

## کاربرد مدل‌های تجربی و آماری در پیش بینی میزان نفوذ آب در آبیاری جویچه‌ای

محمد جواد نحوی نیا<sup>۱\*</sup> - عبدالمجید لیاقت<sup>۲</sup> - مسعود پارسی نژاد<sup>۳</sup>

تاریخ دریافت: ۸۸/۱۱/۱۱

تاریخ پذیرش: ۸۹/۲/۱۹

### چکیده

در مدیریت آبیاری سطحی، تابع نفوذ از اهمیت زیادی برخوردار است. معادلات ریاضی که تاکنون برای نفوذ توسعه یافته‌اند، توابع تک متغیره‌ای از زمان فرصت نفوذ می‌باشند. در این تحقیق پیش بینی متوسط میزان نفوذ در آبیاری جویچه‌ای توسط مدل‌های شبکه عصبی و عصبی-فازی به عنوان مدل‌های تجربی و مدل رگرسیونی به عنوان مدل آماری با استفاده از رطوبت اولیه‌ی خاک و دبی ورودی به جویچه مورد بررسی قرار گرفت. به همین منظور از یک سری آزمایش‌های صحرائی که به روش آبیاری جویچه‌ای در پنج مزرعه آزمایشی گلمکان مشهد، توتون ارومیه، صفی آباد دزفول، دانشگاه بیرجند و موسسه اصلاح بذر کرج در طی دوره‌ی زمانی تابستان ۱۳۷۶ تا تابستان ۱۳۸۵ انجام شده بود و دارای طیف گسترده‌ای از نظر بافت خاک (سبک، متوسط و سنگین) بودند، استفاده شد. برای تعیین عوامل معادله‌ی نفوذ کوستیاکوف-لویس از روش بیلان حجم در آبیاری جویچه‌ای استفاده گردید. نتایج نشان داد که دقت مدل رگرسیونی در خاک‌های سنگین در مقایسه با خاک‌های متوسط و سبک بیشتر است. مدل شبکه‌های عصبی در خاک‌های متوسط (Silty Clay Loam) دقت مناسبی دارند و در خاک‌های سنگین (Clay Loam) تمایل به بیش برآورد و در خاک‌های نسبتاً سبک (Silty Loam) تمایل به کم برآورد دارند. اما سیستم استنتاج فازی عصبی قادر است قابلیت تخمین را در تمام شرایط حفظ کند که این امر نشان از دقت بیشتر و قابلیت تخمین زیاد سیستم استنتاج فازی عصبی دارد.

**واژه‌های کلیدی:** نفوذ، آبیاری جویچه‌ای، مدل رگرسیونی، شبکه‌ی عصبی، شبکه‌ی فازی عصبی

### مقدمه

کرد. معادله کوستیاکوف، نفوذ واقعی و تئوریک را برای زمان‌های کوتاه تا متوسط بسیار خوب بیان می‌کند (۳۲). فرم این معادله به صورت زیر است:

$$Z = Kt^a \quad (1)$$

که در آن،  $Z$  ( $m^3 m^{-1}$ ) نفوذ تجمعی، فرصت نفوذ،  $a$  و  $K$  ( $m^3 m^{-1} min^{-a}$ ) پارامترهای تجربی می‌باشند.

معادله کوستیاکوف دو عیب اساسی دارد. اول آنکه نمی‌توان آن را برای شرایط مختلف مزرعه که تأثیرات عمیقی بر نفوذ دارند، نظیر رطوبت اولیه، اصلاح و تعدیل کرد (۳۳). دوم اینکه سرعت نفوذ تخمین زده شده در زمان طولانی به سمت صفر میل می‌کند، که صحیح نیست. اگر ضریب ثابتی به معادله (۱) اضافه شود، معادله به فرم زیر در می‌آید که به آن معادله کوستیاکوف-لویس گویند:

$$Z = kt^a + f_0 t \quad (2)$$

که در آن  $Z$  = نفوذ تجمعی ( $m^3 m^{-1}$ )،  $t$  = فرصت زمان نفوذ (min) و نفوذ نهایی ( $m^3 m^{-1} min^{-1}$ ) است.

از دیگر روابط توابع تجربی نفوذ، می‌توان به معادله‌ی هورتون (۱۷) که تابعی نمایی است، اشاره کرد. این تابع با در نظر گرفتن

در مدیریت آبیاری سطحی، تابع نفوذ از اهمیت زیادی برخوردار است. به دلیل تغییر پذیری زمانی و مکانی این ویژگی، اندازه گیری مستقیم آن نیاز به نمونه برداری فراوانی دارد. معادلات فیزیکی و تجربی فراوانی برای کمی کردن فرایند نفوذ آب به داخل خاک وجود دارد (۱۲، ۱۷، ۲۱، ۲۳، ۲۸، ۳۲ و ۳۳) که هر یک در شرایطی معین، مناسب ترین برازش را با داده‌های تجربی داشته‌اند. معادلات تجربی نفوذ با توجه به آزمایش‌های نفوذ، آمار و ارقام بدست آمده و با استفاده از همبستگی و یا برازش یک منحنی از بین داده‌ها بدست می‌آیند. لذا اثر کلیه‌ی عوامل شناخته شده و ناشناخته در ضرایب آن-ها منعکس می‌شود و مستقیماً به مشخصات فیزیکی خاک به عنوان ورودی نیاز ندارند. از جمله‌ی این توابع می‌توان به معادله کوستیاکوف (۲۳)، کوستیاکوف-لویس (۲۹) و هورتون (۱۷) اشاره

۱۳۸۹-۳ به ترتیب دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشیار و استادیار گروه مهندسی آبیاری و آبادانی دانشگاه تهران  
\*نویسنده مسئول: (Email:javad.nahvinia@gmail.com)

$i = i_0$  به عنوان سرعت نفوذ ( $\text{mm hr}^{-1}$ )،  $i_0$  = به عنوان سرعت اولیه نفوذ ( $\text{mm hr}^{-1}$ )،  $i_f$  = سرعت نهایی نفوذ ( $\text{mm hr}^{-1}$ )،  $I =$  نفوذ تجمعی ( $\text{mm}$ )،  $\beta$  = ثابت تناسب (-) و  $t$  = زمان نفوذ ( $\text{hr}$ )، به شکل زیر است:

$$i = i_f + (i_0 - i_f)e^{-\beta t} \quad (3)$$

$$I = i_f t + (i_0 - i_f) e^{-\beta t} / \beta \quad (4)$$

تأثیر گرفتن از شرایط مکانی و زمانی و نارسایی پارامترهای معادلات در تبیین مفاهیم فیزیکی، از نقص های عمده اینگونه معادلات می باشد (۱۳ و ۱۵). توابع تجربی نفوذ، مقدار نفوذ را تنها به صورت تابعی از زمان نفوذ بیان می کند، بدست می آید. این در حالی است که تأثیر عواملی چون رطوبت اولیه، دبی ورودی به جویچه، و خصوصیات مختلف فیزیکی خاک از جمله بافت و ساختمان خاک و درجه اشباع بر میزان نفوذ ثابت شده است (۸). بدیهی است که این اثرات در ضرایب معادله نفوذ نیز منعکس می شود. افزایش دبی با افزایش سطح تماس خاک با آب و کاهش میزان رطوبت اولیه ی خاک با افزایش پتانسیل ماتریک خاک سبب افزایش میزان نفوذ می گردند. چنانچه این معادلات براساس عوامل مذکور اصلاح شوند، مدیریت قویتری را می توان در طول فصل کشت و متناسب با وضعیت موجود اعمال نمود. سیاستخواه و افشار چمن آباد (۳۴) پارامترهای معادله نفوذ کوستیاکف - لوئیز را در آبیاری شیاری معمول و یک در میان با نرخ های مختلف دبی و براساس داده های فاز پیشروی (روش اول) و فازهای پسروی و ذخیره (روش دوم) تعیین کردند. نتایج نشان داد که معادله نفوذ برای نرخ های مختلف دبی با ضریب پارامتر  $Q^2$  در معادله (به جز آبیاری اول) باید اصلاح گردد.

از معمول ترین و متداول ترین مدل های پیش بینی، مدل های ریاضیاتی با دو زیر مجموعه آماری و تجربی هستند. مدل های آماری پر کاربردترین مدل ها در انجام پیش بینی های پارامترهای مختلف می باشند. مدل های رگرسیونی، نوعی مدل آماری هستند که قابلیت استفاده از پیش بینی کننده های مختلف در تخمین را دارند. رایج ترین مدل رگرسیونی، مدل رگرسیون چند متغیره خطی (MLRM)<sup>۱</sup> می باشد. محمدی و رفاهی (۸) میانگین قطر هندسی، انحراف معیار هندسی و ضریب پراکندگی را برای خاک های بدون درز و ترک مناطق مختلف استرالیا محاسبه کرده و پارامترهای سه معادله نفوذ معتبر، کوستیاکوف، فیلیپ و هورتون را توسط این آماره ها و ترکیب آنها با خصوصیات فیزیکی توسط رگرسیون چندگانه خطی تخمین زدند. نتایج نشان داد که این پارامترها می توانند توسط ترکیبی از آماره های محاسبه شده و خصوصیات فیزیکی، که به آسانی قابل اندازه گیری هستند، تخمین زده شوند. همچنین نتایج نشان داد که معادله ی کوستیاکوف تخمین زده شده با داده های

واقعی رابطه نزدیک تری از معادله فیلیپ تخمین زده شده دارد. قربانی دشتکی و همایی (۵) به کمک روش رگرسیون چندگانه گام به گام توابعی برای برآورد پارامترهای برخی مدل های نفوذ آب به خاک در سه کاربری آیش، مرتع و گندم زار اشتقاق دادند. نتایج نشان داد این توابع در اراضی آیش از صحت بالاتری نسبت به دو کاربری دیگر برخوردار بودند.

مدل های تجربی مدلهایی هستند که برخلاف مدل های آماری، مرحله واسنجی آنها نه با استفاده از روابط آماری، بلکه با استفاده از اطلاعات فیزیکی بر اساس تجربیات و مشاهدات قبلی به دست می آید. هدف استفاده از مدل های تجربی تهیه و تدوین ابزاری برای شبیه سازی روابط درونی و معادلات فیزیکی با استفاده از ورودی ها و خروجی های (مشاهدات) یک سیستم است. از معروف ترین و پرکاربردترین روش های موجود در این زمینه شبکه های عصبی مصنوعی (ANN)<sup>۲</sup> هستند که به خصوص در دهه اخیر کاربرد فراوانی در منظور شبیه سازی، تشخیص الگو، کلاس بندی و بهینه سازی در علوم مختلف مهندسی به طور گسترده داشته اند (۹). از این ابزار در مطالعات مختلف مانند از جمله مدلسازی خصوصیات هیدرولیکی خاک (۲۵، ۲۶ و ۲۷)، شبیه سازی سرعت نفوذ (۱۸)، میزان ظرفیت تبادل کاتیونی خاک (۱۰)، و ظرفیت آبدگری اشباع خاک (۳) استفاده شده است.

روش سیستم استنباط فازی عصبی تطبیقی (ANFIS)<sup>۳</sup>، یک روش نوین در حل مسائل پیچیده ای است که یا الگوریتم مشخصی برای حل آنها وجود ندارد و یا استفاده از روش های متعارف مستلزم به کارگیری راه حل های بسیار طولانی و زمان بر می باشد. یکی از قابلیت های مهم سیستم استنباط فازی - عصبی تطبیقی درک رفتار غیر خطی یک سیستم می باشد. این روش در سال های اخیر در مسائل مختلف مدیریت منابع آب و خاک مورد استفاده قرار گرفته است (۱۴). مطالعه حاضر بر اساس تخمین میزان نفوذ در آبیاری جویچه ای به وسیله پارامترهای فیزیکی که به آسانی قابل تعیین می باشند، نظیر رطوبت اولیه ی خاک و دبی ورودی به شیار با استفاده از مدل های رگرسیونی به عنوان مدل آماری و شبکه های عصبی و سیستم استنتاج فازی - عصبی به عنوان مدل های تجربی انجام شده است.

## مواد و روش ها

### الف) جمع آوری اطلاعات صحرائی

به منظور ارزیابی مدل های تجربی و آماری در پیش بینی میزان نفوذ آب در آبیاری جویچه ای از داده های اندازه گیری شده در

2- Artificial Neural Network

3- Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

1- Multiple Linear Regression Model

هر جویچه پارشال فلوم نوع ۲ با رابطه واسنجی زیر در ابتدا و انتهای هر جویچه نصب گردید.

$$Q = 0.00183 h^{1/5} \quad (5)$$

که در آن  $Q$  = دبی عبوری از فلوم (مترمکعب بر دقیقه) و  $h$  = ارتفاع آب عبوری از فلوم (cm) می‌باشد. قبل از شروع هر آزمایش با تنظیم شیرهای کنترل و اندازه‌گیری حجمی، دبی ورودی به هر جویچه تنظیم شد. طول جویچه‌ها به فواصل ۱۰ متری تقسیم بندی و شماره‌گذاری شدند و آزمایش با انتقال آب به جویچه‌ها آغاز شد و زمان رسیدن آب به هر نقطه یادداشت گردید. انتقال آب به جویچه‌ها تا زمانی ادامه یافت که دبی خروجی از پارشال فلوم نصب شده در انتهای جویچه ثابت شود. بلافاصله بعد از قطع جریان آب به جویچه زمان ناپدید شدن آب از سطح جویچه در نقطه‌های مختلف در طول جویچه یادداشت گردید.

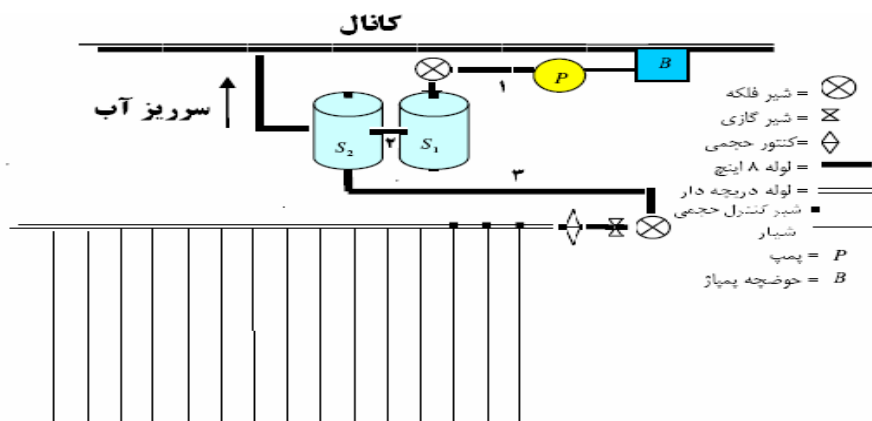
برای هر آبیاری با استفاده از روش بیلان حجم، عوامل معادله نفوذ کوستیاکف- لوییس برای جویچه تعیین گردید. در این روش ابتدا با استفاده از هیدروگراف‌های جریان ورودی و جریان خروجی جویچه، سرعت نفوذ نهایی خاک محاسبه گردید:

آزمایش‌های صحرائی به روش آبیاری جویچه‌ای که طی دوره‌ی زمانی تابستان ۱۳۷۶ تا تابستان ۱۳۸۵ در ایستگاه‌های تحقیقاتی کشاورزی گل‌مکان مشهد، توتون ارومیه، مرکز تحقیقات کشاورزی صفی آباد دزفول (۴)، مزرعه آزمایشی دانشگاه بیرجند و موسسه اصلاح بذر کرج انجام شده بود (۷)، استفاده گردید. مشخصات بافت خاک و مزارع تحت مطالعه (جدول ۱) نشان می‌دهد که خاک مزارع تحت مطالعه دارای طیف گسترده‌ای از نظر بافت خاک (سبک، متوسط و سنگین) می‌باشد.

در هر یک از مناطق مورد مطالعه، طول و فاصله جویچه‌ها بر اساس بافت خاک، توصیه‌های اداره حفاظت خاک آمریکا (SCS) (۳۶) و پستی و بلندی محل انتخاب شده است. به منظور کنترل جریان ورودی به جویچه، دستگاه نشان داده شده در شکل ۱ در ابتدای هر مزرعه آزمایشی نصب گردید. اجزاء اصلی دستگاه عبارتند از: پمپ، مخزن آب و شیرهای کنترل جریان آب به هر جویچه. پمپ، آب را از کانال آبرسانی واقع در ابتدای مزرعه به مخزن آب انتقال می‌دهد. در قسمت‌های فوقانی مخزن آب سرریزی قرار دارد که آب مازاد از طریق آن خارج می‌شود و در نتیجه فشار آب و جریان ورودی به هر جویچه در تمام مدت آزمایش ثابت می‌ماند. به منظور تعیین دبی جریان ورودی به هر جویچه و جریان خروجی از

جدول ۱- مشخصات فیزیکی خاک و جویچه‌های مزارع آزمایشی

مزرعه‌ی آزمایشی	بافت خاک	میانگین هندسی قطر ذرات (mm) dg	انحراف معیار هندسی $\sigma_g$	فاصله جویچه	طول جویچه	شیب جویچه
مشهد	لوم سیلتی	۰/۰۵۶	۸	۰/۷	۵۰-۲۵۰	۰/۰۰۱-۰/۱۱۷
ارومیه	لوم رسی	۰/۰۱۴	۱۳	۰/۷۵	۵۰-۲۵۰	۰/۰۰۱-۰/۱۶۳
دزفول	لوم رسی سیلتی	۰/۰۲	۱۰	۰/۷	۵۰-۲۵۰	۰/۰۰۱-۰/۰۱
کرج	لوم	۰/۰۶	۱۲	۰/۷	۱۶۰-۱۷۵	۰/۰۰۵۶-۰/۰۱
بیرجند	لوم شنی	۰/۲	۲۵	۰/۷۵	۵۰-۱۳۰	۰/۰۰۶۴-۰/۰۱



شکل ۱- نمای دستگاه انتقال آب به جویچه‌های آزمایشی

دارای چند لایه می باشد که هر لایه از تعدادی نرون تشکیل شده است. به منظور یکسان کردن ارزش داده‌ها برای شبکه، جلوگیری از اشباع زود هنگام نرون‌ها و کوچک شدن بیش از حد وزن‌ها، عمل استاندارد سازی صورت می‌گیرد (۱). برای استاندارد سازی داده‌های مورد استفاده از رابطه زیر استفاده شد:

$$P^{new} = P^{old} / \max \quad (7)$$

که در آن  $P^{new}$  = داده استاندارد شده،  $P^{old}$  = داده اولیه و  $\max$  = بیشترین مقدار داده مورد نظر است (۶). معمولاً همه متغیرهای ورودی دارای اهمیت یکسان نبوده و مقادیر بعضی از آن‌ها ممکن است توأم با ناطمینانی (اغتشاش) بوده و یا این که هیچ رابطه معنی داری با متغیر خروجی نداشته باشند (۲۴). با توجه به اینکه تاثیر عواملی چون رطوبت اولیه، دبی ورودی به جویچه و خصوصیات مختلف فیزیکی خاک از جمله بافت و ساختمان خاک بر میزان نفوذ ثابت شده است (۸)، در این تحقیق برای تعیین متغیرهای ورودی از دانش قبلی نسبت به متغیرهای ورودی استفاده شد.

اساس آموزش شبکه‌های عصبی، بر مبنای روش حدس و خطا می باشد تا بهترین آرایش لایه پنهان با تغییر تعداد لایه پنهان و نرون‌های آن‌ها، نوع تابع متحرک، الگوریتم آموزشی و تعداد تکرار مرحله آموزش جهت برآورد پارامتر خروجی مورد نظر ارائه شود. هر شبکه برای به وجود آمدن به دو سری داده نیازمند است: سری آموزش و سری آزمون. در حدود هشتاد درصد داده‌ها صرف آموزش و مابقی صرف آزمون شبکه می گردند. در طی فرایند یادگیری میزان فراگیری توسط شبکه توسط پارامترهای آماری مرتباً سنجیده می شود و در نهایت شبکه‌ای با کمترین میزان خطا مورد پذیرش قرار می گیرد.

در پژوهش حاضر شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه (MLP)<sup>۳</sup>، پیشخور عمومی (GFF)<sup>۴</sup>، و بازگشتی (RNN)<sup>۵</sup> برای مدل سازی میزان نفوذ با استفاده از نرم افزار NeuroSolution-8 مورد استفاده قرار گرفتند. به منظور تعیین تعداد مناسب نرون‌های لایه مخفی برای شبکه‌های مختلف از الگوریتم پس انتشار خطای مومنتوم (BP)<sup>۶</sup> و تابع فعالیت سیگموئیدی<sup>۷</sup> (Sig) در لایه مخفی استفاده شد. تابع فعالیت به کاررفته در لایه خروجی برای تمام تکرارهای مختلف، خطی در نظر گرفته شده است. توصیه شده است که اگر از توابع فعالیت سیگموئیدی در لایه‌های مخفی و تابع فعالیت خطی در لایه خروجی استفاده شود، عملکرد شبکه افزایش می‌یابد (۲۲).

$$f_0 = (Q_{in} - Q_{out}) / L \quad (6)$$

که در آن  $f_0$  = سرعت نفوذ نهایی خاک ( $m^3 m^{-1} min^{-1}$ )،  $Q_{in}$  = دبی جریان ورودی ( $m^3 min^{-1}$ )،  $Q_{out}$  = دبی جریان خروجی ( $m^3 min^{-1}$ ) و  $L$  = طول جویچه ( $m$ ) می‌باشند. روش مورد استفاده برای تخمین عوامل معادله نفوذ کوستیاکف- لوییس حل معادله بیلان حجم به روش دو نقطه (وسط و انتهای جویچه) بود. با تبدیل لگاریتمی و حل دو معادله و دو مجهول، عوامل مجهول که همان ضریب  $k$  و نمای معادله نفوذ (a) (رابطه ۲) هستند تعیین گردید. از آنجا که بدلیل مشکل بودن پایش رطوبت خاک تا لحظه رسیدن به رطوبت مورد نظر انجام آزمایش و اندازه گیری‌ها در یک رطوبت از پیش معین شده میسر نبود، اندازه گیری میزان نفوذ در رطوبت‌های مختلف موجود در خاک بعد از گذشت زمانی معین از آبیاری صورت گرفت. در طول هر جویچه ۶ نمونه از ابتدا، وسط و انتها و در عمق‌های ۰-۱۰ و ۱۰-۲۰ سانتیمتر تهیه و رطوبت هر نمونه بطور جداگانه اندازه گیری شد. میانگین شش رطوبت یاد شده محاسبه و در تجزیه و تحلیل داده‌ها به عنوان رطوبت اولیه خاک مورد استفاده قرار گرفت. در هر آزمایش، بی درنگ پس از تعیین رطوبت اولیه، آبیاری با دبی ثابت انجام گرفت.

#### ب) رگرسیون چندگانه خطی (MLRM)

برای تعیین میزان نفوذ با استفاده از رگرسیون چندگانه، از رگرسیون خطی به روش گام به گام<sup>۱</sup> استفاده گردید. میزان دبی ورودی، رطوبت اولیه خاک، شیب طولی جویچه، متوسط فرصت زمان نفوذ در طول جویچه، میانگین هندسی قطر ذرات ( $d_g$ )، انحراف معیار هندسی ( $\sigma_g$ ) و چگالی ظاهری خاک به عنوان متغیرهای ورودی انتخاب شدند. در روش تجزیه و تحلیل رگرسیونی، دو فرض اولیه آن یعنی آزمون نرمال بودن و غیر همراستایی داده‌ها به وسیله نرم افزار Minitab مورد بررسی قرار گرفت. برای تعیین وجود یا عدم وجود همراستایی در توابع ایجاد شده از آماره‌ی عامل تورم واریانس (VIF)<sup>۲</sup> استفاده گردید. اگر هر کدام از VIF ها از ۱۰ بزرگتر باشد، ضعف برآورد ضرایب رگرسیون بر اثر همراستایی چندگانه مشهود است (۱۶). انتخاب متغیر مستقل برای ورود به مدل، بر اساس آزمون آماری F در سطح معنی داری ۰/۰۵ انجام شد.

#### ج) شبکه‌های عصبی (ANN)

شبکه عصبی مصنوعی، یک روش هوشمند جهت برآورد پارامترهای دیربافتی نظیر نفوذ می باشد. یک شبکه عصبی مصنوعی

- 3- Multi layer Perceptron
- 4- Generalized Forward
- 5- Recurrent Neural Network
- 6- Back Propagation
- 7- Sigmoid

- 1- Stepwise
- 2- Variance Impact Factor

خروجی مدل با استفاده از رابطه زیر محاسبه می‌کند:

$$OR_1^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (15)$$

که در آن  $\bar{w}$ ، خروجی لایه سوم و  $\{p_i, q_i, r_i\}$  مجموعه پارامترها است.

در لایه ۵، تنها گره موجود در این لایه، خروجی کلی ANFIS را مطابق رابطه زیر محاسبه می‌کند (۳۱):

$$OR_1^5 = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (16)$$

در سیستم استنباط فازی عصبی تطبیقی، پس از تعیین ساختار مدل متناسب با ورودی‌ها، درجه عضویت، قوانین و توابع درجه عضویت خروجی، بخشی از داده‌های موجود برای آموزش سیستم انتخاب شده و با اصلاح پارامترهای درجه عضویت براساس میزان خطای قابل قبول، پارامترهای مدل به مقادیر واقعی نزدیک می‌گردند.

### ۵) پارامترهای ارزیابی

پارامترهای آماری جهت ارزیابی مدل‌های آماری و تجربی مورد استفاده در این تحقیق عبارتند از: میزان ضریب همبستگی ( $R^2$ ) و مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE).

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_{ave})(P_i - P_{ave})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i - P_{ave})^2 \sum_{i=1}^n (P_i - P_{ave})^2}} \quad (17)$$

$$RMSE = \sqrt{N^{-1} \sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2} \quad (18)$$

که در آن،  $Q_i =$  داده‌ی اندازه‌گیری شده،  $P_i =$  داده‌ی پیش‌بینی شده،  $Q_{ave} =$  میانگین داده‌های اندازه‌گیری شده،  $P_{ave} =$  میانگین داده‌های پیش‌بینی شده، و  $n =$  تعداد داده‌ها است. هر چه میزان خطا (RMSE) کمتر و میزان همبستگی داده‌ها ( $R^2$ ) بیشتر باشد، میزان کارایی مدل بهتر است.

### نتایج و بحث

در جدول ۲ مقادیر شیب، دبی ورودی، رطوبت اولیه و چگالی ظاهری در جویچه‌های آزمایشی و در جدول ۳ نتایج حاصل از محاسبات عوامل معادله نفوذ کوستیاکوف- لویس به روش بیلان حجم برای مزارع آزمایشی ارائه شده است. نفوذ تجمعی با توجه به عوامل معادله بر حسب مترمکعب بر متر محاسبه می‌شود. دامنه‌ی وسیع پارامترهای استفاده شده در این مطالعه، جامعیت مدل‌های استفاده شده در این تحقیق را نشان می‌دهد. تعداد داده‌های موجود برابر ۲۴۰ است که ۸۰ درصد اولیه (۱۹۲ داده) جهت تولید و بسط مدل‌ها و ۲۰ درصد باقیمانده (۴۸ داده) به عنوان داده‌های آزمایشی جهت آزمون مدل‌ها انتخاب و مشخص شدند. جدول ۴ دامنه‌ی تغییرات پارامترهای داده‌های اختصاص داده شده جهت آزمون را

### د) سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS)

مدل‌های فازی-عصبی که در سال ۱۹۹۳ توسط جانگ (۲۰) گسترش یافت، منطق فازی را با شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت آسان کردن فرآیند یادگیری و انطباق ترکیب می‌کند. بدین صورت که مشکل اصلی در طراحی سیستم‌های فازی که همان بدست آوردن قواعد "اگر-آنگاه" فازی است را بوسیله استفاده مؤثر از قابلیت یادگیری ANN جهت تولید خودکار این قواعد و بهینه‌سازی پارامترها مرتفع می‌کند. معروف‌ترین این روش‌ها سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) است. نکته اصلی در طراحی مدل ANFIS، انتخاب سیستم استنتاج فازی (FIS) است. برای سادگی کار، فرض می‌شود که FIS مورد بررسی از دو ورودی  $x$ ،  $y$  و یک خروجی  $z$  تشکیل شده و همچنین پایگاه قانون در آن شامل دو قانون اگر-آنگاه از نوع تاکاگی-سوگنو باشد. قوانین موجود در این سیستم عبارتند از:

قانون اول: اگر  $x$  مساوی  $A_1$  و  $y$  مساوی  $B_1$  باشد، آنگاه:

$$f_1 = p_1 x + q_1 y \quad (8)$$

قانون دوم: اگر  $x$  مساوی  $A_2$  و  $y$  مساوی  $B_2$  باشد، آنگاه:

$$f_2 = p_2 x + q_2 y \quad (9)$$

که در آن  $A_1$ ،  $A_2$ ،  $B_1$  و  $B_2$  به ترتیب توابع عضویت برای ورودی‌های  $x$  و  $y$  هستند و  $p_1$ ،  $q_1$ ،  $p_2$ ،  $q_2$  و  $r_1$  پارامترهای تابع خروجی هستند. کارکرد ANFIS به شرح زیر است: در لایه ۱، خروجی  $op_i^1$  توسط روابط زیر تعریف می‌گردد.

$$OR_1^1 = \mu_{A_i}(x) \quad \text{for } i = 1, 2 \quad (10)$$

$$OR_1^1 = \mu_{B_{i-2}}(y) \quad \text{for } i = 3, 4 \quad (11)$$

در روابط بالا  $x$  (یا  $y$ ) ورودی به گره و  $A_1$  (یا  $B_{i-2}$ ) مجموعه فازی مرتبط با این گره بوده که بوسیله شکل توابع عضویت آن مشخص می‌شود. با فرض تابع گوسین<sup>۱</sup> بعنوان تابع عضویت، خروجی  $op_i^1$  مطابق زیر قابل محاسبه است:

$$OR_1^1 = \mu_A(x) = e^{-\frac{(x-c)^2}{\sigma^2}} \quad (12)$$

$\{a_i, b_i, c_i\}$  مجموعه پارامترهایی هستند که شکل تابع عضویت را در بازه  $[0, 1]$  تغییر می‌دهند.

در لایه ۲، خروجی  $op_i^2$  مطابق زیر محاسبه می‌شود:

$$OR_1^2 = w_i = \mu_{A_i}(x) \mu_{B_i}(y), \quad i = 1, 2 \quad (13)$$

در لایه ۳، گره  $\lambda_m$  این لایه، که با  $N$  مشخص شده است، قدرت عملکرد نرمال شده را مطابق رابطه زیر محاسبه می‌کند:

$$OR_1^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad i = 1, 2 \quad (14)$$

در لایه ۴، گره  $\lambda_m$  در این لایه، وزن قانون  $\lambda_m$  را به سمت

1- Gaussian membership function

ورودی، رطوبت اولیه خاک، شیب جویچه، فرصت نفوذ، میانگین هندسی قطر ذرات ( $d_g$ )، انحراف معیار هندسی ( $\sigma_g$ ) و چگالی ظاهری به عنوان متغیرهای ورودی به مدل انتخاب شدند. نتایج آزمون آماری F نشان داد که اثر پارامتر انحراف معیار هندسی ( $\sigma_g$ )، چگالی ظاهری و شیب جویچه در میزان نفوذ معنی دار نشده است و این پارامترها تاثیر بسیار ناچیزی در تبیین واریانس متغیر وابسته داشته است و به این لحاظ از فهرست متغیرهای ورودی حذف شده است. نتایج آزمون همراستایی نیز نشان داد که مقادیر VIF متغیرهای ورودی به ۱۰ نرسیده است و بزرگترین VIF بدست آمده مربوط به دبی ورودی و معادل ۱/۷۱ می باشد. با بررسی روابط مختلف بین پارامترهای ورودی و خروجی بر اساس ضریب همبستگی ( $R^2_{adj}$ ) بالاتر (۰/۸۸) فرم نهایی رابطی چهار متغیره نفوذ انتخاب شد (جدول ۵).

نشان می دهد. برای بررسی و مقایسه ی عملکرد مدل ها، میزان متوسط عمق آب نفوذ یافته در طول شیار برای مجموعه اطلاعاتی که برای ارزیابی مدل ها انتخاب شده بودند، محاسبه شد. سپس پارامترهای آماری ضریب همبستگی ( $R^2$ ) و مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) بین مقادیر مشاهداتی و مقادیر تخمین زده شده ی میزان نفوذ، محاسبه گردید (جدول ۵).

### رگرسیون چندگانه

در روش تجزیه و تحلیل رگرسیونی، طبق نتایج بدست آمده پارامترهای فرصت نفوذ، دبی ورودی، رطوبت اولیه از توزیع نرمال تبعیت کردند. لیکن میانگین هندسی قطر ذرات ( $d_g$ )، انحراف معیار هندسی ( $\sigma_g$ )، چگالی ظاهری، شیب جویچه، نفوذ تجمعی، پس از اعمال تبدیل های لگاریتمی به صورت نرمال در آمد. میزان دبی

جدول ۲- دامنه ی تغییر مقادیر شیب، دبی ورودی، چگالی ظاهری و رطوبت اولیه در جویچه های آزمایشی

چگالی ظاهری ( $gr/cm^3$ )	رطوبت اولیه	دبی ورودی (L/S)	مزرعه ی آزمایشی
۱/۵۳ - ۱/۶	۵/۳۵ - ۱۲/۱۴	۰/۲۵ - ۱/۵	مشهد
۱/۳ - ۱/۵	۱۳/۵ - ۲۲/۷	۰/۰۵ - ۰/۷۵	ارومیه
۱/۶۷ - ۱/۷۶	۱۲/۸ - ۲۳/۷۵	۰/۱ - ۱/۵	دزفول
۱/۳۴ - ۱/۴۷	۵/۳۹ - ۲۷/۲۲	۱/۱ - ۱/۴	کرج
۱/۳۹ - ۱/۵	۵/۶۹ - ۱۰/۴۶	۰/۵ - ۲	بیرجند

جدول ۳- دامنه ی تغییر عوامل معادله نفوذ کوستیاکوف- لویس در جویچه های آزمایشی

میزان نفوذ ( $Z(m^3/m)$ )	$f_0(m^3/m/min)$	a	$k(m^3/m/min^a)$	مزرعه ی آزمایشی
۰/۰۰۶۹ - ۰/۰۷۱	۰/۰۰۰۱۵ - ۰/۰۰۰۲۹	۰/۱۵۶ - ۰/۳۱۱	۰/۰۰۳۵ - ۰/۰۰۳۸	مشهد
۰/۰۰۳۶ - ۰/۰۴۲	۰/۰۰۰۰۹۳ - ۰/۰۰۰۰۱	۰/۲۱۱ - ۰/۴۳۶	۰/۰۰۱۷ - ۰/۰۰۳۶	ارومیه
۰/۰۰۳۲ - ۰/۰۲۱	۰/۰۰۰۰۵۳ - ۰/۰۰۰۰۹	۰/۰۶۱ - ۰/۵۰۷	۰/۰۰۱۸ - ۰/۰۰۵	دزفول
۰/۰۴۶ - ۰/۱۳	۰/۰۰۰۰۹ - ۰/۰۰۰۰۱۸	۰/۲۰۱ - ۰/۳۴۸	۰/۰۰۲۵ - ۰/۰۰۶۲	کرج
۰/۰۳۴۳ - ۰/۱۰۱	۰/۰۰۰۰۱۳۸ - ۰/۰۰۰۰۱۹۶	۰/۱۶۵ - ۰/۲۴۴	۰/۰۰۲۹۵ - ۰/۰۰۵۱۲	بیرجند

جدول ۴- دامنه ی تغییرات پارامترهای داده های اختصاص داده شده جهت آزمون

دبی ورودی (L/S)	شیب (%)	طول (m)	بافت خاک	مزرعه ی آزمایشی
۰/۴۵ - ۱	۰/۰۰۱ - ۰/۰۱	۱۵۰	سیلتی لوم	مشهد
۰/۱ - ۰/۲۵	۰/۰۰۱ - ۰/۰۱	۱۵۰	لوم رسی	ارومیه
۰/۴۵ - ۱	۰/۰۰۱ - ۰/۰۱	۱۵۰	لوم سیلتی رسی	دزفول
۰/۷۵ - ۱/۲۵	۰/۰۰۱ - ۰/۰۱	۲۵۰		

جدول ۵- نتایج حاصل از عملکرد مدل‌های تجربی و آماری در پیش‌بینی میزان نفوذ در آبیاری جویچه‌ای

مدل	آموزش		آزمون			
	R <sup>2</sup>	RMSE	R <sup>2</sup>	RMSE		
MLRM	Z=0.0134 d <sub>g</sub> <sup>0.44</sup> (8.23 <sup>Q</sup> ) θ <sup>-0.435</sup> T <sup>0.732</sup>	۰/۸۹	۰/۰۲۶۸	۰/۸۴	۰/۰۸۶۶	
ANN	MLP	۰/۹۸	۰/۰۰۳۲	۰/۹۴	۰/۰۵۴۲	
	GFF	۰/۹۷	۰/۰۰۴۱	۰/۹۲	۰/۰۵۷۱	
	RNN	۰/۹۶	۰/۰۰۷۸	۰/۹	۰/۰۷۷۲	
ANFIS	جداسازی شبکه- F <sub>۱</sub>	مثلثی	۰/۹۹	۰/۰۰۲۱	۰/۹۵	۰/۰۱۳۳
		دوزنقه‌ای	۰/۹۸	۰/۰۰۳۲	۰/۷۹	۰/۰۱۳۱
		گوسین	۰/۹۹	۰/۰۰۰۱	۰/۹۷	۰/۰۰۰۳
		خوشه بندی جزئی	۰/۹۹	۰/۰۰۰۲۹	۰/۹۶	۰/۰۰۰۹۴

شبکه‌های عصبی مصنوعی (Gaussmf) استفاده شده است. با بررسی نتایج عملکرد ساختارهای سیستم استنتاج فازی - عصبی بر اساس مقادیر حداکثر عامل ضریب همبستگی (R<sup>2</sup>) و حداقل مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) (جدول ۵) می‌توان استنباط کرد که برای تخمین میزان نفوذ استفاده از روش جداسازی شبکه‌ای در حالت مطلوب (RMSE=۰/۰۰۰۳) تفاوت چندانی با روش خوشه‌بندی جزئی (RMSE=۰/۰۰۰۹۴) ندارد. بر طبق این نتایج، در روش جداسازی شبکه‌ای بهترین تابع عضویت، تابع گوسین (RMSE=۰/۰۰۰۳) می‌باشد. بدترین نتایج نیز مربوط توابع دوزنقه‌ای (RMSE=۰/۰۱۳۳) و مثلثی (RMSE=۰/۰۱۳۱) است.

شکل ۲ همبستگی بدست آمده بین میزان نفوذ بدست آمده و برآورد شده را برای مجموعه اطلاعاتی که برای ارزیابی مدل‌ها انتخاب شده بودند (جدول ۴)، بر پایه ساختار بهینه‌ی مدل رگرسیونی، شبکه عصبی و سیستم فازی - عصبی نشان می‌دهد.

در شکل ۳ مقادیر مشاهداتی و محاسبه شده میزان نفوذ، برای همین مجموعه اطلاعاتی (جدول ۴) در جویچه‌های آزمایشی با پارامترهای دبی، شیب و طول مختلف در سه نوع خاک با بافت متفاوت توسط ساختار بهینه‌ی مدل رگرسیونی، شبکه عصبی و سیستم فازی - عصبی، مورد مقایسه قرار گرفته‌اند.

توجه به شکل ۳ در خاک‌های سنگین (Clay Loam) در مقایسه با خاک‌های متوسط (Silty Clay Loam) و نسبتاً سبک (Silty Loam) میزان انطباق بین مقادیر مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده توسط مدل رگرسیونی بیشتر است. در خاک‌های متوسط و نسبتاً سبک فرایند نفوذ از پیچیدگی بیشتری برخوردار است. در این خاک‌ها، تاثیر منافذ درشت خاک در نفوذ آب به خاک بیشتر می‌گردد و خصوصیات منافذ درشت (اندازه، آرایش و پیوستگی)، نفوذ آب به خاک را کنترل می‌کند (۵). از آن جا که در تابع اشتقاق یافته، شاخص کمی برای بیان چگونگی منافذ درشت خاک وجود ندارد، لذا در این خاک‌ها خطای برآورد مدل افزایش می‌یابد. با توجه به شکل ۳، همچنین

### شبکه‌های عصبی مصنوعی

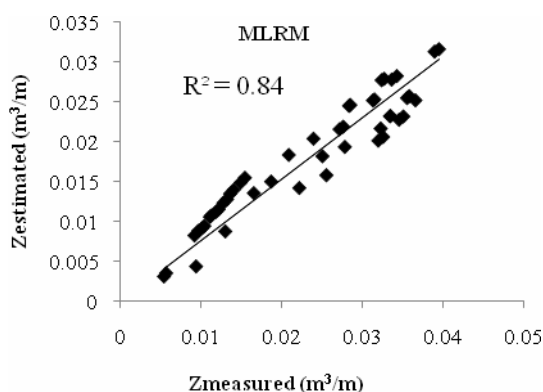
جهت پیش‌بینی نفوذ، چهار ورودی (رطوبت اولیه، میانگین هندسی قطر ذرات، فرصت نفوذ و دبی ورودی) به عنوان لایه ورودی به مدل و یک لایه به عنوان خروجی در نظر گرفته شده است. نتایج حاصل از عملکرد ساختارهای متفاوت شبکه‌های MLP، GFF و RNN در جدول (۵) آمده است. کمترین مقدار میانگین مربعات خطا (RMSE=۰/۰۵۴۲) به شبکه MLP مربوط می‌شود. شبکه GFF (RMSE=۰/۰۵۷۱) نیز نتایج تقریباً مشابهی با شبکه MLP دارد. بدترین نتایج (RMSE=۰/۰۷۷۲) نیز مربوط به شبکه بازگشتی (RNN) می‌باشد که ناشی از این است که شبکه‌های فوق به الگوریتم آموزشی خیلی پیچیده‌ای نیاز دارند (۱۱).

### سیستم استنتاج فازی عصبی

در نرم افزار MATLAB 8.0، برای استفاده از سیستم فازی - عصبی، دو روش منقطع سازی شبکه‌ای<sup>۱</sup> و خوشه‌بندی جزئی<sup>۲</sup> در نظر گرفته شده که در اینجا هر دو روش مذکور مورد آزمون قرار گرفته است. تفاوت عمده دو روش، در چگونگی تعیین تابع عضویت فازی می‌باشد، به این ترتیب که در روش خوشه بندی جزئی، نوع تابع عضویت، مربوط به اطلاعات ورودی و دسته بندی‌های موجود در آن‌ها، توسط خود مدل تعیین می‌گردد. در روش خوشه بندی جزئی محدوده نفوذ بین صفر تا ۱ متغیر است که در این بررسی با توجه به خصوصیات اطلاعات ورودی، تمام این محدوده مورد آزمون قرار گرفته و با توجه به محدودیت‌های روش، محدوده تغییرات، بین ۰/۳ تا ۰/۸۵ قابل استفاده بوده است. در روش جداسازی شبکه‌ای، از سه تابع عضویت مثلثی<sup>۳</sup> (Trimf)، دوزنقه‌ای (Trapmf)<sup>۴</sup> و گوسین

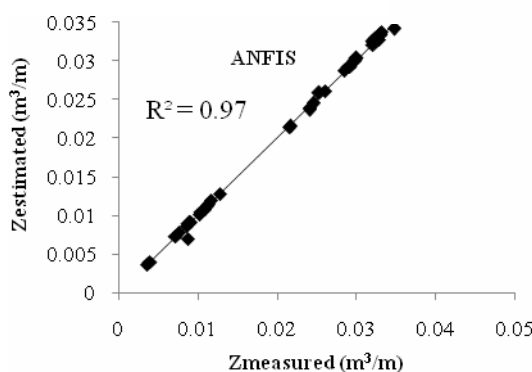
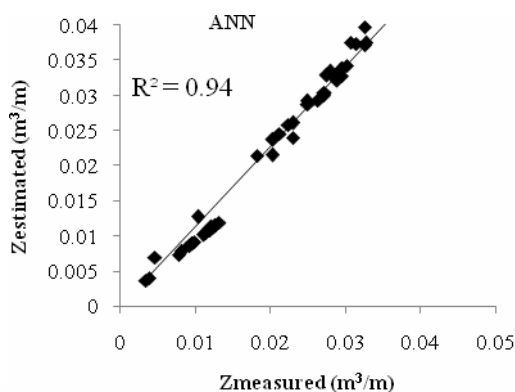
- 1- Grid partition
- 2- Sub- Clustering
- 3- Triangular membership function
- 4- Trapezoid membership function

تحلیل داده‌ها نسبت داد. به طوری که طی روند آموزش، شبکه عصبی قادر خواهد بود، روابطی منطقی میان نگاشت‌های ورودی و خروجی را آموزش ببیند و از آن برای برآورد داده‌هایی که در آموزش شبکه بکار نرفته است، استفاده نماید. در حالی که تجزیه و تحلیل رگرسیونی تنها برقراری یک سری مفاهیم ریاضی و آماری میان داده‌ها می باشد. با توجه شکل ۳ مشاهده می‌شود که مدل شبکه عصبی در خاک‌های متوسط (Silty Clay Loam) از دقت مناسبی برخوردارند. در خاک‌های سنگین (Clay Loam) تمایل به بیش برآورد<sup>۱</sup> و در خاک‌های نسبتاً سبک (Silty Loam)، تمایل به کم برآورد<sup>۲</sup> دارند. در خاک‌های سنگین سرعت پیشروی آب بیشتر، تلفات فرو نشست عمقی کمتر و رواناب بیشتر است. اما در خاک‌های سبک سرعت پیشروی آب کمتر، تلفات فرو نشست عمقی بیشتر و رواناب کمتر است. بدیهی است که شبکه‌های عصبی قادر به درک کامل فیزیک مسئله نبوده و وجود چنین شرایطی می‌تواند در نتایج حاصله تاثیر زیادی داشته باشد.



مشاهده می‌شود که با افزایش دبی از میزان دقت این مدل رگرسیونی کاسته می‌شود. با توجه به رابطه‌ی مدل رگرسیونی ( $Z=0.0134 d_p^{\theta-0.435} T^{0.732}$ ) ( $\theta=8.23$ )<sup>0.44</sup> میزان اولیه دبی جریان، در تعیین میزان حساسیت نفوذ نسبت به تغییرات آن اثر گذار خواهد بود. افزایش جریان ورودی حساسیت نفوذ را به تغییرات آن افزایش می‌دهد. بنابراین، خطای کوچکی در برآورد دبی‌های بالا، میزان نفوذ محاسبه شده را با خطای بزرگی همراه می‌سازد. از جمله عوامل ایجاد خطا، عدم دقت در نصب فلوم‌های اندازه‌گیری رواناب در انتهای مزرعه است که می‌تواند منشاء خطا در اندازه‌گیری زمان پسروی و فرصت نفوذ باشد. همچنین بالا یا پایین نصب کردن این فلوم‌ها نسبت به سطح زمین مزرعه، می‌تواند سبب تخلیه سریع و یا تأخیر رواناب خروجی از انتهای مزارع شود و نهایتاً باعث می‌شود که زمان پسروی در انتهای مزرعه سریع و یا دیرتر از حد معمول اتفاق بیفتد (۴).

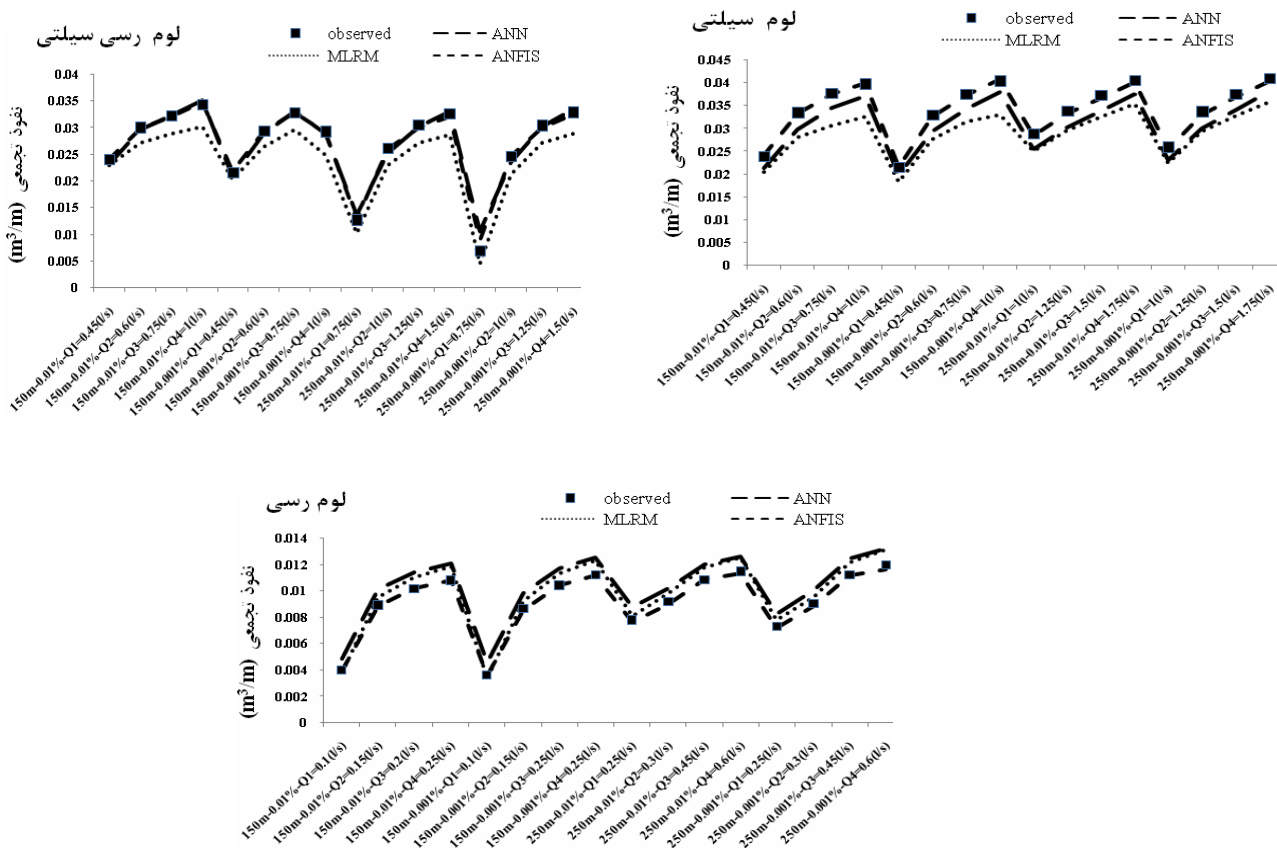
با توجه به شکل ۳ و جدول ۵، شبکه عصبی ( $RMSE=0.0003$ )، در مقایسه با رگرسیون چندگانه ( $RMSE=0.0542$ )، دارای عملکرد مناسب‌تری می باشد. علت عملکرد مناسب‌تر شبکه عصبی را می‌توان به هوشمند بودن نحوه تجزیه و



شکل ۲- نمودار همبستگی بین مقادیر مشاهداتی میزان نفوذ در مقابل مقادیر محاسبه شده توسط ساختار بهینه مدل رگرسیونی، شبکه‌ی عصبی و سیستم فازی عصبی

- 1- Overestimate
- 2- Underestimate





شکل ۳- مقایسه مقادیر مشاهداتی و محاسبه شده میزان نفوذ توسط ساختار بهینه مدل رگرسیونی، شبکه‌ی عصبی و سیستم فازی عصبی

قدرت زبانی یک سیستم فازی با قدرت عددی یک شبکه عصبی برای پیش‌بینی وقایع استفاده می‌نماید. بنابراین می‌توان نتیجه‌گیری کرد که ترکیب شبکه‌های عصبی با منطق فازی باعث افزایش دقت در پیش‌بینی میزان نفوذ در آبیاری جویچه‌ای خواهد شد.

### نتیجه‌گیری

این مطالعه جهت تخمین میزان نفوذ در آبیاری جویچه‌ای به وسیله پارامترهای فیزیکی که به آسانی قابل تعیین می‌باشند، به وسیله مدل‌های رگرسیونی به عنوان مدل آماری و شبکه عصبی و سیستم استنتاج عصبی- فازی به عنوان مدل‌های تجربی انجام شد. بر این اساس میزان دبی ورودی، رطوبت اولیه خاک، شیب جویچه، فرصت نفوذ، میانگین هندسی قطر ذرات ( $d_g$ )، انحراف معیار هندسی ( $\sigma_g$ ) و چگالی ظاهری به عنوان متغیرهای ورودی به مدل انتخاب شدند. در مدل رگرسیونی، نتایج آزمون آماری F نشان داد که اثر پارامتر انحراف معیار هندسی ( $\sigma_g$ )، چگالی ظاهری و شیب جویچه در میزان نفوذ معنی دار نشده است و بنابراین از فهرست متغیرهای ورودی حذف شدند. مقادیر همبستگی بین میزان نفوذ بدست آمده و

بررسی نتایج مدل‌های مختلف (جدول ۵) نشان می‌دهد که سیستم استنتاج فازی- عصبی با حداکثر ضریب همبستگی ( $R^2 = 0.97$ ) و حداقل مجذور میانگین مربعات خطا ( $RMSE = 0.0003$ ) در تخمین میزان نفوذ بهترین عملکرد را دارد. همچنین با توجه به شکل ۳ این مدل قادر است قابلیت تخمین را در تمام شرایط حفظ کند که این امر نشان از دقت بیشتر و قابلیت تخمین زیاد سیستم استنتاج فازی عصبی در مقایسه با شبکه‌های عصبی دارد. این نتایج به این مسئله برمی‌گردد که شبکه‌های عصبی بسیار وابسته به ساختار شبکه می‌باشند، که انتخاب ساختار بهینه آن امری پیچیده و زمان بر است. محدودیت دیگر شبکه عصبی، عدم توانایی آن در استفاده از اطلاعات فازی و غیر خطی می‌باشد، در حالی که سیستم استنتاج فازی عصبی محدودیت‌های فوق را ندارد (۳۵). سیستم استنتاج فازی عصبی شامل دو رویکرد اصلی است. یکی رویکرد فازی که ابهام و عدم قطعیت که یک جزء ذاتی داده‌های مشاهده شده است را منعکس می‌کند و دیگری به کارگیری شبکه عصبی برای بهینه سازی پارامترهای سیستم که یک مدل غیر خطی خالص می‌باشد. این مدل از الگوریتم‌های یادگیری شبکه عصبی و منطق فازی به منظور طراحی نگاشت غیرخطی بین فضای ورودی و خروجی و ترکیب

خاک‌های سنگین (Clay loam) تمایل به بیش برآورد و در خاک های نسبتاً سبک (Silty Loam) تمایل به کم برآورد، دارند. از این رو قابلیت تخمین مناسب را از دست می‌دهند. اما سیستم استنتاج فازی عصبی قابلیت تخمین را در تمام شرایط حفظ کرده و بهترین عملکرد را در مقایسه با مدل رگرسیونی و شبکه عصبی دارد. بنابراین، استفاده از این مدل تجربی برای برآورد ویژگی های فیزیکی خاک در سطح منطقه‌ای و ملی پیشنهاد می شود.

برآورد شده بر پایه مدل های رگرسیونی  $R^2=0/82$  شبکه‌های عصبی  $R^2=0/94$  و سیستم فازی - عصبی  $R^2=0/97$  بدست آمد. بررسی عملکرد مدل های آماری و تجربی نشان داد دقت مدل رگرسیونی در تخمین نفوذ، در خاک‌های سنگین در مقایسه با خاک‌های متوسط و سبک بیشتر است و با افزایش دبی از میزان دقت آن‌ها کاسته می شود. مدل شبکه عصبی در پیش‌بینی میزان نفوذ، در خاک‌های متوسط (Silty Clay Loam) از دقت مناسبی برخوردارند. اما در

## منابع

- ۱- ایزدی ع، داوری ک، علیزاده ا، قهرمان ب. و حقایقی مقدم س. ۱۳۸۶. پیش بینی سطح ایستابی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. مجله آبیاری و زهکشی ایران. ۱۱(۲): ۵۹-۷۱.
- ۲- تشنه لب م، صفارپور ن. و افیونی د. ۱۳۸۷. سیستم های فازی و کنترل فازی. ترجمه (نویسنده: لی وانگ)، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی، تهران.
- ۳- دعایی م، شعبانپور شارستانی م. و باقری ف. ۱۳۸۴. مدل سازی هدایت هیدرولیکی اشباع در خاک‌های رسی در استان گیلان با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی. مجله علوم کشاورزی ایران. ۱: ۴۸-۴۱.
- ۴- عباسی ف، جلیلی م، معیری م. و طائفه‌ی رضایی ح. ۱۳۷۸. تهیه‌ی یک مدل ریاضی برای طراحی و ارزیابی روش‌های آبیاری سطحی. نشریه‌ی شماره‌ی ۱۲۲، گزارش پژوهشی مؤسسه‌ی تحقیقات فنی و مهندسی کشاورزی. ۸۵ص.
- ۵- قربانی دشتکی ش و همایی م. ۱۳۸۶. برآورد پارامترهای برخی مدل های نفوذ آب به خاک با استفاده از توابع انتقالی، مجله آبیاری و زهکشی ایران، ۱ (۱): ۲۱-۳۸.
- ۶- قنبریان علویچه ب، لیاقت ع. و سهرابی س. ۱۳۸۸. کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در پیش بینی هدایت هیدرولیکی اشباع با استفاده از پارامترهای فیزیکی خاک. مجله تحقیقات مهندسی کشاورزی، ۱۰ (۱): ۹۷-۱۱۲.
- ۷- گنجه ا. ۱۳۸۵. ارزیابی یکنواختی کود آبیاری در آبیاری جوچه‌ای، پایان نامه کارشناسی ارشد، گروه آبیاری و آبادانی، دانشکده مهندسی آب و خاک دانشگاه تهران.
- ۸- محمدی م.ح. و رفاهی ح. ۱۳۸۴. تخمین پارامترهای معادلات نفوذ توسط خصوصیات فیزیکی خاک. مجله علوم کشاورزی ایران، ۳۶ (۶): ۱۳۹۸-۱۳۹۱.
- ۹- منهای م.ب. ۱۳۸۱. مبانی شبکه‌های عصبی هوش محاسباتی. انتشارات دانشگاه صنعتی امیر کبیر. جلد اول. ۵۰۲ ص.
- 10- Amini M., Abbaspour K.C., Khademi H., Fathianpour N., Afyoni M. and Schulin R. 2005. Neural Network models to predict cation exchange capacity in arid regions of Iran. *European J. Soil Sci.* 56: 551-559.
- 11- Coulibaly P., Anctil F., Aravena R., and Bernatd B. 2001. Artificial neural networks modeling of water table depth fluctuations. *Journal of Hydrology.* 307(4):92-111.
- 12- Green W.H., and G.A. Ampt. 1911. Studies on soil physics: Part 1. The flow of air and water through soil. *J. Agric. Sci.* 4:1-24.
- 13- Hanks R.J. 1992. Applied soil physics. 2<sup>nd</sup> Ed., Springer Verlag, New York, NY.
- 14- Hasebe M., and Nagayama Y. , Reservoir Operation Using The Neural Network and Fuzzy System For Dam Control and Operation Support, Elsevier, *Advances in Engineering Software* 33 .2002. 245-260.
- 15- Hillel D. 1998. Environmental soil physics. Academic press. Sand Diego, CA.
- 16- Hocking R.R. 2003. Methods and applications of linear models. New Jersey: Wiley. 741 pp.
- 17- Horton R.E. 1940. Approach toward a physical interpretation of infiltration capacity. *Soil Soc. Am. J.* 5: 339-417.
- 18- Jain A., and Kumar A. 2006. An evaluation of artificial neural network technique for the determination of infiltration model parameters. *Appl. Soft Comput.* 6: 272-282.
- 19- Jang J.S.R., and Gulley N. 1995. The fuzzy logic tool box for use with MATLAB. The Mathworks Inc, Natick, MA.

- 20- Jang J.S.R. 1993. "ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference systems", IEEE Transaction Systems, Man. And Cybernetics, 23: 665-685.
- 21- Kao C.S., and Hunt J.R. 1996. Prediction of wetting front movement during one-dimensional infiltration into soils. Water Resources Research, 9(2): 384-395.
- 22- Kaustra I., and Boyd M.S. 1995. Forecasting futures trading volume using neural network. The Journal of Feature Markets. 15(8): 953-970.
- 23- Kostiaikov A.V. 1932. On the dynamics of the coefficient of water percolation in soils and on the necessity for studying it from a dynamics point of view for purposes of amelioration. Transactions of the Sixth Commission of International Society of Soil Science, part A, pp: 17-21.
- 24- Maier H.R., and Dandy G.C. 2000. Neural Networks for the prediction and forecasting of water resources variables: A review of modeling issues and application. Environment modeling and Software, 15: 101-124.
- 25- McKenzie N.J., and Austin M.P. 1993. A quantitative Australian approach to medium and small scale surveys based on soil stratigraphy and environmental correlation. Geoderma 57: 329-355.
- 26- McKenzie N.J., Smettem K.R.J., Ringrose-Voase A.J. 1991. Evaluation of methods for inferring air and water properties of soil from field morphology. Australian Journal of Soil Research 29: 587-602.
- 27- McKenzie N.J., MacLeod D.A. 1989. Relationships between soil morphology and soil properties relevant to irrigated and dryland agriculture. Australian Journal of Soil Research 27: 235-258.
- 28- Mein R.G., and Larson C.L. 1973. Modeling infiltration during a steady rain. Water Resources Research, 9(2):384-395.
- 29- Mezenzev V.J. 1984. Theory of formation of the surface runoff (In Russian). Meteorologia Igidrologia, 3: 3346.
- 30- Moore I.D., Gessler P.E., Nielsen G.A., Peterson G.A. 1993. Soil attributes predictions using terrain analysis. Soil Science Society of America Journal 57: 443-452.
- 31- Nayak P.C., Sudheer K.P., Rangan D.M., Ramasastri K.S. 2004. A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series. Journal of Hydrology. 291:52-56.
- 32- Philip J.R. 1957a. The theory of infiltration: 1. The infiltration equation and its solution. Soil Sci. 83: 345-357.
- 33- Philip J.R. 1957b. The theory of infiltration: 1. Sorptivity and algebraic infiltration equations. Soil Sci. 83: 257-260.
- 34- Sepakhah A.R., Afshar-Chamanabad H. 2002. Determination of Infiltration Rate for Every-other Furrow Irrigation, Bisoystems Engineering 82(4): 479-484.
- 35- Singh T.N., Kanchan R., Verma A.K., and Saigal K. 2005. A comparative study of ANN and Neuro-fuzzy for the prediction of dynamic constant of rockmass. Earth Syst. Sci .114, No. 1 , pp. 75-86.
- 36- USDA. 1979. Furrow irrigation. Chapt 5., sect. 15 (irrigation) Soil Conserv. Serv. Natl. Eng. Hand b.
- 37- Wotling G., Bouvier Ch., Danloux J., Fritsch J.M. 2000. Regionalization of extreme precipitation distribution using the principal components of the topographical environment. Journal of Hydrology: 233: 86-101.

## Prediction of Depth of Infiltration in Furrow Irrigation Using Tentative and Statistical Models

M.J.Nahvinia<sup>1\*</sup>-A.Liaghat<sup>2</sup>-M.Parsinejad<sup>3</sup>

### Abstract

Infiltration is very important in management of surface irrigation. Mathematical models that have been developed for infiltration are generally functioning of infiltration opportunity Time. In this study prediction of average depth of infiltration evaluated is using ANN, ANFIS and MLRM methods using initial soil moisture content and furrows inflow rate. Field studies were conducted in five different cities during 1998-2007, under various soil textures. To develop coefficients of Kostiakoff Luis infiltration volumetric water balance method was used. Results showed that regression models were more accurate in heavier soils. Neural Network models were suitable for medium textured soils. These models tend to overestimate infiltration in heavy soils and under estimate in Lighter soils. However ANFIS method was capable of estimating infiltration in any situation with high accuracy.

**Keywords:** Infiltration, Surface Irrigation, ANFIS, ANN, MLRM

---

1,2,3- M.Sc.Student and Assos & Assis Profs of Department of Irrigatain, Tehran University  
(\*-Corresponding Author Email: javad.nahvinia@gmail.com)