کاربرد مدل‌های هوشمند در تخمین مقدار ظرفیت تبادل کاتیونی در خاک‌های شمال و شمال‌غرب ایران

محمدرضا شعیبی نوبریان[1*]، حسین ترابی گل‌سفیدی[2] و صابره دربندی[3]

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۱/۷/۲۴ ؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۲/۷/۱)

چکیده

گنجایش تبادل کاتیونی در خاک مجموع نقاط تبادلی کلوئیدهای آلی و معدنی خاک است. مدل‌سازی و تخمین گنجایش تبادل کاتیونی یک شاخص مفید برای حاصلخیزی خاک می‌باشد. از رویکردهای جدید جایگزین‌شده برای تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی، روش‌های غیرمستقیم و مبتنی بر مدل‌های هوشمند است. دراین مطالعه، به‌منظور تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی ، تعداد ۴۸۵ نمونه خاک از دو منطقه چپرسر(مازندران در شمال ایران) و بستان‌آباد(آذربایجان‌شرقی در شمال‌غرب ایران) تهیه گردید. دراین تحقیق ضمن معرفی برنامه‌ریزی ژنتیک، پارامترهای ورودی که شامل درصد رس، کربن آلی و سیلت می‌باشد بااستفاده از مدل‌های برنامه‌ریزی ژنتیک، شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی- فازی مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج حاصل حاکی از توانایی مطلوب مدل‌های هوشمند در تخمین مقدار ظرفیت تبادل کاتیونی خاک می‌باشد. باتوجه به شاخص‌های آماری به‌کار گرفته‌شده در تحقیق حاضر، مدل برنامه‌ریزی ژنتیک با جذر میانگین مربعات خطا ۱/۷۸ و ضریب تبیین ۰/۹۵ نسبت به مدل‌های دیگر دارای کارایی بالاتری‌بوده و قادر است نتایج قابل قبولی را ارائه نماید. هم‌چنین راه حل‌های صریحی که نشانگر ارتباط بین متغیرهای ورودی و خروجی باشد، بر مبنای برنامه‌ریزی ژنتیک ارائه گردیدند که این امر بر ارجحیت مدل برنامه‌ریزی ژنتیک بر مدل‌های دیگر می افزاید. تجزیه رگرسیون گام به گام جهت تعیین سهم هر یک از پارامترهای ورودی در مقدار گنجایش تبادل کاتیونی نشان داد که مواد آلی با داشتن ضریب تبیین ۸۴ درصد بیشترین میزان تغییرات گنجایش تبادل کاتیونی را توجیه نموده‌است و رس و سیلت به‌ترتیب دارای ضریب تبیین ۱۰ و ۶ درصد بوده‌اند.

کلمات کلیدی: برنامه ریزی ژنتیک، خاک‌های شمال و شمال غرب ایران، ظرفیت تبادل کاتیونی، مدل های هوشمند مصنوعی

۱. گروه خاکشناسی، دانشکده علوم کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس تهران

۲. گروه خاکشناسی، دانشکده علوم کشاورزی، دانشگاه شاهدتهران

۳. گروه مهندسی آب، دانشکده علوم کشاورزی، دانشگاه تبریز

*: مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی:shoaibimohammadreza@gmail.com

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2024-11-26]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.70.23.2]

مقدمه

ظرفیت تبادل کاتیونی(CEC) یکی از ویژگی‌های مهم شیمیایی خاک است و در جذب و رهاسازی عناصر غذایی مورد نیاز گیاه و برآورد شدت جذب و رهاسازی فلزات سنگین و برخی آلاینده‌های آلی کاتیونی نقش مؤثری دارد(۹ ، ۵،۲). این ویژگی شاخص خوبی برای تعیین کیفیت و بهره‌وری خاک بوده و مقدار آن بسته به‌میزان مواد آلی، مقدار و نوع رس و شرایط خاک متغیر است. اگرچه اندازه‌گیری ظرفیت تبادل کاتیونی با استفاده از روش مستقیم، معمول می‌باشد، اما در مناطق خشک و نیمه‌خشک، به‌دلیل بالا بودن مقادیر زیادی از گچ، آهک وکلسیم، اندازه‌گیری این پارامتر مهم خاک با مشکلات زیادی روبروست. اگرچه ظرفیت تبادل کاتیونی را می‌توان به‌روش مستقیم اندازه‌گیری نمود ولی این اندازه‌گیری، به‌ویژه در اریدی سول‌ها به‌دلیل مقادیر بالای کلسیم و گچ موجود در خاک، سخت و پر هزینه است (۱۹ و ۱۰).

شبکه‌عصبی مصنوعی، برنامه‌ریزی ژنتیک و سیستم استنتاج عصبی- فازی با تخمین CEC از روی داده‌های یافت خاک، یکی از روش‌های جایگزین اندازه‌گیری مستقیم CEC است. فرض اساسی در بیشتر مدل‌های تخمینی CEC وجود رابطه خطی بین پارامتر مورد نظر با مواد آلی و میزان و نوع رس موجود در خاک است (۸، ۲۰). کرو و همکاران (۱۷) با استفاده از بانک اطلاعاتی خاک‌های دانمارک و پارامترهای رس، ماده آلی ، سیلت ریز و pH مدل‌هایی را برای تخمین CEC ارائه دادند.

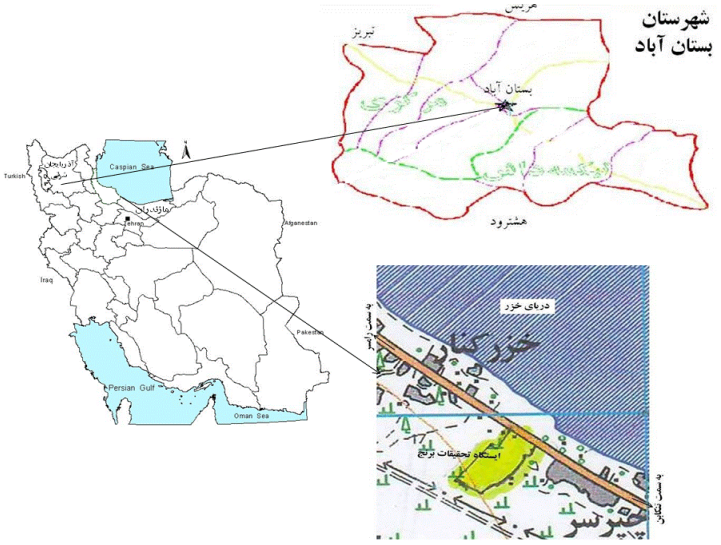
شبکه‌های عصبی مصنوعی براساس استنباط از سیستم عصبی بیولوژیکی استوار است. در میان نمونه‌های متعدد شبکه‌های عصبی، شبکه انتشار به عقب دارای کاربرد بیشتری می‌باشد(۱۸). شبکه یادشده متشکل از لایه‌هایی است که این لایه‌ها دارای عناصری با عملکرد موازی هستند که به آنها نرون (عصب) گفته می‌شود. هر لایه کاملاً با لایه قبل و بعد از خود در ارتباط است (۱۳و۱۵).

برنامه‌ریزی ژنتیک یک روش برنامه‌ریزی خودکار می‌باشد که راه حل مسئله را با استفاده از برنامه‌نویسی کامپیوتری ارائه می‌کند. الگوریتم‌های تکاملی که براساس تئوری داروین پایه ریزی شده‌اند توانایی مدل‌سازی فرآیندهای کاملاً غیرخطی را دارند که برنامه‌ریزی ژنتیک نیز عضوی از خانواده الگوریتم‌های تکاملی می‌باشد. مزیت GP نسبت به مدل‌های دیگر از جمله شبکه‌های عصبی مصنوعی این‌است که در GP ابتدا ساختار بلوک‌ها (متغیرهای ورودی، هدف و مجموع توابع) تعریف‌شده و سپس ساختار بهینه مدل و ضرایب طی فرآیند آموزش تعیین می‌شوند درحالی‌که در شبکه‌های عصبی ابتدا باید ساختار تعیین‌شده و سپس ضرایب طی فرآیند آموزش حاصل می‌شوند. هم‌چنین GP به‌طور خودکار می‌تواند متغیرهای ورودی که در مدل بیشترین تأثیر را دارند، انتخاب کند و این درحالی‌است که در سایر روش‌ها این امر امکان پذیر نیست.

سیستم استنتاج عصبی- فازی (ANFIS) شامل شبکه‌های چند لایه‌ای می‌باشند و از الگوریتم‌های یادگیری شبکه عصبی و منطق فازی به‌منظور طراحی نگاشت غیرخطی بین فضای ورودی و خروجی استفاده می‌کنند. این سیستم باتوجه به توانایی در ترکیب قدرت زبانی یک سیستم فازی با قدرت عددی یک شبکه عصبی، موفقیت‌های بسیاری را در مدل‌سازی و کنترل سیستم‌های پیچیده داشته‌است. سیستم ANFIS در ابتدا توسط جانگ (۱۴) معرفی گردید و از آن پس به‌عنوان یکی از ابزارهای تقریب‌ساز توابع حقیقی پیوسته (با هر مقدار دلخواه درجه دقت) در سطح جهانی مورد استفاده قرار گرفت (۱۴). این سیستم از نظر عملکرد مشابه سیستم‌های استنتاج فازی می‌باشد (۱۴). بررسی‌های زیادی به‌منظور توسعه شبکه عصبی مصنوعی صورت گرفت به‌طوری‌که امروزه شبکه عصبی با ساختارهای متفاوت به‌طور وسیعی در حوزه‌های مختلف علوم گسترش یافته‌است. شبکه‌های عصبی مصنوعی قادرند با موفقیت خصوصیات هیدرولیکی خاک را پیش‌بینی نمایند(۲۲ ، ۲۱). پاچپسکی و رائو لز (۲۲) شبکه‌های عصبی مصنوعی را جهت تخمین منحنی رطوبتی خاک با استفاده از خصوصیات زود یافت خاک به‌کار بردند. آنها نشان دادند که شبکه‌های عصبی میزان آب را در پتانسیل‌های ماتریک انتخاب شده بهتر از رگرسیون

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2024-11-26]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.70.23.2]



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی مناطق مورد مطالعه

تخمین می‌زند. اسچاپ و همکاران(۲۳) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی توابعی برای تخمین پارامترهای معادلات وان گنوختن، وان گنوختن -معلم و گاردنر ایجاد کردند، نتایج این محققان نشان داد که هر چه تعداد داده‌های ورودی مورد استفاده در این توابع بیشتر باشد، درستی توابع افزایش خواهد یافت .تاماری و همکاران (۲۵) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی اقدام به تخمین منحنی رطوبتی خاک کرده و کارایی بالاتر شبکه عصبی را نسبت به رگرسیون خطی تأیید کردند . امینی و همکاران(۴) با استفاده از مقدار ماده آلی و رس اقدام به برآورد میزان CEC به‌وسیله شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های تجربی که بر پایه روش‌های رگرسیونی می‌باشند، نمودند. نتایج این محققان نشان داد که روش شبکه عصبی از برتری قابل قبولی نسبت به سایر روش‌ها برخوردار می‌باشد. براساس مطالعات نگارندگان، در مناطق یادشده به مسأله تحقیق در زمینه تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی استفاده از مدل‌های هوشمند پرداخته نشده‌است. باتوجه به اهمیت تخمین این پارامتر، در تحقیق حاضر از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج عصبی – فازی و نیز برنامه‌ریزی ژنتیک برای تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک در خاک‌های شهرستان بستان‌آباد در شهر تبریز و چپرسر مازندران استفاده به‌عمل آمد.

مواد و روش‌ها

مناطق مورد مطالعه

مناطق مورد مطالعه در این تحقیق چپرسر در غرب استان مازندران و بستان‌آباد در استان آذربایجان‌شرقی می‌باشد. چپرسر در ″۴۸ ′۵۱ °۳۶ و ″۵۵ ′۵۱ °۳۶ عرض‌شمالی و ″۴۳ ′۴۶ °۵۰ و ″۵۱ ′۴۶ °۵۰ طول‌شرقی از نصف‌النهار گرینویچ قرار دارد. منطقه چپرسر در حد فاصل شهرستان رامسر و شهر شیرود قرار گرفته‌است. عمده کاربری اراضی این منطقه برنج‌کاری، باغات مرکبات و کیوی است. براساس میانگین آمار ۲۲ ساله ایستگاه هواشناسی رامسر (فرودگاه)، میانگین حداقل و حداکثر دمای سالیانه به‌ترتیب ۱۲/۸ و ۱۹/۳ درجه سانتی‌گراد، میانگین دما ۱۶/۱ درجه سانتی‌گراد، میانگین بارندگی ۱۲۰۳ میلی‌متر، میانگین رطوبت نسبی هوا ۸۳/۴ درصد می‌باشد. منطقه مورد مطالعه دارای رژیم حرارتی ترمیک و رژیم رطوبتی یودیک و در مناطقی که به‌طور طبیعی یا به‌واسطه کشت برنج سطح آب‌زیرزمینی در سطح یا نزدیکی سطح خاک وجود دارد، دارای رژیم رطوبتی آکوئیک می‌باشد.(۱)

بستان‌آباد در مرکز استان آذربایجان‌شرقی، در ″۱۵ ′۵۰ °۳۷ و ″۴۱ ′۵۰ °۳۷ عرض‌شمالی و″۴۲ ′۳۲ °۴۷ و ″۵۶ ′۳۴ °۴۷ طول‌شرقی از نصف‌النهار گرینویچ قرار دارد. منطقه بستان‌آباد در

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2024-11-26]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.70.23.2]

جدول ۱. خصوصیات آماری داده‌های مورد استفاده

	مشخصه های آماری	CEC (سانتی مول بار بر کیلوگرم)	رس (٪)	سیلت (٪)	کربن آلی (٪)
آموزش(۳۷۴ نمونه)	حداقل	۳	۰	۴	۰/۰۱
	حداکثر	۴۰	۷۳	۲/۷۷	۷/۹۹
	میانگین	۲۲/۶۱۹	۲۹/۰۰۶	۳۶/۵۷۲	۲/۵۰۵۴
	انحراف معیار	۸/۱۲۱	۱۴/۲۵۴	۱۰/۹۱۲	۱/۸۰۸
تست(۱۱۱ نمونه)	حداقل	۴/۷	۱/۵	۳/۵	۰/۰۱
	حداکثر	۳۶	۶۸	۶۰/۱	۶/۴۲
	میانگین	۱۹/۵۶۱	۲۸/۴	۳۳/۲۷	۱/۸۱۶
	انحراف معیار	۷/۹۹۵	۱۲/۶۱	۱۱/۴۲	۱/۷۶۶

حد فاصل شهرستان هشترود و شهر تبریز قرار گرفته‌است. عمده کاربری اراضی این منطقه دیم‌کاری، زراعت غله، سیب زمینی و... است. براساس میانگین آمار ۱۸ ساله ایستگاه هواشناسی سراب ، میانگین حداقل و حداکثر دمای سالیانه به‌ترتیب ۵/۸ و ۱۲/۴ درجه سانتی‌گراد، میانگین دما ۹/۱ درجه سانتی‌گراد، میانگین بارندگی ۲۶۷ میلی‌متر، میانگین رطوبت نسبی هوا ۵۲/۱ درصد می‌باشد. منطقه مورد مطالعه دارای رژیم حرارتی ترمیک و رژیم رطوبتی زریک می‌باشد . موقعیت جغرافیایی مناطق مورد مطالعه در شکل ۱ نشان داده شده است.(۱)

نمونه‌برداری و تجزیه‌های فیزیکی و شیمیایی خاک

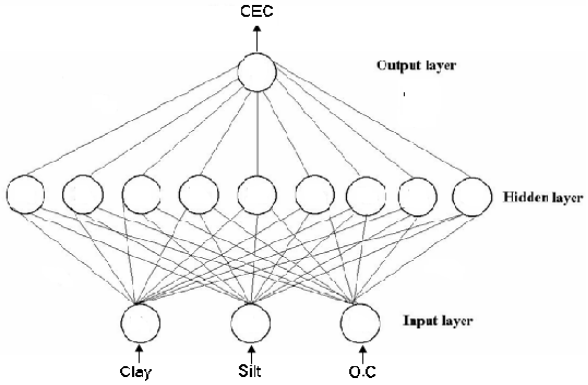
از مناطق مورد مطالعه به تعداد ۴۸۵ نمونه جمع‌آوری شد. برای اندازه‌گیری درصد ذرات خاک از روش هیدرومتری(۱۱)، کربن آلی خاک به‌روش والکلی بلاک(۶) و ظرفیت تبادل کاتیونی خاک به‌روش باور(۷) استفاده گردید. دراین تحقیق ۸۰٪ کل داده‌ها برای آموزش و ۲۰٪ بقیه برای تست مدل‌ها انتخاب گردید. در جدول ۱ خصوصیات آماری داده‌های مورد استفاده ارائه شده‌است (۳،۱).

شبکه های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Networks)

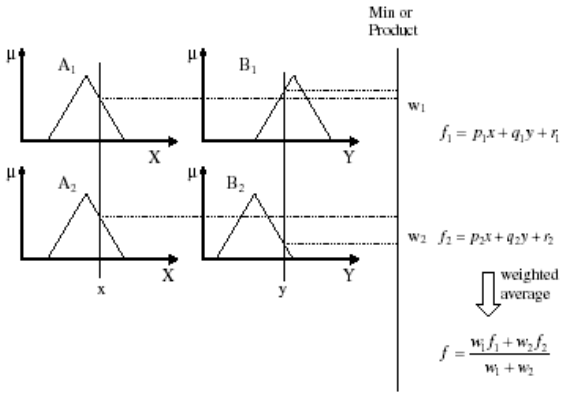
شبکه‌های عصبی مصنوعی براساس استنباط از سیستم عصبی بیولوژیکی استوار است. این شیوه از ساختاری نرونی و هوشمند با الگوبرداری مناسب از نرون‌های موجود در مغز انسان سعی می‌کند تا از طریق توابع تعریف‌شده ریاضی رفتار درون سلولی نرون‌های مغز را شبیه‌سازی کند و از طریق وزن‌های محاسباتی موجود در خطوط ارتباطی نرون‌های مصنوعی، عملکرد سیناپسی را در نرون‌های طبیعی به مدل در آورد. این مدل براساس یادگیری فرآیند حل مسئله و به‌عبارتی رسیدن به خروجی از طریق یافتن رابطه نهفته در فرآیند مورد نظر کار می‌کند . بدین‌منظور الگو، با دسته‌ای از داده‌ها آموزش داده‌شده تا در مورد ورودی‌های جدید باتوجه به رابطه پیداشده در مرحله آموزش، خروجی مناسب را محاسبه نماید (۱۸). شبکه یادشده متشکل از لایه‌هایی است که این لایه‌ها دارای عناصری با عملکرد موازی هستند که به آنها نرون (عصب) گفته می‌شود. هر لایه کاملاً با لایه قبل و بعد از خود در ارتباط است. شکل۲ معماری شبکه عصبی به‌کار رفته در این تحقیق را نشان می‌دهد.

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2024-11-26]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.70.23.2]



شکل ۲. نمایی از ساختار شبکه عصبی‌مصنوعی با لایه‌های ورودی رس، سیلت، کربن آلی و لایه خروجی ظرفیت تبادل کاتیونی



شکل ۳. مدل فازی مرتبه اول سوگنو با دو متغیر ورودی (x و y)

سیستم استنتاج عصبی- فازی (ANFIS)

این مدل شامل شبکه‌های چند لایه‌ای می‌باشند و از الگوریتم‌های یادگیری شبکه عصبی و منطق فازی به‌منظور طراحی نگاشت غیرخطی بین فضای ورودی و خروجی استفاده می‌کنند. این سیستم با توجه به توانایی در ترکیب قدرت زبانی یک سیستم فازی با قدرت عددی یک شبکه عصبی، موفقیت‌های بسیاری را در مدل‌سازی و کنترل سیستم‌های پیچیده داشته‌است. سیستم ANFIS در ابتدا توسط جانگ (۱۳) معرفی گردید و از آن پس به‌عنوان یکی از ابزارهای تقریب ساز توابع حقیقی پیوسته (و با هر مقدار دلخواه درجه دقت) در سطح جهانی مورد استفاده قرار گرفت (۱۴و۱۲). یک سیستم استنتاج فازی با دو متغیر ورودی x و y و یک متغیر خروجی f در نظر گرفته می شود. مدل فازی مرتبه اول سوگنو، که شامل دو قانون فازی " اگر – آنگاه " می‌باشد، می تواند به‌صورت زیر نشان داده شود:

قانون اول: اگر x برابر A_1 و y برابر B_1 باشد آنگاه

$$f_1 = p_1x + q_1y + r_1 \qquad [1]$$

قانون دوم: اگر x برابر A_2 و y برابر B_2 باشد آنگاه

$$f_2 = p_2x + q_2y + r_2 \qquad [2]$$

سیستم فازی حاصل در شکل۳ نشان داده شده‌است. در این‌جا متغیر f خروجی عبارت از میانگین وزنی خروجی‌های مربوط به هر یک از قانون‌های یادشده می‌باشد.

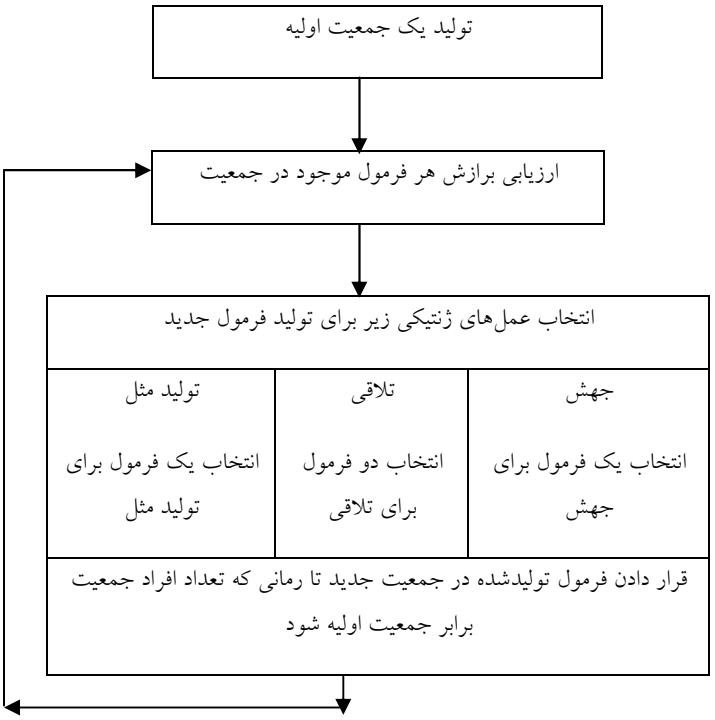
قانون آموزش موجود در سیستم، نحوه تطبیق پارامترهای مقدماتی (در لایه ۱) و پارامترهای نتیجه (در لایه ۴) را به‌منظور به حداقل رساندن خطا، تعیین می‌نماید. بر مبنای مراحل سعی و خطای انجام‌یافته در این تحقیق، تعداد توابع عضویت در هر مورد و برای هر یک از متغیر های ورودی برابر با ۴ عدد در نظر گرفته شد.

برنامه‌ریزی ژنتیک

برنامه‌ریزی ژنتیک تعمیم‌یافته الگوریتم ژنتیک می‌باشد که برای اولین بار براساس تئوری داروین ارائه شد. به‌این ترتیب که جمعیتی در جهت تکامل به‌صورت انتخابی، جمعیت نامناسب را رهاکرده و فرزندانی اصلاح‌شده ایجاد می‌کنند. برنامه‌ریزی ژنتیک یک روش برنامه‌ریزی خودکار می‌باشد که راه حل مسئله را با استفاده از برنامه کامپیوتری ارائه می‌کند. در این روش در ابتدای فرآیند هیچ‌گونه رابطه تابعی در نظر گرفته‌نشده و این روش قادر به بهینه‌سازی ساختار مدل و مؤلفه‌های آن می‌باشد. برنامه‌ریزی ژنتیک بر خلاف الگوریتم ژنتیک روی ساختار درختی فرمول‌ها به‌جای سلسله ارقامِ دودوئی عمل می‌کند. ساختارهای درختی از مجموعه توابع (عملگرهای ریاضی مورد استفاده در فرمول‌ها) و ترمینال‌ها (متغیّرهای مسئله و اعداد ثابت) ایجاد می‌شوند (۱۶). قبل از مراحل اجرایی برنامه‌ریزی ژنتیک گام‌های مقدماتی زیر باید توسط کاربر تعیین شوند.

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2024-11-26]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.70.23.2]



شکل۴. مروری بر شکل کلی گام‌های اجرایی برنامه‌ریزی ژنتیک (۲۴)

۱- مجموعه ترمینال‌ها (متغیّرهای مسئله، اعداد ثابت تصادفی)، ۲- مجموعه عملگرهای ریاضی مورد استفاده در فرمول‌ها، ۳- انتخاب تابع برازش، برای سنجش برازش فرمول‌ها، ۴- تعیین پارامترهای کنترل‌کننده اجرای برنامه (اندازه جمعیت، احتمال مربوط به به‌کارگیری عمل‌های ژنتیکی و جزئیات دیگر مربوط به اجرای برنامه) و ۵- معیار پایان و ارائه نتایج اجرای برنامه (مثل، تعداد تولید جمعیت جدید، تعیین یک مقدار مشخص برای برازش فرمول‌ها که اگر میزان برازش برابر یا بیشتر از آن مقدار شد، اجرا متوقف شود). فرآیند اجرایی گام‌به‌گام برنامه‌ریزی ژنتیک به‌صورت مراحل زیر است: ۱- تولید یک جمعیت اولیه از فرمول‌ها که این فرمول‌ها از ترکیب تصادفی مجموعه توابع (عملگرهای ریاضی مورد استفاده در فرمول‌ها) و ترمینال‌ها (متغیّرهای مسئله و اعداد ثابت) ایجاد می‌شوند، ۲- هر یک از افراد جمعیت مذکور با استفاده از توابع برازش مورد ارزیابی قرار می‌گیرند، ۳- تولید یک جمعیت جدید از فرمول‌ها

برای مدل‌سازی مقادیر ظرفیت تبادل کاتیونی از شبکه‌عصبی مصنوعی، برنامه‌ریزی ژنتیک و سیستم استنتاج عصبی- فازی استفاده شد. GP دارای توان انتخاب متغیرهای مؤثر در مدل و حذف متغیرهایی که تأثیر کمتری دارند، می‌باشد. در شکل ۴ گام‌های اجرایی برنامه‌ریزی ژنتیک ارائه شده‌است.

برای مدل سازی مقادیر CEC بر اساس شبکه عصبی از نرم افزار Qnet استفاده گردید. جهت مدل سازی مقادیر ظرفیت تبادل کاتیونی بر اساس برنامه‌ریزی ژنتیک از نرم افزار GeneXproTools 4.0 استفاده شد. مدل سازی مقادیر ظرفیت تبادل کاتیونی بر اساس سیستم استنتاج عصبی- فازی با استفاده از نرم افزار MATLAB انجام گردید.

۲-۶- معیارهای ارزیابی

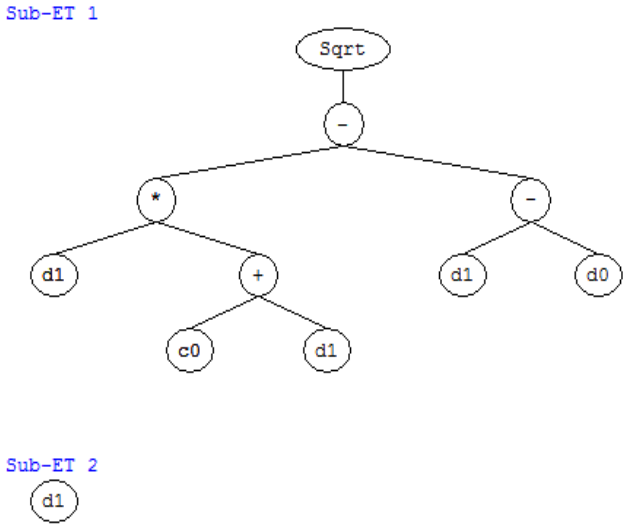
در این تحقیق برای ارزیابی توانایی و دقت مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج عصبی- فازی و برنامه‌ریزی ژنتیک، در برآورد مقدار ظرفیت تبادل کاتیونی براساس داده‌های درصد کربن آلی، رس و سیلت از شاخص‌های ضریب تبیین و مجذور میانگین مربعات خطا استفاده شده‌است.

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2024-11-26]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.70.23.2]

جدول ۲ . مؤلفه‌های آماری مربوط به مدل‌های مختلف تخمین CEC

مدل	شاخص‌های آماری			
	آموزش		تست	
	R^2	RMSE (cmolc. kg^{-1})	R^2	RMSE (cmolc. kg^{-1})
ANN	۰/۹۲	۲/۲۳	۰/۹۳	۲/۱۲
NF	۰/۹۴	**۱/۹۷**	۰/۹۵	۱/۹۴
GP	۰/۹۳	۲/۱۳	۰/۹۵	۱/۷۸



شکل ۵. ساختار درختی مدل برنامه‌ریزی ژنتیک

ساختار درختی مدل برنامه‌ریزی ژنتیک به‌دست آمده در شکل ۵ ارائه شده‌است.

نتایج و بحث

نتایج جدول ۲ نشان می‌دهد که مدل‌های مورد بررسی دارای ضریب تبیین بالا و خطای تخمین بسیار کمتری هستند. در بین مدل‌های مورد بررسی، مدل برنامه‌ریزی ژنتیک دارای ضریب تبیین ، ۰/۹۵ و جذر میانگین مربعات خطای، ۱/۷۸(سانتی‌مول بار بر کیلوگرم) از سایر مدل‌ها بهتر بوده‌است.

شکل ۶ مقادیر مشاهداتی و تخمینی ظرفیت تبادل کاتیونی را نشان می‌دهد. باتوجه به جدول ۲ و نمودارهای نشان داده شده در شکل ۶، می‌توان دریافت که مدل برنامه‌ریزی ژنتیک از دقت قابل قبولی برخوردار است و لذا می‌توان آن را در تخمین میزان ظرفیت تبادل کاتیونی به‌کار بست. لازم به ذکراست که بعد از این مدل، مدل استنتاج عصبی- فازی نیز نتایج قابل قبولی دارد.

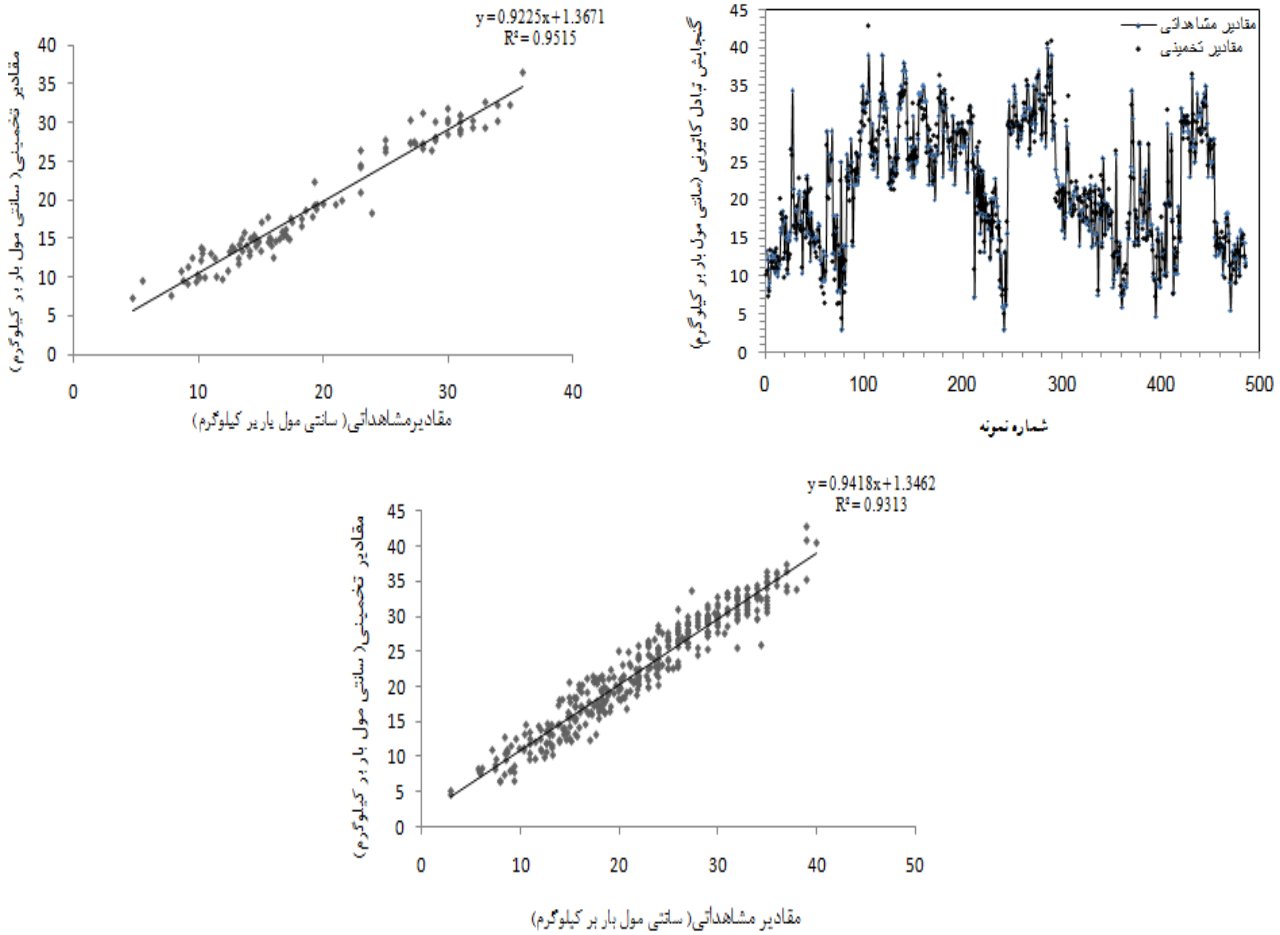
معادله ارائه‌شده توسط برنامه‌ریزی ژنتیک برای تخمین میزان CEC خاک بر مبنای داده‌های مقادیر رس، سیلت و مواد آلی خاک به‌شکل زیر خواهد بود:[۳]

CEC=Sqrt (((O.C*(۵/۳۶۲۱۸۲+O.C))-(O.C-Clay))) + O.C
+ Sqrt ((((Silt+Clay)*O.C)-(((۶/-۰۰۵۲۱۸) +O.C)-Clay))

تجزیه رگرسیون گام‌به‌گام جهت تعیین سهم هر یک از پارامترهای ورودی در مقدار CEC نشان داد که مواد آلی با

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2024-11-26]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.70.23.2]



شکل۶. مقادیر مشاهداتی و تخمینی CEC (سانتی‌مول‌بار بر کیلوگرم) خاک با کاربرد مدل‌های برنامه‌ریزی ژنتیک

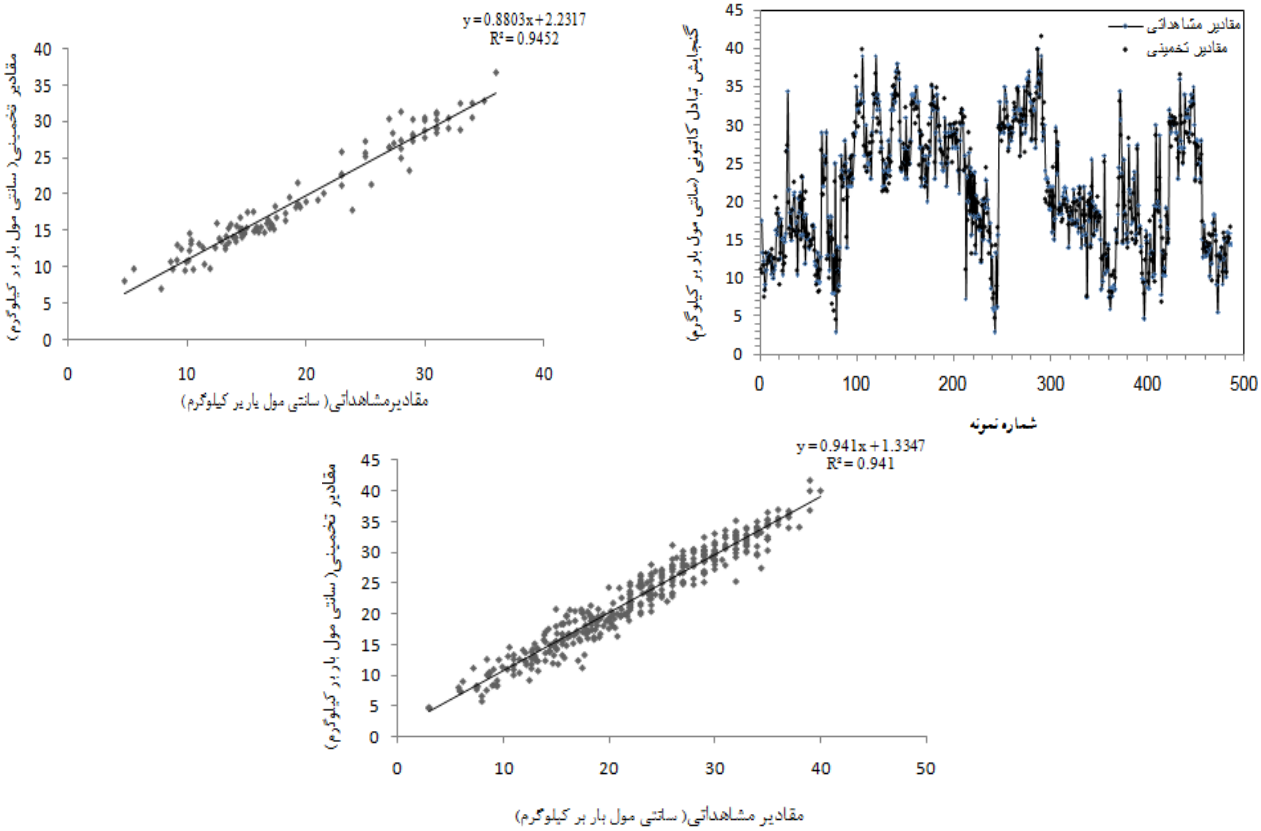
داشتن ضریب تبیین ۸۴ درصد بیشترین میزان تغییرات CEC را توجیه نموده‌است و رس و سیلت به‌ترتیب دارای ضریب تبیین ۱۰ و ۶ درصد بوده‌اند.

این مطالعه نشان داد که برنامه‌ریزی ژنتیک و تا حدودی نیز سیستم استنتاج عصبی- فازی نسبت به‌مدل شبکه عصبی مصنوعی دارای کارایی بهتری است. درحالت کلی می‌توان اظهار داشت که کاربرد مدل‌های هوشمند در مدل‌سازی و تخمین مقادیر ظرفیت تبادل کاتیونی خاک از دقت بالایی برخوردار است و لذا می‌توان با اطمینان بیشتری از روش‌های یادشده به‌منظور انجام مدل‌سازی و تخمین‌های مورد نظر بهره برد و در این میان، ارائه راه‌حل صریح توسط مدل‌های برنامه‌ریزی ژنتیک، بر مطلوبیت این مدل‌ها می‌افزاید. در مدل‌های شبکه عصبی‌مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی- فازی که از نوع جعبه سیاه می‌باشند هیچ‌گونه اطلاعی از وضعیت رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی حاصل نمی‌شود، ولی برنامه‌ریزی ژنتیک می‌تواند چنین رابطه‌ای را شناسایی و ارائه دهد.

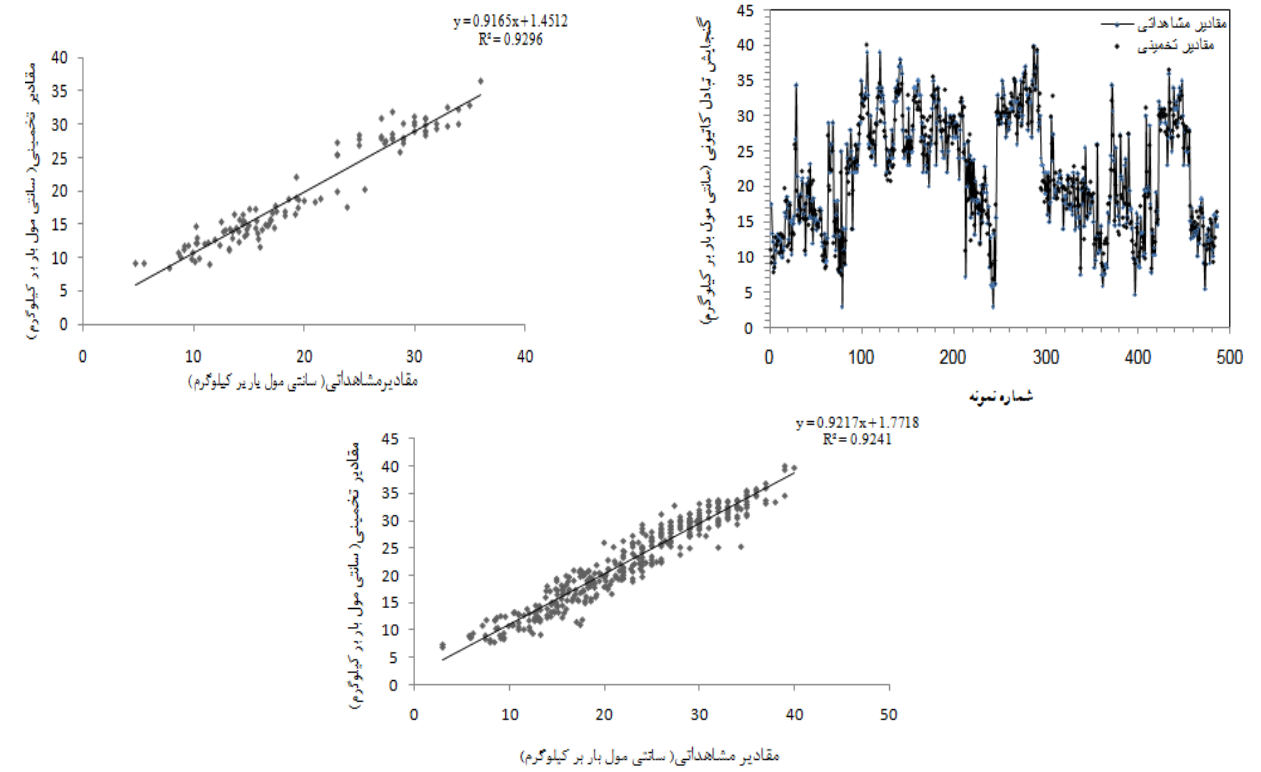
کارایی مدل ارائه‌شده در این تحقیق در خاک‌های برخی مناطق ایران مورد ارزیابی قرار گرفت، از جمله صحت سنجی ۳۰ نمونه خاک مطالعه‌شده در هر یک از مناطق شالیزاری شرق گیلان (۱)، حاشیه بزرگراه تهران-قم (۳) و اراضی سوده‌جان در استان چهارمحال و بختیاری (۲) نشان داد که میزان ضریب تبیین آنها به‌ترتیب ۰/۹۳، ۰/۸۴ و ۰/۸۵ و ریشه دوم میانگین مربعات خطا در هریک از مناطق فوق به‌ترتیب ۲/۰۲، ۲/۴۳ و ۲/۳۸ سانتی‌مول‌بار بر کیلوگرم بوده‌است.

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2024-11-26]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.70.23.2]



شکل۷. مقادیر مشاهداتی و تخمینی CEC (سانتی‌مول‌بار بر کیلوگرم) خاک با کاربرد مدل‌های سیستم عصبی- فازی



شکل۸. مقادیر مشاهداتی و تخمینی CEC (سانتی‌مول‌بار بر کیلوگرم) خاک با کاربرد مدل‌های شبکه عصبی‌مصنوعی

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2024-11-26]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.70.23.2]

نتیجه‌گیری

در تحقیق حاضر از روش شبکه‌های عصبی‌مصنوعی، استنتاج عصبی- فازی و برنامه‌ریزی ژنتیک به‌منظور تخمین مقدار CEC خاک استفاده گردید. بر پایه محاسبات انجام یافته، مدل‌های هوشمند دارای توانایی قابل توجهی در تخمین میزان CEC خاک بوده و لذا با اطمینان کافی می‌توان از آنها در تخمین مقادیر CEC خاک بهره برد. درحالت‌کلی می‌توان هر سه مدل را به‌عنوان مدل‌های قابل قبول تخمین CEC خاک معرفی نمود. مدل‌های مبتنی بر برنامه‌ریزی ژنتیک راه‌حل‌های صریحی ارائه می‌نمایند که بر مبنای آنها می‌توان رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی را مشخص نمود. دراین تحقیق چنین رابطه‌ی صریحی برای تخمین میزان CEC خاک ارائه گردید .

منابع مورد استفاده

۱. ترابی، حسین. ۱۳۸۰. پیدایش، طبقه‌بندی و ارزیابی تناسب کمی و اقتصادی اراضی خیس، برای کشت برنج در شرق استان گیلان، رساله دکتری، دانشگاه صنعتی اصفهان.

۲. سازمان جهاد کشاورزی استان چهارمحال و بختیاری. ۱۳۸۷. مطالعات خاک‌شناسی نیمه تفصیلی دقیق اراضی سودجان، مهندسین مشاور سامان آبراه.

۳. عزیزی، پیمان. ۱۳۸۹. بررسی تشکیل، تحول و رده‌بندی خاک‌های حاشیه بزرگراه تهران- قم و ارزیابی تناسب اراضی برای ایجاد فضای سبز مناسب. رساله دکتری. دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات.

4. Amini, M., K.C. Abbaspour, H. Khademi, N. Fathianpour, M. Afyuni and R. Schulin. 2005. Neural network models to predict cation exchange capacity in arid regions of Iran. Euro. J. Soil Sci. 53: 748-757.
5. Bell, M.A. and H. Van Keulen. 1995. Soil pedotransfer functions for four Mexican soils. Soil Sci. Soc. Am. J. 59: 865-871.
6. Black, C.A. 1982. Method of soil analysis, Chemical and microbiological properties, American Society of Agronomy, INC. 2: 1965.
7. Bower, C.A. R.F. Reitmeir and M. Fireman. 1952. Exchangeable cation analysis of saline and alkali soils. Soil Sci. 73: 251-261.
8. Breeuwsma, A., J.H.M. Wosten, J. J. Vleeshouwer A.M.Van Slobbe and J. Bouma. 1986. Derivation of land qualities to assess environmental problems from soil surveys. Soil Sci. Soc. Am. J. 50: 186-190.
9. Carpena, O., A. Lux and K. Vahtras. 1972. Determination of exchangeable Cations in calcareous soils. Soil Sci. 33: 194-199.
10. Fernando, M.J. R.G. Burau and K. Arulanandam. 1977. A new approach to determination of cation exchange capacity. Soil Sci. Soc. Am. J. 41: 818-820.
11. Gee, G. and W. Bauder. 1986. Particle size distribution analysis. In: Klute, A. (Ed.), Method of soil analysis. Part 1, 2ed. Agron. Monogr. 9. ASA and SSSA, Madison, WI. 383-411.
12. Haykin, S. 1998. Neural Networks: a Comprehensive Foundation. Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ, 842.
13. Jang, J.S.R. 1993. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. IEEE Trans. Syst. Manag. Cyber. 23(3): 665-685.
14. Jang, J.S.R., C.T. Sun and E. Mizutani. 1997. Neurofuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligence. Prentice-Hall, New Jersey.
15. Kimar, M., N.S. Raghuwanshi, R. Singh, W. Wallender and W. Pruitt. 2002. Estimating evapotranspiration using artificial neural network. J. Irri. Drain. Engine 128: 4. 224-233.
16. Koza JR, 1992. Genetic programming: On the programming of computers by means of natural selection. Cambridge, MA: MIT Press.
17. Krogh, L., H. Breuning-Madsen and M.H. Greve. 2000. Cation exchange capacity pedotransfer function for Danish soils. Plant Soil 50: 1-12.
18.Lippman, R. 1987. An introduction to computing with neural nets. IEEE ASSP Mag. 4: 4-22.
19. Manrique, L.A., C.A. Jones and P.T. Dyke. 1991. Predicting cation exchange capacity from soil physical and chemical properties. Soil Sci. Soc. Am. J. 50: 787-794.

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2024-11-26]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.70.23.2]

20. McBratney, A.B., B. Minasny, S.R. Cattle and R.W. Vervoort. 2002. From pedotransfer functions to soil inference systems. Geoderma 109: 41-73.
21. Minasny, B. and A.B. McBratney. 2002. The Neuro-m method for fitting neural network parametric pedotransfer functions. Soil Sci. Soc. Am. J. 66: 352-361.
22. Pachepsky, Y.A. and W.J. Rawls. 1999. Accuracy and reliability of pedotransfer functions as affected by grouping soils. Soil Sci. Soc. Am. J. 63: 1748-1757.
23. Schaap, M.G., F.J. Leij and M.Th. Van Genuchten. 1998. Neural network analysis for hierarchical prediction of soil hydraulic properties. Soil Sci. Soc. Am. J. 62: 847-855.
24. Sette S, L. Boullart. 2001. Genetic programming: principles and applications. Engineering Applications of Artificial Intelligence 14: 727–736.
25. Tamari, S., J.H.M. Wosten and J.C. Ruz-suarez. 1996. Testing an artificial neural network for predicting soil hydraulic conductivity. Soil Sci. Soc. Am. J. 60: 1732-1741.

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2024-11-26]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.70.23.2]