

Modeling of Soil Water Repellency Using Regression, Artificial Neural Network and Gene Expression Programming

Kimia Heydari¹, Shokrollah Asghari^{1*}, Hossain Shahab Arkhazloo¹, Mahsa Hasanpour Kashani²

(Received: April 2024 Accepted: June 2024)

Abstract

Soil water repellency (SWR) is a dynamic property that reduces water penetration into the soil and has a significant impact on soil-water relationships. Direct measurement of SWR is laborious and time-consuming. The objective of this study was to develop multiple linear regression (MLR), artificial neural networks (ANN), and gene expression programming (GEP) pedotransfer functions (PTFs) for estimating SWR in the Fandoghloo area of Ardabil province, Iran. A total of 80 disturbed and undisturbed soil samples were collected from the 0-10 cm depth in three interconnected areas: forest, range, and cultivated lands. Various readily available soil physical and chemical parameters were measured in the laboratory. SWR was measured using the water droplet penetration time method in the laboratory. Sixty data were used to training functions and 20 data were used for testing functions. Positive and significant correlations were found between geometric mean of soil particle diameter (dg) and organic carbon (OC) (0.61**), SWR and OC (0.37**) and dg (0.62**) as well as negative and significant correlations between SWR and silt (-0.57**) and bulk density (BD) (-0.37**). The results of the PTFs showed that dg, silt and BD were the most important readily available soil variables for estimating SWR. The values of R², root mean square error (RMSE), mean error (ME) and Nash Sutcliffe (NS) were obtained 0.18, 16.89 sec, -10.34 sec, -20.99 and 0.46, 2.85 sec, 0.58 sec, 0.37 and 0.19, 13.39 sec, -6.38 sec, -12.82 for the best MLR, ANN and GEP PTFs in estimating SWR according to testing data set, respectively. In conclusion, the ANN model provided the most accurate estimates for SWR compared to the MLR and GEP models in the study area, as evidenced by its higher R² value and lower RMSE value.

Keywords: Intelligent Models, Land use, Pedotransfer functions, Readily available soil variables, Water repellency.

Heydari K., Asghari Sh., Shahab Arkhazloo, H., Hasanpour Kashani M. 2025. Modeling of soil water repellency using regression, artificial neural network and gene expression programming. *Applied Soil Research*, 12(4): 1-15.

1- MSc Student, Professor and Associate Professor, Department of Soil Science and Engineering, Faculty of Agriculture and Natural Recourses, University of Mohaghegh Ardabili, Iran, respectively.

2- Associated Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture and Natural Recourses, University of Mohaghegh Ardabili, Iran.

مدل سازی آبگریزی خاک با استفاده از رگرسیون، شبکه عصبی مصنوعی و برنامه ریزی بیان ژن

کیمیا حیدری^۱، شکراله اصغری^{۱*}، حسین شهاب آرخازلو^۱، مهسا حسنیور کاشانی^۲

(تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۲/۰۲ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۴/۱۱)

چکیده

آبگریزی خاک (SWR) از ویژگی های پویای خاک بوده که نفوذ آب به خاک را کاهش و بر روابط خاک و آب تأثیر دارد. اندازه گیری مستقیم SWR کاری پرزحمت و وقت گیر می باشد. هدف از پژوهش حاضر ارائه توابع رگرسیونی خطی چندگانه (MLR)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و برنامه ریزی بیان ژن (GEP) برای برآورد SWR در منطقه فندقلوی اردبیل بود. هشتاد نمونه خاک دست خورده و دست نخورده از عمق ۰ تا ۱۰ سانتی متری سه کاربری به هم چسبیده جنگلی، مرتعی و زراعی برای تعیین برخی ویژگی های فیزیکی و شیمیایی زودیافت خاک برداشته شد. متغیر SWR به روش زمان نفوذ قطره آب در آزمایشگاه اندازه گیری شد. از ۶۰ نمونه برای آموزش توابع و ۲۰ نمونه برای آزمون توابع استفاده گردید. همبستگی مثبت و معنی دار بین میانگین هندسی قطر ذرات خاک (dg) با کربن آلی (**۰/۶۱) یافت شد. همبستگی مثبت و معنی دار بین SWR با کربن آلی (**۰/۳۷) و میانگین هندسی قطر ذرات خاک (**۰/۶۲) و همبستگی منفی و معنی دار بین SWR با سیلت (**۰/۵۷-) و جرم مخصوص ظاهری (**۰/۳۷-) به دست آمد. نتایج توابع انتقالی نشان داد dg، سیلت و جرم مخصوص ظاهری از مهمترین متغیرهای زودیافت خاک در برآورد SWR بودند. مقادیر آماره های ضریب تبیین (R^2)، مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین خطا (ME) و نش ساتکلیف (NS) به ترتیب ۰/۱۸، ۱۶/۸۹ sec، ۱۰/۳۴ sec، ۲۰/۹۹-، ۰/۴۶، ۲/۸۵ sec، ۰/۵۸، ۰/۳۷ و ۰/۱۹ sec، ۱۳/۳۹، ۶/۳۸-، ۱۲/۸۲- به ترتیب برای بهترین تابع MLR، ANN و GEP در داده های آزمونی به دست آمد. بنابراین توابع ANN به دلیل داشتن R^2 بالا، RMSE پایین، ME نزدیک به صفر و NS نزدیک به یک در مقایسه با توابع MLR و GEP از دقت بالایی در برآورد SWR در خاک های منطقه مورد مطالعه برخوردار بودند.

واژه های کلیدی: آبگریزی، توابع انتقالی، کاربری زمین، مدل های هوشمند، ویژگی زودیافت خاک.

حیدری ک، اصغری ش، شهاب آرخازلو ح، حسنیور کاشانی م. ۱۴۰۳. مدل سازی آبگریزی خاک با استفاده از رگرسیون، شبکه عصبی مصنوعی و برنامه ریزی بیان ژن. جلد ۱۲، شماره ۴. صفحه: ۱-۱۴.

۱- به ترتیب دانشجوی کارشناسی ارشد، استاد (مکاتبه کننده) و دانشیار گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه محقق اردبیلی

۲- دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه محقق اردبیلی

* پست الکترونیک: shasghari@uma.ac.ir

مقدمه

مصنوعی با اسید استتاریک آبریز شدند. نتایج نشان داد افزایش درجه SWR در خاک سبب کاهش تبخیر و تلفات ناشی از آب شد. همچنین، بیشترین میزان تبخیر در خاک لوم رسی مشاهده گردید. موسوی‌زاده مجرد و همکاران (Mousavi zadeh mojarad *et al.*, 2020) تأثیر SWR و شدت بارش بر میزان رواناب و فرسایش بررسی کردند. در مطالعه آن‌ها خاک با بافت لوم شنی توسط اسید استتاریک آبریز شد. نتایج نشان داد با افزایش SWR، میزان رواناب خروجی کاهش و میزان رسوبات خارج‌شده افزایش یافت.

از جمله روش‌های مدل‌سازی پرکاربرد برای برآورد متغیرهای دیریافت در علوم خاک می‌توان به مدل رگرسیون خطی چندگانه^۲ (MLR) و شبکه‌های عصبی مصنوعی^۳ (ANN) اشاره نمود (Moghimi *et al.*, 2015). توابع انتقالی^۴ (PTFs) رگرسیونی تنها ورودی و خروجی را مورد بررسی قرار می‌دهد و بدون در نظر گرفتن روابط ریاضی پیچیده بین متغیرهای ورودی و خروجی، تنها مقدار متغیر خروجی را برآورد می‌کنند (Goudarzinejad, 2001). مدل‌های ANN سیستم اطلاعات موازی هستند که بر اساس چارچوب مغز عمل کرده و قادر به تعمیم دانش نهفته در ساختار مدل هستند. یکی از بهترین و پرکاربردترین مدل‌های ANN، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه^۵ (MLP) می‌باشد (Raheli *et al.*, 2017). اخیراً از مدل برنامه‌ریزی بیان ژن^۶ (GEP) نیز برای مدل‌سازی ویژگی‌های دیریافت خاک استفاده شده است. در این مدل، کروموزوم‌های خطی و ساده با طول ثابت ساختارهای شاخه‌ای با اندازه‌ها و اشکال متفاوت مشابه با برنامه‌ریزی ژنتیک ترکیب می‌شوند (Ferreira, 2005).

اندازه‌گیری مستقیم آبریزی خاک (SWR) به‌علت تغییرات زمانی و مکانی شدید آن، کاری پرزحمت و وقت‌گیر می‌باشد؛ بر این اساس، برخی از محققان امکان برآورد SWR از روی برخی ویژگی‌های زودیافت خاک را با استفاده از توابع انتقالی بررسی نموده‌اند. میربابایی و همکاران (Mirbabaei *et al.*, 2013) روابط بین برخی ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک مانند ماده آلی، بافت و واکنش خاک را با آبریزی خاک (SWR) در استان گیلان بررسی کردند؛ نتایج نشان داد همبستگی مثبت و

آبریزی خاک^۱ (SWR) از ویژگی‌های مهم فیزیکی خاک می‌باشد که بر روابط بین آب و خاک از قبیل کاهش نفوذ، ایجاد حالت ماندابی در سطح خاک، نفوذ ناهمگن آب به خاک، ایجاد شدن الگوهای خیسیدگی غیر یکنواخت و گذرگاه‌های جریان ترجیحی تأثیر دارد. خاک‌های آبریز در برابر نفوذ آب از خود مقاومت نشان داده و پس از مدتی که در تماس با آب قرار گیرند آن را جذب می‌کنند. فرآیند آبریزی خاک به‌طور کلی زمانی رخ می‌دهد که زاویه تماس آب با خاک بیش از ۹۰ درجه باشد (Tillman *et al.*, 1989). فرآیند آبریزی، نفوذ آب به خاک را کاهش داده و پیامدهای مهم هیدرولوژی و ژئومورفولوژی را به همراه خواهد داشت. پدیده آبریزی معمولاً در عمق ۱۰ الی ۳۰ سانتی‌متری خاک و در ناحیه ریشه به دلیل وجود هوموس و مواد آلی رخ می‌دهد (Doerr *et al.*, 2000). بایرامی و همکاران (Beyrami *et al.*, 2015) به‌منظور برآورد آبریزی در خاک‌هایی با بافت لوم رسی و شنی از مدل‌های نفوذ فیلپ و کوستیاکوف در استان آذربایجان شرقی استفاده کردند. در این مطالعه، یافتن خاک‌هایی با درجات متفاوت آبریزی در طبیعت دشوار بوده و به همین دلیل از اسید استتاریک به‌منظور آبریز کردن خاک استفاده گردید. نتایج نشان داد با افزایش SWR، مقادیر نفوذ تجمعی، سرعت نفوذ و سرعت نهایی نفوذ کاهش پیدا کرد. همچنین، مدل کوستیاکوف در مقایسه با مدل فیلپ از دقت بیشتری در برآورد SWR برخوردار بود. بایرامی و همکاران (Beyrami *et al.*, 2016) تأثیر SWR بر منحنی رطوبتی خاک و شاخص کیفیت فیزیکی (S) را در دو خاک لوم رسی و لوم شنی که با اسید استتاریک آبریز شده بودند مورد مطالعه قرار دادند. نتایج نشان داد با افزایش SWR، مقدار رطوبت اشباع، آب قابل‌دسترس، رطوبت ظرفیت مزرعه‌ای، رطوبت باقی‌مانده، مقدار رطوبت در نقطه عطف منحنی رطوبتی و کیفیت فیزیکی در خاک لوم شنی کاهش یافت. شاه‌محمدی کلالق و بایرامی (Shahmohammadi-Kalalagh & Beyrami, 2018) تأثیر SWR بر میزان تبخیر بر سه خاک لوم، لوم شنی و لوم رسی بررسی نمودند؛ در این پژوهش، خاک‌ها به صورت

3. Pedotransfer Functions (PTFs)

4. Multilayer Perceptron (MLP)

5. Gene Expression Programming(GEP)

1. Soil Water Repellency (SWR)

1. Multiple Linear Regression (LR)

2. Artificial Neural Network (ANN)

این پژوهش در اراضی فندقلو با فاصله حدود ۲۵ کیلومتری از شهرستان اردبیل (مختصات جغرافیایی "۴۵' ۳۲' ۴۸° تا "۵' ۳۳' ۴۸° طول شرقی و "۱۰' ۲۴' ۳۸° تا "۲۵' ۲۴' ۳۸° عرض شمالی) در تابستان ۱۴۰۲ انجام شد (شکل ۱).

نمونه برداری خاک و اندازه گیری پارامترها

تعداد ۸۰ نمونه خاک دست خورده و دست نخورده (با استفاده از استوانه های استیل به قطر و ارتفاع ۵ سانتی متر) از عمق ۰ تا ۱۰ سانتی متری اراضی به هم چسبیده با کاربری های جنگلی (۲۰ نمونه)، مرتعی (۲۳ نمونه) و زراعی (۳۷ نمونه) با فواصل حدود ۵۰ متر و به صورت نسبتاً منظم برداشته شد (شکل ۱). پس از هوا خشک کردن نمونه های خاک، تعداد ۵ نمونه کلوخ از هر نمونه دست خورده برای تعیین آبریزی خاک (SWR) جدا گردیده و باقیمانده خاک برای تعیین سایر ویژگی های فیزیکی و شیمیایی از الک ۲ میلی متری گذرانده شد. جرم مخصوص ظاهری^۴ (BD) به روش استوانه دست نخورده (Blake & Hartge, 1986a) جرم مخصوص حقیقی^۵ (PD) به روش پیکنومتر (Blake & Hartge, 1986b)، تخلخل کل (n) از روی داده های BD و PD (n= 1-BD/PD) (Denielson & Suterland, 1986)، توزیع ذرات شن، سیلت و رس و کلاس بافت خاک به روش هیدرومتری^۴ قرائته (Gee & Or, 2002)، میانگین وزنی^۶ (MWD_{dry}) و میانگین هندسی^۷ (GMD) قطر خاکدانه ها به روش الک خشک با استفاده از سری الک های با قطر ۲، ۱، ۰/۵، ۰/۲۵ و ۰/۱۰۶ میلی متر (Van Bavel, 1949) اندازه گیری شد. کربن آلی^۸ (OC) به روش والکی و بلک، کربنات کلسیم معادل (CaCO₃) به روش تیتراسیون با اسید و سود، واکنش (pH) در مخلوط ۱ به ۲/۵ خاک و آب و هدایت الکتریکی (EC) در عصاره ۱ به ۲/۵ خاک به آب مطابق با دستورالعمل های ارائه شده (Page, 1985) اندازه گیری شد. میانگین هندسی^۹ (d_g) و انحراف استاندارد هندسی^{۱۰} (Sg) قطر ذرات خاک برحسب درصد های شن، سیلت و رس محاسبه گردید (Campbell, 1985).

معنی داری بین لگاریتم زمان نفوذ قطره آب (Log WDPT) و مقدار ماده آلی خاک وجود دارد. اعلامنش و همکاران (Aelamanesh *et al.*, 2014) از توابع MLR برای برآورد SWR از روی متغیرهای کربن آلی، نیتروژن کل، نسبت کربن به نیتروژن، شن، رس، رس ریز و CaCO₃ در استان همدان استفاده کردند؛ نتایج نشان داد که کربن آلی، نیتروژن کل، فعالیت های باکتری ها و قارچ ها و نسبت کربن آلی به رس از متغیرهای مهم و اثرگذار در برآورد SWR بودند. پیش‌ناماز آملی و همکاران (Pishnamaz *et al.*, 2022) از مدل MLR برای تخمین SWR از روی ویژگی های زود یافت خاک استفاده کردند. نتایج نشان داد کربن آلی، نیتروژن و آهک، مناسب ترین متغیرهای ورودی در تخمین SWR بودند.

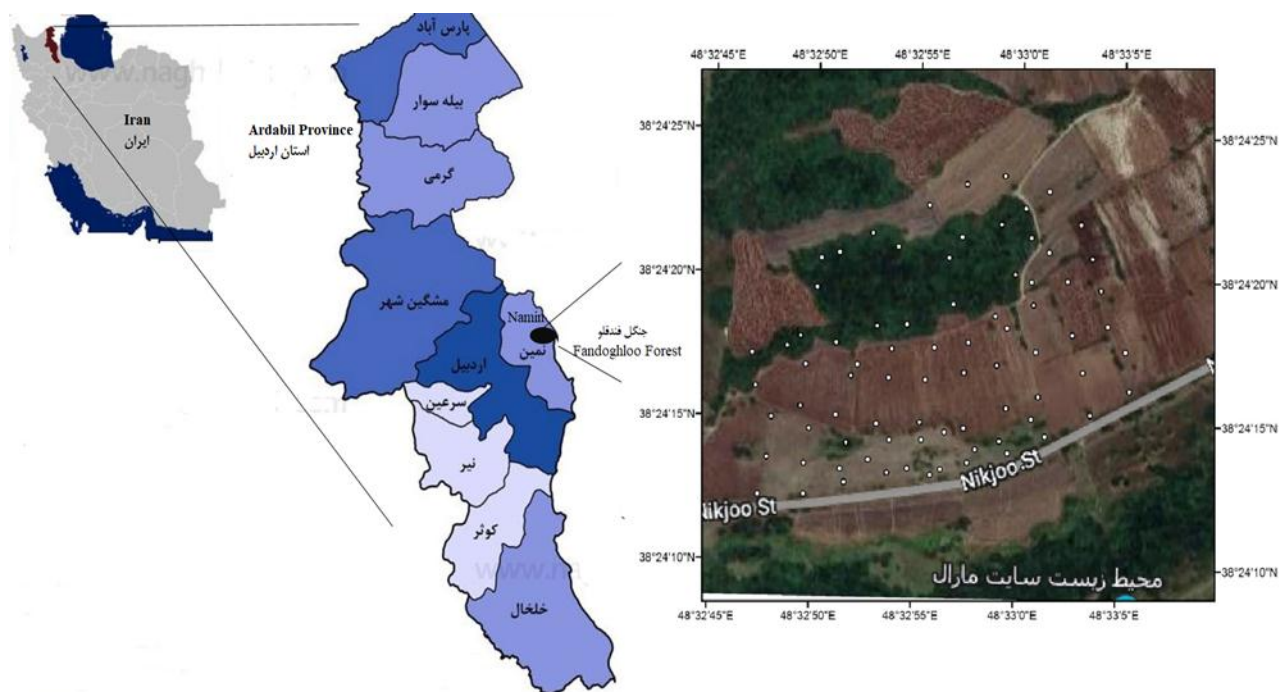
بررسی منابع نشان داد اگرچه از مدل های MLR برای تخمین آبریزی خاک (SWR) توسط تعداد انگشت شماری از محققان استفاده شده است ولی براساس اطلاعات موجود از مدل های هوشمند مانند ANN و GEP در این زمینه استفاده نشده است. بنابراین نوآوری تحقیق حاضر نسبت به مطالعات قبلی در آن است که علاوه بر مدل MLR از مدل های ANN و GEP نیز برای برآورد SWR استفاده شده است. اهداف پژوهش حاضر عبارت بودند از: ۱- تعیین همبستگی بین متغیرهای زود یافت خاک مانند شن، سیلت، رس، جرم مخصوص ظاهری و حقیقی، تخلخل کل، کربن آلی، هدایت الکتریکی (EC)، واکنش (pH)، کربنات کلسیم معادل، هدایت الکتریکی با متغیر دیر یافت SWR ۲- ایجاد توابع انتقالی MLR، ANN و GEP بین متغیرهای زود یافت با SWR ۳- ارزیابی و مقایسه دقت برآورد مدل های ANN، MLR و GEP در تخمین SWR در منطقه مورد مطالعه با استفاده از آماره های ضریب تبیین (R²)، ریشه میانگین مربعات خطا^۱ (RMSE)، میانگین خطا^۲ (ME) و نش ساتکلیف^۳ (NS).

مواد و روش ها

منطقه مورد مطالعه

6. Mean Weight Diameter of aggregates (MWD_{dry})
7. Geometric Mean Diameter (GMD)
8. Organic Carbon (OC)
9. Geometric Mean of soil particle diameter (d_g)
10. Geometric Standard Deviation of soil particles (Sg)

1. Root Mean Square Error (RMSE)
2. Mean Error (ME)
3. Nash Sutcliffe (NS)
4. Bulk Density (BD)
5. Particle Density (PD)



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی و نقشه توزیع نقاط نمونه برداری منطقه مورد مطالعه.

Figure 1. Geographic position and distribution map of sampling points in the study area.

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 برای سه مدل ANN به ترتیب برابر ۶، ۵ و ۲ انتخاب گردید. نرون‌های پنهان درون شبکه پرسپترون چند لایه، در هر لایه به نرون‌های لایه بعد متصل هستند. به منظور تجزیه و تحلیل ویژگی‌ها در داده‌های ورودی، توابع فعال‌سازی تانژانت سیگموئید و خطی به ترتیب در لایه‌های پنهان و خروجی هر سه مدل ANN به کار برده شد. به منظور آموزش شبکه با دقت بالا از الگوریتم آموزشی مارکوآت- لونیبرگ استفاده گردید. برای مدل‌سازی SWR بر اساس برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) از نرم‌افزار Gene Xpro Tools 4.0 استفاده شد. برای این منظور از مجموعه عملکردهای ریاضی شامل چهار عمل اصلی، جذر، اکسپونشیال، لگاریتم طبیعی، توان ۲ و ۳ و ریشه سوم استفاده شد. پارامترهای لازم برای مدل‌سازی GEP در جدول ۲ آورده شده است. در تمامی توابع انتقالی به کار گرفته شده برای برآورد SWR در پژوهش حاضر از مجموع ۸۰ داده برای هر متغیر، ۶۰ داده برای آموزش مدل‌های مذکور و ۲۰ داده برای آزمون آن‌ها استفاده شد.

آبگریزی خاک (SWR) به روش نفوذ قطره آب^۱ (WDPT) (Dekker & Ristema, 1994) بر روی کلوخه هوا خشک با ۵ تکرار در آزمایشگاه اندازه‌گیری شد؛ بدین ترتیب که با استفاده از قطره‌چکان، قطره‌ای با حجم ۰/۰۳۵ میلی‌لیتر بر روی سطح کلوخه قرار داده شد سپس با استفاده از ذره‌بین و زمان‌سنج، مدت زمانی که طول کشید تا قطره آب درون کلوخه نفوذ نماید اندازه‌گیری شد. میانگین ۵ تکرار زمان نفوذ قطره آب (WDPT) به عنوان SWR در نظر گرفته شد. اگر مدت زمانی که قطره آب در درون خاک نفوذ کند بیش از ۵ ثانیه طول بکشد خاک درجات مختلفی از آبگریزی را نشان می‌دهد (جدول ۱).

اشتقاق توابع انتقالی

بررسی نرمال بودن توزیع داده‌ها با استفاده از آزمون کولموگروف- اسمیرنوف و همبستگی بین متغیرهای خاک با نرم‌افزار SPSS انجام گرفت. مدل‌های رگرسیون خطی چندگانه (MLR) به روش گام به گام در نرم‌افزار SPSS برای برآورد آبگریزی خاک (SWR) ایجاد گردید. مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) با استفاده از نرم‌افزار MATLAB ایجاد شدند. شبکه پرسپترون سه لایه شامل یک لایه ورودی، یک لایه پنهان و یک لایه خروجی با

3. Water Drop Penetration Time (WDPT)

ارزیابی توابع انتقالی

برای ارزیابی دقت برآورد توابع انتقالی ANN، MLR و GEP در تخمین SWR از آماره‌های ضریب تبیین (R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) میانگین خطا (ME) و نش‌ساتکلیف (NS) استفاده گردید. مقادیر R^2 بالا (نزدیک به ۱) بیانگر دقت بالای برآورد می‌باشد. از لحاظ آماری، کمترین مقدار RMSE، صفر می‌باشد که در آن وضعیت، مقادیر اندازه‌گیری و برآورد شده SWR با هم برابر

هستند. هرچه مقدار RMSE کوچکتر باشد، برآورد انجام شده توسط مدل دقیق‌تر است. مقادیر مثبت ME بیش‌برآوردی و مقادیر منفی آن کم‌برآوردی مدل را نشان می‌دهد. اگر ضریب NS برابر یک باشد، بیانگر آن است که مدل‌سازی با دقت بالایی انجام گرفته و مقادیر اندازه‌گیری و برآورد شده SWR در تطابق کامل هستند. مقدار برابر با صفر NS نیز نشان‌دهنده آن است که برآوردهای مدل، دقتی برابر با دقت میانگین داده‌های اندازه‌گیری شده دارند.

جدول ۱- گروه‌بندی آبریزی خاک‌ها (SWR) بر اساس زمان نفوذ قطره آب (WDPT) (Dekker & Jungerius, 1990).
Table 1. Soil water repellency (SWR) classification based on water droplet penetration time (WDPT).

WDPT (s)	Soil water repellency (SWR) class
WDPT < 5	Wettable
5 > WDPT > 60	Slightly water repellent
60 > WDPT > 600	Water repellent
600 > WDPT > 3600	Strongly water repellent
WDPT > 3600	Severely water repellent

جدول ۲- مقادیر پارامترهای مدل برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP).

Table 2. The values of GEP model parameters.

Genetic factors	Values	General adjustment	Values
Mutation rate	0.044	Number of chromosome	30
Inversion rate	0.1	Head size	8
one point recombination rate	0.3	Number of genes	3
Two point recombination rate	0.3	Linking function	Sum (+)
Gene recombination rate	0.1	Fitness function error type	RMSE

نتایج و بحث

آماره‌های توصیفی ویژگی‌های خاک

ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک‌های منطقه مورد مطالعه در جدول ۳ آورده شده است. کلاس بافت خاک‌ها، لوم سیلتی، لوم رسی سیلتی، لوم، لوم شنی، لوم رسی، لوم رسی شنی بودند. بر این اساس، عمده خاک‌های منطقه متوسط تا ریز بافت هستند. توصیف آماری ویژگی‌های خاک (جدول ۳) نشان می‌دهد که توزیع داده‌ها تاحدودی مناسب می‌باشد این مسئله از لحاظ توسعه و ارزیابی توابع انتقالی دارای اهمیت است. ضریب تغییرات (CV) بالای آبریزی خاک SWR (۱۶۵/۸۵ درصد)، EC (۱۱۷/۶۲ درصد)، d_g (۸۱/۷۹ درصد)، کربن آلی (۶۰/۵۳ درصد)، رس (۴۶/۴۵ درصد) و شن (۴۵/۹۶ درصد) نیز بیانگر این موضوع است؛ علت این موضوع را می‌توان به کاربری

متفاوت اراضی مورد مطالعه نسبت داد. دامنه تغییرات SWR از ۱/۲۰ تا ۱۲۱/۶۰ ثانیه متغیر می‌باشد (جدول ۳) و مقادیر بالای SWR مربوط به کاربری جنگلی به علت بالا بودن میزان ماده آلی در این کاربری و مقادیر پایین آن مربوط به کاربری زراعی می‌باشد. فرایند آبریزی با ماده آلی خاک دارای رابطه مستقیم می‌باشد زیرا در طول تجزیه ماده آلی، ترکیبات آلی مومی سطح خاک را می‌پوشاند و خاک به شکل آبریز درمی‌آید (Dekker & Jungerius, 1990). دامنه جرم مخصوص ظاهری (BD) ۰/۸۴ تا ۱/۴۳ $g\ cm^{-3}$ و جرم مخصوص حقیقی (PD) ۲/۰۱ تا ۲/۶۸ $g\ cm^{-3}$ متغیر بود. مقادیر بالا به ترتیب مربوط به کاربری مرتعی و زراعی و مقادیر پایین مربوط به کاربری جنگلی با کربن آلی بالا می‌باشد.

جدول ۳- آماره‌های توصیفی ویژگی‌های خاک در منطقه مورد مطالعه (n=80).

Table 3. Descriptive statistics of soil properties in the study area (n=80).

Variable	CV (%)	Mean	Max	Min
Sand (%)	45.96	33.26	64.80	13.14
Silt (%)	28.12	45.33	74.97	21.12
Clay (%)	46.45	21.41	42.18	3.00
OC (%)	60.53	2.86	7.17	1.01
CaCO ₃ (%)	28.61	7.07	15.60	2.10
BD (g cm ⁻³)	11.46	1.13	1.43	0.84
PD (g cm ⁻³)	6.30	2.43	2.68	2.01
n (%)	11.76	0.53	0.87	0.39
dg	81.79	0.06	0.21	0.01
Sg	27.49	11.52	20.43	5.61
EC _{1:2.5} (dS m ⁻¹)	117.62	0.14	1.08	0.02
pH	6.26	6.31	7.34	5.45
MWDd (mm)	17.37	1.56	2.31	0.98
GMD (mm)	10.41	1.03	1.33	0.80
SWR (Sec)	165.85	10.44	121.60	1.20

OC: Organic carbon; EC: Electrical conductivity; BD: Bulk density; PD: Particle density; MWD: Mean weight diameter of aggregates; SWR: Soil water repellency; GMD: Geometric Mean Diameter; CV: Coefficient of variation.

وارد مدل شده و در غیر این صورت باید از مدل حذف شود (Yazdani *et al.*, 2016).

مشاهده می‌شود همبستگی منفی بین SWR با سیلت، جرم مخصوص ظاهری و جرم مخصوص حقیقی بوده، در حالی که، همبستگی بین SWR با کربن آلی، میانگین هندسی قطر ذرات خاک، انحراف استاندارد هندسی قطر ذرات خاک، pH، EC، CaCO₃، GMD و MWD_{dry} مثبت بود (P<0.01). SWR بیشتر در خاک‌های شنی رخ می‌دهد زیرا سطح ویژه ذرات شن کم بوده و به راحتی توسط ماده آلی (نسبت به ذرات رسی و سیلت) پوشش داده می‌شوند (Doerr & Thomas, 2009; Martinez-zavala *et al.*, 2000). همبستگی مثبت و قوی SWR با dg (r=0.62) نیز این موضوع را تأیید می‌کند (جدول ۴). به عبارت دیگر، در این پژوهش با افزایش میانگین هندسی قطر ذرات خاک، آبگریزی نیز افزایش یافته است. همبستگی مثبت و معنی‌دار بین SWR با کربن آلی (r=0.37) قابل انتظار بود، زیرا با افزایش مواد آلی، به علت ایجاد خاصیت مومی و چربی در خاک، آبگریزی افزایش می‌یابد (Dekker & Jangerius, 1990). (Zulfiqari & Haj 2008) نیز خاک‌های جنگلی لردگان به دلیل

ضریب همبستگی پیرسون (r) بین متغیرهای خاک در جدول ۴ آورده شده است. یکی از روش‌های تخمین پارامترها در توابع رگرسیون خطی، روش حداقل مربعات می‌باشد که وجود هم‌راستایی چندگانه^۱ بین متغیرهای ورودی تابع از مشکلات مربوط به این روش می‌باشد. برای تشخیص هم‌راستایی چندگانه از عامل تورم واریانس (VIF) استفاده می‌شود که نشان می‌دهد تا چه حد واریانس ضرایب تخمینی در حالتی که متغیرهای تخمین همبستگی خطی ندارند افزایش یافته است. (Yazdani *et al.*, 2016) بر اساس نتایج (جدول ۴) بین کربن آلی با میانگین هندسی قطر ذرات خاک و جرم مخصوص حقیقی، سیلت با انحراف استاندارد هندسی قطر ذرات خاک و GMD با MWD_d همبستگی خطی قوی (r>60) وجود دارد. لذا برای جلوگیری از هم‌راستایی چندگانه از این متغیرها هم‌زمان برای اشتقاق توابع رگرسیونی در تخمین SWR در یک تابع استفاده نشد (Asghari *et al.*, 2019). علاوه بر این، نتایج آنالیز هم‌خطی حداکثر تورم واریانس (VIF) توابع مربوطه (جدول ۵) مقادیر کمتر از ۵ را نشان دادند که حداکثر مقدار به دست آمده در این پژوهش ۱/۴۴ به دست آمد. در صورتی که آماره VIF کمتر از ۵ برای یک متغیر به دست آید آن متغیر باید

داد (جدول ۴). نتایج همبستگی به دست آمده در باره SWR، کربن آلی و کربنات کلسیم معادل در این پژوهش با یافته‌های پیش‌نماز آملی و همکاران (Pishnamaz amoli *et al.*, 2022) مطابقت دارد. آن‌ها گزارش کردند ماده آلی و کربنات کلسیم از عوامل مهم در برآورد آبگریزی خاک بودند. اعلامنش و همکاران (Aelamanesh *et al.*, 2014) نیز در خاک‌های استان همدان بین SWR و OC همبستگی مثبت و معنی‌داری به دست آوردند.

داشتن ماده آلی زیاد به شدت آبگریز گزارش کردند. در پژوهش حاضر، به دلیل همبستگی منفی و معنی‌دار جرم مخصوص ظاهری با کربن آلی ($r=0.39$) و نیز همبستگی مثبت و معنی‌دار کربن آلی با آبگریزی ($r=0.37$) می‌توان چنین استنباط نمود که افزایش کربن آلی و کاهش جرم مخصوص ظاهری، موجب افزایش آبگریزی خاک شده است. همبستگی مثبت بین SWR و MWD_{dry} را می‌توان به رابطه مثبت و معنی‌دار MWD_{dry} با کربن آلی ($r=0.31$) نسبت

جدول ۴- ضریب همبستگی پیرسون (r) بین متغیرهای مورد مطالعه

Table 4. Pearson correlation (r) between study variables

Variable	SWR	OC	Silt	dg	Sg	BD	PD	pH	EC	CaCO ₃	GMD	MWDd
SWR	1.00											
OC	0.37**	1.00										
Silt	-0.57**	-0.37**	1.00									
dg	0.62**	0.61**	-0.51**	1.00								
Sg	0.31*	0.15 ^{ns}	-0.86**	0.09 ^{ns}	1.00							
BD	-0.37**	-0.39**	-0.11 ^{ns}	-0.16 ^{ns}	0.21 ^{ns}	1.00						
PD	-0.40**	-0.63**	0.16 ^{ns}	-0.42**	0.003 ^{ns}	0.45**	1.00					
pH	0.41**	0.36**	-0.56**	0.53**	0.41**	0.10 ^{ns}	-0.29*	1.00				
EC	0.35**	0.11 ^{ns}	-0.18 ^{ns}	0.26*	0.02 ^{ns}	-0.20 ^{ns}	-0.12 ^{ns}	0.34**	1.00			
CaCO ₃	0.45**	0.47**	-0.32*	0.47**	0.09 ^{ns}	-0.25*	-0.36**	0.49**	0.19 ^{ns}	1.00		
GMD	0.30*	0.17 ^{ns}	-0.41**	0.09 ^{ns}	0.43**	-0.13 ^{ns}	-0.07 ^{ns}	0.05 ^{ns}	-0.11 ^{ns}	0.10 ^{ns}	1.00	
MWDd	0.30*	0.31*	-0.38**	0.21 ^{ns}	0.40**	-0.14 ^{ns}	-0.16 ^{ns}	0.16 ^{ns}	-0.10 ^{ns}	0.13 ^{ns}	0.87**	1.00

** و ***: به ترتیب معنی دار در سطح احتمال ۱ و ۵ درصد. توصیف علائم متغیرها در زیر جدول ۳ آورده شده است.

Variable symbols description is available under Table 3. *, **, Significant at $P < 0.05$ and $P < 0.01$, respectively.

شده وجود دارد (Moriasi *et al.*, 2007). استفاده از R^2 به تنهایی برای ارزیابی اعتبار هر یک از توابع می‌تواند فریب‌دهنده باشد و نزدیک بودن مقدار R^2 به ۱ لزوماً دلیل بر تطبیق کامل مقادیر اندازه‌گیری شده با برآورد شده متغیر وابسته نمی‌باشد، یعنی بالا بودن عدد R^2 دلیل بر این نمی‌باشد که خطا کمتر است (Kozak *et al.*, 1996) بنابراین در پژوهش حاضر توابع بر مبنای پایین بودن RMSE رتبه‌بندی شدند. براساس داده‌های آزمونی، کمترین میزان آماره RMSE در تابع شماره ۳ مشاهده گردید پس تابع رگرسیونی شماره ۳ (جدول ۶) با متغیرهای ورودی میانگین هندسی قطر ذرات خاک (d_g)، سیلت و جرم مخصوص ظاهری (BD) از نظر برآورد SWR دارای دقت بالاتری در مقایسه با سایر توابع بود.

اشتقاق توابع رگرسیونی برای برآورد SWR

سه تابع رگرسیونی با استفاده از متغیرهای زود یافت خاک برای برآورد SWR ایجاد گردید (جدول ۵). همانطور که نمایان است میانگین هندسی قطر ذرات خاک دارای بالاترین ضریب رگرسیون در برآورد SWR بود و با علامت مثبت وارد توابع رگرسیونی گردید که بیانگر آن است با افزایش d_g ، آبگریزی خاک نیز افزایش پیدا می‌کند. جرم مخصوص ظاهری دارای علامت منفی در توابع رگرسیونی SWR است که بیانگر کاهش آبگریزی خاک با افزایش آن می‌باشد. برای ارزیابی دقت برآورد SWR توسط توابع رگرسیونی از آماره‌های R^2 ، RMSE و ME استفاده شد (جدول ۶). مقادیر ضریب نش‌ساتکلیف می‌تواند از منفی بی‌نهایت تا یک متغیر باشد. در صورتی که مقدار آن برابر یک باشد تناسب مناسبی بین داده‌های اصلی و تخمین زده

جدول ۵- توابع رگرسیونی اشتقاق یافته برای برآورد ضریب آبگریزی خاک (SWR)

Table 5. Derived regression PTFs for estimating soil water repellency (SWR)

PTF number	Max VIF	Regression PTFs
1	1	SWR = 273.66 dg - 3.071
2	1.35	SWR = 196.62 dg - 0.53 Si + 25.41
3	1.44	SWR = 149.06 dg - 0.67 Si - 58.59 BD + 101.27

توصیف متغیرها در زیر جدول ۳ آورده شده است.

Variables description is available under Table 3.

ANN در نظر گرفته شد. معیارهای ارزیابی توابع ANN برای برآورد SWR در جدول ۷ ارائه گردیده است. این توابع نیز همانند توابع انتقالی رگرسیونی بر اساس کوچک بودن RMSE رتبه‌بندی شدند. بر اساس آماره RMSE در داده‌های آزمونی (جدول ۷)، بهترین تابع ANN، تابع شماره ۳ با متغیرهای ورودی میانگین هندسی قطر ذرات خاک (d_g)، سیلت و جرم مخصوص ظاهری (BD) در مقایسه با سایر توابع در برآورد SWR بود. مقادیر R^2 ، NS، RMSE و ME این تابع برای داده‌های آموزش به ترتیب برابر $0/85$ ، $0/86$ ، $7/43$ sec، $0/80$ - و برای داده‌های آزمون به ترتیب برابر $0/37$ ، $0/46$ ، $2/85$ sec، $0/58$ بود (جدول ۷). مقدار منفی ME در داده‌های آموزشی در تابع ۳ بیانگر آن است که این تابع، SWR را کمتر از مقدار واقعی برآورد می‌کند در حالی که، مثبت بودن مقدار ME در داده‌های آزمونی نشان می‌دهد که این تابع، SWR را بیشتر از مقدار واقعی برآورد می‌کند. مقدار NS در داده‌های آموزشی تابع مذکور برابر با $0/85$ و در داده‌های آزمونی برابر $0/37$ - می‌باشد که نشان می‌دهد تناسب نسبتاً خوبی بین داده‌های اصلی و تخمین زده شده وجود دارد. در رتبه‌بندی بعدی تابع شماره ۲ با متغیرهای ورودی میانگین هندسی قطر ذرات خاک (d_g) و سیلت از دقت بیشتری در برآورد SWR برخوردار است و می‌توان نتیجه گرفت که افزودن سیلت به تابع ۱ و افزودن جرم مخصوص ظاهری به تابع ۲ باعث افزایش دقت و کاهش خطای مدل ANN در برآورد آبگریزی خاک گردیده است (جدول ۷). نتایج مشابهی در خصوص دقت بالای مدل ANN در برآورد سایر متغیرهای دیرپافت خاک توسط امیرعابدی و همکاران (Amirabedi *et al.*, 2018) در دشت اردبیل و اصغری و همکاران (Asghari *et al.*, 2019) در اراضی متأثر از نمک اطراف دریاچه ارومیه گزارش شده است.

مقادیر NS، R^2 ، RMSE و ME این تابع برای داده‌های آموزشی به ترتیب برابر $0/60$ ، $0/60$ ، $12/23$ sec و $0/16$ - و برای داده‌های آزمونی برابر $20/99$ ، $0/18$ ، $16/89$ sec و $10/34$ - بود (جدول ۶). برای اکثر مدل‌های رگرسیونی مقادیر ME در مرحله آموزش و آزمون منفی بود. مقادیر منفی ME برای داده‌های آموزش و آزمون نیز بیانگر برآورد کمتر از مقدار واقعی SWR توسط تابع شماره ۳ می‌باشد. البته مقدار NS در داده‌های آزمونی تابع مذکور برابر $20/99$ - می‌باشد که نشان می‌دهد تناسب چندان خوبی بین داده‌های اصلی و تخمین زده شده وجود ندارد. همچنین معادله رگرسیونی تابع ۳ (جدول ۶) نشان‌دهنده تأثیر مثبت متغیر میانگین هندسی قطر ذرات خاک (d_g) به علت دارا بودن ضریب رگرسیونی مثبت در تخمین SWR نسبت به ضرایب رگرسیونی منفی سیلت و جرم مخصوص ظاهری (BD) است. در رتبه‌بندی بعدی تابع شماره ۲ با متغیرهای ورودی میانگین هندسی قطر ذرات خاک (d_g) و سیلت و تابع شماره ۱ با متغیر ورودی میانگین هندسی قطر ذرات خاک (d_g) پیشنهاد آملی و همکاران (Pishnamaz amoli *et al.*, 2022) نیز ضریب تبیین معادلات رگرسیونی برای تخمین SWR را پایین ($R^2 = 0.23$) گزارش کردند و ماده آلی، نیتروژن و کربنات کلسیم معادل از عوامل مهم بر آبگریزی خاک در کاربری‌های جنگل، مرتع، مرکبات و شالیزار تشخیص داده شد.

اشتقاق توابع شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای برآورد SWR

برای اشتقاق توابع شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برآورد-کننده SWR، از ۳ تابع با همان متغیرهای ورودی توابع رگرسیونی استفاده شد؛ بدین صورت که، تابع فعال‌ساز سیگموئیدی در لایه پنهان و تابع خطی در لایه خروجی ساختار پرسپترون شبکه عصبی مصنوعی تمامی توابع

جدول ۶- معیار های ارزیابی توابع انتقالی رگرسیونی برای برآورد ضریب آبریزی خاک (SWR)

Table 6. Evaluation criteria for regression PTFs in estimating soil water repellency (SWR)

PTF number	Input variables	Training set				Testing set			
		NS	ME (Sec)	RMSE (Sec)	R ²	NS	ME (Sec)	RMSE (Sec)	R ²
1	Dg	0.39	-	15.21	0.39	-21.65	-9.53	17.14	0.03
2	dg, Si	0.48	0.1324	14.06	0.48	-21.07	-9.86	16.92	0.09
3	dg, Si, BD	0.60	-0.1625	12.23	0.60	-20.99	-	10.34	16.89

توصیف متغیرها در زیر جدول ۳ آورده شده است؛ R²: ضریب تبیین، ME: میانگین خطا، RMSE: مجذور میانگین مربعات خطا، NS: ضریب نش-ساتکلیف. R²: coefficient of determination; RMSE: root mean square error; ME: mean error; NS: Nash-Sutcliffe coefficient. variables description is available under Table 3.

مطالعه می‌باشد. بر اساس اطلاعات موجود از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای برآورد آبریزی خاک استفاده نشده است لذا امکان مقایسه دقیق نتایج این قسمت با یافته‌های سایر محققان میسر نشد.

متغیرهای ورودی بهترین تابع ANN در این پژوهش نشان- دهنده اهمیت بالای میانگین هندسی قطر ذرات خاک (d_g)، سیلت و جرم مخصوص ظاهری (BD) نسبت به سایر متغیر- های زود یافت در برآورد SWR خاک‌های منطقه مورد

جدول ۷- معیار های ارزیابی توابع شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد ضریب آبریزی خاک (SWR)

Table 7. Evaluation criteria for ANN PTFs in estimating soil water repellency (SWR)

PTF number	Input variables	Training set				Testing set			
		NS	ME (Sec)	RMSE (Sec)	R ²	NS	ME (Sec)	RMSE (Sec)	R ²
1	Dg	0.75	0.27	9.65	0.75	0.07	0.55	3.46	0.10
2	dg, Si	0.70	-1.73	10.60	0.71	0.31	-0.02	2.97	0.32
3	dg, Si, BD	0.85	-0.80	7.43	0.86	0.37	0.58	2.85	0.46

توصیف متغیرها و علائم در زیر جداول ۳ و ۶ آورده شده است.

Variables and symbols description is available under Tables 3 and 6.

ME برای داده‌های آموزشی و آزمون بیانگر کم‌برآوردی تابع ۳ در تخمین SWR می‌باشد. در رتبه‌های بعدی برای تخمین SWR، تابع شماره ۲ با متغیرهای ورودی میانگین هندسی قطر ذرات خاک (d_g) و سیلت دارای دقت بالاتری می‌باشد. مقدار NS در داده‌های آموزشی تابع مذکور برابر با ۰/۸۶ و در داده‌های آزمون برابر ۱۲/۸۲- می‌باشد که نشان می‌دهد که به علت استفاده مدل GEP از داده‌های ناشناخته در مرحله آزمون داده‌ها، آماره NS در مقایسه با مرحله آموزش داده‌ها به‌طور قابل توجهی کاهش یافته است بنابراین بر اساس بهترین توابع بیان زن می‌توان گفت در بین متغیرهای زود یافت خاک، پارامترهای میانگین هندسی قطر ذرات خاک (d_g)، سیلت و جرم مخصوص ظاهری (BD) از دقت بیشتری در برآورد SWR برخوردار بودند (جدول ۸). در پژوهش فرزاد مهر و همکاران (Farzadmehr et al., 2020) نیز مدل GEP در مقایسه با توابع MLR توانست

اشتقاق توابع برنامه‌ریزی بیان زن (GEP) برای برآورد SWR

در پژوهش حاضر برای اشتقاق توابع برنامه‌ریزی بیان زن (GEP) در برآورد SWR (جدول ۸) از سه تابع با همان متغیرهای ورودی توابع رگرسیونی استفاده شد. جدول ۸ مقادیر معیارهای ارزیابی توابع GEP در برآورد SWR را نشان می‌دهد. این توابع نیز همانند توابع ANN و MLR (جداول ۶ و ۷)، براساس کوچک بودن RMSE رتبه‌بندی شدند. براساس آماره ذکر شده در داده‌های آزمون (جدول ۸)، در مدل GEP، تابع شماره ۳ به عنوان بهترین تابع به منظور برآورد SWR با متغیرهای ورودی میانگین هندسی قطر ذرات خاک (d_g)، سیلت و جرم مخصوص ظاهری (BD) تعیین گردید. مقادیر NS، R²، RMSE و ME این تابع برای داده‌های آموزش به ترتیب برابر ۰/۸۶، ۰/۸۶، ۰/۱۹ sec، ۷/۱۹ sec، ۰/۱۲- و برای داده‌های آزمون به ترتیب برابر ۱۲/۸۲-، ۰/۱۹، ۱۳/۳۹ sec، ۶/۳۸- بود (جدول ۸). مقادیر منفی

تاکنون استفاده نشده است، لذا امکان مقایسه دقیق نتایج این قسمت نیز با یافته‌های سایر محققان میسر نشد.

هدایت هیدرولیکی اشباع خاک را با دقت بالا و خطای کمتری تخمین بزند. بر اساس اطلاعات در دسترس از برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) برای برآورد آبریزی خاک

جدول ۸- معیار های ارزیابی توابع برنامه‌ریزی بیان ژن برای برآورد ضریب آبریزی خاک (SWR)
Table 8. Evaluation criteria for GEP PTFs in estimating soil water repellency (SWR)

PTF number	Input variables	Training set				Testing set			
		NS	ME (Sec)	RMSE (Sec)	R ²	NS	ME (Sec)	RMSE (Sec)	R ²
1	Dg	0.66	0.01	11.24	0.66	-18.06	-8.10	15.73	0.08
2	dg, Si	0.80	0.18	8.64	0.80	-17.21	-7.11	15.37	0.13
3	dg, Si, BD	0.86	-0.12	7.19	0.86	-12.82	-6.38	13.39	0.19

توصیف متغیرها و علائم در زیر جداول ۳ و ۶ آورده شده است.

Variables and symbols description is available under Tables 3 and 6.

را طبق داده‌های آزمونی نشان می‌دهد. با توجه به شکل ۲ مشاهده می‌شود پراکندگی داده‌ها حول محور ۱:۱ در بهترین توابع رگرسیونی و بیان ژن بیشتر از بهترین تابع شبکه عصبی مصنوعی اشتقاق یافته در برآورد SWR در خاک‌های منطقه مورد مطالعه می‌باشد به عبارتی دقت مدل شبکه عصبی مصنوعی در تخمین SWR به مراتب بیشتر و بهتر از مدل‌های رگرسیونی و بیان ژن بوده است. در پژوهش امیرعابدی و همکاران (Amirabedi *et al.*, 2018) نیز دقت مدل شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل‌های رگرسیونی در برآورد میانگین وزنی قطر خاکدانه‌ها بیشتر بود. نتایج پژوهش احمدی و همکاران (Ahmadi *et al.*, 2019) نیز نشان داد توابع شبکه عصبی مصنوعی از دقت بالایی در مقایسه با توابع رگرسیونی در برآورد رطوبت ظرفیت مزرعه (FC) و رطوبت نقطه پژمردگی (PWP) برخوردار بودند. در پژوهش اصغری و همکاران (Asghari *et al.*, 2019) نیز در برآورد هدایت هیدرولیکی اشباع (Ks) خاک، شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با توابع رگرسیونی و نروفازی از دقت بالاتر و خطای کمتر برخوردار بودند.

مقایسه دقت توابع رگرسیونی (MLR)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و بیان ژن (GEP) در برآورد SWR مقادیر NS، R²، RMSE و ME در داده‌های آزمونی برای بهترین توابع رگرسیونی (MLR)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) در برآورد SWR در جدول ۹ ارائه شده است. مشاهده می‌شود مدل ANN به دلیل داشتن RMSE کمتر (۲/۸۵) در مقابل ۱۳/۳۹ و ۱۶/۸۹ به ترتیب برای توابع GEP و MLR و نیز R² بالاتر (۰/۴۶) در مقابل ۰/۱۹ و ۰/۱۸ به ترتیب برای توابع GEP و MLR و نیز NS نزدیک به یک (۰/۳۷) در مقابل ۱۲/۸۲ و ۲۰/۹۹- به ترتیب برای توابع GEP و MLR دارای دقت بالاتر و خطای کمتری در برآورد SWR در مقایسه با توابع MLR و GEP بود. بر اساس نتایج بهترین توابع انتقالی رگرسیونی، شبکه عصبی مصنوعی و بیان ژن (جدول ۹)، مهمترین متغیرهای ورودی در برآورد SWR برای خاک‌های منطقه مورد مطالعه میانگین هندسی قطر ذرات خاک (d_g)، سیلت و جرم مخصوص ظاهری (BD) بودند. شکل ۲ نمودار ۱:۱ مقادیر اندازه‌گیری و برآورد شده SWR با استفاده از بهترین توابع رگرسیونی، شبکه عصبی مصنوعی و بیان ژن

جدول ۹- مقایسه دقت توابع انتقالی در برآورد ضریب آبریزی خاک (SWR) بر اساس بهترین تابع در داده های آزمونی
Table 9. Comparison the precision of PTFs in soil water repellency (SWR) according to the best function in testing data set.

PTF number	Input variables	NS	ME (Sec)	RMSE (Sec)	R ²
MLR	dg, Si, BD	-20.99	-10.34	16.89	0.18
ANN	dg, Si, BD	0.37	0.58	2.85	0.46
GEP	dg, Si, BD	-12.82	-6.38	13.39	0.19

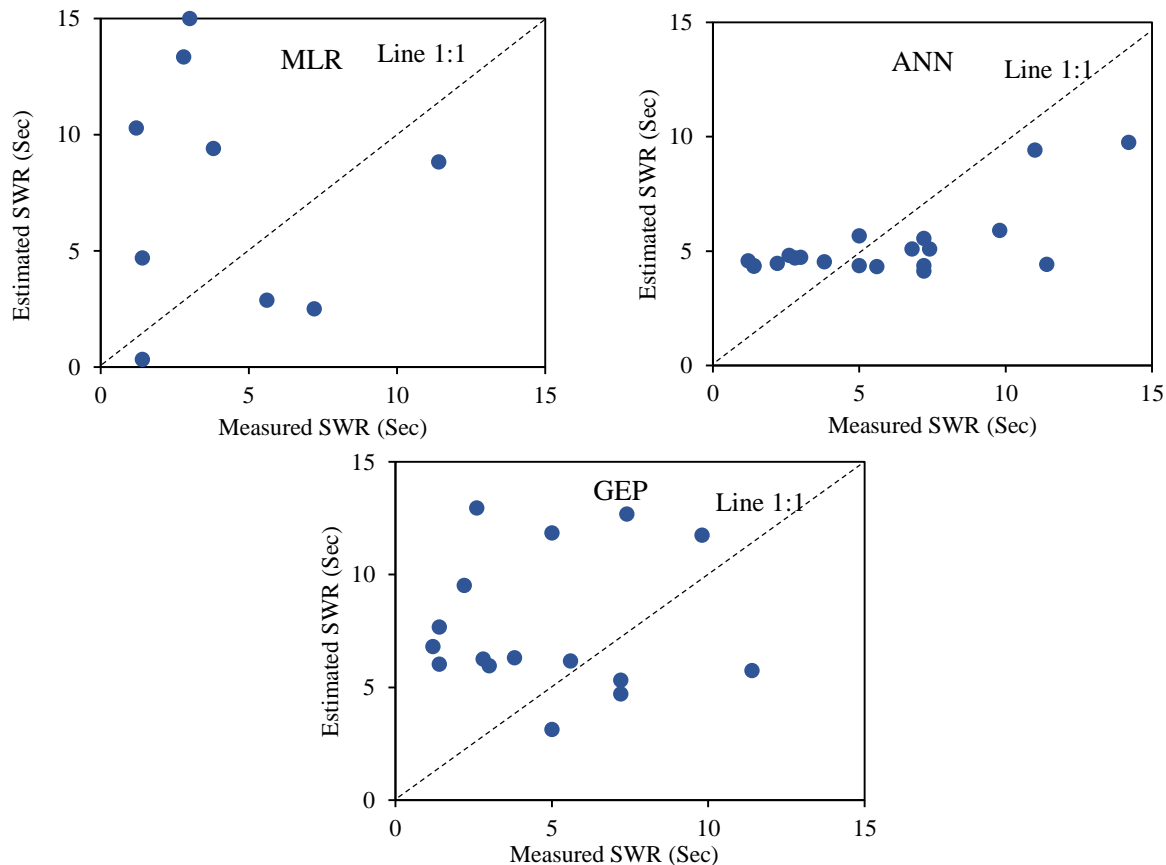
توصیف متغیرها و علائم در زیر جداول ۳ و ۶ آورده شده است.

Variables and symbols description is available under Tables 3 and 6.

نتیجه گیری کلی

جرم مخصوص ظاهری (BD) مهم ترین متغیرهای تأثیرگذار زودیافت خاک در برآورد SWR در اراضی مورد مطالعه می باشند. در این پژوهش، توابع ANN در مقایسه با توابع MLR و GEP به دلیل داشتن R^2 بالا (۰/۴۶) و RMSE پایین (۲/۸۵ Sec) و NS نزدیک به یک (۰/۳۷) دارای قدرت نسبتاً بالایی در تشخیص دقیق روابط پیچیده بین متغیرهای ورودی و خروجی بوده و توانست SWR را با دقت بالا تخمین دهد. پیشنهاد می شود در تحقیقات بعدی از سایر مدل های هوشمند مانند نروفازی، ماشین بردار پشتیبان (SVM) و نیز رگرسیون غیر خطی در برآورد SWR استفاده شود.

مقادیر آبریزی خاک (SWR) از ۱/۲ تا ۱۲۱/۶ ثانیه و کربن آلی خاک از ۱/۰۱ تا ۷/۱۷ درصد در اراضی جنگلی، مرتعی و زراعی منطقه فندقلوی اردبیل متغیر بود. در بین کاربری ها، بیشترین کربن آلی (با میانگین ۴/۹۲ درصد) و آبریزی (با میانگین ۲۳/۰۳ ثانیه) در کاربری جنگلی مشاهده شد. همبستگی مثبت معنی داری بین SWR با کربن آلی، میانگین و انحراف استاندارد هندسی قطر ذرات خاک، CaCO_3 ، EC، pH، GMD و MWD_d و همبستگی منفی معنی داری بین آبریزی خاک (SWR) با سیلت، جرم مخصوص ظاهری و حقیقی خاک یافت شد. نتایج توابع رگرسیونی خطی چندگانه (MLR)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و برنامه ریزی بیان ژن (GEP) نشان داد متغیرهای میانگین هندسی قطر ذرات خاک (d_g)، سیلت و



شکل ۲- نمودار ۱:۱ مقادیر اندازه گیری و برآورد شده ضریب آبریزی خاک (SWR) با استفاده از بهترین تابع رگرسیونی (MLR)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و برنامه ریزی بیان ژن (GEP) بر اساس داده های آزمونی (n=20). اطلاعات مربوط به توابع و متغیرهای ورودی در جدول ۹ آورده شده است. خط چین بیانگر نمودار ۱:۱ است.

Figure 2. 1:1 diagram of measured and estimated values of soil water repellency (SWR) for the testing data set (n=20) based on the best MLR, ANN and GEP PTFs.

Table 9 provides detailed information about each PTF and input variables. The dashed lines indicate the 1:1 line.

References

- Aelamanesh P., Mosaddeghi M.R., Mahboubi A.A., Ahrens B., and Safari Sinegani A.A. 2014. Water repellency in calcareous soils under different land uses in western Iran. *Pedosphere*, 24(3): 378-390.
- Amirabedi H., Asghari Sh., Mesri T., Balandeh N., and Johari E. 2018. Estimating the soil saturated hydraulic conductivity in Ardabil plain soils using artificial neural networks and regression models. *Applied Soil Research*, 7(4): 88-109. (In Persian)
- Asghari Sh., Hatamvand M., and Hasanpour Kashani M. 2019. Deriving pedotransfer functions for estimating soil saturated hydraulic conductivity in northwest of Urmia Lake. *Quarterly Journal of Environmental Erosion Research*, 9(3):102-118. (In Persian)
- Ahmadi A., Alimohammadi M., and Asghari Sh. 2019. Pedotransfer functions for estimating soil moisture content using fractal parameters in Ardabil province. *Quarterly Journal of Environmental Erosion Research*, 34(9:2):37-52. (In Persian)
- Beyrami H., Neyshabouri M., Nazemi A., and Abbasi, F. 2015. Effects of soil water repellency on infiltration characteristics of two sandy loam and clay loam soils. *Water and Soil Science*, 25(2): 181-192. (In Persian)
- Beyrami H., Neyshabouri M., Abbasi F., and Nazemi, A. 2016. Effects of soil water repellency on soil moisture retention curve and S-index in two soils with different textures. *Water and Soil Science*, 25(1-4): 17-26. (In Persian)
- 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.
- Campbell G.S. 1985. *Soil Physics with Basic: Transport Models for Soil-Plant System*. Elsevier, New York. 150 pp.
- Danielson R.E., and Sutherland, P.L. 1986. Porosity. In: Klute A. 2nd Ed. *Methods of Soil Analysis*. Part 1. Physical and mineralogical methods. *Soil Science Society of America and American Society of Agronomy*, Madison, WI, P 443-461.
- Dekker L.W., Ritsema C.J. 1994. How water moves in a water repellent sandy soil—Part 1. Potential and actual water repellency. *Water Resources Research*, 30: 2507–2517.
- Dekker L.W., and Jungerius P.D. 1990. Water repellency in the dunes with special reference to The Netherlands. *Catena*, 18: 173-183.
- Doerr S.H., and Thomas A.D. 2000. The role of soil moisture in controlling water repellency: new evidence from forest soils in Portugal. *Journal of Hydrology*, 231-232: 134–147.
- Ferreira C. 2005. Gene expression programming and the evolution of computer programs. *In recent developments in biologically inspired computing*, pp. 82-103.
- Farzadmehr M., Dastourani M., Khashei Siuki A., and Jalali Moakhar V.R. 2020. Estimating the saturated hydraulic conductivity of soil using Gene expression programming method and comparing it with the pedotransfer functions. *Journal of watershed management research*, 11(22):155-164. (In Persian)
- Goodarzinejad A. 2001. *Artificial Intelligence and Modeling*. Shahid Chamran University of Ahvaz Publications. 325 p. (In Persian)
- 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. Physical Methods—SSSA Book Series No. 5*. *Soil Science Society of America*, Madison, WI, pp. 255-293.
- 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.
- Moghimi S., Parvizi Y., Mahdian M.H., and Masih Abadi M.H. 2015. Comparison of applying multi linear regression analysis and artificial neural network methods for simulating topographic factors effect on soil organic carbon. *Watershed Engineering and Management*, 6(4): 312-322. (In Persian)
- Mirbabaei S.M., Shabanpour M., Zolfaghari A., and Abkenar K.T. 2013. Relationship between soil water repellency and some of soil properties in northern Iran. *Catena*, 108: 26-34.
- Martínez-Zavala L., and Jordán-López A. 2009. Influence of different plant species on water repellency in Mediterranean heathland soils. *Catena*, 76(3): 215–223.

- Mousavi zadeh mojarad R. A., Tabatabaei S., Ghorbani B., and Nourmahnad N. 2020. Effect of soil water repellency on runoff and erosion under different rainfall intensities. *Iranian Water Researches Journal*, 14(2): 51-60. (In Persian)
- Moriasi D.N., J.G. Arnold M.W. Van Liew R.L. Bingner, R.D. Harmel, and T.L Veith. 2007. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE*, 50(3): 885-900.
- Pishnamaz Amoli F., Mosaddeghi M.R., Davatgar N., Chavoshi E., and Torabi Golsefidi H. 2022. The impact of land use on soil water repellency in the central part of Mazandaran province. *Journal of soil Management and Sustainable production*, 12(1): 59- 79. (In Persian)
- Page A.L. (ed.).1985. Methods of Soil Analysis. Part 2. Chemical and Microbiological Methods. Agronomy No. 9. *American Society of Agronomy*, 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.
- Shahmohammadi-Kalalagh Sh, and Beyrami H. 2018. Effect of soil surface water repellency on the evaporation rate from three soils with different textures. *Journal of Water and Soil Resources Conservation*, 7(2): 123-136. (In Persian)
- Tillman R. W., Scotter D. R., Wallis M. G., and Clothier B. E. 1989. Water repellency and its measurement by using intrinsic sorptivity. *Australian Journal of Soil Research*, 27(4): 637–644.
- Yazdani A., Mosaddeghi M.R., Khademi H., Ayoubi S., and Khayamim F. 2016. Relationship of structural stability of surface soils with soil and climate properties in Isfahan province. *Soil Management*, 3(2): 23-31. (In Persian)
- Zulfiqari A.A., and Haj Abbasi M.A. 2008. The effects of land use change on physical properties and water repellency of soils in Lordegan forest and Freidunshar pasture. *Journal of Water and Soil*, 22(2): 251-262. (In Persian)
- Van Bavel C.H.M. 1949. Mean weight diameter of soil aggregates as a statistical index of aggregation. *Soil Science Society of America proceeding*, 14: 20-23.