریب تبیین (R^2) و میانگین هندسی نسبت خطا⁵ (GMER) استفاده گردید. بیان ریاضی این آماره‌ها به صورت زیر می‌باشد:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y_{di})^2}{\sum_{i=1}^n (y_{di} - y_m)^2} \quad [6]$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y_{di})^2} \quad [7]$$

$$GMER = \exp \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln \left(\frac{y_i}{y_{di}} \right) \right] \quad [8]$$

که در آن n تعداد نقاط، y_i مقدار خروجی مدل‌ها، y_{di} مقدار مشاهده شده و y_m میانگین مقادیر مشاهده شده است. هر چه مقدار RMSE کوچکتر و مقدار R^2 به 1

⁴. Root mean square error

⁵. Geometric Mean Error Ratio

جدول 2- معادلات پیشنهادی برای تخمین ESP از SAR.

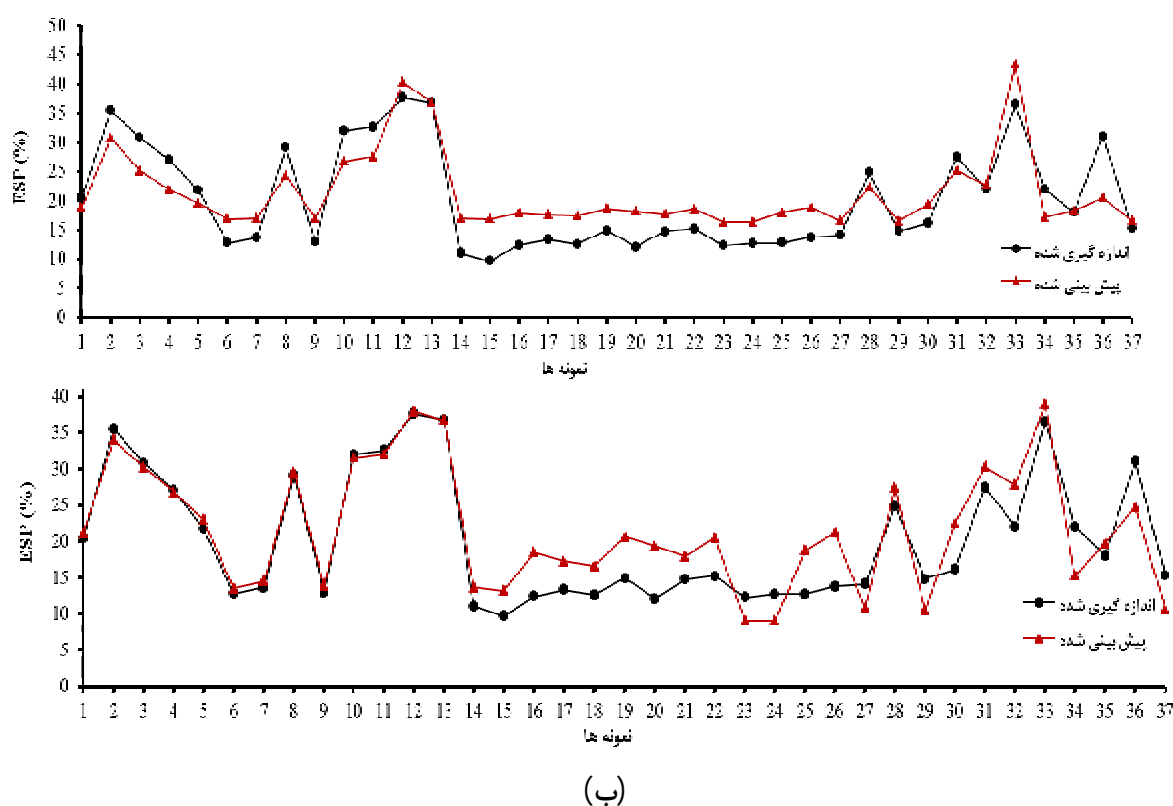
GMER	RMSE	R ² آزمون	R ² آموزش	متغیر مستقل	مدل تابع انتقالی
1/02	5/40	0/67	0/69	SAR _{t-1}	ESP = 0/78 SAR _{t-1} * + 15/69
1/02	3/80	0/83	0/81	SAR _{t-1}	ESP = 8/07 ln (SAR _{t-1}) + 10/20

* SAR_{t-1} نسبت جذب سدیم عصاره 1:1 خاک و آب، ESP درصد سدیم تبدیلی

مقادیر GMER مرحله آزمون در هر دو مدل رگرسیونی نشان دهنده بیش برآوردی این مدل ها نسبت به داده‌های واقعی می‌باشد (GMER > 1).

مقادیر درصد سدیم تبدیلی برای داده های آزمون (20 درصد از داده‌ها که به صورت تصادفی قبل از انجام تجزیه و تحلیل‌ها کنار گذاشته شده بودند)، با مدل‌های رگرسیونی خطی و لگاریتمی، پیش‌بینی شده و در مقابل مقادیر مشاهداتی ترسیم گردید (شکل 3).

با توجه به نتایج آماری به دست آمده در جدول 2، تابع انتقالی درصد سدیم تبدیلی به وسیله رگرسیون لگاریتمی در مقایسه با رگرسیون خطی، دارای دقت بالاتری در هر دو مرحله آموزش و آزمون می باشد. مقادیر ضریب تبیین و ریشه میانگین مربعات خطا در مرحله آزمون برای تابع انتقالی درصد سدیم تبدیلی خاک با استفاده از رگرسیون لگاریتمی از روی SAR_{t-1} به ترتیب 0.83 و 3.80 می‌باشد، که در مقایسه با نتایج حاصل از رگرسیون خطی عملکرد بهتری داشته است.



شکل 3- نمودار نقطه‌ای داده‌های مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده برای مرحله آزمون الف) با رگرسیون خطی، ب) با رگرسیون لگاریتمی.

بی‌شماری همچون قدرت یونی محلول (شینبرگ و همکاران 1980)، شوری خاک (فرنکل و آلپروویچ 1983) و نوع کانی‌های رسی (اندو و همکاران 2002) هستند. رس‌هایی که در آن‌ها سطوح تبادلی محدود به سطوح خارجی است همانند کائولینیت و پیروفیلیت، به دلیل بار الکتریکی اندک خود، تمایل به جذب ترجیحی یون سدیم دارند که مقدار این جذب با کاهش ESP افزایش نشان می‌دهد. همچنین افزایش در مقاومت یونی به دلیل کاهش ضخامت DDL و کاهش بار الکتریکی، موجب افزایش جذب ترجیحی یون سدیم در این رس‌ها می‌شود. از سوی دیگر، در رس‌های 2:1 انبساط‌پذیر نظیر مونت‌موریلونیت در شرایط مقاومت یونی کم و ESP بزرگ، ذرات رس پراکنده شده و سطوح تبادلی خارجی غالب می‌شوند و همانطور که پیش‌تر بحث شد، به یون سدیم تمایل نشان می‌دهند. اگرچه، با شروع تشکیل شبه‌کریستال‌ها به وسیله ذرات رسی (ناشی از افزایش مقاومت یونی یا کاهش در ESP)، سطوح تبادلی داخلی ایجاد شده و تمایل برای جذب یون کلسیم افزایش می‌یابد. بنابراین رابطه ESP-SAR ثابت نیست و با تغییر در مقاومت یونی و مینرالوژی رس دستخوش دگرگونی می‌شود (کوپتیک و همکاران 2006).

توسعه شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و سیستم عصبی-فازی برای تخمین درصد سدیم تبادلی

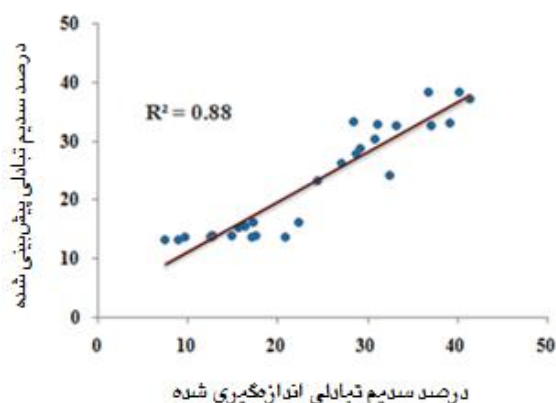
مقادیر ضریب تبیین و ریشه میانگین مربعات خطا برای شبکه عصبی پرسپترون چند لایه به ترتیب 0/88 و 0/05 به دست آمد. این اعداد با به‌کارگیری سیستم عصبی-فازی در تخمین درصد سدیم تبادلی با استفاده از SAR_{1:1} نیز به ترتیب 0/94 و 0/05 به دست آمد. این آمارها نسبت به معادلات رگرسیون خطی و لگاریتمی بهبود قابل توجهی به‌ویژه در ریشه میانگین مربعات خطا نشان می‌دهند. مقادیر GMER در این دو مدل نیز بسیار نزدیک به 1 است که مطابقت بالا بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در این روش‌ها را

چی و همکاران (2011) با مطالعه بر روی 117 نمونه خاک از بخش‌های غربی دشت سنگان در کشور چین مقدار درصد سدیم تبادلی را با استفاده از SAR_e و SAR_{1:5} برآورد نمودند. ایشان در تحقیقات خود رابطه‌ای با ضریب تبیین 0/76 بین درصد سدیم تبادلی با SAR_e و SAR_{1:5} در سطح یک درصد برای خاک‌های شور گزارش کرده‌اند. آنها اظهار داشتند که می‌توان درصد سدیم تبادلی را با استفاده از معادلات رگرسیون لگاریتمی $ESP = 10.72 \times \ln(SAR_e) - 15.36$ و $ESP = 11.44 \times \ln(SAR_{1:5}) + 5.48$ تخمین زد. سیلسپور و همکاران (2009) برای پیش‌بینی درصد سدیم تبادلی به‌کمک نسبت جذب سدیم در خاک‌های خشک منطقه ورامین، معادله رگرسیونی خطی $ESP = 1.95 + 1.03 \times SAR$ را با ضریب تبیین 0/92 گزارش کردند. فرهمند و همکاران (1391) نیز رابطه لگاریتمی $ESP = \frac{1}{0.0127 + \left(\frac{1.21}{SAR}\right)}$ را بین درصد سدیم تبادلی و نسبت جذب سدیم در 29 نمونه از خاک‌های متأثر از نمک دشت تبریز در شمال غرب ایران گزارش کردند. مسکوتا و همکاران (2005) نیز رابطه‌ای از نوع معادله $[ESP = K \times (SAR)^m]$ بین درصد سدیم تبادلی و نسبت جذب سدیم بیان کردند. زارع و همکاران (2014) معادله $ESP = 0.941 + 1.119SAR$ را با ضریب تبیین 0/81 به‌منظور پیش‌بینی ESP از SAR در دشت مرودشت استان فارس پیشنهاد کردند. لک و همکاران (2009) در راستای تخمین ESP به کمک SAR در خاک‌های ساحلی استان گیلان معادله رگرسیون خطی $ESP = 0.917 SAR + 0.224$ را ارائه کردند. معادلات رگرسیونی به‌دست آمده در این تحقیق با آنچه در مطالعات گذشته آمده است (فرهمند و همکاران 1391، چی و همکاران 2011، سیلسپور و همکاران 2009، مسکوتا و همکاران 2005، رنگاسمی و همکاران 1984) متفاوت است. این مسئله بیان‌گر آن است که تبادل Na^+ و به‌عبارتی روابط جفت پارامترهای ESP-SAR ثابت نیست. این پارامترها تحت تاثیر فاکتورهای

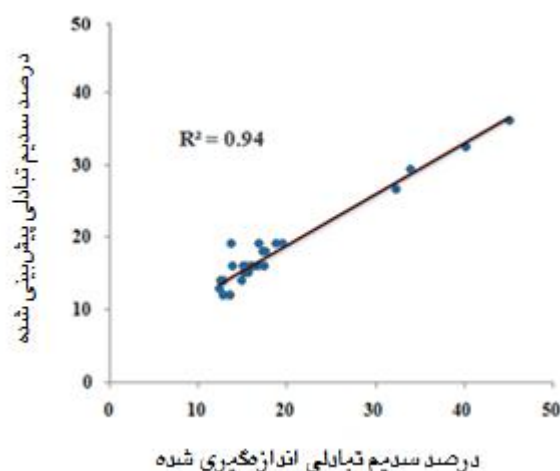
درصد از داده‌ها که به صورت تصادفی قبل از انجام تجزیه و تحلیل‌ها کنار گذاشته شده بودند، به وسیله روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، عصبی-فازی و رگرسیونی، پیش‌بینی و ضرایب تبیین و ریشه میانگین مربعات خطا بین مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده به دست آمد (جدول 3).

نتایج جدول 3 حاکی از دقت مناسب‌تر شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و سیستم عصبی-فازی در برآورد درصد سدیم تبدالی در مقایسه با مدل‌های رگرسیونی است که می‌توان دلیل آن را در این دانست که رگرسیون آماری با فرض دقیق بودن مشاهدات و متغیرها انجام می‌شود؛ درحالی که در سیستم‌های طبیعی مانند خاک، مشاهدات نادقیق و روابط مبهم هستند. به عبارت دیگر، این مدل قادر است 94 درصد تغییرات درصد سدیم تبدالی منطقه را با استفاده از $SAR_{1:1}$ توجیه کند و به شکل قابل قبولی مقدار این پارامتر را تخمین بزند. لک و همکاران (2009) به کمک روش‌های رگرسیون چند متغیره و شبکه عصبی مصنوعی، ESP را با استفاده از SAR در سواحل استان گیلان، شبیه‌سازی نمودند. در مطالعه آن‌ها مقادیر ضریب تبیین و ریشه میانگین مربعات خطا در روش رگرسیونی به ترتیب برابر با 0/66 و 1/13 شد. همچنین با به کارگیری شبکه عصبی MLP به ترتیب مقادیر ضریب تبیین و ریشه میانگین مربعات خطای 0/94 و 0/18 به دست آمد. نتایج ایشان حاکی از برتری مدل شبکه عصبی نسبت به روش رگرسیون خطی در پیش‌بینی ESP می‌باشد بنابراین روش‌های مبتنی بر هوش محاسباتی که قادر به تبیین ساختار مبهم سیستم و در اختیار نهادن الگوهای منطبق با واقعیت هستند در لحاظ کردن این روابط موفق‌تر عمل کرده‌اند. سیستم عصبی-فازی برای تخمین درصد سدیم تبدالی با استفاده از $SAR_{1:1}$ با مقادیر ضریب تبیین و ریشه میانگین مربعات خطای به ترتیب 0/94 و 0/05 در مقایسه با تمام مدل‌های موجود در تحقیق حاضر، دقت بالاتری از خود نشان داد.

نشان می‌دهد. 15 درصد داده‌ها که قبل از انجام تجزیه و تحلیل کنار گذاشته شده بودند، به وسیله شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و سیستم عصبی-فازی پیش‌بینی شده و در برابر مقادیر مشاهداتی رسم و بهترین خط عبوری از میان داده‌ها برازش داده شد (شکل 4).



(الف)



(ب)

شکل 4- مقایسه مقادیر مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده درصد سدیم تبدالی برای داده‌های مجموعه آزمون (الف) شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و (ب) سیستم عصبی-فازی.

مقایسه نتایج مدل‌های مختلف به کار گرفته شده

به منظور ارزیابی و مقایسه عملکرد مدل‌های استفاده شده در تخمین درصد سدیم تبدالی در منطقه مورد مطالعه، مقادیر درصد سدیم تبدالی برای 20

جدول 3- مقادیر ضریب تبیین و ریشه میانگین مربعات خطای به دست آمده برای برآورد درصد سدیم تبادلی با استفاده از

SAR_{1:1} در مدل‌های مختلف.

شبکه	R ²	RMSE	GMER
رگرسیون خطی	0/67	5/40	1/02
رگرسیون لگاریتمی	0/83	3/80	1/02
MLP	0/88	0/05	1/002
ANFIS	0/94	0/05	1/001

نتیجه‌گیری کلی

تعداد 189 نمونه خاک از منطقه میانکنگی سیستان، برای تعیین رابطه بین درصد سدیم تبادلی و نسبت جذب سدیم در خاک‌های سطحی، جمع آوری و تجزیه و تحلیل شد. مقایسه رگرسیون خطی و لگاریتمی برای بیان این رابطه بیانگر عملکرد بهتر رگرسیون لگاریتمی در راستای برآورد نسبت جذب سدیم است. مطالعات گذشته تنها به کمک روش‌های آماری رگرسیونی انجام شده که در برخی مدل‌های خطی و در بعضی دیگر همانند این مطالعه، مدل‌های غیر خطی مورد تایید بوده‌اند. حال آنکه نتایج این پژوهش نشان داد مدل‌های هوش مصنوعی نیز به خوبی قادر به تخمین درصد سدیم تبادلی هستند، به‌ویژه در مواقعی که روش‌های معمول مدل‌سازی همچون رگرسیون نتایج قابل قبولی

نداشته باشند. از میان روش‌های استفاده شده در این مطالعه، سیستم عصبی-فازی که تلفیقی از روش شبکه عصبی و منطق فازی است بهترین برآورد را در تخمین درصد سدیم تبادلی منطقه با استفاده از SAR_{1:1} نشان داد. شبکه عصبی پرسپترون چند لایه نیز در مقایسه با رگرسیون لگاریتمی دارای دقت بهتری است و این نشان از برتری مدل‌های هوشمند در تبیین رابطه بین درصد سدیم تبادلی و نسبت جذب سدیم در مقایسه با روش‌های خطی و غیر خطی رگرسیونی در منطقه میانکنگی سیستان است. این مدل‌ها می‌توانند درصد سدیم تبادلی را با قدرت اطمینان بالایی تخمین بزنند و نیاز به صرف وقت و هزینه‌های زیاد را در برآورد مستقیم درصد سدیم تبادلی مرتفع سازند

منابع مورد استفاده

- بنایی م، مؤمنی ع، بای بوردی م و ملکوتی م، 1383. خاک‌های ایران. انتشارات سنا، تهران.
- صبح خیزی م، اکبری ع، شتربان ع و شکویی م، 1385. طرح شناخت مناطق اکولوژیک کشور، تیپ‌های گیاهی منطقه زابل. چاپ اول، موسسه تحقیقات جنگل‌ها و مراتع کشور، تهران.
- فرهمنده ا، اوستان ش، جعفرزاده عا و علی‌اصغرزاد ن، 1391. پارامترهای شوری و سدیمی بودن در برخی خاک‌های متأثر از نمک دشت تبریز. نشریه دانش آب و خاک، جلد 22، شماره 1، صفحه‌های 1 تا 15.
- منهاج م ب، 1386. مبانی شبکه‌های عصبی. جلد 1، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران.
- نوابیان م، اشرف تالش سح، اسمعیلی ورکی م و جمالی ع، 1390. مقایسه توابع انتقالی رگرسیونی و شبکه عصبی مصنوعی با ANFIS در تخمین هدایت آبی اشباع. دوازدهمین کنگره علوم خاک ایران. 12-14 شهریور ماه، دانشگاه تبریز.

Agyare WA and Park SJ, 2007. Artificial neural network estimation of saturated hydraulic conductivity. *Vadose Zone Journal* 6: 423-431.

Bower CA, Reitemeier RF and Fireman M, 1952. Exchangeable cation analysis of saline and alkali soils. *Soil Science* 73: 251-261.

- Chen SM and Chung NY, 2006. Forecasting enrollments using high-order fuzzy time series and genetic algorithms. *International Journal of Intelligent Systems* 21: 485-501.
- Chi ChM, Zhao ChW, Sun XJ and Wang ZC, 2011. Estimating exchangeable sodium percentage from sodium adsorption ratio of salt-affected soil in The Songnen plain of Northeast China. *Soil Science Society of China Pedosphere* 21(2): 271-276.
- Chung CH, Chiang YM and Chang FJ, 2012. A spatial neural fuzzy network for estimating pan evaporation at ungauged sites. *Hydrology and Earth Systems Sciences* 16: 255-266.
- Emerson WW and Bakker AC, 1973. The comparative effects of exchangeable calcium, magnesium and sodium on some physical Properties of Red-Brown earth sub-soils. II. The spontaneous dispersion of aggregates in water. *Australian Journal of Soil Research* 11: 151-157.
- Endo T, Yamamoto S, Honna T and Eneji AE, 2002. Sodium-Calcium exchange selectivity as influenced by clay minerals and composition. *Soil Science* 167(2): 117-125.
- Erzin Y, Rao BH and Singh D, 2008. Artificial neural network models for predicting soil thermal resistivity. *International Journal of Thermal Sciences* 47(10):1347-1358.
- Evangelou VP and Marsi M, 2003. Influence of ionic strength on sodium-calcium exchange of two temperate climate soils. *Plant and Soil* 250: 307-313.
- Frenkel H and Alperovitch N, 1983. Factors affecting the estimation of exchangeable sodium percentage in soils from Israel. *Hassadeh* 63: 1291-1296.
- Gallant SI, 1993. *Neural Network Learning and Expert Systems*. MIT Press, USA.
- Ghaffari A, Abdollahi H, Khoshayand M, Bozchalooi IS, Dadgar A and Rafiee-Tehrani M, 2006. Performance comparison of neural network training algorithms in modeling of Bimodal Drug Delivery. *International Journal of Pharmaceutics* 327(1): 126-138.
- Jang JSR, 1993. ANFIS-Adaptive-Neural-Network-Based Fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics* 23: 665-658.
- Jorjani E, Chehreh Chelgani S and Mesroghli S, 2008. Application of artificial neural networks to predict chemical desulfurization of Tabas coal. *Fuel* 87(12): 2727-2734.
- Jurinak JJ and Suarez DL. 1990. The chemistry of salt-affected soils, Pp. 42-63. In: Tanji KK (ed). *Agricultural Salinity Assessment and Management*, No, 71. American Society of Civil Engineers, New York, N.Y.
- Kopittke PM, So HB and Menzies NW, 2006. Effect of ionic strength and clay mineralogy on Na-Ca exchange and the SAR-ESP relationship. *European Journal of Soil Sciences* 57(5): 626-633.
- Lake HR, Akbarzadeh A and Mehrjardi RT, 2009. Development of pedotransfer functions (PTFs) to predict soil physico-chemical and hydrological characteristics in southern coastal zones of the Caspian Sea. *Journal of Ecology and the Natural Environment* 1(7): 160-172.
- Levy R. and Hillel D, 1968. Thermodynamic equilibrium constants of sodium-calcium exchange in some Israel soils. *Soil Science* 106: 393-398.
- Marsi M and Evangelou VP, 1991. Chemical and physical behavior of two Kentucky soils: I. Sodium-calcium exchange. *Journal of Environmental Science and Health, Part A: Toxic-Hazardous Substances & Environmental Engineering* 267: 1147-1176.
- Mesquta ME, Goncalves MC, Goncalves AR and Neves MJ, 2005. Effect of electrolyte concentration on sodium adsorption: Application of competitive extended Freundlich isotherms. *Arid Land Research and Management* 19:161-172.
- Minasny B, Hopman J, Harter WT, Eching SO, Toli A and Denton MA, 2004. Neural networks prediction of soil hydraulic functions for alluvial soils using multistep outflow data. *Soil Science Society of America Journal* 68: 417-429.
- Nadler A and Magaritz M, 1981. Expected deviations from the ESP-SAR empirical relationships in calcium and sodium-carbonate-containing arid soils: field evidence. *Soil Science* 131: 220-225.
- Quirk JP, 2001. The significance of the threshold and turbidity concentrations in relation to sodicity and microstructure. *Australian Journal of Soil Research* 39: 1185-1217.
- Rengasamy P, Greene RSB, Ford GW and Mehanni AH, 1984. Identification of dispersive behaviour and the management of red-brown earths. *Australian Journal of Soil Research* 22: 413-431.
- Rhoades JD, 1982. Cation exchange capacity. Pp. 149-157. In: Page AL, Miller RH and Keeney DR (eds). *Methods of Soil Analysis. Part 2. Agron. Monogr. 9*, American Society of Agronomy, Madison, WI, USA.

- Richards LA, 1954. USDA Handbook 60. U.S. Department of Agriculture, Washington DC. USA.
- Seilsepour M, Rashidi M and Khabbaz BG, 2009. Prediction of soil exchangeable sodium percentage based on soil sodium adsorption ratio. *American-Eurasian Journal of Agriculture Environment Sciences* 5(1): 1-4.
- Shainberg I, Oster JD and Wood JD, 1980. Sodium-calcium exchange in montmorillonite and illite suspensions. *Soil Science Society of American Journal* 44: 960-964.
- Shu C and Ouarda TBMJ, 2008. Regional flood frequency analysis at ungauged sites using the adaptive neuro-fuzzy inference system. *Journal of Hydrology* 349: 31-43.
- Smith M, 1993. *Neural Networks for Statistical Modeling*. Thomson Learning, Boston, USA.
- Anonymous, 1996. *Soil Survey Laboratory Methods Manual*. Soil Survey Investigations Rep. 42. Version 3.0. U.S. Gov. Print. Washington DC.
- Sumner ME, 1993. Sodic soils: New perspectives. *Australian Journal of Soil Research* 31: 683-750.
- Tamari S, WoËsten JHM and Ruiz-SuaÁrez JC, 1996. Testing an artificial neural network for predicting soil hydraulic conductivity. *Soil Science Society of America Journal* 60: 1732-1741.
- Torrecilla J, Otero L and Sanz P, 2007. Optimization of an artificial neural network for thermal/pressure food processing: Evaluation of training algorithms. *Computers and Electronics in Agriculture* 56(2): 101-110.
- Wagner B, Tarnawski VR, Hennings V, Muller U, Wessolek G and Plagge R, 2001. Evaluation of pedotransfer function for unsaturated soil hydraulic conductivity using an independent data set. *Geoderma* 102: 275-297.
- Zare M, Ordookhani K, Emadi A and Azarpanah A, 2014. Relationship between soil exchangeable sodium percentage and soil sodium adsorption ratio in Marvdasht plain, Iran. *International journal of Advanced Biological and Biomedical Research* 2(12): 2934-2939.