

برآورد نفوذ تجمعی آب به خاک با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در خاک‌های آهکی

فرزین پرچی عراقی^۱ - سید مجید میرلطیفی^{۲*} - شجاع قربانی دشتکی^۳ - محمدحسین مهدیان^۴

تاریخ دریافت: ۸۸/۸/۱۰

تاریخ پذیرش: ۸۸/۱۰/۲۶

چکیده

فرآیند نفوذ آب به خاک یکی از مهمترین اجزای چرخه‌ی آبی در طبیعت است. از سوی دیگر، اندازه‌گیری آن دشوار، زمان‌بر و پرهزینه می‌باشد. در پژوهش حاضر، امکان برآورد نفوذ تجمعی آب به خاک، در زمان‌هایی مشخص از آغاز فرآیند نفوذ با استفاده از ویژگی‌های زودیافت خاک و به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار گرفت. برای این منظور، داده‌های حاصل از آزمایش‌های نفوذپذیری به روش استوانه‌های مضاعف در ۲۱۰ نقطه از مناطق مختلف کشور، جمع‌آوری شد. همچنین، با حفر پروفیل در نزدیکی نقاط اندازه‌گیری نفوذ آب به خاک، لایه‌های پدوژنیک خاک مشخص و از دو افق بالایی نمونه‌برداری و ویژگی‌های رطوبت اولیه، جرم ویژه‌ی ظاهری خاک، فراوانی نسبی ذرات، میزان ماده‌ی آلی، درصد سنگریزه (قطر ذرات بزرگتر از ۲ میلی‌متر)، میزان آهک، رطوبت ظرفیت زراعی و رطوبت پژمردگی دایم اندازه‌گیری شد. به منظور برآورد نفوذ تجمعی در زمان‌های ۵، ۱۰، ۱۵، ۲۰، ۳۰، ۴۵، ۶۰، ۹۰، ۱۲۰، ۱۵۰، ۱۸۰، ۲۱۰، ۲۴۰، ۲۷۰ دقیقه پس از شروع نفوذ آب به خاک و زمان نفوذ پایه از شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه استفاده گردید. در این پژوهش، دو گونه شبکه عصبی پی‌ریزی شد. در شبکه‌های عصبی گونه‌ی نخست، ویژگی‌های افق سطحی، به صورت سلسله‌مراتبی، به عنوان متغیرهای ورودی مورد استفاده قرار گرفت. در شبکه‌های عصبی گونه‌ی دوم، از ویژگی‌های دو افق پدوژنیک و به روش تحلیل مولفه‌های اصلی به عنوان متغیرهای ورودی استفاده گردید. نتایج ارزیابی اعتبار شبکه‌های مورد استفاده حاکی از آن بود که شبکه‌های گونه‌ی نخست با مقادیر آماره‌ی $RMSE$ بین ۱/۱۳۶ تا ۹/۳۱۲ سانتی‌متر، بهترین عملکرد را در برآورد نفوذ تجمعی در تمامی زمان‌های مورد بررسی داشتند. همین‌طور، شبکه‌های عصبی گونه‌ی نخست با میانگین $RMSD$ معادل ۶/۳۰۷ سانتی‌متر بهترین عملکرد را در برآورد منحنی نفوذ تجمعی داشتند.

واژه‌های کلیدی: پرسپترون چند لایه، شبکه‌های عصبی مصنوعی، فرآیند نفوذ، نفوذ تجمعی

مقدمه

می‌باشد. اهمیت این فرآیند سبب گردیده است، مدل‌های فیزیکی و تجربی گوناگونی به منظور به کمیّت درآوردن این فرآیند ارائه گردد (۶، ۱۴، ۲۰، ۲۴ و ۲۹). از آنجا که ویژگی‌های خاک دارای تغییرات پیوسته زمانی و مکانی است، تعمیم نتایج آزمایش‌های نفوذپذیری خالی از اشکال نخواهد بود (۲۰). همین‌طور، در بعضی از مدل‌های ارائه شده، ضرایب ثابتی وجود دارد که به دلیل تعیین مقادیر آن‌ها در محیطی متفاوت با شرایط آب و هوایی ایران، کاربرد آن‌ها را با خطا همراه می‌کند. لذا برای کاربرد این معادلات، انجام آزمایش‌هایی برای واسنجی و تعیین پارامترهای مورد نیاز آن‌ها الزامی است. اما اندازه‌گیری این ویژگی‌ها پرهزینه و وقت‌گیر می‌باشد. از این‌رو، پژوهش‌هایی به منظور برآورد این پارامترها با استفاده از روش‌های غیرمستقیم و ویژگی‌های زودیافت خاک نظیر فراوانی نسبی ذرات و جرم ویژه‌ی ظاهری که اندازه‌گیری آن‌ها ساده‌تر و کم‌هزینه‌تر است، صورت گرفته است (۲، ۳، ۴ و ۲۰).

طی تحقیقی، محمدی و رفاهی (۴) با استفاده از داده‌های نفوذ جمع‌آوری شده در خاک‌های بدون درز و ترک مناطق مختلف کشور استرالیا، امکان برآورد پارامترهای مدل‌های کوستیاکوف (۲۱)، مدل دو

نفوذ آب به خاک، فرآیند اولیه‌ی ورود آب از سطح خاک به داخل ناحیه‌ی غیراشباع خاک می‌باشد. این فرآیند یکی از اجزای اصلی چرخه‌ی هیدرولوژی است. کمی کردن پدیده‌ی نفوذ آب به خاک در مدیریت حوزه‌های آبخیز از اهمیت بسیار زیادی برخوردار است (۲۶). پیش‌بینی سیل خیزی، فرسایش خاک و انتقال آلاینده‌ها همگی به میزان رواناب ایجاد شده بستگی دارد که به‌طور مستقیم به پدیده‌ی نفوذ آب به خاک وابسته می‌باشد (۳۲). همچنین، کمی کردن پدیده‌ی نفوذ آب به خاک، به منظور تعیین مقدار آب قابل دسترس برای رشد گیاه و تخمین مقدار آب اضافی مورد نیاز که باید از طریق آبیاری تأمین شود و نیز طراحی سیستم‌های آبیاری دارای اهمیت

۱-۲ به ترتیب دانشجوی کارشناسی ارشد و دانشیار گروه آبیاری و زهکشی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران

*- نویسنده مسئول: (Email: mirlat_m@modares.ac.ir)

۳- استادیار گروه خاکشناسی، دانشگاه شهرکرد

۴- استادیار سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران

پارامترهای مدل‌های نفوذ که تعداد آن‌ها نیز کم نیست، باشد. همچنین، از آنجا که نفوذ تجمعی دارای مفهوم فیزیکی روشنی بوده و به راحتی قابل اندازه‌گیری می‌باشد، کمی کردن فرآیند نفوذ با استفاده از مفهوم نفوذ تجمعی، بیان واقعی‌تری از پدیده‌ی نفوذ آب به خاک بوده و مفاهیمی از قبیل سرعت نفوذ متوسط، سرعت نفوذ لحظه‌ای و سرعت نفوذ پایه از طریق این مفهوم قابل اشتقاق می‌باشند. همین‌طور، پس از برآورد مقادیر نفوذ تجمعی امکان تعیین پارامترهای هر کدام از مدل‌های نفوذ از طریق برازش بر مقادیر برآورد شده امکان‌پذیر خواهد بود. یکی از روش‌های غیرمستقیم که در سال‌های اخیر در برآورد دیگر ویژگی‌های هیدرولیکی خاک مورد استفاده قرار گرفته است، استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد. که از جمله پژوهش‌های صورت گرفته در این زمینه، می‌توان به پژوهش میناسنی و مک‌برتنی (۲۵) و سای (۳۱) اشاره نمود که نتایج آن‌ها حاکی از امیدبخش بودن این رویکرد در برآورد ویژگی‌های هیدرولیکی خاک بوده است. نظر به این که فرآیند نفوذ آب به خاک همچون دیگر ویژگی‌های هیدرولیکی خاک، متأثر از خصوصیات ذاتی آن از جمله فراوانی نسی ذرات و جرم ویژه‌ی ظاهری است، به نظر می‌رسد بتوان از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای برآورد نفوذ تجمعی، در زمان‌های مشخصی از آغاز فرآیند نفوذ، استفاده نمود. لذا، هدف از این پژوهش، امکان‌سنجی برآورد غیرمستقیم نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان‌های ۵، ۱۰، ۱۵، ۲۰، ۳۰، ۴۵، ۶۰، ۹۰، ۱۲۰، ۱۵۰، ۱۸۰، ۲۱۰، ۲۴۰، ۲۷۰ دقیقه پس از شروع نفوذ آب به خاک و زمان نفوذ پایه با استفاده از ویژگی‌های زودیافت خاک و به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی بوده است.

مواد و روش‌ها

در این پژوهش، از داده‌های مورد استفاده در پژوهش‌های پیشین استفاده گردید (۱ و ۵). این داده‌ها حاصل از مطالعات خاکشناسی صورت گرفته در استان‌های آذربایجان شرقی، اردبیل، اصفهان، ایلام، بوشهر، چهارمحال و بختیاری، زنجان، فارس، کرمانشاه و همدان بود. بدین ترتیب، داده‌های حاصل از اندازه‌گیری نفوذپذیری خاک به روش استوانه‌های مضاعف^۱ در ۲۱۰ نقطه از مناطق مختلف کشور جمع‌آوری شد. در اندازه‌گیری‌های صورت گرفته، رطوبت خاک در زمان شروع آزمایش نفوذپذیری از ۰/۰۷ تا ۰/۴۷ سانتی‌متر مکعب بر سانتی‌متر مکعب متغیر بوده و اندازه‌گیری نفوذ تا زمانی که سرعت نفوذ به مقدار ثابتی برسد، ادامه یافت. از آنجا که آزمایش‌های نفوذپذیری خاک در هر نقطه در سه تکرار انجام شده بود، به منظور بررسی اعتبار نتایج هر آزمایش و نیز تعیین بهترین تکرار از روش

جمله‌ای فیلیپ (۲۹) و هورتون (۱۸) را مورد بررسی قرار دادند. به منظور پی‌ریزی توابع انتقالی از روش رگرسیون چندگانه گام به گام، استفاده شد. در این پژوهش، توابع انتقالی برای تمام پارامترهای مدل‌های کوستیاکوف و فیلیپ به دست آمد ولی رابطه‌ی معنی‌داری بین پارامترهای مدل هورتون و ویژگی‌های اندازه‌گیری شده وجود نداشت. همچنین، پارامترهای برآورد شده برای مدل کوستیاکوف با داده‌های واقعی مطابقت بهتری داشت (۴).

قربانی دشتکی و همایی (۲) امکان دستیابی به توابعی تخمین‌گر برای برآورد پارامترهای مدل‌های نفوذ فیلیپ (دو جمله‌ای)، کوستیاکوف، کوستیاکوف-لوییز (۲۴) و هورتون را مورد بررسی قرار دادند. در این پژوهش، با استفاده از ویژگی‌های فیزیکی دو افق سطحی خاک و به کمک روش رگرسیون چندگانه گام به گام، توابعی برای برآورد پارامترهای مدل‌های یاد شده در سه کاربری آیش، مرتع و گندم پی‌ریزی شد. نتایج نشان داد که در گندم‌زارها، مراتع و اراضی آیش به ترتیب، توابع برآورد کننده پارامترهای مدل‌های فیلیپ، هورتون و کوستیاکوف-لوییز از کارایی بالاتری برخوردار بودند.

همان‌طور که اشاره شد، اکثر معدود پژوهش‌های صورت گرفته در زمینه‌ی مدل‌سازی نفوذ، در ارتباط با برآورد پارامترهای مدل‌های نفوذ بوده است. اما هریک از مدل‌های نفوذ نیز دارای فرضیات و محدودیت‌های خاص خود بوده و لذا، کارایی هریک به فرضیات به کار رفته در استخراج آن‌ها و دسترسی به داده‌های مورد نیاز مدل‌های فوق محدود می‌گردد (۳۱). همچنین، هریک از پارامترهای این مدل‌ها نیز دارای حساسیت‌های متفاوتی می‌باشند (۳). از سوی دیگر، در صورتی که پارامترهای مدل‌های فوق از طریق برازش بر داده‌های اندازه‌گیری شده‌ی نفوذ تعیین گردد، هر مدل با خطاهای متفاوتی بر داده‌های اندازه‌گیری شده برازش می‌یابد. همچنین، در هنگام برازش این مدل‌ها، مقادیر هریک از این پارامترها باید در دامنه‌ی مقادیر معقول فیزیکی خود قرار داشته باشد. این امر می‌تواند سبب افزایش خطای برآورد پارامترهای نفوذ و در نتیجه برآورد نفوذ اندازه‌گیری شده گردد. چالش دیگری که فراروی این رویکرد وجود دارد، آن است که زمانی نفوذ اندازه‌گیری شده قابل برآورد می‌باشد که توابع برآورد کننده برای تمامی پارامترهای موجود در یک مدل قابل استخراج باشند. اما نتایج معدود پژوهش‌های صورت گرفته حاکی از آن است که به دلیل عدم استخراج توابع انتقالی برای برخی از پارامترهای یک مدل معین، برآورد نفوذ اندازه‌گیری شده امکان‌پذیر نگشته است (۲ و ۴). همین‌طور، در صورتی که مقادیر برآورد شده برای هریک از این پارامترها در دامنه‌ی مقادیر معقول فیزیکی خود قرار نداشته باشد، این مقادیر قابل استفاده نبوده و مدل‌سازی نفوذ با شکست مواجه خواهد شد. بنابراین، به نظر می‌رسد برآورد نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان‌های مشخصی از آغاز فرآیند نفوذ از طریق روش‌های غیرمستقیم و ویژگی‌های زودیافت خاک مفیدتر از برآورد هریک از

$$a = 0.01 \sum_{i=1}^n f_i \ln M_i, \quad d_g = \exp a \quad (2)$$

$$b = \sqrt{0.01 \sum_{i=1}^n f_i (\ln(M_i))^2 - a^2}, \quad \sigma_g = \exp b \quad (3)$$

که در آن‌ها: d_g : میانگین هندسی قطر ذرات (میلی‌متر)، σ_g : انحراف معیار هندسی قطر ذرات خاک (بدون بعد)، f_i : درصد جرمی ذراتی از خاک با میانگین قطر M_i و n : تعداد گروه‌های ذرات خاک (سه گروه) می‌باشد.

پی‌ریزی شبکه‌های عصبی مصنوعی: نخستین گام در پی‌ریزی شبکه‌های عصبی مصنوعی انتخاب داده‌های ورودی می‌باشد. در این پژوهش، ویژگی‌های زودیافت مربوط به دو افق پدوژنیک خاک‌رخ به‌عنوان ورودی شبکه‌های عصبی مورد استفاده قرار گرفت. بر اساس این که از ویژگی‌های کدام افق خاک‌رخ برای برآورد نفوذ تجمعی در زمان‌های مورد بررسی استفاده شود، دو گونه شبکه عصبی، شامل شبکه‌های عصبی گونه‌ی نخست و شبکه‌های عصبی گونه‌ی دوم پی‌ریزی شد. در شبکه‌های عصبی گونه‌ی نخست از ویژگی‌های زودیافت افق سطحی و در شبکه‌های عصبی گونه‌ی دوم از ویژگی‌های های هر دو افق سطحی و زیرسطحی خاک‌رخ به‌عنوان متغیرهای ورودی شبکه استفاده گردید.

یکی از مراحل مهم در پی‌ریزی شبکه‌های عصبی مصنوعی، پیش‌پردازش داده‌ها می‌باشد. پیش‌پردازش داده‌ها شامل انتخاب متغیرهای موثر، انتخاب الگوهای آموزش ده و آزمون، دسته‌بندی الگوها و نیز استاندارد کردن الگوها می‌باشد. هدف از استاندارد کردن، هم‌ارزش کردن تمامی عناصر موجود در یک الگو است (۲۳). از سوی دیگر، وقتی در معماری شبکه از توابع آستانه‌ی سیگموئیدی استفاده می‌شود، بهتر است که دامنه‌ی تغییرات داده‌ها بین ۰/۱ تا ۰/۹ محدود گردد (۱۵). بنابراین، به‌منظور استاندارد کردن داده‌ها از رابطه‌ی زیر استفاده شد (۱۵):

$$X_n = 0.1 + 0.8 \left(\frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \right) \quad (4)$$

که در آن: X_n : داده‌ی استاندارد شده، X : داده‌ی مشاهده‌ای، X_{\max} : داده‌ی مشاهده‌ای حداکثر، X_{\min} : داده‌ی مشاهده‌ای حداقل می‌باشد. در ادامه، الگوهای آموزش و آزمون به‌ترتیب، به نسبت ۸۰ و ۲۰ درصد و به‌طور تصادفی انتخاب گردید.

پی‌ریزی شبکه‌های عصبی گونه‌ی نخست: در طراحی این گروه

تحلیل اعتباریابی^۱ به‌روش پایایی داخلی^۲ استفاده گردید (۱۶). یکی از روش‌های بررسی پایایی داخلی یک آزمایش، استفاده از آماره‌ی آلفای کرونباخ^۳ می‌باشد. این آماره به‌صورت زیر تعریف می‌گردد (۹):

$$\alpha = \frac{k}{k-1} \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^k s_i^2}{s_T^2} \right) \quad (1)$$

که در آن: k : تعداد تکرارها، s_i^2 : واریانس تکرار i ام، s_T^2 : واریانس مجموع تکرارها می‌باشد. در صورتی که تکرارها کاملاً از هم مستقل باشند، مجموع واریانس‌های تکرارها با واریانس مجموع تکرارها برابر بوده و مقدار آلفا برابر با صفر می‌گردد. همچنین، اگر تکرارها کاملاً مشابه با یکدیگر باشند، در این صورت، مقدار آلفا برابر با یک خواهد بود (۹). به‌عنوان یک قاعده‌ی کلی، اگر مقدار این آماره بیشتر از ۰/۸ باشد، همه‌ی تکرارها قابل اعتماد بوده و کل آزمایش پایدار داخلی محسوب می‌گردد. اگر آلفا کمتر از ۰/۸ باشد، حداقل یکی از تکرارها معتبر نیست (۱۶). به‌منظور تعیین بهترین تکرار آزمایش نفوذپذیری با این روش، مقدار آماره‌ی آلفای کرونباخ در صورت حذف هر یک از تکرارها با یکدیگر مورد مقایسه قرار گرفت. بدین ترتیب، تکراری که با حذف آن، مقدار این آماره کاهش بیشتری یافت، به‌عنوان بهترین تکرار انتخاب شد. همچنین، در صورتی که مقدار این آماره برای هر سه تکرار کمتر از ۰/۸ بود و با حذف هیچ یک از تکرارها مقدار این آماره از ۰/۸ بیشتر نگردید، از نتایج آن آزمایش چشم‌پوشی گردیده و وارد دیگر مراحل تجزیه و تحلیل نشد. در مطالعات انجام شده با حفر پروفیل در نزدیکی نقاط انجام آزمایش‌های نفوذپذیری، لایه‌های پدوژنیک خاک مشخص و از دو افق بالایی (پدوژنیک) نمونه‌برداری و ویژگی‌های موردنظر به‌شرح زیر اندازه‌گیری شد. رطوبت اولیه‌ی خاک به‌روش وزنی، جرم‌ویژه ظاهری خاک به‌روش سیلندر (۸)، فراوانی نسبی ذرات به‌روش هیدرومتری (۱۲)، میزان ماده‌ی آلی به‌روش والکلی و بلک (۳۴)، درصد سنگریزه به‌روش حجمی و مقدار آهک خاک به‌روش کلسیمتری (۲۸) اندازه‌گیری شد. رطوبت ظرفیت زراعی (۳۰) کیلوپاسکال و رطوبت پژمردگی دایم (۱۵۰۰ کیلوپاسکال) نیز با استفاده از دستگاه صفحات فشاری تعیین گردید. همچنین، میانگین هندسی قطر ذرات (d_g) و انحراف معیار هندسی قطر ذرات خاک (σ_g) با استفاده از روابط پیشنهادی توسط شیرازی و بورسما به‌شرح زیر محاسبه شد (۳۰):

- 1-Reliability Analysis
- 2-Internal Consistency
- 3-Cronbach's Alpha

هریک از زمان‌های مورد بررسی (۱۵ زمان) شبکه‌هایی جداگانه پی-ریزی شد، در مجموع برای گونه‌ی نخست شبکه‌ها، ۱۳۲۰۰۰ (۱۵×۱۱×۴×۲۰×۱۰) شبکه مورد بررسی قرار گرفت.

شبکه‌های با کمترین و در دسترس‌ترین ویژگی‌های افق سطحی: از سوی دیگر، عملکرد شبکه‌های گونه‌ی نخست پی‌ریزی شده با کمترین و در دسترس‌ترین ویژگی‌های افق سطحی نیز مورد بررسی قرار گرفت. این ویژگی‌ها شامل فراوانی نسبی ذرات، جرم ویژه‌ی ظاهری، میانگین و انحراف معیار هندسی قطر ذرات، تخلخل خاک، درصد سنگریزه و رطوبت اولیه‌ی خاک می‌باشد که بیشتر مطالعات خاک‌شناسی اندازه‌گیری می‌شوند. در این ارزیابی، از بین شبکه‌های ANN_۱ تا ANN_۷، شبکه‌هایی که دارای کمترین مقدار آماره‌ی RMSE در بخش آزمون بودند، گزینش گردید.

پی‌ریزی شبکه‌های عصبی گونه‌ی دوم: در این گروه از شبکه‌ها، به‌منظور برآورد نفوذ تجمعی در هریک از زمان‌های مورد بررسی، از ویژگی‌های افق‌های سطحی و زیرسطحی به‌طور هم‌زمان استفاده شد. از سوی دیگر، چنانچه تعداد ورودی‌های شبکه زیاد گردد، طراحی شبکه‌ها با مشکل نفرین ابعادی^۲ مواجه خواهد گردید (۷). همین‌طور، با افزایش ورودی‌های شبکه به تعداد داده‌ی بیشتری برای آموزش شبکه نیاز می‌باشد. با توجه به محدود بودن تعداد داده‌های گردآوری شده در این پژوهش، در طراحی شبکه‌های گونه‌ی دوم از روش تحلیل مولفه‌های اصلی^۳ استفاده شد. سپس، از مولفه‌های اصلی به‌دست آمده به‌عنوان ورودی شبکه‌های عصبی استفاده گردید. تعیین معماری بهینه‌ی این گروه از شبکه‌ها نیز مشابه با آنچه که در مورد شبکه‌های گونه‌ی نخست گفته شد، صورت گرفت. بدین ترتیب، برای برآورد نفوذ تجمعی توسط این گونه از شبکه‌ها، در هریک از زمان‌های مورد بررسی، شبکه‌هایی جداگانه پی‌ریزی شد و در مجموع ۶۰۰۰ شبکه (۲۰×۴×۱۰×۱۵) آموزش یافت و مورد آزمون قرار گرفت. شاخص‌ترین شبکه‌های این گونه نیز، مطابق با آنچه در مورد شبکه‌های گونه‌ی نخست گفته شد، گزینش گردید.

تحلیل مولفه‌های اصلی: ویژگی‌های زدویافت مورد استفاده در تحلیل مولفه‌های اصلی دارای واحدهای متفاوت بودند. در این حالت برای انجام تجزیه‌ی مولفه‌های اصلی باید از ماتریس همبستگی استفاده نمود (۱۷). بنابراین، ویژگی‌های زدویافت به متغیرهای استاندارد شده^۴ تبدیل شدند. در ادامه، با استفاده از نرم‌افزار Minitab، ماتریس متقارن همبستگی داده‌ها (معادل با تعداد ویژگی‌های زدویافت افق‌های سطحی و زیرسطحی) و سپس بردارهای ویژه (ضرایب مولفه‌ها) و مقادیر ویژه^۵ (واریانس بردارهای ویژه) محاسبه گردید.

از شبکه‌ها از روش سلسله‌مراتبی^۱ استفاده شد. این شبکه‌ها با نام‌های ANN_i معرفی شده و زیرنگاره‌ی n^۱ بیانگر نوع شبکه‌ی طراحی شده و تعداد متغیرهای ورودی آن منهای دو می‌باشد. به‌گونه‌ای که در شبکه‌ی سلسله‌مراتبی اول (ANN_۱) تنها از ویژگی‌های فراوانی نسبی ذرات خاک به‌عنوان متغیرهای ورودی استفاده گردید. در شبکه‌ی سلسله‌مراتبی دوم، متغیر جرم ویژه‌ی ظاهری به ورودی‌های شبکه‌ی ANN_۱ افزوده شد و شبکه‌ی ANN_۲ را ایجاد نمود. بدین ترتیب و بر اساس ویژگی‌های زدویافت مورد استفاده در لایه‌ی ورودی، برای هریک از زمان‌های مورد بررسی، ۱۱ نوع شبکه پی‌ریزی گردید. ترتیب ورود ویژگی‌های زدویافت به شبکه‌های متوالی بر اساس میزان سهل‌الوصول و در دسترس بودن ویژگی‌های به‌کار رفته صورت گرفت. چگونگی و ترتیب ورود متغیرها و طراحی شبکه‌های سلسله‌مراتبی ایجاد شده در جدول ۱ ارائه گردیده است.

در این پژوهش، به‌منظور برآورد نفوذ تجمعی در هریک از زمان‌های مورد بررسی از شبکه‌های عصبی پرسپترون پیش‌خور سه لایه استفاده شد. این نوع شبکه قادر به مدل‌سازی و تشخیص هر گونه رابطه‌ی موجود بین ورودی و خروجی شبکه می‌باشد (۲۵). به‌منظور تعیین معماری بهینه‌ی شبکه‌های عصبی از یک فرآیند سعی و خطا استفاده شد. بدین منظور، برای هر کدام از زمان‌های مورد بررسی، شبکه‌هایی با ۱ تا ۲۰ نرون در لایه‌ی پنهان طراحی و مورد آزمون قرار گرفت. همچنین، از ترکیبات توابع آستانه‌ی tansig، logsig (دو تابع سیگموئیدی) و purelin (تابع خطی) به‌عنوان توابع آستانه‌ی شبکه‌های مصنوعی پی‌ریزی شده، استفاده شد. عملکرد شبکه‌های طراحی شده در مراحل آموزش و آزمون، با استفاده از آماره‌ی ریشه‌ی میانگین مربعات خطا (RMSE) مورد مقایسه قرار گرفت (۳). بر همین اساس و با توجه به عملکرد شبکه‌های ایجاد شده، بهترین تابع آستانه در هر لایه و تعداد نرون‌های لایه‌ی پنهان تعیین گردید. سپس از بین شبکه‌های طراحی شده برای هر ANN_i، شبکه‌ای که دارای بهترین قدرت تعمیم‌دهی (بر اساس آماره‌ی RMSE مربوط به مرحله‌ی آزمون شبکه‌ها) بود، انتخاب گردید. بنابراین، با توجه به تعداد نرون‌های استفاده شده در لایه‌ی میانی هر ANN_i (از یک تا ۲۰ نرون)، تعداد شبکه‌های طراحی شده برای یکی از ANN_i‌ها برابر با ۲۰ شبکه بود. هر کدام از این شبکه‌ها، ۱۰ بار در نرم‌افزار Matlab اجرا گردید و میانگین مقادیر خطا و داده‌های برآورد شده توسط آنها به‌عنوان عملکرد هریک در نظر گرفته شد. همچنین، در طراحی شبکه‌ها از چهار نوع ترکیب در توابع آستانه (-tansig، purelin، logsig-purelin، tansig-logsig، purelin-purelin) استفاده شد. بدین ترتیب، برای برآورد نفوذ تجمعی در هریک از زمان‌های مورد بررسی، ۹۶۰۰ شبکه آموزش یافته و مورد آزمون قرار گرفت. از آنجا که در این پژوهش به‌منظور برآورد نفوذ تجمعی در

2-Curse of Dimensionality

3-Principal Component Analysis

4- Standardized Variables

5- Eigenvalue

1-Hierarchical

(جدول ۱) - چگونگی و ترتیب ورود متغیرها و طراحی شبکه‌های سلسله‌مراتبی ایجاد شده

نوع شبکه‌ی ایجاد شده	ورودی‌های شبکه
ANN ₁	شن + سیلت + رس
ANN ₂	ورودی‌های شبکه‌ی ANN ₁ + جرم ویژه‌ی ظاهری
ANN ₃	ورودی‌های شبکه‌ی ANN ₂ + میانگین هندسی قطر ذرات
ANN ₄	ورودی‌های شبکه‌ی ANN ₃ + انحراف معیار هندسی قطر ذرات
ANN ₅	ورودی‌های شبکه‌ی ANN ₄ + تخلخل خاک
ANN ₆	ورودی‌های شبکه‌ی ANN ₅ + سنگریزه
ANN ₇	ورودی‌های شبکه‌ی ANN ₆ + رطوبت اولیه
ANN ₈	ورودی‌های شبکه‌ی ANN ₇ + کربن آلی
ANN ₉	ورودی‌های شبکه‌ی ANN ₈ + آهک
ANN ₁₀	ورودی‌های شبکه‌ی ANN ₉ + رطوبت ظرفیت زراعی
ANN ₁₁	ورودی‌های شبکه‌ی ANN ₁₀ + رطوبت پژمردگی دائمی

بر این اساس، با استفاده از مقادیر ویژه‌ی محاسبه شده، ۲۶ مولفه (به تعداد متغیرهای اولیه) از متغیرهای اولیه ایجاد گردید. همچنین، با توجه به این که در این پژوهش، استفاده از روش تحلیل مولفه‌های اصلی با هدف کاهش ابعاد داده‌ها و تعداد متغیرهای ورودی به شبکه‌های عصبی انجام گرفت، مولفه‌هایی که حداقل ۹۰ درصد تغییرات در داده‌های اولیه را توجیه کرده بودند، انتخاب گردید (۱۶). در ادامه، مولفه‌های انتخابی به عنوان ورودی شبکه‌های عصبی گونه‌ی دوم مورد استفاده قرار گرفت.

آموزش شبکه‌های عصبی: از مهم‌ترین مشکلات استفاده از شبکه‌های پرسپترون، وراآموزی^۱ این نوع شبکه‌ها می‌باشد. در این پژوهش، به منظور جلوگیری از مشکل وراآموزی و بهبود قدرت تعمیم‌دهی شبکه‌ها از روش منظم‌سازی^۲ شبکه استفاده شد. در روش منظم‌سازی شبکه، معیار ارزیابی عملکرد شبکه که به طور معمول، مجموع مربعات خطای آموزش شبکه می‌باشد، با اضافه کردن عبارتی که شامل میانگین مجموع مربعات وزن‌ها و اریب‌های^۳ شبکه است، به صورت زیر تغییر می‌یابد (۱۱):

$$mse_{reg} = \gamma \cdot mse + (1 - \gamma) \left(\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n w_j^2 \right) \quad (5)$$

که در آن: γ : نسبت عملکرد^۴ می‌باشد. مقدار نسبت عملکرد بین صفر و یک بوده و شاخصی است که تعیین می‌کند چه تعداد از پارامترهای شبکه به طور موثری در کاهش خطای برآورد شبکه نقش دارند (۱۱). استفاده از این تابع عملکرد سبب می‌شود تا مقادیر وزن‌ها و اریب‌های شبکه در مقایسه با حالتی که تابع عملکرد شبکه، مجموع مربعات خطای آموزش باشد، دارای مقادیر کوچک‌تری شده و شبکه

در حین فرآیند آموزش، دچار وراآموزی نگردد (۱۱). یکی از مشکلات موجود در بهبود تعمیم‌دهی شبکه با این روش، تعیین مقدار بهینه‌ی پارامتر نسبت عملکرد است. انتخاب مقداری نامناسب برای پارامتر نسبت عملکرد می‌تواند سبب گردد که خطای برآورد شبکه افزایش یابد و یا آن که شبکه دچار وراآموزی شود. در این پژوهش، به منظور تعیین مقدار بهینه‌ی نسبت عملکرد از روش منظم‌سازی بی‌زین^۵ که توسط مک کی (۲۲) ارائه شده است، استفاده گردید. این الگوریتم در صورتی متوقف می‌گردد که مقادیر مجموع مربعات خطا و مجموع مربعات وزن‌ها، طی چندین تکرار متوالی، مقداری مشابه گردد. از سوی دیگر، بر اساس نتیجه پژوهش قربانی دشتکی و همکاران (۱۳)، مدل کوستیاکوف-لوئیز در مقایسه با مدل‌های نفوذ کوستیاکوف، هورتون و فیلیپ (دو جمله‌ای) دارای عملکرد بهتری در برآورد نفوذ تجمعی است. بنابراین، به منظور تعیین زمان نفوذ پایه و مقدار نفوذ تجمعی در زمان فوق از مقادیر برآورد شده توسط این مدل استفاده گردید. مدل کوستیاکوف-لوئیز به شرح زیر است (۲۴):

$$I = kt^b + At \quad (6)$$

که در آن: I : نفوذ تجمعی (سانتی‌متر)، t : زمان از ابتدای آزمایش نفوذپذیری (دقیقه) و k, b و A : ضرایب ثابت که از طریق برازش بر داده‌های آزمایش نفوذ تعیین می‌شوند، می‌باشد. بر اساس قرارداد علمی، هنگامی که آهنگ تغییرات سرعت نفوذ در مدت یک ساعت به اندازه‌ی ۱۰ درصد باشد، سرعت نفوذ به حد نهایی خود رسیده است (۳۳). در پژوهش حاضر نیز به منظور تعیین زمان نفوذ پایه از این معیار تبعیت گردید.

اعتباریابی و مقایسه‌ی عملکرد شاخص‌ترین شبکه‌های عصبی پی‌ریزی شده: برای این منظور از نتایج مربوط به بخش آزمون شبکه‌ها استفاده شد. به عبارت دیگر، در این مرحله، آزمون اعتباریابی^۶

- 1-Overfitting
- 2-Regularization
- 3-Mean of Sum of the Network Weights and Biases
- 4-Performance Ratio

مقایسه‌ی عملکرد شاخص‌ترین شبکه‌های پی‌ریزی شده در برآورد منحنی نفوذ تجمعی: در ادامه، تابع منحنی نفوذ تجمعی حاصل از برازش مدل کوستیاکوف-لوییز بر مقادیر اندازه‌گیری شده و مقادیر برآورد شده‌ی نفوذ تجمعی توسط شاخص‌ترین شبکه‌های پی‌ریزی شده، مورد مقایسه قرار گرفت. بدین منظور، از آماره‌های میانگین میانگین خطا^۱ (MMD)، میانگین ریشه‌ی مربعات خطا^۲ (MRMSD)، انحراف معیار آماره‌ی RMSD (SDRMSD) و میانگین ضریب همبستگی پیرسون (MPearson) استفاده گردید. این آماره‌ها مشابه روابط (۷)، (۸) و (۹) با جایگزینی عملگر انتگرال به جای عملگر مجموع در روابط فوق و قرار دادن بازه‌ی زمانی a تا b به‌عنوان کران‌های انتگرال‌گیری، قابل محاسبه می‌باشد (۲). تفاوت آماره‌ی MAMD با MMD آن است که خطای ناشی از سرشکن شدن خطاهای برآورد نفوذ تجمعی در خاک‌های مختلف وارد چرخه‌ی ارزیابی مدل‌ها نمی‌شود و مقدار این آماره متأثر از مقادیر مثبت و منفی خطای برآورد در خاک‌های مختلف نخواهد بود. از آنجا که انحراف معیار، بیان‌کننده دقت و منظم بودن یک آماره است و پراکنش داده‌ها حول میانگین را نشان می‌دهد، از انحراف معیار آماره‌ی RMSD (SDRMSD) نیز برای ارزیابی عملکرد شبکه‌های گزینشی در برآورد منحنی نفوذ تجمعی استفاده گردید. با توجه به هر یک از این آماره‌ها، به هر کدام از مدل‌ها در زمان‌های مورد بررسی رتبه‌ای داده شد و میانگین این رتبه‌ها، به‌عنوان رتبه‌ی نهایی هر یک از مدل‌ها در نظر گرفته شد (۲).

نتایج

برخی از ویژگی‌های فیزیکی خاک‌های مورد مطالعه در جدول ۲ ارائه گردیده است. با توجه به این جدول، اکثر خاک‌های مورد مطالعه دارای مقادیر زیادی آهک بوده و در شمار خاک‌های آهکی قرار می‌گیرند. خاک‌های مناطق مورد مطالعه در رده‌های خاکی مالی‌سول^۴، اینسپتی‌سول^۵، انتی‌سول^۶ و اریدی‌سول^۷ قرار می‌گرفت. مطابق با شکل ۱، بافت خاک افق سطحی مناطق مورد مطالعه شامل بافت‌های لوم شنی، لوم، لوم‌سیلتی، لوم رسی-سیلتی، لوم‌رسی، رس سیلتی و رسی می‌باشد. کاربری اراضی که در آنها آزمایش نفوذپذیری انجام شد، متفاوت و شامل کشت گندم، برنج، یونجه، مرتع، آیش و اراضی بایر بود.

شبکه‌های پی‌ریزی شده صورت گرفت. بدین منظور، از آماره‌های ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین خطا (ME) و ضریب همبستگی پیرسون (r) استفاده شد. با توجه به هر یک از این آماره‌ها، به هر کدام از مدل‌ها در هر یک از زمان‌های مورد بررسی رتبه‌ای داده شد که میانگین این رتبه‌ها، به‌عنوان رتبه‌ی نهایی هر یک از مدل‌ها در نظر گرفته شد (۲). همچنین، به‌منظور مقایسه‌ی عملکرد شبکه‌های پی‌ریزی شده در زمان‌های مختلف با یکدیگر، از آماره‌ی ضریب کارایی مدل نش و ساتکلیف (۲۷) استفاده گردید. آماره‌های فوق به‌صورت زیر قابل محاسبه است (۱۳ و ۲۷):

$$ME = \frac{\sum_{j=1}^n (I(p)_j - I(m)_j)}{n} \quad (7)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (I(p)_j - I(m)_j)^2}{n}} \quad (8)$$

$$r = \frac{\sum_{j=1}^n (I(p)_j - \bar{I}(p)_j)(I(m)_j - \bar{I}(m)_j)}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (I(p)_j - \bar{I}(p)_j)^2 \times \sum_{j=1}^n (I(m)_j - \bar{I}(m)_j)^2}} \quad (9)$$

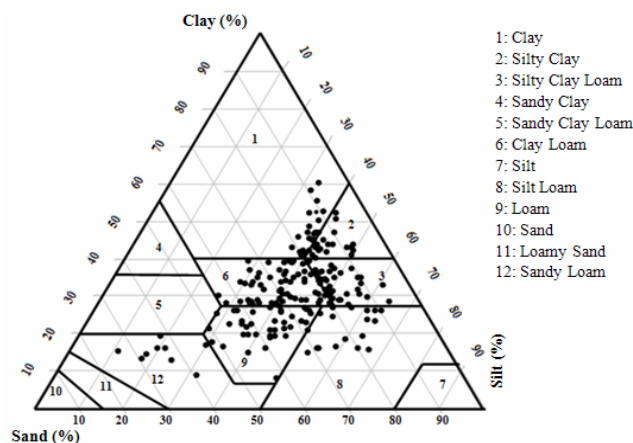
$$EF = 1 - \left(\frac{\sum_{j=1}^n (I(p)_j - I(m)_j)^2}{\sum_{j=1}^n (I(m)_j - \bar{I}(m))^2} \right) \quad (10)$$

که در آن‌ها: $I(m)_j$: مقدار نفوذ تجمعی اندازه‌گیری شده در زمان j ام (cm)، $I(p)_j$: مقدار نفوذ تجمعی برآورد شده برای زمان j ام (cm)، n : تعداد مقایسه‌ها، $\bar{I}(m)$: میانگین مقادیر اندازه‌گیری شده‌ی نفوذ تجمعی (سانتی‌متر) و $\bar{I}(p)$: میانگین مقادیر برآورد شده‌ی نفوذ تجمعی (سانتی‌متر) می‌باشد. مقدار آماره‌ی میانگین خطا بیانگر آن است که مدل مورد بررسی نفوذ تجمعی را بیش‌برآورد (مقادیر مثبت) یا کم‌برآورد (مقادیر منفی) می‌نماید. برای برآوردی مطمئن از نفوذ تجمعی باید مقدار قدرمطلق این آماره تا حد امکان کوچک باشد. مقدار آماره‌ی ریشه میانگین مربعات خطا همواره مثبت بوده و با نزدیک شدن مقدار این آماره به صفر، عملکرد مدل مورد بررسی بهبود می‌یابد. آماره‌ی ضریب همبستگی پیرسون شاخصی برای اندازه‌گیری خطی بودن رابطه‌ی بین مقادیر اندازه‌گیری شده و برآورده شده است. هرچه مقدار آن به یک نزدیکتر باشد، رابطه‌ی خطی مورد نظر مشهودتر خواهد بود. در صورتی که مقادیر برآورد شده و اندازه‌گیری شده کاملاً مشابه باشند، مقدار آماره‌ی ضریب کارایی مدل برابر با یک خواهد بود. همچنین، مقادیر این آماره ممکن است منفی باشد که در این حالت، این آماره بر این نکته دلالت دارد که میانگین مقادیر اندازه‌گیری شده، تخمین بهتری را نسبت به مقادیر برآورد شده توسط مدل ارائه می‌دهد (۲۷).

- 1-Mean Difference
- 2-Absolute Mean Difference
- 3-Root of the Mean Square Difference
- 4-Mollisols
- 5-Inceptisols
- 6-Entisols
- 7-Aridisols

جدول ۲- دامنه‌ی تغییرات ویژگی‌های مورد استفاده در پی‌ریزی شبکه‌های عصبی

ویژگی خاک	حداقل	حداکثر	میانگین انحراف معیار
شن (%)	۴/۰	۶۸/۰	۳۷/۸
سیلت (%)	۱۲/۲	۷۵/۷	۴۴/۲
رس (%)	۳/۱	۵۲/۲	۲۷/۹
جرم ویژه ظاهری ($g\ cm^{-3}$)	۰/۹۶	۱/۸	۱/۴
تخلخل (%)	۲۸/۴	۵۴/۲	۴۴/۰
سنگریزه (%)	۰/۰	۳۴/۳	۲/۴
کربن آلی (%)	۰/۰۷	۳/۰۵	۰/۷۴
آهک (%)	۰/۰	۶۵/۳	۲۸/۱
رطوبت ظرفیت زراعی ($cm^3\ cm^{-3}$)	۰/۱۱	۰/۳۸	۰/۲۷
رطوبت نقطه پژمردگی ($cm^3\ cm^{-3}$)	۰/۰۴	۰/۲۵	۰/۱۴
نفوذ تجمعی در زمان نفوذ پایه (cm)	۵/۰۶	۹۰/۰۰	۳۳/۵۴



شکل ۱- توزیع بافتی خاک افق سطحی در مناطق مورد مطالعه

جدول ۳- شبکه‌های گزینش شده برای برآورد نفوذ تجمعی در زمان ۳۰ دقیقه از ابتدای آزمایش نفوذپذیری

نوع شبکه	معماری انتخابی ^(*)	توابع آستانه	آموزش	آزمون	RMSE (cm)
ANN ₁	۳-۲۰-۱	tansig-purelin	۶/۲۱۱۰	۳/۵۲۷۶	
ANN ₂	۴-۱۱-۱	tansig-logsig	۶/۲۴۶۸	۳/۷۱۰۹	
ANN ₃	۵-۱۰-۱	tansig-logsig	۶/۲۰۰۱	۳/۶۶۳۱	
ANN ₄	۶-۲۰-۱	tansig-logsig	۶/۱۹۹۰	۳/۶۲۸۱	
ANN ₅	۷-۹-۱	tansig-purelin	۶/۱۶۱۶	۳/۴۱۵۳	
ANN ₆	۸-۸-۱	tansig-purelin	۶/۱۶۲۵	۳/۳۲۴۹	
ANN ₇	۹-۴-۱	tansig-purelin	۶/۱۵۵۸	۳/۲۳۷۲	
ANN ₈	۱۰-۱۱-۱	tansig-logsig	۶/۱۴۴۸	۳/۲۴۳۴	
ANN ₉	۱۱-۹-۱	logsig-purelin	۶/۱۷۸۶	۳/۱۰۰۹	
ANN ₁₀	۱۲-۳-۱	tansig-purelin	۶/۱۳۳۵	۲/۹۰۹۱	
ANN ₁₁	۱۳-۸-۱	tansig-purelin	۶/۰۲۸۰	۲/۸۳۹۰	

(*) لایه خروجی - لایه میانی - لایه ورودی

رتبه‌ی نهایی هر شبکه بیانگر رتبه‌ی عملکرد آن شبکه در مقایسه با دیگر شبکه‌های گزینشی در برآورد نفوذ تجمعی در زمان مورد نظر می‌باشد. همان‌طور که در این جدول مشاهده می‌گردد، خطای بخش آزمون همواره کمتر از بخش آموزش شبکه‌ها بوده است که این موضوع بیانگر تعمیم‌پذیری مناسب شبکه‌های پی‌ریزی شده می‌باشد. با توجه به مقادیر آماره‌ی میانگین خطای برآورد نفوذ تجمعی (ME) توسط شاخص‌ترین شبکه‌های پی‌ریزی شده، این شبکه‌ها مقدار نفوذ تجمعی در همه‌ی زمان‌های مورد بررسی را بیشتر از مقدار واقعی برآورد نموده و این بیش‌برآوردگری در تمامی زمان‌های مورد بررسی (به‌جز در زمان ۱۰ دقیقه از ابتدای آزمایش نفوذپذیری) معنی‌دار بوده است. همچنین، با گذشت زمان از ابتدای آزمایش نفوذپذیری، میزان آماره‌های RMSE افزایش یافته و مقادیر آماره‌ی ضریب کارایی مدل (EF) نیز دارای روندی افزایشی بوده است. این امر حاکی از آن است که با گذشت زمان از ابتدای آزمایش نفوذپذیری، خطای برآورد شبکه‌های گزینشی در مقایسه با پراکنش حول میانگین مقادیر اندازه‌گیری شده‌ی نفوذ تجمعی، با آهنگی کندتر افزایش یافته است. بنابراین، می‌توان گفت با گذشت زمان از ابتدای آزمایش نفوذپذیری، کارایی شبکه‌های پی‌ریزی شده افزایش و عملکرد آنها در برآورد نفوذ تجمعی در زمان‌های مورد بررسی بهبود یافته است.

شبکه‌های عصبی گونه‌ی نخست: به‌عنوان نمونه، مشخصات شبکه‌های سلسله‌مراتبی گزینشی برای برآورد نفوذ تجمعی در زمان ۳۰ دقیقه از ابتدای آزمایش نفوذپذیری در جدول ۳ ارائه شده است. برابر با این جدول، ورود متغیر جدید (در ANN_n) به شبکه‌های پی‌ریزی شده (ANN_{n-1})، لزوماً باعث بهبود عملکرد شبکه‌ی عصبی ایجاد شده، نگردیده است. همچنین، کاهش خطای مربوط به مرحله‌ی آموزش شبکه‌ها لزوماً سبب بهبود قدرت تعمیم‌دهی شبکه‌ها نشده است. نتایج فوق با نتیجه پژوهش قربانی دشتکی و همکاران (۳) مطابقت دارد.

مقایسه‌ی خطای مربوط به بخش آزمون شبکه‌های گونه‌ی نخست پی‌ریزی شده برای هریک از زمان‌های مورد بررسی حاکی از آن بود که شبکه‌ی ANN₁₁ در تمامی زمان‌های مورد بررسی دارای کمترین خطا در بخش آزمون و در نتیجه شاخص‌ترین شبکه بوده است. لذا، می‌توان گفت که با ورود متغیر رطوبت پژمردگی دایمی (PWP) به شبکه‌ها، قدرت تعمیم‌دهی شبکه‌های پی‌ریزی شده در تمامی زمان‌های مورد بررسی، افزایش یافته است. مشخصات شبکه‌های ANN₁₁ و رتبه‌ی عملکرد آنها برای هر یک از زمان‌های مورد بررسی در جدول ۴ ارائه گردیده است. در این جدول، عددی که در داخل پرانتز و در کنار مقادیر آماره‌های ارزیابی ارائه گردیده است، بیانگر رتبه‌ی عملکرد شبکه‌ی گزینشی بر اساس مقدار آن آماره و

جدول ۴- مشخصات، رتبه‌ی عملکرد و مقادیر آماره‌های مورد استفاده در ارزیابی عملکرد شاخص‌ترین شبکه‌های گونه‌ی نخست در برآورد نفوذ تجمعی در هریک از زمان‌های مورد بررسی

رتبه نهایی	آماره‌های ارزیابی				آموزش	توابع آستانه	معماری انتخابی ^(*)	زمان (دقیقه)
	EF	r- Pearson	ME (cm)	RMSE (cm)				
۱	۰/۳۳۸۲	۰/۶۷۰۵(۱)	۰/۴۱۵۷(۱) [*]	۱/۱۳۵۶ (۱)	۲/۰۲۲۵	tansig-logsig	۱۳-۱۴-۱	۵
۱	۰/۳۹۳۵	۰/۶۷۰۷(۱)	۰/۵۰۷۵(۱) ^{ns}	۱/۵۷۷۱(۱)	۲/۸۵۱۲	tansig-logsig	۱۳-۵-۱	۱۰
۱	۰/۴۵۴۷	۰/۷۰۹۲(۲)	۰/۵۶۹۶(۲) [*]	۱/۹۵۸۸(۱)	۳/۶۰۶۳	tansig-purelin	۱۳-۶-۱	۱۵
۱	۰/۵۱۵۳	۰/۷۵۷۳(۳)	۰/۷۵۸۲(۱) [*]	۲/۲۲۷۰(۱)	۴/۴۴۲۱	logsig-purelin	۱۳-۳-۱	۲۰
۱	۰/۵۲۱۶	۰/۸۰۳۸(۱)	۱/۰۷۴۲(۱) ^{**}	۲/۸۳۹۰(۱)	۶/۰۲۸۰	tansig-purelin	۱۳-۸-۱	۳۰
۱	۰/۵۴۵۷	۰/۸۳۲۹(۱)	۱/۷۴۴۹(۱) ^{**}	۳/۶۲۴۰(۱)	۷/۹۰۸۹	tansig-logsig	۱۳-۱۲-۱	۴۵
۱	۰/۵۵۶۹	۰/۸۵۹۹(۱)	۲/۴۳۰۳(۱) ^{**}	۴/۳۲۴۷(۱)	۹/۲۷۲۱	tansig-logsig	۱۳-۳-۱	۶۰
۱	۰/۶۲۲۸	۰/۹۳۸۶(۱)	۳/۹۴۷۲(۲) ^{**}	۵/۲۵۲۲(۱)	۱۱/۹۲۳۶	tansig-purelin	۱۳-۴-۱	۹۰
۱	۰/۶۲۵۱	۰/۹۴۷۷(۱)	۵/۰۱۹۶(۲) ^{**}	۶/۴۱۷۵(۱)	۱۴/۰۲۱۰	tansig-purelin	۱۳-۲۰-۱	۱۲۰
۱	۰/۶۷۴۷	۰/۹۴۰۴(۱)	۵/۳۷۷۸(۲) ^{**}	۷/۰۴۳۱(۱)	۱۶/۷۸۹۰	tansig-purelin	۱۳-۱۰-۱	۱۵۰
۱	۰/۷۰۱۶	۰/۹۴۶۲(۱)	۶/۰۳۷۱(۲) ^{**}	۷/۷۴۸۳(۱)	۱۸/۴۶۷۰	tansig-purelin	۱۳-۱۵-۱	۱۸۰
۱	۰/۷۳۲۷	۰/۹۵۱۴(۱)	۶/۴۴۴۷(۲) ^{**}	۸/۲۸۸۳(۱)	۲۰/۵۴۳۰	tansig-logsig	۱۳-۴-۱	۲۱۰
۱	۰/۷۶۵۵	۰/۹۵۸۲(۱)	۶/۷۳۶۱(۲) ^{**}	۸/۶۷۰۲(۱)	۲۲/۳۳۹۰	tansig-logsig	۱۳-۱۱-۱	۲۴۰
۱	۰/۷۷۹۰	۰/۹۵۵۸(۱)	۶/۹۴۶۰(۲) ^{**}	۹/۳۱۲۴(۱)	۲۴/۱۲۹۰	tansig-purelin	۱۳-۶-۱	۲۷۰
۱	۰/۶۲۶۵	۰/۸۳۱۷(۱)	۳/۰۰۲۸(۲) [*]	۷/۸۳۹۷(۱)	۱۸/۵۵۰۲	tansig-logsig	۱۳-۱۵-۱	زمان نفوذ پایه

(*) لایه خروجی - لایه میانی - لایه ورودی
 **: $p < 0.01$; *: $p < 0.05$; ns: $p > 0.05$

مولفه‌های اصلی، از آن‌ها به عنوان ورودی شبکه‌های گونه‌ی دوم استفاده شد. شکل ۲ چگونگی توجیه واریانس داده‌ها (مقادیر ویژه) را توسط مولفه‌های اصلی محاسبه شده نشان می‌دهد. همان‌طور که در این شکل ملاحظه می‌گردد، ۲۶ مولفه برای متغیرهای اولیه محاسبه گردید. برابر با این شکل، ۱۰ مولفه‌ی نخست بیش از ۹۰ درصد تغییرات داده‌ها را توجیه نموده‌اند. بنابراین، ۱۰ مولفه‌ی نخست به‌عنوان مولفه‌های اصلی برای استفاده در لایه‌ی ورودی شبکه‌های عصبی گونه‌ی دوم مورد استفاده قرار گرفت. بردار مقادیر ویژه‌ی مربوط به ۱۰ مولفه‌ی اصلی در جدول ۶ ارائه شده است. مولفه‌های اصلی از حاصل ضرب بردار مقادیر ویژه در ویژگی‌های زودیافت مربوطه به‌دست آمد و به‌عنوان ورودی شبکه‌های عصبی گونه‌ی دوم مورد استفاده قرار گرفت.

همچنین، با توجه به جدول ۴، این شبکه‌ها در تمامی زمان‌های مورد بررسی حایز رتبه‌ی نخست ارزیابی گردیده‌اند.

شبکه‌های با در دسترس‌ترین ویژگی‌های افق سطحی: مشخصات شاخص‌ترین شبکه‌های با در دسترس‌ترین ویژگی‌های افق سطحی در جدول ۵ ارائه شده است. با توجه به این جدول، این شبکه‌ها نیز مقدار نفوذ تجمعی در همه‌ی زمان‌های مورد بررسی را بیشتر از مقدار واقعی برآورد نموده و این بیش‌برآوردگری در تمامی زمان‌های مورد بررسی (به‌جز در زمان ۱۵ دقیقه از ابتدای آزمایش نفوذپذیری) معنی‌دار بوده است. همچنین، مقدار آماره‌ی کارآیی مدل نیز مثبت و به‌طور کلی، با افزایش زمان از ابتدای آزمایش نفوذپذیری، دارای روندی افزایشی بوده است. با توجه به جدول ۵، این شبکه‌ها در تمامی زمان‌های مورد بررسی (به‌جز زمان‌های ۵ و ۱۰ دقیقه) حایز رتبه‌ی سوم ارزیابی گردیده‌اند.

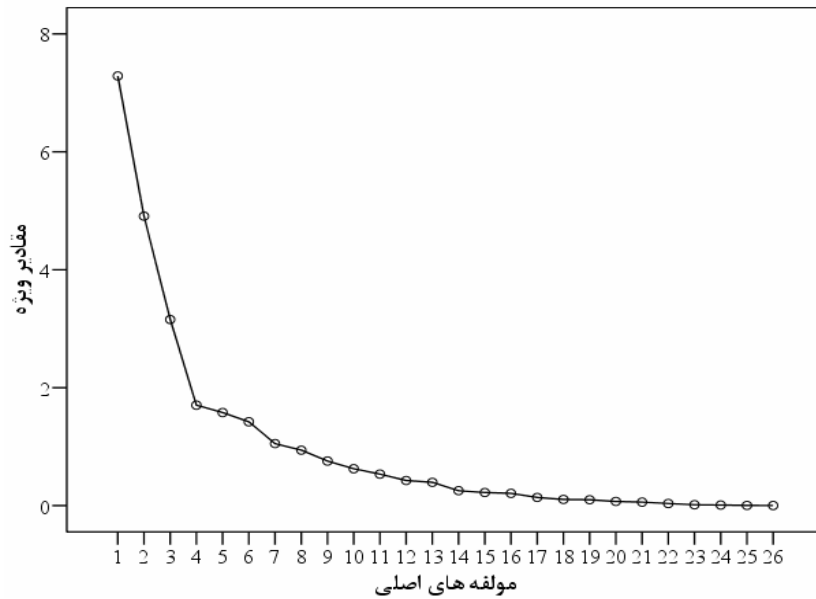
شبکه‌های عصبی گونه‌ی دوم: از آنجا که این گروه از شبکه‌ها با استفاده از مولفه‌های اصلی پی‌ریزی گردید، پس از تعیین بارزترین

جدول ۵- مشخصات، رتبه‌ی عملکرد و مقادیر آماره‌های مورد استفاده در ارزیابی اعتبار شبکه‌های با در دسترس‌ترین ویژگی‌های افق سطحی در برآورد نفوذ تجمعی در هریک از زمان‌های مورد بررسی

رتبه نهایی	آماره‌های ارزیابی				توابع آستانه	معماری انتخابی (*)	نوع شبکه	زمان (دقیقه)	
	آزمون		آموزش	تعمیر					
	EF	r- Pearson	ME (cm)	RMSE (cm)	RMSE (cm)				
۲	۰/۲۸۲۳	۰/۶۳۰۸(۳)	۰/۴۲۵۰(۲)*	۱/۱۸۲۹(۲)	۲/۰۶۹۶	tansig-logsig	۹-۵-۱	ANN ₇	۵
۲	۰/۳۱۰۴	۰/۶۳۰۱(۲)	۰/۶۳۸۳(۳)*	۱/۶۸۱۷(۲)	۲/۹۵۹۶	tansig-purelin	۹-۹-۱	ANN ₇	۱۰
۳	۰/۳۴۳۸	۰/۶۲۳۷(۳)	۰/۴۶۶۶(۱) ^{ns}	۲/۱۴۸۹(۳)	۳/۷۵۱۴	tansig-purelin	۹-۷-۱	ANN ₇	۱۵
۳	۰/۳۵۶۹	۰/۶۷۰۹(۳)	۰/۹۹۰۸(۲)*	۲/۵۶۵۴(۳)	۴/۶۲۶۷	tansig-purelin	۹-۹-۱	ANN ₇	۲۰
۳	۰/۳۷۸۰	۰/۷۰۳۰(۳)	۱/۲۸۱۳(۲)*	۳/۲۳۷۲(۳)	۶/۱۵۵۸	tansig-purelin	۹-۴-۱	ANN ₇	۳۰
۳	۰/۴۱۵۰	۰/۷۶۲۱(۳)	۱/۹۳۰۵(۲)**	۴/۱۱۲۱(۳)	۸/۱۲۷۵	tansig-purelin	۹-۴-۱	ANN ₇	۴۵
۳	۰/۴۱۰۶	۰/۸۰۵۲(۳)	۲/۹۷۰۹(۳)**	۴/۹۸۸۰(۳)	۹/۴۵۳۵	tansig-logsig	۸-۱۳-۱	ANN ₆	۶۰
۳	۰/۴۸۵۰	۰/۹۰۳۱(۲)	۴/۶۹۴۹(۳)**	۶/۱۳۶۹(۳)	۱۲/۱۱۸۱	logsig-purelin	۹-۹-۱	ANN ₇	۹۰
۳	۰/۵۰۹۸	۰/۹۲۷۶(۲)	۵/۷۵۴۹(۳)**	۷/۳۳۸۳(۳)	۱۴/۱۵۷۱	tansig-purelin	۸-۱۷-۱	ANN ₆	۱۲۰
۳	۰/۵۷۲۷	۰/۹۳۴۱(۲)	۶/۲۴۲۹(۳)**	۸/۰۷۲۹(۳)	۱۶/۶۰۷۰	tansig-logsig	۸-۱۱-۱	ANN ₆	۱۵۰
۳	۰/۶۳۰۵	۰/۹۳۹۳(۲)	۶/۹۲۷۵(۳)**	۸/۶۲۲۷(۳)	۱۸/۹۴۵۰	tansig-logsig	۹-۱۴-۱	ANN ₇	۱۸۰
۳	۰/۶۷۱۸	۰/۹۴۰۱(۲)	۷/۱۳۴۰(۳)**	۹/۱۸۴۱(۳)	۲۰/۹۱۸۱	tansig-logsig	۹-۱۹-۱	ANN ₇	۲۱۰
۳	۰/۷۰۳۲	۰/۹۵۲۴(۲)	۷/۷۶۹۲(۳)**	۹/۷۵۴۵(۳)	۲۲/۴۹۸۰	tansig-purelin	۹-۹-۱	ANN ₇	۲۴۰
۳	۰/۷۲۶۲	۰/۹۵۲۰(۲)	۸/۰۱۰۱(۳)**	۱۰/۳۴۱۵(۳)	۲۴/۴۵۳۰	tansig-purelin	۸-۵-۱	ANN ₆	۲۷۰
۳	۰/۶۰۲۲	۰/۸۰۹۱(۳)	۳/۰۸۶۱(۳)*	۸/۰۹۰۵(۳)	۱۸/۷۰۱۶	tansig-purelin	۹-۸-۱	ANN ₇	زمان نفوذ پایه

(*) لایه خروجی - لایه میانی - لایه ورودی

*: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$ و $p > 0.05$ ns



شکل ۲- مقادیر ویژه محاسبه شده برای مولفه های استخراج شده

جدول ۶- بردارهای ویژه ماتریس همبستگی ویژگی های زود یافت افقی های سطحی و زیر سطحی خاک

نام متغیر ^(*)	مولفه های اصلی									
	PC ₁₀	PC ₉	PC ₈	PC ₇	PC ₆	PC ₅	PC ₄	PC ₃	PC ₂	PC ₁
(Sand) ₁	-0.04	0.084	-0.218	-0.071	-0.14	0.033	0.024	0.156	0.159	-0.304
(Silt) ₁	-0.051	-0.216	-0.12	-0.192	0.089	-0.14	-0.093	0.065	-0.30	0.206
(Clay) ₁	0.132	0.084	0.311	0.306	0.12	0.109	0.063	-0.308	0.127	0.204
(d _g) ₁	0.252	-0.037	-0.188	-0.108	-0.091	0.008	0.028	0.209	0.19	-0.292
(σ _g) ₁	-0.328	0.289	-0.093	0.149	-0.148	0.131	0.053	-0.062	0.315	-0.167
(BD) ₁	0.049	-0.264	-0.047	0.344	-0.164	-0.125	-0.19	-0.204	-0.13	-0.226
(OC) ₁	0.139	0.271	-0.095	0.235	0.238	-0.333	-0.291	0.24	0.095	0.139
(CaCO ₃) ₁	-0.255	0.062	-0.111	0.349	0.001	0.051	0.165	-0.14	-0.366	0.064
(FM) ₁	-0.277	-0.223	0.241	-0.083	0.16	0.069	-0.17	0.247	0.243	0.157
(FC) ₁	-0.198	-0.164	-0.259	0.067	0.211	-0.114	0.308	-0.003	0.159	0.247
(PWP) ₁	0.028	-0.303	-0.202	0.176	0.248	-0.123	0.19	-0.107	0.206	0.215
(Porosity) ₁	0.044	0.516	-0.005	0.211	0.27	0.156	0.35	0.116	0.062	0.194
(Gravel) ₁	-0.122	0.124	0.146	-0.075	-0.198	-0.533	0.225	-0.143	0.124	-0.073
(Sand) ₂	-0.033	-0.134	-0.029	0.116	0.244	-0.029	0.146	0.114	0.111	-0.313
(Silt) ₂	-0.228	0.074	-0.156	-0.235	-0.147	-0.178	-0.041	0.147	-0.292	0.17
(Clay) ₂	0.249	0.089	0.171	0.06	-0.165	0.187	-0.145	0.269	0.116	0.239
(d _g) ₂	0.224	-0.217	0.088	0.11	0.342	-0.018	0.244	0.168	0.002	-0.265
(σ _g) ₂	-0.315	0.085	-0.124	0.157	-0.05	0.071	-0.083	-0.121	0.288	-0.181
(BD) ₂	-0.082	0.047	-0.25	-0.114	0.28	-0.044	-0.158	0.39	-0.09	-0.086
(OC) ₂	0.149	0.242	-0.191	0.288	0.063	-0.285	0.379	0.257	0.096	0.114
(CaCO ₃) ₂	-0.271	0.101	-0.24	0.377	-0.052	0.037	0.147	0.008	-0.362	0.061
(FM) ₂	-0.33	-0.218	0.301	0.063	-0.069	0.074	-0.167	0.32	0.201	0.132
(FC) ₂	-0.006	-0.174	-0.386	-0.076	0.266	0.035	0.111	-0.12	0.18	0.238
(PWP) ₂	0.193	-0.149	-0.301	0.00	-0.224	-0.01	0.018	-0.121	0.191	0.257
(Porosity) ₂	0.269	0.001	0.086	0.28	-0.293	0.032	0.349	0.34	-0.034	0.094
(Gravel) ₂	-0.035	0.018	0.294	-0.087	-0.104	-0.561	0.195	-0.15	0.102	-0.041

(*) زیرنمایه های ۱ و ۲ به ترتیب، بیانگر افق های سطحی و زیر سطحی خاک رخ می باشد.

ویژگی‌های افق سطحی دارای کمترین تغییرپذیری بوده‌اند. همچنین، پارامترهای k و b به ترتیب، در برازش مدل کوستیاکوف-لوییز بر داده‌های برآورد شده توسط شاخص‌ترین شبکه‌های گونه‌ی نخست و شاخص‌ترین شبکه‌های گونه‌ی دوم دارای بیشترین تغییرپذیری بوده‌اند. کمترین و بیشترین مقدار آماره‌ی ضریب تغییرات برای پارامتر A نیز به ترتیب، مربوط به شاخص‌ترین شبکه‌های گونه‌ی نخست و شاخص‌ترین شبکه‌های با کمترین و در دسترس‌ترین ویژگی‌های افق سطحی بوده است.

مقادیر آماره‌های محاسبه شده برای ارزیابی عملکرد شبکه‌های گزینشی در برآورد منحنی نفوذ تجمعی در جدول ۹ ارائه گردیده است و اعداد داخل پرانتز، نشان‌دهنده‌ی رتبه‌ی عملکرد آنها بر اساس هریک از آماره‌های ارزیابی می‌باشد. با توجه به این جدول، مقادیر آماره‌ی میانگین میانگین خطاها (MMD) بیانگر آن است که منحنی نفوذ تجمعی حاصل از برازش مدل کوستیاکوف-لوییز بر داده‌های برآورد شده از طریق تمامی شبکه‌های گزینش شده به‌طور معنی‌داری بیشتر از مقدار اندازه‌گیری شده برآورد گردیده است.

مشخصات شاخص‌ترین شبکه‌های گونه‌ی دوم برای برآورد نفوذ تجمعی در هریک از زمان‌های مورد بررسی در جدول ۷ ارائه شده است. با توجه به این جدول، این شبکه‌ها نیز مقدار نفوذ تجمعی در همه‌ی زمان‌های مورد بررسی را بیشتر از مقدار واقعی برآورد نموده و این بیش‌برآوردگری در تمامی زمان‌های مورد بررسی، معنی‌دار بوده است. با توجه به جدول فوق، این شبکه‌ها در تمامی زمان‌های مورد بررسی (به‌جز زمان‌های ۵ و ۱۰ دقیقه) حایز رتبه‌ی دوم ارزیابی گردیده‌اند. با توجه به رتبه‌های محاسبه شده برای شبکه‌های گزینشی، شاخص‌ترین شبکه‌های گونه‌ی نخست، در رتبه‌ی نخست ارزیابی و شاخص‌ترین شبکه‌های گونه‌ی دوم و شاخص‌ترین شبکه‌های با کمترین و در دسترس‌ترین ویژگی‌های افق سطحی به ترتیب، در رتبه‌های دوم و سوم ارزیابی قرار گرفتند.

عملکرد شبکه‌های عصبی پی‌ریزی شده در برآورد منحنی نفوذ تجمعی: دامنه‌ی تغییرات پارامترهای مدل کوستیاکوف-لوییز در برازش این مدل بر داده‌های اندازه‌گیری شده و برآورد شده‌ی نفوذ تجمعی در جدول ۸ ارائه گردیده است. همان‌طور که در این جدول مشاهده می‌شود، پارامترهای k و b در برازش مدل کوستیاکوف-لوییز بر داده‌های برآورد شده توسط شاخص‌ترین شبکه‌های با دسترس‌ترین

جدول ۷- مشخصات، رتبه‌ی عملکرد و مقادیر آماره‌های ارزیابی عملکرد شاخص‌ترین شبکه‌های پی‌ریزی شده‌ی گونه‌ی دوم در برآورد نفوذ تجمعی در هریک از زمان‌های مورد بررسی

رتبه نهایی	آماره‌های ارزیابی				آموزش	توابع آستانه	معماری انتخابی ^(۹)	زمان (دقیقه)
	EF	r- Pearson	ME (cm)	RMSE (cm)				
۳	۰/۲۰۹۱	۰/۶۴۰۷(۲)	۰/۵۹۴۲(۳)**	۱/۲۴۱۴(۳)	۲/۱۵۰۸	tansig-purelin	۱۱-۹-۱	۵
۳	۰/۲۸۷۳	۰/۶۰۲۷(۳)	۰/۵۷۲۰(۲)*	۱/۷۰۹۶(۳)	۳/۱۰۴۱	logsig-purelin	۱۱-۱۱-۱	۱۰
۲	۰/۳۷۲۴	۰/۷۰۹۵(۱)	۰/۹۸۰۶(۳)**	۲/۱۰۱۶(۲)	۴/۱۹۲۰	tansig-logsig	۱۱-۱۳-۱	۱۵
۲	۰/۴۱۵۱	۰/۷۵۸۱(۱)	۱/۱۲۵۴(۳)**	۲/۴۴۶۴(۲)	۴/۹۴۶۲	tansig-purelin	۱۱-۷-۱	۲۰
۲	۰/۴۲۳۲	۰/۷۶۱۸(۲)	۱/۷۰۳۰(۳)**	۳/۱۱۷۳(۲)	۶/۲۷۷۴	tansig-purelin	۱۱-۹-۱	۳۰
۲	۰/۴۴۶۶	۰/۷۷۱۶(۲)	۲/۱۴۸۸(۳)**	۳/۹۹۹۶(۲)	۷/۹۹۶۴	tansig-purelin	۱۱-۸-۱	۴۵
۲	۰/۴۹۰۸	۰/۸۲۰۹(۲)	۲/۷۴۶۴(۲)**	۴/۶۳۶۲(۲)	۹/۵۹۵۳	tansig-purelin	۱۱-۱۱-۱	۶۰
۲	۰/۵۴۰۴	۰/۸۵۳۲(۳)	۳/۸۲۲۶(۱)**	۵/۷۹۷۴(۲)	۱۲/۲۳۶۰	tansig-purelin	۱۱-۱۵-۱	۹۰
۲	۰/۵۶۵۳	۰/۸۹۷۷(۳)	۵/۰۱۲۵(۱)**	۶/۹۱۰۷(۲)	۱۴/۴۲۲۰	tansig-purelin	۱۱-۸-۱	۱۲۰
۲	۰/۶۰۷۰	۰/۸۸۷۶(۳)	۵/۳۱۹۰(۱)**	۷/۷۴۱۳(۲)	۱۶/۸۱۳۰	tansig-logsig	۱۱-۱۵-۱	۱۵۰
۲	۰/۶۴۶۹	۰/۹۰۹۰(۳)	۶/۰۲۵۳(۱)**	۸/۴۲۹۸(۲)	۱۸/۶۴۷۱	tansig-purelin	۱۱-۱۱-۱	۱۸۰
۲	۰/۶۹۱۱	۰/۹۱۹۱(۳)	۶/۰۳۸۹(۱)**	۸/۹۰۹۳(۲)	۲۰/۹۱۸۰	tansig-purelin	۱۱-۱۰-۱	۲۱۰
۲	۰/۷۲۷۷	۰/۹۳۵۸(۳)	۶/۵۳۰۵(۱)**	۹/۳۴۳۷(۲)	۲۲/۴۹۹۱	tansig-logsig	۱۱-۹-۱	۲۴۰
۲	۰/۷۴۳۹	۰/۹۳۶۲(۳)	۶/۶۴۵۳(۱)**	۱۰/۰۰۱۷(۲)	۲۴/۳۰۴۱	tansig-purelin	۱۱-۱۳-۱	۲۷۰
۲	۰/۶۲۲۶	۰/۸۱۳۴(۲)	۲/۷۸۰۵(۱)*	۷/۸۸۰۵(۲)	۱۸/۴۹۶۸	tansig-logsig	۱۱-۲۰-۱	زمان نفوذ پایه

^(۹) لایه خروجی - لایه میانی - لایه ورودی
* : $p < 0.05$ و ** : $p < 0.01$

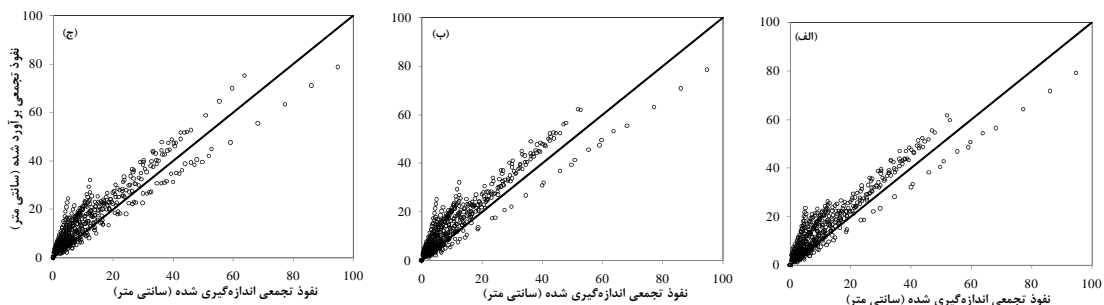
جدول ۸- دامنه‌ی تغییرات پارامترهای مدل کوستیاکوف-لوییز در برازش مدل بر داده‌های اندازه‌گیری شده و برآورد شده

پارامترهای مدل کوستیاکوف-لوییز			داده‌های مورد استفاده در برازش مدل کوستیاکوف-لوییز
A	b	k	
۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۱۲۲۵	کمینه
۰/۲۴۴۳	۰/۶۴۸۳	۲/۸۰۷۵	بیشینه
۰/۰۵۷۷	۰/۴۰۶۴	۱/۰۹۳۶	میانگین
۱/۰۴۱۵	۰/۳۵۲۶	۰/۶۴۹۷	ضریب تغییرات
۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۱۵۴۲	کمینه
۰/۱۹۹۰	۰/۸۵۵۸	۴/۰۶۵۷	بیشینه
۰/۰۳۲۹	۰/۵۷۰۹	۱/۰۹۶۲	میانگین
۱/۸۰۶۱	۰/۳۳۵۱	۰/۶۸۱۵	ضریب تغییرات
۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۲۴۰۱	کمینه
۰/۱۹۱۹	۰/۸۸۷۵	۳/۳۵۳۳	بیشینه
۰/۰۲۶۶	۰/۵۸۳۶	۱/۰۴۲۶	میانگین
۲/۰۴۷۱	۰/۳۱۱۱	۰/۵۶۲۷	ضریب تغییرات
۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۴۴۳۳	کمینه
۰/۲۲۱۴	۰/۸۱۸۷	۳/۶۱۱۶	بیشینه
۰/۰۳۱۵	۰/۵۲۶۵	۱/۲۱۳۲	میانگین
۱/۷۶۰۷	۰/۳۸۹۱	۰/۵۹۰۶	ضریب تغییرات

جدول ۹- مقادیر آماره‌های ارزیابی شبکه‌های عصبی گزینش شده در برآورد منحنی نفوذ تجمعی

آماره	گونه‌ی نخست	ویژگی‌های افق سطحی	گونه‌ی دوم
MPearson	۰/۹۴۲۰(۱)	۰/۹۳۶۴(۲)	۰/۹۳۳۸(۳)
MMD (سانتی‌متر)	۴/۸۶۷۷**	۵/۱۳۸۸**	۴/۴۳۴۲**
MAMD (سانتی‌متر)	۵/۸۰۳۴(۱)	۶/۱۹۶۴(۳)	۵/۹۳۰۸(۲)
MRMSD (سانتی‌متر)	۶/۳۰۷۱(۱)	۶/۸۲۹۲(۳)	۶/۵۱۵۲(۲)
SDRMSD (سانتی‌متر)	۲/۵۳۴۴(۱)	۲/۶۷۸۰(۳)	۲/۵۸۰۱(۲)
رتبه‌ی نهایی	(۱)	(۳)	(۲)

** $p < 0.01$



شکل ۳- مقادیر نفوذ تجمعی (سانتی‌متر) حاصل از برازش مدل کوستیاکوف-لوییز بر داده‌های اندازه‌گیری شده و برآورد شده‌ی نفوذ تجمعی (سانتی‌متر) توسط شاخص‌ترین شبکه‌های گونه‌ی نخست (الف)، شاخص‌ترین شبکه‌های با کمترین ویژگی‌های افق سطحی (ANN_۶) و (ب) و شاخص‌ترین شبکه‌های گونه‌ی دوم (ج)

مقایسه‌ی مقادیر میانگین میانگین خطاها با مقادیر آماره‌ی میانگین قدرمطلق میانگین خطاها (MAMD)، نشان می‌دهد این بیش‌برآوردگری در هیچ‌یک از شبکه‌های گزینشی به‌طور سیستماتیک رخ نداده است. این نکته از شکل ۳ نیز قابل استنباط می‌باشد. در این شکل مقادیر نفوذ تجمعی حاصل از برآزش مدل کوستیاکوف-لوییز بر داده‌های اندازه‌گیری شده و برآورد شده‌ی نفوذ تجمعی توسط شبکه‌های گزینش شده، نشان داده شده است. همچنین، با توجه به آماره‌ی میانگین ریشه‌ی میانگین مربعات خطا (MRMSD)، منحنی نفوذ تجمعی برآزش داده شده بر داده‌های برآورد شده به‌وسیله‌ی شاخص‌ترین شبکه‌های گونه‌ی نخست دارای کمترین خطای برآورد بوده است. همین‌طور، مقدار آماره‌ی انحراف معیار RMSDها برای شاخص‌ترین شبکه‌های عصبی گونه‌ی نخست دارای حداقل مقدار خود می‌باشد. بدین معنی که شاخص‌ترین شبکه‌های عصبی گونه‌ی نخست در برآورد نفوذ تجمعی در زمان‌های مختلف از دقت پایدارتری در برآورد منحنی نفوذ تجمعی برخوردار بوده است.

نتیجه‌گیری

همان‌گونه که اشاره شد، در پی‌ریزی شبکه‌های عصبی گونه‌ی دوم به‌طور هم‌زمان از ویژگی‌های زودیافت افق‌های سطحی و زیرسطحی خاک‌رخ استفاده گردید. با این وجود، شبکه‌های گونه‌ی نخست که در آنها تنها از ویژگی‌های زودیافت افق سطحی استفاده شده بود، عملکرد بهتری در برآورد نفوذ تجمعی داشتند. علت این برتری را می‌توان به گونه‌ی زیر توجیه نمود. نخست اینکه در پی‌ریزی شبکه‌های گونه‌ی دوم از مولفه‌های اصلی به‌عنوان ورودی شبکه‌ها استفاده شد. در استخراج این مولفه‌ها که به‌عنوان ویژگی‌های بارز شناخته می‌شوند، تنها همبستگی خطی بین داده‌ها در نظر گرفته می‌شود. بنابراین، ویژگی‌های بارز استخراج شده ترکیبی خطی از

منابع

متغیرهای اولیه بوده و ترکیبات غیرخطی متغیرها را بیان نمی‌کند (۱۹). حال آنکه در شبکه‌های عصبی گونه‌ی نخست از متغیرهای اصلی استفاده گردید که ترکیبات غیرخطی داده‌ها در آنها حذف نشده است. از دیگر سو، شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌خوبی قادر به استخراج روابط غیرخطی بین داده‌ها می‌باشند (۱۹ و ۳۱). بنابراین، شبکه‌های عصبی گونه‌ی نخست بخش بزرگتری از تغییرات متغیرهای مستقل را دریافت و برای برآورد متغیرهای وابسته به کار گرفته‌اند. دیگر دلیل نقصان شبکه‌های گونه‌ی دوم این است که در پی‌ریزی آن‌ها به‌منظور جلوگیری از نفرین ابعادی تنها از ۱۰ مولفه‌ی نخست که حدود ۹۰ درصد از تغییرات داده‌های اولیه را توجیه نمودند، استفاده گردید. بنابراین، ۱۰ درصد از تغییرات کل داده‌ها که در دیگر مولفه‌ها نهفته بود از دست رفته است. از سوی دیگر، از آنجا که در پی‌ریزی این شبکه‌ها از ویژگی‌های هر دو افق سطحی و زیرسطحی خاک‌رخ به‌طور هم‌زمان استفاده شد، ممکن است ویژگی‌های افق زیرسطحی خاک در زمان‌های ابتدایی نفوذ، تاثیری بر فرآیند نفوذ نداشته و ورود آن‌ها فقط سبب کاهش قدرت تعمیم‌دهی شبکه‌های گونه‌ی دوم در زمان‌های ابتدایی گردیده باشد. رتبه‌های ارزیابی محاسبه شده برای شبکه‌های عصبی گونه‌ی دوم در زمان‌های ۵ و ۱۰ دقیقه نیز می‌تواند موید این نکته باشد. اما از آنجا که در بین ویژگی‌های اندازه‌گیری شده شاخصی کمی برای بیان ویژگی‌های تخلخل درشت خاک، بقایای گیاهی موجود در خاک و نیز اثر هوای محبوس در خاک‌رخ بر فرآیند نفوذ وجود نداشت، در این مورد نمی‌توان قضاوت قطعی نمود. نفوذ آب به خاک به شدت تحت تاثیر منافذ درشت خاک بوده و ویژگی‌های این منافذ متاثر از نوع ساختمان خاک است (۲). بنابراین، به‌منظور بهبود عملکرد شبکه‌های عصبی در برآورد نفوذ تجمعی، وجود متغیری کمی برای بیان اثر تخلخل درشت خاک و وضعیت ریشه‌ها و بقایای گیاهی موجود در خاک بر نفوذ آب به خاک اجتناب ناپذیر می‌نماید.

- ۱- 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، ۲۵۶ ص.
- ۲- قربانی دشتکی ش. و همایی م. ۱۳۸۶. برآورد پارامترهای برخی مدل‌های نفوذ آب به خاک با استفاده از توابع انتقالی. مجله آبیاری و زهکشی ایران، ۱ (۱): ۲۱-۳۹.
- ۳- قربانی دشتکی ش.، همایی م. و مهدیان م. ح. ۱۳۸۸. برآورد پارامترهای نفوذ آب به خاک با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی. مجله آب و خاک، ۲۳ (۱): ۱۸۵-۱۹۸.
- ۴- محمدی م. ح. و رفاهی ح. ۱۳۸۴. تخمین پارامترهای معادلات نفوذ توسط خصوصیات فیزیکی خاک. مجله علوم کشاورزی ایران، ۳۶ (۶): ۱۳۹۱-۱۳۹۸.
- ۵- مروج، ا. ۱۳۸۷. ارائه مدل نفوذپذیری با استفاده از روش هوش مصنوعی. پایان‌نامه کارشناسی ارشد. دانشگاه آزاد اسلامی، واحد شوشتر. ۸۰

- 6- Argyrokastritis I. and Kerkides P. 2003. A note to the variable sorptivity infiltration equation. *Water Resour. Manage.*, 17:133-145.
- 7- Bishop C.M. 1995. *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford University Press, Oxford, 482 pp.
- 8- Blake G.R. and Hartge K.H. 1986. Bulk Density. In: Klute, A. (Ed). *Methods of Soil Analysis*. Part 1. 2nd ed. Agron. Monogr. 9. ASA. Madison. WI. pp. 363-375.
- 9- Bland J.M. and Altman D.G. 1997. *Statistics notes*. Available at: <http://bmj.com/cgi/content/full/314/7080/572>
- 10- Clausnitzer V., Hopmans, J.W. and Star, J.L. 1998. Parameter uncertainty analysis of common infiltration models. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 62: 1477-1487.
- 11- Foresee F.D., and Hagan M.T. 1997. Gauss-Newton approximation to Bayesian learning. *Proceeding of the 1997 International Joint Conference on Neural Networks*. pp. 1930-1935.
- 12- Gee G.W. and Bauder J.W. 1986. Particle Size Analysis. In: *Methods of Soil Analysis*. Part 1. 2nd ed. Klute, A. (Ed). Agron. Monogr. 9. ASA. Madison. WI. pp. 383-411.
- 13- Ghorbani Dashtaki, S., Homaei, M., Mahdian, M.H. and Kouchakzadeh, M. 2009. Site-dependence performance of infiltration models. *Water Resour Manage*, 23: 1573-1650.
- 14- Green, W.H. and Ampt, G. 1911. Studies of soil physics, Part 1. The flow of air and water through soils. *Journal of Agricultural Science*, 4: 1-24.
- 15- Hassoun M.H. 1995. *Fundamentals of Artificial Neural Networks*. MIT Press, Cambridge, MA.
- 16- Ho R. 2006. *Handbook of Univariate and Multivariate Data Analysis and Interpretation with SPSS*. Chapman & Hall/CRC. 403 pp.
- 17- Hocking, R.R. 2003. *Methods and Applications of Linear Models: Regression and the Analysis of Variance* (2nd edition). Wiley, New York. 776 pp.
- 18- Horton R.E. 1940. An approach towards a physical interpretation of infiltration capacity. *Soil Science Society of America Proceedings*, 5: 399-417.
- 19- Izenman A.J. 2008. *Modern Multivariate Statistical Techniques*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg. 537 pp.
- 20- Jain A. and Kumar A. 2004. An evaluation of artificial neural network technique for the determination of infiltration model parameters. *Applied Soft Computing*, 6(3): 272-282.
- 21- Kostiaikov A.N. 1932. On the dynamics of the coefficient of water-percolation in soils and on the necessity for studying it from a dynamic point of view for purposes of amelioration. *Transactions Congress International Society for Soil Science*, 6th, Moscow, Part A: 17-21.
- 22- Mackay D.J.C. 1992. Bayesian interpolation. *Neural Computation*, 4(3): 415-447.
- 23- Maier H.R. and Dandy, G.C. 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.
- 24- Mezentsev V.J. 1948. Theory of formation of the surface runoff. *Meteorologiae Hidrologia*, 3: 33-40.
- 25- Minasny B. and McBratney A.B. 2002. The Neuro-m method for fitting neural network parametric pedotransfer functions. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 66:352-361.
- 26- Mukheibir P. 2008. Water resources management strategies for adaptation to climate-induced impacts in South Africa. *Water Resour Manage*, 22:1259-1276.
- 27- Nash J.E. and Sutcliffe, J.V. 1970. River flow forecasting through conceptual models part I — A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, 10(3): 282-290.
- 28- Nelson R.E. 1982. Carbonate and Gypsum. In: Page, A.L., Miller, R.H. and Keeney, D.R. (Eds). *Methods of Soil Analysis*. Part 2. 2nd ed.. Agron. Monogr. 9. ASA. Madison. WI. pp. 181-197.
- 29- Philip J.R. 1957. The theory of infiltration: 4. Sorptivity and algebraic infiltration equations. *Soil Science*, 84: 257-264.
- 30- Shirazi M.A. and Boersma, L. 1984. A unifying quantitative analysis of soil texture. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 48: 142-147.
- 31- Sy N.L. 2006. Modelling the infiltration process with a multi-layer perceptron artificial neural network. *Hydrol. Sci. J.*, 51(1): 3-20.
- 32- Tsanis, I.K. 2006. Modeling leachate contamination and remediation of groundwater at a landfill site. *Water Resour Manage*, 20:109-132.
- 33- US Department of Agriculture Natural Resources and Conservation Service. 2005. *National Engineering Handbook*, Part 623, Surface Irrigation. National Technical Information Service, Washington, DC, Chapter 4.
- 34- Walkley A. and Black I.A. 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.

Estimating Cumulative Infiltration Using Artificial Neural Networks in Calcareous Soils

F. Parchami Araghi¹ - S.M. Mirlatifi^{2*} - Sh. Ghorbani Dashtaki³ - M.H. Mahdian⁴

Abstract

Infiltration process is one of the most important components of the hydrological cycle. On the other hand, the direct measurement of infiltration process is laborious, time consuming and expensive. In this study, the possibility of predicting cumulative infiltration in specific time intervals, using readily available soil data and Artificial Neural Networks (ANNs) was investigated. For this purpose, 210 double ring infiltration data were collected from different regions of Iran. Basic soil properties of the two upper pedogenic layers including initial water content, bulk density, particle-size distributions, organic carbon, gravel content (>2mm size), CaCO₃ percent and soil water contents at field capacity and permanent wilting point were determined on each soil sample. The feedforward multilayer perceptron was used for predicting the cumulative infiltration at times 5, 10, 15, 20, 30, 45, 60, 90, 120, 150, 180, 210, 240, 270 minutes after the start of the infiltration test and the time of basic infiltration rate. The developed ANNs were categorized into two groups; type 1 and type 2 ANNs. For developing type 1 ANNs, the basic soil properties of the first upper soil horizon were used as inputs, hierarchically. In developing the type 2 ANNs, the available soil properties of the two upper soil horizons were used as inputs, using principal component analysis technique. Results of Reliability test for developed ANNs indicated that type 1 ANNs with a RMSE of 1.136 to 9.312 cm had the best performance in estimating the cumulative infiltration. Also, type 1 ANNs with the mean RMSD of 6.307 cm had the best performance in estimating the cumulative infiltration curve.

Keywords: Artificial Neural Networks, Cumulative Infiltration, Infiltration Process, Multilayer Perceptron

1, 2- MSc student and Associate Prof., Dept of Irrigation and Drainage Eng., Tarbiat Modares University, Tehran, Iran
(* - Corresponding author Email: mirlat_M@modares.ac.ir)

3- Assistant Prof., Dept of soil science, Shahrekord University, Share kard, Iran

4- Assistant Prof, Agricultural Research, Education and Extension Organization, Tehran, Iran