

## پیش‌بینی انتقال رسوب در کانال‌های فاضلاب‌رو با استفاده از روش ترکیبی سیستم‌های فازی عصبی تطبیقی و الگوریتم ژنتیک\*

فریبرز یوسفوند<sup>(۱)</sup> سعید شهبانلو<sup>(۲)</sup> احمد رجبی<sup>(۳)</sup>

**چکیده** در مطالعه حاضر به وسیله یک مدل ترکیبی نحوه انتقال رسوبات درون مجاری فاضلاب‌رو مدل‌سازی می‌شود. به بیان دیگر، توسط سیستم استنباط فازی عصبی تطبیقی و الگوریتم ژنتیک یک الگوریتم ترکیبی (ANFIS-GA) برای تخمین عدد فرود جریان سه‌فازی (هوا، آب و رسوب) ارائه داده می‌شود. در این مطالعه، از الگوریتم ژنتیک برای افزایش کارایی سیستم استنباط فازی عصبی تطبیقی با تنظیم توابع عضویت و سپس به حداقل رساندن مقادیر خطا استفاده گردیده است. الگوریتم ژنتیک (GA) یک روش فرا ابتکاری با الهام از فرایند انتخاب طبیعی است که متعلق به طبقه‌بندی گسترده‌تری از الگوریتم‌های تکاملی (EA) است. سپس با استفاده از مقادیر ورودی، ۱۲۷ مدل ترکیبی ANFIS-GA معرفی گردید. همچنین مقادیر درصد میانگین مطلق خطا و خطای جذر میانگین مربعات برای مدل برتر به ترتیب مساوی ۵/۵۲۹ و ۰/۳۱۵ به دست آمد.

**واژه‌های کلیدی** رسوب، کانال دایروی، انفیس، الگوریتم ژنتیک، مدل ترکیبی.

### Prediction of Sediment Transport in Sewer Using a Combination of Adaptive-Neuro Fuzzy Inference Systems and Genetic Algorithm

F. Yosefvand S. Shabanlou A. Rajabi

**Abstract** In this study, the transportation of sediment in sewer flumes is predicted using a hybrid model. On the other hand, the hybrid model (ANFIS-GA) using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS) and Genetic Algorithm (GA) for prediction of the Froude number of three-phase (air, water and sediment) flow is developed. In this study, the genetic algorithm is used to increase the ability of ANFIS by tuning the membership functions and subsequently minimize the error. The genetic algorithm (GA) is a meta-heuristic inspired by the process of natural selection that belongs to the larger class of evolutionary algorithms (EA). Then, the 127 hybrid models were defined using input parameters. For the superior model, the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) and Root Mean Square Error (RMSE) were computed equal to 5.529, 0.315, respectively.

**Key Words** Sediment, Circular Channel, ANFIS, Genetic Algorithm, Hybrid Model.

\* تاریخ دریافت مقاله ۹۷/۲/۲۴ و تاریخ پذیرش آن ۹۸/۱۰/۱۴ می‌باشد.

(۱) استادیار گروه مهندسی آب، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه.

(۲) نویسنده مسئول، دانشیار گروه مهندسی آب، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه. Email: saeid.shabanlou@gmail.com

(۳) استادیار گروه مهندسی آب، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه.

## مقدمه

به منظور استفاده از معیار انتقال رسوب در حالت حد ته‌نشینی، نیاز به اطلاعاتی مانند اندازه دانه‌ها، چگالی، غلظت رسوب و عمق جریان مورد نیاز است که بتوان یک معادله برای پیش‌بینی نرخ انتقال رسوب به عنوان بار بستر یا بار معلق ارائه داد. انتقال رسوب در حالت حد ته‌نشینی به دو صورت بار معلق و بار بستر است. به منظور استفاده از معادلات خود شویی موجود، حالت انتقال (بار بستر یا بار معلق) باید مشخص باشد. کلی و گولارته یک مطالعه آزمایشگاهی در ارتباط با فرسایش بستر کانال‌های رسوبی اجرا نمودند. آن‌ها بیان نمودند که با تغییرات عکس دما، مقدار فرسایش بستر رسوبی کاهش می‌یابد [1]. راودکیف و تان در یک تحقیق آزمایشگاهی نحوه فرسایش رسوبات چسبنده درون کانال‌های دایروی را مورد ارزیابی قرار دادند. آن‌ها تغییرات فرسایش رسوبات را در مقابل PH جریان برای شرایط مختلف اندازه‌گیری نمودند [2]. کرابتری در یک مطالعه آزمایشگاهی کانال‌های فاضلاب را به پنج نوع مختلف برحسب بستر تقسیم‌بندی نمود [3]. آلوارز آزمایش‌های انتقال با رسوبات غیر چسبنده روی بسترهای زبر و صاف در لوله‌ای به قطر ۱۵۴ میلی‌متر با جریان قسمتی پر انجام داد. او برای داده‌های بستر صاف، رابطه‌ای که بهترین برازش با کاربرد آنالیز رگرسیون خطی چندگانه داشته باشد را با استفاده از آنالیز ابعادی به دست آورد [4]. عظمت ا. و همکاران [5] با استفاده از ترکیب داده‌های آب قانی [6] و وونگ ویسس امجای و همکاران [7] و استفاده از آنالیز رگرسیون، رابطه ارائه شده توسط آب قانی را اصلاح کردند. اتا و پروسکیا تنش برشی بی‌بعد به منظور در نظر گرفتن رسوبات با اندازه  $d$  که روی بستر زبر با زبری  $k$  ( $k < d$ ) حرکت می‌کنند. آن‌ها در مطالعه خود تغییرات دبی جریان را بر روی نرخ انتقال رسوبات را اندازه‌گیری نمودند [8]. در دهه اخیر تکنیک‌های گوناگون شبکه عصبی و هوش مصنوعی در پیش‌بینی و

الگو شناسی پدیده‌های پیچیده، مشکل و غیرخطی علوم مختلف توسط بسیاری از محققین مورد استفاده قرار گرفته است. همچنین اخیراً مدل‌های نرو- فازی و الگوریتم‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی برای حل مسائل مختلف علم هیدرولوژی و هیدرولیک به کار گرفته شده‌اند. محققین مختلفی همچون شمس‌الدین [9]؛ گیوستولسی و لاوسلی [10] با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی به پیش‌بینی مدل‌های رواناب - بارش پرداختند. جهین و همکاران [11] و بی و همکاران [12] به کمک الگوریتم‌های مختلف شبکه عصبی جریان به داخل مخزن را تخمین زدند. بار رسوبات معلق روزانه با استفاده از مدل‌های نرو- فازی توسط کیسی پیش‌بینی گردید [13]. در این مطالعه، حداقل سرعت مورد نیاز (عدد فرود) جهت جلوگیری از ته‌نشینی رسوب در بستر مجاری فاضلاب‌رو به وسیله روش‌های مختلف محاسبات نرم شامل سیستم‌های استنتاج فازی عصبی تطبیقی و یک روش ترکیبی مبتنی بر ترکیب دو روش سیستم‌های استنتاج فازی عصبی تطبیقی (انفیس) و الگوریتم ژنتیک برای اولین بار پیش‌بینی می‌شود. همچنین، نتایج محاسبات نرم در پیش‌بینی عدد فرود جریان سه‌فازی مورد نیاز جهت جلوگیری از ته‌نشینی رسوبات ورودی به مجاری فاضلاب‌رو با اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی مقایسه می‌گردد. با مرور مطالعات گذشتگان در زمینه انتقال رسوب در مجاری فاضلاب‌رو، مشخص می‌شود که تاکنون مدل‌سازی مکانیزم انتقال رسوب جریان سه فازی درون کانال‌های دایره‌ای شکل توسط این روش ترکیبی انفیس- الگوریتم ژنتیک انجام نشده است که در این مقاله، حداقل سرعت مورد نیاز (عدد فرود) جهت جلوگیری از ته‌نشینی مواد جامد ورودی به مجاری فاضلاب‌رو توسط این روش ترکیبی هوش مصنوعی مدل‌سازی می‌شود که همین بحث نشان‌دهنده نوآوری موضوع تحقیق است.

## مواد و روش‌ها

### ساختار سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی

در این مطالعه، به منظور پیش‌بینی عدد فرود مورد نیاز جهت جلوگیری از ته‌نشینی رسوب در بستر کانال‌های فاضلاب، از یک سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی استفاده می‌شود. این سیستم به صورت یک چارچوب مدل‌سازی است که به صورت ترکیبی منطق فازی و شبکه عصبی مصنوعی ارائه شده است. این مدل ترکیبی به منظور غلبه بر ضعف‌های موجود در هر دو روش منطق فازی و شبکه عصبی مصنوعی، ارائه شده است. در واقع با الهام از سیستم‌های فازی، دانش اولیه در یک مجموعه‌ای از قیود به منظور کاهش فضای جستجوی بهینه‌سازی نشان داده می‌شود. در حالی که شبکه ساختار یافته با استفاده از پس‌انتشار، از شبکه عصبی مصنوعی الهام گرفته شده است. در این مدل از شبکه عصبی مصنوعی به منظور تنظیم کردن توابع عضویت، استفاده می‌شود (سینگ و همکاران، ۲۰۱۲). همچنین وجود توابع عضویت غیرخطی در روش نرو-فازی، منجر به کاهش قابل توجه هزینه پیاده‌سازی یک طرح ساده بر پایه قوانین و حافظه مورد مصرف می‌شود؛ بنابراین واضح است که ترکیب شبکه عصبی و سیستم‌های فازی محدودیت‌های هر یک از این دو روش را کاهش می‌دهد و منجر به پیشنهاد یک روش داده‌کاوی برای حل مسائل پیچیده مهندسی می‌شود. سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی، یکی از روش‌های شناخته شده در ترکیب هم‌زمان شبکه عصبی و سیستم‌های فازی است. این روش جهت شناسایی رفتار سیستم‌های غیرخطی که با استفاده از مجموعه داده‌های ورودی و خروجی تعریف شده برای مدل، مورد استفاده قرار می‌گیرد. سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی مدلی ساختاریافته از سیستم استنتاج فازی است. دو تا از معروف‌ترین سیستم‌های استنتاج فازی که در ساختار سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی مورد استفاده قرار می‌گیرد شامل مددانی هستند. به دلیل این‌که سیستم استنتاج فازی

تاکاگی- سوگنو- کانگ نیاز به قوانین کمتری دارد و همچنین از روش‌های آموزش مانند پس‌انتشار که شناخته شده هستند، استفاده می‌کنند، این سیستم از سادگی بیشتری برخوردار است. به منظور آموزش سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی، دو روش پس‌انتشار و هیبرید که به صورت ترکیبی از دو روش پس‌انتشار و حداقل مربعات ارائه شده است، به عنوان روش‌های کلاسیک شناخته می‌شوند هرچند که امروزه استفاده از الگوریتم تکاملی به عنوان الگوریتم فرا ابتکاری قدرتمند در بهینه‌سازی سیستم‌های غیرخطی، افزایش یافته است. مجموعه قوانین در نظر گرفته شده برای یک سیستم استنتاج فازی از نوع تاکاگی- سوگنو- کانگ به صورت دو قانون اگر- آنگاه به صورت زیر بیان می‌شود:

Rule1: if  $x$  is  $A_1$ , and  $y$  is  $B_1$ , Then

$$f_1 = p_1x + q_1y + r_1 \quad (1)$$

Rule 1: if  $x$  is  $A_2$ , and  $y$  is  $B_2$ , Then

$$f_2 = p_2x + q_2y + r_2 \quad (2)$$

تعداد گره‌های لایه اول با استفاده از تعداد ورودی‌ها و تعداد توابع عضویت ( $n$ ) برای هر یک از ورودی‌ها تعیین می‌شود. اما تعداد گره در سایر لایه‌ها (لایه‌های ۲ الی ۴) به تعداد قوانین ( $R$ ) در مجموعه قوانین فازی بستگی دارد. ساختار لایه‌های یک سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی به صورت زیر است:

لایه اول: ورودی  $X_i$  که دارای برجسب  $A_{ij}$  است درجه عضویت هر مجموعه فازی را نشان می‌دهد. تابع نود در این لایه را می‌توان به صورت زیر بیان کرد:

$$O_{ij}^1 = \mu_{ij}(X_i) \quad i = 1, 2, \dots, \text{number of inputs}, \\ j = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

که  $\mu_{ij}$  برابر با  $j$  امین تابع عضویت برای ورودی  $X_i$  است و  $O_{ij}^1$  خروجی گره  $ij$  است.

لایه پنجم: در این لایه گره دایره‌ای تک،  $\Sigma$ ، همه خروجی‌ها را به‌عنوان مجموع همه ورودی‌ها به‌صورت زیر محاسبه می‌کند:

$$O_i^5 = Y = \sum_{k=1}^n \bar{w}_k f_k = \sum w_k f_k / \sum w_k \quad (9)$$

که  $Y$  نشان‌دهنده تمام خروجی‌ها شبکه است. جهت بررسی عملکرد سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی از شاخص میانگین مربعات خطا که به‌صورت زیر محاسبه می‌شود استفاده می‌شود:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Fr_{Actual} - Fr_{Predicted})^2 \quad (10)$$

که  $n$  تعداد نمونه‌ها،  $Fr_{Actual}$  مقدار عدد فرود مشاهده‌شده در تست‌های آزمایشگاهی و  $Fr_{Predicted}$  عدد فرود پیش‌بینی شده با استفاده از سیستم استنتاج فاز عصبی تطبیقی است.

### الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک روش قدرتمندی را برای توسعه اکتشافی مسائل بهینه‌سازی ترکیبی مقیاس بزرگ فراهم آورده است. یک الگوریتم ژنتیک مسئله را به‌صورت مجموعه‌ای از رشته‌ها که شامل ذرات ریز هستند کدگذاری می‌کند، سپس برای تحریک فرایند تکامل تدریجی، تغییراتی را روی رشته‌ها اعمال می‌کند. در مقایسه با الگوریتم‌های جستجوی محلی، در جستجوی عمومی که تنها یک راه حل قابل قبول وجود دارد، الگوریتم‌های ژنتیک جامعه‌ای از افراد را در نظر می‌گیرند. کار با مجموعه‌ای از افراد، امکان مطالعه ساختارها و ویژگی‌های اصلی افراد متفاوت را که منجر به شناسایی و کشف راه حل‌های کارآمدتر می‌شود، فراهم می‌سازد. در این مطالعه، الگوریتم ژنتیک رشته‌های متناسب با ارزش را برمی‌گزیند و آن دسته از رشته‌هایی را که تناسب کمتری با جمعیت مورد بررسی دارند حذف می‌کنند. هرکدام افراد جمعیت که

به دلیل عملکرد خوب و رضایت‌بخش تابع عضویت گوسی در کاربردهای مختلف مهندسی، تابع عضویت مورد استفاده در این مطالعه نوع گوسی انتخاب شده است. رابطه ریاضی این تابع عضویت به‌صورت زیر است:

$$\mu(X) = \exp(-(X-a)/b)^2 \quad (4)$$

که  $a$  و  $b$  مجموعه پارامترها هستند. لایه دوم: هر گره در این لایه ( $k$ ) که به‌صورت گره‌های دایره‌ای شکل ( $\Pi$ ) ارائه شده‌اند با استفاده از ورودی‌های دریافتی، خروجی را تولید می‌کند.

$$O_k^2 = W_k = \mu_{e1}(X_1)\mu_{e2}(X_2)\dots\mu_{ek}(X_k) \quad (5)$$

$k = 1, 2, \dots, R \quad e1 \dots e2 = 1, 2, \dots, n$

لایه سوم: در این لایه گره  $k^{\text{th}}$ ، نسبت قدرت آتش قانون  $k^{\text{th}}$  به قدرت آتش کل قوانین را تعیین می‌کند.

$$O_k^3 = \bar{W}_k = \frac{W_k}{(W_1 + W_2 + \dots + W_R)} = 1, 2, \dots, R \quad (6)$$

لایه چهارم: هر گره در این لایه به‌عنوان یک خروجی وزن‌دار شده سیستم استنتاج فازی به‌صورت زیر عمل می‌کند:

$$O_k^4 = \bar{W}_k f_k \quad (7)$$

که  $\bar{W}_k$  خروجی لایه غیرفازی‌ساز و  $f_k$  خروجی قانون  $k$  ام سیستم استنتاج فازی تاکاگی-سوگنو-کانگ است. برای تعداد  $m$  ام سیستم استنتاج فازی تاکاگی-سوگنو-کانگ، قوانین به‌صورت زیر بیان می‌شوند:

$$\text{Rule:} \quad \begin{aligned} &\text{if } (X_1 \text{ is } A_{1ei}), \text{ and } (X_2 \text{ is } A_{2ei}), \\ &\text{and } (X_k \text{ is } A_{kci}) \quad \text{Then: } f_k = \sum_{i=1}^m p_{1ei} + r_k \end{aligned} \quad (8)$$

که  $P_{1ei}$  و  $r_k$  مجموعه پارامترها هستند. پارامترهای این لایه تحت عنوان پارامترهای بخش تالی، شناخته می‌شوند.

برای تولید نسل بعد انتخاب شوند. عمل تکثیر در الگوریتم ژنتیک برای ردوبدل اطلاعات ژنتیکی بین یک جفت یا تعداد بیشتری از افراد به کار می‌رود. ساده‌ترین نوع تکثیر تقاطع یک نقطه است دو رشته شکل را در نظر بگیرید اگر یک عدد صحیح از یک تا تعداد ارقام رشته منهای یک انتخاب شود و اطلاعات دو رشته را در دو طرف این دو نقطه عوض کنید دو رشته جدید به وجود می‌آیند که آن‌ها را فرزند می‌نامیم به‌عنوان مثال اگر عدد شش را برای دو رشته شکل انتخاب کنیم نتیجه تقاطع یک نقطه‌ای به صورت شکل (۲) درمی‌آید:

11100100011101	11100110101101
10010110101101	10010100011101

شکل (۲): دو کروموزوم بعد از تقاطع (فرزندان) دو کروموزوم قبل از تقاطع (والدین)

این عملگر الزاماً بر تمامی رشته‌های یک جمعیت اعمال نمی‌شود، بلکه برای اعمال آن بر یک جفت رشته یک احتمال نسبت داده می‌شود. بعد از این مرحله با احتمال جدید عملگر جهش - روی رشته‌های تولید شده اعمال می‌گردد. در جهش، هر فرد به‌تنهایی با توجه به قوانین احتمال می‌تواند تغییر کند.

در نمایش دودویی رشته‌ها، جهش به معنای تغییر مقدار یکی از خانه‌های رشته از صفر به یک و یا از یک به صفر است. به‌عنوان مثال جهش در هفتمین خانه اولین فرزند تولید شده در مثال قبل منجر به ایجاد رشته شکل (۳) می‌گردد:

11100101101101	111001001101101
----------------	-----------------

شکل (۳): کروموزوم بعد از جهش

بعد از مراحل تکثیر و جهش کروموزوم‌ها از حالت کد شده خارج می‌شوند و مقدار تابع هدف هر یک محاسبه می‌شود سپس به هر کدام برآزشی اختصاص داده می‌شود. حال اگر لازم باشد دوباره مراحل انتخاب و

تقریب‌هایی از جواب نهایی می‌باشند به صورت رشته‌هایی از حروف یا ادغام کدگذاری می‌شوند. این رشته‌ها را کروموزوم می‌نامند. متداول‌ترین حالت نمایش با ارقام صفر و یک است. حالت‌های دیگر استفاده از سه رقم، اعداد حقیقی و اعداد صحیح هم مورد استفاده قرار می‌گیرند. برای مثال یک کروموزوم با دو متغیر  $a$  و  $b$  با ساختار شکل (۱) نمایش داده می‌شود:

100111100010000100111

شکل (۱): نمایش یک کروموزوم با ارقام صفر و یک

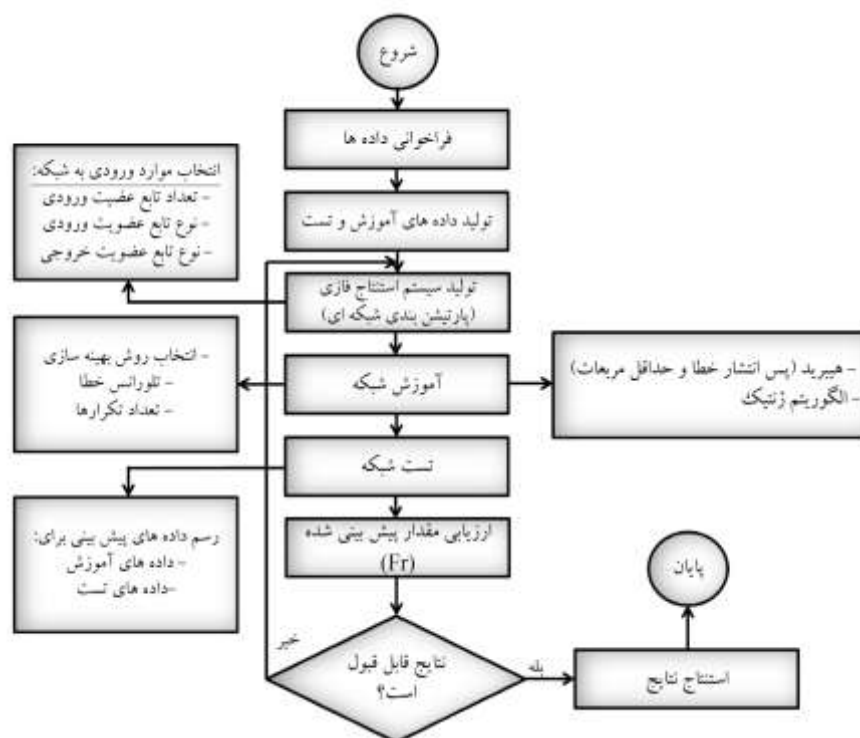
متغیر  $a$  با ده خانه اول سمت راست و  $b$  با یازده خانه باقیمانده نمایش داده شده است. این می‌تواند به علت سطح دقت و یا محدوده متغیر تصمیم‌گیری باشد. مقادیر موجود روی کروموزوم‌ها به‌تنهایی معنی خاص ندارند بلکه باید از حالت کد شده خارج شوند تا به‌عنوان متغیرهای تصمیم‌گیری دارای معنی و نتیجه باشند. باید توجه داشت که فرآیند جستجو بر روی اطلاعات کد شده انجام می‌گیرد مگر در صورتی که از ژن‌هایی با مقادیر حقیقی شود. بعد از این که کروموزوم‌ها از حالت کدگذاری شده، خارج شدند می‌توان کارایی یا برآزش هر فرد از جمعیت را محاسبه کرد. برآزش مقیاس نسبی است که شایستگی افراد برای تولید نسل بعد را نشان می‌دهد. در طبیعت برآزش معادل توانایی فرد برای بقا است. تابع هدف در تعیین برآزش افراد نقش تعیین‌کننده دارد. در هنگام تکثیر به کمک اطلاعات اولیه‌ای که از تابع هدف به دست می‌آید، برآزش هر فرد مشخص می‌گردد. از این مقادیر در فرآیند انتخاب استفاده می‌شود تا آن را به سمت انتخاب افراد مناسب سوق دهد. هر چه برآزش فرد نسبت به جمعیت بالاتر باشد احتمال بیشتری دارد که انتخاب شود. هر چه برآزش نسبی آن کمتر باشد احتمال انتخاب آن برای تولید نسل بعدی کمتر می‌شود. وقتی که برآزش تمام افراد جمعیت مشخص شد. هر کدام با احتمالی که متناسب با میزان برآزش آن‌ها است می‌توانند

این کار دو روش پارتیشن‌بندی شبکه‌ای (grid partitioning) و خوشه‌بندی تفریقی (subtractive clustering) وجود دارد. در این مطالعه با توجه به عملکرد بهتر پارتیشن‌بندی شبکه‌ای در مطالعات گذشته‌گان (ابتهاج و بنکداری [17])، از این روش استفاده می‌شود. در این مرحله همچنین تعداد عضویت و نوع توابع عضویت ورودی و خروجی باید مشخص شود. در این مطالعه از تابع عضویت گوسی استفاده شده است. تعداد توابع عضویت نیز که به صورت سعی و خطا تعیین شده است، برابر با ۳ در نظر گرفته شده است. پس از تولید سیستم استنتاج فازی الگوریتم آموزش شبکه باید تعیین شود. عموماً جهت آموزش سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی از دو الگوریتم هیبرید و پس انتشار که الگوریتم‌هایی شناخته‌شده هستند، استفاده می‌شود.

تکثیر و غیره انجام می‌گیرد. در طول این فرایند انتظار می‌رود که کارایی متوسط جمعیت جواب‌ها افزایش یابد. الگوریتم وقتی پایان می‌یابد که هدف خاصی برآورده شود. به‌عنوان مثال تعداد مشخصی نسل ایجاد شده باشد، مقدار شایستگی افراد به مقدار مشخصی برسد و یا به یک نقطه خاص در فضای جستجو برسیم.

### روش ترکیبی سیستم‌های استنتاج فازی و الگوریتم ژنتیک

شکل (۴) فلوچارت روش سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی را نشان می‌دهد. پس از فراخوانی، مجموعه داده‌ها به دو قسمت آموزش و تست دسته‌بندی می‌شوند؛ که در این مطالعه داده‌ها به دو دسته ۵۰٪ و ۵۰٪ تقسیم می‌شوند و به ترتیب جهت آموزش و تست مدل، مورد استفاده قرار می‌گیرند. پس از دسته‌بندی‌ها، تولید سیستم استنتاج فازی انجام می‌شود. جهت انجام



شکل (۴): فلوچارت روش مورد استفاده در این مطالعه

اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی توسط آب قانی، اتا و همکاران [19] و وونگ ویسس امجای و همکاران استفاده می‌شود. آن‌ها مقادیر  $Fr$  عدد فرود جریان،  $C_v$  غلظت حجمی رسوبات،  $d/R$  نسبت قطر متوسط ذرات رسوب به شعاع هیدرولیکی،  $D^2/A$  نسبت قطر لوله (کانال) به سطح مقطع جریان،  $R/D$  نسبت شعاع هیدرولیکی به قطر لوله،  $D_{gr}$  عدد ذره بی‌بعد  $(d_{50}(g(s-1)^{1/3})/v^2)$  ضریب مقاومت کلی بار رسوب (ضریب مقاومت جریان رسوبی) را اندازه‌گیری نمودند. به بیان دیگر آن‌ها تأثیر پارامترهای مذکور را روی تغییرات عدد فرود ( $Fr$ ) مورد بررسی قرار دادند. در جدول (۱) مقادیر حداقل، حداکثر و متوسط مقادیر آزمایشگاهی آب قانی، اتا و همکاران و وونگ ویسس امجای و همکاران مرتب شده است.

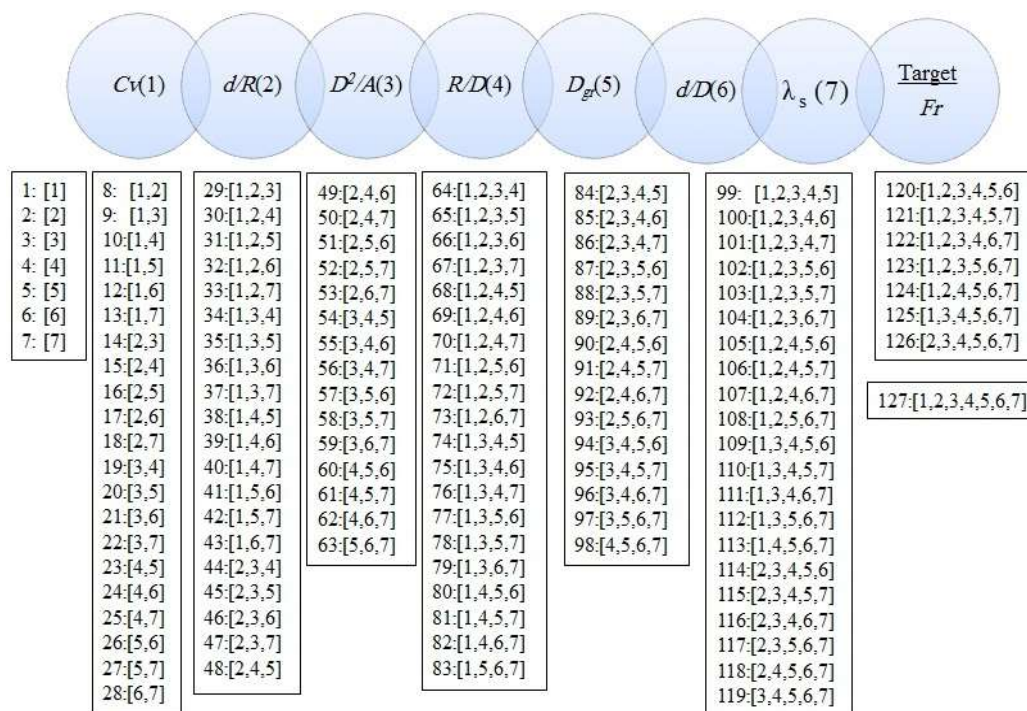
مطالعات اخیر در زمینه انتقال رسوب در مجاری فاضلابرو (ابتهاج و بنکداری)، نشان‌دهنده عملکرد بهتر الگوریتم هیبرید نسبت به پس انتشار است. از این رو در این مطالعه عملکرد الگوریتم هیبرید در مقایسه با الگوریتم ژنتیک به عنوان یک الگوریتم تکاملی مشهور که توسط محققین برای مطالعات آینده پیشنهاد شده است، مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. پس از آموزش سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی، دقت پیش‌بینی، با استفاده از داده‌های تست مورد ارزیابی قرار می‌گیرد و اگر نتایج رضایت بخشی حاصل شده باشد، روند مدل-سازی خاتمه می‌یابد و گرنه این روند از مرحله تولید سیستم استنتاج فازی تا رسیدن به جواب موردقبول، دوباره تکرار می‌شود.

### مدل آزمایشگاهی

در این مطالعه برای صحت سنجی مدل‌های عددی از

جدول (۱): دامنه مقادیر آزمایشگاهی آب قانی (۱۹۹۳)، اتا و همکاران (۱۹۹۹) و وونگ ویسس امجای و همکاران (۲۰۱۰)

متوسط	حداکثر	حداقل	پارامتر
1.809E+01	9.522E+01	4.678E-01	دبی (L/s)
2.748E+02	4.500E+02	1.000E+02	قطر لوله (mm)
1.103E-01	2.291E-01	2.000E-02	عمق جریان (m)
5.725E-02	1.138E-01	1.200E-02	شعاع هیدرولیکی (m)
2.523E-02	8.136E-02	1.401E-03	سطح مقطع (m <sup>2</sup> )
6.675E-01	1.216E+00	2.370E-01	سرعت (m/s)
3.035E+00	8.300E+00	2.000E-01	قطر متوسط ذرات (mm)
3.017E-03	6.000E-03	5.070E-04	شیب کانال
2.697E-02	5.320E-02	1.290E-02	ضریب مقاومت کلی بار رسوب
1.907E+02	1.280E+03	1.000E+00	غلظت حجمی رسوبات
7.677E+01	2.099E+02	5.059E+00	عدد ذره بی‌بعد
4.029E+00	1.126E+01	1.519E+00	عدد فرود



شکل (۵): نحوه ترکیب پارامترهای ورودی برای مدل‌های مختلف ANFIS-GA

### شاخص‌های آماری مورد استفاده برای بررسی

#### دقت مدل‌های عددی

در این تحقیق به منظور ارزیابی دقت مدل‌های عددی از شاخص‌های آماری ضریب تبیین ( $R^2$ )، درصد میانگین مطلق خطا (MAPE)، خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) و شاخص پراکندگی (SI) که در قالب معادلات (۱۱) تا (۱۴) معرفی شده‌اند:

$$R^2 = \frac{\left( n \sum_{i=1}^n R_{(Predicted)_i} R_{(Observed)_i} - \sum_{i=1}^n R_{(Predicted)_i} \sum_{i=1}^n R_{(Observed)_i} \right)^2}{\left( n \sum_{i=1}^n (R_{(Predicted)_i})^2 - \left( \sum_{i=1}^n R_{(Predicted)_i} \right)^2 \right) \times \frac{1}{\left( n \sum_{i=1}^n (R_{(Observed)_i})^2 - \left( \sum_{i=1}^n R_{(Observed)_i} \right)^2 \right)}} \quad (11)$$

$$MARE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{|R_{(Predicted)_i} - R_{(Observed)_i}|}{R_{(Observed)_i}} \right) \quad (12)$$

### نحوه ترکیب پارامترهای ورودی

همان‌گونه که بیان شد در این مطالعه با استفاده از مدل ترکیبی انفیس- الگوریتم ژنتیک مکانیزم انتقال رسوب مدل‌سازی می‌شود. برای رسیدن به این هدف مقدار عدد فرود جریان شبیه‌سازی می‌شود. برای حساسیت سنجی پارامترهای ورودی که شامل  $Cv$ ،  $d/R$ ،  $D^2/A$ ،  $R/D$ ،  $D_{gr}$ ،  $d/D$  و  $\lambda_s$  ۱۲۷ مدل‌های ترکیبی مختلف معرفی می‌شود. مدل‌های مذکور به هفت دسته که شامل دسته اول با یک پارامتر ورودی، دسته دوم با دو پارامتر ورودی، دسته سوم به سه پارامتر ورودی، دسته چهارم به ۴ پارامتر ورودی، دسته پنجم با ۵ پارامتر ورودی، دسته ششم با ۶ پارامتر ورودی و دسته هفتم با ۷ پارامتر ورودی مقادیر عدد فرود را مدل‌سازی می‌نمایند. ترکیب پارامترهای ورودی در شکل (۵) نشان داده شده است. لازم به ذکر است که در مطالعه حاضر ۵۰ درصد اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی برای آموزش و ۵۰ درصد باقی‌مانده نیز برای تست مدل‌های عددی استفاده شده است.



به دست آمده است. همچنین مقادیر ضریب تبیین در وضعیت تست این مدل مساوی ۰/۹۷۲ است. در این قسمت به ارزیابی مدل برتری که مقادیر تابع هدف که در اینجا عدد فرود جریان سه فازی است را با سه متغیر ورودی پیش‌بینی می‌کند پرداخته می‌شود. همان‌طور که بیان شد، مدل‌های شماره ۲۹ تا ۶۳ با سه پارامتر ورودی تعریف شده‌اند. در این بین، مدل شماره ۳۱ مدل برتر شناسایی شد. مقادیر  $R^2$  برای مدل شماره ۳۱ در هر دو شرایط آموزش و تست به ترتیب مساوی ۰/۹۵۷ و ۰/۹۶۲ تخمین زده شده است. با توجه به نتایج مدل مذکور، مقدار شاخص‌های آماری  $RMSE$ ،  $MAPE$  و  $SI$  در شرایط تست به ترتیب مساوی ۷/۷۸۹، ۰/۴۰۳ و ۰/۱۰۲ به دست آمده است. همان‌گونه که در قسمت‌های قبلی عنوان شد، مدل‌های شماره ۶۴ تا ۹۸ مقادیر عدد فرود جریان سه فازی را به چهار پارامتر ورودی تخمین می‌زنند. با تجزیه و تحلیل نتایج مدل‌های مذکور، مدل شماره ۶۵ مقادیر تابع هدف را با دقت بیشتری شبیه‌سازی کرد. به عنوان مثال مقدار ضریب تبیین این مدل در شرایط آموزش و تست به ترتیب مساوی ۰/۹۴۸ و ۰/۹۳۷ محاسبه شد. همچنین مقادیر  $RMSE$  و  $SI$  برای مدل شماره ۶۵ در شرایط تست به ترتیب برابر ۰/۵۱۰ و ۰/۱۲۹ محاسبه شده است. علاوه بر این مقدار  $MAPE$  حالت آموزش این مدل مساوی ۹/۹۴۵ تخمین زده شده است. در این قسمت به ارزیابی مدل‌های با پنج پارامتر ورودی پرداخته می‌شود، بر اساس نتایج شبیه‌سازی، مدل‌های شماره ۹۹ تا ۱۱۹ مقادیر تابع هدف را با پنج پارامتر ورودی تخمین می‌زنند. با بررسی کلیه این مدل‌های مشخص شد که مدل شماره ۱۰۰ دارای دقت بیشتر و خطای کمتری است. بر اساس نتایج مدل شماره ۱۰۰، مقدار شاخص پراکندگی و ضریب تبیین در حالت آموزش به ترتیب مساوی ۰/۱۱۶ و ۰/۹۳۸ است. همچنین در وضعیت تست این مدل مقادیر  $MAPE$  و  $RMSE$  به ترتیب برابر ۱۱/۹۸۰ و ۰/۵۷۹ است. همچنین هفت مدل متمایز  $ANFIS-GA$  مقادیر عدد فرود را با شش متغیر ورودی مدل‌سازی می‌کنند. به بیان دیگر مدل‌های شماره ۱۲۰ تا ۱۲۷ تابعی

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (R_{(Predicted)_i} - R_{(Observed)_i})^2} \quad (13)$$

$$SI = \frac{RMSE}{(\overline{R})_{(Observed)}} \quad (14)$$

در معادلات مذکور مقادیر  $(R)_{(Observed)}$ ،  $(R)_{(Predicted)}$ ،  $(\overline{R})_{(Observed)}$  و  $n$  به ترتیب برابر مقادیر آزمایشگاهی، نتایج پیش‌بینی شده توسط مدل‌های عددی، میانگین مقادیر آزمایشگاهی و تعداد اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی می‌باشند.

## بحث و نتایج

### مدل‌های برتر

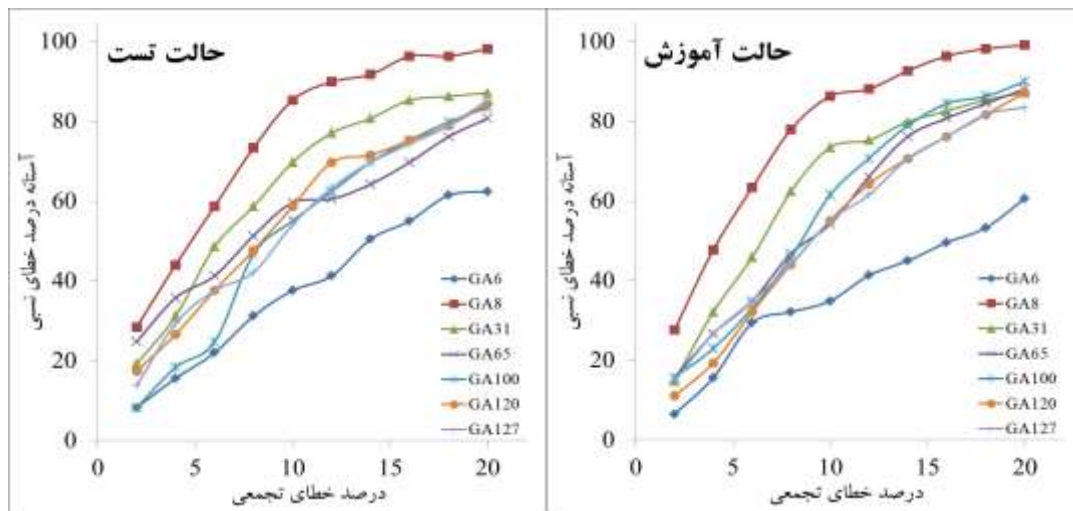
همان‌گونه که در بخش قبل عنوان شد، در این مطالعه هفت مدل  $ANFIS-GA$  برای شبیه‌سازی عدد فرود جریان سه فازی تعریف شده است (مدل‌های شماره یک تا هفت). بر اساس نتایج مدل‌سازی، مدل شماره شش به عنوان مدل برتری که مقادیر عدد فرود را با یک پارامتر ورودی تخمین می‌زند معرفی می‌شود. این مدل تابعی از  $d/D$  است. مقادیر ضریب تبیین برای این مدل در هر دو حالت آموزش و تست به ترتیب مساوی ۰/۷۰۴ و ۰/۷۳۱ تخمین زده شده است. همچنین مقادیر  $MAPE$ ،  $RMSE$  شاخص پراکندگی ( $SI$ ) در وضعیت تست مدل شماره ۶ به ترتیب برابر ۱۹/۱۳۴، ۱/۰۵۷ و ۰/۲۶۸ محاسبه گردیده است. در ادامه به بررسی مدل برتری که مقادیر تابع هدف را با دو پارامتر ورودی پیش‌بینی می‌کند مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. مدل‌های شماره ۸ تا ۲۸ مقادیر عدد فرود را با دو متغیر ورودی شبیه‌سازی می‌کنند. با توجه به بررسی نتایج مدل‌هایی که مقادیر عدد فرود را با دو پارامتر ورودی تخمین می‌زنند، مدل شماره ۸ از دقت بالاتری برخوردار است. به عنوان مثال در حالت آموزش برای این مدل مقادیر  $MAPE$  و  $RMSE$  به ترتیب مساوی ۰/۵۲۹ و ۰/۳۱۵ تخمین زده شده است. این در حالی است که شاخص پراکندگی در شرایط آموزش و تست مدل شماره ۸ به ترتیب مساوی ۰/۰۷۶ و ۰/۰۸۷

خود اختصاص داده‌اند. برای مدل شماره ۱۰۰ نیز در شرایط آموزش ۲۲ درصد عدد فرودهای شبیه‌سازی شده خطایی کمتر از ۴ درصد دارند. همچنین برای مدل شماره ۱۲۰ در وضعیت آموزش حدوداً ۷۰ درصد نتایج دارای خطایی کمتر از ۱۴ درصد هستند. این در حالی است که برای مدل شماره ۱۲۷ حدوداً ۳۴ درصد عدد فرودهای شبیه‌سازی شده در وضعیت آموزش دارای درصد خطایی کمتر از ۶ درصد هستند. در شرایط تست نیز روند مذکور مشابه شرایط آموزش مدل‌های برتر است. به‌عنوان مثال، مدل شماره ۶ با خطایی کمتر از ۶ درصد حدوداً ۲۲ درصد نتایج را تقریب زده است. همچنین در شرایط تست مدل شماره ۸ تقریباً ۹۶ درصد نتایج مدل‌سازی شده خطایی کمتر از ۱۸ درصد هستند. تقریباً ۷۷ درصد نتایج مدل شماره ۳۱ در وضعیت تست مقدار خطایی کمتر از ۱۲ درصد هستند. این در حالی است که حدوداً ۵۱ درصد عدد فرودهای مدل‌سازی شده توسط مدل شماره ۶۵ مقدار خطایی کمتر از ۸ درصد هستند. برای مدل شماره ۱۰۰ نیز حدوداً ۲۴ درصد نتایج شبیه‌سازی دارای خطایی کمتر از ۶ درصد هستند. علاوه بر این حدوداً ۷۵ درصد نتایج مدل شماره ۱۲۰ خطایی کمتر از ۱۶ به خود اختصاص داده‌اند. همچنین در وضعیت تست مدل شماره ۱۲۷، حدوداً ۶۹ درصد نتایج این مدل خطایی کمتر از ۱۴ دارند.

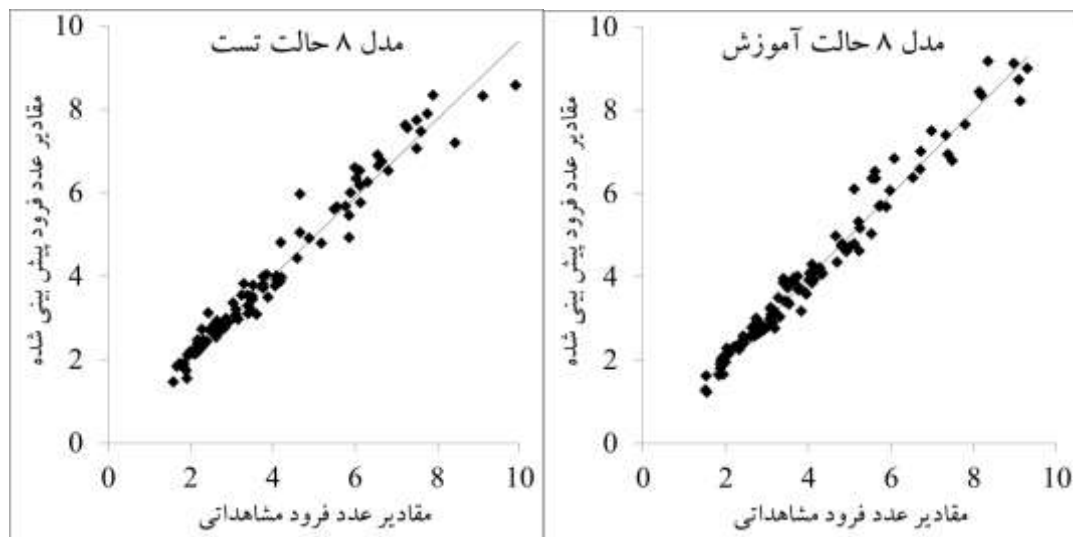
بر اساس نتایج مدل‌سازی عدد فرود جریان سه-فازی توسط مدل فرا ابتکاری ANFIS-GA، در بین ۱۲۷ مدل توسعه داده شده، مدل شماره ۸ به‌عنوان مدل برتر معرفی می‌شود. این مدل مقادیر عدد فرود را با دو پارامتر ورودی تخمین می‌زند. مقادیر عدد فرود شبیه‌سازی شده و مقایسه آن با مقادیر مشاهداتی نیز در شکل (۷) قابل مشاهده است.

از شش پارامتر ورودی هستند. با ارزیابی مدل‌های مذکور مشخص شد که مدل شماره ۱۲۰ دارای همبستگی بالاتری در مقایسه با سایر مدل‌ها است. به‌عنوان مثال مقدار  $R^2$  در حالت‌های آموزش و تست این مدل به ترتیب مساوی ۰/۹۰۶ و ۰/۹۰۰ محاسبه شده است. همچنین مقادیر MAPE، RMSE و SI در شرایط تست مدل شماره ۱۲۰ به ترتیب مساوی ۱۱/۴۰۱، ۰/۶۴۴ و ۰/۱۶۳ تخمین زده شده است. علاوه بر این مقدار شاخص پراکندگی در حالت آموزش این مدل مساوی ۰/۱۴۳ محاسبه شده است. در بخش بعدی مدلی که با کلیه پارامترهای ورودی مقادیر تابع هدف را شبیه‌سازی می‌کند مورد مطالعه قرار می‌گیرد. مدل شماره ۱۲۷ تابعی از کلیه پارامترهای ورودی است. بر اساس نتایج مدل‌سازی توسط مدل شماره ۱۲۷، در وضعیت آموزش مقدار ضریب تبیین برابر ۰/۸۷۱ است. همچنین برای این مدل در حالت آموزش مقادیر MAPE و SI به ترتیب مساوی ۱۱/۳۳۸ و ۰/۱۶۶ محاسبه شده‌اند. در مقابل در شرایط تست مقادیر  $R^2$ ، MAPE و RMSE به ترتیب مساوی ۰/۸۴۲، ۱۲/۷۱۲ و ۰/۸۱۰ به دست آمده است.

در این بخش از مطالعه، به ارزیابی توزیع خطای مدل‌های برتر که توسط الگوریتم هیبریدی ANFIS-GA شبیه‌سازی شدند پرداخته می‌شود. در شکل (۶) توزیع خطای مدل‌های مذکور در هر دو حالت آموزش و تست به تصویر کشیده شده است. به‌عنوان مثال در شرایط آموزش، برای مدل شماره ۶، تقریباً ۱۵ درصد نتایج مدل‌سازی دارای خطای کمتر از ۴ درصد به خود اختصاص داده‌اند. همچنین برای این مدل حدوداً ۳۵ درصد عدد فرودهای شبیه‌سازی شده خطایی کمتر از ۱۰ درصد دارند. علاوه بر این در شرایط آموزش مدل شماره ۸، تقریباً ۹۹ درصد نتایج این مدل خطایی کمتر از ۲۰ درصد هستند. در حالت آموزش برای مدل شماره ۳۱ نیز تقریباً ۶۲ درصد نتایج دارای خطایی کمتر از ۸ درصد دارند. حدوداً ۸۰ درصد نتایج مدل‌سازی شده توسط مدل شماره ۶۵ خطایی کمتر از ۱۶ درصد به



شکل (۶): نمودارهای توزیع خطای مدل‌های برتر در شرایط آموزش و تست



شکل (۷): نمودارهای پراکندگی در هر دو حالت آموزش (train) و تست (test) مدل هشت

### نتیجه‌گیری

می‌شود. هرچند که در حقیقت شواهد آزمایشگاهی نشان می‌دهد که حضور بستر ته‌نشین شده در واقع به جریان اجازه می‌دهد که ظرفیت انتقال رسوب بیشتری به‌صورت بار بستر را داشته باشد. در این مطالعه با استفاده از یک روش فرا ابتکاری که با ترکیب شدن مدل انفیس و الگوریتم ژنتیک توسعه داده شد، جریان سه فازی درون مجاری فاضلاب‌رو مدل‌سازی گردید. برای مدل‌های با یک پارامتر ورودی، مدلی که تابعی از نسبت قطر متوسط ذرات به قطر لوله ( $d/D$ ) بود، عدد

اگر جریان مجرای فاضلاب نیمه‌پر باشد و جریانی که انتقال رسوب در آن به شکل بار بستر است وارد این جریان شود ولی سرعت جریان به حدی نباشد که مانع از ته‌نشینی شود، بستر رسوبی تشکیل خواهد شد. این موضوع مقاومت بستر را به دلیل افزایش عمق بستر و کاهش سرعت، افزایش می‌دهد. ممکن است فرض شود که کاهش سرعت دلیلی بر کاهش ظرفیت انتقال رسوب جریان می‌شود که باعث ته‌نشینی بیشتر و احتمالاً انسداد

تست به ترتیب برابر ۰/۵۱۰ و ۰/۱۲۹ محاسبه شد. همچنین برای مدل برتر با ۵ متغیر ورودی، در وضعیت تست این مدل مقادیر MAPE و RMSE به ترتیب برابر ۱۱/۹۸۰ و ۰/۵۷۹ بود. علاوه بر این، مدل برتری که مقدار عدد فرود را با ترکیبی از شش پارامتر ورودی تخمین می‌زند، مقدار  $R^2$  در حالت‌های آموزش و تست این مدل به ترتیب مساوی ۰/۹۰۶ و ۰/۹۰۰ محاسبه شدند. بر اساس نتایج مدل‌های مختلف، مدلی که با ترکیبی از هفت پارامتر ورودی مشخصات جریان سه فازی را مدل‌سازی کرد، حدوداً ۶۹ درصد نتایج این مدل خطایی کمتر از ۱۴ داشت.

فرود جریان سه فازی را با دقت بالاتری تخمین زد. برای این مدل در وضعیت تست شاخص‌های RMSE و MAPE به ترتیب مساوی ۱/۰۵۷ و ۱۹/۱۳۴ محاسبه شد. همچنین برای مدل‌های با دو پارامتر  $Cv$  و  $d/R$  تخمین زد. برای این مدل در حالت آموزش برای این مدل مقادیر MAPE و RMSE به ترتیب مساوی ۵/۵۲۹ و ۰/۳۱۵ بود. برای مدل برتری که عدد فرود جریان را با سه پارامتر ورودی تخمین زد، مقادیر MAPE، RMSE و SI در حالت تست به ترتیب مساوی ۷/۷۸۹، ۰/۴۰۳ و ۰/۱۰۲ محاسبه گردید. همچنین مدلی که با چهار پارامتر ورودی، مقادیر تابع هدف را تخمین زد، مقادیر RMSE و SI برای مدل شماره ۶۵ در شرایط

## مراجع

1. Kelly W. E., Gularte R. C., "Erosion Resistance of Cohesive Soils", *Journal of Hydr. Eng.* Vol. 107, pp. 1211-1214 (1981).
2. Raudkivi A. J., Tan S. K., "Erosion of Cohesive Soils", *Journal of Hydr. Research.* Vol. 22, No. 4, pp. 217-233, (1984).
3. Crabtree R. W., "A Classification of Combined Sewer Sediment Types and Characteristics", WRc, Swindon, (1988).
4. Alvarez E. M., "The influence of cohesion on sediment movement in channels of circular cross-section", University of Newcastle upon Tyne, England, Ph.D. Thesis, (1990).
5. Azamathulla H., Ab Ghani A., Fei S. Y., "ANFIS – based approach for predicting sediment transport in clean sewer", *Journal of Applied soft computing.* Vol. 12, No. 3, pp. 1227-1230, (2012).
6. Ab. Ghani A., "Sediment Transport in Sewers", University of Newcastle Upon Tyne, UK, Ph. D. Thesis, (1993).
7. Vongvisessomjai N., Tingsanchali T. Babel M. S., "Non-deposition design criteria for sewers with part-full flow", *Journal of Urban Water.* Vol. 7, No. 1, pp. 61–77, (2010).
8. Ota J. J., Perrusquía G. S., "Particle velocity and sediment transport at the limit of deposition in sewers", *Journal of Water Science and Technology*, Vol. 67, No. 5, pp. 959–967, (2013).
9. Shamseldin A.Y., "Application of a neural network technique to rainfall–runoff modelling", *Journal of Hydrology*, Vol. 199, pp. 272-294, (1997).
10. Giustolisi O., Laucelli D., "Improving generalization of artificial neural networks in rainfall–runoff modeling", *Hydrological Sciences Journal*, Vol. 50, No. 3, pp. 439-457, (2005).

11. Jain S. K., Das, D., Srivastava D. K., "Application of ANN for reservoir inflow prediction and operation", *Journal of Water Resources Planning and Management*, Vol. 125, No. 5, pp. 263-271, (1999).
12. Bae D.H., Jeong D.M., Kim G., "Monthly dam inflow forecasts using weather forecasting information and neuro-fuzzy technique", *Hydrological Sciences Journal*, Vol. 52, No. 1, pp.99-113, (2007).
13. Kisi O., "Suspended sediment estimation using neuro-fuzzy and neural network approaches", *Hydrological Sciences Journal*, Vol. 50, No. 4, pp. 683-696, (2005).
14. Ebtehaj I., Bonakdari H., "Performance evaluation of adaptive neural fuzzy inference system for sediment transport in sewers", *Water Resources Management*, Vol. 28, No. 13, pp. 4765-4779, (2014).
15. Ota J.J., Nalluri C., "Graded sediment transport at limit deposition in clean pipe channel", 28<sup>th</sup> International Association for Hydro-Environment Engineering and Research, Graz, Austria, (1999).

