برآورد پارامتریک مدل‌های منحنی نگهداشت رطوبتی ون‌گنوختن و فردلند و زینگ با استفاده از تکنیک‌های محاسباتی نرم در برخی از خاک‌های استان خوزستان

فرزاد مرادی*[۱]، بیژن خلیلی مقدم[۱]، سیروس جعفری[۱] و شجاع قربانی دشتکی[۲]

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۱/۵/۳۱ ؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۲/۲/۸)

چکیده

تکنیک‌های محاسباتی نرم در سه دهه اخیر به‌طور وسیعی در تحقیقات علمی و مسائل مهندسی مطالعه و به‌کار برده شده‌اند. هدف از این پژوهش، بررسی توانایی شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) و عصبی- فازی (NF) در برآورد پارامتریک منحنی نگهداشت رطوبتی خاک (SWRC) با استفاده از داده‌های کشت و صنعت‌های استان خوزستان بود. آنالیز حساسیت نیز جهت انتخاب ترکیب بهینه ورودی‌ها به‌کار برده شد. در تحقیق حاضر معادله‌های ون‌گنوختن و فردلند و زینگ جهت برآورد پارامتریک SWRC استفاده شد. ویژگی‌های اندازه‌گیری شده شامل توزیع اندازه ذرات خاک، ماده آلی، چگالی ظاهری، کربنات کلسیم معادل، نسبت جذب سدیم، هدایت الکتریکی عصاره اشباع، اسیدیته خاک، میانگین وزنی قطر خاکدانه‌ها، حدود خمیری و روانی، مقاومت نفوذی، درصد رطوبت اشباع و محتوی رطوبتی در مکش‌های ۳۳،۱۰۰، ۵۰۰ و ۱۵۰۰ کیلوپاسکال بودند. نتایج این پژوهش بر پایه شاخص‌های ارزیابی عملکرد نشان داد که هر دو مدل MLP و NF برآوردهای مناسبی از SWRC ارائه دادند در حالی‌که شبکه عصبی برآوردهای بهتری از مدل عصبی- فازی فراهم کرد. به‌عنوان مثال مقادیر آماره NMSE در برآورد θ_S، θ_r، α، n و m در معادله فردلند و زینگ با استفاده از مدل‌های MLP و NF به‌ترتیب برابر (۰/۰۵۹، ۰/۰۶۱)، (۰/۱۵۴، ۰/۱۶۲)، (۰/۱۰۹، ۰/۱۱۷)، (۰/۱۲۵، ۰/۱۳۵) و (۰/۱۲۹، ۰/۱۴۵) بودند. به‌علاوه پارامترهای α و n در عمق اول و θ_r و α در عمق دوم در معادله فردلند و زینگ با دقت بیشتری نسبت به معادله ون‌گنوختن برآورد شدند.

واژه‌های کلیدی: منحنی نگهداشت رطوبتی خاک، تکنیک‌های محاسباتی نرم، برآورد پارامتریک، آنالیز حساسیت

۱. گروه علوم خاک، دانشگاه کشاورزی و منابع طبیعی رامین خوزستان
۲. گروه علوم خاک، دانشگاه شهرکرد
* : مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: farzadmp2@yahoo.com

[Downloaded from jstmar.iut.ac.ir on 2026-11-28]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.69.9.6]

مقدمه

محیط غیراشباع نقش مهمی در انتقال آب و املاح و بازده آبشویی بازی می‌کند. یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های محیط غیراشباع خاک، منحنی نگهداشت رطوبتی (SWRC) است که به‌طور وسیعی در تعیین کل آب قابل دسترس، دور آبیاری، تخلخل مؤثر و هم‌چنین در مطالعات زیست محیطی و حفاظت خاک به‌کار برده شده است (۱۰). اگر ناحیه تحت مطالعه نسبتاً کوچک باشد و یا اینکه به‌اندازه کافی از لحاظ ویژگی‌های فیزیکی خاک همگن باشد، می‌توان با انجام تعداد قابل قبولی از آزمایش‌های مزرعه‌ای یا صحرایی تقریب‌های خوبی از میزان رطوبت در پتانسیل‌های مختلف به‌دست آورد. اما اگر ناحیه مورد مطالعه نسبتاً وسیع باشد به‌طوری که تغییرات مکانی قابل توجهی در ویژگی‌های هیدرولیکی خاک مشاهده گردد تقریباً غیرممکن است بتوانیم تعداد آزمایش‌ها را به‌گونه‌ای تنظیم کنیم که علاوه بر اینکه تقریب خوبی از میزان رطوبت به‌دست بیاوریم، محدودیت‌های مادی و زمانی انجام پروژه را نیز رعایت کرده باشیم (۳۶). یک راه جایگزین، برآورد پارامترهای هیدرولیکی مدل‌های SWRC با استفاده از ویژگی‌های پایه‌ای است که عمدتاً در عملیات شناسایی خاک به‌دست می‌آیند (۲۵). لیکن، منحنی نگهداشت رطوبتی به دلیل تنوع بسیار زیاد پارامترهای مؤثر بر آن، حتی برای یک خاک خاص به‌قدری پیچیده است که تاکنون هیچ رابطه ریاضیاتی رضایت بخشی جهت برآورد آن ارائه نشده است و کاربرد هر مدل منوط به آزمایش مدل مربوطه در آن شرایط خاص می‌باشد. سیلرز و همکاران (۳۹) و ژو و یو (۴۹) طی پژوهش‌های خود تعدادی از مهم‌ترین مدل‌های ریاضیاتی برآورد کننده SWRC از جمله مدل‌های ون‌گنوختن (۴۲) و فردلند و زینگ (۱۸) را ارزیابی کردند. وستن و همکاران (۴۶) با استفاده از ویژگی‌های فراوانی نسبی ذرات خاک، چگالی ظاهری، ماده آلی و یک پارامتر کیفی که جدا کننده خاک سطحی و زیر سطحی بود، به برآورد پارامتریک مدل ون‌گنوختن (۴۲) پرداختند. قربانی دشتکی و همایی (۶) نیز پارامترهای معادله ون‌گنوختن (۴۲) را با کمک دو گروه از متغییرهای مستقل برآورد کردند. در گروه اول از فراوانی نسبی ذرات و چگالی ظاهری و در گروه دوم از میانگین و انحراف معیار هندسی قطر ذرات و چگالی ظاهری استفاده شد. مطلبی و همکاران (۵) تأثیر آهک را به‌عنوان جزء مهم و مستقل در خاک‌های آهکی بر SWRC از طریق برآورد پارامتریک معادله ون‌گنوختن (۴۲) ارزیابی کردند. از دیگر پژوهش‌های صورت گرفته در جهت برآورد پارامترهای معادله ون‌گنوختن (۴۲) به عنوان متداول‌ترین مدل در برآورد SWRC می‌توان به پژوهش‌های سپاسخواه و بندار (۳۸) و قربانی دشتکی و همکاران (۲۰) اشاره کرد.

دو شیوه داده محور که اخیراً به‌عنوان یک فن‌آوری بحث برانگیز در مدلسازی روابط غیرخطی مقبولیت جهانی یافته‌اند، شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) و سیستم عصبی- فازی (NF) می‌باشد. این تکنیک‌ها مزایایی نسبت به‌روش‌های سنتی دارند از جمله استفاده از مقدار بزرگی از داده‌های نویزی حاصل از سیستم‌های دینامیک و غیرخطی به ویژه هنگامی که روابط بین متغییرها به طور کامل قابل فهم نباشند. بهبود عملکرد مدل، توسعه سریع‌تر مدل و زمان محاسباتی کمتر و ارائه تکنیک خودراه‌انداز (Bootstrapping technique) جهت اطمینان از صحت برآوردها، از مزایای این دو تکنیک محاسباتی نرم می‌باشد (۲۹).

از شبکه‌های عصبی- فازی در مدلسازی فرایندهایی همچون سری‌های زمانی هیدرولوژیکی (۲۷)، بارش- رواناب (۴۷)، برآورد رسوب (۱۶)، پیش‌بینی ضریب انتشار طولی رودخانه (۱) و برآورد خصوصیات دینامیکی خاک‌ها (۳۴) استفاده شده است. از جمله مطالعاتی که در این زمینه در ایران صورت گرفته است می‌توان به پژوهش‌های انجام شده توسط سرمدیان و همکاران (۵) اشاره کرد که به برآورد نقاط ظرفیت زراعی و پژمردگی دائم و هم‌چنین چگالی ظاهری و گنجایش تبادل کاتیونی با استفاده از تکنیک‌های رگرسیونی، عصبی مصنوعی و عصبی- فازی پرداختند. نتایج این محققین نشان داد که مدل عصبی- فازی بالاترین دقت را در برآورد خصوصیات

[Downloaded from jstmar.iut.ac.ir on 2026-11-28]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.69.9.6]

فوق دارا می‌باشند. سبزی پرور و همکاران (۳) نیز نشان دادند که سیستم استنتاجی عصبی- فازی تطبیقی دمای خاک را با دقت بالاتری نسبت به رگرسیون آماری برآورد می‌کند. قربانی دشتکی و همکاران (۷) با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به برآورد پارامترهای برخی از مدل‌های نفوذ آب به خاک پرداختند. سرمدیان و همکاران (۴) به منظور برآورد بعد فرکتال سطح داخلی خلل و فرج خاک، به مقایسه شیوه‌های رگرسیون خطی و غیرخطی و شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. نتایج این محققین نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی با دقت بالاتری نسبت به‌سایر مدل‌های بررسی شده قادر به برآورد بعد فرکتال سطح داخلی خلل و فرج خاک بودند. به‌علاوه محققین نامبرده نشان دادند که به‌دلیل تعداد اندک نمونه خاک‌هایی با میزان بالای رس در مرحله آموزش، دقت برآوردها با افزایش درصد رس کاهش پیدا کرد. نتایج پژوهش‌های حق‌وردی و همکاران (۲) در برآورد نقاط ظرفیت زراعی و پژمردگی دائم نشان داد که حساسیت مدل‌های عصبی مصنوعی به کیفیت و نوع داده‌های به‌کار رفته برای آموزش بسیار بالاست و همگن نبودن داده‌ها باعث کاهش کارایی مدل‌های فوق خواهد شد. بعلاوه نتایج این محققین نشان داد که در نظر گرفتن ویژگی‌های هیدرولیکی به‌عنوان متغییرهای ورودی باعث ارتقاء نتایج مدلسازی می‌شود. از دیگر پژوهش‌های صورت گرفته می‌توان به برآورد پارامترهای معادله ون‌گنوختن (۲۴) و هدایت آبی اشباع (۳۱) را نام برد. بازبینی کلی از کاربردهای شبکه‌های عصبی مصنوعی در مطالعات هیدرولوژی در یافته‌های کمیته ASCE (American Society of Civil Engineering) آمده است (۱۱ و ۱۲).

به‌دلیل تغییرات پیوسته زمانی و مکانی ضرایب فیزیکی- تجربی مدل‌های موجود در برآورد SWRC تحت تأثیر شرایط متفاوت محیطی و آب و هوایی، انجام آزمایش‌هایی جهت اندازه‌گیری پارامترهای مورد نیاز و نیز ارزیابی عملکرد مدل‌های فوق، الزامی است. به‌علاوه با توجه به گسترش کاربردهای تکنیک‌های محاسباتی نرم به‌ویژه شبکه‌های عصبی مصنوعی و عصبی- فازی در تقریب توابع مختلف در چند دهه اخیر، هدف از این پژوهش آزمایش قابلیت کاربرد این دو تکنیک در برآورد پارامتریک منحنی نگهداشت رطوبتی خاک با استفاده از معادله‌های ون‌گنوختن (۴۲) و فردلند و زینگ (۱۸) با توجه به داده‌های برخی از کشت و صنعت‌های نیشکر استان خوزستان می‌باشد.

مواد و روش‌ها

توصیف مکان

مناطق مورد مطالعه این پژوهش، چهار کشت و صنعت دعبل خزاعی، امیرکبیر، کارون و هفت تپه در استان خوزستان می‌باشد. خاک غالب منطقه در گروه بزرگ Calcic Haploustepts قرار دارد (۴۰).

میانگین ارتفاع از سطح دریا ۴۲ تا ۸۲ متر و متوسط بارندگی سالیانه ۲۳۳ میلی‌متر است که بیشتر در ماه‌های آذر، دی و بهمن نازل می‌گردد. گرم‌ترین ماه سال تیر ماه با حداکثر مطلق **۵۴** درجه سانتی‌گراد و سردترین ماه سال بهمن ماه با حداقل ۳- درجه سانتی‌گراد و متوسط نم نسبی سالانه **۵۵/۵** درصد می‌باشد. تاریخچه کشت نیشکر در مناطق مورد بررسی بین **۵** تا **۵۰** سال قرار دارد که به صورت تناوب زراعی با گندم، جو و ذرت همراه است. این خاک‌ها به‌دلیل تأثیر کم عوامل خاکزایی جوان بوده و غالباً فاقد افق‌های شناسایی و ژنتیکی می‌باشند و در اکثریت آن‌ها افق‌های سطحی نسبت به افق‌های زیرین تغییرات چندانی ندارد.

آزمایش‌های فیزیکی و شیمیایی

تعداد ۳۱۰ نمونه خاک دست نخورده از دو عمق ۴۰-۰ و ۸۰-۴۰ سانتی‌متری نیمرخ، که به‌طور تصادفی نظارت شده انتخاب شده بودند، جمع‌آوری و بعد از انتقال به آزمایشگاه، هوا خشک شده، سپس بخشی از نمونه‌ها کوبیده و از الک دو میلی‌متر عبور داده شدند. درصد رطوبت اشباع به‌روش وزن سنجی، بافت خاک (PSD) به‌روش هیدرومتری (۱۹)، کربنات کلسیم معادل ($CaCO_3$) به‌روش کلسیمتری (۲۸)، چگالی

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-28]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.69.9.6]

ظاهری (BD) به‌روش سیلندری (۱۳)، نسبت جذب سدیم (SAR) به‌کمک روش‌های معمول آزمایشگاهی (۳۰)، میانگین وزنی قطر خاکدانه‌ها (MWD) به‌روش الک تر (۴۱) و حدود خمیری (PL) و روانی (LL) به‌ترتیب توسط روش‌های فتیله و کاساگراند (۱۴) اندازه‌گیری شدند. ماده آلی (OM) نیز به‌روش والکلی و بلک (۴۴) روی ذرات کوچکتر از ۰/۵ میلی‌متر اندازه‌گیری شد. هدایت الکتریکی (EC) در عصاره اشباعی خاک و واکنش خاک (pH) در گل اشباع نیز به ترتیب توسط دستگاه‌های EC متر و pH متر اندازه‌گیری شدند (۳۰). مقادیر رطوبت وزنی خاک‌های دست نخورده در مکش ماتریک ۱۰ کیلوپاسکال توسط ستون آویزان آب و ۳۳، ۱۰۰، ۵۰۰ و ۱۵۰۰ کیلوپاسکال با دستگاه صفحات فشاری به‌دست آمد و با استفاده از چگالی ظاهری خاک‌ها به رطوبت حجمی تبدیل شدند. مقاومت فروروی (PR) توسط فروسنج مخروطی در ۳ تکرار برای هر نقطه و در رطوبت ظرفیت زراعی اندازه‌گیری گردید. به‌دلیل اینکه رطوبت خاک از مهم‌ترین پارامترهای موثر بر مقاومت فروروی است، در زمان اندازه گیری مقاومت فروروی از خاک مورد نظر نیز نمونه‌برداری صورت گرفت و با روش درصد وزنی رطوبت خاک تعیین گردید. سپس این رطوبت با رطوبت ظرفیت زراعی به‌دست آمده از منحنی رطوبتی مورد مقایسه قرار گرفت. در صورتی که اختلافی بین این مقادیر بود، نقطه مورد نظر حذف گردید.

بهینه‌سازی پارامترهای معادلات

جهت بهینه سازی پارامترهای معادله نگهداشت رطوبتی ون‌گنوختن از نرم افزار RETC (۴۳) استفاده شد. با استفاده از این نرم افزار ابتدا معادله مربوطه انتخاب و مقادیر چگالی ظاهری و درصد اجزاء بافت خاک برای هر نمونه جهت برآوردهای اولیه وارد نرم افزار RETC گردید. به‌منظور دستیابی به حدس‌های اولیه مناسب، امکان استفاده از سایر بانک‌های اطلاعاتی براساس نوع بافت خاک مانند راولز و همکاران (۳۳) و هم‌چنین بسته نرم‌افزاری ROSETTA در RETC فراهم شده است. با فرض ($m= 1 - 1/n$)پارامترهای α، θ_r، θ_s و n با استفاده از روش حداقل مجموع مربعات خطا برای هر نمونه با وارد کردن جفت‌های مکش- رطوبت اندازه‌گیری شده، محاسبه گردید. تابع هدف در روش بهینه سازی فوق، شامل حداقل کردن تفاضل مربعات خطا بین داده‌های مشاهده‌ای و تخمینی است که به روش میانگین‌های وزنی براساس روش بیش‌ترین همسایگی لونبرگ- مارکواردت (Levenberg-Marquardt) انجام می‌شود. معادله ون‌گنوختن (۴۲) به‌صورت زیر می‌باشد:

$$S_e(\varphi) = 1/[1+(\alpha\varphi)^n]^m \qquad [۱]$$

که در آن φ پتانسیل ماتریک (cm)، α عکس مکش ورود هوا ($1/cm^{-1}$) و m و n ضرایب تجربی (بدون بعد) می‌باشند. S_e (φ) رطوبت مؤثر (بدون بعد) نام دارد که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$S_e(\varphi) = \theta - \theta_r / \theta_s - \theta_r \qquad [۲]$$

که در آن θ، θ_S و θ_r به ترتیب رطوبت حجمی در پتانسیل متناظر φ، رطوبت حجمی اشباع و رطوبت حجمی باقیمانده (cm^3/cm^3) می‌باشند. برازش ساده بر داده‌های نگهداشت آب در خاک در ناحیه مرطوب (جایی که بیش‌ترین جریان صورت می‌گیرد)، توانایی ترکیب با مدل‌های هدایت هیدرولیکی معلم (۲۶) و تولید توابع تحلیلی مناسب جهت توصیف هدایت هیدرولیکی غیر اشباع سبب شده تا معادله ون‌گنوختن (۴۲) متداول‌ترین مدل در برآورد SWRC باشد (۱۷).

به‌دلیل تعریف نشدن معادله فردلند و زینگ (۱۸) در نرم افزار RETC، بهینه‌سازی پارامترهای این معادله توسط دستور SOLVER در برنامه اکسل انجام شد. معادله فردلند وزینگ (۱۸) به‌صورت زیر می‌باشد:

$$\theta(\varphi) = \theta_s / \{\ln[e+(\varphi/a)^n]\}^m \qquad [۳]$$

که n، m و a پارامترهای برازشی معادله هستند و a برابر مکش ورود هوا و e عدد نپر می‌باشد. طبق اظهارات فردلند و زینگ (۱۸) مکش حداکثری که در آن رطوبت صفر خواهد شد برای هر محیط متخلخلی یکسان می‌باشد. محققین نامبرده اظهار

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-28]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.69.9.6]

می‌دارند که از لحاظ ترمودینامیکی، اگر رطوبت نسبی به زیر ۰/۰۱ درصد برسد مقدار مکش به ۱۰۶ کیلوپاسکال نزدیک خواهد شد. به‌علاوه بعد از رطوبت باقیمانده کاهش رطوبت با افزایش مکش به‌صورت خطی و با شیب بسیار پایین خواهد بود در حالی که در معادله ون‌گنوختن (۴۲)، محتوی رطوبتی در دامنه کمی از مکش (با شیب بیش‌تر) به صفر نزدیک خواهد شد. هم‌چنین طبق اظهارات فردلند و زینگ (۱۸) مرتبط کردن دو پارامتر m و n با یک رابطه خاص ($m= 1 - 1/n$) در معادله ون‌گنوختن (۴۲) سبب کاهش انعطاف‌پذیری مدل شده است.

آنالیز حساسیت

گام اول جهت برآورد SWRC با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و عصبی- فازی تحلیل حساسیت شبکه‌ها می‌باشد. با تحلیل حساسیت شبکه آموزش یافته، می‌توان داده‌های غیروابسته را مشخص و حذف کرد. حذف داده‌های ورودی غیروابسته هزینه جمع‌آوری داده‌ها را کاهش داده و درعین حال باعث بهبود کارائی شبکه‌ها می‌گردد. هم‌چنین با تحلیل حساسیت می‌توان به روابط بین داده‌های ورودی و خروجی پی برد و با به حداقل رساندن تعداد ورودی‌ها، مسأله را تا حد زیادی ساده کرد. در این روش که تحلیل حساسیت در حدود متوسط (Sensitivity about mean) نامیده می‌شود، ابتدا به متوسط اولین ورودی درصدی مشخص از انحراف معیار اضافه و کم می‌گردد، در عین حال که متوسط نسبی بقیه پارامترهای ورودی ثابت نگه داشته می‌شوند. سپس خروجی شبکه برای هر دو حالت انحراف معیار اضافه شده و کم شده به متوسط، محاسبه می‌گردد. این فرآیند برای تک تک پارامترهای ورودی انجام می‌شود و در پایان تغییرات هر یک از خروجی‌ها با تغییر هر یک از پارامترهای ورودی ارائه می‌گردد. با انجام تحلیل حساسیت شبکه آموزش یافته، پارامترهای حساس انتخاب شدند. این پارامترهای حساس برای شبکه عصبی و عصبی- فازی (با توجه به اینکه نرم‌افزار NeuroSolution Version 6 جهت پی‌ریزی مدل‌های عصبی- فازی حداکثر پنج متغییر را به‌عنوان ورودی قبول می‌کند) به‌ترتیب به‌صورت سیزده و دوازده مدل به‌صورت زیر جهت برآورد پارامتریک SWRC به‌کار برده شدند (جدول ۱). در مرحله بعد بهترین مدل عصبی و عصبی- فازی (پی‌ریزی شده با استفاده از بسته تجاری Neurosolution V.6) جهت برآورد SWRC با کمک شاخص‌های ارزیابی عملکرد در طی مرحله آموزش و اعتبار سازی انتخاب شدند.

شاخص‌های ارزیابی مدل

کارایی مدل‌های پی‌ریزی شده در این تحقیق شامل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) و هم‌چنین مدل عصبی- فازی (NF) با آماره‌های ارزیابی عملکرد شامل ضریب هم‌بستگی (R)، میانگین مربعات خطای نرمال شده (NMSE)، میانگین قدرمطلق خطا (MAE) و شاخص آکایک (AIC) صورت گرفت. رایج‌ترین شیوه جهت ارزیابی دقت مدل بر پایه بیان خطاها به صورت ($|E|$) و یا (E2) می‌باشد (E نشانگر خطا و حاصل تفاضل بین مقادیر واقعی و تخمینی است). مقادیر کمتر MAE و NMSE بیانگر تطابق بهتر بین منحنی‌های مشخصه رطوبتی اندازه‌گیری و برآورد شده است. مقادیر کوچک‌تر (منفی‌تر) AIC نشان از عملکرد بهتر مدل می‌باشد. به‌دلیل اینکه آماره NMSE به وسیله واریانس مقادیر واقعی نرمال شده و هم‌چنین آماره AIC تعداد ورودی‌های مدل را نیز در نظر می‌گیرد، لذا نسبت به شاخص‌های مرسوم R و یا MAE در ارزیابی و مقایسه عملکرد مدل‌ها برتری دارد به‌ویژه هنگامی که مقادیر آماره‌های مرسوم R و یا MAE برای دو مدل برابر باشد. شاخص R تنها اطلاعاتی مربوط به وابستگی خطی بین برآوردها و مقادیر واقعی را فراهم می‌کند لذا نباید انتظار داشت که این آماره نسبت به آماره‌های MAE، NMSE و AIC در ارزیابی و مقایسه مدل‌های مورد بحث دیگر برتری داشته باشد. بنابراین آماره‌های اصلی در ارزیابی دقت و مقایسه مدل‌ها در تحقیق حاضر NMSE و AIC می‌باشد.

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-28]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.69.9.6]

جدول ۱. ترکیب‌های متعددی از ورودی‌ها در پی‌ریزی شبکه عصبی MLP و عصبی- فازی (NF)

	NF	MLP
Model 01	PSD	PSD
Model 02	PSD+$CaCO_3$	PSD+$CaCO_3$
Model 03	PSD+BD+OC	PSD+BD+OC
Model 04	PSD+BD	PSD+BD
Model 05	PSD+BD+PR	PSD+BD+PR
Model 06	PSD+PR	PSD+PR
Model 07	PSD+EC+BD	PSD+EC+BD
Model 08	PSD+MWD	PSD+MWD
Model 09	PSD+MWD+BD	PSD+MWD+BD
Model 10	PSD+SAR	PSD+SAR
Model 11	PSD+EC	PSD+EC
Model 12	PSD+BD+SAR	PSD+BD+SAR
Model 13	-	PSD+BD+SAR+EC+$CaCO_3$+MWD

نتایج و بحث

نتایج حاصل از دو مدل MLP و NF جهت تشخیص کارایی هر مدل در برآورد منحنی نگهداشت رطوبتی در این بخش آورده شده است. پرسپترون چندلایه (MLP) یکی از پرکاربردترین پیکربندی‌ها برای شبکه عصبی مصنوعی است. به‌طور کلی گفته می‌شود که جهت مسائل طبقه‌بندی الگو، یک MLP با دو لایه مخفی یک طبقه‌بندی کننده جهانی است (۲۲). داده‌های مورد استفاده در تحقیق حاضر که حاصل آزمایشات صحرایی و آمایشگاهی می‌باشد در قالب آماره‌های حداقل، حداکثر، میانگین و انحراف معیار در جدول ۲ آورده شده است. خاک‌های مورد مطالعه آهکی با دامنه بافتی از لومی شنی تا رسی بودند. با مراجعه به‌مقادیر بالای مقاومت فروروی در عمق ۴۰ تا ۸۰ سانتی‌متری، به وضوح مقادیر بیش از حد تراکم خاک و تغییر شرایط بهینه رشد گیاه ناشی از عبور و مرور ادوات کشاورزی سنگین (تراکتور، پخش کننده‌های کود، دروگرها و کامیون‌های حمل نی) مشاهده می‌گردد. هم‌چنین، شخم در رطوبت نامناسب و تر و خشک شدن خاک بعد از آن می‌تواند باعث تحکیم خاک و افزایش مقاومت فروروی و چگالی ظاهری خاک گردد که با توجه به مقادیر بالای چگالی ظاهری (دامنه‌ای از ۱/۳۳ تا ۱/۹۹ با میانگین ۱/۶۴) به وضوح مشخص است. طبق طبقه‌بندی کهنگ (۸) و با توجه به‌میزان ماده آلی موجود در خاک‌های مورد بررسی (دامنه‌ای از ۰/۱۹ تا ۱/۹۸ با میانگین ۱/۱۷) می‌توان آن را در گروه خیلی کم هوموسی تا کمی هوموسی قرار داد. طبق طبقه‌بندی کهنگ (۸) خاک‌هایی با ماده آلی بین ۰ تا ۱ در گروه خیلی کم هوموسی و بین ۱ تا ۲ در گروه کمی هوموسی قرار می‌گیرند. نکته جالب توجه در خاک‌های مورد بررسی، افزایش میزان ماده آلی با افزایش تعداد سال‌های کشت است. همان‌طور که در جدول ۲ نشان داده شده، میانگین وزنی قطر (MWD) خاک‌دانه‌ها با دامنه‌ای از ۰/۴۸ تا ۱/۹۱ تغییر می‌کند. مقایسه ارقام به‌دست آمده با طبقه‌بندی لال (۲۳) بیانگر محدودیت شدید تا متوسط در پایداری خاک‌دانه‌ها می‌باشد. طبق طبقه‌بندی لال (۲۳)، خاک‌هایی با MWD بین ۰/۵ تا ۱ محدودیت شدید و بین ۱ تا ۲ محدودیت متوسط دارند.

هم‌چنین پارامترهای آماری ضرایب معادلات ون‌گنوختن (۴۲) و فردلند و زینگ (۱۸) نیز در جدول ۳ آورده شده است. مجموعه بزرگی از داده‌ها شامل ۳۱۰ منحنی نگهداشت رطوبتی و خصوصیات شیمیایی، مکانیکی و فیزیکی در طی دوره زمانی

[Downloaded from jstmar.iut.ac.ir on 2026-11-28]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.69.9.6]

جدول ۲ . پارامترهای آماری خصوصیات فیزیکی، شیمیایی و مکانیکی اندازه‌گیری شده

	S	Si	C	BD	MWD	PL	PR	OM	$CaCO_3$	SAR	EC	pH
۰-۴۰ سانتی‌متری												
حداقل	۴/۵	۱۷	۱۴/۵	۱/۳۳	۰/۴۸	۹/۷۶	۰/۲۳	۰/۱۹	۳۲/۲	۰/۰۷	۰/۴۸	۷/۲۷
حداکثر	۶۴	۶۰	۵۵	۱/۹۹	۱/۹۱	۲۷/۵۶	۲/۴۲	۱/۹۸	۴۵/۵	۲۰/۴۳	۱۷/۹	۸/۱۹
میانگین	۲۴/۳۳	۳۸/۰۴	۳۷/۶۶	۱/۶۴	۱/۰۹	۲۰/۷۱	۱/۰۷	۱/۱۷	۳۹/۴	۵/۶۳	۳/۰۲	۷/۸۴
انحراف معیار	۱۱/۶۳	۷/۸۴	۸/۳۸	۰/۱۱	۰/۳۴	۲/۸۲	۰/۴۸	۰/۴۲	۱/۸۵	۰/۴	۰/۷	۰/۱۵
۴۰-۸۰ سانتی‌متری												
حداقل	۱	۱۵	۱۰	۱/۳۵	–	–	۰/۱۹	۰/۰۷	۳۲/۷۲	۰/۰۸	۰/۴۷	۷/۵۳
حداکثر	۶۴/۵	۶۲	۵۹	۲	–	–	۴/۱۶	۲/۸۳	۴۲/۳۷	۲۱/۴۸	۱۲/۳۱	۸/۲۴
میانگین	۲۱/۷۲	۳۷/۹۹	۴۰/۲۹	۱/۶۶	–	–	۱/۷۸	۰/۸۱	۳۹/۵۸	۴/۶۳	۱/۹۳	۷/۸۲
انحراف معیار	۱۰/۱۱	۷/۸۳	۹/۵۲	۰/۱۱	–	–	۰/۷۲	۰/۴۱	۱/۹	۴/۰۲	۰/۸۶	۰/۱۳

S شن (٪)، Si سیلت (٪)، C رس (٪)، BD چگالی ظاهری (gr/cm^3)، MWD میانگین وزنی قطر خاکدانه‌ها (mm)، PL حد خمیری (gr/gr)، PR مقاومت فروروی (kPa)، OC ماده آلی (٪)، CaCO3 کربنات کلسیم معادل (٪)، SAR نسبت سدیم جذب سطحی شده (-)، EC هدایت الکتریکی عصاره اشباع (dS/m)، pH اسیدیته خاک (-)

هم‌چنین پارامترهای آماری ضرایب معادلات ون‌گنوختن (۴۲) و فردلند و زینگ (۱۸) نیز در جدول ۳ آورده شده است. مجموعه بزرگی از داده‌ها شامل ۳۱۰ منحنی نگهداشت رطوبتی و خصوصیات شیمیایی، مکانیکی و فیزیکی در طی دوره زمانی مشابهی اندازه‌گیری شدند.

جدول ۳ . پارامترهای آماری خصوصیات هیدرولیکی اندازه‌گیری شده

	معادله ون‌گنوختن					معادله فردلند و زینگ				
	θ_S	θ_r	α	n	θ_S	θ_r	a	n	m
۰-۴۰ سانتی‌متری									
حداقل	۰/۳۴	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱	۱/۰۶	۰/۳۴	۰/۰۰۱	۱۹/۳۴	۰/۳۳	۰/۳۱
حداکثر	۰/۸۱	۰/۲۸	۰/۳۴	۱/۸۸	۰/۸۵	۰/۳۲	۹۱۸/۵۲	۲/۵۳	۲/۷۴
میانگین	۰/۶۰	۰/۰۷	۰/۰۲	۱/۲۹	۰/۶۰	۰/۰۱	۲۲۲/۴	۰/۹۲	۰/۹۳
انحراف معیار	۰/۰۸	۰/۰۸	۰/۰۴	۰/۱۶	۰/۰۸	۰/۰۵	۱۷۶/۹	۰/۴۶	۰/۴۳
۴۰-۸۰ سانتی‌متری									
حداقل	۰/۴۴	۰/۰۰۱	۰/۰۰۲	۱/۰۷	۰/۴۳	۰/۰۰۱	۱۰/۴۵	۰/۲۶	۰/۲۵
حداکثر	۰/۸۵	۰/۲۷	۱/۰۹	۲/۳۰	۰/۹۲	۰/۲۶	۱۲۶۲/۱۹	۳۵/۲۱	۲/۰۷
میانگین	۰/۶۱	۰/۰۶	۰/۰۵	۱/۲۶	۰/۶۱	۰/۰۱	۲۰۹/۴۴	۱/۰۶	۰/۸۹
انحراف معیار	۰/۰۹	۰/۰۹	۰/۱۱	۰/۱۷	۰/۰۹	۰/۰۴	۲۱۲/۹	۲/۸۲	۰/۳۹

θs رطوبت اشباع (cm^3/cm^3)، θr رطوبت باقیمانده (cm^3/cm^3)، α عکس مکش ورود هوا (1/cm)، a مکش ورود هوا (cm)، n و m ضرایب برازشی یا پارامترهای تجربی بدون بعد معادلات منحنی نگهداشت رطوبتی

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-28]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.69.9.6]

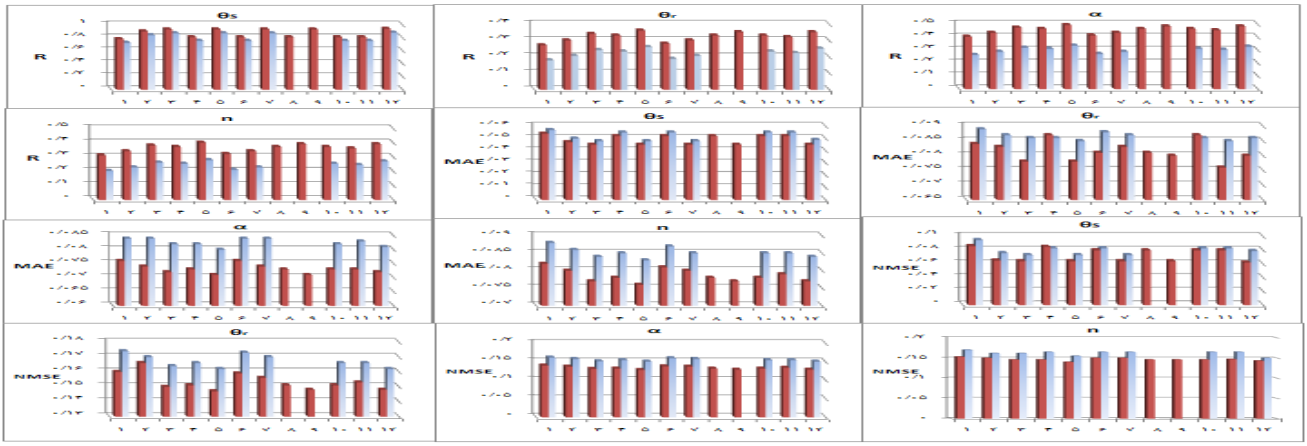
مشابهی اندازه‌گیری شدند.

یکی از مهم‌ترین عملیات جهت برآورد SWRC با استفاده از شبکه‌های عصبی یا عصبی- فازی، تعیین بهینه پارامترهای قابل تنظیم مدل می‌باشد که تعیین کننده دقت مدل است. مقادیر بهینه پارامترهای تعداد لایه‌های مخفی، تعداد نرون‌ها در هر لایه مخفی، اندازه گام در سطح خطا، مقدار ممنتوم و تعداد ایپک (دور) در شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب ۱، ۶، ۰/۲، ۰/۷ و ۱۰۰۰ انتخاب شدند. هم‌چنین مقادیر بهینه پارامترهای تعداد لایه‌های مخفی، تعداد نرون‌ها در هر لایه مخفی، اندازه گام در سطح خطا، مقدار ممنتوم، تعداد ایپک (دور)، نوع الگوریتم یادگیری، نوع تابع عضویت، تعداد توابع عضویت برای هر ورودی، نوع سیستم استنتاج فازی و نوع تابع انتقال در شبکه عصبی- فازی به ترتیب ۱، ۶، ۰/۲، ۰/۷، ۱۰۰۰، هیبرید، زنگوله‌ای، ۲، سوگنو و سیگموئیدی انتخاب شدند.

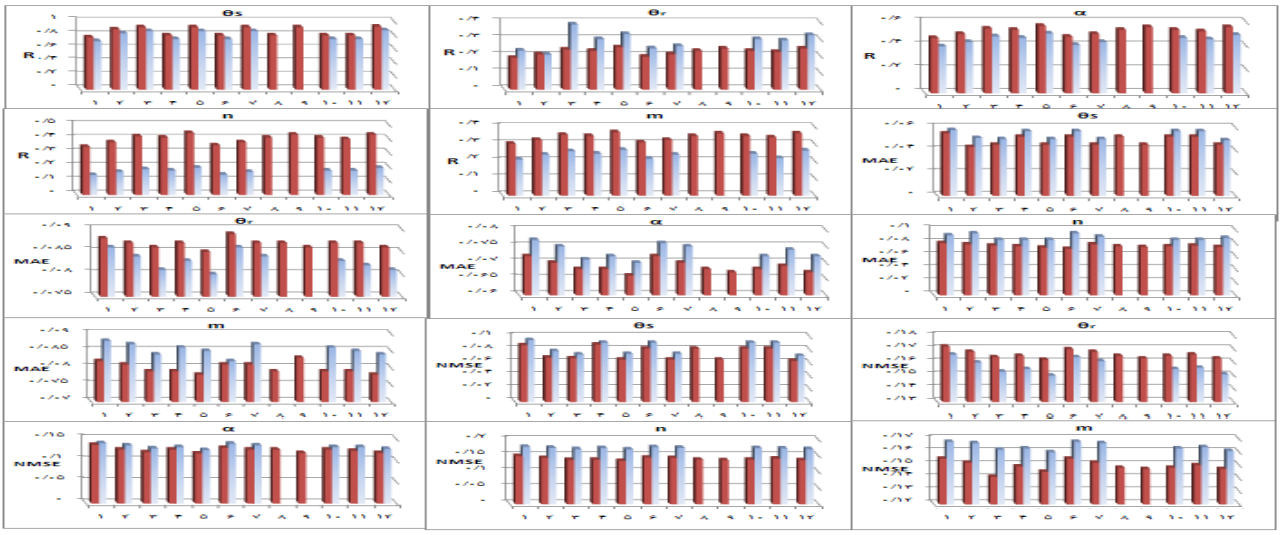
نتایج شبکه عصبی MLP و شبکه عصبی فازی در برآورد SWRC با ترکیب‌های متعددی از متغییرهای ورودی، جهت انتخاب بهترین ترکیب، در شکل‌های ۱ تا ۴ آورده شده است. انتخاب ترکیب مناسب از متغییرهای ورودی از بین ۱۳ نوع ترکیب برای شبکه عصبی MLP و ۱۲ نوع ترکیب برای شبکه عصبی- فازی (جدول ۱) با کمک آماره‌های ارزیابی عملکرد ضریب هم‌بستگی (R)، میانگین قدرمطلق خطا (MAE) و میانگین مربعات خطای نرمال شده (NMSE) انجام شد. بر همین اساس مدل‌های ۱۳ و ۵ به‌ترتیب بهترین مدل جهت برآورد SWRC با استفاده از شبکه عصبی MLP و شبکه عصبی- فازی بودند. این موضوع نشان می‌دهد که در خاک‌های مورد مطالعه و در تکنیک عصبی- فازی، با استفاده از ورودی‌های توزیع اندازه ذرات، چگالی ظاهری و مقاومت فروروی می‌توان به برآوردهای بهتری از پارامترهای معادلات ون‌گنوختن و فردلند و زینگ رسید. موضوع فوق برای تکنیک عصبی MLP با استفاده از ورودی‌های مدل ۱۳ نیز صادق است. مدل ۱ با ورودی‌های تنها درصدهای شن، سیلت و رس ضعیف‌ترین مدل بود و با افزایش هر کدام از پارامترهای کربنات کلسیم معادل، چگالی ظاهری، ماده آلی، میانگین وزنی قطر خاک‌دانه‌های خاک، مقاومت فروروی، هدایت الکتریکی عصاره اشباع و نسبت جذب سدیم به این مدل، کارایی مدل بالاتر رفته است. لذا به‌دلیل متأثر بودن SWRC به‌پارامترهای متعدد خاکی و هم‌چنین تنوع بسیار زیاد این پارامترها حتی در یک خاک خاص، تعیین مهم‌ترین پارامترهای تأثیرگذار در برآوردهای مناسب، امری ضروری است. بنابراین آنالیز حساسیت یک بخش تأثیرگذار و کاربردی در نیل به این مهم بوده که می‌تواند مهم‌ترین متغییرهای برآوردکننده در برآورد پارامتریک منحنی نگهداشت رطوبتی را مشخص کند. اسخاپ و لیچ (۳۷) با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی موفق به برآورد پارامترهای مدل ون‌گنوختن (۴۲) شدند. این پژوهشگران در ابتدا با استفاده از ورودی‌های فراوانی نسبی ذرات، شبکه‌های مورد نظر را طراحی نمودند. سپس جهت تعیین بهترین ترکیب از ورودی‌ها به صورت سلسله‌وار ورودی‌های جدیدی به شبکه‌ها اضافه کردند و در هر مرحله عملکرد شبکه‌های طراحی شده را مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج این پژوهش نشان داد با ورود متغییرهای جدید به شبکه به‌عنوان برآورد کننده، عملکرد شبکه افزایش یافت. پژوهشگران زیادی توزیع اندازه ذرات را مهم‌ترین عامل تأثیرگذار بر SWR می‌دانند (۱۵ و ۲۱) اگرچه نقش ماده آلی نیز به‌ویژه در خاک رویین و خاک‌های آلی بسیار کاربردی می‌باشد (۳۳، ۴۵ و ۴۸). با این وجود در تحقیق حاضر ماده آلی به‌دلیل میزان کم آن و هم‌چنین مقدار زیاد رس، در شبکه بهینه طراحی شده وارد نشده است (۳۲). با توجه به‌میزان زیاد آهک در خاک‌های مورد بررسی، پارامتر فوق نیز می‌تواند در انرژی نگهداشت آب در خاک مؤثر باشد که ورود آن در مدل شماره ۱۳ به‌عنوان مدل بهینه در برآورد SWRC با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی نیز بیانگر موضوع فوق است. مطلبی و همکاران (۵) آهک را به‌عنوان مهم‌ترین پارامتر مستقل تأثیرگذار بر SWRC معرفی کردند. به علاوه چگالی ظاهری در هر دو مدل شماره ۱۳ و ۵ به‌عنوان مدل‌های بهینه در شبکه عصبی مصنوعی و عصبی- فازی

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-28]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.69.9.6]



شکل ۱ . مقادیر آماره‌های ارزیابی عملکرد برای ترکیب‌های مختلفی از متغییرهای ورودی (مدل‌های ۱ تا ۱۲) در برآورد پارامتریک معادله ون‌گنوختن به‌وسیله شبکه عصبی- فازی برای دو عمق ۴۰-۰ (رنگ قرمز) و ۸۰-۴۰ سانتی‌متری (رنگ آبی)



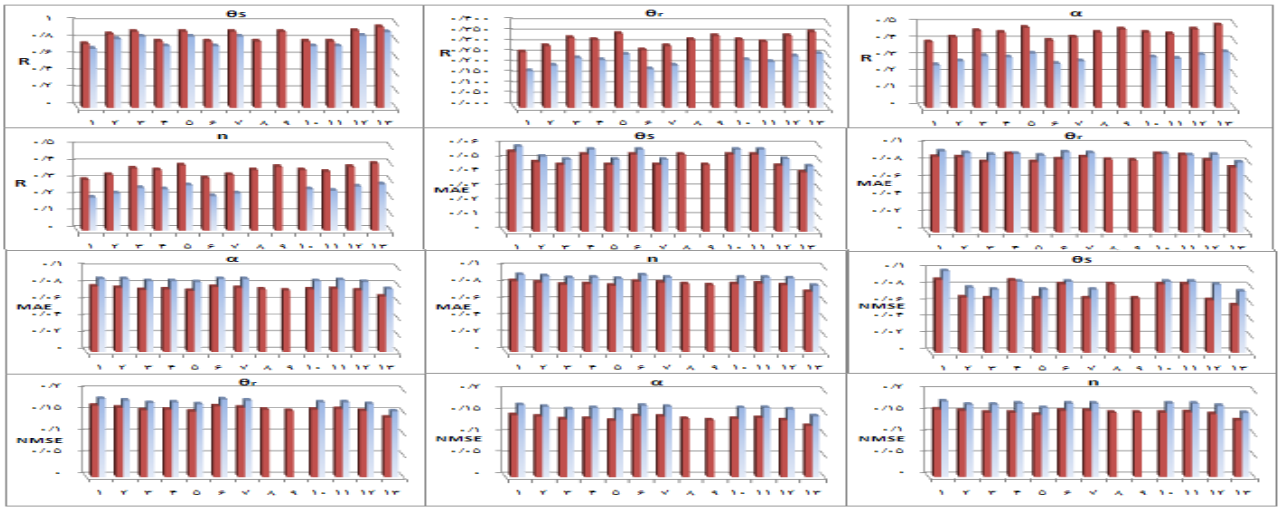
شکل ۲ . مقادیر آماره‌های ارزیابی عملکرد برای ترکیب‌های مختلفی از متغییرهای ورودی (مدل‌های ۱ تا ۱۲) در برآورد پارامتریک معادله فردلند و زینگ به‌وسیله شبکه عصبی- فازی برای دو عمق ۴۰-۰ (رنگ قرمز) و ۸۰-۴۰ سانتی‌متری (رنگ آبی)

به‌عنوان یک پارامتر کلیدی وارد شده است. موضوع فوق بیانگر اهمیت این پارامتر در نگهداشت رطوبتی می‌باشد. سرمدیان و همکاران (۳۵) نیز چگالی ظاهری را پارامتری مهم در برآورد SWRC با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی دانستند. نتایج مشابهی نیز در برآورد نقاط ظرفیت زراعی و پژمردگی دائم با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی توسط حق‌وردی و همکاران (۲) به‌دست آمد.

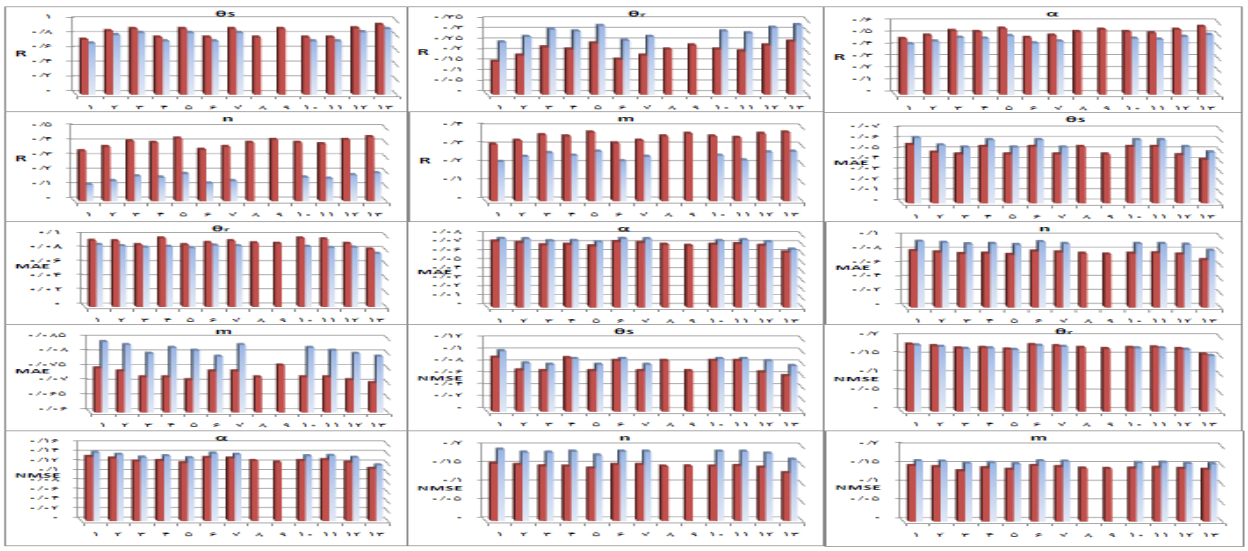
نتایج آماره‌های ارزیابی عملکرد دو مدل عصبی و عصبی- فازی در برآورد پارامتریک SWRC با استفاده از معادله‌های ون‌گنوختن (۴۲) و فردلند و زینگ (۱۸) در جدول ۴ آورده شده است. همان‌طور که در این جدول مشاهده می‌شود تفاوت معنی‌داری بین مدل‌های عصبی و عصبی- فازی در برآورد θ_S در هر دو معادله ون‌گنوختن (۴۲) و فردلند و زینگ (۱۸) در دو عمق ۴۰-۰ و ۸۰-۴۰ سانتی‌متری مشاهده نمی‌شود. با این حال، در برآورد دیگر پارامترهای دو معادله مذکور و در هر دو عمق ۴۰-۰ و ۸۰-۴۰ سانتی‌متری، شبکه عصبی MLP نسبت

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-28]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.69.9.6]



شکل ۳. مقادیر آماره‌های ارزیابی عملکرد برای ترکیب‌های مختلفی از متغیرهای ورودی (مدل‌های ۱ تا ۱۳) در برآورد پارامتریک معادله ون‌گنوختن به‌وسیله شبکه عصبی MLP برای دو عمق ۴۰-۰ (رنگ قرمز) و ۸۰-۴۰ سانتی‌متری (رنگ آبی)



شکل ۴ . مقادیر آماره‌های ارزیابی عملکرد برای ترکیب‌های مختلفی از متغیرهای ورودی (مدل‌های ۱ تا ۱۳) در برآورد پارامتریک معادله فردلند و زینگ به‌وسیله شبکه عصبی MLP برای دو عمق ۴۰-۰ (رنگ قرمز) و ۸۰-۴۰ سانتی‌متری (رنگ آبی)

به‌مدل عصبی- فازی برتری چشمگیری دارد. بنابراین شبکه عصبی MLP با خطای کمتر و دقت بالاتری منحنی نگهداشت رطوبتی را برآورد کرده است. به‌عنوان مثال، مقادیر آماره‌های MAE، NMSE و AIC برای شبکه عصبی- فازی در برآورد θ_r در عمق ۸۰-۴۰ سانتی‌متری مربوط به معادله ون‌گنوختن به‌ترتیب برابر ۰/۰۸۵، ۰/۱۶۲ و ۱۰۲۲- و برای شبکه عصبی MLP به‌ترتیب برابر ۰/۰۸، ۰/۱۵۲ و ۱۱۲۸- و در برآورد θ_r مربوط به‌معادله فردلند و زینگ در عمق ۸۰-۴۰ سانتی‌متری برای شبکه عصبی- فازی به‌ترتیب برابر ۰/۰۸، ۰/۱۵ و ۱۰۳۳- و برای شبکه عصبی MLP به‌ترتیب برابر ۰/۰۷۵، ۰/۱۴۱ و ۱۰۳۹- می‌باشد. این در حالی است که سرمدیان و همکاران (۵) مدل عصبی- فازی را در برآورد نقاط ظرفیت زراعی و پژمردگی دائم کاراتر از مدل عصبی مصنوعی دانستند. رمو و گارسیا (۳۴) نیز با استفاده از مدل عصبی- فازی ویژگی‌های

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-28]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.69.9.6]

جدول ۴ . آماره‌های محاسبه شده جهت ارزیابی برآوردهای مدل‌ها و معادله‌های بررسی شده

متغییرهای وابسته		معادله ون‌گنوختن				معادله فردلند و زینگ			
		R	MAE	NMSE	AIC	R	MAE	NMSE	AIC
۰-۴۰ سانتی‌متری									
θ_S	MLP	۰/۹۵۹	۰/۰۴۱	۰/۰۶۳	-۱۱۹۰	۰/۹۴۶	۰/۰۴۱	۰/۰۵۹	-۱۱۹۴
	NF	۰/۹۳۱	۰/۰۴۲	۰/۰۶۴	-۱۱۸۵	۰/۹۲۲	۰/۰۴۲	۰/۰۶۱	-۱۱۹۲
θ_r	MLP	۰/۳۵۹	۰/۰۷۱	۰/۱۳۷	-۱۰۵۲	۰/۲۵۱	۰/۰۸۱	۰/۱۵۴	-۱۰۳۶
	NF	۰/۳۶۲	۰/۰۷۸	۰/۱۴۷	-۱۰۴۶	۰/۲۵۳	۰/۰۸۵	۰/۱۶۲	-۱۰۳۰
α	MLP	۰/۴۹۴	۰/۰۶۶	۰/۱۱۹	-۱۲۸۸	۰/۵۶۷	۰/۰۶۱	۰/۱۰۹	-۱۳۰۰
	NF	۰/۴۹۵	۰/۰۷۱	۰/۱۲۸	-۱۲۸۴	۰/۵۶۹	۰/۰۶۶	۰/۱۱۷	-۱۲۹۷
n	MLP	۰/۴۰۱	۰/۰۷۱	۰/۱۳۲	-۸۴۹	۰/۴۴۱	۰/۰۶۴	۰/۱۲۵	-۸۵۶
	NF	۰/۴۰۳	۰/۰۷۶	۰/۱۴	-۸۴۶	۰/۴۴۳	۰/۰۷۳	۰/۱۳۵	-۸۵۲
m	MLP	-	-	-	-	۰/۳۷۵	۰/۰۷۱	۰/۱۲۹	-۵۵۱
	NF	-	-	-	-	۰/۳۷۱	۰/۰۷۸	۰/۱۴۵	-۵۴۵
۴۰-۸۰ سانتی‌متری									
θ_S	MLP	۰/۸۹۹	۰/۰۴۹	۰/۰۷۴	-۱۱۲۰	۰/۸۹	۰/۰۵۲	۰/۰۷۶	-۱۱۲۰
	NF	۰/۸۷۲	۰/۰۴۸	۰/۰۷۳	-۱۱۲۸	۰/۸۶۴	۰/۰۵	۰/۰۷۴	-۱۱۲۷
θ_r	MLP	۰/۲۵۷	۰/۰۸	۰/۱۵۲	-۱۰۲۸	۰/۳۳	۰/۰۷۵	۰/۱۴۱	-۱۰۳۹
	NF	۰/۲۶۱	۰/۰۸۵	۰/۱۶۲	-۱۰۲۲	۰/۳۳۳	۰/۰۸	۰/۱۵	-۱۰۳۳
α	MLP	۰/۳۳۴	۰/۰۷۵	۰/۱۴۲	-۹۷۳	۰/۵	۰/۰۶۴	۰/۱۱۷	-۹۹۹
	NF	۰/۳۳۶	۰/۰۸	۰/۱۵۱	-۹۶۷	۰/۵۰۴	۰/۰۷	۰/۱۲۵	-۹۹۵
n	MLP	۰/۲۷۷	۰/۰۷۹	۰/۱۵	-۸۱۳	۰/۱۹۲	۰/۰۸۱	۰/۱۶۶	-۷۹۸
	NF	۰/۲۸	۰/۰۸۳	۰/۱۵۵	-۸۱۴	۰/۱۹۵	۰/۰۸۵	۰/۱۷۱	-۷۹۸
m	MLP	-	-	-	-	۰/۲۷	۰/۰۷۵	۰/۱۵۲	-۵۶۷

دینامیکی خاک را با خطای کمتری نسبت به مدل‌های عصبی مصنوعی برآورد کردند.

هم‌چنین در مقایسه دو معادله ون‌گنوختن (۴۲) و فردلند و زینگ (۱۸) در برآورد SWRC با توجه به جدول ۴ می‌توان گفت که شبکه عصبی MLP و عصبی- فازی در عمق ۴۰-۰ سانتی‌متری پارامترهای n و α مدل فردلند و زینگ را بهتر از مدل ون‌گنوختن برآورد کرده‌اند. به‌عنوان مثال مقادیر آماره‌های MAE، NMSE و AIC برای پارامتر α در معادله فردلند و زینگ برآورد شده با شبکه عصبی MLP در عمق ۴۰-۰ سانتی‌متری به ترتیب برابر ۰/۰۶۱، ۰/۱۰۹ و ۱۳۰۰- و برای معادله ون‌گنوختن به ترتیب برابر ۰/۰۶۶، ۰/۱۱۹ و ۱۲۸۸- می‌باشد. در حالی‌که پارامتر θ_r در معادله ون‌گنوختن در هر دو مدل عصبی MLP و عصبی- فازی با خطای کمتری برآورد شده است. تفاوت معنی‌داری نیز در برآورد پارامتر θ_S در هر دو معادله ون‌گنوختن و فردلند و زینگ وجود ندارد. به‌علاوه در عمق ۸۰-۴۰ سانتی‌متری پارامترهای θ_r و α در معادله فردلند و

[Downloaded from jstmar.iut.ac.ir on 2026-11-28]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.69.9.6]

زینگ با هر دو مدل شبکه عصبی MLP و عصبی- فازی با خطای کمتری نسبت به مدل ون‌گنوختن برآورد شده است. به‌عنوان مثال مقادیر آماره‌های MAE، NMSE و AIC برای پارامتر θ_r در معادله فردلند و زینگ برآورد شده با شبکه عصبی MLP در عمق ۸۰-۴۰ سانتی‌متری به‌ترتیب برابر ۰/۰۷۵، ۰/۱۴۱ و ۱۰۳۹- و برای معادله ون‌گنوختن به‌ترتیب برابر ۰/۰۸، ۰/۱۵۲ و ۱۰۲۸- می‌باشد. در حالی‌که پارامتر n در معادله ون‌گنوختن در هر دو مدل عصبی MLP و عصبی- فازی با خطای کمتری نسبت به معادله فردلند و زینگ برآورد شده است. تفاوت معنی‌داری نیز در برآورد پارامتر θ_s در هر دو معادله ون‌گنوختن و فردلند و زینگ وجود ندارد. بنابراین، مقادیر پایین‌تر خطا در برآورد پارامتریک معادله فردلند و زینگ نسبت به معادله ون‌گنوختن با کمک هر دو شیوه عصبی و عصبی- فازی و در نتیجه برازش بهتر بر داده‌های نگهداشت آب در خاک، معادله فردلند و زینگ را در برآورد پارامتریک منحنی نگهداشت رطوبتی در مناطق مورد بررسی، مناسب‌تر کرده است.

نتیجه‌گیری

سیستم‌های محاسباتی نرم مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی و عصبی- فازی یک ابزار محاسباتی قدرتمند در کشف روابط پیچیده بین ویژگی‌های ورودی و خروجی می‌باشد. از مزیت‌های این تکنیک‌های محاسباتی می‌توان به قابلیت یادگیری، تعمیم‌پذیری و مقاوم بودن نسبت به خطاها را نام برد. در این تحقیق توانایی شبکه عصبی MLP و سیستم عصبی- فازی در برآورد پارامتریک منحنی نگهداشت رطوبتی بررسی شد. هم‌چنین دو معادله ون‌گنوختن (۴۲) و فردلند و زینگ (۱۸) نیز در برآورد منحنی نگهداشت رطوبتی مقایسه شد. در بخش اول تحقیق حاضر نتایج آنالیز حساسیت نشان داد که همه ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی اندازه‌گیری شده در برآورد بهینه منحنی نگهداشت رطوبتی مورد نیاز نیست و ترکیب‌های بهینه‌ای از این خصوصیات انتخاب شد. در بخش دوم، به‌منظور مقایسه معادله‌ها و مدل‌های مورد بررسی آماره‌های متعددی اندازه‌گیری شد. نتایج نشان داد که شبکه عصبی MLP منحنی نگهداشت رطوبتی را با خطای کمتری نسبت به سیستم عصبی- فازی در کشت و صنعت‌های مورد بررسی برآورد می‌کند. هم‌چنین عدم اطمینان در برآورد پارامترهای معادله فردلند و زینگ (۱۸) کمتر از معادله ون‌گنوختن (۴۲) بود.

منابع مورد استفاده

۱. اکبرزاده، ع.، ر. نوری، ا. فرخ‌نیا، ا. خاکپور. و م. س. صباحی. ۱۳۸۹. تحلیل دقت و عدم قطعیت مدل‌های هوشمند در پیش‌بینی ضریب انتشار طولی رودخانه، آب و فاضلاب ۳: ۱۰۷- ۹۹.

۲. حق‌وردی، ا.، ب. قهرمان.، ع. ا. خشنود یزدی و ز. عربی. ۱۳۸۹. برآورد رطوبت در نقطه پژمردگی دائم و ظرفیت زراعی خاک‌های شمال و شمال شرق ایران با استفاده از روش‌های نزدیک‌ترین K همسایه و شبکه‌های عصبی مصنوعی، نشریه آب و خاک ۲۴ (۴): ۸۰۴-۸۱۴.

۳. سبزی پرور، ا. ا.، ح. زارع ابیانه و م. بیات ورکشی. ۱۳۸۹. مقایسه یافته‌های شبکه استنتاج تطبیقی عصبی- فازی با مدل‌های رگرسیونی به منظور برآورد دمای خاک در سه اقلیم متفاوت، نشریه آب و خاک ۲۴:۲۸۵- ۲۷۴.

۴. سرمدیان، ف.، ب. قنبریان علویجه، ر. تقی‌زاده مهرجردی و ع. کشاورزی. ۱۳۹۰. مقایسه کارایی توابع انتقالی خطی، غیرخطی و شبکه عصبی مصنوعی در برآورد بعد فرکتال سطح داخلی خلل و فرج. نشریه مرتع و آبخیزداری، مجله منابع طبیعی ایران ۶۴:

[Downloaded from jstmar.iut.ac.ir on 2026-11-28]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.69.9.6]

۵۳-۶۴.

۵. سرمدیان، ف.، ر. تقی‌زاده مهرجردی، ح. م. عسگری و ع. اکبرزاده. ۱۳۸۹. مقایسه روش‌های نروفازی، شبکه عصبی و رگرسیون چند متغییره در پیش‌بینی برخی خصوصیات خاک (مطالعه موردی: استان گلستان). مجله تحقیقات آب و خاک ایران ۱ (۴۱): ۲۱۱-۲۲۰.

۶. قربانی دشتکی، ش. و م. همایی. ۱۳۸۱. برآورد پارامتریک توابع هیدرولیکی بخش غیر اشباع خاک با استفاده از توابع انتقالی. مجله تحقیقات مهندسی کشاورزی ۳: ۱۵-۱.

۷. 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: ۱۹۸-۱۸۵.

۸. کهنک، ه. ۱۹۸۶. *فیزیک خاک*. مترجم: محمد جواد رفیع. دانشگاه تهران. ۲۹۶ ص.

۹. مطلبی، ا.، م. همایی، ق. زارعی و ش. محمودی. ۱۳۸۹. بررسی تأثیر آهک بر ویژگی‌های رطوبتی خاک‌های سری گرمسار با استفاده از توابع انتقالی. نشریه آبیاری و زهکشی ۴: ۴۳۹-۴۲۶.

10. Abbasi, Y., B. Ghanbarian-Alavijeh., A. M. Liaghat. and M. Shorafa. 2011. Evaluation of pedotransfer functions for estimating soil water retention curve of saline and saline-alkali soils of Iran. Soil Sci. Society of China. 21(2): 230–237.
11. ASCE Task Committee. 2000a. Artificial neural networks in hydrology-I: Preliminary concepts. J. Hydrol. Eng. ASCE. 5(2): 115-123.
12. ASCE Task Committee. 2000b. Artificial neural networks in hydrology-II: Hydrologic applications. J. of Hydrol. Eng. ASCE. 5(2): 124-137.
13. Blake, G. R. and K. H. Hartge. 1986. Bulk density. PP. 363-375 *In*: Klute, A. (Eds.), Methods of soil analysis. 2nd ed. Agron. Monogr. 9, ASA, Madison, WI.
14. Bowels, G. E. 1986. Engineering properties of soils and their measurement. McGraw Hill Book Company, New York. 187. p.
15. Bruand, A., P. Perez Fernandez and O. Duval. 2003. Use of class pedotransfer functions based on texture and bulk density of clods to generate water retention curves. Soil Use and Management. 19: 232-242.
16. Cobaner, M., B. Unal and O. Kisi. 2009. Suspended sediment concentration estimation by an adaptive neuro-fuzzy and neural network approaches using hydro-meteorological data. J. Hydrol. 367: 52–61.
17. Fayer, M. J. and C. S. Simmons. 1995. Modified soil water retention functions for all matric suctions. Water Resour. Res. 31: 1233-1238.
18. Fredlund, D. G. and A. Xing. 1994. Equations for the soil–water characteristic curve. Canadian Geotech. J. 31: 521-532.
19. Gee, G. W. and J. W. Bauder. 1986. Particle size analysis. PP. 383-411 *In*: Methods of soil analysis. 2nd ed., Klute, A. (Eds.), Agron. Monogr. 9. ASA. Madision. WI.
20. Ghorbani Dashtaki, G. S., M. Homaee and H. Khodaverdiloo. 2009. Derivation and validation of pedotransfer functions for estimating soil water retention curve using a variety of soil data. Soil Use. Manage. 26: 68-74.
21. Haverkamp, R. and J. Y. Parlange. 1986. Predicting the water retention curve from particle-size, distribution: Sandy soils without organic matter. Soil Sci. 142: 325-339.
22. Hung, N. Q., M. S. Babel, S. Weesakul and N. K. Tripathi. 2008. An artificial neural network model for rainfall forecasting in Bangkok, Thailand. Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss. 5: 183–218.
23. Lal, R. 1994. Methods and guidelines for assessing sustainable use of soil and water resources in the tropics. Soil Management Support System, USDA-NRCS, Washington, DC.
24. Merdun, H., O. Cınar, 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 Tillage Res. 90: 108-116.
25. Minasny, B. 2007. Prediction soil properties. J. Ilmu Tanah dan Lingkungan. 7: 54-67.
26. Mualem, Y. 1975. A new model for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated porous media. Water Resour. Res. 12: 513-522.
27. Nayak, P. C., K. P. Sudheer, D. M. Rangan and K. S. Ramasastri. 2005. Short-term flood forecasting with a neurofuzzy model. Water Resour. Res. 41: 2517–2530.

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-28]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.69.9.6]

28. Nelson, R. E. 1982. Carbonate and gypsum. PP. 181-199. *In*: A.L. Page (Eds.), Methods of Soil Analysis, part 2. Am. Soc. of Agronomy, Madison. WI.
29. Openshaw, S. and C. Openshaw. 1997. Artificial Intelligence in Geography. John Wiley & Sons Ltd, Chichester.
30. Page, A. L., R. H. Miller and D. R. Keeeney. 1982. Methods of Soil Analysis. Part2-Chemical and Microbiological Methods. Seconds edition, Soil Science Society of America, Inc. Publisher Madison, Wisconsin. USA.
31. Parasuraman, K., A. Elshorbagy and S. Care. 2006. Spiking-modular neural networks: A neural network modeling approach for hydrological processes. Water Resour. Res. 42: 1254-1259.
32. Pucket, W. E., J. H. Dane. and B. F. Hajek. 1985. Physical and mineralogical data to determine soil hydraulic properties. Soil Sci. Soc. Am. J. 49: 831-836.
33. Rawls, W. J., Y. A. Pachepsky, J. C. Ritchie, T. M. Sobecki and H. Bloodworth. 2003. Effect of soil organic carbon on soil water retention. Geoderma 116: 61-76.
34. Romo, M. P. and S. R. Garcia. 2003. Neurofuzzy mapping of CPT values into soil dynamic properties. Soil Dynamics and Earthquake Engineering 23: 473–482.
35. Sarmadian, F., R. Taghizadeh Mehrjardi and A. Akbarzadeh. 2009. Optimization of pedotransfer functions using an artificial neural network. Australian J. Basic and Appl. Sci. 3: 323-329.
36. Schaap M. G., F. J. Leij. and M. Th. Van Genuchten. 2001. Rosetta: a computer program for estimating soil hydraulic parameters with hierarchical pedotransfer functions. J. Hydrol. 251: 163–176.
37. Schaap, M. G. and F. J. Leij. 1998. Using neural networks to predict soil water retention and soil hydraulic conductivity. Soil and Tillage Res. 47: 37-42.
38. Sepaskhah, A. R. and H. Bondar. 2002. Estimating van Genuchten soil water retention curve from some soil physical properties. Iran Agric. Res. 21: 105-118.
39. Sillers, W. S., D. G. Fredlund and N. Zakerzadeh. 2001, Mathe- matical attributes of some soil-water characteristic curve models. Geotech. and Geological Eng. 19:243-283.
40. USDA, "Soil Survey Staff, Key to Soil Taxonomy", 11th ed., 2010.
41. Van Bavel, C. H. M. 1949. Mean weight diameter of soil aggregates as a statistical index of aggregation. Soil Sci. Soc. Am. Proc. 14: 20-23.
42. Van Genuchten, M. Th. 1980. A closed-form equation for predicting the hydraulic conductivity of soils. Soil Sci. Soc. Am. J. 44: 892-898.
43. Van Genuchten, M. Th., S. M. Lesch and S. R. Yates. 1991. The RETC code for quantifying the hydraulic functions of unsaturated soils. Version 1.0. U.S. Salinity Lab., Riverside, CA.
44. Walkley, A. 1947. A Critical examination of a rapid method for determining soil organic carbon in soils. Effect of variations in digestion conditions and inorganic soil constituents. Soil Sci. Soc. Am. J. 63: 251-263.
45. Weiss, R., J. Alm, R. Laiho and J. Laine. 1998. Modeling moisture retention in peat soils. Soil Sci. Soc. Am. J. 62: 305-313.
46. Wosten, J. H. M., A. Lilly, A. Nemes and C. le Bas. 1998. Using existing soil data to derive hydraulic parameters for simulation models in environmental studies and in land use planning. Final Report on the European Union, Wageningen.
47. Xiong, L. H., A. Y. Shamseldin and K. M. O'Connor. 2001. A nonlinear combination of the forecasts of rainfall-runoff models by the first order Takagi-Sugeno fuzzy system. J. Hydrol. 245 (1–4): 196–217.
48. Zacharias, S. and G. Wessolek. 2007. Excluding organic matter content from pedotransfer predictions of soil water retention. Soil Sci. Am. J. 71: 43-50.
49. Zhou, J. and J. L. Yu. Influences affecting the soil-water characteristic curve. 2005. J. Zhejiang Univ. SCI. 6:797-804.

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-28]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1393.18.69.9.6]