

تخمین مقاومت کششی خاک با استفاده از روش‌های مختلف مدل‌سازی در برخی از اراضی پسته کاری رفسنجان

حسین شیرانی، ناهید اصغری نژاد، سمیه صدر¹، عیسی اسفندیارپور و حسین شکفته

استاد گروه علوم خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ولی عصر رفسنجان: shirani@vru.ac.ir

دانش آموخته کارشناسی ارشد، دانشگاه ولی عصر رفسنجان: Asgharineghad@yahoo.com

استادیار گروه کشاورزی، دانشگاه پیام نور استان کرمان، مرکز رفسنجان: 2716sadr@gmail.com

دانشیار گروه علوم خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ولی عصر رفسنجان: esfandiarpour@vru.ac.ir

دانشیار گروه علوم خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه جیرفت: hshkefteh@ujiroft.ac.ir

دریافت: 1400/4/20 و پذیرش: 1400/7/4

چکیده

مقاومت کششی یکی از شاخص‌های مهم کیفیت فیزیکی خاک است که معادل بیشینه تنش است که می‌توان بر روی یک خاکدانه به کار برد تا حدی که خاکدانه در آستانه یا در شرف تخریب قرار گیرد. هدف از این پژوهش بررسی کارایی روش‌های مدل‌سازی مختلف در تخمین مقاومت کششی خاک در باغ‌های پسته رفسنجان است. برای این منظور نمونه‌های خاک (80 نمونه خاک غالباً لوم‌شنی از عمق صفر تا 30 سانتی‌متری) تهیه و برخی از ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک تعیین شدند. همچنین مقاومت کششی خاکدانه‌های در اندازه‌های مختلف اندازه‌گیری شد. نتایج اندازه‌گیری‌ها نشان داد که با توجه به قابلیت هدایت الکتریکی، واکنش خاک و نسبت جذب سطحی سدیم، خاک منطقه مطالعاتی شور و سدیمی می‌باشد. رگرسیون چندگانه بین مقاومت کششی با سایر ویژگی‌های خاک بررسی شد. همچنین مدل‌سازی مقاومت کششی با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و درخت تصمیم انجام شد. در این پژوهش از میانگین مربعات خطا و ضریب تبیین برای ارزیابی مدل‌های مختلف مدل‌سازی استفاده شد. نتایج ارزیابی مدل‌ها نشان داد که استفاده از درخت تصمیم برای پیش‌بینی مقاومت کششی به دلیل دارا بودن کمترین خطا ($RRMSE = 14\%$ و $R^2 = 0.88$) نسبت به دو روش رگرسیون چندگانه و شبکه عصبی پرسپترون چند لایه بهتر می‌باشد. همچنین نتایج نشان داد که درصد رس، درصد رس قابل پراکنش، نسبت جذب سطحی سدیم، درصد کربنات کلسیم معادل و درصد ماده آلی تأثیرگذارترین متغیرها بر مقاومت کششی هستند. با توجه به نتایج حاصل، به نظر می‌رسد موثرترین راهکار در بالابردن مقاومت کششی خاک و کاهش تراکم خاک در باغ‌های پسته افزایش درصد ماده آلی خاک خواهد بود.

واژه‌های کلیدی: درخت تصمیم، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، تخمین‌گرهای خطا، ماده آلی خاک

¹ نویسنده مسئول: آدرس، گروه کشاورزی دانشگاه پیام نور استان کرمان، مرکز رفسنجان.

مقدمه

بنابر مشاهدات میدانی و باغی طی سال‌های اخیر متراکم شدن خاک در باغ‌های پسته مشاهده شده است که ناشی از افزایش ضعف در خصوصیات فیزیکی خاک در این اراضی است بنابراین با توجه به اینکه مقاومت کششی خاک نمایانگر بسیار خوبی برای شناخت وضعیت فیزیکی خاک محسوب می‌شود (برزگر، 1393) و تاکنون پژوهش‌اندکی در خصوص وضعیت مقاومت کششی خاک در اراضی پسته‌کاری رفسنجان انجام شده است، انجام چنین پژوهشی در باغات پسته و پی بردن به وضعیت مقاومت کششی خاک در این اراضی ضروری به نظر می‌رسد. لذا در این مطالعه برای طبقه‌بندی خاک‌ها از نظر مقاومت کششی و شناسایی مهمترین عوامل موثر بر این ویژگی در مناطق پسته کاری، از تکنیک‌های پر قدرتی مانند شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه⁴ و درخت تصمیم⁵ استفاده شد.

مواد و روش‌ها

معرفی منطقه مطالعاتی

منطقه مورد مطالعه، بخشی از اراضی دشت رفسنجان می‌باشد که با مساحتی حدود 10400 هکتار، در بیست کیلومتری حومه غربی رفسنجان واقع شده است. از لحاظ موقعیت جغرافیایی، این منطقه در حد فاصل طول‌های جغرافیایی $48^{\circ} 11' 21''$ تا $55^{\circ} 36' 1''$ شرقی و عرض‌های جغرافیایی $30^{\circ} 21' 11''$ تا $30^{\circ} 31' 40''$ شمالی قرار دارد (شکل 1). متوسط ارتفاع منطقه از سطح دریا 1450 متر و میانگین دما و بارش سالیانه آن در دوره آماری 1389 تا 1399، به ترتیب، 17/8 درجه سلسیوس و 69/18 میلی‌متر می‌باشد. مواد مادری منطقه، دارای منشأ آبرفتی بوده و پوشش گیاهی آن، درخت پسته است. رقم غالب پسته در این منطقه، رقم اوحدی است و سن درختان، به‌طور متوسط، 35 سال می‌باشد. تعداد 8 نمونه از مزرعه رضویه، 17 نمونه از رستم آباد هرنندی، 10 نمونه از اسدآباد فارسی، 11 نمونه از رضا آباد برخوردار، 9 نمونه از عباس آباد دیانتی، 10 نمونه از جعفرآباد و 15 نمونه دیگر از مناطق مختلف (مجموعاً 80 نمونه) برداشت شد.

روش نمونه‌برداری و مطالعات صحرائی

مقاومت کششی¹ (TS) خاک یکی از شاخص‌های مهم کیفیت فیزیکی خاک است (وو و همکاران، 2017). هیلل² (1980) مقاومت کششی (TS) معادل بیشینه تنش است که می‌توان بر روی یک خاکدانه به کار برد تا حدی که هیچ تخریبی در آن رخ ندهد. به عبارت دیگر، مقاومت کششی مقدار نیرو در واحد سطح است که برای جدا کردن یک قسمت خاک از قسمت دیگر آن لازم است (مانکولم، 2011). از آنجا که مقاومت کششی خاک به ویژگی‌های خاک مانند مواد آلی خاک، تخلخل، بافت خاک و مقدار آب خاک و همچنین شرایط مدیریتی آن حساس است (ایمهاف و همکاران، 2002)، می‌توان از آن برای ارزیابی شرایط و نتایج مدیریت زراعی استفاده نمود (ماکس و همکاران، 1996).

امروزه با ورود روش‌ها و تکنیک‌های جدید هوش مصنوعی در مطالعات و تحقیقات مهندسی آب و خاک، کاربرد این روش‌ها افزون‌تر گشته است در این زمینه می‌توان به مطالعات حجت‌نوق و همکاران (2019) اشاره کرد. در این پژوهش به منظور تعیین اهمیت برخی خصوصیات خاک بر شاخص‌های کیفیت فیزیکی خاک از 169 نمونه خاک سطحی (عمق 0 تا 20 سانتی متری) از مکان‌های مختلف در استان کرمان با کاربری کشاورزی استفاده گردید. در این مطالعه از میان‌تعدادی از ویژگی‌های م³ بر کیفیت فیزیکی خاک، با استفاده از الگوریتم ترکیبی PSO-ICA-SVR³ و تجزیه و تحلیل حساسیت، مقدار رس و چگالی ظاهری خاک (BD)، به عنوان مؤثرترین شاخص‌ها بر کیفیت فیزیکی خاک به خصوص شاخص مقاومت کششی (TS) معرفی شدند. این پژوهشگر در مطالعه دیگری به این نکته اشاره کرد که روش‌های هوش مصنوعی به‌طور خاص ماشین بردار پشتیبان (SVR) در مقایسه با روش‌های رگرسیون خطی چند متغیره (MLR) در پیش‌بینی شاخص مقاومت کششی (TS)، دقت بیشتری را نشان داده است (حجت‌نوق و همکاران، 2021).

1. Tensile strength

2. Hillel

3. Particle Swarm Optimization-Imperialist

Competitive Algorithm-Support Vector Regression

4. Multi Layer Perceptron (MLP)

5. Decision Tree

میلی متری (بدون کوبیدن) به آرامی درون لوله‌های سانتریفوژ به حجم 40 میلی لیتر ریخته شد. سپس مقدار 40 میلی لیتر آب مقطر به هر لوله افزوده شد تا سوسپانسیون 1:10 ایجاد شود. یک نمونه نیز به عنوان شاهد (بدون خاک) در نظر گرفته شد. دمای محلول اندازه‌گیری شد و زمان لازم برای ته نشینی ذرات رس تا عمق 2/5 سانتی متری در سوسپانسیون، بر اساس دما تعیین گردید. پس از پایان زمان ته نشینی محاسبه شده، با استفاده از پیست مقدار 2/5 میلی لیتر سوسپانسیون از عمق مذکور از هر لوله برداشته شد و پس از خشک شدن کامل با استفاده از رابطه 1 (نوت و همکاران، 1993)، درصد رس قابل پراکنش در آب بر اساس وزن رس محاسبه شد:

$$WDC = 100 \times \frac{RW \times CF}{TW} \quad \text{رابطه 1}$$

که در آن WDC، درصد رس قابل پراکنش؛ RW، جرم ذرات رس قابل پراکنش خشک شده در آن (گرم)؛ CF، نسبت حجم کل سوسپانسیون (40 میلی لیتر) به حجم برداشته شده با پیست (2/5 میلی لیتر)؛ TW، جرم رس کل در نمونه خاک مورد استفاده می‌باشند.

اندازه‌گیری مقاومت کششی خاکدانه‌ها و کلوخه‌ها

برای تهیه نمونه به منظور اندازه‌گیری مقاومت کششی خاکدانه‌ها، توده خاک هواخشک به دقت و به آرامی از سری الک‌ها عبور داده شد تا دامنه‌های 8 تا 11/2، 11/2 تا 16 و 16 تا 25 میلی‌متر جدا شدند. برای اندازه‌گیری مقاومت کششی، ابتدا به طور تصادفی بین 10 تا 30 عدد خاکدانه از یک گروه اندازه‌ای معین انتخاب شد و سپس توسط روشی به نام آزمون غیر مستقیم برزیلی (خزائی و همکاران، 1387) مقاومت کششی تعیین شد. در این آزمون خاکدانه‌های انتخاب شده به طور مجزا بین دو صفحه مسطح و موازی قرار داده می‌شوند و سپس فشاری تک محوری در یک جهت وارد می‌شود. زمانی که خاکدانه شروع به ترک برداشتن کرد نیروی اعمال شده توسط دستگاه اندازه‌گیری می‌شود و مقاومت کششی خاکدانه یا کلوخه با استفاده از رابطه 2 (دکستر و راسبرگن، 1985) محاسبه می‌شود:

$$Y = 5.76 \frac{F}{d_{eff}^2} \quad \text{رابطه 2}$$

ابتدا نقشه توپوگرافی منطقه با مقیاس 1:25000 تهیه گردید. پس از پیاده کردن محدوده مطالعاتی به وسعت حدود 10400 هکتار بر روی این نقشه و اسکن نمودن آن، با استفاده از نرم‌افزار ایلویس¹، منطقه مزبور زمین‌مرجع² شد. در ادامه، با توجه به تغییرات خاک و مدیریت منطقه مطالعاتی موقعیت 80 نقطه به صورت تصادفی بر روی این منطقه مکان‌یابی شد و مختصات جغرافیایی آن‌ها به دست آمد به طوری که پیش بینی می‌شود نقاط نمونه برداری تفاوت قابل ملاحظه‌ای از نظر خصوصیات فیزیکی خاک داشته باشند (شکل 1). با توجه به مختصات جغرافیایی نقاط تعیین شده و استفاده از سامانه مکان‌یاب جهانی³، موقعیت تمامی این نقاط در صحرا تعیین گردید. سپس، در هر نقطه، از عمق صفر تا 30 سانتی‌متر، نمونه برداری انجام گرفت و نمونه‌ها برای انجام مطالعات آزمایشگاهی، به آزمایشگاه انتقال داده شد. نمونه برداری توسط بیلچه انجام گرفت به طوری که خاکدانه‌ها با حداقل دست خوردگی به آزمایشگاه منتقل گردد.

اندازه‌گیری برخی خصوصیات خاک

ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک از جمله بافت، مقدار ماده آلی، مقدار کربنات کلسیم، قابلیت هدایت الکتریکی، واکنش خاک، نسبت جذب سدیم، چگالی ظاهری خاک با استفاده از روش‌های استاندارد (جدول 1) اندازه‌گیری شدند. روش اندازه‌گیری مقدار رس قابل پراکنش، مقاومت کششی به صورت مفصل تر توضیح داده شده است. علامت اختصاری هر کدام از ویژگی‌ها در جدول 1 ذکر شده است.

اندازه‌گیری رس قابل پراکنش در آب

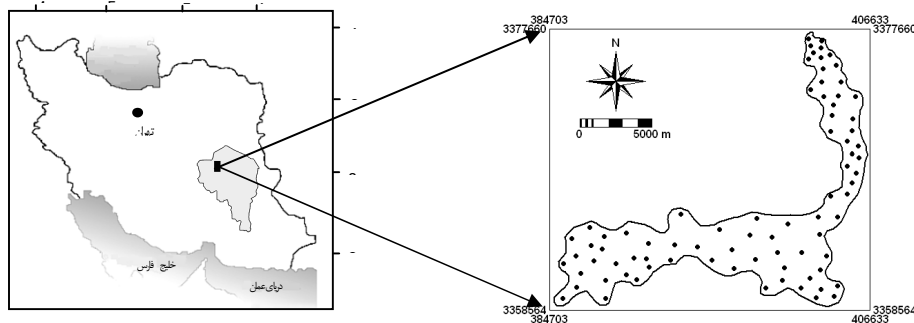
بخشی از رس خاک که در آب مقطر و با اعمال انرژی مکانیکی مشخص بدون تخریب ماده آلی و خروج نمک‌های محلول و بدون استفاده از مواد پراکنده کننده شیمیایی تعیین می‌شود به عنوان رس قابل پراکنش خاک⁴ در نظر گرفته می‌شود (کرتین و همکاران، 1994). برای اندازه‌گیری رس قابل پراکنش در آب، 4 گرم از نمونه‌های خاک جمع‌آوری شده از لایه صفر تا 30 سانتی‌متری پس از هوا خشک شدن و عبور از الک 2

1. ILWIS

2. Georeference

3. Global Positioning System; GPS

4. Water Dispersible Clay (WDC)



شکل 1- موقعیت منطقه به همراه 80 نقطه مطالعاتی

مربوط به مجموعه آموزشی ساخته می‌شود. مجموعه آموزشی به صورت تصادفی از پایگاه داده انتخاب می‌شود. در مرحله دوم، یادگیری از طریق یک تابع $y=f(x)$ انجام می‌شود که می‌تواند برحسب کلاس هر رکورد (x) از پایگاه داده را پیش‌بینی کند. (ستاری و همکاران، 1393). در این مطالعه از الگوریتم Classification and Regression (C&R) Tree استفاده گردید. الگوریتم C&R Tree، یک درخت باینری یک متغیره ایجاد می‌کند یعنی شاخه‌های خود را به صورت دوتایی و تنها بر اساس یک فیلد (متغیر مستقل) ایجاد می‌کند و هر گره غیر برگ آن، به دو گره دیگر تفکیک می‌شود.

معیار انشعاب و شاخه‌زدن در درختان رگرسیون براساس حداقل کردن گوناگونی زیرمجموعه‌ی داخلی است. گوناگونی کم عبارت است از مجموعه‌هایی که اعضای یک کلاس در آن بر سایر کلاس‌ها غلبه کند و بهترین شاخه‌زدن آن است که گوناگونی در مجموعه‌ها را تا حد امکان کم کند. این الگوریتم برای متغیرهای کمی توسعه یافته است اما می‌تواند برای متغیرهای دیگر نیز مورد استفاده قرار گیرد. در این الگوریتم از ضریب استاندارد جینی (شاخص جینی) برای تقسیم داده‌ها در گروه‌های مختلف استفاده می‌شود و همچنین می‌توان از شاخص‌هایی مانند آنتروپی با سرعت بالاتر استفاده کرد (یوهانس، 1999).

که در این رابطه F نیروی فشاری بیشینه مورد نیاز برای شکستن خاکدانه یا کلوخه برحسب نیوتن با قطر موثر d_{eff}^1 برحسب متر و Y مقاومت کششی خاکدانه یا کلوخه برحسب کیلوپاسکال می‌باشند.

$$d_{eff} = d_0 \left(\frac{M}{\bar{M}} \right)^{0.33} \quad \text{رابطه 3}$$

d_0 میانگین قطر خاکدانه‌ها یا کلوخه‌های مورد اندازه‌گیری که از میانگین حد بالایی و پایینی قطر الک به دست می‌آید. M ، وزن خاکدانه قبل از اینکه در دستگاه قرار بدهیم. \bar{M} ، میانگین وزن 10 تا 30 عدد خاکدانه، که از تقسیم وزن کل خاکدانه‌ها بر تعداد خاکدانه‌ها به دست می‌آید.

مدل‌سازی مقاومت کششی با استفاده از رگرسیون خطی چند متغیره

تحلیل رگرسیونی، پرکاربردترین روش در بین تکنیک‌های آماری است که برای تحلیل مشارکت جمعی و فردی دو یا چند متغیر مستقل در تغییرات یک متغیر وابسته از جمله پارامترهای شیمیایی و فیزیکی خاک، نقش بارزی ایفا می‌کند (تبری و همکاران، 2013).

لذا در این پژوهش از معادله رگرسیونی چند متغیره برای بررسی ارتباط بین مقاومت کششی خاک با متغیرهای شیمیایی و فیزیکی خاک استفاده گردید.

مدل‌سازی مقاومت کششی با استفاده از درخت تصمیم به روش رگرسیونی

استفاده از درختان تصمیم، یک فرایند دو مرحله‌ای می‌باشد. در مرحله اول، مدلی براساس یک الگوریتم طبقه‌بندی

¹ Effective diameter

جدول 1- برخی ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک‌های مورد استفاده

| منبع | روش اندازه‌گیری | علامت اختصاری | خصوصیات |
|-------------------------|-------------------------------------|---------------|--|
| (بایکاس، 1951) | هیدرومتر و مثلث بافت خاک | T | بافت خاک (شن= Sa، رس= Cl و سیلت= Si) |
| (کاسیپه، 2013) | تیتراسیون برگشتی | CCE | کربنات کلسیم معادل (درصد) |
| (روادس، 1996) | EC متر ¹ | Ec | قابلیت هدایت الکتریکی (دسی‌زیمنس بر متر) |
| (توماس، 1996) | سیلندر pH متر ² | pH | وزن مخصوص ظاهری (گرم بر سانتی‌متر مکعب) |
| (والکلی و بلکه، 1934) | هضم تر | OM | pH |
| . | دستگاه قلیع‌فومتر | | درصد ماده آلی |
| | تیتراسیون با EDTA | | غلظت سدیم (میلی‌گرم در لیتر) |
| (پچاردز، 1954) | $SAR = Na / (Ca + Mg)^{1/2}$ | SAR | کلسیم و منیزیم محلول (میلی‌اکی‌ولان بر لیتر) |
| (میلر و میلر، 1987) | نمونه‌برداری با میکرو-بییت | WDC | نسبت جذب سدیم |
| (دکستر و راسبرگن، 1985) | آزمون غیر مستقیم برزلی ¹ | Y | رس قابل پراکنش در آب |
| | | | مقاومت کششی خاک‌لانه‌ها |

1. مدل " Metrohm AG Herisus, Switzerland Ohm-644 " و 2. مدل " 691, M0065trohm AG Herisus, Switzerland "

مدل‌سازی مقاومت کششی با استفاده از شبکه عصبی

پرسپترون چند لایه به روش رگرسیون

از آنجا که شبکه‌های عصبی چند لایه² که پرسپترون چند لایه³ هم نامیده می‌شوند، کارآمدتر از شبکه‌های تک لایه هستند (سیگیزوگلو و کیسی، 2006) و در زمینه حل مسائل اکولوژیکی بسیار کارآمد می‌باشند (چپ و لیچ، 1998) در مدل‌سازی مقاومت کششی از این شبکه‌ها استفاده گردید. با این منظور از 80 درصد داده‌ها برای آموزش، 10 درصد داده‌ها برای اعتبارسنجی مدل استفاده شد. اهمیت داده‌های اعتبارسنجی این است که از وقوع بیش‌برازش جلوگیری می‌کند. زمانی که فرایند آموزش توسط داده‌های بخش آموزش انجام می‌گیرد، داده‌های اعتبارسنجی از وابستگی زیاد سیستم به داده‌های آموزش جلوگیری می‌کند. از میانگین مربعات خطا به عنوان شاخص خطا استفاده شد. متغیرهای درصد رس، درصد شن، درصد ماده آلی، درصد کربنات کلسیم معادل، نسبت جذب سطحی سدیم، قابلیت هدایت الکتریکی، چگالی ظاهری و درصد رس قابل پراکنش به عنوان ورودی‌های

مدل و مقدار مقاومت کششی به عنوان متغیر هدف معرفی شدند. تقسیم داده‌ها به صورت تصادفی صورت گرفت و برای آموزش شبکه عصبی از الگوریتم لوبنبرگ-مارکوات استفاده شد.

آنالیز حساسیت

فرآیند آنالیز حساسیت، میزان حساسیت مدل را نسبت به متغیرهای ورودی آن نشان می‌دهد. تحلیل حساسیت این امکان را می‌دهد که عدم قطعیت در مقادیر مختلف متغیرهای منتخب، لحاظ شود. گاهی ممکن است حالت‌هایی پیش‌آید که با وجود عدم قطعیت زیاد در یک متغیر، خروجی نهایی مورد نظر، تغییر چندانی نکند. اصطلاحاً در این حالت، هدف نهایی به آن متغیر حساس نیست. اما در برخی از موارد، تغییر کوچکی در برخی متغیرهای منتخب، هدف را به‌کلی تغییر می‌دهد.

¹ Indirect Brazilian test

² Multilayer Neural Network

³ Multiple-layer perceptron

تخمین‌گر K-fold Cross validation

در این روش مجموعه‌ی داده‌ها (S_n) که شامل کل داده‌های ورودی و هدف است به K گروه تقسیم می‌شوند. ابتدا یک گروه از داده‌ها کنار گذاشته شده و از سایر گروه‌ها برای واسنجی مدل استفاده می‌شود. سپس گروه کنار گذاشته شده به عنوان داده تست به مدل داده می‌شود و خطای مربوط به آن توسط شاخصهای خطا ثبت می‌شود. این کار برای گروه‌های دیگر نیز ادامه می‌یابد (کوه‌اوی، 1995)

تخمین‌گر Resubstitution

این تخمین‌گر از نوع تخمین‌گر تصادفی محسوب می‌شود یعنی در داخل خودش یک واریانس داخلی دارد. در این تخمین‌گر تمامی داده‌های موجود برای طراحی و تنظیم مدل (آموزش) به کار می‌روند و خطای مربوط به این داده‌ها به دست می‌آید و به عنوان تخمینی از خطای واقعی معرفی می‌شود بنابراین در این روش داده‌هایی برای تست کنار گذاشته نمی‌شوند و همه داده‌ها برای آموزش استفاده می‌شوند و خطا توسط همین داده‌ها برآورد می‌شود یکی از ایرادات و ضعف اصلی این تخمین‌گر بایاس (اریب) زیاد و خوش بینانه است (هیل و لویسکی، 2005).

تخمین‌گر Leave-one-out

در این روش در هر مرحله یکی از داده‌ها برای اعتبار سنجی بیرون گذاشته می‌شود و بقیه داده‌ها برای آموزش استفاده می‌شوند. این روش از نظر محاسباتی بسیار پرهزینه است زیرا فرایند آموزش و اعتبار سنجی به تعداد بسیار زیادی تکرار می‌شود.

تخمین‌گر Hold out

این تخمین‌گر از نوع تخمین‌گر تصادفی محسوب می‌شود در این تخمین‌گر اگر N داده وجود داشته باشد ($N=80$) در این مطالعه، تعداد m داده کنار گذاشته می‌شود و پس از آموزش مدل داده‌های کنار گذاشته شده که به منظور تست مدل نگهداری شده اند به مدل داده می‌شوند تا توسط مدل تخمین زده شوند سپس مقدار تخمین زده شده با مقدار واقعی این داده‌ها مورد مقایسه قرار گرفته و توسط شاخص‌های خطا، خطای تخمین به دست می‌آید اگر خطای تخمین مدل در این شرایط کم باشد

بنابراین تحلیل حساسیت می‌تواند به پژوهشگر کمک کند تا تمرکز و تلاش خود را بر روی متغیرهای اصلی مسئله قرار دهد. در این پژوهش برای آنالیز حساسیت از روش StatSoft استفاده گردید (Stat Soft Inc, 2004). در این روش، مقدار حساسیت برای هر ویژگی ورودی، از تقسیم نمودن خطای شبکه در غیاب ویژگی ورودی موردنظر بر خطای شبکه در حضور همه متغیرهای ورودی به دست می‌آید. بدین معنی که ابتدا مدل با تمامی متغیرهای ورودی ایجاد و پس از رسیدن به بهترین عملکرد یا کم‌ترین خطا، مقدار شاخص خطا (مثلاً AP_1) محاسبه و در نظر گرفته می‌شود. سپس یک متغیر ورودی معین حذف، و مدل دوباره با سایر ویژگی‌های ورودی ایجاد می‌شود. پس از رسیدن به مناسب‌ترین ساختار و عملکرد در مدل، مقدار شاخص خطا (AP_2) در این حالت نیز تعیین می‌شود. از نسبت شاخص خطا در حالت دوم (حذف یک ویژگی ورودی) به حالت اول (حضور تمام ورودی‌ها)، مقدار ضریب حساسیت خروجی نسبت به متغیر ورودی مورد نظر محاسبه می‌شود (رابطه 3-3).

$$\text{رابطه 4} \quad \text{ضریب حساسیت} = \frac{AP_2}{AP_1}$$

اگر مقدار ضریب حساسیت برای یک متغیر ورودی، بیش‌تر از یک باشد، آن متغیر سهم قابل توجهی در عملکرد مدل و خروجی آن دارد. اگر این نسبت از یک کم‌تر باشد، بدین معنی است که خطا در غیاب ویژگی ورودی، کم‌تر از خطا در حضور آن است. لذا، این متغیر نه تنها اثر مثبت بر دقت مدل ندارد بلکه تأثیر منفی نیز دارد و بایستی حذف شده و در مدل‌سازی استفاده نشود. این کار باید برای همه متغیرهای ورودی به صورت تک‌تک انجام شده و مقدار حساسیت محاسبه گردد (لیو و همکاران، 2001)

تخمین‌گرهای خطا¹

تخمین‌گرهای خطا روشهایی هستند که خطای تخمین با آنها به دست می‌آید (گیسر، 1993). تخمین‌گرهای متفاوتی برای دقت روش‌های مدل‌سازی ارائه شده است که بررسی کارایی آنها در ارزیابی دقت روش مدل‌سازی می‌تواند بسیار مفید باشد. برای بررسی دقت روش‌های مدل‌سازی تخمین‌گرهای متفاوتی ارائه شده است که برخی از تخمین‌گرهای مرسوم عبارتند از:

¹ Error Estimators

رابطه 7

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i - \hat{y}_i]^2}$$

رابطه 8

$$RRMSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i - \hat{y}_i]^2}}{\bar{y}_i} \times 100$$

در این روابط: y_i مقدار اندازه‌گیری شده، \hat{y}_i مقدار پیش‌بینی شده، N تعداد کل داده‌های اندازه‌گیری شده و \bar{y}_i میانگین مقادیر مشاهده شده می‌باشند.

در این پژوهش از بسته نرم‌افزاری statistics 24 SPSS برای توصیفات آماری مربوط به داده‌های موجود و عملیاتی مانند رگرسیون چند متغیره مورد استفاده قرار گرفت و برای اجرای مدل‌سازی درخت تصمیم C&R و شبکه عصبی مصنوعی و همچنین آنالیز حساسیت از MATLAB نسخه‌ی 2013 استفاده گردید.

نتایج

خلاصه‌ی آماره‌های ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک‌های مورد مطالعه در این پژوهش در جدول 2 آورده شده‌اند. با توجه به میانگین درصد رس، درصد شن و درصد سیلت می‌توان گفت که بافت خاک غالب نمونه‌های مورد مطالعه لوم‌شنی می‌باشد. همچنین میانگین قابلیت هدایت الکتریکی، واکنش خاک و نسبت جذب سطحی سدیم، نشانه‌ی شور و سدیمی بودن غالب خاک‌های منطقه هستند. با توجه به میانگین درصد کربنات کلسیم معادل خاک‌های منطقه آهکی هستند.

با توجه به ضریب تغییرات، متغیرهای درصد رس، درصد سیلت، درصد ماده آلی، نسبت جذب سدیم، قابلیت هدایت الکتریکی، درصد رس قابل پراکنش، مقاومت کششی و مقاومت کششی خاکدانه‌های به جا مانده روی الک‌های 8، 16 و 25 میلی‌متر تغییرپذیری زیاد دارند که ضریب تغییرپذیری بیشتر از 35 درصد برای ماده آلی، ممکن است به دلیل عوامل انسانی نظیر عملیات خاک‌ورزی و استفاده کوددهی باشد

نشان دهنده عمومیت داشتن مدل در داده‌های خارج از محدوده آموزش خود است. کل فرایند چند بار تکرار می‌شود و هر بار مقدار خطای متفاوتی برآورد می‌شود که میانگین آن‌ها معادل خطای واقعی می‌باشد. اغلب یک سوم از داده‌ها برای تست کنار گذاشته می‌شوند و بقیه داده‌ها برای آموزش مدل استفاده می‌شوند (کیم، 2009).

شاخص‌های ارزیابی کارایی مدل

معیارهای ارزیابی کارایی مدل‌ها در واقع مطابقت یا همخوانی مقادیر حاصل از یک مدل با مقادیر مشاهده شده (که از آن با عنوان ارزیابی یا اعتبارسنجی مدل یاد میشود) است و معمولاً توسط مقایسه‌های دوگانه بین مقادیر شبیه‌سازی شده با مقادیر مشاهده شده به دست می‌آید. شاخص‌های مختلفی برای کارایی مدل‌ها و اعتبارسنجی آنها وجود دارد. در این مطالعه از ضریب تبیین (R^2)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و ریشه نسبی میانگین مربعات خطا (RRMSE) استفاده گردید (شیرانی، 1397) (رابطه 5 تا 8) و به منظور مقایسه عملکرد مدل‌های درخت تصمیم، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و رگرسیون چند متغیره¹ از پارامترهای ضریب تبیین (R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و ریشه نسبی میانگین مربعات خطا (RRMSE) استفاده گردید. MAE در حالت ایده آل باید صفر باشد. مقادیر مثبت و منفی این شاخص به ترتیب نشان‌دهنده کم برآورد و بیش برآورد مدل می‌باشد لذا در مقایسه عملکرد مدل‌های مورد مطالعه از این شاخص استفاده نشد.

رابطه 5

$$R^2 = \left(\frac{N \sum y_i \hat{y}_i - (\sum y_i)(\sum \hat{y}_i)}{\sqrt{N(\sum y_i^2) - (\sum y_i)^2} \sqrt{N(\sum \hat{y}_i^2) - (\sum \hat{y}_i)^2}} \right)^2$$

رابطه 6

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|$$

¹ Multivariate Regression

جدول 2- خلاصه‌ی آمارهای ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک‌های مورد مطالعه

| متغیر | کمبینه | بیشینه | میانگین | واریانس | چولگی | ضریب تغییرات | P-value |
|---|--------|--------|---------|---------|-------|--------------|---------|
| رس (درصد) | 2/80 | 26/10 | 12/26 | 18/91 | 0/49 | 35/45 | 0/012* |
| شن (درصد) | 33/50 | 83/60 | 69/80 | 80/07 | 1/11 | 12/81 | 0/005* |
| سیلت (درصد) | 0/3 | 43/7 | 17/93 | 51/63 | 0/86 | 40 | 0/021* |
| ماده آلی (درصد) | 0/07 | 1/55 | 0/63 | 0/11 | 0/50 | 52/60 | 0/200 |
| کربنات کلسیم معادل (درصد) | 15/50 | 30 | 21/75 | 5/88 | 0/83 | 11/14 | 0/000* |
| نسبت جذب سدیم ^{0.5} (meq/l) | 0/17 | 36/27 | 8/11 | 59/01 | 1/15 | 94/69 | 0/000* |
| قابلیت هدایت الکتریکی (ds/m) | 1/20 | 25 | 4/58 | 14/85 | 2/88 | 84/02 | 0/000* |
| واکنش خاک | 7/30 | 8/60 | 8/056 | 0/05 | -0/92 | 2/98 | 0/000* |
| چگالی ظاهری (g/cm ³) | 1/04 | 1/51 | 1/28 | 0/007 | -0/03 | 6/51 | 0/200 |
| رس قابل پراکنش (درصد) | 0/66 | 7/90 | 3/49 | 2/87 | 0/90 | 48/52 | 0/200 |
| مقاومت کششی خاکدانه به جا مانده روی الک 25 (کیلوپاسکال) | 21/38 | 140/33 | 50/44 | 429 | 1/42 | 41/09 | 0/200 |
| مقاومت کششی خاکدانه به جا مانده روی الک 16 (کیلوپاسکال) | 15/13 | 154/48 | 51/04 | 629 | 1/53 | 49/15 | 0/201 |
| مقاومت کششی خاکدانه به جا مانده روی الک 8 (کیلوپاسکال) | 12/60 | 144/29 | 59/77 | 835 | 0/98 | 48/33 | 0/200 |
| مقاومت کششی (کیلوپاسکال) | 17/41 | 140/07 | 54/22 | 492 | 1/30 | 40/92 | 0/070 |

* بیان‌گر معنی دار بودن آزمون کولموگروف-اسمیرنوف در سطح اطمینان 95 درصد است.

1- تا 1 می‌باشد. در آزمون کولموگروف-اسمیرنوف اگر P-value بزرگ‌تر از 05/0 باشد می‌توان فرض کرد توزیع مشاهدات نرمال است بنابراین تردی، چگالی ظاهری، مقاومت کششی کل، ماده‌آلی، رس قابل پراکنش، مقاومت کششی الک 25 و 16 و 8 میلی‌متر دارای توزیع نرمال بودند و بقیه پارامترها با استفاده از لگاریتم گرفتن نرمال شدند. با توجه به میانگین مقادیر مقاومت کششی اندازه‌های مختلف خاکدانه‌ها که در جدول 2 آورده شده است می‌توان نتیجه گرفت که با افزایش اندازه خاکدانه‌ها مقاومت کششی آن‌ها کاهش می‌یابد.

جدول 3 نتایج همبستگی بین متغیرهای مورد مطالعه در این پژوهش را نشان می‌دهد. نتایج این جدول نشان می‌دهد که بین مقاومت کششی با درصد رس رابطه مثبت و مستقیم با ضریب اطمینان 99 درصد وجود دارد. زیرا رس یکی از عوامل مؤثر بر خاکدانه‌سازی می‌باشد. نتایج همچنین نشان داد که بین مقاومت کششی با درصد رس رابطه معکوس معنی‌دار با ضریب اطمینان 99 درصد وجود دارد.

که باعث تغییر در یکنواختی سطح خاک می‌گردد (ویلدینگ، 1985). زیاد بودن ضریب تغییرپذیری قابلیت هدایت الکتریکی و نسبت جذب سدیم احتمالاً به دلیل مدیریت‌های متفاوت خصوصاً مدیریت مربوط به آبیاری است. همچنین متغیرهای واکنش خاک، چگالی ظاهری، کربنات کلسیم معادل و درصد شن دارای تغییرپذیری کم هستند و در این میان ضریب تغییرات واکنش خاک از سایر خصوصیات کمتر است که با گزارش یشری و همکاران (2008) همخوانی دارد. نتایج این تحلیل نشان داد که چگالی ظاهری دارای کمترین تغییرات (کمترین واریانس) و مقاومت کششی خامدانه به جا مانده روی الک 8 میلی‌متر دارای بیشترین تغییرات (بیشترین واریانس) می‌باشد به منظور بررسی نرمال بودن خصوصیات، روش‌های مختلفی وجود دارد که از جمله می‌توان به بررسی چولگی اشاره کرد. در حالت کلی چنانچه چولگی خارج از محدوده 1- تا 1 باشد داده‌ها از توزیع نرمال برخوردار نیستند (بهبودیان، 1394). چولگی قابلیت هدایت الکتریکی، درصد شن، نسبت جذب سطحی سدیم، مقاومت کششی کل و مقاومت کششی خاکدانه-های به جا مانده روی الک‌های 25 و 16 میلی‌متر خارج از محدوده

جدول 3- همبستگی بین مقاومت کششی با ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک

| متغیر | Si | Cl | Sa | OM | WDC | CCE | SAR | EC | pH | ρ_b |
|-----------------|-------|---------|----------|-------|-------|-------|------------------------|--------|--------|----------------------|
| | | | درصد | | | | (meq/l) ^{0.5} | (dS/m) | | (g/cm ³) |
| مقاومت کششی (Y) | 0/218 | 0/378** | -0/359** | 0/129 | 0/211 | 0/142 | 0/128 | 0/177 | 0/256* | 0/174 |

**، * به ترتیب معنی‌دار در سطح احتمال یک درصد و پنج درصد

مدل‌سازی مقاومت کششی با استفاده از رگرسیون خطی چند

متغیره

به منظور مشخص کردن متغیرهای تأثیر گذار برای پیش‌بینی مقاومت کششی از روش رگرسیون چند متغیره به شیوه گام به گام استفاده شد که نتایج آن در جدول 4 آورده شده است. در این رگرسیون تأثیر خصوصیات فیزیکی و شیمیایی مورد مطالعه بر مقاومت کششی مورد بررسی قرار گرفت. نتایج این تحلیل نشان داد که متغیرهای واکنش خاک، درصد رس، درصد رس قابل پراکنش و قابلیت هدایت الکتریکی متغیرهای تأثیر گذار در پیش‌بینی مقاومت کششی می‌باشند به طوری که 49 درصد تغییرات مقاومت کششی را بیان می‌کنند. جدول 5 شاخص‌های خطا در رگرسیون چند گانه به شیوه گام به گام برای تخمین مقاومت کششی را نشان می‌دهد. ریشه نسبی میانگین مربعات خطا (RRMSE) در مقادیر کمتر از 10 درصد نشان دهنده دقت بالای مدل است، در محدوده 10 تا 20 درصد دقت خوب، مقادیر 20 تا 30 درصد دقت متوسط و مقادیر بالای 30 درصد دقت ضعیف مدل را در تخمین نشان می‌دهد (دسپوتویک و همکاران، 2016).

مدل‌سازی مقاومت کششی با استفاده از درخت تصمیم

با توجه به الگوریتم درختی رسم شده در شکل 2، مشاهده شد که درصد رس مهم‌ترین متغیر تأثیرگذار در مدل‌سازی مقاومت کششی می‌باشد که در طبقه‌بندی در بالاترین قسمت افزاز، یعنی افزاز ریشه قرار دارد.

سپس به ترتیب متغیرهای واکنش خاک، درصد ماده آلی، نسبت جذب سدیم، درصد شن، درصد کربنات کلسیم معادل، درصد رس قابل پراکنش، چگالی ظاهری و درصد سیلت، در مدل‌سازی مقاومت کششی دارای اهمیت می‌باشند. متغیر قابلیت هدایت الکتریکی در این الگوریتم نقشی ایفا نمی‌کند. جدول 6 شاخص‌های خطا در درخت تصمیم برای تخمین مقاومت کششی را نشان می‌دهد.

آنالیز حساسیت با استفاده از تخمین‌گرهای مختلف در مدل‌سازی

مقاومت کششی در درخت تصمیم به روش Stat Soft

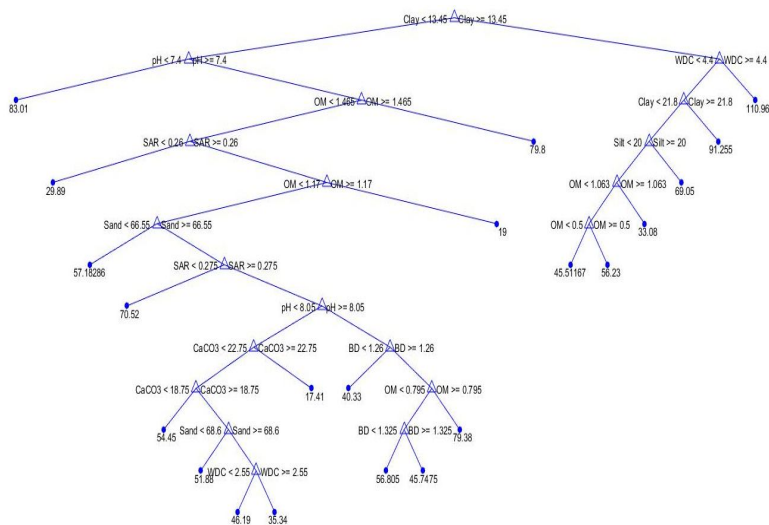
نمودار آنالیز حساسیت متغیرهای ورودی توسط تخمین‌گرهای k-fold، Hold out، Resubstitution و Leave one out در شکل‌های 3 تا 6 آورده شده است و نتایج مقایسه مهم‌ترین ویژگی‌های این تخمین‌گرها در جدول 7 نشان داده شده است.

جدول 4- ضرایب مدل رگرسیون خطی چند متغیره مقاومت کششی

| مدل | ضریب رگرسیون | VIF | Sig |
|--|--------------|-------|-------|
| Constant | -272/087 | - | 0/001 |
| درصد رس | 2/435 | 1/153 | 0/000 |
| واکنش خاک | 34/052 | 1/088 | 0/001 |
| قابلیت هدایت الکتریکی | 2/213 | 1/081 | 0/000 |
| درصد رس قابل پراکنش | 3/307 | 1/123 | 0/009 |
| Y = -272.087 + 2.435 Clay + 34.052 pH + 2.213 EC + 3.307 WDC | | | |
| (R) = 0/702 | | | |

جدول 5- شاخص‌های خطا در رگرسیون چند گانه به شیوه گام به گام برای تخمین مقاومت کششی

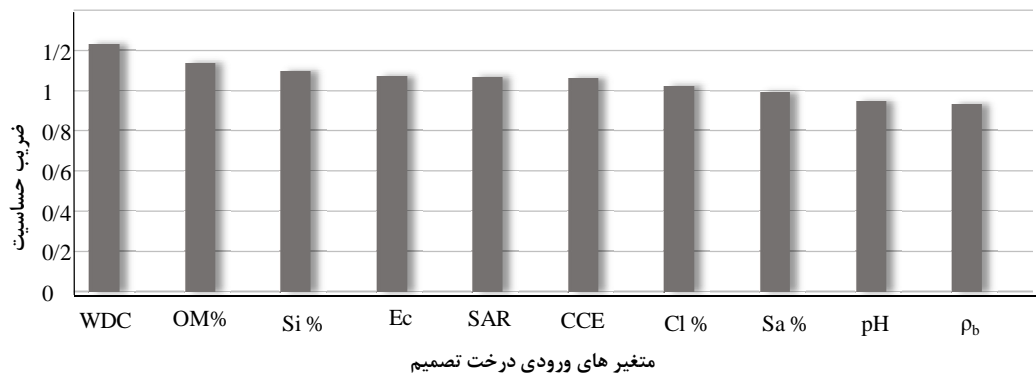
| ضریب تبیین | میانگین قدر مطلق خطا | میانگین مربعات خطا | درصد ریشه نسبی میانگین مربعات خطا |
|------------|----------------------|--------------------|-----------------------------------|
| R^2 | MAE | RMSE | RRMSE |
| 0/49 | 28/4 | 19/17 | 35 |



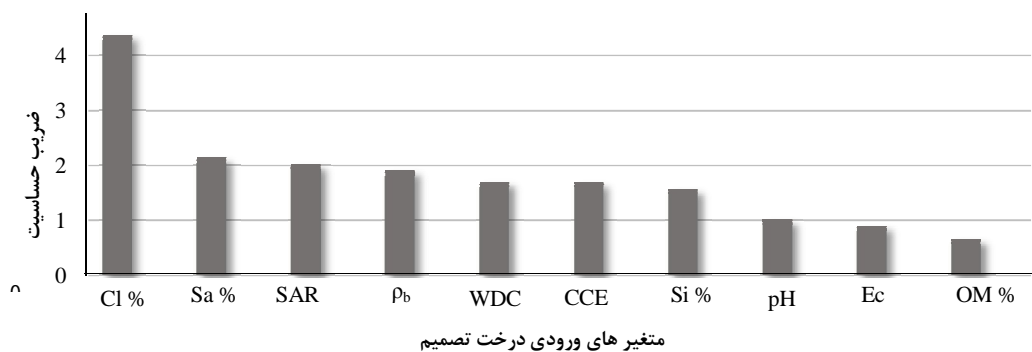
شکل 2- الگوریتم درخت تصمیم برای تخمین مقاومت کششی

جدول 6- شاخص‌های خطا در درخت تصمیم برای تخمین مقاومت کششی

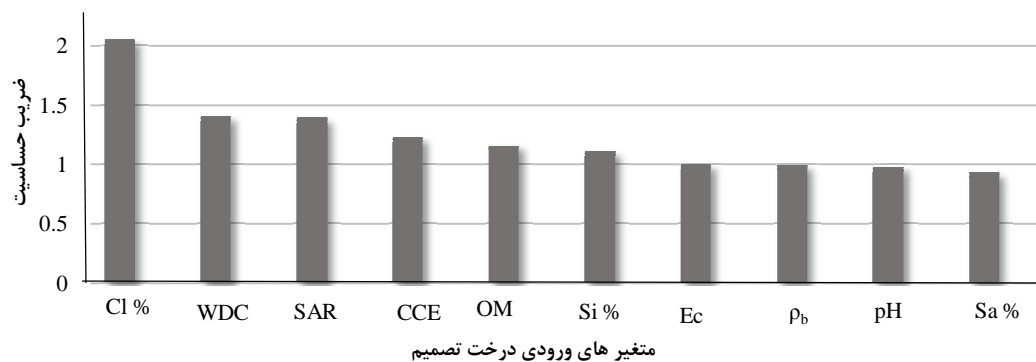
| ضریب تبیین | میانگین قدر مطلق خطا | میانگین مربعات خطا | درصد ریشه نسبی میانگین مربعات خطا |
|------------|----------------------|--------------------|-----------------------------------|
| R^2 | MAE | RMSE | RRMSE |
| 0/88 | 11/21 | 7/42 | 14 |



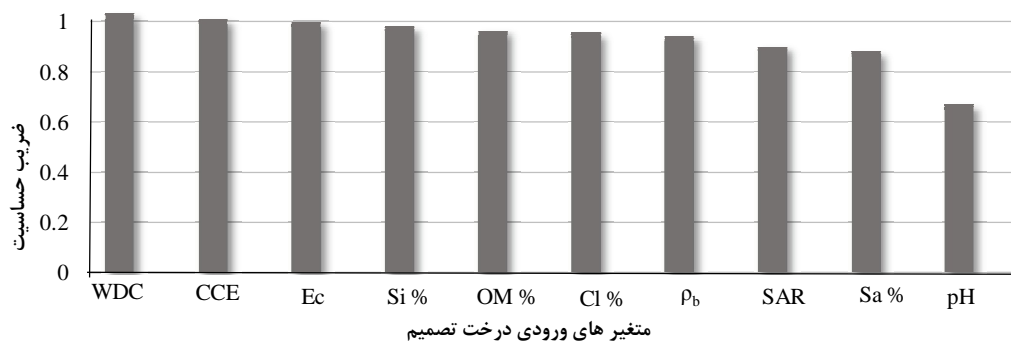
شکل 3- نمودار آنالیز حساسیت متغیرهای ورودی درخت تصمیم مقاومت کششی به روش K-fold



شکل 4- نمودار آنالیز حساسیت متغیرهای ورودی درخت تصمیم مقاومت کششی به روش Hold out



شکل 5- نمودار آنالیز حساسیت متغیرهای ورودی درخت تصمیم مقاومت کششی به روش Resubstitution



شکل 6- نمودار آنالیز حساسیت متغیرهای ورودی درخت تصمیم مقاومت کششی به روش Leave one out

جدول 7- مقایسه مهم‌ترین ویژگی‌ها در تخمین‌گرهای مختلف

| تخمینگر | مهم‌ترین ویژگی | کم اهمیت‌ترین | میانگین مربعات خطا (MSE) |
|----------------|---------------------|---------------|--------------------------|
| K-fold | درصد رس قابل پراکنش | چگالی ظاهری | 565/98 |
| Hold out | درصد رس | درصد ماده آلی | 299/33 |
| Resubstitution | درصد رس | درصد شن | 58/16 |
| Leave one out | درصد رس قابل پراکنش | واکنش خاک | 700/24 |

مدل‌سازی مقاومت کششی با استفاده از شبکه پرسپترون چند لایه نتایج حاصل از مدل‌سازی مقاومت کششی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه در جدول 8 آورده شده است. مقدار خطای کل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه مقاومت کششی به روش رگرسیون برابر، 231 به دست آمد. شاخص‌های خطا شامل میانگین مربعات خطا و میانگین قدر مطلق خطا و هم‌چنین ضریب تبیین و درصد ریشه میانگین مربعات خطا بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی برای مدل‌سازی مقاومت کششی با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه محاسبه شد که نتایج آن در جدول 8 آورده شده است.

نتایج جدول 7 نشان می‌دهد که استفاده از تخمینگر Resubstitution ارجحیت دارد و بعد از آن تخمینگر Hold out در درجه دوم اهمیت قرار دارد. با توجه به نمودار آنالیز حساسیت انجام شده با استفاده از تخمینگر Resubstitution درصد رس مؤثرترین متغیر در پیش‌بینی مقاومت کششی می‌باشد و بعد از آن به ترتیب متغیرهای درصد رس قابل پراکنش، نسبت جذب سطحی سدیم، درصد کربنات کلسیم معادل و درصد ماده آلی در پیش‌بینی مقاومت کششی اهمیت دارند و کم اهمیت‌ترین متغیر درصد شن می‌باشد.

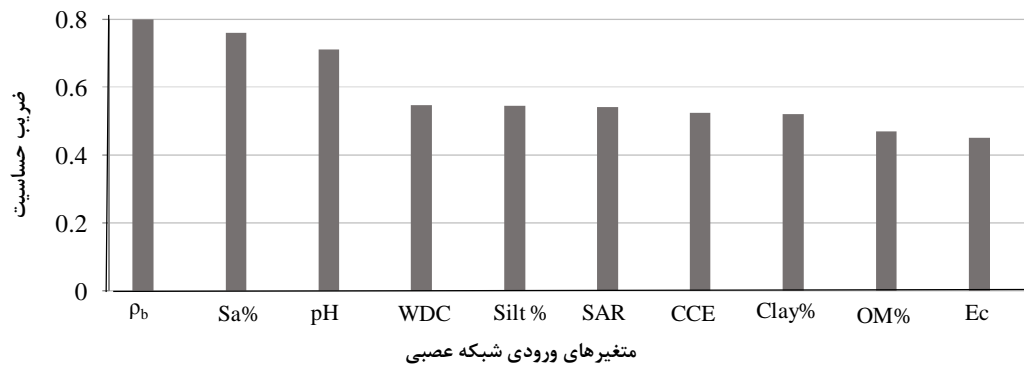
جدول 8- شاخص‌های خطا در مدل‌سازی مقاومت کششی توسط شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

| داده‌ها | ضریب تبیین | میانگین قدر مطلق خطا | میانگین مربعات خطا | درصد ریشه نسبی میانگین مربعات خطا |
|----------------|----------------|----------------------|--------------------|-----------------------------------|
| | R ² | MAE | RMSE | RRMSE |
| داده‌های آموزش | 0/53 | 8/7 | 13/15 | 24 |
| داده‌های آزمون | 0/42 | 16/2 | 16/27 | 30 |
| کل | 0/52 | 12/075 | 15/19 | 28 |

آنالیز حساسیت متغیرهای ورودی در مدل‌سازی مقاومت کششی در شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه دارای اهمیت می‌باشند که از این میان متغیر چگالی ظاهری مهم‌ترین متغیر است و متغیرهای درصد ماده آلی و قابلیت هدایت الکتریکی دارای اهمیت پایین در مدل‌سازی مقاومت کششی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه می‌باشند.

نتایج آنالیز حساسیت این شبکه عصبی در شکل 7 آورده شده است. این شکل نشان می‌دهد که به ترتیب متغیرهای چگالی ظاهری، درصد شن، واکنش خاک، درصد سیلت، درصد رس قابل پراکنش و درصد رس در مدل‌سازی مقاومت کششی با



شکل 7- نمودار آنالیز حساسیت متغیرهای ورودی شبکه عصبی پرسپترون چند لایه مقاومت کششی

ارزیابی مدل

استفاده شد. که نتایج آن در جدول 9 آورده شده است. نتایج این تحلیل نشان داد استفاده از درخت تصمیم برای پیش‌بینی مقاومت کششی به دلیل کمترین خطا، بهترین انتخاب می‌باشد. همچنین نتایج این پژوهش نشان داد که استفاده از رگرسیون چند متغیره برای پیش‌بینی مقاومت کششی مناسب نیست.

به منظور مقایسه عملکرد مدل‌های درخت تصمیم، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و رگرسیون چند متغیره از پارامترهای ضریب تبیین (R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا ($RMSE$) و درصد ریشه میانگین مربعات خطا ($RRMSE$)

جدول 9- ارزیابی مدل‌های مختلف مدل‌سازی مقاومت کششی

| مدل | ضریب تبیین R^2 | ریشه میانگین مربعات خطا $RMSE$ | درصد ریشه نسبی میانگین مربعات خطا $RRMSE$ |
|--------------------|------------------|--------------------------------|---|
| رگرسیون چند متغیره | 0/49 | 19/17 | 35 |
| درخت تصمیم | 0/88 | 7/42 | 14 |
| شبکه عصبی MLP | 0/52 | 15/19 | 28 |

همکاران، 1994). همچنین صفادوست (1395) دریافت که مقاومت کششی با درصد شن رابطه معکوس دارد، به طوری که در مطالعه وی، بیش‌ترین مقاومت کششی در خاک لومرسی و کمترین آن در خاک لومشنی وجود داشت. ایشان همچنین نشان داد که مقاومت کششی خاکدانه‌ها و کلوخه‌ها با اندازه آن‌ها رابطه معکوس دارد به این صورت که با افزایش اندازه خاکدانه‌ها، مقاومت کششی کاهش می‌یابد که با نتایج حاصل از این پژوهش هماهنگ است.

در پیش‌بینی مقاومت کششی از روش رگرسیون چند گانه به شیوه گام به گام، واکنش خاک، درصد رس، درصد رس قابل پراکنش و قابلیت هدایت الکتریکی قوی‌ترین متغیرها در پیش‌بینی مقاومت کششی تعیین گردید. این در حالی بود که در

بحث

در مطالعه حاضر همبستگی مثبت بین مقاومت کششی خاکدانه با درصد رس و همبستگی منفی بین این ویژگی فیزیکی با درصد شن به عنوان اولین نتیجه حاصل قابل توجه است. رس به دلیل داشتن سطح ویژه زیاد و ویژگی‌های الکتروستاتیکی، از نظر فیزیکی و شیمیایی فعال بوده و نقش مهمی در به هم پیوستن ذرات خاک و تشکیل خاکدانه‌ها دارد. به طوری که پس از ماده آلی، رس یکی از مهم‌ترین عوامل در تشکیل و پایداری خاک می‌باشد (صفا دوست، 1395). محققین متعددی مکرراً نقش رس در بالا رفتن مقاومت کششی خاکدانه‌ها را مورد تأیید قرار دادند (لی بی سونیاس، 1996؛ ترنان و همکاران، 1996؛ کرتین و

خشک و نیمه خشک مانند دشت رفسنجان که طی سال‌های اخیر به واسطه ی تمایل کشاورزان به استفاده از کودهای شیمیایی بیشتر از پیش با فقر مواد آلی روبه رو هستند همچنین معطلات کم آبی، استفاده از آبهای با کیفیت پایین و تبخیر بیش از حد از خاک، تراکم و کم شدن مقاومت کششی خاک دور از ذهن نیست.

در این مطالعه، چگالی ظاهری خاک مؤثرترین متغیر در پیش‌بینی مقاومت کششی توسط شبکه عصبی مصنوعی معرفی شد. حجت‌نوق و همکاران (2021) اعلام کردند که مقدار رس و چگالی ظاهری خاک (BD)، بیشترین تأثیر را بر شاخص مقاومت کششی (TS) دارند. در این مطالعه از روش ماشین بردار پشتیبان (SVR) برای مدل‌سازی استفاده شد. آنالاف و رحمان (2012) گزارش کردند که شاخص‌های کیفیت فیزیکی خاک مانند مقاومت کششی به بافت خاک، چگالی ظاهری و درصد ماده آلی وابسته است.

چگالی ظاهری خاک، تعداد زیادی از خصوصیات خاک مانند تخلخل و توزیع اندازه منافذ، ظرفیت نگهداری و تامین آب و هوا را تحت تأثیر قرار می‌دهد. چگالی ظاهری خاک نشانه تراکم خاک است. طبق نظر واتس و دکستر (1998) تراکم خاک می‌تواند اثر منفی بر مقاومت کششی خاکدانه داشته باشد این در حالی است که مانکولم و همکاران (2002) اظهار داشتند که خاک فشرده و متراکم از مقاومت کششی بالاتری برخوردار است. به طور کلی چگالی ظاهری یکی از مهمترین عوامل نشان دهنده تغییرات نامناسب در ساختار خاک است (شیرانی و همکاران، 2015).

نتایج نشان داد که استفاده از درخت تصمیم رگرسیونی برای پیش‌بینی مقاومت کششی به دلیل دارا بودن کمترین شاخص خطا (RRMSE) برابر با 14 درصد نسبت به سایر روش‌های مدل‌سازی بهتر است. نتایج استفاده از تخمینگرهای مختلف در ارزیابی دقت مدل‌سازی مقاومت کششی نشان داد که استفاده از تخمینگر Resubstitution نتایج بهتری نشان داده است.

روش درخت تصمیم و پس از تحلیل حساسیت، درصد رس مؤثرترین متغیر در پیش‌بینی مقاومت کششی معرفی شد و بعد از آن به ترتیب متغیرهای درصد رس قابل پراکنش، نسبت جذب سطحی سدیم، درصد کربنات کلسیم معادل و درصد ماده آلی در پیش‌بینی مقاومت کششی اهمیت داشت.

برزگر و همکاران (1995) پیشنهاد کردند که مقادیر رس قابل پراکنش و CEC رس با مقاومت کششی خاک، ارتباط زیادی دارد. برزگر و همکاران (1994) در خاک‌های آلفی‌سول با شرایط کشت متفاوت، مشاهده کرده‌اند که افزایش نسبت جذب سطحی سدیم منجر به افزایش مقدار پراکنش رس شده، مقاومت کششی نیز متناسب با نسبت جذب سطحی سدیم افزایش می‌یابد. کاسارانو (1993) گزارش کرد که با افزایش مقدار رس خاک، مقاومت کششی خاکدانه افزایش می‌یابد. فراهانی و همکاران (1395) اعلام کردند که با افزایش نسبت جذب سطحی سدیم مقاومت کششی افزایش نشان داده است این در حالی است که با بالا رفتن شوری شدت افزایش مقاومت کششی افت نشان داده است. البته لازم به ذکر است که این نتیجه با گزارش تاجیک و همکاران (1381) و رحیمی و همکاران (2000) متضاد بوده است. گرت و همکاران (1992) دریافتند که با افزایش مقدار کربنات کلسیم معادل خاک مقاومت کششی آن‌ها افزایش می‌یابد. نتایج پژوهش خزائی و همکاران (1386) نشان داد که از بین سه ویژگی ذاتی ماده آلی، رس و کربنات کلسیم که اثر آن‌ها بر مقاومت کششی خاکدانه‌ها بررسی شد، تأثیر ماده آلی به مراتب بیش‌تر از دو ویژگی دیگر بود. دکستر و واتر (1998) در بررسی خاک‌های تحت مدیریت‌های مختلف نشان دادند که ماده آلی تأثیر مثبتی در افزایش مقاومت کششی خاکدانه‌ها دارد. مواد آلی با تجزیه تدریجی در خاک و تولید انواع متابولیت‌ها و اسیدهای آلی باعث چسبندگی بیشتر ذرات خاک شده و از طرف دیگر با افزایش جزئی گاز دی اکسید کربن موجب افزایش حلالیت ترکیبات معدنی حاوی کلسیم در خاک شده که نتیجه آن افزایش همآوری ذرات رس و افزایش خاکدانه‌سازی و تشکیل خاکدانه‌های بزرگ و افزایش هدایت هیدرولیکی خاک می‌شود (بارال و همکاران، 2007). لذا در خاک‌های مناطق

فهرست منابع:

1. برزگر، ع.ا. 1393. مبانی فیزیک خاک. انتشارات دانشگاه شهید چمران اهواز
2. بهبودیان، ج. 1394. آمار و احتمال مقدماتی. دانشگاه امام رضا (ع)
3. تاجیک، ف، رحیمی، ح، پذیرا، ا. 1381. اثر مواد آلی خاک، هدایت الکتریکی و نسبت جذب سدیم بر مقاومت کششی خاکدانه‌ها. مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی. 6(3): 151-160
4. خزائی، ع. مصدقی، م - ر. محبوبی، ع. 1387. تأثیر شرایط آزمایش، مقدار ماده آلی، رس و کربنات کلسیم خاک بر میانگین وزنی قطر و مقاومت کششی خاکدانه‌ها در برخی از خاک‌های استان همدان. مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی. 44: 123 - 135.
5. شیرانی، ح. 1397. شبکه-های عصبی مصنوعی با رویکرد کاربرد در علوم کشاورزی و منابع طبیعی. انتشارات دانشگاه ولی عصر (عج) رفسنجان
6. صفا دوست، آ. 1392. اثر مدیریت زراعی و بافت بر برخی ویژگی‌های ساختمانی خاک. مجله پژوهش‌های خاک (علوم خاک و آب). 327: (3) 334-327.
7. صفا دوست، آ. 1395. بررسی اثرات بافت، شرایط رطوبتی و سیستم کشت بر تردی خاک. آب و خاک. 30(1): 186-193.
8. فراهانی، ا، امامی، ح، فتوت، ا، خراسانی، ر، اسماعیلی، ک. 1395. تاثیر نسبت‌های مختلف Na/K محلول خاک بر مقاومت کششی و تردی خاکدانه‌ها. نشریه دانش آب و خاک. 26(3): 161-174.
9. Anlauf, R., and P. Rehrmann. 2012. Effect of compaction on soil hydraulic parameters of vegetative landfill covers. *Geomaterials* .2:29–36. doi:10.4236/gm.2012.22005
10. Azadegan, B. 2009. Effects of compaction in the cultivated soils on permeability and water use efficiency in Pakdasht region Iran. *J Irrig Drain*. 3: 60-70.
11. Barral, M.T., Buján, E., Devesa, R., Iglesias, M.L. and M. Velasco-Molina. 2007. Comparison of the structural stability of pasture and cultivated soils. *Sci Total Environ*. 378(1): 174-178
12. Barzegar, A.R., Oades, J.M. Rengasamy, P. and L. Giles. 1994. Effect of sodicity and salinity on disaggregation and tensile strength of an Alfisol under different cropping system. *Soil Tillage Res*. 32: 329-345.
13. Barzegar, A.R. Oades, J.M. Rengasamy, P. and R.S. Murray. 1995. Tensile strength of dry, remoulded soils as affected by properties of the clay function. *Geoderma*. 65: 93-108.
14. Bouyoucos, G.J. 1951. A Recalibration of the hydrometer method for making mechanical analysis of soils. *Agron J*. 43: 434-438
15. Burt, R., Reinsch, T.G. and W.P. Miller. 1993. A micro-pipette method for water dispersible clay. *Commun Soil Sci Plant Anal*, 24(19-20): 2531-2544.
16. Cigizoglu, H.K. and K. Özgür. 2006. Methods to improve the neural network performance in suspended sediment estimation, *J Hydro*. 317(3–4): 221-238
17. Curtin, D. Steppuhn, H. and F. Selles. 1994. Effects of magnesium on cation selectivity and structural stability of sodic soils. *Soil Sci Soc Am J*. 58: 730-737.
18. Causarano, H. 1993. Factors affecting the tensile strength of soil aggregates. *Soil Tillage Res*. 28:15-25.
19. Despotovic, M., Nedic, V., Despotovic, D., and S. Cvetanovic. 2016. Evaluation of empirical models for predicting monthly mean horizontal diffuse solar radiation. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 56, 246-260.
20. Dexter, A.R. and H. Kroesbergen. 1985. Methodology for determination of tensile strength of soil aggregates. *J Agric Eng Res*. 37: 139-147.
21. Grant, C.D. Dexter, A.R. and J.M. oades. 1992. Residual effects of additions of calcium compounds on soil structure and strength. *Soil Tillage Res*. 22: 283-297.
22. Geisser, S. 1993. Predictive Inference. Chapman and Hall, New York. ISBN- 0- 412 -03471 - 9.

23. Hillel, D. 1980. *Fundamentals of Soil physics*. Academic Press, New York.
24. Hill, T. and P. Lewicki. 2005. *Statistic: Methods and Applications: a Comprehensive Reference For Science, Industry, and Data Mining*. StatSoft, Inc.
25. Hojjatnooghi, F., Shirani, H., Pazira, E., Besalatpour, A.A. and A. Mohammadi Torkashvand. 2021. Determination of Soil Properties Affecting Soil Aggregate Tensile Strength in a Semiarid Region of Iran Using a Hybrid Algorithm. *Commun. Soil Sci. Plant Anal.* DOI: 10.1080/00103624.2021.1908321.
26. Hojjatnooghi, F., Shirani, H., Pazira, E., Besalatpour, A.A. and A. Mohammadi Torkashvand. 2019. Identification of Soil Properties Influencing Some Soil Physical Quality Indicators Using Hybrid PSO-ICA-SVR Algorithm in Some Agricultural Land Uses of Kerman Province, Iran. *Commun Soil Sci Plant Anal.* DOI: 10.1080/00103624.2019.1648658
27. Imhoff, S., da Silva, A.P., A., Dexter. 2002. Factors contributing to the tensile strength and friability of Oxisols. *Soil Sci Soc Am J.* 66: 1656–1661.
28. Kohavi, R. 1995. A study of cross- validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection *Proceedings of the fourteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence.* 14(2): 1137- 1145.
29. Kim J.H. 2009. Estimating classification error rate: Repeated cross-validation, repeated hold- out and bootstrap. *Comput Stat Data Anal.* 53: 3735- 3745.
30. Le Bissonnais, Y. 1996. Soil characteristics and aggregate stability. In: M Agassi, (ed). *Soil Erosion, conservation, and Rehabilitation*. Marcel Dekker, Inc. New York. 41-60.
31. Macks S.P., Murphy B.W., Cresswell H.P., and T.B., Koen. 1996. Soil friability in relation to management history and suitability for direct drilling. *Aust J Soil Res J.* 34: 343-360.
32. Miller W.P. and D.M., Miller. 1987. A Micro- pipette method for soil mechanical analysis. *Soil Sci Plant Anal.* 18: 1-15.
33. Munkholm, L.J., Schjønning, P. and B. D. Kay. 2002. Tensile strength of soil cores in relation to aggregate strength, soil fragmentation and pore characteristics. *Soil Tillage Res.* 64 (1–2):125–35. Doi: 10.1016/S0167-1987(01)00250- 1.
34. Munkholm, L.J., 2011. Soil friability: A review of the concept, assessment and effects of soil properties and management. *Geoderma.* 167-168: 236–246.
35. Razi, M.A. and K. Athappilly. 2005. A comparative predictive analysis of neural networks (NNs), nonlinear regression and classification and regression tree (CART) models. *Expert Syst Appl.* 29(1): 65-74. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2005.01.006>.
36. Rhoades, J.D. 1996. Salinity: Electrical conductivity and total dissolved solids. In: A. L. page, R. H. Miller and D. R. Keeney (ed.), *Methods of Soil Analysis: Part 3, Chemical and Microbiological Properties*. Soil Science Society of America, American Society of Agronomy, Madison, Wisconsin, USA, 417-435.
37. Schaap, M.G., Leij, F.J., and M. Van Genuchten. 1998. Neural properties. *Soil Sci Soc Am J.* 62: 847–855.
38. Shirani, H., Habibi, M., Besalatpour, A.A. and I. Esfandiarpour. 2015. Determining the features influencing physical quality of calcareous soils in a semiarid region of Iran using a hybrid PSO-DT algorithm. *Geoderma* 11 (259– 260):1–11. doi:10.1016/j.geoderma.2015.05.002.
39. Tabari, H., Martinez, C., Ezani, A., and P.H. Talae. 2013. Applicability of support vector machines and adaptive neurofuzzy inference system for modeling potato crop evapotranspiration. *Irrig Sci,* 31(4): 575-588.
40. Ternan, J.L., Williams, A.G., Elmes, A. and R. Hartley. 1996. Aggregate stability of soils in central Spain and the role of land management. *Earth Surf Process Landf.* 21: 181-193.
41. Thomas, G.W. 1996. Soil pH and soil acidity. In: A. L. page, R. H. Miller and D. R. Keeney (ed.), *Methods of Soil Analysis: Part 3, Chemical and Microbiological Properties*. Soil Science Society of America, American Society of Agronomy, Madison, Wisconsin, USA, 475-490.

42. Uhrig, R.E. 1995. Introduction to artificial neural networks. In: Proceedings of the IEEE 21st international conference on industrial electronics, control, and instrumentation (IECON-1995). 1: 33–37
43. Walkley, A. and I. A., Black. 1934. An examination of the Degtjareff method for determining soil organic matter, and a proposed modification of the chromic acid titration method. *Soil Sci.* 37: 29-38.
44. Richards LA 1954. Diagnosis and improvement of saline and alkali soils. USDA Hand Book, No. 60.
45. Kassim, J.K. 2013. Method for estimation of calcium carbonate in soils from Iraq. *Int. J Environ Sci.* 1(1): 9-19.
46. Watts, C.W., and A.R. Dexter. 1998. Soil friability: Theory, measurement and the effects of management and organic carbon content. *Eur J Soil Sci.* 49 (1):73–84. doi:10.1046/j.1365-2389.1998.00129.x
47. Wilding, L.P. 1985. Spatial variability: Its documentation, accommodation and implication to soil surveys. pp. 166-187. In: D.R. Nielsen and J. Bouma (ed.). *Soil Spatial Variability*. Workshop of the ISSS and the SSA, Las Vegas PUDOC, Wageningen. 30 November-1 December.
48. Wu X., Wei Y., Wang J., Wang D., She L. Wang J., and C.H., Cai. 2017. Effects of soil physicochemical properties on aggregate stability along a weathering gradient. *Catena.* 156: 205–215.
49. Yasrebi, J.A., Saffari, M.A., Fathi, H.A., Karimiyan, N.A., Emadi, M.O., and M.A. Baghernejad. 2008. Spatial variability of soil fertility properties for precision agriculture in Southern Iran. *J Appl Sci.* 8: 1642-1650.
50. Yohannes, Y. 1999. *Classification and Regression Tree: an Introduction*. Research Institute of Washington, D.C.

Estimation of Soil Tensile Strength Using Different Modeling Methods in Some Pistachio Orchards of Rafsanjan, Iran

H. Shirani, N. Asghari Nejad, S. Sadr¹, I. Esfandiarpour, and H. Shekofteh

Professor, Department of Soil Sciences, Faculty of Agriculture, Vali-e-Asr University, Rafsanjan; E-mail: shirani@vru.ac.ir

MSc Graduate, Vali-e-Asr University of Rafsanjan; Email: Asgharineghad@yahoo.com

Assistant Professor of Agriculture, Payame Noor University, Kerman Province, Rafsanjan Center; E-mail: 2716sadr@gmail.com

Associate Professor, Department of Soil Sciences, Faculty of Agriculture, Vali-e-Asr University, Rafsanjan; E-mail: esfandiarpour@vru.ac.ir

Associate Professor Department of Soil Sciences, Faculty of Agriculture, Jiroft University; E-mail: h.shekofteh@ujiroft.ac.ir

Received: July, 2021, and Accepted: September, 2021

Abstract

Tensile strength is one of the most important indicators for soil physical quality, which is equivalent to the maximum stress applied to an aggregate without any disruption. The purpose of this study was to investigate the performance of different modeling methods for estimating soil tensile strength of some Rafsanjan pistachio orchards. For this purpose, soil samples (80 samples from 0- 30 cm depth mostly sandy loam) were taken and some soil physical and chemical properties were determined. Aggregate tensile strength was also measured in different sizes. The average EC, pH, and SAR indicated that soils of the study area were saline and sodic. Multiple regression between tensile strength and other soil properties were investigated. Tensile strength modeling was also performed using multilayer perceptron neural network and decision tree. The mean squares of error and coefficient of determination were used to evaluate different modeling models. The results of model evaluation showed that the use of regression decision tree for predicting tensile strength was better than the other modeling methods because of the lowest error ($R^2=0.88$ and $RRMSE = 14\%$) compared to the two methods of multiple regression and the multilayer perceptron neural network. Also, the results of different tensile strength modeling showed that the percentage of clay, percentage of dispersible clay, adsorption ratio of sodium, percentage of calcium carbonate equivalent, and the percentage of organic matter are the most influential variables on tensile strength. According to the results, it seems that the most effective way to increase soil tensile strength and reduce soil bulk density in pistachio orchards is to increase the percentage of soil organic matter.

Keywords: Decision tree, Multilayer perceptron neural network, Error estimators, Soil organic matter

¹ Corresponding author, Department of Agriculture, Payame Noor University Of Kerman, Rafsanjan city, IRAN