مدل‌سازی منحنی مشخصه رطوبتی برخی خاک‌های ایران با استفاده از توابع انتقالی شبه پارامتریک شبکه عصبی

امیر حق وردی
دانشجوی دکتری علوم و مهندسی آبیاری، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد (نویسنده مسئول)

بیژن قهرمان
استاد دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد

محمد جلینی
استادیار پژوهش، مرکز تحقیقات کشاورزی خراسان رضوی

علی اصغر خشنود یزدی
مربی آموزشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد

زهرا عربی
کارشناس ارشد خاکشناسی، دستیار تحقیق

برگرفته از پژوهشی مستقل از پایان نامه و طرح تحقیقاتی.

تاریخ دریافت: ۸۹/۴/۱۹ **تاریخ پذیرش: ۸۹/۶/۱۷**

چکیده

مدل‌سازی جریان آب و انتقال املاح در منطقه غیر اشباع نیازمند آگاهی از خصوصیات هیدرولیک خاک از جمله منحنی نگهداشت آب است. تخمین غیر مستقیم این توابع با استفاده از خصوصیات پایه خاک در قالب توابع انتقالی توجه کارشناسان رشته‌های مختلفی را به خود جلب کرده است. امروزه، استفاده از مدل‌های شبکه‌های عصبی برای اشتقاق توابع انتقالی بسیار معمول است. در این پژوهش، توابع جدید شبه پارامتریک شبکه عصبی معرفی و ارزیابی شد و عملکرد آن‌ها با توابع مرسوم نقطه‌ای و پارامتریک مقایسه شد. همچنین، تاثیر دو روش متفاوت آموزش مستقیم و غیر مستقیم مورد ارزیابی قرار گرفت. تمامی تحلیل‌ها بر روی ۱۲۲ نمونه خاک از شمال و شمال شرق ایران (آمل و بابل، کرج و بجنورد) انجام شد که به صورت تصادفی انتخاب شده بودند. به طورکلی، نتایج توابع پارامتریک نسبت به نقطه‌ای بهتر بودند، به طوری که میانگین نمایه‌های r و RMSE در توابع پارامتریک به ترتیب ۰/۹۳ و ۰/۰۳۲ و در توابع نقطه‌ای به ترتیب ۰/۷۶ و ۰/۰۳۴ می‌باشد. از طرف دیگر، توابع شبه پارامتریک توانستند با استفاده از اطلاعاتی مشابه برای آموزش، نتایج توابع نقطه‌ای را بهبود بخشند. میانگین نمایه-های r و RMSE در توابع شبه پارامتریک به ترتیب برابر با ۰/۹۵ و ۰/۰۲۶ بود. به نظر می‌رسد افزایش نمونه‌ها در فاز آزمایش و انتخاب پتانسیل ماتریک به عنوان ورودی، مهم‌ترین دلایل موفقیت توابع شبه پارامتریک باشد. همچنین نتایج نشان دادند که اشتقاق توابع انتقالی با داده‌های محلی (آموزش مستقیم) نتایج بهتری نسبت به اشتقاق داده‌ها با استفاده از پایگاه داده‌های جهانی (آموزش غیر مستقیم) دارد.

کلمات کلیدی: آموزش مستقیم، آموزش غیر مستقیم، توابع انتقالی، توابع شبه پارامتریک، منحنی نگهداشت آب.

مقدمه

اگر چه خصوصیات هیدرولیکی خاک هم اکنون جزو مهم‌ترین عوامل مورد استفاده در تحقیقات کشاورزی، اکولوژیکی، طرح‌ها و مدل‌های آبیاری و زه‌کشی و مسایل مربوط به حرکت غیر اشباع آب در خاک هستند، اما به آسانی در دسترس نمی‌باشند (Minasny & McBratney, 2002a). زیرا اندازه‌گیری این نمایه‌ها هزینه‌بر، زمان‌بر و نیازمند کار زیاد می‌باشد. بنابراین، مدل‌ها و روابطی تحت عنوان توابع انتقالی توسعه یافته‌اند که خصوصیات هیدورلیکی خاک را با استفاده از داده‌های زود یافت خاک و با کمک یک رابطه ریاضی مناسب پیش‌بینی کنند (Cornelis et al., 2001). گام معمول در اشتقاق توابع انتقالی، ارائه روابطی تجربی میان خصوصیات پایه خاک و عواملی است که باید پیش‌بینی شوند. این امر می‌تواند به‌وسیله روش‌های مختلف ریاضی همچون رگرسیون‌های چندگانه خطی (Wo¨sten et al., 1995; Rawls et al., 2001) و شبکه‌های عصبی (Merdun et al., 2006; Baker & Ellison, 2008) محقق شود. بیش‌تر تحقیق‌های انجام شده، شبکه‌های عصبی را توانمندتر از روش‌های رگرسیونی دانسته‌اند (Schaap et al., 1998). این مطلب خصوصاً هنگامی صادق است که تعداد نرون‌های ورودی بیش‌تر از سه و عدم قطعیت‌ها در کیفیت داده‌ها کوچک باشد (Baker & Ellison, 2008).

اما در این میان، با توجه به پیشرفت‌های صورت گرفته در چند سال اخیر در زمینه کاربرد شبکه‌های عصبی در تعیین خصوصیات هیدرولیکی خاک‌ها و پژوهش‌های انجام شده، نکات و مسائل جدیدتری در باب کارآیی این مدل‌ها مطرح می‌باشد. لذا، انجام تحقیقاتی تازه که اصول و چالش‌های جدید مطروحه را در ارتباط با استفاده از این ابزار در بخش‌های مختلف علوم مرتبط با آب و خاک در نظر بگیرد، بسیار ضروری می‌نماید. به عنوان نمونه، هر چند شبکه‌های عصبی در بسیاری از موارد نتایج قابل قبولی را ارائه می‌کنند، لیکن این مدل‌ها پیش‌بینی کننده‌های ناپایداری بوده و تغییرات اندک در داده‌های آموزش، ممکن است مدل‌های بسیار متفاوتی ایجاد کند که نهایتاً نتایج متفاوتی در عملکرد مدل در پیش‌بینی به وجود خواهد آمد (Carney & Cuningham, 1999). لذا، می‌توان چنین عنوان نمود که کیفیت و نوع داده‌های مورد استفاده برای اشتقاق توابع انتقالی خصوصاً در هنگام استفاده از شبکه‌های عصبی اهمیت ویژه‌ای دارد. تعداد زیادی از کشورها و مناطق در دنیا، مقدار کافی داده هیدرولیکی خاک برای اهداف مدل سازی کشاورزی و یا برای توسعه توابع انتقالی در اختیار ندارند. بنابراین، بیش‌تر تحقیقات در این کشورها در یک مقیاس منطقه‌ای انجام می‌شود (Nemes et al., 2003). با توجه به این مطلب که خصوصیات جغرافیایی و منطقه‌ای تنوع‌های گوناگونی را در خاک‌ها پدید می‌آورد، اعتمادپذیر بودن توابع انتقالی رابطه‌ای بسیار قوی با مجموعه داده‌هایی دارد که برای واسنجی آن‌ها به کار می‌رود (Ungaro et al., 2007). لذا، خصوصاً در هنگامی که از شبکه‌های عصبی استفاده میشود، بررسی کارآیی شبکه آموزش داده شده با پایگاه‌های داده عظیم موجود، برای نمونه‌های خاک محلی بسیار مهم می‌باشد. به طوری که حتی ممکن است نتایج ضعیفی از اجرای شبکه‌های عصبی بدست آید. از طرفی، به علت این‌که به طور ماهوی شبکه‌های عصبی نیازمند تعداد داده‌های زیادی برای آموزش می‌باشند، کاربرد آن‌ها در مقیاس‌های کوچک و سطح مزرعه صرفاً با استفاده از داده‌های موجود محل سوال می‌باشد.

شاپ و لجی (Schaap & Leij, 1998a) مدل‌های شبکه عصبی را برای سه پایگاه داده مختلف مورد ارزیابی قرار دادند. آن‌ها متوجه شدند که توابع انتقالی اشتقاقی از یک پایگاه داده تخمین‌های متفاوتی برای دو پایگاه دیگر می‌دهد. اما وقتی که توابع از تمامی داده‌های موجود منتج شوند، تخمین‌ها بهبود می‌یابد. آن‌ها همچنین نتیجه گرفتند که عملکرد توابع انتقالی وابسته به مجموعه داده های مورد استفاده برای ارزیابی و اشتقاق می‌باشد و منبع، اندازه و دیگر خصوصیات داده‌ها می‌تواند بر عملکرد توابع موثر باشد. همچنین نمس و همکاران (Nemes et al., 2003) عنوان نمودند که اشتقاق توابع انتقالی با استفاده از داده‌های کم ولی مناسب، بهتر از استفاده از پایگاه داده های بزرگتر ولی عمومی و نامناسب می‌باشد.

توابع انتقالی شبکه عصبی شبیه ساز خصوصیات میزان رطوبت و منحنی نگهداشت آب خاک به دو دسته کلی توابع نقطه‌ای و پارامتریک تقسیم بندی می‌شوند. توابع

نقطه‌ای میزان رطوبت را در نقاط پتانسیلی خاصی برآورد می‌کنند. مهم‌ترین عیب این دسته از توابع، عدم توانایی ارائه عملکردی پیوسته می‌باشد. به عبارت بهتر، این توابع قادر به شبیه‌سازی یکپارچه منحنی نگهداشت رطوبتی نمی‌باشند. در مقابل، توابع انتقالی پارامتریک قادر به شبیه‌سازی پیوسته منحنی نگهداشت رطوبتی می‌باشند. در واقع این توابع عوامل معادلات نگهداشت آب خاکی نظیر ونگنوختن را شبیه‌سازی می‌نمایند و کاربر با داشتن این عوامل برای هر نمونه خاک می‌تواند در هر پتانسیل دلخواه میزان رطوبت را برآورد نماید.

مولفین بسیاری گزارش‌هایی را مبنی بر وجود مشکلات در هنگام تلاش برای ربط دادن عوامل معادلات نگهداشت آب خاک به خصوصیات پایه خاک ارائه کرده‌اند (Minasny & McBratney, 2002a; Minasny & McBratney, 2002b). به عنوان مثال، عوامل تخمینی معادلات ممکن است خطاها را انتقال دهند. یکی از دلایل مهم این است که مدل‌ها همیشه برازش دهنده‌های خوبی برای داده‌ها نیستند و مثلاً در معادله ونگنوختن باید با استفاده از تعداد محدودی داده نگهداشت آب خاک تعداد زیادی پارامتر برآورد شود. از این رو پارامترهای برازش داده شده ممکن است خطاها را انتقال دهند در حالی که توجیه فیزیکی معنی‌داری در میان نباشد. علاوه بر این، روش معمول ارائه توابع انتقالی پارامتریک بوسیله شبکه-های عصبی که بر اساس آموزش برای تخمین پارامترهای معادله ونگنوختن است، نقائص زیر را در بر دارد. اولاً معادله ونگنوختن لزوماً بر داده‌های اندازه‌گیری شده منطبق نمیشود، از این‌رو تضمینی وجود ندارد که شبکه عصبی بهینه شده تخمین‌های خوبی ارائه دهد، ثانیاً هنگامی که معادله ونگنوختن برای داده‌های نگهداشت آب خاک برازش داده می‌شود، تفاوت میان مقادیر پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده رطوبت حداقل میگردد. در حالی که شبکه‌های عصبی آموزش داده می‌شود تا تفاوت میان مقادیر پیش‌بینی شده و تخمین زده شده پارامترهای معادله ونگنوختن را حداقل کند و بدیهی است که دستیابی به تخمین‌هایی خوب از پارامترهای معادله ونگنوختن صرفاً به معنی دستیابی به تخمین‌های قابل قبولی از میزان رطوبت نمی‌باشد. بنابراین، یک تابع انتقالی که پیش بینی‌ها را برای یکی از پارامترهای معادله ونگنوختن بهبود می‌بخشد، لزوماً عملکرد بهتری در پیش بینی رطوبت ندارد (Minasny & McBratney, 2002a; Minasny & McBratney, 2002b; Schaap & Leij, 1998b).

میناسنی و مک برانتی (Minasny & McBratney, 2002a) برای حل مشکلات مطروحه فوق الگوریتم جدیدی را برای توابع پارامتریک عصبی ارائه نمودند که بر مبنای حداقل سازی تفاوت رطوبت پیش بینی شده با استفاده از ضرایب بهینه معادله ونگنوختن و میزان رطوبت اندازه‌گیری شده عمل می‌نماید. آن‌ها عنوان نمودند که الگوریتم فوق عملکردی قابل قبول و بهتر از توابع پارامتریک شبکه عصبی پیشین دارد. با توجه به مطالب فوق، می‌توان چنین عنوان نمود که تلاش برای ارائه نوعی از توابع انتقالی که عملکردی پیوسته در برآورد رطوبت داشته باشند و در عین حال مشکلات توابع پارامتریک را نداشته باشند، یکی از مهمترین موضوعات تحقیقات در سالیان اخیر بوده است. در این پژوهش برای نخستین بار مفهوم جدید توابع انتقالی شبه پارامتریک عصبی مطرح شده است که علاوه بر عملکردی پیوسته همانند توابع پارامتریک نیازی به استفاده از معادلات نگهداشت آب خاک (همانند معادله ونگنوختن) ندارد و لذا اشکالات عمده مطرح شده به آن وارد نمی باشد. اساس کار این تابع جدید برآورد فرم تغییرات منحنی نگهداشت رطوبتی با استفاده از هوش مصنوعی می باشد.

با توجه به مطالب مطرح شده فوق پژوهش حاضر به طور مشخص دو هدف عمده زیر را دنبال می کند. الف: معرفی و اعتبار سنجی توابع شبه پارامتریک شبکه عصبی و مقایسه عملکرد این توابع با توابع نقطه‌ای و پارامتریک مرسوم. ب: برآورد عملکرد توابع انتقالی شبکه عصبی به منظور پیش‌بینی میزان رطوبت در نقاط پتانسیلی مختلف و منحنی نگهداشت آب خاک تحت دو شیوه متفاوت آموزش مستقیم و غیر مستقیم.

مواد و روش‌ها

نمونه‌های خاک مورد استفاده

۱۲۲ نمونه خاک برای انجام این تحقیق از مناطق آمل- بابل (۱۸ نمونه)، کرج (۳۲ نمونه) و بجنورد (۷۲ نمونه) انتخاب شد (جدول۱). از اراضی مختلف مناطق

آمل- بابل و کرج ۵۰ نمونه خاک دست نخورده و دست خورده سطحی (۳۰-۰ سانتی‌متر) انتخاب شد. نمونه برداری‌ها در نیمه دوم فصل بهار و به صورت چهارگوشه بندی معمولی و با فواصل یکسان انجام گرفت. نمونه‌های دست خورده خاک پس از خشک شدن در هوا و عبور از الک دو میلی‌متری برای انجام آزمایش‌ها آماده شد. مقادیر رطوبت وزنی خاک‌های دست نخورده در پتانسیل‌های ماتریک ۱۵۰۰-، ۵۰۰-، ۱۰۰-، ۳۳- و ۵- کیلوپاسکال با استفاده از صفحات فشاری در سه تکرار اندازه‌گیری شد. جرم مخصوص حقیقی کلیهٔ خاک‌ها ۲/۶۵ گرم بر سانتی-متر مکعب در نظر گرفته شد. علاوه بر این، ۷۲ سری داده نیز از شمال شرق کشور (بجنورد) مورد استفاده قرار گرفت. نمونه برداری‌ها به صورت زیگزاگ انجام شد و میزان رطوبت با استفاده از دستگاه صفحات فشاری در سه تکرار و در مکش‌های ۱۵۰۰-، ۱۰۰۰-، ۷۰۰-، ۴۰۰-، ۱۰۰- و ۳۳- کیلو پاسکال تعیین شد. میزان کربن آلی در مناطق آمل- بابل و کرج برابر ٪۵۸ کل مواد آلی در نظر گرفته شد. مشخصات فیزیکی خاک‌های مورد استفاده در این پژوهش در جدول(۱) به اختصار ارائه شده است.

جدول(۱): مشخصات فیزیکی خاک‌های مورد استفاده در این پژوهش (Arabi, 2004; Khoshnud Yazdi, 1991)

	داده‌های کرج (n=۳۲***)					داده‌های آمل- بابل (n=۱۸)					داده‌های بجنورد (n=۷۲)				
عوامل*	Max	Min	Med	SD	CV	Max	Min	Med	SD	CV	Max	Min	Med	SD	CV
شن	۵۶/۸	۲۲	۴۰/۲۲	۷/۹۷	۱۹/۸۱	۵۰	۱۴/۸	۳۴/۳۲	۹/۳۳	۲۷/۲۱	۷۷/۲	۱۰/۲	۳۹/۲	۱۵/۱	۳۸/۴۵
سیلت	۵۰	۲۷/۴	۳۳/۹۵	۵/۱۳	۱۵/۱۲	۵۲	۲۷/۲	۳۴/۷۴	۶/۱۳	۱۷/۶۴	۵۹/۶	۱۴/۶	۴۲/۱	۱۱	۲۶/۱
رس	۴۰/۸	۱۴	۲۵/۸۹	۶/۵۹	۲۵/۴۶	۵۶	۱۸	۳۰/۳۳	۸/۶۸	۲۸/۶۳	۳۲/۲	۸/۲	۱۸/۷	۵/۹	۳۱/۸۱
کربن آلی	۰/۹۹	۰/۱۹۷	۰/۶۱	۰/۲۲	۳۶/۶	۱/۸۴	۰/۶۸	۱/۲۴	۰/۳۳	۲۶/۹	۱/۴	۰/۱۲	۰/۶	۰/۲۷	۴۴/۳۴
BD	۱/۶۳	۱/۳۷	۱/۴۷	۰/۰۵۷	۳/۹	۱/۵۳	۱/۳۹	۱/۴۷	۰/۰۴	۲/۶۹	۱/۵۱	۱/۳۷	۱/۴۲	۰/۰۳	۲/۰۲
$\theta_{.}$**	۶۶/۳	۴۶/۶	۵۴/۶۲	۵/۰۷	۹./۲۹	۷۸/۵	۵۴/۹	۶۲/۲۴	۶/۴۵	۱۰/۳۴	-	-	-	-	-
$\theta_{-۵}$	۴۹/۱	۳۳	۴۰/۷	۳/۸۷	۹/۵۱	۵۵/۳	۳۸/۱	۴۳/۹۷	۴/۲۵	۹/۷۲	-	-	-	-	-
$\theta_{-۳۳}$	۳۵/۷	۲۰	۲۹/۵۲	۳/۶۱	۱۲/۲۳	۳۹/۷	۲۵/۲	۳۳/۱۵	۴/۱۴	۱۲/۲۴	۳۸/۱	۲۲/۲	۳۰/۳۳	۴/۵۹	۱۵/۱۵
$\theta_{-۱۰۰}$	۳۱/۳	۱۶/۳	۲۳/۸۱	۳/۱۰	۱۳/۰۴	۳۵/۱	۲۲/۳	۲۷/۴۲	۳/۶۹	۱۳/۴۱	۳۶/۲۳	۱۹/۲	۲۶/۵۵	۴/۱۳	۱۵/۵۶
$\theta_{-۴۰۰}$	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	۲۷/۸۲	۱۶	۲۲/۱۹	۲/۷۹	۱۲/۵۵
$\theta_{-۵۰۰}$	۲۳/۹	۱۱/۵	۱۸/۰۵	۲/۷	۱۴/۹۸	۲۷/۶	۱۵/۲	۲۰/۸۲	۳/۰۱	۱۴/۱۳	-	-	-	-	-
$\theta_{-۷۰۰}$	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	۲۳/۰۸	۱۱/۸	۱۷/۲۱	۳/۰۳	۱۷/۵۹
$\theta_{-۱۰۰۰}$	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	۲۱/۵۴	۹/۵۵	۱۵/۶۹	۳	۱۹/۱۲
$\theta_{-۱۵۰۰}$	۳۰/۹	۹/۳	۱۵/۴۳	۴/۱۲	۲۶/۶۸	۲۶/۹	۱۴/۸	۱۸/۵۵	۳/۰۳	۱۵/۹۴	۲۰/۰۸	۸/۳۸	۱۴/۶۴	۲/۹	۱۹/۸۴

* CV ضریب تغییرات، SD انحراف استاندارد، Max بیشترین، Min کمترین و Med میانگین بر حسب درصد، می‌باشد.

** θ_{-h} میزان رطوبت خاک در پتانسیل h- کیلو پاسکال و BD چگالی ظاهری خاک بر حسب گرم بر سانتی متر مکعب می‌باشد.

*** n تعداد نمونه‌های مورد استفاده در هر منطقه می‌باشد.

توابع انتقالی

توابع نقطه‌ای و شبه پارامتریک شبکه عصبی

در توابع انتقالی نقطه‌ای شبکه عصبی، میزان رطوبت در پتانسیل‌های ماتریک مشخص به عنوان خروجی مدل-سازی و خصوصیات پایه خاک به عنوان مولفه‌های ورودی در نظر گرفته می‌شود. با توجه به اطلاعات موجود (جدول۱) خروجی‌های توابع انتقالی نقطه ای برای نمونه خاک های آمل- بابل و کرج میزان رطوبت در پتانسیل های ۵-، ۳۳-، ۱۰۰-، ۵۰۰- و ۱۵۰۰- کیلو پاسکال و برای بجنورد میزان رطوبت در پتانسیل های ۳۳-، ۱۰۰-، ۴۰۰-، ۷۰۰-، ۱۰۰۰- و ۱۵۰۰- کیلو پاسکال در نظر گرفته شد. در حالتی که برای تمامی نمونه‌ها به صورت همزمان مدل‌سازی صورت پذیرفت خروجی مدل‌ها محدود به میزان رطوبت در نقاط پتانسیلی مشترک در هر سه منطقه بود (۳۳-، ۱۰۰- و ۱۵۰۰ کیلو پاسکال). انتخاب عوامل ورودی با توجه به فراهمی اطلاعات و نتایج تحقیقات موجود در منابع صورت پذیرفت (Baker & Ellison, 2008; Sharma et al., 2006; Nemes

et al., 2003). ترکیبات مختلف درنظر گرفته شده برای عوامل ورودی در جدول(۲) نشان داده شده است.

فرض اساسی توسعه توابع جدید شبه پارامتریک در این پژوهش توانایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در تعیین فرم واقعی تغییرات رطوبت در پتانسیل‌های ماتریک متفاوت به صورت مستقل از معادلات نگهداشت آب خاک بوده است. برای نیل به این مقصود، ساختار متعارف شبکه‌های نقطه‌ای تغییر داده شد و پتانسیل ماتریک به عنوان یکی از عوامل ورودی در نظر گرفته شد. بنابراین، تمامی توابع شبه پارامتریک دارای یک خروجی رطوبت بودند که با توجه به میزان مکش در نظر گرفته شده در ورودی، متغیر میباشد. به علت توانایی ارائه عملکردی پیوسته همانند توابع پارامتریک و در عین حال عدم استفاده از معادلات نگهداشت آب در خاک (همچون رابطه ونگنوختن)، واژگان توابع شبه پارامتریک برای روش مذکور انتخاب شد. ترکیبات مختلف نرون‌های ورودی برای توابع شبه پارامتریک در جدول(۲) موجود می‌باشد.

به منظور جلوگیری از توقف آموزش در کمینه‌های محلی و ارائه نتایج غیر پایدار از روش bagging برای آموزش شبکه‌های عصبی استفاده شد. به صورت تجربی اثبات شده است که دقت شبکه‌های عصبی مصنوعی می تواند با تولید چندین مدل و در نظر گرفتن مجموع آن‌ها برای تولید یک تخمین bagging و یا ترکیب نتایج با استفاده از روش Boosting افزایش پیدا کند (Parasuraman et al., 2006; Baker & Ellison, 2008). در این روش فرض می‌شود که مجموعه داده‌های آموزش بیانگر جمعیت کلی داده‌ها می‌باشد و گروه‌های چندگانه‌ای از جمعیت می‌تواند از یک مجموعه داده منفرد شبیه‌سازی شود. این امر با تکرار فرایند نمونه‌گیری و جایگزینی از مجموعه داده‌های اصلی با حجم N برای تعیین B مجموعه داده خود راه انداز و هر کدام با حجم N انجام می‌شود. هر مجموعه داده خود راه انداز شامل داده‌های متفاوتی می‌باشد و شبکه عصبی برای هر کدام از داده‌های خود راه انداز آموزش داده می‌شود. تخمین bagging از میانگین هر مدل بدست می‌آید (رابطه۱):

$$\hat{f}_{bag}(x)=\frac{1}{B}\sum_{b=1}^{B}\hat{f}^{b}(x) \qquad (۱)$$

که در آن: x ورودی در فرایند آموزش و $\hat{f}^{b}(x)$ مدل برازش داده شده توسط هر کدام از B مجموعه داده‌ای است که طی یک فرایند تصادفی انتخاب و با جایگزینی از مجموعه داده‌های اصلی منتج شده‌اند و $\hat{f}_{bag}(x)$ عملکرد کلی یا میانگین مجموعه داده‌های آموزش داده شده می‌باشد. در این پژوهش، برای آموزش توابع نقطه‌ای و شبه پارامتریک از الگوریتم کوچکترین مربعات غیرخطی انطباقی[1] استفاده شد. هدف از به کارگیری این الگوریتم، حداقل کردن مجموع مربعات باقیمانده بین مقادیر اندازه گیری شده و پیش‌بینی شده با استفاده از رابطه(۲) می‌باشد.

$$O(W,U)=\sum_{i=1}^{N_s}\sum_{k=1}^{N_o}\left(\hat{P}_{ik}(x_i)-P_{ik}\right)^2 \qquad (۲)$$

که در آن: N_s تعداد نمونه‌ها، N_0 تعداد خروجی‌ها، W و U وزن‌های لایه میانی و خروجی، P خروجی‌های اندازه‌گیری شده و $\hat{P}(x)$ خروجی‌های پیش‌بینی شده برای ورودی‌های x می‌باشد. در تمامی توابع نقطه‌ای و شبه پارامتریک مورد بررسی تعداد خود راه‌اندازها (نمایه B در فرمول۱) ۵۰ و تعداد تکرارها ۱۰۰ در نظر گرفته شد. برای اجرای این توابع از نرم افزار Neuropath استفاده شد.

جدول(۲): حالات مختلف نرون‌های ورودی و خروجی در نرم افزارهای Neuropath و Neuroman

ترکیب	تابع	ورودی*
۱	شبه پارامتریک	SSC+h
۲	شبه پارامتریک	SSC+BD+h
۳	شبه پارامتریک	SSC+OC+h
۴	شبه پارامتریک	SSC+BD+OC+h
۵	نقطه ای/ پارامتریک	SSC
۶	نقطه ای/ پارامتریک	SSC+BD
۷	نقطه ای/ پارامتریک	SSC+OC
۸	نقطه ای/ پارامتریک	SSC+BD+OC

* SSC توزیع اندازه ذارت شامل درصد رس، سیلت و شن و مابقی نمایه‌های ورودی مشابه جدول(۱) می‌باشد.

توابع پارامتریک عصبی مصنوعی

در بین معادلات موجود برای اشتقاق توابع پارامتریک خصوصیات هیدرولیک خاک بیشترین استفاده از معادله ونگنوختن برای ارائه توابع انتقالی پارامتریک می‌شود (رابطه۳).

$$\theta(h)=\theta_r+\frac{\theta_s-\theta_r}{\left(1+|\alpha h|^n\right)^m} \qquad (۳)$$

که در آن θ_r و θ_s به ترتیب رطوبت اشباع و باقیمانده بر حسب متر مکعب بر متر مکعب، α ضریب، n فاکتور شکل، m ثابت تجربی، h پتانسیل بر حسب کیلو پاسکال و $\theta(h)$ رطوبت در پتانسیل مورد نظر می‌باشد. در حقیقت در توابع پارامتریک شبکه عصبی مولفه‌های معادلات نگهداشت آب خاک (در این پژوهش معادله ونگنوختن) خروجی شبکه‌های عصبی و عوامل زود یافت خاک ورودی‌ها می‌باشند. بدیهی است که در یک فرایند ثانویه کاربر با استفاده از مولفه‌های پیش‌بینی شده (در این پژوهش عوامل n، α، θ_s و θ_r) می‌تواند تخمین پیوسته‌ای از میزان رطوبت در تمامی مکش‌ها داشته باشد.

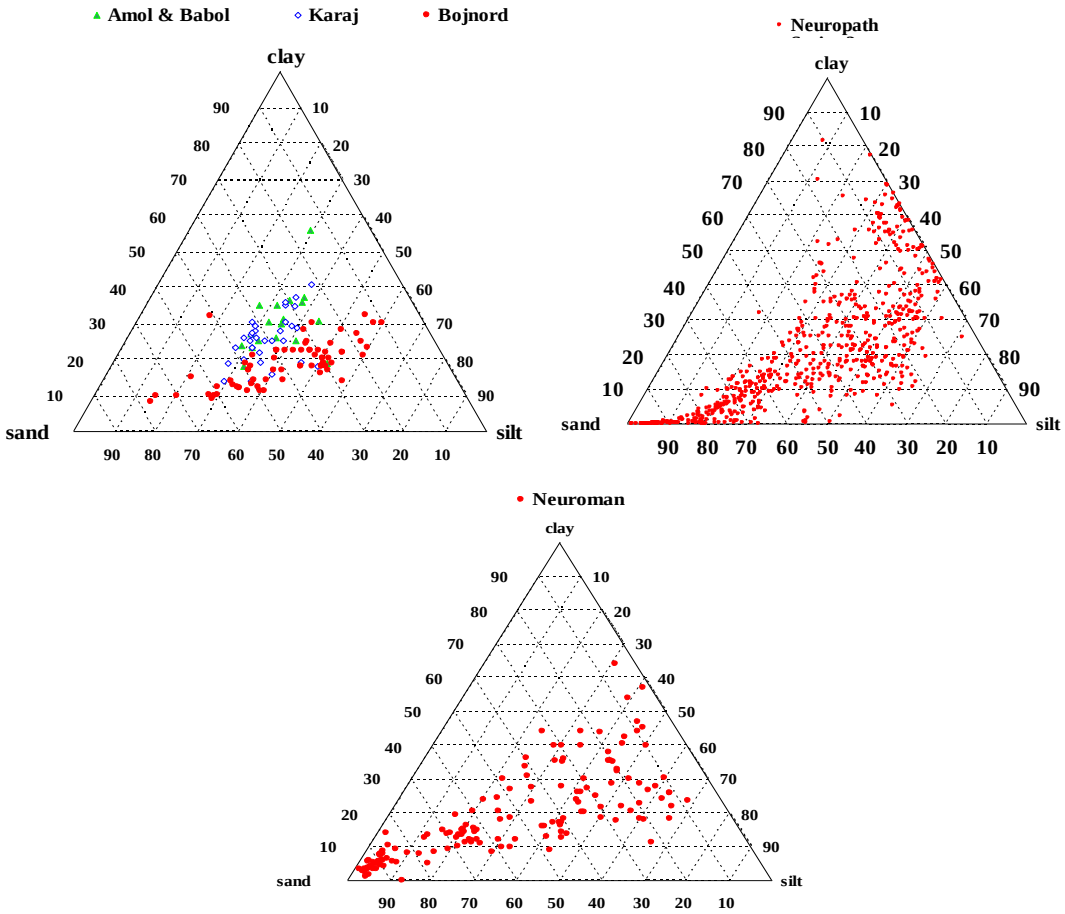
در این پژوهش از تابع هدف جدید ارائه شده توسط مینسانی و مک برانتی (Minasny & McBratney, 2002a) برای مدل‌های شبکه عصبی استفاده شد که عوامل معادله ونگنوختن را پیش‌بینی کند، اما تفاوت میان رطوبت اندازه گیری شده و محاسبه شده از عوامل پیش‌بینی شده را حداقل کند. برای پیاده سازی تابع هدف فوق ابتدا پارامترهای معادله ونگنوختن (n، α، θ_s و θ_r) برای تمامی نمونه‌های خاک با استفاده از نرم افزار Soilpar 2.00 در یک فرآیند بهینه‌سازی معین شد. سپس آموزش شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی نمایه‌های مذکور با استفاده از اطلاعات خاک پایه با حداقل کردن رابطه(۱) آغاز و از وزن های حاصله به عنوان حدس‌های اولیه در آموزش ثانویه با هدف کمینه کردن معادله(۴) استفاده شد:

$$O(W,U)=\sum_{i=1}^{N_s}\sum_{s=1}^{Nd(i)}\left(\hat{\theta}_{is}(x_i,h_{is},p_i)-\theta_{is}(h_{is})\right)^2 \qquad (۴)$$

که در آن: N_s تعداد نمونه‌های خاک، N_d تعداد داده‌های نگهداشت آب در نمونه خاک iام، و $\theta(x,h,p)$ رطوبت پیش-بینی شده در پتانسیل h با استفاده از پارامتر p است. بدلیل اینکه برخی پارامترها توزیعی غیر نرمال دارند، تبدیل‌های $(\theta_r)^{1/2}$، $\ln(\alpha)$ و $\ln(n-1)$ اعمال شد. برای اشتقاق توابع پارامتریک از نرم افزار Neuroman استفاده شد. به صورت مشابه با توابع قبلی شرح داده شده تعداد خود راه اندازها (نمایه B در فرمول۱) ۵۰ و تعداد تکرارها ۱۰۰ در نظر گرفته شد. ترکیبات مختلفی از عوامل ورودی مطابق با جدول(۲) در نظر گرفته شد که مشابه با توابع نقطه‌ای و شبه پارامتریک بود.

آموزش مستقیم و غیر مستقیم

در این پژوهش، دو رویه کلی در فرایند آموزش مورد بررسی قرار گرفت. در روش اول، آموزش با استفاده از پایگاه داده موجود در نرم افزارها انجام پذیرفت و داده‌های مناطق مختلف ایران در فاز آزمون مورد استفاده قرار گرفتند. این روش به اختصار در این تحقیق آموزش غیر مستقیم نام گرفت. در روش دوم (آموزش مستقیم) آموزش و آزمون با استفاده از نمونه‌های خاک ایران انجام پذیرفت. در هر دو روش، نرون‌های لایه میانی در فاز آموزش از یک تا نه تغییر نمود. در آموزش مستقیم ۸۰ درصد داده‌های خاک‌های ایرانی برای آموزش و ۲۰ در صد مابقی برای آزمون به کار گرفته شد. تخصیص داده‌ها به فازهای آموزش و آزمون به صورت تصادفی انجام پذیرفت. برای هر دو روش جهت تعیین بهترین چیدمان نرون‌های ورودی، موارد مطروحه در جدول(۲) مورد بررسی قرار گرفت. پراکنش بافت خاکی ۱۲۲ نمونه خاک ایرانی مورد استفاده،۱۵۰ نمونه خاک پایگاه داده مدل Neuroman و ۶۲۲ نمونه خاک مدل Neuropath در شکل(۱) نشان داده شده است.



شکل(۱): پراکندگی بافت خاک در نمونه‌های ایرانی و پایگاه داده موجود در نرم افزارهای Neuropath و Neuroman

نمونه خاک‌های پایگاه داده موجود در نرم افزار Neuropath در مکش‌های ۰، ۵-، ۳۰-، ۵۰۰- و ۱۵۰۰- کیلو پاسکال حاوی اطلاعات رطوبتی بودند. در پایگاه داده نرم افزار Neuroman اطلاعات رطوبتی خاک در مکش‌های بیشماری موجود بودند. لازم به ذکر است در حالتی که از پایگاه داده موجود در نرم افزار Neuropath برای آموزش استفاده شد به علت نبود اطلاعات میزان کربن آلی، حالات موجود در جدول(۲) به ترکیب‌های ۱ و ۲ تقلیل یافت.

معیارهای سنجش عملکرد

در این پژوهش از نمایه‌های ضریب همبستگی (رابطه۵)، میانگین مربعات خطا (که بیانگر دقت میانگین پیش بینی می‌باشد و شدت منتظره خطا را نشان می‌دهد) (رابطه۶) و خطای میانگین (برای تعیین اریب و تمایل به کم یا بیش برآورد، بدین صورت که مقادیر منفی خطای میانگین بیانگر کم برآورد نرم افزار و مقادیر مثبت بیانگر بیش برآورد می باشد) (رابطه۷) به منظور ارزیابی کارکرد توابع انتقالی مختلف استفاده شد.

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{Nd}(M_i - \overline{M})(E_i - \overline{E})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{Nd}(M_i - \overline{M})^2 \sum_{i=1}^{Nd}(E_i - \overline{E})^2}} \qquad (۵)$$

$$RMSE = \left[\frac{1}{Nd}\sum_{i=1}^{Nd}(E_i - M_i)^2\right]^{1/2} \qquad (۶)$$

$$ME = \frac{1}{Nd}\sum_{i=1}^{Nd}(E_i - M_i) \qquad (۷)$$

که در آن‌ها: M بیانگر مقادیر واقعی رطوبت در مکش‌های مختلف، E مقادیر تخمینی، $\overline{M}$ میانگین مقادیر واقعی، $\overline{E}$ میانگین مقادیر تخمینی، n تعداد

داده‌ها، Nd تعداد زوج نقاط $\theta(h)$ در منحنی نگهداشت آب خاک، r ضریب همبستگی، $RMSE$ ریشه میانگین مربعات خطا و ME خطای میانگین می‌باشد.

بحث

توابع نقطه‌ی و شبه پارامتریک

بهترین نتایج مدل‌سازی برای توابع نقطه‌ای و شبه پارامتریک در جدول(۳) نشان داده شده است. در توابع شبه پارامتریک، نتایج در کل قابل قبول بود. به گونه‌ای که در چهار سایت کرج، آمل- بابل، بجنورد و کل داده‌های ایران، به طور میانگین در فاز آزمون در آموزش مستقیم نمایه‌های r و RMSE به ترتیب ۰/۹۷ و ۰/۰۲ و در آموزش غیر مستقیم ۰/۹۳ و ۰/۰۳۲ بودند. در هر دو حالت آموزش، مناطق کرج و آمل- بابل نتایج بهتری نسبت به بجنورد داشتند که این امر در آموزش غیر مستقیم مشهودتر بود. همچنین سایت کرج کمترین خطا را در هر دو حالت آموزش داشت. احتمالاً این امر به علت همسانی بافت خاک در نمونه‌های کرج در قیاس با دو سایت دیگر می‌باشد (شکل۱). مقادیر آماره ME به طور کل در تمامی حالات در نظر گرفته شده بسیار نزدیک به صفر میباشد و نتیجه می‌شود که مدل‌های بهینه تمایلی به بیش یا کم برآورد از خود نشان ندادند. این امر در پراکنش مدل‌های بهینه در حول خط ۱:۱ در شکل(۲) نیز مشهود می‌باشد. با این وجود برتری عملکرد توابع شبه پارامتریک در مقایسه با توابع نقطه‌ای در مقادیر حاصله از این آماره نیز به خوبی مشخص می‌باشد.

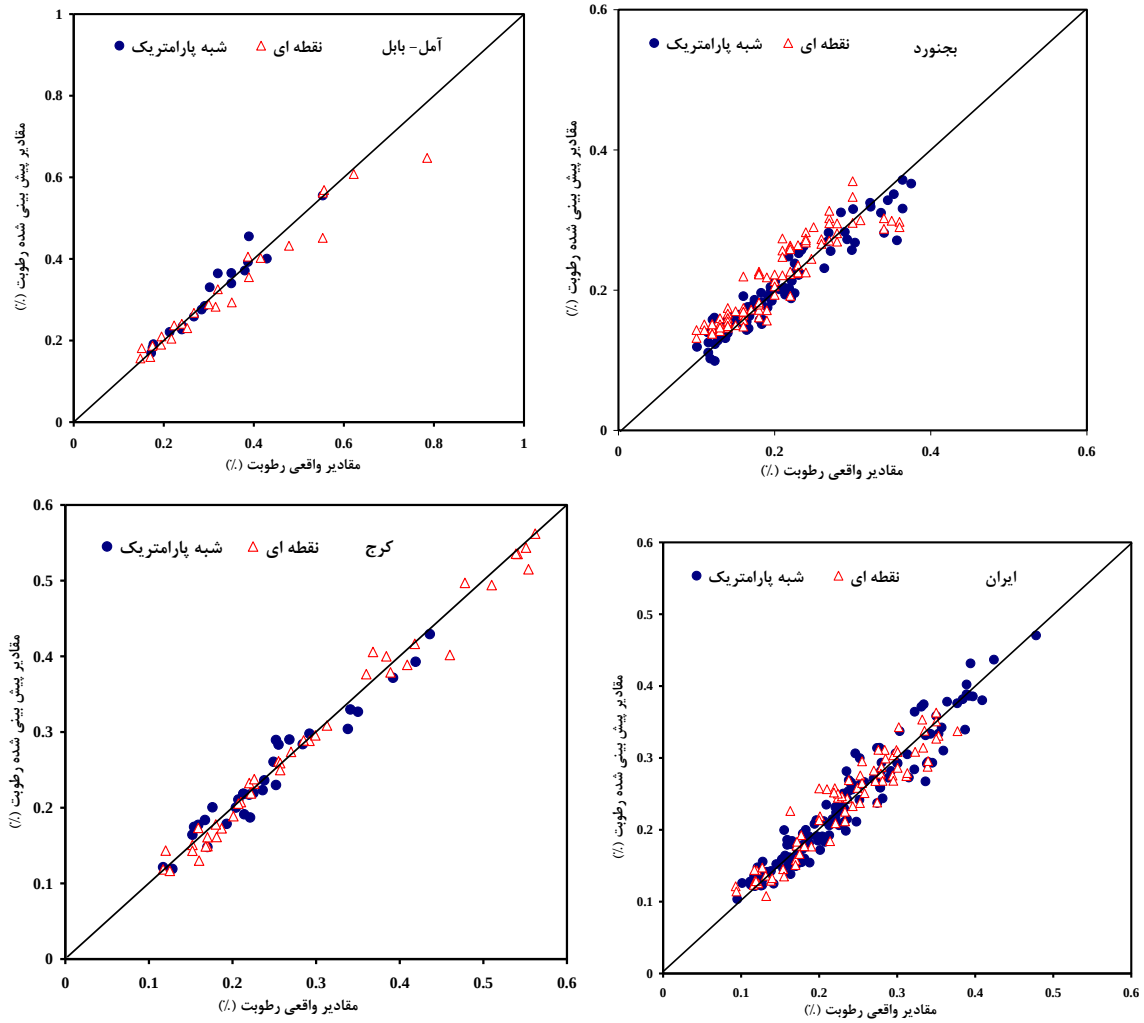
ترکیب نرون‌های ورودی در موارد مختلف متفاوت بود و امکان گرفتن نتیجه‌ای واحد در مورد بهترین ترکیب ورودی وجود نداشت. اما در میان ساختارهای بهینه، شبکه‌هایی با BD و OC به عنوان ورودی نسبت به شبکه‌هایی که تنها از توزیع اندازه ذرات استفاده می‌کردند، حضور پررنگ‌تری داشتند. مشابه این نتیجه در تحقیق نمس و همکاران (Nemes et al., 2003) و شاپ و لجی (Schaap & Leij, 1998b) ذکر شده است که در حالت کلی تعداد نرون بیش‌تر ورودی منجر به کاهش خطا و به تبع آن تخمین‌های بهتر می‌شود.

جدول(۳): بهترین نتایج توابع نقطه‌ای و شبه پارامتریک بر اساس مجموعه‌های متفاوت آموزش و آزمون

مجموعه آموزش	مجموعه آزمون	ورودی‌ها	تعداد نرون لایه میانی	آموزش ME	آموزش RMSE	آزمون r	آزمون RMSE	آزمون ME
الف: رطوبت (θ)- توابع شبه پارامتریک								
آمل و بابل	آمل و بابل	SSC+BD+OC+h	۴	۰/۰۰۳	۰/۰۲	۰/۹۸	۰/۰۲	-۰/۰۰۵
بجنورد	بجنورد	SSC+BD+OC+h	۹	۰/۰۰۰۲	۰/۰۱۵	۰/۹۶	۰/۰۲	۰/۰۰۳
کرج	کرج	SSC+h	۲	۰/۰۰۰۳	۰/۰۲	۰/۹۷	۰/۰۱۸	۰/۰۰۱۷
ایران	ایران	SSC+BD+OC+h	۹	۰/۰۰۳	۰/۱۹	۰/۹۶	۰/۰۲۲	-۰/۰۰۰۰۸
پایگاه داده	ایران	SSC+BD +h	۳	-۰/۰۰۰۰۹	۰/۰۳۹	۰/۹۱	۰/۰۳۵	۰/۰۰۴۸
پایگاه داده	کرج	SSC+BD +h	۹	۰/۰۰۰۱	۰/۰۳۸	۰/۹۷	۰/۰۲۷	-۰/۰۰۲
پایگاه داده	آمل و بابل	SSC+OC+h	۹	۰/۰۰۰۲	۰/۰۴۲	۰/۹۶	۰/۰۳۱	۰/۰۰۷
پایگاه داده	بجنورد	SSC+BD +h	۳	-۰/۰۰۰۰۹	۰/۰۳۹	۰/۸۷	۰/۰۳۵	۰/۰۱
*ب: رطوبت (θ_h)- توابع نقطه‌ای								
آمل و بابل	آمل و بابل	SSC+OC	۱	-۰/۰۰۰۴	۰/۰۱۷	۰/۹۲	۰/۰۳۵	۰/۰۱۵
بجنورد	بجنورد	SSC+BD	۲	۰/۰۰۰۰۴	۰/۰۱۹	۰/۶۱	۰/۰۲۷	-۰/۰۱۳
کرج	کرج	SSC+BD+OC	۱	۰/۰۰۰۶	۰/۰۲	۰/۷۵	۰/۰۱۵	۰/۰۰۳۸
ایران	ایران	SSC+OC	۴	-۰/۰۰۰۰۸	۰/۰۲۱	۰/۸	۰/۰۲۳	-۰/۰۰۳
پایگاه داده	ایران	SSC+BD+OC	۶	۰/۰۰۰۰۳	۰/۰۳۵	۰/۷۷	۰/۰۲۷	۰/۰۰۳
پایگاه داده	کرج	SSC+OC	۱	۰/۰۰۰۰۹	۰/۰۴۶	۰/۷۸	۰/۰۴۵	۰/۰۲۶
پایگاه داده	آمل و بابل	SSC+OC	۱	۰/۰۰۰۰۹	۰/۰۴۶	۰/۷۸	۰/۰۶	۰/۰۴۶
پایگاه داده	بجنورد	SSC+BD+OC	۶	۰/۰۰۰۲	۰/۰۳۵	۰/۶۹	۰/۰۳	۰/۰۰۹

* در توابع نقطه‌ای که داده‌های فاز آموزش و آزمون متفاوت بودند، شبیه‌سازی تنها در مکش‌های مشترک انجام پذیرفت.

در توابع نقطه‌ای میانگین عملکرد شبکه‌ها در مکش‌های مختلف مورد استناد قرار گرفت. بر طبق نتایج حاصله عملکرد توابع نقطه‌ای قابل قبول بود، هر چند در قیاس با توابع شبه پارامتریک، شبکه‌های بهینه‌شان ضعیف‌تر بود. به گونه‌ای که به طور میانگین در شبکه‌های بهینه چهار سایت کرج، آمل- بابل، بجنورد و کل داده‌های ایران در فاز آزمون در آموزش غیر مستقیم، نمایه‌های r و RMSE به ترتیب ۰/۷۵ و ۰/۰۴ و در آموزش مستقیم ۰/۷۷ و ۰/۰۲۵ بودند. به نظر می‌رسد دو عامل افزایش نمونه‌ها در فاز آزمایش و در نظر گرفتن میزان مکش به عنوان نمایه ورودی و به تبع آن وجود شبکه‌هایی با یک نرون خروجی مهم‌ترین دلایل توفیق توابع شبه پارامتریک باشند. برای مقایسه دقیق عملکرد توابع نقطه‌ای و شبه پارامتریک در تمامی سایت‌ها نتایج حاصله حول خط ۱:۱ رسم شد (شکل۲). بر طبق نتایج حاصله در تمامی سایت‌ها پراکنش توابع شبه پارامتریک و نقطه‌ای حول خط ۱:۱ خوب می‌باشد و در اکثر موارد توابع شبه پارامتریک متراکم‌تر می‌باشند. همان طور که اشاره شد، از دیگر نقاط قوت توابع شبه پارامتریک افزایش سری داده‌های مورد استفاده نسبت به توابع نقطه‌ای می‌باشد. به گونه‌ای که هنگامی که تنها ۳۲ نمونه خاک در کرج برای روش معمول آموزش و آزمون در توابع نقطه‌ای در اختیار کاربر می‌باشد، با توجه به اینکه روش به کار گرفته شده در توابع شبه پارامتریک در پنج پتانسیل ۵-، ۳۳-، ۱۰۰-، ۵۰۰- و ۱۵۰۰- کیلو پاسکال هر نمونه را مجزا در نظر می‌گیرد، در حقیقت ۱۶۰ سری داده در اختیار کاربر قرار می‌دهد. از طرفی هنگامی که به تعداد نقاط پتانسیلی مشخص، نرون خروجی تخصیص داده شود، در حالاتی که داده‌های فاز آزمون و آموزش از لحاظ تعداد نقاط پتانسیلی متفاوت باشند، شبیه‌سازی محدود به اشتراکات می‌شود و این امر خصوصاً خود منجر به کاهش چشم گیر کارائی مدل‌ها می‌شود. در صورتی که در توابع شبه پارامتریک این قبیل مشکلات به راحتی مرتفع می‌شوند.



شکل(۲): پراکنش بهترین مقادیر پیش‌بینی شده رطوبت در سایت‌های مختلف در توابع نقطه‌ای و شبه پارامتریک

بررسی تعداد نرون‌های لایه میانی در توابع نقطه‌ای و وجود چندین شبکه بهینه با تنها یک نرون در لایه میانی بیش از پیش این واقعیت را منعکس می‌سازد که در صورت کمی نمونه‌های خاک کارایی شبکه‌های عصبی خصوصاً در قالب توابع نقطه‌ای محل سوال می‌باشد. زیرا شبکه‌هایی با ساختار یک نرون میانی علاوه بر این که از قوت اساسی شبکه‌های عصبی یعنی پردازش موازی تا حد زیادی بی بهره‌اند، اساساً فرایندی بیش از رگرسیونی ساده را انجام نمی‌دهند و لذا حتی باید به وجود نمایه‌های r و RMSE قابل قبول در آن‌ها به دیده شک نگریسته شود.

توابع پارامتریک

بهترین نتایج مدل‌سازی برای توابع پارامتریک در جدول(۴) نشان داده شده است. بر طبق نتایج حاصله به طور کلی در تمامی حالات مورد آزمون قرار گرفته اعم از ترکیبات مختلف عوامل ورودی و خروجی و همچنین حالت‌های مختلف تخصیص نمونه‌های خاک بر اساس مکان نمونه‌برداری، نتایج قابل قبول بودند. در حالتی که از پایگاه داده موجود در نرم افزار به منظور آموزش استفاده شد، نتایج آمل- بابل و کرج به نسبت بهتر از نتایج بجنورد بودند. این اختلاف ممکن است ناشی از نحوه توزیع بافت خاک در نمونه‌های موجود و یا تفاوت ماهوی خاک‌های این مناطق با یکدیگر باشد.

نتایج نشان داد که تابع هدف جدید ارائه شده توسط مینسانی و مک برانتی (Minasny & McBratney, 2002a) حتی در شرایط استفاده از داده‌های بسیار کم می‌تواند منجر به نتایج درخشانی شود. همچنین مقایسه نتایج جداول (۳) و (۴) نشان می‌دهد که عملکرد توابع پارامتریک نسبت به نقطه-ای بهتر می‌باشد. به گونه‌ای که میانگین نمایه‌های r

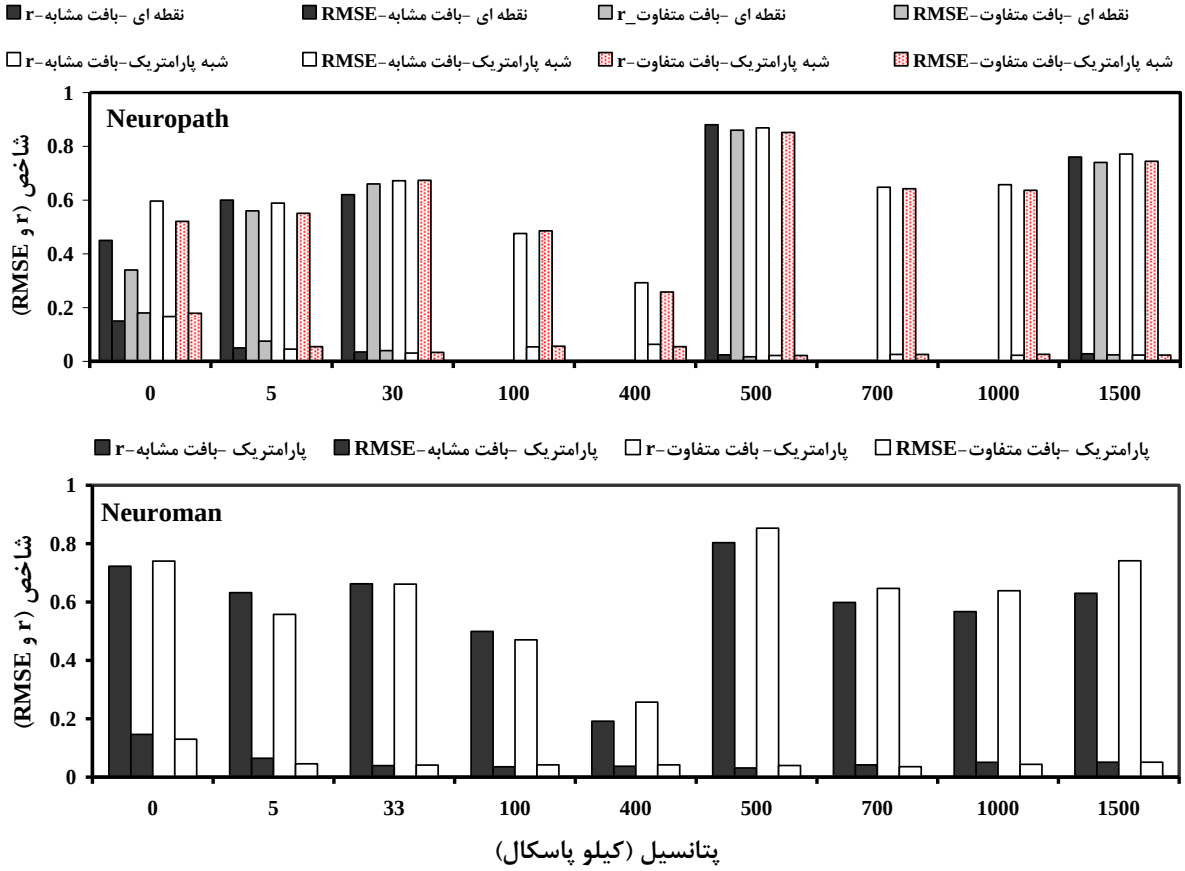
و RMSE در توابع پارامتریک به ترتیب ۰/۹۳ و ۰/۰۳۲ و در توابع نقطه‌ای به ترتیب ۰/۷۶ و ۰/۰۳۴ می‌باشد. مشابه این نتایج در تحقیق میناسنی و مک براتنی (Minasny & McBratney, 2002b) گزارش شده است. از طرفی در پژوهش حاضر استفاده از توابع شبه پارامتریک منجر به بهبود نتایج توابع نقطه‌ای به حدی بالاتر از توابع پارامتریک شده است. به گونه‌ای که میانگین نمایه‌های r و RMSE در توابع شبه پارامتریک به ترتیب برابر با ۰/۹۵ و ۰/۰۲۶ می‌باشد. مطالب ذکر شده در مورد عدم وجود اریب در نتایج مدل‌سازی (بر حسب مقادیر بدست آمده برای آماره ME) در توابع نقطه‌ای و شبه پارامتریک در این جا نیز صادق می‌باشد، به طوری که دامنه تغییرات آماره ME بین ۰/۰۰۶ تا ۰/۰۰۳۵- می‌باشد.

جدول(۴): بهترین نتایج مدل‌سازی برای توابع پارامتریک

مجموعه آموزش	مجموعه آزمون	ورودی‌ها	تعداد نرون	آموزش		آزمون		
				ME	RMSE	r	RMSE	ME
بجنورد	بجنورد	SSC+BD+h	۳	-۰/۰۱۲	۰/۰۲۲	۰/۹۱	۰/۰۲۷	۰/۰۰۳۴
آمل و بابل	آمل و بابل	SSC+BD+OC+h	۱	۰/۰۱۴	۰/۰۲۴	۰/۹۹	۰/۰۳۱	-۰/۰۰۳۵
کرج	کرج	SSC+BD+h	۲	۰/۰۰۴۸	۰/۰۲۲	۰/۹۸	۰/۰۱۴	-۰/۰۰۰۷
ایران	ایران	SSC+OC+h	۴	۰/۰۰۰۷	۰/۰۲۲	۰/۹۶	۰/۰۲۵	۰/۰۰۵
پایگاه داده	ایران	SSC+h	۲	-۰/۰۰۰۶	۰/۰۳۶	۰/۹	۰/۰۳۹	۰/۰۰۶
پایگاه داده	کرج	SSC+h	۲	-۰/۰۰۰۷	۰/۰۳۶	۰/۸	۰/۰۴۳	۰/۰۰۰۱
پایگاه داده	آمل و بابل	SSC+BD+h	۲	-۰/۰۰۰۵	۰/۰۳۴	۰/۹۶	۰/۰۴۲	۰/۰۰۳۲
پایگاه داده	بجنورد	SSC+h	۲	-۰/۰۰۰۷	۰/۰۳۶	۰/۹۷	۰/۰۳۸	-۰/۰۰۰۴

آنالیز دیگر تغییرات

برای تعیین دقیق میزان تاثیر بافت خاک در فرآیند آموزش بر کارکرد مدل‌های شبکه عصبی در توابع نقطه‌ای، شبه پارامتریک و پارامتریک، پایگاه‌های داده موجود در نرم افزارهای Neuroman و Neuropath به دو بخش مجزا تفکیک گردید. بخشی که یک همخوانی نسبی از لحاظ پراکنش بافت خاکی با داده‌های فاز آزمون داشته باشند و بخشی که به طور کلی دارای کمترین اشتراک با داده‌های فاز آزمون از لحاظ بافت خاک باشند. برای نیل به این مقصود در توابع نقطه‌ای در مدل Neuropath دو سری داده آموزش ۱۶۰ تایی از پایگاه داده موجود انتخاب شد و در مدل Neuroman دو سری داده ۷۵ تایی برای آموزش استفاده شد. ۱۱۰ نمونه خاک از مناطق مختلف ایران نیز پس از حذف بافت خاک‌هایی که با بقیه خاک‌ها متفاوت بودند، در فاز آزمون به کار گرفته شد. در تمامی حالات نرون‌های ورودی در نرم افزار Neuropath برابر توزیع اندازه ذرات، کربن آلی و چگالی ظاهری و در مدل Neuroman برابر توزیع اندازه ذرات و چگالی ظاهری در نظر گرفته شد.



شکل(۳): بهترین نتایج در پتانسیل‌های مختلف با در نظر گرفتن دو پایگاه داده جداگانه در فاز آموزش

به طور کلی تفاوت بسیار زیادی در هیچ کدام از روش‌ها میان دو داده مختلف آموزشی مورد استفاده مشاهده نشد و حتی در برخی موارد شبکه‌هایی که در فاز آموزش با داده‌هایی با بافت خاک متفاوت آموزش دیده بودند در فاز آزمون عملکردی بهتر داشتند (شکل۳). همچنین تقریباً در تمامی حالات در پتانسیل‌های میانی (۱۰۰- و ۴۰۰- کیلو پاسکال) شبکه‌ها نتایج ضعیف‌تری از خود نشان دادند.

نتایج قوی‌تر توابع اشتقاقی از بافت خاک‌های متفاوت نسبت به توابع منتج از بافت خاک‌های مشابه این نکته مهم را آشکار می‌سازد که تفاوت ماهوی خاک‌های مناطق گوناگون صرفاً ناشی از تفاوت در بافت خاک نیست. به عبارت بهتر به نظر می‌رسد همواره در استفاده از توابع انتقالی خصوصاً در توابع منتج از پایگاه داده‌های بزرگ باید این نکته را در نظر داشت که عواملی همچون میزان شوری، کانی شناسی رسی و بسیاری عوامل دیگر وجود دارند که در خصوصیات هیدرولیکی خاک‌ها تاثیر گذارند و در توابع انتقالی لحاظ نمی‌شوند (Nemes et al., 2003). شاید به همین دلیل است که توابعی که داده‌های فاز آموزش و آزمونشان از یک منطقه منتج شده بود نتایج قابل قبول تری داشتند.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش برای ۱۲۲ نمونه خاک در شمال و شمال شرق ایران کارایی توابع جدید شبه پارامتریک در مقایسه با توابع پارامتریک و نقطه‌ای مورد بررسی قرار گرفت. رطوبت در پتانسیل‌ها و روش‌های مختلف در کل به خوبی شبیه سازی شد. بر طبق یافته‌های تحقیق استفاده از توابع شبه پارامتریک می‌تواند خصوصاً در شرایط کمبود داده نسبت به توابع نقطه‌ای نتایج را بهبود ببخشد. نتایج نشان داد که شبکه‌هایی که در فاز آموزش از داده‌های خاک‌های ایران (آموزش مستقیم) استفاده کرده بودند در اکثر موارد نتایج بهتری نسبت به توابع مشابهی

داشتند که از پایگاه داده موجود در نرم افزارها (آموزش غیر مستقیم) منتج شده بودند. مشابه این نتایج در مورد برتری نسبی توابع انتقالی اشتقاقی از داده‌های محلی در مقیاس کوچک در تحقیق پاراسورمان و همکاران (Parasuraman et al., 2006)، برای شبیه‌سازی هدایت هیدرولیکی اشباع بدست آمده بود. این امر تنها در مواردی که داده‌های بسیار کمی برای فاز آموزش وجود داشت (توابع نقطه‌ای) صادق نبود. این مهم خود بیانگر این است که در صورتی که تعداد نمونه‌های خاک کم باشد کاربرد مدل‌های شبکه عصبی خصوصاً در توابع نقطه‌ای و آن هم صرفاً با داده‌های محلی مطلوب نمی‌باشد و باید آموزش شبکه‌ها با نمونه‌های خاک دیگر صورت پذیرد.

منابع

۱. خوشنود یزدی، ع. ا. ۱۳۷۰. برآورد منحنی رطوبتی خاک از روی خصوصیات فیزیکی در برخی از خاک‌های ایران. پایان نامه کارشناسی ارشد. دانشکده کشاورزی دانشگاه تهران. ۱۴۴ صفحه.

۲. عربی، ز. ۱۳۸۳. پیش‌بینی منحنی رطوبتی با استفاده از توزیع ذرات خاک. دانشگاه آزاد. واحد علوم و تحقیقات. پایان نامه کارشناسی ارشد. دانشکده کشاورزی. ۸۶ صفحه.

3. Acutis, M. and M. Donatelli. 2003., SOILPAR 2.00: software to estimate soil hydrological parameters and functions. Eur. J. Agron., 18:373–377.

4. Baker, L. and D. Ellison. 2008. Optimisation of pedotransfer functions using an artificial neural network ensemble method. Geoderma, 144:212-224.

5. Carney, J. G. and P. Cuningham. 1999. The NeuralBAG algorithm: Optimizing generalization performance in bagged neural networks. 7th European Symposium on Artificial Neural Network. Bruges (Belgium).

6. Cornelis, W.؛ M. G. Ronsyn؛ M. Van Meirvenne and R. Hartmann. 2001. Evaluation of pedotransfer functions for predicting the soil moisture retention curve. Soil Sci. Soc. Am. J., 65:638–648.

7. 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 & Tillage Research, 90:108–116.

8. Minasny, B. and A. B. McBratney. 2002a. The Neuro-m method for fitting neural network parametric pedotransfer functions. Soil Sci. Soc. Am. J., 66:352–361.

9. Minasny, B. and A. B. McBratney. 2002b. Neuropack. Neural network package for fitting pedotransfer functions. Technical Note. v 1.0. Retrieved February 16. 2004 from the Australian Centre for Precision Agriculture. Web site: http://www.usyd.edu.au/su/agric/acpa.

10. Nemes, A.؛ M. G. Schaap and J. H. M. Wo¨sten. 2003. Functional evaluation of pedotransfer functions derived from different scales of data collection, Soil Sci. Soc. Am. J., 67:093–1102.

11. Parasuraman, K.؛ A. Elshorbagy and B. C. Si. 2006. Estimating saturated hydraulic conductivity in spatially variable fields using neural network ensembles. Soil Sci. Soc. Am. J., 70:1851–1859.

12. Rawls, W. J.؛ T. J. Gish and D. L. Brakensiek. 1991. Estimating soil water retention from soil physical properties and characteristics. Adv. Soil Sci., 9:213–234.

13. Schaap, M. G. and F. J. Leij. 1998a. Database related accuracy and uncertainty of pedotransfer functions. Soil Sci., 163(10):765-779.

14. Schaap, M. G. and F. J. Leij. 1998b. Using neural networks to predict soil water retention and soil hydraulic conductivity. Soil & Tillage Research, 47:37-42.

15. Sharma, S. K.؛ B. P. Mohanty and J. Zhu. 2006. Including topography and vegetation attributes for developing pedotransfer functions. Soil Sci. Soc. Am. J., 70:1430-1440.

16. Ungaro, F.؛ C. Calzolari and E. Busoni. 2005. Development of pedotransfer functions using a group method of data handling for the soil of the Pianura Padano–Veneta region of North Italy: water retention properties. Geoderma, 124(3-4):293-317.

17. WÖsten, J. H. M.؛ P. A. Finke and M. J. W. Jansen. 1995. Comparison of class and continuous pedotransfer functions to generate soil hydraulic characteristics. Geoderma, 66:227–237.

Modeling water retention curve of some Iranian soils using pseudo parametric neural network pedotransfer functions

Abstract

Modeling water flow and solute transport in unsaturated zone requires knowledge of soil hydraulic properties such as water retention curve. Indirect determination of these functions from basic soil properties using pedotransfer functions (PTFs) has attracted the attention of researchers in a variety of fields. Nowadays using of ANNs models for PTFs deriving is very usual. In this research we introduced and evaluated new pseudo pedotransfer functions and compared with point and parametric pedotransfer function. Also impact of two different method of training, direct and indirect was calculated. All the calculation is done on 122 soil samples of north and north east of Iran that were selected randomly. Generally result of parametric functions was better than point functions. The average of r and RMSE indicators in parametric functions are 0.93 and 0.032 and in point functions are 0.76 and 0.034. On the other hand pseudo parametric functions improved the results of point functions with using the same information's for training. The average of r and RMSE indicators in pseudo parametric functions are 0.95 and 0.026. It seems that increasing of samples in training phase and select the matric potentials as input are the most important factors in pseudo parametric functions success. Also results show that using local data for deriving pedotransfer functions (direct training) is better than using universal data base (indirect training).

Keywords: Pedotransfer Functions, pseudo parametric functions, water retention curve, direct and indirect training.