

برآورد پایداری خاکدانه‌های تر از ویژگی‌های زود یافت خاک در شمال غرب دریاچه ارومیه

شکراله اصغری^{۱*}، مژگان حاتم‌وند^۲، مهسا حسن پور کاشانی^۳

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۱۲/۰۳ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۵/۳۰)

چکیده

اندازه‌گیری مستقیم میانگین وزنی قطر (MWD) خاکدانه‌های تر در آزمایشگاه کاری بسیار وقت‌گیر و پرهزینه است. هدف از این پژوهش ارائه توابع رگرسیونی، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و نروفازی برای برآورد MWD تر در شمال غرب دریاچه ارومیه بود. در مجموع ۱۰۰ نمونه خاک دست‌خورده و دست‌نخورده از عمق ۰ تا ۱۰ سانتی‌متری اراضی کشاورزی و بایر منطقه شبستر برای تعیین برخی ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی زود یافت خاک برداشته شد. متغیر MWD به روش الک تر در آزمایشگاه اندازه‌گیری شد. برای آموزش توابع از ۸۰ درصد داده‌ها و برای آزمون توابع از ۲۰ درصد داده‌ها استفاده گردید. همبستگی مثبت و معنی‌دار بین شن با کربن آلی (**۰/۴۳) و رس با نسبت جذبی سدیم (SAR) (**۰/۶۰) یافت شد. همبستگی مثبت و معنی‌دار بین MWD با کربن آلی (**۰/۵۸) و شن (**۰/۶۰) و همبستگی منفی و معنی‌دار بین MWD با رس (**۰/۴۸) و SAR (**۰/۵۷) تعیین گردید. نتایج توابع انتقالی نشان داد کربن آلی، شن و SAR مهم‌ترین متغیرهای زود یافت در برآورد MWD بودند. مقادیر ضریب تبیین (R^2)، مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین خطا (ME) به ترتیب ۰/۸۴، ۰/۱۹۲ mm، ۰/۱۲۲ mm و ۰/۸۴، ۰/۱۵۴ mm، ۰/۳۰ mm و ۰/۸۷، ۰/۲۱۵ mm و ۰/۱۶۱ mm - به ترتیب برای بهترین تابع رگرسیونی، ANN و نروفازی در داده‌های آزمون به دست آمد. بنابراین توابع ANN به دلیل داشتن RMSE پایین و ME نزدیک به صفر در مقایسه با توابع رگرسیونی و نروفازی از دقت بیشتری در برآورد MWD تر در خاک‌های منطقه مورد مطالعه برخوردار بودند.

واژه‌های کلیدی: توابع انتقالی خاک، رگرسیون، شبکه عصبی مصنوعی، میانگین وزنی قطر خاکدانه، نروفازی

اصغری ش.، حاتم‌وند م.، حسنیور کاشانی م. ۱۴۰۰. برآورد پایداری خاکدانه‌های تر از ویژگی‌های زود یافت خاک در شمال غرب دریاچه ارومیه. تحقیقات کاربردی خاک. جلد ۹، شماره ۲. صفحه: ۱۰۲-۱۱۵.

۱- دانشیار گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه محقق اردبیلی

۲- دانش آموخته کارشناسی ارشد گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه محقق اردبیلی

۳- استادیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه محقق اردبیلی

* پست الکترونیک: shasghari@uma.ac.ir

مقدمه

هر یک از متغیرها با استفاده از توابع عضویت مشخص می‌گردد. لایه دوم، لایه استنتاج‌کننده است که وزن‌های هر یک از توابع را تعیین می‌کند. در لایه سوم که لایه نرمال سازی می‌باشد، عمل نرمال سازی وزن‌ها صورت می‌گیرد. در لایه چهارم، وزن‌های نرمال شده به توابع هر گره ضرب می‌شوند و در نهایت در لایه پنجم و در گره منفرد آن، خروجی‌های لایه چهارم با هم جمع می‌شوند (Moghaddamnia et al., 2019).

تاجیک (Tajik, 2004)، ملائی و همکاران (Mollaei et al., 2015)، یزدانی و همکاران (Yazdani et al., 2015) و اصغری و همکاران (Asghari et al., 2016) از توابع انتقالی رگرسیونی برای تخمین شاخص‌های پایداری ساختمان خاک (میانگین وزنی قطر خاکدانه‌ها، میانگین هندسی قطر خاکدانه‌ها و درصد خاکدانه‌های پایدار در آب) از روی ویژگی‌های زودپیافت خاک استفاده کردند. علی‌جانپور شلمانی و همکاران (Alijanpour Shalmani et al., 2011) و امیرعابدی و همکاران (Amirabedi et al., 2016) از توابع شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب برای تخمین میانگین هندسی و وزنی قطر خاکدانه‌ها استفاده کردند. نتایج پژوهش بسالت‌پور و همکاران (Besalatpour et al., 2013) نیز نشان داد که MWD خاکدانه‌های تر تو سط مدل شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل‌های رگرسیونی خطی چندگانه، خطی عمومی و نروفازی با دقت بالاتری برآورد گردید؛ در پژوهش نامبردگان ضریب همبستگی بین مقادیر اندازه‌گیری و برآورد شده MWD در توابع شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیونی خطی چندگانه، خطی عمومی و نروفازی به ترتیب ۰/۵۳، ۰/۰۷، ۰/۱۹ و ۰/۵۱ به دست آمد. مرعشی و همکاران (Marashi et al., 2019) گزارش کردند تابع نروفازی در مقایسه با تابع رگرسیونی خطی چندگانه به علت داشتن ضریب تبیین بالاتر (۰/۹۷) در برابر (۰/۹۰) از دقت بیشتری در تخمین MWD برخوردار بود.

نتایج پژوهش تاجیک (Tajik, 2004) نشان داد که متغیرهای کربن آلی، رس و شن به ترتیب مهمترین و مناسب‌ترین ویژگی‌های زودپیافت و در دسترس خاک برای برآورد درصد خاکدانه‌های پایدار در آب در

اطلاع از وضعیت پایداری ساختمان خاک برای مدیریت پایدار خاک و آب در اراضی متأثر از نمک ضروری است. یکی از شاخص‌های ارزیابی پایداری خاکدانه‌ها در آب، پارامتر میانگین وزنی قطر خاکدانه‌ها (MWD) می‌باشد که به روش الک تر در آزمایشگاه تعیین می‌گردد ولی اندازه‌گیری آن کاری وقت‌گیر، دشوار و پرهزینه است. محققان مختلف از توابع انتقالی (PTFs) رگرسیونی، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و نروفازی برای برآورد MWD استفاده کرده‌اند؛ این توابع قادر هستند ویژگی‌های دیریافت خاک مانند MWD را به ویژگی‌های زودپیافت و در دسترس خاک مانند شن، سیلت، رس، کربن آلی، آهنک و جرم مخصوص ظاهری ارتباط دهند. شبکه‌های عصبی مصنوعی سامانه‌های اطلاعات موازی هستند که بر اساس چارچوب عصبی مغز عمل می‌کنند و متشکل از مجموعه‌ای از نرون‌ها (گره‌ها) هستند که با وزن‌های مختلف به یکدیگر متصل بوده و در لایه‌هایی مرتب شده‌اند. شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) یکی از محبوب‌ترین و پرکاربردترین نوع شبکه‌های عصبی مصنوعی است که در این مطالعه در تخمین MWD از آن استفاده شد. یک مدل MLP می‌تواند روابط پیچیده بین متغیرهای ورودی و خروجی را با در اختیار داشتن داده‌های کافی آموزش یاد بگیرد. این توانایی، باعث کاربرد زیاد این مدل در زمینه مدل‌سازی داده‌کاوی شده است (Raheli et al., 2017). مدل‌های تلفیقی نروفازی برای مدل‌سازی روابط دینامیک پیچیده توسعه یافته‌اند. مدل‌های نروفازی رفتار یک سامانه را با قوانین منطق فازی سوگنو در داخل ساختار شبکه عصبی شبیه‌سازی می‌کنند. در واقع این مدل‌ها، مزایای هر دو مدل شبکه‌های عصبی و سامانه‌های فازی را دارا می‌باشند. این مدل برخی پارامترها را به وسیله قانون یادگیری تلفیقی که شامل روش‌های پس انتشار گرادیان خطا و حداقل مربعات است، برآورد می‌کند. این پارامترها به همراه توابع عضویت برای ساخت مجموعه قوانین اگر آنگاه فازی به کار می‌روند. مدل نروفازی از پنج لایه تشکیل شده است. لایه اول، لایه فازی‌سازی است که در آن یک سامانه فازی تشکیل می‌شود و درجه عضویت

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در بخش شندآباد واقع در شمال غرب دریاچه ارومیه (مختصات جغرافیایی "۳۴' ۳۶" ۴۵° تا "۳۸' ۳۶" ۴۵° طول شرقی و "۳۷' ۶" ۳۸° تا "۴۲' ۷" ۳۸° عرض شمالی) قرار دارد که فاصله آن از مرکز شهرستان شبستر در استان آذربایجان شرقی، حدود ۱۰ کیلومتر است.

نمونه‌برداری خاک و اندازه‌گیری پارامترها

تعداد ۱۰۰ نمونه خاک دست‌خورده (با حداقل دست‌خوردگی) و دست‌نخورده (با استفاده از استوانه‌های استیل به قطر و ارتفاع ۵ سانتی‌متر) از محدوده عمق ۰ تا ۱۰ سانتی‌متر اراضی با کاربری بایر (۵۱ نمونه) و کشاورزی (۴۹ نمونه) به هم چسپیده برداشته شد. پس از هواخشک کردن نمونه‌های خاک، بخشی از آن‌ها برای تعیین پایداری خاکدانه‌ها جدا گردیده و بخش دیگر برای تعیین سایر ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی از الک ۲ mm گذرانده شد. توزیع اندازه ذرات شن، سیلت و رس به روش هیدرومتری ۴ قرائته (Gee & Or, 2002)، کربن آلی به روش اکسیداسیون تر (Nelson & Sommers, 1982)، اسیدیته (pH_e) در گل اشباع، هدایت الکتریکی (EC) و نسبت جذب سدیم (SAR) در عصاره ۱ به ۲/۵ خاک به آب (Hamzehpoura & Bogaert, 2017) و آهک به روش تیتراسیون با اسید و سود (Page, 1985) تعیین شد. جرم مخصوص ظاهری (BD) در استوانه‌های استیل (Blake & Hartge, 1986a) و جرم مخصوص حقیقی (PD) به روش پیکنومتر (Blake & Hartge, 1986b) اندازه‌گیری شد سپس تخلخل کل از روی داده‌های BD و PD (Danielson & Sutherland, 1986) به دست آمد.

پایداری خاکدانه‌ها در آب، در ۵۰ گرم خاک هواخشک گذرانده شده از الک ۴/۷۵ میلی‌متر با استفاده از دستگاه الکتر با شدت ۳۰ نوسان در دقیقه و مدت ۵ دقیقه اندازه‌گیری شد سپس میانگین وزنی قطر خاکدانه‌ها (MWD) با به‌کارگیری الک‌های با قطر سوراخ به ترتیب از بالا به پایین ۲، ۱، ۰/۵، ۰/۲۵ و ۰/۱۰۶ میلی‌متر پس از تصحیح به وزن شن بر حسب میلی‌متر از رابطه زیر محاسبه گردید (Yoder, 1936).

استان‌های مازندران (۴ نمونه)، گلستان (۲۰ نمونه)، آذربایجان غربی (۱۲ نمونه) و کرمانشاه (۱۸ نمونه) بودند. ملائی و همکاران (Mollaie et al., 2015)، کربن آلی و هدایت الکتریکی خاک را به‌عنوان مهم‌ترین متغیرهای ورودی در برآورد MWD تعیین نمودند. علی‌جانپور شلمانی و همکاران (Alijanpour Shalmani et al., 2011) گزارش کردند که متغیرهای اسیدیته، جرم مخصوص حقیقی، سیلت و مقاومت مکانیکی، مناسب‌ترین ویژگی‌های زودپافت خاک در تخمین میانگین هندسی قطر خاکدانه‌ها بودند. در پژوهش امیرعابدی و همکاران (Amirabedi et al., 2016)، پارامترهای رس، کربن آلی و جرم مخصوص ظاهری، مهم‌ترین متغیرهای زودپافت در برآورد MWD خاکدانه‌های تر شناخته شد. واقعیت آن است که توابع انتقالی مختلفی برای تخمین MWD خاکدانه‌های تر در مناطق مختلف ایران و جهان ارائه گردیده است ولی با عنایت به تغییرات مکانی و زمانی و نیز تأثیرپذیری بالای MWD از عوامل خاکسازمانند اقلیم، مواد مادری، توپوگرافی، موجودات زنده و عوامل مدیریتی مانند استفاده از انواع اصلاح‌کننده‌های آلی و معدنی خاک (Tajik, 2004)، نمی‌توان توابع انتقالی ارائه شده برای تخمین MWD در یک منطقه اقلیمی از کشور یا دنیا را به منطقه اقلیمی یا جغرافیایی دیگر توصیه نمود بلکه این موضوع نیاز به راستی‌آزمایی و بررسی بیشتر دارد. براساس اطلاعات موجود، تاکنون توابع انتقالی برای برآورد MWD خاکدانه‌های تر از روی ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی زودپافت خاک در اراضی بایر و کشاورزی چسپیده به هم و نیز متأثر از نمک دشت شبستر واقع در شمال غرب دریاچه ارومیه ارائه نگردیده است؛ این اراضی در معرض ریزگردهای نمکی ناشی از بستر خشکیده دریاچه ارومیه قرار دارند همچنین به علت شور شدن آب‌چاه‌های کشاورزی، شوری خاک‌های منطقه دائماً در حال افزایش بوده و مدیریت پایدار خاک در اراضی مذکور از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. بنابراین با توجه به ضرورت موضوع، این پژوهش به منظور ارائه توابع انتقالی رگرسیونی، شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی برای تخمین MWD خاکدانه‌های تر به عنوان یکی از شاخص‌های مهم ارزیابی پایداری ساختمان خاک در منطقه مورد مطالعه و نیز ارزیابی دقت برآورد مدل‌های مذکور اجرا گردید.

ارزیابی توابع انتقالی

برای ارزیابی و انتخاب بهترین روش و تابع تخمینی MWD، از محک‌های آماری ضریب تبیین (R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین خطا (ME) استفاده شد (Merdun et al., 2006). مقادیر بالای R^2 (نزدیک به ۱) بیانگر دقت بالای تخمین می‌باشد. از لحاظ آماری کمترین مقدار RMSE، صفر می‌باشد که در آن وضعیت، مقادیر اندازه‌گیری و برآورد شده MWD باهم برابر هستند؛ هرچه مقدار RMSE کوچکتر باشد برآوردهای انجام شده توسط تابع تخمین‌زننده دقیق‌تر است. مقادیر مثبت ME بیش‌برآوردی و مقادیر منفی آن کم‌برآوردی تابع را نشان می‌دهد.

نتایج و بحث

آماره‌های توصیفی ویژگی‌های خاک

توصیف آماری ویژگی‌های خاک منطقه مورد مطالعه در جدول ۱ نشان می‌دهد که داده‌ها دارای توزیع نسبتاً مناسب هستند این موضوع از نظر توسعه و ارزیابی توابع انتقالی حائز اهمیت است؛ ضریب تغییرات (CV) بالای SAR (۱۶۷/۸۶ درصد)، EC (۱۱۷/۰۵ درصد)، رس (۷۳/۲۳ درصد)، کربن آلی (۵۸/۴۶ درصد)، MWD (۵۶/۹۱ درصد) و شن (۵۱/۴۷ درصد) مؤید این مطلب است. کلاس بافت خاک‌های مورد مطالعه براساس مثلث بافت امریکایی لوم شنی، لوم سیلتی، لوم، لوم رسی سیلتی، رسی سیلتی، شن لومی و رسی بود که بیانگر توزیع گسترده بافتی در منطقه مورد مطالعه است. دامنه مقادیر MWD از ۰/۳ تا ۱/۷۴ mm متغیر بوده (جدول ۱) که مقادیر بالای MWD مربوط به کاربری کشاورزی و مقادیر کم آن مربوط به کاربری بایر است. پراکنش داده‌ها در منطقه مورد مطالعه نشان داد با فاصله گرفتن از بستر خشکیده دریاچه ارومیه و از کاربری بایر (دشت رسوبی) به سمت کاربری کشاورزی (دشت دامنه‌ای) از مقادیر EC، SAR، اسیدپته، آهک، رس، سیلت و جرم مخصوص ظاهری کاسته شده و بر مقادیر شن و کربن آلی افزوده شده است. مقادیر EC و SAR (عصاره ۱ به ۲/۵) در جدول ۱، بیانگر وجود خاک‌های شور ($EC_e > 4$ $dS m^{-1}$)، شور و سدیمی ($EC_e > 4$ $dS m^{-1}$) و $(meq l^{-1})^{0.5}$ و $SAR_e > 13$) و غیر شور در شمال غرب دریاچه ارومیه می‌باشد (Richards, 1954).

$$MWD = \sum_{i=1}^{i=5} \left(\frac{R-s}{m_d-s} \right) i \times d_i \quad (1)$$

در این رابطه، R وزن آن خشک خاکدانه‌ها و شن‌های مانده بر روی الک ۱م (گرم)، s وزن شن‌های مانده بر روی الک ۱م (گرم)، S وزن مجموع شن‌ها (گرم)، m_d وزن خاک خشک آن (گرم) و d_i میانگین قطر سوراخ دو الک متوالی است.

اشتقاق توابع انتقالی

نرمال بودن توزیع داده‌ها با آزمون کولموگروف - اسمیرنوف بررسی گردید سپس محاسبات مربوط به آمار توصیفی و ضریب همبستگی پیرسون بین متغیرها و نیز اشتقاق توابع رگرسیونی خطی چندگانه بین متغیرهای زودپافت خاک با متغیر دیرپافت (MWD) به روش گام به گام در نرم‌افزار SPSS 18 انجام شد. اشتقاق توابع انتقالی MWD به روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و نروفازی نیز با استفاده از نرم‌افزار MATLAB انجام گردید. در این پژوهش شبکه پرسپترون سه لایه شامل یک لایه ورودی، یک لایه پنهان و یک لایه خروجی با الگوریتم پس انتشار خطا و ۱۰۰۰ تکرار برای رسیدن به حداقل خطا و حداکثر پایداری شبکه به کار گرفته شد و تعداد نرون‌های مناسب به روش سعی و خطا در لایه پنهان انتخاب گردید. نرون‌های پنهان داخل شبکه MLP در هر لایه به نرون‌های لایه بعد متصل هستند. به منظور تجزیه و تحلیل ویژگی‌ها در داده‌های ورودی، توابع فعال‌سازی سیگموئید و خطی به ترتیب در لایه‌های پنهان و خروجی به کار برده شد (Ghorbani et al., 2019). به‌منظور آموزش شبکه با دقت بالا از الگوریتم آموزش مارکوارت-لونبرگ استفاده گردید. در این مطالعه بهترین ساختار توابع نروفازی به روش سعی و خطا و با به کارگیری توابع عضویت و تکرارهای مختلف برای هر کدام از توابع تعیین گردید که در نهایت تابع عضویت مثلثی (trimf) و تابع عضویت ثابت (Constant) به ترتیب به‌عنوان بهترین توابع عضویت لایه‌های ورودی و خروجی انتخاب شدند. همچنین، تعداد تکرار بهینه برابر ۳۰ برای همه توابع تعیین شد (Moghaddamnia et al., 2019). در همه توابع به کار رفته در پژوهش حاضر از مجموع ۱۰۰ داده برای هر متغیر، ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش مدل و ۲۰ درصد داده‌ها برای آزمون مدل در نظر گرفته شد.

جدول ۱- آماره‌های توصیفی متغیرهای خاک در منطقه مورد مطالعه.

Table 1. Descriptive statistics of soil variables in the studied area.

Variable	Unit	(CV, %)	Mean	Max	Min
Sand	%	51.47	41.65	80.04	2.62
Silt	%	30.34	41.04	65.91	16.48
Clay	%	73.23	17.29	51.41	3.31
OC	%	58.46	1.78	5.07	0.09
CaCO ₃	%	22.14	24.94	35.27	16.69
pH _e	-	5.43	7.97	9.37	6.81
EC _{1:2.5}	dS m ⁻¹	117.05	1.61	9.67	0.26
SAR _{1:2.5}	(meq l ⁻¹) ^{0.5}	167.86	8.24	63.99	0.53
BD	g cm ⁻³	9.99	1.29	1.57	0.96
PD	g cm ⁻³	4.73	2.54	2.84	2.31
TP	cm ⁻³ cm ⁻³	9.05	0.49	0.61	0.39
MWD	mm	56.91	0.69	1.74	0.03

OC: Organic carbon; SAR: Sodium adsorption ratio; EC: Electrical conductivity; BD: Bulk density; PD: Particle density; TP: Total porosity; MWD: Mean weight diameter of aggregates; CV: Coefficient of variation.

اشتقاق توابع رگرسیونی برای برآورد MWD

جدول ۲ نشان می‌دهد همبستگی منفی ($P < 0.01$) بین MWD با سیلت، رس، آهک، اسیدیته، EC و SAR یافت شد در حالی که همبستگی مثبت ($P < 0.01$) بین MWD با شن و کربن آلی به دست آمد. همچنین همبستگی منفی ($P < 0.01$) بین SAR با شن و کربن آلی و همبستگی مثبت ($P < 0.01$) بین SAR با رس، سیلت، آهک، اسیدیته و EC یافت شد. همبستگی مثبت بین MWD با شن و همبستگی منفی آن با رس و آهک در این پژوهش دور از انتظار بود. شن فاقد چسبندگی بوده و از عوامل مخرب خاکدانه ولی رس و آهک از عوامل سیمانی‌کننده ذرات خاک و خاکدانه‌سازی محسوب می‌شوند (Hillel, 2004). نتایج این همبستگی‌ها با یافته‌های محققان قبلی مانند امیرعابدی و همکاران (Amirabedi et al., 2016) و عنابی و همکاران (Annabi et al., 2017) در تناقض است. همبستگی مثبت MWD با شن و نیز همبستگی منفی MWD با رس در پژوهش حاضر را می‌توان به روابط خطی مثبت شن با کربن آلی و نیز رس با SAR نسبت داد (جدول ۲). به عبارت دیگر، در این پژوهش بر خلاف انتظار، بین شن با کربن آلی ارتباط مستقیم یافت شد و چون MWD با کربن آلی (عامل اصلی مؤثر در پایداری خاکدانه‌ها)، رابطه مستقیم دارد بنابراین رابطه MWD با شن (به عنوان یک عامل مخرب در پایداری خاکدانه) نیز برخلاف انتظار، مثبت شد. همین استدلال را می‌توان به

ضرایب همبستگی پیرسون (r) بین متغیرهای خاک در جدول ۲ آورده شده است. در توابع رگرسیون خطی یکی از روش‌های تخمین پارامترهای مدل، روش حداقل مربعات بوده که از مشکلات استفاده از این روش، وجود همراستایی چندگانه (بین متغیرهای ورودی تابع است. عامل تورم واریانس (VIF) از جمله روش‌های تشخیص همراستایی چندگانه بوده که نشان می‌دهد واریانس ضرایب تخمینی تا چه حد نسبت به حالتی که متغیرهای تخمینی همبستگی خطی ندارند افزایش یافته است (Yazdani et al., 2015). با توجه به جدول ۲ مشاهده می‌شود بین هر یک از متغیرهای جرم مخصوص ظاهری با تخلخل کل، آهک با شن، سیلت و اسیدیته، شن با سیلت، رس و اسیدیته همبستگی خطی قوی ($r > 0.60$) وجود دارد لذا برای اجتناب از همراستایی چندگانه از این متغیرها هم‌زمان برای اشتقاق توابع رگرسیونی به منظور تخمین MWD در یک تابع استفاده نگردید (Asghari et al., 2016). همچنین نتایج آنالیز هم‌خطی حداکثر تورم واریانس (VIF) توابع مربوطه (جدول ۳) مقادیر کمتر از ۵ را نشان دادند که مقدار حداکثر آن در این پژوهش ۲/۲ به دست آمد. اگر آماره VIF برای یک متغیر کمتر از ۵ باشد آن متغیر در مدل وارد می‌گردد در غیر این صورت باید از مدل حذف شود (Yazdani et al., 2014).

بادمجان و کدو از سنگریزه و شن به عنوان مالچ سطحی و نیز کود دامی استفاده می‌کنند این موضوع باعث گردید در منطقه مورد مطالعه از کاربری بایر به سمت کاربری کشاورزی، شن، کربن آلی و MWD همزمان افزایش و از کاربری کشاورزی به سمت کاربری بایر به دلیل نزدیکی به بستر خشکیده دریاچه ارومیه، رس، آهک، اسیدیته، EC و SAR همزمان افزایش یابد. این در حالی است که عنابی و همکاران (Annabi et al., 2017) در ۱۱۳ نمونه خاک برداشته شده از اراضی کشاورزی تونس، بین MWD با شن همبستگی منفی ($P < 0.01$) و MWD با رس همبستگی مثبت ($P < 0.01$) به دست آوردند.

رابطه منفی MWD با رس نیز تعمیم داد؛ به عبارت دیگر، در این پژوهش برخلاف انتظار، بین رس (عامل اصلی چسپندگی ذرات خاک و مؤثر در خاکدانه‌سازی) و MWD رابطه معکوس یافت شد و چون بین رس با SAR (عامل مؤثر در تخریب خاکدانه‌ها) رابطه مستقیم به دست آمد بنابراین می‌توان چنین استنباط نمود که با افزایش رس به علت بالا رفتن سهم سدیم در مکان‌های تبادل‌ی خاک (افزایش SAR)، پایداری خاکدانه‌ها در آب (MWD) کاهش یافته است. مشاهدات میدانی نیز مؤید این قضیه است که در کاربری کشاورزی منطقه مورد مطالعه، کشاورزان محلی برای کشت صیفی‌جات مثل خیار،

جدول ۲- ضریب همبستگی پیرسون (r) بین متغیرهای مورد مطالعه (n=100).

Table 2- Pearson correlation (r) between studied variables (n=100).

Variable	MWD	BD	TP	CaCO ₃	Sand	Silt	Clay	OC	pH _e	EC	SAR
MWD	1	-0.25*	-0.008	-0.38**	0.60**	-0.54**	-0.48**	0.58**	-0.31**	-0.56**	-0.57**
BD		1	-0.88**	0.45**	-0.47**	0.40**	0.41**	-0.33**	0.45**	-0.01	0.18
TP			1	-0.21*	0.15	-0.12	-0.14	0.11	-0.23*	0.22*	0.06
CaCO ₃				1	-0.78**	0.80**	0.54**	-0.13	0.68**	-0.17	0.40**
Sand					1	-0.86**	-0.84**	0.43**	-0.66**	-0.40**	-0.60**
Silt						1	0.46**	-0.40**	0.57**	0.29**	0.41**
Clay							1	-0.33**	0.56**	0.40**	0.60**
OC								1	-0.23*	-0.41**	-0.38**
pH _e									1	0.15	0.61**
EC _{1:2.5}										1	0.56**

* و **: به ترتیب معنی دار در سطح احتمال ۱ و ۵ درصد. توصیف علائم متغیرها در زیر جدول ۱ آورده شده است.

Variable symbols description is available under Table 1. *, **: Significant at $P < 0.05$ and $P < 0.01$, respectively.

رگرسیون گردید. همچنین نیمن و سینگر (Neaman & Singer, 2011) گزارش کردند رس زمانی پایداری خاکدانه‌ها را افزایش می‌دهد که مقدار سدیم در خاک پایین باشد و در حضور سدیم زیاد، رس ممکن است تأثیر منفی بر پایداری خاکدانه‌ها داشته باشد. متغیر کربن آلی دارای بالاترین ضریب رگرسیون در برآورد MWD بود و با علامت مثبت وارد توابع رگرسیونی گردید ولی متغیر EC و SAR با علامت منفی در توابع رگرسیونی ظاهر شدند (جدول ۳). کربن آلی از عوامل کلیدی در پایداری خاکدانه‌ها بوده ولی با افزایش EC و SAR به علت بالا رفتن غلظت سدیم در مقایسه با کلسیم و

به‌طور کلی ۷ تابع رگرسیونی برای برآورد MWD با استفاده از متغیرهای زودپافت خاک در منطقه مورد مطالعه ایجاد گردید (جدول ۳). همان‌طوری که از جدول ۳ نمایان است برخلاف انتظار، شن با علامت مثبت و رس با علامت منفی در معادلات رگرسیونی ظاهر گردیده است. در همین راستا، پژوهش انجام گرفته توسط تاجیک (Tajik, 2004) برای برآورد پایداری خاکدانه‌ها در آب (WAS) و یزدانی و همکاران (Yazdani et al., 2015) برای برآورد میانگین وزنی قطر خاکدانه‌ها (MWD) و میانگین هندسی قطر خاکدانه‌ها (GMD) نیز نشان داد متغیر شن با علامت مثبت وارد معادلات

فشردگی خاک می باشد. اور ندیلک و همکاران (Evrendilek et al., 2004) رابطه مثبت کربن آلی با MWD و رابطه منفی جرم مخصوص ظاهری با MWD را در خاک‌های جنگلی و مرتعی منطقه مدیترانه گزارش کردند.

مینزیم و در نتیجه پراکنش ذرات خاک، MWD و پایداری ساختمان خاک کاهش می‌یابد (Tajik, 2004). طبق جدول ۳، جرم مخصوص ظاهری (BD) دارای علامت منفی در توابع رگرسیونی MWD است (جدول ۳) که بیانگر کاهش پایداری خاکدانه‌ها با افزایش

جدول ۳- توابع رگرسیونی اشتقاق یافته برای برآورد میانگین وزنی قطر خاکدانه‌ها (MWD)

Table 3. Derived regression PTFs for estimating mean weight diameter of aggregates (MWD)

PTF number	Max VIF	Regression PTFs
1	1.2	$MWD=0.192+0.132 OC +0.007sand$
2	1.7	$MWD=0.350-0.007SAR +0.123OC +0.005sand$
3	2.1	$MWD=0.362-0.105EC -0.003SAR +0.113OC+0.007sand$
4	2.1	$MWD=0.531-0.115BD -0.109EC-0.003SAR+0.109OC+0.006sand$
5	2.2	$MWD=1.094-0.004clay-0.290BD-0.089EC-0.002SAR+0.122OC$
6	2.2	$MWD=1.204-0.019 CaCO_3-0.001clay -0.074BD -0.104EC-0.002SAR+0.134OC$
7	2.2	$MWD=1.292-0.010silt-0.002clay-0.143BD -0.111EC-0.002SAR+0.103OC$

توصیف متغیرها در زیر جدول ۱ آورده شده است.

Variables description is available under Table 1.

نشان می‌دهد که تأثیر مثبت متغیر کربن آلی به علت داشتن ضریب رگرسیونی بالاتر در تخمین MWD به مراتب بیشتر از متغیر شن است. در رتبه‌های بعدی، تابع شماره ۵ با متغیرهای ورودی رس، کربن آلی، نسبت جذب سدیم، هدایت الکتریکی و جرم مخصوص ظاهری و تابع ۱ با متغیرهای ورودی کربن آلی و شن دارای دقت بیشتری در برآورد MWD بودند (جدول ۴). این نتایج با یافته‌های تاجیک (Tajik, 2004)، امیرعابدی و همکاران (Amirabedi et al., 2016) و یزدانی و همکاران (Yazdani et al., 2015) در یک راستا می‌باشد. یزدانی و همکاران (Yazdani et al., 2015) پارامترهای شن، هدایت الکتریکی و گچ را مهمترین متغیر زود یافت در تابع رگرسیونی برای برآورد MWD خاک در استان اصفهان گزارش کردند. در پژوهش امیرعابدی و همکاران (Amirabedi et al., 2016) نیز بهترین مدل رگرسیونی با پارامترهای ورودی جرم مخصوص ظاهری، کربن آلی و رس با R^2 و RMSE برابر با ۰/۸۱ و ۰/۰۵۴ mm برای برآورد MWD در خاک‌های منتخب از دشت اردبیل تعیین گردید.

در جدول ۴ مقادیر آماره‌های R^2 ، RMSE و ME برای ارزیابی توابع رگرسیونی از نظر دقت برآورد MWD ارائه گردید. با توجه به این که استفاده از R^2 به تنهایی برای ارزیابی اعتبار توابع ممکن است فریب دهنده باشد و R^2 نزدیک به ۱ الزاماً دلالت بر مطابقت کامل مقادیر اندازه‌گیری شده با برآورد شده متغیر وابسته نیست یعنی بالا بودن R^2 دلیلی بر کمتر بودن خطا نیست (Kozak et al., 1996) لذا در پژوهش حاضر رتبه‌بندی توابع بر مبنای پایین بودن RMSE انجام گرفت. بر اساس پایین بودن میزان آماره RMSE در داده‌های آزمون، مشاهده می‌شود تابع رگرسیونی شماره ۲ (جدول ۴) با متغیرهای ورودی کربن آلی، شن و نسبت جذب سدیم از نظر برآورد MWD دارای دقت بالاتری در مقایسه با سایر توابع بود. مقادیر R^2 ، RMSE و ME این تابع برای داده‌های آموزش به ترتیب برابر ۰/۳۹، ۰/۲۹۰ mm و ۱۰-۵/۸ × mm و ۰/۱۹۲ و ۰/۱۲۲ mm بود (جدول ۴). مقادیر منفی ME برای داده‌های آموزش و آزمون بیانگر برآورد کمتر از مقدار واقعی MWD خاک توسط تابع شماره ۲ می‌باشد. همچنین معادله رگرسیونی این تابع (جدول ۳)

جدول ۴- معیارهای ارزیابی توابع انتقالی رگرسیونی برای برآورد میانگین وزنی قطر خاکدانه‌ها (MWD)
 Table 4. Evaluation criteria for regression PTFs in estimating mean weight diameter of aggregates (MWD)

Input variables	Training set			Testing set		
	ME (cm min ⁻¹)	RMSE (cm min ⁻¹)	R ²	ME (cm min ⁻¹)	RMSE (cm min ⁻¹)	R ²
sand, OC	-1.1×10 ⁻¹⁶	0.29	0.36	-0.166	0.22	0.83
sand, OC, SAR	-5.8×10 ⁻¹⁷	0.29	0.39	-0.122	0.19	0.84
sand, OC, SAR, EC	-3.7×10 ⁻¹⁷	0.27	0.45	-0.002	0.26	0.68
sand, OC, SAR, EC, BD	-5.7×10 ⁻¹⁷	0.27	0.45	-0.008	0.27	0.67
clay, OC, SAR, EC, BD	-1.8×10 ⁻¹⁷	0.29	0.39	-0.036	0.21	0.74
clay, OC, SAR, EC, BD, CaCO ₃	1.71×10 ⁻¹⁶	0.28	0.44	-0.059	0.26	0.64
clay, silt, OC, SAR, EC, BD	5.55×10 ⁻¹⁷	0.27	0.46	-0.192	0.34	0.64

RMSE: مجذور میانگین مربعات خطا، ME: میانگین خطا، R²: ضریب تبیین. توصیف متغیرها در زیر جدول ۱ آورده شده است.
 R²: coefficient of determination; RMSE: root mean square error; ME: mean error; Variables description is available under Table 1.

آزمون در تابع ۲ نشان می‌دهد که این تابع، MWD را بیشتر از مقدار واقعی برآورد می‌کند. در رتبه بعدی، تابع شماره ۵ با متغیرهای ورودی رس، کربن آلی، نسبت جذب سدیم، هدایت الکتریکی و جرم مخصوص ظاهری دارای دقت بیشتری در برآورد MWD می‌باشد (جدول ۵).

متغیرهای ورودی بهترین توابع ANN در این پژوهش بیانگر اهمیت زیاد کربن آلی، شن، نسبت جذب سدیم، هدایت الکتریکی و جرم مخصوص ظاهری در برآورد MWD خاک‌های اراضی منطقه مورد مطالعه می‌باشد. بنابراین با مشاهده جداول ۴ و ۵، می‌توان گفت در پژوهش حاضر متغیرهای ورودی بهترین توابع رگرسیونی و بهترین توابع ANN تخمین‌زننده MWD تقریباً یکسان بودند. در پژوهش امیرعابدی و همکاران (Amirabedi et al., 2016) نیز تابع شبکه عصبی مصنوعی با متغیرهای ورودی کربن آلی، رس و جرم مخصوص ظاهری و مقادیر R²، RMSE و ME در داده‌های آزمون به ترتیب برابر با ۰/۸۹، ۰/۵۷ mm و ۰/۴۲ mm بهترین تابع در برآورد MWD خاک‌های منتخب از دشت اردبیل تعیین گردید.

۱ اشتقاق توابع شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای برآورد MWD

برای اشتقاق توابع شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برآورد کننده MWD، از ۷ تابع با همان متغیرهای ورودی توابع رگرسیونی (جدول ۴) استفاده گردید؛ برای این منظور، تابع فعال‌ساز تانژانت سیگموئیدی در لایه پنهان و تابع خطی در لایه خروجی ساختار پرسپترون شبکه عصبی مصنوعی همه توابع در نظر گرفته شد. همچنین تعداد نرون‌ها در لایه پنهان توابع انتقالی ANN شماره ۱ تا ۷ به ترتیب ۱، ۲، ۱، ۲، ۱، ۴ و ۱ انتخاب گردید. جدول ۵ معیارهای ارزیابی توابع ANN ارائه شده برای برآورد MWD را نشان می‌دهد. رتبه‌بندی این توابع نیز همانند توابع رگرسیونی (جدول ۴)، بر اساس کوچک بودن RMSE صورت گرفت. براساس آماره مذکور در داده‌های آزمون (جدول ۵)، بهترین تابع ANN برای برآورد MWD، تابع شماره ۲ با متغیرهای ورودی کربن آلی، شن و نسبت جذب سدیم تعیین گردید. مقادیر R²، RMSE و ME این تابع برای داده‌های آموزش به ترتیب برابر ۰/۴۷، ۰/۲۷۴ mm و ۰/۰۰۸ mm و برای داده‌های آزمون برابر ۰/۸۴، ۰/۱۵۴ mm و ۰/۳۰ mm بود (جدول ۵). مقادیر مثبت ME برای داده‌های آموزش و

جدول ۵- معیارهای ارزیابی توابع شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد میانگین وزنی قطر خاکدانه‌ها (MWD)
Table 6- Evaluation criteria for ANN PTFs in estimating mean weight diameter of aggregates (MWD).

PTF number	Input variables	Training set			Testing set		
		ME (cm min ⁻¹)	RMSE (cm min ⁻¹)	R ²	ME (cm min ⁻¹)	RMSE (cm min ⁻¹)	R ²
1	sand, OC	-0.008	0.29	0.38	0.012	0.20	0.82
2	sand, OC, SAR	0.008	0.27	0.47	0.030	0.15	0.84
3	sand, OC, SAR, EC	0.016	0.29	0.40	0.093	0.18	0.83
4	sand, OC, SAR, EC, BD	0.038	0.29	0.39	0.097	0.19	0.87
5	clay, OC, SAR, EC, BD	-0.019	0.29	0.40	-0.007	0.17	0.83
6	clay, OC, SAR, EC, BD, CaCO ₃	0.032	0.29	0.39	0.132	0.21	0.81
7	clay, silt, OC, SAR, EC, BD	-0.063	0.29	0.44	-0.004	0.18	0.80

توصیف متغیرها و علائم در زیر جداول ۱ و ۴ آورده شده است.

Variables and symbols description is available under Tables 1 and 4.

متغیرهای زود یافت خاک، پارامترهای کربن آلی، شن، نسبت جذب سدیم و هدایت الکتریکی از اهمیت بالایی از نظر تخمین MWD در منطقه مورد مطالعه برخوردار بودند.

مدل نروفازی ترکیبی از شبکه عصبی و فازی است که استعداد یادگیری شبکه عصبی را برای به دست آوردن قوانین فازی (اگر-آنگاه) با توابع عضویت مناسب به کار می‌گیرد (Besalatpour et al., 2013). قوانین فازی در مدل‌های نروفازی برای تخمین روابط متغیرهای ورودی و خروجی استفاده می‌گردد که آن قدرت اصلی مدل‌های نروفازی در مقایسه با شبکه عصبی می‌باشد؛ علاوه بر آن، نروفازی در مقایسه با شبکه عصبی، کمتر وقت‌گیر است (Azamathulla et al., 2009). مرعشی و همکاران (Marashi et al., 2019) گزارش کردند مدل نروفازی در مقایسه با مدل رگرسیون خطی چندگانه با متغیرهای ورودی رس، اسیدیته، کربن آلی، ظرفیت تبادل کاتیونی و بعد فراکتالی خاکدانه‌ها توانست میانگین‌های وزنی (MWD) و هندسی (GMD) قطر خاکدانه‌ها را با دقت بیشتر و خطای کمتر تخمین بزند. همچنین نتایج تحلیل حساسیت مدل نروفازی در پژوهش نامبردگان بیانگر کمترین حساسیت به اسیدیته و بیشترین حساسیت به کربن آلی و بعد فراکتالی خاکدانه‌ها در برآورد MWD بود.

اشتقاق توابع نروفازی برای برآورد MWD

در پژوهش حاضر برای اشتقاق توابع نروفازی برآورد کننده MWD (جدول ۶) از ۷ تابع با همان متغیرهای ورودی توابع رگرسیونی (جدول ۴) استفاده گردید. جدول ۶ معیارهای ارزیابی توابع نروفازی ارائه شده برای برآورد MWD را نشان می‌دهد. رتبه‌بندی این توابع نیز همانند توابع رگرسیونی و شبکه عصبی مصنوعی (جداول ۴ و ۵)، بر اساس کوچک بودن RMSE صورت گرفت. براساس آماره مذکور در داده‌های آزمون (جدول ۶)، بهترین تابع نروفازی برای برآورد MWD، تابع شماره ۲ با متغیرهای ورودی کربن آلی، شن و نسبت جذب سدیم تعیین گردید. مقادیر R²، RMSE و ME این تابع برای داده‌های آموزش به ترتیب برابر ۰/۵۰، ۰/۲۶۳ mm و ۱۰^{-۷} × ۹/۳۱ و برای داده‌های آزمون برابر ۰/۸۷، ۰/۲۱۵ mm و ۰/۱۶۱- بود (جدول ۶). مقادیر مثبت ME برای داده‌های آموزش بیانگر بیش‌برآوردی و مقادیر منفی ME برای داده‌های آزمون بیانگر کم‌برآوردی تابع ۲ در تخمین MWD می‌باشد. در رتبه‌های بعدی، تابع شماره ۱ با متغیرهای ورودی شن و کربن آلی و تابع شماره ۳ با متغیرهای ورودی کربن آلی، شن، نسبت جذب سدیم و هدایت الکتریکی دارای دقت بیشتری در برآورد MWD می‌باشند (جدول ۶). بنابراین براساس بهترین توابع نروفازی می‌توان گفت در بین

جدول ۶- معیارهای ارزیابی توابع نروفازی برای برآورد میانگین وزنی قطر خاکدانه‌ها (MWD)

Table 6. Evaluation criteria for Neuro-Fuzzy PTFs in estimating mean weight diameter of aggregates (MWD).

PTF number	Input variables	Training set			Testing set		
		ME (cm min ⁻¹)	RMSE (cm min ⁻¹)	R ²	ME (cm min ⁻¹)	RMSE (cm min ⁻¹)	R ²
1	sand, OC	4.4×10 ⁻⁸	0.277	0.45	-0.156	0.218	0.85
2	sand, OC, SAR	9.31×10 ⁻⁷	0.263	0.50	-0.161	0.215	0.87
3	sand, OC, SAR, EC	-5.9×10 ⁻⁷	0.24	0.58	-0.099	0.324	0.52
4	sand, OC, SAR, EC, BD	-6.7×10 ⁻⁷	0.208	0.68	-0.864	2.75	0.35
5	clay, OC, SAR, EC, BD	-6.88×10 ⁻⁶	0.108	0.92	0.271	1.99	0.05
6	clay, OC, SAR, EC, BD, CaCO ₃	1.27×10 ⁻⁶	0.015	0.99	-0.556	1.6	0.07
7	clay, silt, OC, SAR, EC, BD	2.55×10 ⁻⁶	0.003	0.99	0.236	1.13	0.24

توصیف متغیرها و علائم در زیر جداول ۱ و ۴ آورده شده است.

Variables and symbols description is available under Tables 1 and 4.

آزمون نشان می‌دهد. با توجه شکل ۲ مشاهده می‌شود که پراکندگی داده‌ها حول محور ۱:۱ در بهترین توابع رگرسیونی و نروفازی بیشتر از بهترین تابع شبکه عصبی اشتقاق یافته برای برآورد MWD در خاک‌های منطقه مورد مطالعه می‌باشد به عبارت دیگر دقت مدل شبکه عصبی مصنوعی در تخمین MWD به مراتب بیشتر از مدل‌های رگرسیونی و نروفازی بوده است. علی جانپور شلمانی و همکاران (Alijanpour Shalmani et al., 2011) و امیرعابدی و همکاران (Amirabedi et al., 2016) نیز گزارش کردند که شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با توابع رگرسیونی، پایداری خاکدانه‌های تر را با دقت بیشتری (ضریب تبیین بالا و مجذور میانگین مربعات خطای پایین) برآورد نمودند. نتایج این پژوهش با یافته‌های بسالت‌پور و همکاران (Besalatpour et al., 2013) و مرعشی و همکاران (Marashi et al., 2017) نیز در یک راستا می‌باشد. مرعشی و همکاران (Marashi et al., 2017) بیان کردند مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه در مقایسه با مدل رگرسیون خطی چندگانه با متغیرهای ورودی رس، اسیدیته، کربن آلی، ظرفیت تبادل کاتیونی و بعد فراکتالی خاکدانه‌ها توانست MWD خاکدانه‌های تر را در شمال غرب ایران با ضریب تبیین بیشتر (۰/۹۳ در مقابل ۰/۹۰) و مجذور میانگین مربعات خطای کمتر (۰/۰۹ در مقابل ۰/۱۱ mm) تخمین بزند. به‌طور کلی دقت بالای مدل‌های هوشمند (شبکه عصبی

مقایسه دقت توابع رگرسیونی، شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی در برآورد MWD

مقایسه مقادیر R²، RMSE و ME برای بهترین توابع انتقالی رگرسیونی، شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی ارائه شده برای برآورد MWD در داده‌های آزمون (جدول ۷) نشان می‌دهد که شبکه‌های عصبی مصنوعی به علت داشتن RMSE کمتر (۰/۱۵۴) در مقابل ۰/۱۹۲ و ۰/۲۱۵mm به ترتیب برای توابع رگرسیونی و نروفازی) و نیز ME نزدیک به صفر (۰/۰۳۰) در مقابل ۰/۱۲۲- و ۰/۱۶۱mm (به ترتیب برای توابع رگرسیونی و نروفازی) دارای دقت بالاتر و خطای کمتری در برآورد MWD در مقایسه با توابع رگرسیونی و نروفازی بودند؛ اگرچه براساس جدول ۷، بهترین تابع نروفازی در مقایسه با بهترین توابع رگرسیونی و شبکه عصبی مصنوعی دارای R² بالاتری است ولی همچنان که قبلاً نیز اشاره گردید استناد به آماره R² در مقایسه بین توابع گول‌زننده است. براساس نتایج بهترین توابع انتقالی رگرسیونی، شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی (جدول ۷)، مهمترین متغیرهای ورودی برای برآورد MWD در خاک‌های منطقه مورد مطالعه کربن آلی، شن و نسبت جذب سدیم بود.

شکل ۱ نمودار ۱:۱ مقادیر اندازه‌گیری و برآورد شده MWD را با استفاده از بهترین توابع رگرسیونی، شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی (جدول ۷) براساس داده‌های

مصنوعی) در مقایسه با مدل‌های رگرسیونی در تخمین پارامترهای دیریافت خاک را می‌توان به توانایی بالای آن‌ها در تشخیص روابط غیر خطی بین متغیرهای ورودی و خروجی نسبت داد (Minasny et al., 2002).

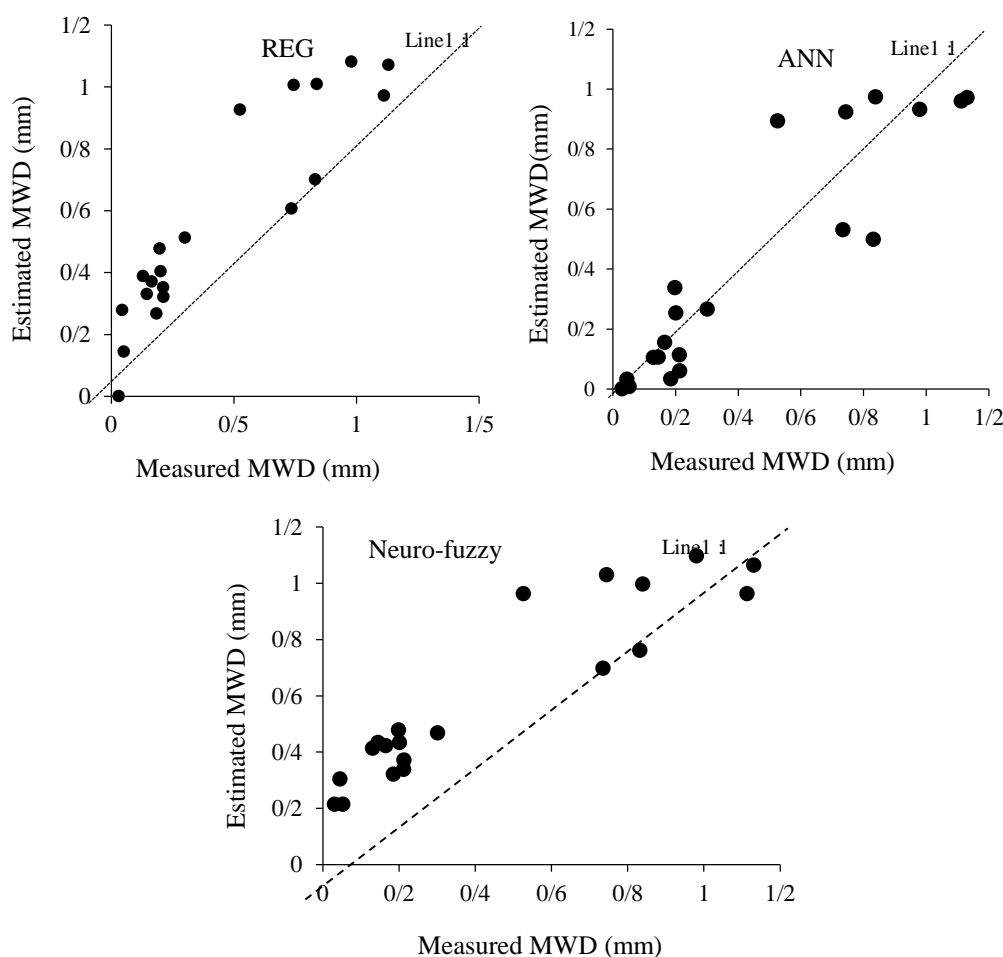
جدول ۷- مقایسه دقت توابع انتقالی در برآورد میانگین وزنی قطر خاکدانه‌ها (MWD) بر اساس بهترین تابع در داده‌های آزمون.

Table 7- Comparison the precision of PTFs in estimating mean weight diameter of aggregates (MWD) according to the best function in testing data set.

PTF	number	Input variables	ME(mm)	RMSE(mm)	R ²
Regression	2	sand, OC, SAR	-0.122	0.192	0.84
ANN	2	sand, OC, SAR	0.030	0.154	0.84
Neuro-fuzzy	2	sand, OC, SAR	-0.161	0.215	0.87

توصیف متغیرها و علائم در زیر جداول ۱ و ۴ آورده شده است.

Variables and symbols description are available under Tables 1 and 4



شکل ۱- نمودار ۱:۱ مقادیر اندازه‌گیری و برآورد شده میانگین وزنی قطر خاکدانه‌ها (MWD) با استفاده از بهترین تابع رگرسیونی (REG)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و نروفازی (Neuro-fuzzy) بر اساس داده‌های آزمون (n=20). اطلاعات مربوط به توابع و متغیرهای ورودی در جدول ۷ آورده شده است. خط‌چین بیانگر نمودار ۱:۱ است.

Figure 1. 1:1 diagram of measured and estimated values of mean weight diameter of aggregates (MWD) for the testing data set (n=20) based on the best regression, ANN and neuro-fuzzy PTFs. Table 7 provides detailed information about each PTF and input variables. The dashed lines indicate the 1:1 diagram.

نتیجه‌گیری کلی

مطالعه یافت شد. نتایج بهترین توابع رگرسیونی، شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی نشان داد کربن آلی، شن و نسبت جذب سدیم مهم‌ترین متغیرهای ورودی زودیافت در برآورد MWD بودند. شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با توابع رگرسیونی و نروفازی توانستند MWD را با دقت زیاد و خطای کم تخمین بزنند.

همبستگی مثبت و معنی‌دار بین MWD با کربن آلی و شن و همبستگی منفی و معنی‌دار بین MWD با نسبت جذبی سدیم، هدایت الکتریکی، اسیدیته، آهک، رس، سیلت و جرم خصوص ظاهری خاک در منطقه مورد

References

- Alijanpour Shalmani A., Shabanpour M., Asadi H., and Bagheri F. 2011. Estimation of soil aggregate stability in forest's soils of Guilan province by artificial neural networks and regression pedotransfer functions. *Water and Soil Science*, 21(3):153-162. (In Persian)
- Amirabedi H., Asghari Sh., Mesri T., and Balandeh N. 2016. Prediction of mean weight diameter of aggregates using artificial neural network and regression models. *Applied Soil Research*, 4(1): 39-53. (In Persian)
- Annabi M., Raclot D., Bahri H., Bailly G.S., Gomez C., and Bissonnais Y.L. 2017. Spatial variability of soil aggregate stability at the scale of an agricultural region in Tunisia. *Catena*, 153: 157–167.
- Asghari Sh., Roozban E., and Khodaverdiloo H. 2016. Derivation of pedotransfer functions for estimating penetration resistance, aggregate stability and parameters of van Genuchten moisture curve model in Fandoglou forest lands of Ardabil. *Water and Soil Science*, 26(1):129-148. (In Persian)
- Azamathulla H.M., Chang C.K., Ghani A.A., Ariffin J., Zakaria N.A., and Hasan Z.A. 2009. An ANFIS-based approach for predicting the bed load for moderately sized rivers. *Journal of Hydro-environment Research*, 3 (1): 35–44.
- Besalatpour A.A., Ayoubi S., Hajabbasi M.A., Mosaddeghi M.R., and Schulin R. 2013. Estimating wet soil aggregate stability from easily available properties in a highly mountainous watershed. *Catena*, 111: 72–79.
- Blake G.R., and Hartge K.H. 1986a. Bulk density, *In: Klute, A. (Ed). Methods of Soil Analysis. Part 1. 2nd Ed. Agronomy. Monograph. 9. Madison, WI: Soil Science Society of America; pp. 363-375.*
- Blake G.R., and Hartge K.H. 1986b. Particle Density. *In: Klute, A. (Ed). Methods of Soil Analysis. Part 1. 2nd Ed. Agronomy. Monograph. 9. Madison, WI: Soil Science Society of America; pp. 377-382.*
- Danielson R, E., and Sutherland P.L. 1986. Porosity. *In: Klute A (Ed). Methods of Soil Analysis. Part 1, 2nd Ed. Agronomy Monograph. 9. Madison, WI: Soil Science Society of America; pp. 443-461.*
- Evrendilek F., Celik I., and Kilic S. 2004. Changes in soil organic carbon and other physical soil properties along adjacent Mediterranean forest, grass land, and crop land ecosystem Turkey. *Journal of Arid Environments*, 59: 743–752.
- Gee G.W., and or D. 2002. Particle-size analysis. *In: Dane J. H., and Topp G. C. (Eds.). Methods of Soil Analysis. Part 4. SSSA Book Series No. 5. Madison, WI: Soil Science Society of America; pp. 255–293.*
- Ghorbani M.A., Deo R.C., Kashani M.H., Shahabi M., and Ghorbani S. 2019. Artificial intelligence-based fast and efficient hybrid approach for spatial modeling of soil electrical conductivity. *Soil and Tillage Research*, 186: 152–164.
- Hamzehpoura N., and Bogaert P. 2017. Improved spatiotemporal monitoring of soil salinity using filtered kriging with measurement errors: An application to the West Urmia Lake, Iran. *Geoderma*, 295: 22–33.
- Hillel D. 2004. Environmental Soil Physics. New York, USA: Academic Press.
- Kozak E., Pachepsky Y.A., Sokolowski S., Sokolowska Z., and Stepniewski W. 1996. A modified number-based method for estimating fragmentation fractal dimensions of soils. *Soil Science Society of America Journal*, 60: 1291-1297.

- Marashi M., Mohammadi Torkashvand A., Ahmadi A., and Esfandyari M. 2017. Estimation of soil aggregate stability indices using artificial neural network and multiple linear regression models. *Spanish Journal of Soil Science*, 7(2):122-132.
- Marashi M., Mohammadi Torkashvand A., Ahmadi A., and Esfandyari M. 2019. Adaptive neuro-fuzzy inference system: Estimation of soil aggregates stability. *Acta Ecologica Sinica*, 39: 95–101.
- Mollaei M., Bashari H., Basiri M., and Mosaddeghi M.R. 2015. Soil structural stability assessment using wet-sieving method in selected rangeland sites in Isfahan province. *Journal of Water and Soil Science*, 18 (70):121-133. (In Persian)
- Moghaddamnia A., Remesan R., Hasanpour Kashani M., Mohammadi M., Han D., and Piri J. 2009. Comparison of LLR, MLP, Elman, NNARX and ANFIS Models—with a case study in solar radiation estimation. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 71: 975–982.
- Merdun H., Cinar O., Meral R., and Apan M. 2006. Comparison of artificial neural network and regression pedotransfer functions for prediction of soil water retention and saturated hydraulic conductivity. *Soil and Tillage Research*, 90: 108–116.
- Minasny, B., and Mcbartney, A. B. 2002. The neuro-m method for fitting neural network parametric pedotransfer functions. *Soil Science Society of America Journal*. 66: 352-361.
- Nelson D.W., and Sommers L.E. 1982. Total carbon, organic carbon, and organic matter. In A.L. Page et al. (Ed.) *Methods of Soil Analysis. Part 2. 2nd Ed. Agron. Monogr. 9. Madison, WI: Soil Science Society of America*; pp. 539–579.
- Neaman A., and Singer A. 2011. The effects of palygorskite on chemical and physico-chemical properties of soils: a review. *Geoderma*, 123(3): 297-303.
- Page A.L. 1985. *Methods of Soil Analysis. Part 2. Chemical and Microbiological Methods. Agron. Monog. 9. ASA and SSSA, Madison, WI.*
- Raheli B., Aalami M., T., El-Shafie A., Ghorbani M.A., and Deo, R.C. 2017. Uncertainty assessment of the multilayer perceptron (MLP) neural network model with implementation of the novel hybrid MLP-FFA method for prediction of biochemical oxygen demand and dissolved oxygen: A case study of Langat River. *Environmental Earth Sciences*, 76(14): 503.
- Richards L.A. 1954. *Diagnosis and improvement of saline and alkali soils. Agricultural Handbook No. 60. U.S. Salinity Laboratory Riverside, California.*
- Tajik F. 2004. Evaluation of soil aggregate stability in some regions of Iran. *Journal of Water and Soil Science*, 8 (1):107-123. (In Persian)
- Yazdani A., Mosaddeghi M.R., Khademi H., Ayoubi S., and Khayamim F. 2014. Relationship between surface aggregate stability and some soil and climate properties in Isfahan province. *Soil Management*, 3(2): 23-31. (In Persian)
- Yoder R.E. 1936. A direct method of aggregate analysis of soils and a study of the physical nature of erosion losses. *Journal of American Society Agronomy*, 28: 337-35.

Estimating Wet Aggregates Stability from Easily Available Soil Properties in North West of Lake Urmia

Shokrollah Asghari^{1*}, Mozghan Hatamvand², Mahsa Hasanpour Kashani³

(Received: February, 2020 Accepted: August, 2020)

Abstract

Direct measurement of mean weight diameter (MWD) of wet aggregates in the laboratory is time consuming, laborious and expensive. The objective of this study was to derive regression, artificial neural networks (ANNs) and neuro-fuzzy pedotransfer functions (PTFs) to estimate the wet MWD in the northwest of Lake Urmia. Total of 100 disturbed and undisturbed soil samples were taken from 0-10 cm soil depth for determining some readily available soil variables in bare and agricultural lands of Shabestar region. The MWD of wet aggregates was measured by wet sieving in the laboratory. The data were divided into two series, so that 80 data points were applied for training and remaining 20 data points as testing set. There were found positive and significant correlations between sand and organic carbon (OC) (0.43**) and also between clay and sodium adsorption ratio (SAR) (0.60**). There were found positive and significant correlations between the MWD with sand (0.60**) and OC (0.58**) and negative and significant correlations between the MWD with clay (-0.48**) and SAR (-0.57**). The results of PTFs showed that OC, sand and SAR were the most important readily available soil variables to estimate the MWD. The values of R^2 , root mean square error (RMSE) and mean error (ME) were obtained to be 0.84, 0.192 mm, -0.122 mm and 0.84, 0.154 mm, 0.030 mm and 0.87, 0.215 mm, -0.161 mm for the best regression, ANNs and neuro-fuzzy PTFs, respectively, in estimating the MWD according to testing data set. Therefore, the performance of the ANNs in estimating the MWD was more than regression and neuro-fuzzy PTFs in the soils of studied region, since they had lower RMSE and ME values.

Keywords: Artificial neural network, Mean weight diameter of wet aggregates, Neuro-Fuzzy, Regression, Soil pedotransfer functions

Asghari Sh., Hatamvand M., Hasanpour Kashani M. 2021. Estimating wet aggregates stability from easily available soil properties in north west of Urmia Lake. *Applied Soil Research*, 9(2): 102-115.

1. Associate Professor, Department of Soil Science and Engineering, Faculty of Agriculture and Natural Recourses, University of Mohaghegh Ardabili

2. Graduated MSc., Department of Soil Science and Engineering, Faculty of Agriculture and Natural Recourses, University of Mohaghegh Ardabili

3. Assistant Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture and Natural Recourses, University of Mohaghegh Ardabili

* Corresponding Author Email: shasghari@uma.ac.ir