

ارزیابی توابع انتقالی در برآورد رطوبت اشباع خاک‌های آهکی

الناز رضائی آباجلو^۱، جواد بهمنش^۲، بایرامعلی محمدنژاد^۳، کامران زینالزاده^۴، بهنام حبیبزاده آذر^۵

تاریخ دریافت: ۹۱/۰۸/۱۱

تاریخ پذیرش: ۹۲/۰۲/۰۲

چکیده:

برآورد منحنی رطوبتی خاک نقش مهمی در مدل‌سازی حرکت آب و املاح در خاک‌ها دارد. رطوبت اشباع خاک یکی از پارامترهای مهم در مطالعات خاک است که به منظور برآورد منحنی رطوبتی خاک و هدایت هیدرولیکی غیر اشباع خاک مورد استفاده قرار می‌گیرد. توابع انتقالی به عنوان روشی غیر مستقیم مطرح بوده که پارامترهای دیریافت خاک را از روی پارامترهای زودیافت برآورد می‌نماید. جهت توسعه توابع انتقالی، روش‌های رگرسیون چندگانه خطی و شبکه عصبی مصنوعی بکار گرفته می‌شوند. در این تحقیق، بافت خاک، جرم مخصوص ظاهری، جرم مخصوص حقیقی، درصد مواد آلی و مقدار آهک به عنوان پارامترهای زودیافت و مقدار رطوبت اشباع به عنوان پارامتر دیریافت خاک در نظر گرفته شدند. در این مطالعه، با استفاده از پارامترهای زودیافت در ۱۳۶ نمونه خاک، ۱۴ مدل توابع رگرسیونی و ۶ مدل شبکه عصبی مصنوعی به منظور برآورد رطوبت اشباع خاک مورد ارزیابی قرار گرفتند. در نهایت، مقادیر اندازه‌گیری شده و برآورد شده رطوبت اشباع خاک با همدیگر مقایسه و توانایی هر مدل توسط شاخص‌های آماری ارزیابی گردید. شاخص‌های نسبت خطای میانگین هندسی (GMER)، معیار آکائیک (AIC) و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) نشان دادند که شینوست و همکاران (به ترتیب با مقادیر ۱/۱، ۶۱۰/۸- و $0/104 \text{ m}^3/\text{m}^3$) و مدل‌های میناسنی و همکاران (به ترتیب با مقادیر ۱، $563/6-$ و $0/124 \text{ m}^3/\text{m}^3$) برآورد بهتری از رطوبت اشباع خاک داشتند. نتایج نشان داد که مقدار کم مواد آلی تأثیر معنی‌داری بر روی دقت برآورد مدل‌های شبکه عصبی داشت ولی درصد آهک تأثیر معنی‌دار بر روی توابع مذکور ایجاد نکرد.

واژه‌های کلیدی: توابع انتقالی، خاک آهکی، شبکه عصبی مصنوعی، رطوبت اشباع.

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد آبیاری و زهکشی دانشگاه ارومیه

۲- استادیار گروه مهندسی آب دانشگاه ارومیه

۳- استادیار گروه مهندسی آب دانشگاه ارومیه

۴- استادیار گروه مهندسی آب دانشگاه ارومیه

۵- کارشناس ارشد گروه مهندسی آب دانشگاه ارومیه

مقدمه:

رطوبت اشباع خاک از جمله ویژگی‌های مهم خاک است که اندازه‌گیری آن در بسیاری از مطالعات آب و خاک مانند منحنی رطوبتی و هدایت هیدرولیکی غیراشباع خاک ضروری می‌باشد. برای تعیین این ویژگی، از روش‌های مستقیم و غیرمستقیم استفاده می‌گردد (دان و تاپ، ۲۰۰۲؛ دیرکسن، ۲۰۰۰). نمونه‌برداری مستقیم، معمولاً بسیار پرهزینه و وقت‌گیر بوده و در نتیجه برای اهداف کاربردی دارای محدودیت می‌باشد. تاکنون تلاش‌های زیادی صورت گرفته تا روابط ممکن بین خصوصیات دیریافت خاک با دیگر خصوصیات آن که در فیزیک خاک به توابع انتقالی (Pedotransfer Functions, PTFs) معروف هستند تعیین شود. توابع انتقالی خاک، توابع برآورد کننده خصوصیات پرهزینه خاک (Costly Measured Properties) از خصوصیات کم‌هزینه (Readily Measured Properties) خاک می‌باشند (بوما، ۱۹۸۹). ویژگی‌های حرارتی، مکانیکی و هیدرولیکی خاک مانند رطوبت اشباع جزء خصوصیات دیریافت خاک محسوب می‌شوند. توزیع اندازه ذرات خاک، ماده آلی، کربنات کلسیم، وزن مخصوص ظاهری نیز از جمله خصوصیات زودیافت خاک‌ها هستند. برای برازش این توابع انتقالی، روش‌های مختلفی وجود دارد که از آن جمله می‌توان به رگرسیون خطی چندمتغیره و استفاده از تکنیک‌های هوش محاسباتی (شبکه‌های عصبی مصنوعی) اشاره کرد. نمونه‌خاکی که حداقل حاوی ۵٪ کربنات کلسیم باشد، جزء خاک‌های آهکی محسوب می‌گردد. خاک‌های آهکی، خاک غالب در مناطق خشک و نیمه‌خشک می‌باشند. بر اساس گزارش FAO، حدود ۶۵٪ خاک‌های ایران آهکی هستند. خاک‌های آهکی از لحاظ فیزیکی رفتاری متفاوت از خاک‌های بدون آهک دارند. در خاک‌های آهکی، آهک عامل اصلی ایجاد ساختمان خاک است. بنابراین آهک، ویژگی‌های رطوبتی خاک را از طریق ایجاد خاکدانه‌ها و ساختمان خاک کنترل می‌کند. فرانکل و همکاران (۱۹۷۸) نشان دادند که وجود کربنات کلسیم تأثیر معنی‌دار در کاستن تخلخل خاک، میزان رطوبت نگهداشت و هدایت هیدرولیکی خاک دارد. قنبریان و لیاقت (۱۳۹۰) تأثیر ماده آلی در پیش‌بینی رطوبت اشباع خاک را مورد مطالعه قرار دادند. آن‌ها،

مطالعات خود را در دو حالت انجام دادند: در حالت اول، بدون در نظر گرفتن مقدار ماده آلی در ۴۴۳ نمونه و در حالت دوم، با لحاظ ماده آلی در ۳۰۹ نمونه خاک، مدل‌های رگرسیونی مختلف را با هم مقایسه نمودند. نتایج نشان داد که با افزایش ماده آلی، مقدار رطوبت اشباع نیز افزایش می‌یابد. آنها گزارش نمودند که مدل وریکن و همکاران (۱۹۸۹) با پایین‌ترین مقادیر میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب آکائیک (AIC)، بهترین برآورد رطوبت اشباع خاک را برای هر دو حالت اول و دوم دارد. همچنین، نتایج این تحقیق نشان داد که مدل‌هایی که در آنها درصد ماده آلی به عنوان پارامتر ورودی مدل در نظر گرفته می‌شود نسبت به مدل وریکن و همکاران رطوبت اشباع خاک را با دقت بالاتری پیش‌بینی نمی‌نمایند. راجکای و همکاران (۲۰۰۴) برای پیش‌بینی منحنی رطوبتی خاک از روش‌های رگرسیون خطی و غیرخطی استفاده کردند. نتایج مطالعه آنها بیانگر بالا بودن کارایی معادلات غیرخطی بود. شبکه عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network) یک روش شبیه‌سازی می‌باشد که از مطالعه سیستم مغز و شبکه عصبی موجودات زنده الهام گرفته است. قدرت بالای عملکرد سیستم‌های بیولوژیک ناشی از طبیعت موازی برنامه‌ریزی نرون‌های آن‌ها می‌باشد. مهمترین مزیت شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به دیگر روش‌های توابع انتقالی این است که آن‌ها برای پیش‌بینی پارامترهای خاک احتیاجی به یک مدل اولیه برای ارتباط دادن بین داده‌های ورودی و خروجی ندارند. مزیت دیگر شبکه‌های عصبی نسبت به سایر سیستم‌های هوشمند، این است تا بر اساس روابط ذاتی میان داده‌ها، مدلی خطی یا غیر خطی بین متغیرهای مستقل و وابسته برقرار گردد (رحیمی، اکبرزاده و تقی‌زاده مهرجهردی، ۲۰۰۹). اسخاپ و همکاران (۱۹۹۸) نشان دادند که شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند پیش‌بینی‌هایی با خطای کمتر نسبت به روش‌های متداول رگرسیونی ارائه دهد. میناسنی و همکاران (۱۹۹۹) نیز برای پیش‌بینی منحنی رطوبتی خاک از سه روش شبکه عصبی، رگرسیون خطی و غیرخطی استفاده کردند. نتایج آنها نشان داد که برای توابع انتقالی پارامتری، شبکه عصبی و رگرسیون غیرخطی عملکرد یکسانی داشتند. ایشان برای توابع انتقالی

استان‌های اردبیل، اصفهان، بوشهر، زنجان و فارس جمع‌آوری شده است. موقعیت جغرافیایی نقاط نمونه‌برداری در شکل (۲) نمایش داده شده است. داده‌های مذکور مربوط به دو عمق (۰-۳۰) و (۳۰-۵۰) سانتی‌متری خاک در ۶۸ موقعیت مختلف (در کل به تعداد ۱۳۶ نمونه خاک) بودند.



شکل (۱) - موقعیت جغرافیایی نقاط نمونه‌برداری
A: اردبیل، B: اصفهان، C: زنجان، D: فارس، E: بوشهر

جرم مخصوص ظاهری خاک به روش سیلندر (بلک و هارتک، ۱۹۸۶)، جرم مخصوص حقیقی به روش پیکنومتر، فراوانی نسبی ذرات به روش هیدرومتری (جی و اور، ۲۰۰۲)، میزان ماده آلی به روش واکلی و بلک (واکلی و بلک، ۱۹۳۴)، مقدار آهک به روش کلسیمتری (نلسون، ۱۹۸۲) و میزان رطوبت اشباع خاک به روش وزنی اندازه‌گیری شده بودند. با استفاده از روابط پیشنهادی شیرازی و بورسما (۱۹۸۴)، میانگین هندسی ذرات (dg) و انحراف معیار هندسی قطر ذرات خاک (gσ) به شرح زیر محاسبه شدند (شیرازی، بورسما، ۱۹۸۴).

$$dg = \exp(a), a = 0.01 \sum_{i=1}^n f_i \ln M_i \quad (1)$$

$$g\sigma = \exp(b) \quad (2)$$

$$b = 0.01 \sum_{i=1}^n f_i ((\ln(M_i - a^2))^2)$$

نقطه‌ای، با وجود عملکرد پایین‌تر رگرسیون خطی نسبت به شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون خطی را توصیه نمودند. مردون و همکاران (۲۰۰۶) در پژوهشی در کشور ترکیه، عملکرد توابع انتقالی نقطه‌ای و پارامتری را در پیش‌بینی خصوصیات هیدرولیکی خاک با استفاده از شبکه عصبی و رگرسیون خطی بررسی نمودند. آنها تفاوت معنی‌داری بین دو روش مذکور مشاهده نکردند. خداوردیلو و همکاران (۲۰۱۰) تأثیر آهک را بر روی ویژگی‌های هیدرولیکی ۲۲۰ نمونه خاک با بیشینه مقدار آهک ۱۱٪، بررسی نمودند. آن‌ها گزارش کردند که لحاظ میزان آهک به عنوان پارامتر ورودی، در برآورد رطوبت اشباع خاک تأثیر معنی‌داری ندارد (۱۷). مطلبی و همکاران (۱۳۸۹)، با مطالعه روی ۵۰ نمونه خاک از خاک‌های آهکی شهرستان گرمسار با بیشینه مقدار آهک ۳۹٪، تأثیر لحاظ مقدار آهک خاک را در دقت برآورد منحنی رطوبتی خاک توسط توابع انتقالی بررسی نمود. آن‌ها گزارش نمودند که مقدار آهک، به عنوان مهم‌ترین پارامتر مستقل در توابع انتقالی خاک‌های آهکی می‌باشد (مطلبی، همایی، زارعی، محمودی، ۱۳۸۹). با توجه به نتایج متناقض به دست آمده در زمینه خاک‌های آهکی، ضرورت تحقیق بیشتر در این زمینه به چشم می‌خورد. بنابراین، به منظور ارزیابی تأثیر میزان آهک خاک در دقت برآورد رطوبت اشباع خاک توسط توابع انتقالی، تحقیق حاضر انجام گردید.

اهداف تحقیق حاضر بر سه پایه استوار بودند که عبارتند از الف) ارزیابی برآورد رطوبت اشباع خاک توسط پارامترهای زودیافت آن شامل داده‌های بافت خاک، جرم مخصوص ظاهری و... بدون توجه به میزان آهک خاک، ب) بررسی دقت توابع انتقالی شامل میزان آهک خاک به عنوان یک پارامتر مستقل برای محاسبه رطوبت اشباع خاک در مقایسه با دیگر توابع، ج) مقایسه نتایج حاصل از ارزیابی مدل‌های رگرسیونی با نتایج حاصل از شبیه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی در برآورد رطوبت اشباع خاک.

مواد و روش‌ها:

(۱) در این تحقیق، از داده‌های پژوهش‌های قربانی دشتکی و مروج استفاده شد (قربانی دشتکی، ۱۳۸۶؛ مروج، ۱۳۸۷). این داده‌ها از مطالعات خاکشناسی انجام گرفته در

قسمت اول را ارائه می‌نماید. در جدول (۱)، θ_s : میزان رطوبت اشباع خاک، C ، S ، Si : به ترتیب درصد رس، سیلت و شن خاک، BD : جرم مخصوص ظاهری، PD : جرم مخصوص حقیقی، dg و σ_g : به ترتیب میانگین و انحراف معیار هندسی ذرات خاک و OM : درصد ماده آلی خاک می‌باشند. در جدول ۲، C/S بیانگر نسبت رس به شن و $CaCO_3$ نشان دهنده میزان کربنات کلسیم موجود در خاک می‌باشد.

که در آن، n تعداد محدوده ذرات خاک (رس، سیلت و شن)، M_i میانگین قطر محدوده ذرات خاک (mm)، f_i درصد محدوده ذرات خاک می‌باشد. در پژوهش حاضر، قابلیت کاربرد ۱۴ رابطه رگرسیونی در برآورد مقدار رطوبت اشباع خاک ارزیابی شد. به این منظور، روابط مذکور به دو قسمت تقسیم شد. در قسمت اول ۱۲ رابطه که، میزان آهک به عنوان پارامتر ورودی لحاظ نشده است و در قسمت دوم، ۲ رابطه که در ورودی‌های آنها میزان آهک خاک موجود است، مورد ارزیابی قرار گرفتند. جدول (۱)، مشخصات روابط رگرسیونی مورد استفاده در

جدول (۱): مدل‌های رگرسیونی ارائه شده جهت پیش‌بینی رطوبت اشباع خاک (بدون کاربرد میزان آهک به عنوان ورودی مدل)

| نام محقق | رابطه | مکان تحقیق |
|--|--|---|
| وریکن و همکاران (۱۹۸۹) | $\theta_s = 0.81 - 0.283 (BD) + 0.001(C)$ | بلژیک |
| شینوست و همکاران (۱۹۹۷) | $\theta_s = 0.85(1-(BD)/2.65) + 0.0013(C)$ | آلمان |
| مایر و همکاران (۱۹۹۹) | $\theta_s = 0.2346 + 0.00466(S) + 0.00882(Si) + 0.006434(C) - 0.3028(BD) - 1.97 \times 10^{-5}(S^2) - 3.135 \times 10^{-5}(Si^2)$ | انگلستان |
| میناسنی و همکاران (۱۹۹۹) | $\theta_s = 0.93(1-(BD)/(PD))$ | استرالیا |
| وستن و همکاران (۱۹۹۹) | $\theta_s = 0.7919 + 0.001691(C) - 0.29619(BD) - 0.000001491(Si^2) + 0.0000821(OM^2) + 0.02427(C^{-1}) + 0.01113(Si^{-1}) + 0.01472 \ln(Si) - 0.0000733(OM \times C) - 0.000619(BD \times C) - 0.001183(BD \times OM) - 0.0001664(Si)$ | پایگاه داده ای HYPRES (گرد آوری شده از ۱۲ کشور اروپایی) |
| پاچسکی و همکاران (۱۹۹۹) | $\theta_s = 0.9 (1-(BD)/(PD))$ | آمریکا |
| قربانی دشتکی و همایی (۱۳۸۱): نوع اول | $\theta_s = 0.933 - (0.000707 \times (S)) - (0.311 \times (BD))$ | ایران |
| قربانی دشتکی و همایی (۱۳۸۱): نوع دوم | $\theta_s = 0.954 - (0.324 \times (BD)) - (0.124 \times (dg))$ | ایران |
| هیمل (۲۰۰۴) | $\theta_s = 1 - ((BD)/(PD))$ | فلسطین اشغالی |
| راجکای و همکاران (۲۰۰۴): رابطه خطی | $\theta_s = 0.01 [118.76 - 60.02(BD) - 0.25(OM) - 0.0007(C^2) - 1.99(\ln(C)) + 9.78(BD^2) - 0.04(BD \times S) + 0.116(S/Si) + 0.00078((BD \times C)^2)]$ | آمریکا |
| راجکای و همکاران (۲۰۰۴): رابطه غیر خطی | $\theta_s = 0.01 [123.76 - 65.37(BD) - 0.28(OM) - 0.000048(C^2) - 1.99(\ln(C)) + 12.46(BD^2) - 0.054(BD \times S) + (0.116S/Si) + 0.00078((BD \times C)^2)]$ | آمریکا |
| لیو کای هیو (۲۰۱۱) | $\theta_s = 0.601 + 0.014 \times \ln(OM) - 0.624 \times \ln(BD)$ | چین |

جدول (۲): مدل‌های رگرسیونی ارائه شده جهت پیش‌بینی رطوبت اشباع خاک (با کاربرد میزان آهک به عنوان ورودی مدل)

| نام محقق | رابطه | مکان تحقیق |
|----------------------------|--|------------|
| مطلبی و همکاران (۱۳۸۹) | $\theta_s = 86.4 + 0.191(\text{CaCO}_3) - 27.4(\text{BD}) - 0.238(\text{S}) - 0.935(\text{C})$ | ایران |
| خداوردیلو و همکاران (۲۰۱۰) | $\theta_s = 0.380 + 0.00620 (\text{C}/\text{S}) + 0.108 (\text{BD}) - 0.00306 (\text{CaCO}_3)$ | ایران |

نسبی ذرات خاک به عنوان متغیرهای ورودی استفاده گردید. در شبکه دوم (ANN_2)، متغیر جرم ویژه ظاهری به ورودی‌های شبکه ANN_1 افزوده شد. بدین ترتیب و بر اساس ویژگی‌های زودیافت مورد استفاده در لایه ورودی، برای محاسبه پارامتر رطوبت اشباع خاک (θ_s)، ۶ شبکه عصبی مصنوعی پی‌ریزی گردید (جدول ۲). ترتیب ورود ویژگی‌های زودیافت در شبکه‌ها، بر اساس میزان سهل‌الوصول و در دسترس بودن ویژگی‌های خاک لحاظ شدند. به منظور برآورد تمامی پارامترها، از شبکه‌های عصبی پرسپترون پیش‌خور سه‌لایه استفاده شد. این نوع شبکه قادر به مدل‌سازی و تشخیص هرگونه رابطه موجود بین ورودی و خروجی شبکه می‌باشد (میناسنی و براتنی، ۲۰۰۰). برای طرح بهینه شبکه‌های عصبی، از یک فرآیند سعی و خطا استفاده شد. بدین منظور، برای برآورد میزان رطوبت اشباع، شبکه‌هایی با ۲ تا ۲۰ نرون ($2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18, 20$) در لایه پنهان طراحی و مورد آزمون قرار گرفت. همچنین از توابع آستانه‌ای tansig و purelin در لایه میانی و لایه خروجی ($0.1 + 0.8 \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$) استفاده شد. در آن، X_n داده همایی و مهدیان، ۱۳۸۸). به این ترتیب، با توجه به تعداد نرون‌های مورد استفاده در لایه میانی، تعداد ۱۰ شبکه برای هر نوع ANN_i طراحی گردید. برای اجرای شبکه‌ها، از نرم افزار MATLAB استفاده گردید و میانگین مقادیر خطا و داده‌های برآورد شده توسط شبکه‌ها در ارزیابی عملکرد هر یک در نظر گرفته شد. در نهایت برای برآورد رطوبت اشباع، ۶۰۰ ($10 \times 10 \times 6$) شبکه آموزش یافته و مورد آزمون قرار گرفتند.

نخستین گام در پی‌ریزی شبکه‌های عصبی مصنوعی، انتخاب داده‌های ورودی می‌باشد. در این پژوهش، ویژگی‌های زود یافت خاک (درصد شن، سیلت، رس، جرم مخصوص ظاهری، جرم مخصوص حقیقی، درصد ماده آلی، درصد آهک و میانگین هندسی قطر ذرات خاک) به عنوان ورودی شبکه‌های عصبی مورد استفاده قرار گرفتند. مرحله مهم دیگر در پی‌ریزی شبکه‌های عصبی مصنوعی، پیش‌پردازش داده‌ها می‌باشد. پیش‌پردازش داده‌ها شامل انتخاب متغیرهای مؤثر، انتخاب الگوهای آموزش‌ده و آزمون، دسته‌بندی الگوها و نیز استاندارد کردن الگوها می‌باشد. هدف از استاندارد کردن، هم‌ارزش کردن تمامی عناصر موجود در یک الگو است (مایر و دندی، ۲۰۰۰). از سوی دیگر، وقتی در طرح شبکه از توابع آستانه‌ای سیگموئیدی استفاده می‌شود، بهتر است که دامنه تغییرات داده‌ها بین ۰/۱ تا ۰/۹ محدود گردد. در این تحقیق، به منظور استاندارد کردن داده‌ها از رابطه‌ی زیر استفاده گردید (هاسون، ۱۹۹۵):

$$X_n = 0.1 + 0.8 \left(\frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \right) \quad (3)$$

که در آن، X_n : داده استاندارد شده، X : داده مشاهده‌ای، X_{\max} : داده مشاهده‌ای حداکثر و X_{\min} : داده مشاهده‌ای حداقل می‌باشد. الگوهای آموزش و آزمون به ترتیب، به نسبت ۷۰ و ۳۰ درصد و به طور تصادفی انتخاب گردیدند. در طراحی شبکه‌های عصبی مصنوعی از روش سلسله مراتبی استفاده شد. این شبکه‌ها با نام‌های ANN_i معرفی شده و زیر نگاره ۱، بیانگر نوع شبکه طراحی شده بودند و مقدار زیر نگاره مذکور برابر تعداد متغیرهای ورودی منهای دو می‌باشد. در شبکه اول (ANN_1) تنها از ویژگی‌های فراوانی

جدول (۳): چگونگی و ترتیب ورود و ویژگی‌های زودیافت در شبکه‌های عصبی مورد مطالعه

| نوع شبکه ایجاد شده | ورودی های شبکه جهت تخمین $s\theta$ |
|--------------------|---|
| ANN ₁ | شن + سیلت + رس |
| ANN ₂ | ورودی های شبکه ANN ₁ + جرم مخصوص ظاهری |
| ANN ₃ | ورودی های شبکه ANN ₂ + جرم مخصوص حقیقی |
| ANN ₄ | ورودی های شبکه ANN ₃ + درصد ماده آلی |
| ANN ₅ | ورودی های شبکه ANN ₄ + درصد آهک |
| ANN ₆ | ورودی های شبکه ANN ₅ + $g + dg + \sigma$ |

k = تعداد ورودی‌های مدل می‌باشند. پارامتر GMER بیان کننده وجود هماهنگی و تطابق بین مقادیر مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده می‌باشد. چنانچه مقدار ضریب GMER برابر با ۱ باشد، بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده مطابقت کامل وجود دارد. از طرفی، بیشتر و کمتر بودن این پارامتر نسبت به مقدار یک، به ترتیب نشان‌دهنده کم‌برآوردی یا بیش‌برآوردی مدل می‌باشد. هرچه مقدار ضریب AIC کمتر (منفی‌تر) باشد، بیانگر پیش‌بینی بهتر و دقت بالای مدل می‌باشد. علاوه بر این سه پارامتر، از برآزش خط مستقیم، آزمون آماری در سطح ۹۵٪ و ضریب همبستگی (R^2) برای ارزیابی مدل‌های مختلف استفاده گردید (۳۳). در این پژوهش، تجزیه و تحلیل آماری داده‌ها توسط نرم‌افزار Minitab انجام گرفت.

بحث و نتایج:

دامنه تغییرات پارامترهای اندازه‌گیری شده برای ۱۳۶ نمونه خاک در جدول (۴) ارائه شده است. بررسی داده‌ها از منظر AIC نشان می‌دهد که حدود ۵۵ درصد از کل ۱۳۶ نمونه خاک، دارای میزان آهک بیش از ۳۰ درصد می‌باشند.

برای مقایسه عملکرد مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و روابط رگرسیونی، از پارامترهای مجذور میانگین مربعات خطا (Root Mean Square Error) و میانگین هندسی نسبت خطا (Geometric Mean Error Ratio) (روابط (۴) و (۵)) استفاده گردید. از آنجایی که تعداد پارامترهای ورودی هر مدل متفاوت می‌باشد، علاوه بر پارامترهای آماری مذکور، ضریب آکائیک (Akaike's Information Criterion) (رابطه ۶) نیز برای مقایسه دقت روش‌های مختلف در برآورد رطوبت اشباع خاک لحاظ شد:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^j (o_i - p_i)^2}{j}} \quad (4)$$

$$GMER = \exp\left[\frac{1}{j} \sum_{i=1}^j \ln\left(\frac{p_i}{o_i}\right)\right] \quad (5)$$

$$AIC = j \times \ln\left[\frac{\sum_{i=1}^j (o_i - p_i)^2}{j}\right] + 2k \quad (6)$$

که در آن، J = تعداد کل مشاهدات، O_i : مقدار مشاهده‌ای هر داده، p_i : مقدار پیش‌بینی شده برای داده مورد نظر و

جدول (۴): دامنه تغییرات خصوصیات اندازه‌گیری شده در نمونه خاک‌های مورد مطالعه

| ویژگی | واحد | دامنه | کمینه | بیشینه | میانگین | انحراف معیار | ضریب تغییرات |
|----------------------------|-----------|-------|-------|--------|---------|--------------|--------------|
| جرم مخصوص ظاهری | g/cm^3 | ۰/۵ | ۱/۲ | ۱/۷ | ۱/۴ | ۰/۱ | ۰/۰۶۹ |
| جرم مخصوص حقیقی | g/cm^3 | ۱/۵ | ۱/۳ | ۲/۸ | ۲/۵ | ۰/۲ | ۰/۰۸۳ |
| شن | % | ۶۵/۶ | ۵/۸ | ۷۱/۴ | ۲۵/۶ | ۱۳/۷ | ۰/۵۳۵ |
| سیلت | % | ۵۳/۳ | ۱۳/۴ | ۶۶/۷ | ۴۴/۲ | ۱۰/۸ | ۰/۲۴۴ |
| رس | % | ۶۰ | ۹ | ۶۰/۹ | ۳۰/۱ | ۱۰/۲ | ۰/۳۳۷ |
| آهک | % | ۵۹/۸ | ۵/۵ | ۶۵/۳ | ۳۶/۶ | ۱۶/۴ | ۰/۴۴۷ |
| ماده آلی | % | ۳/۸ | ۰/۱ | ۳/۹ | ۰/۸ | ۰/۵ | ۰/۶۰۸ |
| رطوبت اشباع (θ_s) | m^3/m^3 | ۶۲/۷ | ۲۵/۳ | ۸۸ | ۴۲/۶ | ۱۱/۱ | ۰/۲۵۹ |

وجود دارد ($P < 0.05$). برای قسمت دوم و با در نظر گرفتن کربنات کلسیم خاک به عنوان پارامتر ورودی مدل، نتایج ارزیابی مدل‌های خداوردیلو (۲۰۱۱) و مطلبی (۱۳۸۹) با شاخص‌های آماری AIC و GMER نشان می‌دهند که مدل‌های مذکور با این که برای خاک‌های ایران توسعه یافته‌اند، اما نمی‌توانند بهتر از مدل‌های میناسنی (۱۹۹۹) و شینوست (۱۹۹۷) رطوبت اشباع خاک را پیش‌بینی نمایند (جدول ۵). این امر با نتایج مطلبی و همکاران (۱۳۸۹) مبنی بر اینکه در توابع انتقالی خاک‌های آهکی با درصد آهک زیاد، آهک به عنوان مهم‌ترین پارامتر مستقل می‌باشد، مغایرت دارد. دلیل این موضوع می‌تواند به تفاوت ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک‌های به کار رفته در دو پژوهش ارتباط داشته باشد. بررسی جدول (۵) نشان می‌دهد که دقت مدل مطلبی از تمامی مدل‌ها کمتر می‌باشد. بیشترین مقدار RMSE و AIC با مقادیر ۰/۲۲۳ و ۳۹۹/۸۶- متعلق به این مدل می‌باشد. همچنین این مدل نسبت به سایر مدل‌ها مقدار رطوبت اشباع را کمتر برآورد نمود. پارامترهای آماری محاسبه شده RMSE، AIC و GMER در جدول (۴) نشان می‌دهند که مدل برازش خطی راجکای و همکاران (۱۹۹۸) با دقت بالاتری نسبت به مدل برازش غیرخطی آن‌ها، رطوبت اشباع خاک را پیش‌بینی می‌نماید. مقادیر ضریب آکائیک برای مدل خطی و غیرخطی راجکای و همکاران به ترتیب برابر ۵۶۳/۸۵- و ۵۶۰/۴۸- حاصل شدند. قنبریان و لیاقت (۱۳۹۰) نیز به نتیجه‌ای مشابه دست یافتند. در صورتی که راجکای و همکاران، بهتر بودن راندمان برآورد مدل برازش غیرخطی را نسبت به مدل برازش خطی گزارش نموده‌اند.

مقادیر پارامترهای آماری مورد استفاده در ارزیابی عملکرد روابط رگرسیونی در جدول (۵) ارائه شده است. در این جدول، مقدار P بیانگر درصد معنی‌دار بودن مدل از لحاظ آماری می‌باشد. برای روابط مورد مطالعه در قسمت اول و بدون در نظر گرفتن مقدار آهک خاک به عنوان یک ورودی در مدل‌های رگرسیونی، از نظر پارامتر GMER تعداد زیادی از مدل‌ها بیش‌برآورد می‌باشند. فقط مدل میناسنی و همکاران (۲۰۰۲) با مقدار GMER برابر با ۱، برآوردی مناسب را از رطوبت اشباع ارائه نمود. دقت پایین مدل‌های مورد ارزیابی می‌تواند ناشی از این باشد که خاک‌های ایران دارای مواد آلی بسیار کمی هستند. در این تحقیق، نمونه خاک‌های مورد مطالعه دارای ماده آلی کمتر از ۵٪ بودند. این در حالی است که اغلب مدل‌های موجود، مربوط به کشورهایی با خاک‌های حاوی میزان ماده آلی بسیار بالا می‌باشند. مدل‌های پاچسکی و همکاران (۱۹۹۹) و شینوست و همکاران (۱۹۹۷) با مقدار GMER به ترتیب ۰/۹۷ و ۱/۰۶، از لحاظ دقت برآورد در رتبه‌های بعدی قرار دارند. مقادیر حداقل و حداکثر پارامتر RMSE به ترتیب برابر ۰/۱۰۴ و ۰/۲۲۳ برای مدل‌های شینوست و مطلبی به دست آمد. شاخص AIC نیز، مدل شینوست و همکاران (۱۹۹۷) را به عنوان بهترین روش معرفی کرد. این در حالی است که قنبریان و لیاقت (۱۳۹۰) مدل وریکن را در پیش‌بینی رطوبت اشباع خاک به عنوان بهترین مدل گزارش کردند. در تمامی روش‌ها به غیر از روش‌های تخلخل خاک، میناسنی، پاچسکی، راجکای (خطی و غیر خطی) و خداوردیلو، اختلاف آماری معنی‌داری بین متوسط مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر اندازه‌گیری شده در سطح ۹۵٪

جدول ۵- پارامترهای آماری محاسبه شده جهت تخمین رطوبت اشباع با استفاده از توابع انتقالی مختلف

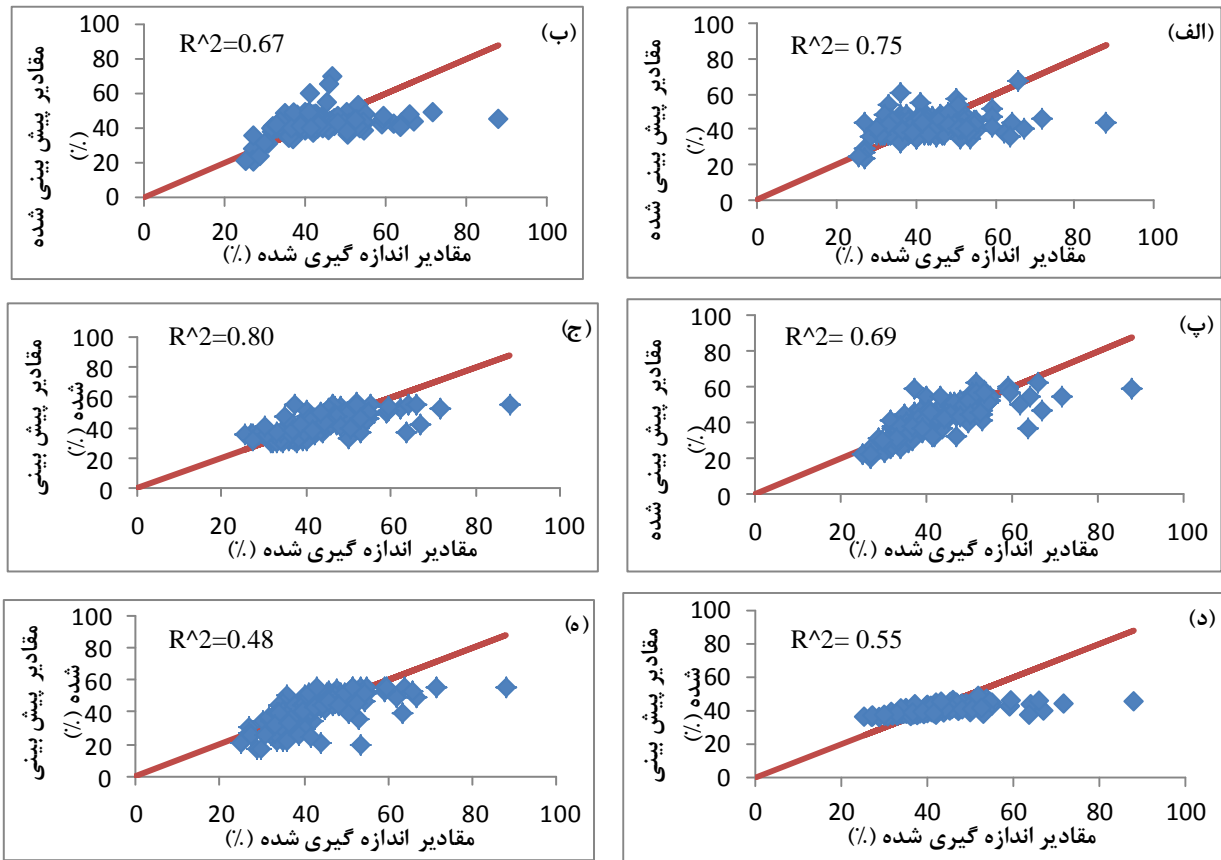
| p | AIC | RMSE | GMER | روابط رگرسیونی |
|-----|---------|-------|------|---------------------------------------|
| ۰ | -۶۰۸/۶ | ۰/۱۰۵ | ۱/۱ | وریکن و همکاران (۱۹۸۹) |
| ۰ | -۶۱۰/۸ | ۰/۱۰۴ | ۱/۱ | شینوست و همکاران (۱۹۹۷) |
| ۰ | -۶۰۱/۹ | ۰/۱۰۶ | ۱/۱ | مایر و یارویس (۱۹۹۹) |
| ۰/۱ | -۵۶۳/۶ | ۰/۱۲۴ | ۱ | میناسنی و همکاران (۱۹۹۹) |
| ۰ | -۶۰۱/۱ | ۰/۱۰۶ | ۱/۱ | وستن و همکاران (۱۹۹۹) |
| ۰/۱ | -۵۵۶/۸ | ۰/۱۲۷ | ۰/۹ | پاچسکی و همکاران (۱۹۹۹) |
| ۰ | -۵۹۰/۹ | ۰/۱۱۲ | ۱/۲ | قربانی دشتکی و همایی: نوع اول (۱۳۸۱) |
| ۰ | -۵۶۸/۵ | ۰/۱۲۲ | ۱/۲ | قربانی دشتکی و همایی: نوع دوم (۱۳۸۱) |
| ۰/۱ | -۵۶۸/۸ | ۰/۱۲۲ | ۱/۱ | هیلل (۲۰۰۴) |
| ۰/۳ | -۵۶۳/۹ | ۰/۱۲۱ | ۱/۱ | راجکای و همکاران: رابطه خطی (۲۰۰۴) |
| ۰/۳ | -۵۶۰/۵ | ۰/۱۲۳ | ۱/۲ | راجکای و همکاران: رابطه غیرخطی (۲۰۰۴) |
| ۰ | -۵۶۹/۴ | ۰/۱۲۱ | ۰/۹ | لیو کای هیو (۲۰۱۱) |
| ۰/۷ | -۵۶۲/۴ | ۰/۱۲۳ | ۱/۱ | خداوردیلو و همکاران (۲۰۱۰) |
| ۰ | -۳۹۹/۸۶ | ۰/۲۲۳ | ۰/۷۲ | مطلبی و همکاران (۱۳۸۹) |

مدل‌ها نشان داد. این مدل از نظر پارامتر GMER و ضریب همبستگی نیز با مقادیر به ترتیب ۰/۹۹۰ و ۰/۸ برتر از دیگر مدل‌ها بود. در واقع مدلی که ورودی‌های آن بافت خاک، جرم مخصوص ظاهری، جرم مخصوص حقیقی و درصد ماده آلی می باشد، به عنوان بهترین مدل معرفی شد. بیشترین RMSE توسط مدل ANN6 حاصل شد. این امر نشان دهنده این است که استفاده از تعداد بیشتر خصوصیات زودیافت خاک دلیلی بر افزایش دقت مدل شبکه عصبی نمی‌باشد. در تمامی مدل‌ها، اختلاف آماری معنی‌دار بین متوسط مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر اندازه‌گیری شده در سطح ۰/۰۵٪ وجود دارد ($P < 0.05$).

نتایج بررسی پارامترهای آماری برای شبکه‌های عصبی مصنوعی در جدول (۶) ارائه شده است. در این جدول، شبکه ANN1 با معماری (۱-۱۲-۳) نمایانگر شبکه‌ای است که در آن از ۳ پارامتر (شن، سیلت و رس) در لایه ورودی و ۱۲ نرون در لایه میانی استفاده شده است. در شکل (۱) مقادیر برآورد شده توسط مدل‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی با مقادیر اندازه‌گیری شده رطوبت اشباع خاک مقایسه شده‌اند. بررسی جدول (۶) نشان می‌دهد که مقدار خطای بخش آزمون برای تخمین رطوبت اشباع در تمامی ۶ مدل بسیار به هم نزدیک بوده است. مدل ANN4 با مقادیر پارامترهای آماری RMSE و ضریب آکائیک به ترتیب با مقدار ۰/۰۴ و ۷۳۴/۲۲- عملکرد دقیق‌تری نسبت به سایر

جدول (۶): بهترین شبکه‌های پی‌ریزی شده با استفاده از ویژگی‌های زودیافت و پارامترهای آماری محاسبه شده برای هر شبکه

| p | AIC | RMSE | GMER | تابع آستانه | معماری انتخابی | نوع شبکه |
|-------|---------|-------|------|------------------|----------------|------------------|
| ۰/۰۳ | -۶۹۶/۲ | ۰/۰۶۲ | ۰/۹ | tansig - purelin | ۳-۱۲-۱ | ANN ₁ |
| ۰/۰۱۵ | -۶۰۷/۷۷ | ۰/۰۶۶ | ۱/۱ | tansig - purelin | ۴-۴-۱ | ANN ₂ |
| ۰/۰۱ | -۷۱۰/۱ | ۰/۰۶۶ | ۰/۹ | tansig - purelin | ۵-۱۴-۱ | ANN ₃ |
| ۰/۰۱۲ | -۷۳۴/۲ | ۰/۰۴۸ | ۱ | tansig - purelin | ۶-۴-۱ | ANN ₄ |
| ۰/۰۲۵ | -۶۴۳/۶ | ۰/۰۷۲ | ۰/۹ | tansig - purelin | ۷-۲-۱ | ANN ₅ |
| ۰/۰۳۷ | -۶۷۷/۲ | ۰/۰۹۲ | ۰/۹ | tansig - purelin | ۹-۸-۱ | ANN ₆ |



شکل(۱): مقایسه رطوبت اشباع پیش بینی شده توسط

الف) ANN_1 ، ب) ANN_2 ، پ) ANN_3 ، ج) ANN_4 ، د) ANN_5 ، ه) ANN_6 با مقادیر اندازه گیری شده

به کار برده شوند، شبکه عصبی کارایی بالاتری را نشان می‌دهد. در این تحقیق، در مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی همچون مدل‌های رگرسیونی، زمانی که میزان آهک به عنوان یک متغیر ورودی افزوده شد، دقت مدل افزایش نیافت. نتایج نشان داد با وجود کوچک بودن مقدار ماده آلی موجود در نمونه‌های خاک (میزان کمتر از ۰.۵٪)، این پارامتر تأثیرگذارتر از میزان آهک خاک می‌باشد. این موضوع ضرورت اندازه‌گیری میزان ماده آلی خاک را در پیش‌بینی‌های مربوط به توابع انتقالی، خاطر نشان می‌سازد.

نتیجه‌گیری:

در این مطالعه ۱۴ رابطه رگرسیونی و ۶ مدل شبکه عصبی مصنوعی، به منظور تخمین رطوبت اشباع خاک به

بررسی نتایج این تحقیق نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به روابط رگرسیونی قدرت برآورد بهتری در پیش‌بینی میزان رطوبت اشباع خاک دارند. در طراحی شبکه‌های عصبی، نوع خاصی از معادلات لازم نیست و با ایجاد رابطه مناسب بین داده‌های ورودی و خروجی می‌توان به نتایج مناسب دست پیدا کرد. همچنین، وجود روابط غیرخطی میان متغیرهای وابسته و پیش‌بینی‌شونده، می‌تواند از دلایل عملکرد بهتر شبکه عصبی نسبت به مدل‌های رگرسیون باشد (اسکیپ، لچ و ون گنچتون، ۱۹۹۸). تاماری و همکاران (۱۹۹۶) نیز نتایج مشابهی را عنوان نمودند. آن‌ها در برآورد خصوصیات خاک با شبکه عصبی مصنوعی نسبت به رگرسیون خطی چندگانه، مقدار RMSE کمتری گزارش نمودند. آن‌ها همچنین نشان دادند که اگر ناپایداری داده‌ها بالا باشد، شبکه‌های عصبی از مدل‌های رگرسیون خطی بهتر نخواهند بود. به عبارت بهتر، زمانی که داده‌هایی با دقت بالا

مخصوص ظاهری، جرم مخصوص حقیقی و درصد ماده آلی می باشد، به عنوان بهترین مدل معرفی شد. در نهایت، نتایج مقایسه بین توابع انتقالی رگرسیونی و شبکه‌های عصبی مصنوعی، نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به معادله‌های رگرسیونی، قدرت تخمین بهتری در پیش‌بینی میزان رطوبت اشباع خاک داشته است. در این تحقیق، در مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی همچون مدل‌های رگرسیونی، زمانی که میزان آهک به عنوان یک متغیر ورودی افزوده شد، دقت مدل افزایش نیافت و ماده آلی موجود در نمونه‌های خاک با میزان کمتر از ۰/۵٪، تأثیرگذارتر از میزان آهک خاک بود.

عنوان پارامتری ضروری در پیش‌بینی منحنی مشخصه رطوبتی و هدایت هیدرولیکی غیراشباع خاک در دو حالت مختلف بدون حضور آهک و با در نظر گرفتن آهک مورد ارزیابی قرار گرفتند. نتایج این تحقیق نشان داد که بهترین مدل در بین توابع انتقالی رگرسیونی به منظور پیش‌بینی رطوبت اشباع خاک، مدل میناسنی و همکاران (۱۹۹۹) و شینوست و همکاران (۱۹۹۷) می‌باشند. مدل‌های خدوردیلو (۲۰۱۱) و مطلبی (۱۳۸۹) که یکی از پارامترهای ورودی آن‌ها کربنات کلسیم است با دقت کمتری نسبت به مدل‌های میناسنی و شینوست رطوبت اشباع خاک را پیش‌بینی می‌نمایند. در میان مدل‌های ارائه شده در شبکه عصبی مصنوعی، مدلی که ورودی‌های آن بافت خاک، جرم

منابع:

- ۱- قربانی دشتکی، ش. و م. همایی. ۱۳۸۱. برآورد پارامتریک توابع هیدرولیکی بخش غیر اشباع خاک با استفاده از توابع انتقالی. مجله تحقیقات مهندسی کشاورزی. شماره ۱۲، جلد ۳: ص ۱-۱۵.
- ۲- قربانی دشتکی، ش. ۱۳۸۶. برآورد پارامتریک نفوذ آب به خاک با استفاده از توابع انتقالی خاک، شبکه‌های عصبی مصنوعی و زمین آمار، رساله دکتری، دانشگاه تربیت مدرس، ۲۵۶ص.
- ۳- قربانی دشتکی، ش.، م. همایی و م.ح. مهدیان. ۱۳۸۸. برآورد پارامترهای نفوذ آب به خاک با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی. مجله آب و خاک، ۲۳ (۱): ص ۱۸۵-۱۹۸.
- ۴- مروج، ا. ۱۳۸۷. ارائه مدل نفوذپری با استفاده از روش هوش مصنوعی. پایان‌نامه کارشناسی ارشد دانشگاه آزاد اسلامی، واحد شوشتر. ۸۰ص.
- ۵- مطلبی، ا.، م. همایی، ق. زارعی و ش. محمودی. ۱۳۸۹. بررسی تاثیر آهک بر ویژگیهای رطوبتی خاکهای سری گرمسار با استفاده از توابع انتقالی. مجله آبیاری و زهکشی ایران. شماره ۳، جلد ۴: ص ۴۲۶-۴۳۹.
- ۶- قنبریان علویجه، ب. و ع. لیاقت. ۱۳۹۰. ارزیابی توابع انتقالی و تاثیر ماده آلی در پیش بینی رطوبت اشباع خاک. نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی). شماره ۵، جلد ۲۵، ص ۱۰۱۶-۱۰۲۴.

- 7- Blake G.R. and K.H. Hartge. 1986. Bulk Density. In: Klute, A. (Ed). Methods of soil Analysis. . Part 1. 2nd ed. Agron. Monogr. 9. ASA. Madison. WI. Pp. 363-375.
- 8- Bouma, J. 1989. Using soil survey data for quantitative land evaluation. Advanced Soil Science, 9, 177-213.
- 9- Dane, J.J. & G.C. Topp. (Eds.), 2002. Methods of Soil Analysis Part 4. Physical Methods. Soil Sci. Soc. Am., Inc., Madison, WI.
- 10- Dirksen, C. 2000. Unsaturated hydraulic conductivity. In: Smith, K.A., Mullins, C.E. (Eds.), Soil Analysis: Physical Methods, second ed. Marcel Dekker Inc., New York, pp. 183-237.
- 11- FAO/UNDP. 1972. Calcareous Soils. Report of the Regional Seminar on Reclamation and Management of Calcareous Soils. 27 November-2 December, Cairo, Egypt.
- 12- Frenkel, H., A. Hadas & W.A. Jury. 1978. The effect of salt precipitation and high sodium concentration on soil hydraulic conductivity and water retention. Water Resour. Res. 14, 217-222.
- 13- Gee, G.W. & D. Or. 2002. Particle-size analysis. In: Dane, J.H., Topp, G.C. (Eds.), Methods of Soil Analysis, Part 4 SSSA Book Series No. 5. Soil Sci. Soc. Am., Madison, WI, pp. 255-293.
- 14- Hassoun, M.H. 1995. Fundamentals of Artificial Neural Networks. MIT Press, Cambridge, MA.

- 15- Hillel, D. 2004. Introduction to environmental soil physics. Elsevier Academic Press. 494 pp. independent data set. *Geoderma*. 102: 275–297.
- 16- Kai-Hua, L., XU. Shao-Hui, W.U. Ji-Chun, J.I. Shu-Hua and L. Qing. 2011. Assessing Soil Water Retention Characteristics and Their Spatial Variability Using Pedotransfer Functions. *Pedosphere* 21(4): 413–422.
- 17- Khodaverdiloo H., M. Homaeae, van Genuchten, Th. Martinus and S. Ghorbani Dashtaki. 2011. Deriving and validating pedotransfer functions for some calcareous soils. Elsevier, 399: 93-99.
- 18- Maier H.R. and G.C. Dandy. 2000. Application of artificial neural networks to forecasting of surface water quality variables: Issues, applications and challenges. In: Govindaraju, R. S. and Rao, A.R. (Eds). Artificial neural networks in hydrology. pp. 287-309.
- 19- Mayr T. and N.J. Jarvis. 1999. Pedotransfer functions to estimate soil water retention parameters for a modified Brooks-Corey type model. *Geoderma*, 91: 1-9.
- 20- Merdun, H., O. Cinar, R. Meral and M. Apan. 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.
- 21- Minasny B., A.B. McBratney and K.L. Bristow. 1999. Comparison of different approaches to the development of pedotransfer functions for water/retention curves. *Geoderma*, 93: 225-253.
- 22- Minasny B. and A.B. McBratney. 2002. The Nero-m method for fitting neural network parametric pedotransfer functions. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 66: 352-361.
- 23- Nelson, R.E., 1982. Carbonate and gypsum. In: Page, A.L., Miller, R.H., Keeney, D.R.(Eds.), *Methods of Soil Analysis. Part 2: Chemical and Microbiological Properties*, second ed. Am. Soc. Agron, Madison, WI, pp. 181–198.
- 24- Pachepsky Y.A., D.J. Timlin and L.R. Ahuja. 1999. Estimating saturated soil hydraulic conductivity using water retention data and neural networks. *Soil Sci.* 164: 552-560.
- 25- Rahimi Lake, H., A. Akbarzadeh, and R. Taghizadeh Mehrjardi. 2009. Development of pedotransfer functions (PTFs) to predict soil physiochemical and hydrological characteristics in southern coastal zones of the Caspian Sea. *Journal of Ecology and the Natural Environment*, 1(7), 160-172.
- 26- Rajkai, K., S. Kabos and Van M.Th. Genuchten. 2004. Estimating the water retention curve from soil properties: comparison of linear, nonlinear and concomitant variable methods. *Soil & Tillage Research*, 79(2), 145-152.
- 27- Schaap, M.G., F.J. Leij and M.Th. Van Genuchten. 1998. Neural network analysis for hierarchical prediction of soil hydraulic properties. *Soil Science Society of America Journal*, 62, 847-855.
- 28- Scheinost A.C., W. Sinowski and K. Auerswald. 1997. Regionalization of soil water retention curves in a highly variable soilscape: I. Developing a new pedotransfer function. *Geoderma*, 78: 129-143.
- 29- Shirazi, M.A. & L. Boersma. 1984. A unifying quantitative analysis of soil texture. *SoilSci. Soc. Am. J.* 48, 142–147.
- 30- Soil Survey Staff, 1999. *Soil Taxonomy, A Basic System of Soil Classification for Making and Interpreting Soil Surveys*, second ed., USDA Soil Conservation Service, US Gov. Printing Office, Washington, DC. <<http://soils.usda.gov/technical/classification/taxonomy>>.
- 31- Tamari, S., J.H.M. Wosten and J.C. Ruz-suarez. 1996. Testing an artificial neural network for predicting soil hydraulic conductivity. *Soil Science Society American Journal*, 60, 1732- 1741.
- 32- Vereecken, H., J. Feyen, J. Maes and P. Darius. 1989. Estimating the soil moisture retention characteristic from texture, bulk density, and carbon content. *Soil Sci.* 148: 389-403.
- 33- Wagner, B., V.R. Tarnawski, V. Hennings, U. Müller, G. Wessolek and R. Plagge. 2001. Evaluation of pedo-transfer functions for unsaturated soil hydraulic conductivity using an independent data set. *Geoderma*. 102: 275–297.
- 34- 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: 29-39.
- 35- Wösten J.H.M., A. Lilly, A. Nemes and C. Le Bas. 1999. Development and use of a database of hydraulic properties of Euro pean soils. *Geoderma*, 90: 169-185.

Evaluation of pedotransfer Functions in estimating saturated water content of limy soils

Elnaz Rezaee Abajelu¹, Javad Behmanesh², Bayramali Mohammad Nejjad³, Kamran Zeynalzadeh⁴, Behnam Habibzadeh Azar⁵

Abstract

Estimating the soil moisture curve has an important role in modeling water movement and solute transport in the soils. Saturated water content is one of the important parameters in soil studies which is used to estimate the soil water retention curve and unsaturated hydraulic conductivity. Pedotransfer functions are as undirected methods which estimate soil time consuming parameters from readily measured parameters. The multi-linear regression and artificial neural network methods were used to develop the pedotransfer functions. In this research, soil texture, bulk density, soil particle density, organic material percent and lime content percent as readily measured parameters and saturated water content as time consuming parameter were considered. In this study, using soil readily measured parameters in 136 soil samples, 14 models of multi-linear regression and 6 models of artificial neural network were evaluated in order to estimate saturated water content. Finally, measured and estimated values of soil saturated water content were compared and each model ability was evaluated by statistical indices. The indices of Geometric Mean Error Ratio (GMER), Akaike's Information Criterion (AIC) and Root Mean Square Error (RMSE) showed that Minasny et al and shinosek et al models had better estimation of saturated water content. The results showed that low content of organic materials had the significant effect on the accuracy of neural network models estimation but lime percent had not the significant effect on the so called models.

Key words: Artificial neural network, Limy soils, Pedotransfer functions, Saturated water content.

1 - Master of science student of Urmia university

2 - Assistant pro. Of Urmia university

3 - Assistant pro. Of Urmia university

4 - Assistant pro. Of Urmia university

5 - Master of science in water engineering, Urmia university