

## ارائه یک مدل شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین نفوذ آب در خاک بر اساس پارامترهای مدل‌های SCS و کوستیاکوف

علیرضا مقدم‌نیا<sup>۱</sup>، علیرضا سپه‌وند<sup>۲\*</sup>، مهران لشنی‌زند<sup>۳</sup>، محمد رستمی خلج<sup>۴</sup>

تاریخ دریافت: ۹۳/۱۱/۲۳

تاریخ پذیرش: ۹۴/۲/۱۱

### چکیده

نفوذ آب به داخل خاک یکی از فرایندهای است که امروزه بیشتر مد نظر محققان است و نقشی بسیار اساسی در چرخه آبی طبیعت ایفا می‌کند. به دلیل تغییرپذیری‌های زمانی و مکانی این ویژگی، اندازه‌گیری مستقیم آن نیاز به نمونه‌برداری‌های فراوان دارد. بنابراین، استفاده از روش غیرمستقیم به‌جای اندازه‌گیری مستقیم به‌منظور دستیابی به تخمینی قابل قبول بسیار مفید است. در این تحقیق، از پارامترهای دو مدل SCS و کوستیاکوف برای مدل‌سازی با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی به‌کار برده شد. هدف از این تحقیق، ارائه مدلی برای شبیه‌سازی و پیش‌بینی میزان نفوذ با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی بود. برای این منظور، تحت یک مطالعه موردی در حوزه آبخیز داوود رشید، استان لرستان، داده‌های بارش و رواناب به‌عنوان پارامترهای ورودی برای توسعه بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده شدند. سپس با استفاده از معیارهای ارزیابی کارایی شامل درصد خطای نسبی (RE)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، ضریب کارایی (EF) و ضریب تبیین ( $R^2$ ) بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی انتخاب شد. براساس نتایج حاصل، ساختار بهینه مدل شبکه عصبی مصنوعی، دو مدل ANN-1 و ANN-2 با ۴ و ۹ نرون در لایه پنهان به ترتیب تعیین شدند. همچنین نتایج تحقیق حاضر نشان داد، مدلی که براساس پارامترهای مدل سازمان حفاظت خاک آمریکا طراحی شده بود (یعنی مدل ANN-1) از دقت بالاتری برای پیش‌بینی نفوذ برخوردار است.

**کلمات کلیدی:** نفوذ، مدل SCS، مدل کوستیاکوف، شبکه عصبی مصنوعی، حوزه آبخیز داوود رشید.

۱. دانشیار دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران

۲. دانشجوی دکتری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران / Email: Sepahvand1982@ut.ac.ir

۳. استادیار مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی، خرم‌آباد، لرستان

۴. مدرس دانشگاه تربت حیدریه، تربت حیدریه، ایران

## مقدمه

پیش‌بینی رواناب است (جان و کومار<sup>۳</sup>، ۲۰۰۶). تعیین نفوذ به دو روش صورت می‌گیرد: روش اول استفاده از قوانین و روابط اثبات شده مانند قانون بقای جرم (معادله ریچاردز در به فرم پخشیدگی) و قانون بقای انرژی (قانون داریسی) و تلفیق آن‌ها و دستیابی به یکسری معادلات ریاضی مانند معادله فیلیپ<sup>۴</sup> (۱۹۵۷) و گرین - آمپت<sup>۵</sup> (۱۹۱۱) است. مهم‌ترین حسن این معادلات این است که براساس قوانین فیزیکی وضع شده‌اند و با دانستن برخی خصوصیات فیزیکی خاک معادله نفوذ قابل تعیین است. ولی عدم دقت کافی در این معادلات، مهم‌ترین نقص آن‌ها می‌باشد که حاصل ساده‌سازی شرایط فیزیکی و ایدئال و یکنواخت فرض کردن محیط خاک است (محمدی و رفاهی، ۱۳۸۴؛ اسمیت<sup>۶</sup>، ۱۹۷۶). روش دوم استفاده از روابط تجربی از قبیل هورتون<sup>۷</sup> (۱۹۴۰) کوستیاکوف<sup>۸</sup> (۱۹۳۲) است. مهم‌ترین حسن این معادلات دقت بالا به دلیل منعکس کردن و لحاظ نمودن تقریباً تمام شرایط و عوامل مؤثر در فرایند نفوذ است. تأثیر گرفتن از شرایط مکانی و زمانی و نارسایی پارامترهای معادلات در تبیین مفاهیم فیزیکی از معایب عمده این نوع معادلات است (محمدی و رفاهی، ۱۳۸۴؛ هیلل<sup>۹</sup>، ۱۹۹۸). یکی از روش‌ها برای مدل‌سازی فرایند نفوذ، روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN)<sup>۱۰</sup> است که یک ابزار مؤثر و مفید برای مدل‌سازی و پیش‌بینی به‌شمار می‌رود (جان و کومار، ۲۰۰۶).

## شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی شامل شبکه‌ای با ارتباطات قوی از واحدهای پردازشگر ساده‌ای به نام نرون که شبیه نرون‌های بیولوژیکی در مغز انسان است. نرون‌های شبکه عصبی مصنوعی در گروه‌های به نام لایه جای گرفته‌اند. همه نرون‌های هر لایه با لایه دیگر در ارتباطند که این ارتباطات برای تعیین وزن پارامترهای ورودی است. در این شبکه سعی بر این است که ساختاری مشابه ساختار بیولوژیکی مغز انسان

در سال‌های اخیر توسعه مدل‌های شبیه‌سازی فرایندهای مرتبط با خاک در حوزه‌های آبخیز به‌طور گسترده‌ای رو به افزایش است. این مدل‌ها برای درک بهتر فرایندهای مرتبط با خاک طراحی شده‌اند و ابزاری برای ارزیابی مشکلات زیست‌محیطی و کشاورزی می‌باشند (سرمیدیان و همکاران، ۲۰۰۹). نفوذ آب به داخل خاک یکی از فرایندهای است که امروزه بیشتر مد نظر پژوهشگران است و نقش مهمی در چرخه آب طبیعت ایفا می‌کند. وارد شدن آب به داخل خاک در نتیجه تأثیر توأم نیروهای ثقلی و موئینگی صورت می‌گیرد. نیروی ثقل فقط در جهت قائم عمل می‌کند، اما نیروی موئینگی در ابتدا که خاک خشک بوده و منافذ موئین خالی از آب است هم در جهت عمودی و هم در جهت افقی عمل می‌کند، ولی بعد از پر شدن منافذ خاک و اشباع شدن خاک تنها نیروی ثقل عمل کرده و جریان نفوذ عمدتاً عمودی است. به همین دلیل است که سرعت نفوذ در ابتدا سریع و سپس پس از گذشت مدتی تقلیل یافته و به مقدار ثابتی که فقط نتیجه عمل نیروی ثقل است، می‌رسد (علیزاده، ۱۳۸۳). نفوذ آب به داخل خاک یکی از فرایندهای است که امروزه بیشتر مد نظر پژوهشگران است و نقش مهمی در چرخه آبی طبیعت ایفا می‌کند. اهمیت پدیده نفوذ، محققان را بر آن داشته تا همواره در پی ارائه مدلی مناسب برای برآورد کمی نفوذ باشند (پرچمی عراقی و همکاران، ۱۳۸۹). دلیل این امر تأثیر قابل توجه نفوذپذیری روی هیدرولوژی سطحی، زیر سطحی و کشاورزی است (ما<sup>۱</sup> و همکاران، ۲۰۰۹). مدل‌سازی هیدرولوژیکی حوزه آبخیز مستلزم جدا کردن رواناب سطحی از نفوذ در طی رخداد بارندگی است (چو و مارینو<sup>۲</sup>، ۲۰۰۵). مدل‌سازی فرایند نفوذ برای برنامه‌ریزی، مدیریت و بهره‌برداری از منابع آب بسیار ضروری است. بنابراین پیش‌بینی مقدار آب جریان یافته و واردشده به داخل زمین در طول بارش برای مدیریت استفاده از آب‌های زیرزمینی بسیار ضروری است. علاوه بر آن، نفوذپذیری یکی از اجزاء اصلی مدل‌های بارش - رواناب برای

3. Jain and Kumar

4. Phillip

5. Green and Ampt

6. Smith

7. Horton

8. Kostiakov

9. Hillel

10. Artificial Neural Network

1. Ma

2. Chu and Marino

### آزمون شبکه

پس از اینکه مرحله آموزشی شبکه تکمیل شد، شبکه برای سری اطلاعات معلوم امتحان می‌شود و نواقص احتمالی برطرف می‌گردد. پس از تکمیل این مرحله، شبکه آماده استفاده می‌شود. این مرحله شبیه مرحله معتبرسازی در روش‌های رگرسیونی اس (قربانی دشتکی و همکاران، ۱۳۸۸). با توجه به تحقیقات صورت گرفته درباره نفوذ مشخص شده است که این روش قادر است با دقت بالایی فرایند نفوذ را پیش‌بینی کند. در زمینه فرایند نفوذپذیری با روش شبکه عصبی مصنوعی در ایران و سایر نقاط جهان تحقیقاتی انجام گرفته است که از آن جمله می‌توان به تحقیقات زیر اشاره کرد. جان و کومار (۲۰۰۶) در تحقیقی به ارزیابی روش شبکه عصبی مصنوعی برای تعیین پارامترهای مدل نفوذپذیری پرداختند. آن‌ها در تحقیق خود از شبکه عصبی مصنوعی برای واسنجی مدل‌های نفوذ استفاده کردند. در تحقیق حاضر، از داده‌های بارش و رواناب به‌عنوان داده‌های ورودی و از پارامترهای نفوذ (با استفاده از مدل‌های هورتون و گرین - آپت محاسبه شد) به‌عنوان داده‌های خروجی برای مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی استفاده گردید. به طوری که دو سوم از داده‌ها برای آموزش و از یک‌سوم آن‌ها برای آزمون شبکه استفاده شد. نتایج این تحقیق نشان داد که روش شبکه عصبی مصنوعی قادر است با دقت بالایی فرایند نفوذ را مدل‌سازی کند. قربانی دشتکی و همکاران (۱۳۸۸) به برآورد پارامترهای نفوذ آب به خاک با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. آن‌ها از داده‌های دو افق پدوژنیک خاک و پارامترهای نفوذ به ترتیب، به‌عنوان داده‌های لایه ورودی و خروجی شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند. پارامترهای استفاده شده در این تحقیق، مربوط به مدل‌های فیلپ، هورتون، کوستیاکوف و کوستیاکوف - لوتیز بودند. نتایج نشان داد که مدل تهیه شده با داده‌های فیلپ دارای بهترین عملکرد است. با توجه به اینکه اندازه‌گیری نفوذ در طی هر بارش کاری سخت و نشدنی است، لذا مدل‌سازی نفوذ امری ضروری برای تخمین میزان حجم آب نفوذ یافته در طی بارش است. بنابراین هدف از انجام این تحقیق، تعیین بهترین مدل شبکه عصبی

و شبکه اعصاب بدن ساخته شود تا همانند مغز قدرت یادگیری، تعمیم‌دهی و تصمیم‌گیری داشته باشد (منهاج، ۱۳۸۱) و یک پهنه‌بندی از یک فضای چند متغیره با اطلاعات دریافتی را به وجود آورد (فاست<sup>۱</sup>، ۱۳۸۸). روش شبکه عصبی مصنوعی نسبت به روش‌های دیگر برتری‌هایی دارد، به‌ویژه که شبکه عصبی مصنوعی از توزیع آماری داده‌ها مستقل است و به متغیرهای آماری به‌خصوصی نیاز ندارد (منهاج، ۱۳۸۱). به منظور بهبود کارایی شبکه عصبی مصنوعی، ابتدا می‌بایست ساختار بهینه شبکه عصبی مصنوعی تعیین شود.

### تعیین ساختار بهینه شبکه عصبی مصنوعی

هر شبکه عصبی مصنوعی از سه نوع لایه به نام‌های لایه ورودی<sup>۲</sup>، پنهان<sup>۳</sup> و خروجی<sup>۴</sup> تشکیل می‌شود و تعداد نرون‌های نرون‌های موجود در لایه ورودی و خروجی با توجه به مسئله مورد نظر مشخص می‌شود. البته تعداد نرون‌های موجود در لایه پنهان با نظر طراح و به‌وسیله سعی و خطا مشخص می‌شود (قربانی و همکاران، ۱۳۸۷). اجرای شبکه عصبی مصنوعی شامل دو مرحله آموزش و آزمایش شبکه است.

### آموزش شبکه

این مرحله شبیه به مرحله واسنجی است و مهم‌ترین مرحله مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی است. منظور از آموزش شبکه، اصلاح مقادیر وزن‌های شبکه برای نمونه‌های متعدد است. اطلاعات مورد نظر به‌عنوان داده‌های آموزشی به شبکه معرفی می‌شوند و شبکه در جریان فرایند یادگیری، براساس اشتباه یا تفاوت بین خروجی شبکه و عکس‌العمل مورد انتظار، مقادیر وزن‌های خود را اصلاح می‌کند که این عمل با استفاده از الگوریتم یادگیری انجام می‌گیرد. در این تحقیق، از الگوریتم پس انتشار خطا<sup>۵</sup> استفاده شد. سپس با تکرار این کار برای دفعات زیاد وزن‌ها طوری به‌هنگام می‌شوند که با دیدن اطلاعات جدید شبکه جواب مناسبی ارائه می‌دهد (جکسون<sup>۶</sup>، ۱۳۸۳).

1. Fast
2. Input layer
3. Hidden layer
4. Output layer
5. Back propagation
6. Jakson

مصنوعی برای تخمین نفوذ آب در خاک براساس پارامترهای دو مدل SCS و کوستیاکوف در طی هر بارش است.

### منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه حوزه آبخیز داوود رشید با مختصات جغرافیایی  $33^{\circ}32'39''$  تا  $33^{\circ}35'39''$  عرض شمالی، در غرب استان لرستان واقع شده است. شکل (۱) موقعیت حوزه مذکور را در روی نقشه استان نشان می‌دهد. دشت کوه‌دشت یکی از قطب‌های مهم کشاورزی استان لرستان است که در پایین‌دست حوزه آبخیز داوود رشید قرار دارد. این منطقه از نظر تأمین آب مورد نیاز، کاملاً متکی به منابع آب زیرزمینی است و اقلیم مدیترانه‌ای با تابستان خشک و زمستان‌های مرطوب و متوسط بارندگی سالانه  $557/4$  میلی‌متر دارد.



شکل (۱): موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

### روش انجام تحقیق

در ابتدا با توجه از میان روش‌های نمونه‌برداری یکنواخت<sup>۱</sup>، تیپ‌بندی<sup>۲</sup> و تصادفی<sup>۳</sup> (۴)، روش نمونه‌برداری تصادفی برای تعیین محل‌های اندازه‌گیری نفوذ در منطقه انتخاب شد. انتخاب محل‌های نمونه‌برداری به این ترتیب بود که نقاط نمونه‌برداری، ابتدا در روی نقشه و در کاربری‌های مختلف به صورت تصادفی انتخاب شدند. سپس با توجه به اینکه ممکن بود نقاط انتخاب‌شده دارای شیبی بوده که مناسب اندازه‌گیری نفوذ نباشند، لذا با پیمایش صحرایی و دید کارشناسی در منطقه، نقاطی با شیب مناسب انتخاب شد. خاک منطقه با توجه به

مطالعات آزمایشگاهی در رده‌های بافتی لومی - سیلتی و لومی قرار گرفت. از طرفی سایر خصوصیات مختلف تأثیرگذار بر میزان نفوذ خاک نظیر تخلخل، جرم مخصوص ظاهری، رطوبت جرمی و رطوبت حجمی خاک در محدوده مورد بررسی اندازه‌گیری شدند که مقادیر آن‌ها به ترتیب  $1/33$ ،  $44\%$ ،  $2/97\%$  بودند. بعد از گرم شدن محلهای نمونه‌برداری، از استوانه‌های مضاعف به دلیل معمول بودن شیوه و تأمین اطلاعات مفید در صورت کاربرد صحیح (وارد و تیمبل، ۲۰۰۴) برای اندازه‌گیری نفوذ به صورت شکل (۲) استفاده شد. در ادامه تحقیق با استفاده از مدل‌های کوستیاکوف<sup>۴</sup> و سازمان حفاظت خاک آمریکا<sup>۵</sup> (SCS)، ضرایب مربوط به نفوذ محاسبه شد.



شکل (۲): استوانه‌های مضاعف نصب‌شده در محل تحقیق

### مدل‌های نفوذ

مدل SCS: در سال ۱۹۸۹ کارشناسان سازمان حفاظت خاک آمریکا معادله ساده‌ای برای تعیین مقدار نفوذ تجمعی آب به داخل خاک ارائه کردند که نهایتاً منجر به روشی در محاسبه

4. Kostiakov  
5. Soil Conservation Service

1. Uniform Sampling  
2. Classified Sampling  
3. Random Sampling

خروجی شبکه در یک محدوده خاص از تابع غیرخطی سیگموئید<sup>۱</sup> ( $f$ ) به دلیل مشتق پذیر بودن، سادگی و کاربرد آن در بیشتر تحقیقات مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی مطابق رابطه (۵) استفاده شد (قربانی و همکاران، ۱۳۸۷).

$$x_i = \frac{z_i - z_{i(\min)}}{z_{i(\max)} - z_{i(\min)}} \quad (4)$$

که در آن،  $z_i$  برابر با وزن داده مورد نظر،  $z_{i(\min)}$  برابر با کمترین وزن فاکتور مورد نظر،  $z_{i(\max)}$  برابر با بیشترین وزن فاکتور مورد نظر و  $x_i$  برابر با وزن نرمال شده فاکتور مورد نظر است (جکسون، ۱۳۸۳).

$$f(\text{net}_{pi}) = \frac{1}{1 + e^{-\text{net}_{pi}}} \quad (5)$$

ضرایب دیگر شبکه عصبی مصنوعی، ضریب یادگیری و ممتم هستند که در این تحقیق، ضریب یادگیری ۰/۲ و ضریب ممتم ۰/۱ در نظر گرفته شد. در این تحقیق، از داده‌های بارش و رواناب با فاصله زمانی ۲۰ دقیقه به‌عنوان داده‌های ورودی و از پارامترهای نفوذ محاسبه شده با مدل‌های نفوذ (کوستیاکوف و SCS)، به‌عنوان داده‌های لایه خروجی برای مدل‌سازی استفاده شد. در این تحقیق، از ۲/۳ داده‌ها برای آموزش و از ۱/۳ باقی‌مانده برای آزمایش شبکه استفاده شد. در تحقیق حاضر، دو مدل بهینه شبکه عصبی مصنوعی به نام‌های ANN-1 و ANN-2 انتخاب شد. مدل ANN-1 با پارامترهای مدل SCS و ANN-2 با پارامترهای مدل کوستیاکوف اجرا شدند. سپس برای انتخاب مدل برتر از معیارهای ارزیابی کارایی نظیر، خطای نسبی<sup>۲</sup> (RE)، ضریب کارایی مدل<sup>۳</sup> (EF)، ریشه میانگین مربعات خطا<sup>۴</sup> (RMSE) و ضریب تبیین<sup>۵</sup> استفاده شد (رابطه‌های ۶ تا ۸). ریشه میانگین مربعات خطا و خطای نسبی مبین اختلاف کلی بین مقادیر اندازه‌گیری شده و مقادیر تخمینی بوده و مقدار کارایی یا راندمان مدل در این حالت به یک نزدیک می‌شود. مقدار کارایی مدل نیز نشان‌دهنده صحت برازش داده‌ها می‌باشد و از منفی بی‌نهایت در بدترین حالت، تا یک در زمان برازش

نفوذ گردید و به مدل سازمان حفاظت خاک آمریکا معروف شد (علیزاده، ۱۳۸۵) و به‌صورت رابطه (۱) ارائه گردید:

$$i(t) = at^b + c \quad (1)$$

در این رابطه،  $i$  مقدار نفوذ تجمعی از زمان شروع نفوذ (سانتی‌متر)،  $c$  عدد ثابت و برابر ۰/۶۹۸۵،  $t$  زمان از لحظه شروع نفوذ (دقیقه) و ضرایب  $a$  و  $b$  تابعی از شماره منحنی نفوذ بوده که از جدول استاندارد SCS استخراج می‌شود (علیزاده، ۱۳۸۵).

### مدل کوستیاکوف

کوستیاکوف در سال ۱۹۳۲، رابطه تجربی (۲) را برای تعیین مقدار نفوذ تجمعی پیشنهاد کرد. اگر از این رابطه مشتق گرفته شود، به‌صورت رابطه (۳) بیان می‌گردد و برای محاسبه نفوذ لحظه‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرد (دلر، ۲۰۰۷).

$$i(t) = ct^{-a} \quad (2)$$

$$I = \frac{c}{1-a} t^{1-a} \quad (3)$$

در این روابط،  $c$  و  $a$  ضرایب مختلفی برای خاک‌های مختلف بوده و مقدار  $c$  و  $a$  به ترتیب بزرگ‌تر از صفر و بین صفر تا یک می‌باشد و به روش تجربی تعیین می‌شود،  $t$  زمان و  $i$  میزان نفوذ در زمان  $t$  و  $I$  نفوذ تجمعی است (علیزاده، ۱۳۸۵). بعد از محاسبه پارامترهای مدل‌های نفوذ فوق اقدام به محاسبه نفوذ در یک دوره زمانی شش ساعته با فاصله زمانی ۲۰ دقیقه شد. سپس از شبکه عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی استفاده شد. در این مرحله، تعداد نرون‌ها در هر لایه، نوع شبکه، توابع پایه و محرک و ضریب یادگیری انتخاب می‌شوند (جکسون، ۱۳۸۳). تعداد نرون‌ها در لایه ورودی باتوجه به داده‌های مورد نیاز مشخص می‌شود. اما تعداد نرون‌ها در لایه پنهان با روش سعی و خطا برای دستیابی به کمترین خطا تعیین می‌شود. در این تحقیق، تعداد نرون در لایه پنهان از ۱ تا ۱۰ برای دستیابی به کمترین خطا تغییر داده شد. با توجه به هدف این تحقیق، لایه خروجی حاوی یک نرون، یعنی پارامترهای نفوذ است. در ابتدا می‌بایست داده‌ها نرمال شوند، زیرا وارد کردن داده‌ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می‌شود. در این تحقیق، از رابطه (۴) برای نرمال کردن داده‌های بارش و رواناب استفاده شد و برای قرار دادن

1. Sigmoid Function
2. Relative Error
3. Modeling Efficiency
4. Root Mean Square Error
5. Descriptive Coefficient

جدول (۱) پارامترهای نفوذ مدل کوستیاکوف و سازمان حفاظت خاک آمریکا

| مدل                     | a     | b     | c      |
|-------------------------|-------|-------|--------|
| سازمان حفاظت خاک آمریکا | ۰/۱۰۶ | ۰/۷۳۶ | ۰/۶۹۸۵ |
| کوستیاکوف               | ۰/۵۵۴ | -     | ۱/۴۸۸  |

در ادامه، اقدام به مدل‌سازی نفوذ با استفاده از مدل‌های کوستیاکوف و سازمان حفاظت خاک آمریکا شد که مطابق جدول (۲)، مقایسه نتایج با استفاده از معیارهای ارزیابی کارایی صورت گرفت.

محاسبه معیارهای ارزیابی کارایی در رابطه با مدل سازمان حفاظت خاک آمریکا و مدل کوستیاکوف، ارائه شده در جدول (۲) نشان‌دهنده آن است که مدل سازمان حفاظت خاک آمریکا به ترتیب از ضرایب کارایی و تبیین برابر ۰/۹۵ و ۰/۹۶۷ برخوردار بوده و همچنین دارای ریشه میانگین مربعات خطا و درصد خطای نسبی آن به ترتیب برابر ۰/۹۵۳ و ۰/۵۴۴ است و کوستیاکوف به ترتیب از ضرایب کارایی و تبیین برابر ۰/۹۲۷ و ۰/۹۶۵ برخوردار بوده و همچنین دارای ریشه میانگین مربعات خطا و درصد خطای نسبی آن به ترتیب برابر ۱/۱۶ و ۰/۹۲۹- می‌باشد. در نتیجه با توجه به نتایج فوق، مدل سازمان حفاظت خاک آمریکا در منطقه از کارایی بهتری نسبت به مدل کوستیاکوف برخوردار بوده است.

کامل داده‌ها تغییر می‌کند (سپهوند، ۱۳۹۰). از بین مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، مدلی که از ضریب کارایی بالاتر، درصد خطای نسبی و ریشه میانگین مربعات خطا نزدیک به صفر و ضریب تبیین نزدیک به یک برخوردار باشد، به عنوان مناسب‌ترین مدل انتخاب شد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2} \quad (6)$$

$$RE = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^n \frac{O_i - P_i}{O_i} \quad (7)$$

$$EF = \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2 - \sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (8)$$

در روابط فوق،  $P_i$  مقدار برآورد شده،  $O_i$  مقدار مشاهده شده،  $\bar{O}$  میانگین مقادیر مشاهده شده و  $N$  تعداد داده‌های اندازه‌گیری نفوذ است.

## نتایج

در ابتدا با استفاده از داده‌های نفوذ اندازه‌گیری شده در منطقه، اقدام به محاسبه پارامترهای نفوذ مربوط به مدل‌های کوستیاکوف و سازمان حفاظت خاک آمریکا (SCS) در منطقه شد که نتایج آن در جدول (۱) آورده شده‌اند.

جدول (۲) معیارهای ارزیابی کارایی برای دو مدل کوستیاکوف و سازمان حفاظت خاک آمریکا

| نوع مدل                 | ریشه میانگین مربعات خطا | ضریب کارایی | درصد خطای نسبی | ضریب تبیین |
|-------------------------|-------------------------|-------------|----------------|------------|
| سازمان حفاظت خاک آمریکا | ۰/۹۵۳                   | ۰/۹۵۰       | ۰/۵۴۴          | ۰/۹۶۷      |
| کوستیاکوف               | ۱/۱۶۰                   | ۰/۹۲۷       | -۰/۹۲۹         | ۰/۹۶۵      |

شد. نتایج سنجش معیارهای ارزیابی کارایی برای تعیین تعداد نرون در لایه پنهان برای هر دو مدل ANN-1 و ANN-2 در جدول‌های ۳ و ۴ آورده شده است. محاسبه معیارهای ارزیابی کارایی در رابطه با ANN-1، ارائه شده در جدول (۳) نشان‌دهنده آن است که مدل ANN-1 با ۴ نرون در لایه پنهان، به ترتیب دارای ضرایب کارایی و تبیین ۰/۹۴۲ و ۰/۹۶ بوده و همچنین دارای ریشه میانگین مربعات خطا و درصد خطای نسبی به ترتیب برابر ۰/۳۲۲ و ۴/۲- است، در نتیجه

در ادامه با استفاده از داده‌های مدل SCS و کوستیاکوف، دو مدل در شبکه عصبی مصنوعی به نام‌های ANN-1 و ANN-2 طراحی شد.

مدل ANN-1 با داده‌های مدل SCS و مدل ANN-2 با داده‌های مدل کوستیاکوف برای تعیین ساختار بهینه برای پیش‌بینی میزان نفوذ اجرا شدند. ابتدا تعداد نرون در لایه پنهان از ۱ تا ۱۰ تغییر داده شد و با توجه به معیارهای ارزیابی کارایی، ساختار بهینه شبکه عصبی مصنوعی انتخاب

آورده شده است. سپس با استفاده از مقایسه نتایج حاصل، تحلیل نهایی برای انتخاب مدل برتر انجام گرفت. نتایج این بخش نشان داد که نتایج مدل ANN-1 با داده‌های اندازه‌گیری شده همخوانی بیشتری داشته است. در نتیجه، این مدل به عنوان مدل نهایی برای پیش‌بینی میزان نفوذ در منطقه مورد مطالعه پیشنهاد می‌شود. علاوه بر نتایج فوق، هر دو مدل طراحی شده دچار کم‌تخمینی<sup>۱</sup> شده‌اند و زمان ثابت شدن نفوذ در هر دو مدل نسبت به داده‌های اندازه‌گیری شده تأخیر زمانی دارند.

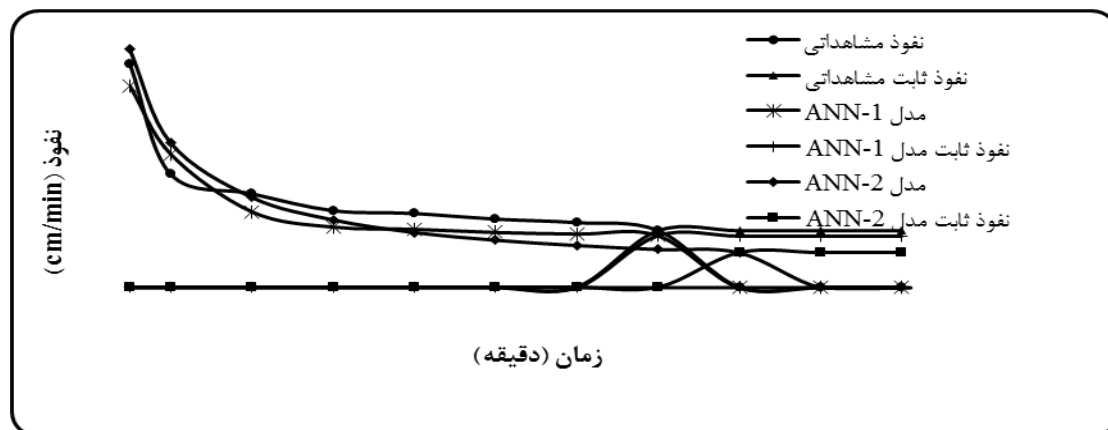
ساختار ۱-۴-۲ در مدل ANN-1 به عنوان برترین مدل در معرفی شد. بعد از مشخص شدن ساختار بهینه مدل‌های برتر در شبکه عصبی مصنوعی می‌بایست از بین مدل‌های ANN-1 و ANN-2 یکی به عنوان مدل پایه برای محاسبه و پیش‌بینی میزان نفوذ در منطقه مورد مطالعه معرفی شود. برای این منظور، بعد از طراحی ساختارهای مورد نظر در شبکه عصبی مصنوعی برای کل داده‌های ورودی اقدام به مدل‌سازی شد که نتایج آن در شکل (۳) نشان داده شده است. مقایسه منحنی نفوذ تهیه شده با شبکه عصبی مصنوعی با داده‌های اندازه‌گیری شده صورت گرفت که نتایج در آن جدول (۵)

جدول (۳): معیارهای ارزیابی کارایی مدل ANN-1 برای تعیین تعداد نرون در لایه پنهان

| تعداد نرون در لایه پنهان | ریشه میانگین مربعات خطا | ضریب کارایی | درصد خطای نسبی | ضریب تبیین |
|--------------------------|-------------------------|-------------|----------------|------------|
| ۱                        | ۰/۳۲۸                   | ۰/۹۲۶       | -۵/۸           | ۰/۶۸       |
| ۲                        | ۰/۳۲۶                   | ۰/۹۲۹       | -۵/۶۳          | ۰/۶۹       |
| ۳                        | ۰/۳۲۶                   | ۰/۹۲۸       | -۵/۷۴          | ۰/۶۸۵      |
| ۴                        | ۰/۳۲۲                   | ۰/۹۴۲       | -۴/۲           | ۰/۹۶       |
| ۵                        | ۰/۳۲۵                   | ۰/۹۳۱       | -۵/۴۱          | ۰/۶۹۹      |
| ۶                        | ۰/۴۷۸                   | ۰/۳۲۲       | -۴۷/۱          | ۰/۰۸۸      |
| ۷                        | ۰/۳۸۵                   | ۰/۸۵۴       | -۷/۲۶          | ۰/۷۱       |
| ۸                        | ۰/۳۲۴                   | ۰/۹۳۶       | -۴/۸           | ۰/۷۲       |
| ۹                        | ۰/۴۷۸                   | ۰/۳۲۱       | -۴۷/۱۱         | ۰/۳۴       |
| ۱۰                       | ۰/۳۲۴                   | ۰/۹۳۶       | -۴/۸۲          | ۰/۷۲       |

جدول (۴): معیارهای ارزیابی کارایی مدل ANN-2 برای تعیین تعداد نرون در لایه پنهان

| تعداد نرون در لایه پنهان | ریشه میانگین مربعات خطا | ضریب کارایی | درصد خطای نسبی | ضریب تبیین |
|--------------------------|-------------------------|-------------|----------------|------------|
| ۱                        | ۰/۱۲۰                   | ۰/۸۹۲       | -۶/۰۲          | ۰/۹۲۱      |
| ۲                        | ۰/۱۲۶                   | ۰/۸۸۱       | -۴/۶۱          | ۰/۹۲۵      |
| ۳                        | ۰/۱۲۲                   | ۰/۸۸۸       | -۵/۰۰۹         | ۰/۹۲۴      |
| ۴                        | ۰/۱۳۰                   | ۰/۸۷۳       | -۲/۷۹          | ۰/۹۲۲      |
| ۵                        | ۰/۱۳۰                   | ۰/۸۷۴       | -۳/۱۶۳         | ۰/۹۲       |
| ۶                        | ۰/۱۳۴                   | ۰/۸۶۴       | -۱/۴۹۴         | ۰/۹۱۸      |
| ۷                        | ۰/۱۳۷                   | ۰/۸۵۸       | -۱/۰۰۴         | ۰/۹۱۵      |
| ۸                        | ۰/۱۳۸                   | ۰/۸۵۷       | -۰/۷۸۲         | ۰/۹۱۶      |
| ۹                        | ۰/۱۲۷                   | ۰/۹۰۰       | -۴/۱۲۵         | ۰/۹۳۵      |
| ۱۰                       | ۰/۱۳۳                   | ۰/۸۶۶       | -۲/۳۸۹         | ۰/۹۱۹      |



شکل (۳): آهنگ تغییرات نفوذ در داده‌های اندازه‌گیری شده و مدل‌های طراحی شده

جدول (۵): معیارهای ارزیابی کارایی برای مدل‌های ANN-1 و ANN-2

| مدل   | ریشه میانگین مربعات خطا | ضریب کارایی | درصد خطای نسبی | ضریب تبیین |
|-------|-------------------------|-------------|----------------|------------|
| ANN-1 | ۰/۰۳۰۹                  | ۰/۹۳۳       | ۱۰/۲۳          | ۰/۹۵۶      |
| ANN-2 | ۰/۰۴۴۹                  | ۰/۸۶        | ۱۸/۲۶          | ۰/۹۴۲      |

زمینه، نشاط و پاره‌کار (۱۳۸۶) نشان دادند که مدل کوستیاکوف از قابلیت بالایی تخمین نفوذ تجمعی و سرعت نفوذ در قیاس با مدل‌های فیلپ، سازمان حفاظت خاک آمریکا، گرین - آپت و هورتون برخوردار بود که از این حیث، منطبق با نتایج تحقیق حاضر است. در ادامه با استفاده از داده‌های مدل کوستیاکوف و SCS، دو مدل در شبکه عصبی مصنوعی به نام‌های ANN-1 و ANN-2 طراحی شدند. محاسبه معیارهای ارزیابی کارایی در رابطه با مدل ANN-1 ارائه شده در جدول (۳) که با داده‌های مدل کوستیاکوف تهیه شده بود، با ۴ نرون در لایه پنهان و محاسبه معیارهای ارزیابی کارایی در رابطه با مدل ANN-2، ارائه شده در جدول (۴) نشان‌دهنده آن است که ANN-2 با ۹ نرون در لایه پنهان دارای بهترین جواب بود. جان و کومار (۲۰۰۶) در هر دو مدل ANN-1 و ANN-2 با ۵ نرون در لایه پنهان به بهترین جواب دست یافتند که از این نظر با تحقیق حاضر مغایرت داشت. در تحقیق دیگری، قربانی دشتکی و همکاران (۱۳۸۸) با تعداد مختلف نرون در لایه پنهان در هر کدام از مدل‌های طراحی شده، به بهترین جواب دست یافت. در بخش دیگری از این تحقیق، با استفاده از مقایسه نتایج حاصل، تحلیل نهایی برای انتخاب مدل برتر انجام گرفت. نتایج این بخش نشان داد که نتایج مدل ANN-1، با داده‌های اندازه‌گیری شده همخوانی بیشتری داشته است، این

## بحث و نتیجه‌گیری

به دلیل تغییرپذیری‌های زمانی و مکانی نفوذ، اندازه‌گیری مستقیم آن نیاز به نمونه‌برداری‌های فراوان دارد. از طرف دیگر، اندازه‌گیری مستقیم این فرایند پرهزینه، مشکل و زمان‌بر است. بنابراین، استفاده از روشی غیرمستقیم به جای اندازه‌گیری مستقیم به منظور دستیابی به تخمینی قابل قبول بسیار مفید است. امروزه پژوهشگران از روش‌های گوناگونی برای مدل‌سازی نفوذ استفاده می‌کنند. یکی از این روش‌ها که برای مدل‌سازی فرایند نفوذ استفاده می‌شود، روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN) می‌باشد که ابزاری مؤثر و مفید برای مدل‌سازی و پیش‌بینی است. در این تحقیق، از داده‌های بارندگی و رواناب برای مدل‌سازی نفوذ با شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. برای تعیین آموزش و آزمون شبکه از داده‌های مدل کوستیاکوف و SCS استفاده شد. نتایج مدل کوستیاکوف و SCS، نشان داد که مدل SCS نسبت به مدل کوستیاکوف دارای ضریب کارایی و تبیین بیشتری است و به عنوان مدل نفوذ برتر برای تخمین نفوذ تجمعی و سرعت نفوذ در منطقه مورد مطالعه شناسایی شد، همچنین معیارهای ارزیابی کارایی محاسبه شده نشان می‌دهد که مدل کوستیاکوف در مقایسه با مدل SCS دچار کم‌تخمینی شده است. در این



مصنوعی طراحی شده با داده‌های مدل فیلیپ در مقایسه با مدل‌های هورتون، کوستیاکوف و کوستیاکوف - لوییز بهترین جواب را ارائه کرده است. در نتیجه در منطقه مورد مطالعه مدل ANN-1 با داده‌های ورودی بارش و رواناب، ۴ نرون در لایه پنهان به عنوان مدل برتر برای پیش‌بینی میزان نفوذ پیشنهاد می‌شود.

نتایج می‌تواند به دلیل مناسب بودن مدل SCS در مرحله تعیین پارامترهای نفوذ برای ورود به شبکه عصبی مصنوعی باشد که اثبات این موضوع نیاز به تحقیق بیشتری دارد. نتایج تحقیق جان و کومار (۲۰۰۶) نشان داد مدل هورتون و گرین - آمپت نتایج مشابهی در زمینه تعیین پارامترهای نفوذ برای ورود به شبکه عصبی مصنوعی داشتند. در تحقیق دیگری، قربانی دشتکی و همکاران (۱۳۸۸) نشان دادند که مدل شبکه عصبی

## مراجع

- Alizade, A., 2004. Soil Physics. Ferdowsi University Press. 438pp.
- Alizade, A., 2006. The principles of applied hydrology. Ferdowsi University Press. 8088pp.
- Chu, x., Marino, A.M., 2005. Determination of ponding condition and infiltration into layered soils undfr unsteady rainfall. Journal of hydrology. 313:195-207.
- Delleur, J.W., 2007. The Hand Book of Groundwater Engineering. 2nd Edition. CRC Press. Taylor & Francis. 1342pp.
- Fast, L., 2009. Fundamentals of artificial Neural Networks. Translate: Weysi, H., Mafakheri, K Bagheri Shoraki, S., 1th Edi. Nas Publications. 448 pp.
- Ghorbani, M. E., Farsadi Zadeh, D., Jahangiri/. H., Chabok Pour, J., Fathi, P., 2008. Software Water engineering. 261 pp.
- Ghorbani Dashtaki, Sh., Homayi, M., Mahdiyan, M. H., 2009. Estimating the parameters of infiltration using artificial Neural Networks. Journal of Soil and Water. 23(1): 185-197.
- Green, W. H. Ampt, G. A., 1911. Studies in soil physics: I. The flow of air and water through soils. J. Agric science. 4:1-24.
- Hillel, D. 1998. Environmental soil physics. Academic press. Sand Diego. CA.
- Horton, R. E., 1940. An approach toward to physical interpretation of infiltration capacity. Soil. Sci. Soc. Am. J. 5:399-417
- Jain, A., Kumar, A., 2006. An evaluation of artificial neural network technique for the determination of infiltration model parameters. Applied Soft Computing 6:272MBOL 66 \f "WP Typographic Symbols" \s12282.
- Jakson, A. B., 2004. Introduction of artificial Neural Networks. Translate: Alborzi, M., 2th Edi, Sharif University of Technology Institute of Scientific Publications. 97 pp.
- Kostiakov, A. N., 1932. On the Dynamic of coefficient of water -percolation in soils and on the necessity for studying it from a dynamic point of view for purposes of amelioration. Tran's sixth comm. Intern. Soil .Sci. Soc. Russia. Part App 17-21.
- Ma, Y., Feng, S., Su, D., Gao, G., Huo, Z., 2009. Modeling Water Infiltration in a Large Layered Soil Column with a Modified Green-Ampt Model and HYDRUS-1 D. Computers in Agriculture, doi: 10.1016/j. compag. 2009. 07.006.
- Menhaj, M. B., 2002 Introduction of artificial Neural Networks. Amirkabir University Press. 1(2). 715pp.
- Mohammadi, M. H., Refahi, H., 2005. Infiltration equations parameters estimates using Soil physical properties. Journal of Agricultural Sciences of Iran. 36(6): 1398-1391.
- Neshat, E., Perekar, M., 2007. Comparison of methods for determining vertical soil water infiltration rate. Journal of Agricultural Sciences and Natural Resources. 14(3): 1-10.
- Parchmi Araghi, F., Mirlotfi, S. M., Ghorbani Dehashki, Sh., Mahdiyan, M. H., 2010. Soil water infiltration estimate using artificial Neural Networks in limestone soils. Journal of Soil and Water. 24(3): 512-526.
- Phillip, J.R., 1957. The theory of infiltration.1.Infiltration equation and its solution. Soil. Sci. 83: 345-357.
- Sarmadian, F., Taghizadeh Mehrjardi, R., Akbarzadeh, A., 2009. Modeling of Some Soil Properties Using Artificial Neural Network and Multivariate Regression in Gorgan Province. North of Iran. Australian Journal of Basic and Applied Sciences. 3(1):323-329.

21. Sepahvand A., Taie Semiromi M., Mirnia S.K, Moradi H.R., 2011. Assessing the Sensitivity of Infiltration Models to Variability of Soil Moisture, *Journal of Water and Soil*, 25(2): 338-346.
22. Smith, E. R., 1976. Approximation for vertical infiltration rate patterns. ASAE. Annual international meeting. Paper No. 75-2010.
23. Ward, A. D., Trimble, .S.W., 2004. *Environmental Hydrology*. Second Edition. CRC Press LLC. Pp 475.