

## بهینه‌سازی و طراحی سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات و روش خوشه‌بندی فازی در پیش‌بینی آبشستگی بعد از سرریز جامی

حجت‌الله پالیزوان<sup>۱</sup>  
سعید شهبانلو<sup>۲\*</sup>  
محمدعلی ایزدبخش<sup>۳</sup>

### چکیده

چنانچه مصالح پائین‌دست سرریز اوجی دارای باکت جامی شکل فرسایش پذیر باشند با گذشت زمان احتمال واژگونی سازه سرریز اوجی وجود دارد. بنابراین پیش‌بینی عمق آبشستگی در بعد از سرریز جامی از اهمیت بسزایی برخوردار است. در این مطالعه، عمق آبشستگی در پائین‌دست سرریزهای جامی شکل توسط یک مدل ترکیبی فرا ابتکاری جدید مدل‌سازی می‌شود. این مدل با ترکیب سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی، الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات و روش خوشه‌بندی فازی توسعه داده می‌شود. لازم به ذکر است که در مطالعه حاضر از روش خوشه‌بندی فازی برای ایجاد سیستم استنتاج فازی استفاده می‌شود. همچنین، برای سنجش توانایی مدل‌های فرا ابتکاری از شبیه‌سازی‌های مونت‌کارلو استفاده می‌شود. همچنین از روش اعتبار سنجی چندلایه‌ای برای بررسی توانایی مدل‌های مذکور بهره گرفته می‌شود. این مدل مقادیر آبشستگی در پائین‌دست سرریز جامی شکل را با دقت مناسبی تخمین زد. به‌عنوان مثال، مقادیر شاخص آماری درصد میانگین مطلق خطا و خطای جذر میانگین مربعات برای این مدل به ترتیب مساوی ۷/۵۴۴ و ۰/۱۸۹ به دست آمد. همچنین مدل برتر با مدل ANFIS نیز مقایسه شد که تجزیه و تحلیل نتایج این دو مدل نشان‌دهنده دقت بیشتر مدل ترکیبی بود.

### واژه‌های کلیدی:

آبشستگی، بهینه‌سازی ازدحام ذرات، خوشه‌بندی فازی، تحلیل حساسیت، ANFIS.

۱. دانشجوی دکتری منابع آب، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران

۲. دانشیار منابع آب، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران، saeid.shabanlou@gmail.com

۳. استادیار سازه‌های آبی، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران



**مقدمه**

خود روابطی را برای محاسبه ابعاد حفره آبشستگی ارائه کردند.

کوکپینار و کوچوکعلی<sup>۴</sup>، ۲۰۱۶ در یک تحقیق آزمایشگاهی مقدار آبشستگی در پائین دست باکت جامی شکل را اندازه‌گیری نمودند و بیان کردند که آبشستگی تابعی از عدد فرود، عدد رینولدز جت، زاویه لبه سرریز و ابعاد رسوبات است.

در سال‌های اخیر مدل‌های مختلف هوش مصنوعی برای پیش‌بینی و الگو شناسی پدیده‌های گوناگون مورد استفاده قرار گرفته است. همچنین روش‌های محاسبات نرم به شکل گسترده‌ای جهت مدل‌سازی و تخمین آبشستگی در پائین-دست سرریزهای اوجی و سایر سازه‌های هیدرولیکی به کار گرفته شده است. به‌عنوان مثال عضمت<sup>۱</sup>؛ و همکاران، ۲۰۰۵ (با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی ابعاد حفره آبشستگی شامل عمق، عرض و فاصله حفره آبشستگی تا لبه سرریز جامی شکل را تخمین زدند. آن‌ها مقادیر آبشستگی را نیز توسط مدل‌های رگرسیونی نیز مقایسه نمودند و نشان دادند مدل شبکه عصبی دارای دقت بیشتری است. همچنین عضمت<sup>۱</sup>؛ و همکاران، ۲۰۰۸ به‌وسیله برنامه‌نویسی ژنتیک ابعاد حفره آبشستگی بعد از سرریزهای اوجی دارای باکت جامی شکل را تخمین زدند. آن‌ها نتایج مدل برنامه‌نویسی ژنتیک را با شبکه عصبی مصنوعی مقایسه نمودند و نشان دادند برنامه‌نویسی ژنتیک دارای دقت بیشتری است. گوئل<sup>۵</sup>، ۲۰۰۸) توسط ماشین بردار پشتیبان مقدار آبشستگی بعد از سرریز جامی شکل را پیش‌بینی نمود. وی نتایج مدل خود را با مدل رگرسیون خطی نیز مورد مقایسه قرارداد و نشان داد که مدل ماشین بردار پشتیبان مقادیر آبشستگی را با دقت بهتری تخمین می‌زند. ایوبلو و همکاران<sup>۶</sup>، ۲۰۱۱ الگوی آبشستگی در پائین‌دست سرریزهای اوجی با باکت جامی شکل را با استفاده از مدل‌های درختی و ماشین بردار پشتیبان پیش‌بینی نمودند. آن‌ها با تجزیه و تحلیل نتایج مطالعه خود نشان دادند که مدل درختی مقادیر آبشستگی را با دقت بیشتری پیش‌بینی می‌کند. نجف‌زاده و همکاران<sup>۷</sup>، ۲۰۱۴ توسط روش دسته‌بندی گروهی داده‌ها که یک مدل

به‌طور کلی برای تخلیه جریان‌های اضافی در پشت سدها از سرریزهای اوجی استفاده می‌شود. این نوع سرریز یکی از کاربردی‌ترین نوع سرریز محسوب می‌گردد. به دلیل هد جریان با رسیدن جریان در پای سرریز سرعت در محل مذکور بسیار زیاد بوده و انرژی جریان باید به نحوه مناسبی کاهش یابد. یکی از روش‌های اتلاف انرژی جریان در پای سرریز اوجی استفاده از باکت جامی شکل است که جریان با رسیدن به آن به هوا پرتاب شده و مخلوطی از آب‌وهوا در بعد از سرریز فرود می‌آید. در صورتی که مصالح پائین‌دست سرریز اوجی رسوبی باشند احتمال وقوع پدیده آبشستگی در محل یاد شده وجود دارد که باگذشت زمان پایداری سازه‌ای سرریز جامی شکل با خطر مواجه خواهد شد. به دلیل اهمیت موضوع مورد نظر مطالعات آزمایشگاهی، نظری و عددی فراوانی بر روی هیدرولیک سرریزهای اوجی دارای باکت جامی شکل و الگوی آبشستگی در پائین‌دست این نوع از سازه‌ها انجام شده است. به‌عنوان مثال، بورمان و جولین<sup>۱</sup>، ۱۹۹۱، در قالب یک مطالعه آزمایشگاهی و تحلیلی طول و عمق آبشستگی در پائین‌دست دریچه‌های کنترل را اندازه‌گیری نمودند. آن‌ها با تجزیه و تحلیل نتایج آزمایشگاهی یک معادله برای محاسبه ابعاد حفره آبشستگی ارائه نمودند که نشان داده شد معادله مذکور مقادیر آبشستگی را با دقت مناسبی پیش‌بینی می‌کند. درگاهی<sup>۲</sup>، ۲۰۰۳ در قالب یک مطالعه آزمایشگاهی، الگوی آبشستگی در پائین‌دست سرریزهای اوجی به دلیل پرش هیدرولیکی را مورد بررسی قرار داد. وی برای شرایط هیدرولیکی مختلف نیم‌رخ تغییرات آبشستگی را اندازه‌گیری کرد. همچنین ایشان نشان دادند که جریان ثانویه باعث توسعه حفرات آبشستگی در ناحیه مذکور می‌شود. عضمت<sup>۱</sup>؛ و همکاران<sup>۳</sup>، ۲۰۰۴ با انجام یک مطالعه آزمایشگاهی نشان دادند که عمق، عرض و فاصله حفره آبشستگی تا لبه سرریز جامی شکل تابعی از دبی بر واحد عرض سرریز اوجی، هد کل، شعاع انحناء سرریز جامی، قطر متوسط رسوبات و زاویه انحناء سرریز جامی شکل است. آن‌ها با تحلیل نتایج مطالعه

4 Kökpınar &amp; Kucukali

5 Goel

6 Ayoubloo et al.

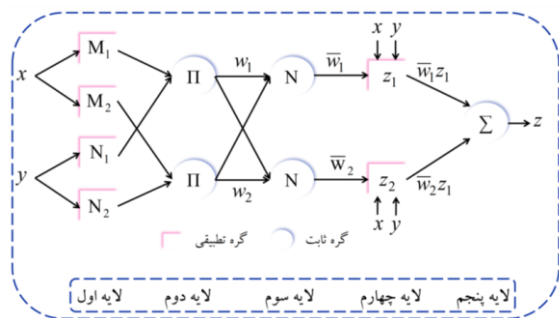
7 Najafzadeh et al.

1 Bormann &amp; Julien

2 Dargahi

3 Azmathullah et al.

۱۹۶۵ ارائه شده است. سیستم استنتاج فازی، ابزاری جهت مدل کردن یک سیستم فازی است. سیستم فازی یک سیستم مبتنی بر قواعد منطقی "شرط-نتیجه" است که با استفاده از مفهوم متغیرهای زبانی و روند تصمیم‌گیری فازی، فضای متغیرهای ورودی را بر فضای متغیرهای خروجی تصویر می‌کند. در منطق فازی، روند سامانمند برای طراحی یک کنترل‌کننده فازی وجود ندارد؛ از این رو یانگ<sup>۲</sup>، ۱۹۹۳ مدل ANFIS را با استفاده از ترکیب سیستم‌های فازی که مبتنی بر قواعد منطقی بوده و روش شبکه‌های عصبی که توان استخراج دانش از اطلاعات عددی را دارند، ارائه نمود. سیستم تطبیقی ANFIS یک شبکه پیش‌خور چندلایه است که از الگوریتم‌های یادگیری شبکه عصبی و منطق فازی به منظور نگاشت یک فضای ورودی به یک فضای خروجی، استفاده می‌کند. به منظور ساده‌سازی، فرض می‌شود که سیستم استنتاج موردنظر دو ورودی  $X$  و  $Y$  و یک خروجی  $Z$  دارد. معماری شبکه ANFIS در شکل (۱) ارائه شده است.



شکل (۱): معماری یک شبکه ANFIS با دو ورودی و یک خروجی

ساختار ANFIS دارای پنج لایه است که لایه اول، گره‌های ورودی بوده و مقادیر عضویتی که به هر یک از مجموعه‌های فازی مناسب، تعلق دارند را با استفاده از تابع عضویت برآورد می‌نمایند. در لایه دوم، عملگر AND به کار برده می‌شود تا خروجی که نمایانگر بخش مقدم آن قانون است، به دست آید. خروجی‌های این لایه، حاصل ضرب درجات مربوط به لایه اول. هدف اصلی در لایه سوم، تعیین نسبت وزن  $i$ -امین قانون به مجموع همه وزن‌های قوانین است. در نتیجه پارامتر  $w_i$  به عنوان وزن نرمال شده به دست می‌آید. در لایه چهارم، تابع گره چهارمین لایه توزیع  $i$ -امین قانون به کل خروجی محاسبه

شبکه عصبی مصنوعی است مقادیر آبخستگی بعد از پرش اسکی ناشی از سرریز جامی شکل را پیش‌بینی نمودند. آن‌ها با تحلیل حساسیت مؤثرترین پارامترها را زاویه انحناء سرریز جامی و هد کل معرفی نمودند. همچنین حقیایی، ۲۰۱۷ به کمک مدل‌های رگرسیون خطی و شبکه عصبی مصنوعی آبخستگی بعد از سرریزهای جامی شکل را شبیه‌سازی نمود. وی نشان داد که مدل رگرسیون مقادیر آبخستگی را با دقت بیشتری پیش‌بینی می‌کند.

به‌طور کلی، سرریزهای اوجی جزء سرریزهای پرکاربرد در ساخت سدها محسوب می‌شوند. علاوه بر این در بسیاری از وارد باکت جامی شکل برای استهلاک انرژی جریان در پائین دست سرریز اوجی نصب می‌شود. چنانچه مصالح پائین دست سرریز اوجی و باکت جامی شکل از نوع مصالح قابل شستشو باشند احتمال وقوع پدیده آبخستگی در پائین دست سرریز و به تبع آن واژگونی این سازه وجود دارد؛ بنابراین، تخمین و شبیه‌سازی عمق آبخستگی و شناسایی الگوی آبخستگی در این ناحیه از اهمیت بسزایی برخوردار است.

علاوه بر این، مرور مطالعات گذشتگان نشان می‌دهد که تا کنون آبخستگی در پائین دست سرریزهای جامی شکل توسط مدل‌های هیبریدی انجام نشده است. در مطالعه حاضر برای اولین بار با ترکیب سیستم استنباط فازی عصبی تطبیقی (ANFIS)، الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) و روش خوشه‌بندی فازی (FCM) یک مدل ترکیبی (FCM-ANFIS-PSO) برای شبیه‌سازی عمق آبخستگی بعد از سرریزهای جامی شکل توسعه داده می‌شود. به همین منظور در ابتدا با استفاده از پارامترهای ورودی شش مدل FCM-ANFIS-PSO معرفی می‌شود. سپس با انجام تحلیل حساسیت پارامتر موثر شناسایی می‌گردد. همچنین مدل برتر برای تخمین عمق آبخستگی بعد از سازه‌های هیدرولیکی مذکور معرفی می‌شود.

## مواد و روش‌ها

### سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی<sup>۱</sup> (ANFIS)

منطق فازی و سیستم استنتاج فازی که نقش مهمی در روش‌های مدل‌سازی دارند، برای اولین توسط زاده<sup>۳</sup> در سال

<sup>2</sup> Zadeh

<sup>3</sup> Jang

1 Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS)

باشد یا نباشد زیرا در بسیاری از روش‌های کلاسیک بهینه‌سازی مانند گرادیان کاهش جزو شروط لازم برای حل مسئله است. از دیگر مزایای این الگوریتم این است که هیچ فرضی در حل مسئله صورت نمی‌گیرد و الگوریتم می‌تواند ناحیه بسیار وسیع از جواب‌های احتمالی را جستجو کند. این الگوریتم هر جواب احتمالی را به صورت نقطه‌ای در ناحیه  $n$  بعدی مسئله فرض می‌کند که موقعیت این نقاط با بردار  $X_i=(x_1, x_2, \dots, x_n)$  و سرعت حرکت هر ذره در این ناحیه با بردار  $V_i=(v_1, v_2, \dots, v_n)$  نشان داده می‌شود. هر ذره که بخشی از یک جمعیت اولیه است در ناحیه حل مسئله حرکت می‌کند و جهت حرکت آن و مسافتی که طی می‌کند براساس ضریبی از بهترین تجربه انفرادی و بهترین جواب معینی انتخاب می‌شود. روابط ارائه‌شده در این الگوریتم شامل موقعیت و سرعت به صورت زیر می‌باشند:

$$v_{id}^{j+1} = w^j \times v_{id}^j + c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k) \quad (2)$$

$$x_{id}^{j+1} = x_{id}^j + v_{id}^{j+1} \quad (3)$$

$$w^j = \frac{(w_{ini} - w_{end})(T_{max} - j)}{T_{max}} + w_{end} \quad (4)$$

که در آن،  $r_1$  و  $r_2$  پارامترهای تصادفی هستند،  $c_1$  و  $c_2$  ضرایب آموزشی،  $w^j$  تابع وزن در  $j$ -امین تکرار،  $w_{ini}$  و  $w_{end}$  توابع وزن اولیه و پایانی (به ترتیب) هستند،  $T_{max}$  حداکثر تعداد جمعیت،  $v_{id}^j$  و  $x_{id}^k$  سرعت و موقعیت (به ترتیب)  $d$ -امین جز مربوط به ذره  $i$ -ام در تکرار  $j$ -ام است،  $p_{id}$  بهترین موقعیت ذره  $i$ -ام و  $p_{gd}$  جز  $d$ -ام بهترین موقعیت جمعیت است.

### روش ترکیبی FCM-ANFIS-PSO

در این مقاله جهت تعیین توابع عضویت ANFIS از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات استفاده می‌شود. مزیت این روش کاهش هزینه‌های محاسباتی برای یک توپولوژی داده شده است. در این قسمت الگوریتم ارائه‌شده در این مقاله جهت ارائه روش ترکیبی پیشنهادی که به صورت شکل (۲) است، به صورت مرحله‌به‌مرحله توضیح داده می‌شود: در ابتدا داده‌های مربوط به حفره آبشستگی در پائین دست سرریز اوجی جامی شکل به صورت یک ماتریس، فراخوانی می‌شود. پس از آن، داده‌ها با استفاده از روش اعتبارسنجی چندلایه به دسته‌های آموزش و صحت سنجی، تقسیم می‌شوند. در ادامه،

می‌گردد. لایه پنجم مربوط به گروه‌های خروجی است. این تک‌گره، خروجی کلی را با جمع کردن همه سیگنال‌های ورودی محاسبه می‌نماید؛ بنابراین، در این لایه، فرایند غیرفازی‌سازی، نتایج هر قانون فازی را به خروجی غیرفازی، تغییر شکل می‌دهد. خروجی نهایی سیستم، میانگین وزن‌دار شده خروجی همه قواعد خواهد بود که به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$Output = \frac{\sum_{i=1}^N w_i z_i}{\sum_{i=1}^N w_i} \quad (1)$$

در رابطه فوق،  $N$  تعداد قوانین موجود در سیستم استنتاج فازی (FIS) است. پس هدف اصلی آموزش شبکه‌های تطبیقی، تخمین توابع نامشخص حاصل از اطلاعات آموزش است بطوری‌که توانایی برآورد مقدار دقیق این پارامترها را داشته باشد. الگوریتم آموزش ارائه‌شده در روش ANFIS کلاسیک، الگوریتم پیوندی (ترکیبی از روش شیب گرادیان و روش حداقل مربعات) است. جهت تنظیم پارامترهای غیرخطی بخش مقدماتی و پارامترهای خطی بخش تالی از روش شیب گرادیان و روش حداقل مربعات (به ترتیب) استفاده می‌شود. علاوه بر این، استفاده از الگوریتم‌های تکاملی جهت آموزش شبکه ANFIS می‌تواند به عنوان یک روش بهینه‌ساز قوی، مورد استفاده قرار گیرد. در این مطالعه، از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) جهت بهینه‌سازی ضرایب تابع عضویت ANFIS استفاده می‌شود. قابل ذکر است که تابع عضویت مورد استفاده در این مطالعه به شکل گوسی است و روش ایجاد سیستم استنتاج فازی نیز به خوشه‌بندی فازی<sup>۲</sup> (FCM) است.

### الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

این الگوریتم برای اولین بار توسط کندی<sup>۳</sup> و ابرهارت<sup>۴</sup>، ۱۹۹۵ بر اساس زندگی اجتماعی پرندگان و ماهی‌ها، ارائه شده است. یکی از ویژگی‌های الگوریتم ازدحام ذرات این است که از گرادیان مسئله استفاده نمی‌کند. این امر بدین معنی است که در الگوریتم ازدحام ذرات نیازی نیست که مسئله مشتق‌پذیر

1 Fuzzy Inference Systems (FIS)

2 Fuzzy c-means clustering

3 Kennedy

4 Eberhart

شدن تعداد تکرارها ادامه می‌یابد. حال خروجی‌های انفیس که پارامترهای آن با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات به‌دست آمده است، استخراج می‌شود و در نهایت خروجی‌های مربوط به پیش‌بینی حفره آبستگي در پائین- دست سرریز اوجی جامی شکل با استفاده از روش ترکیبی پیشنهادی در این مطالعه، تعیین می‌شود.

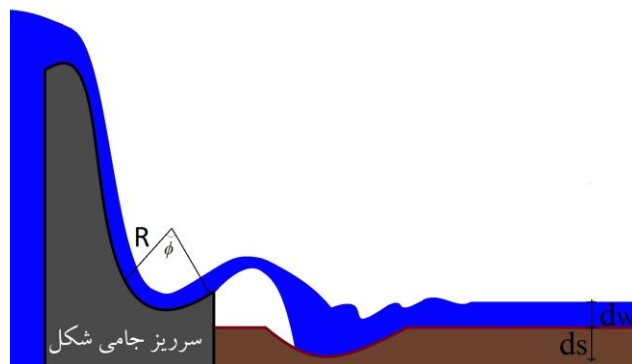
### مدل آزمایشگاهی

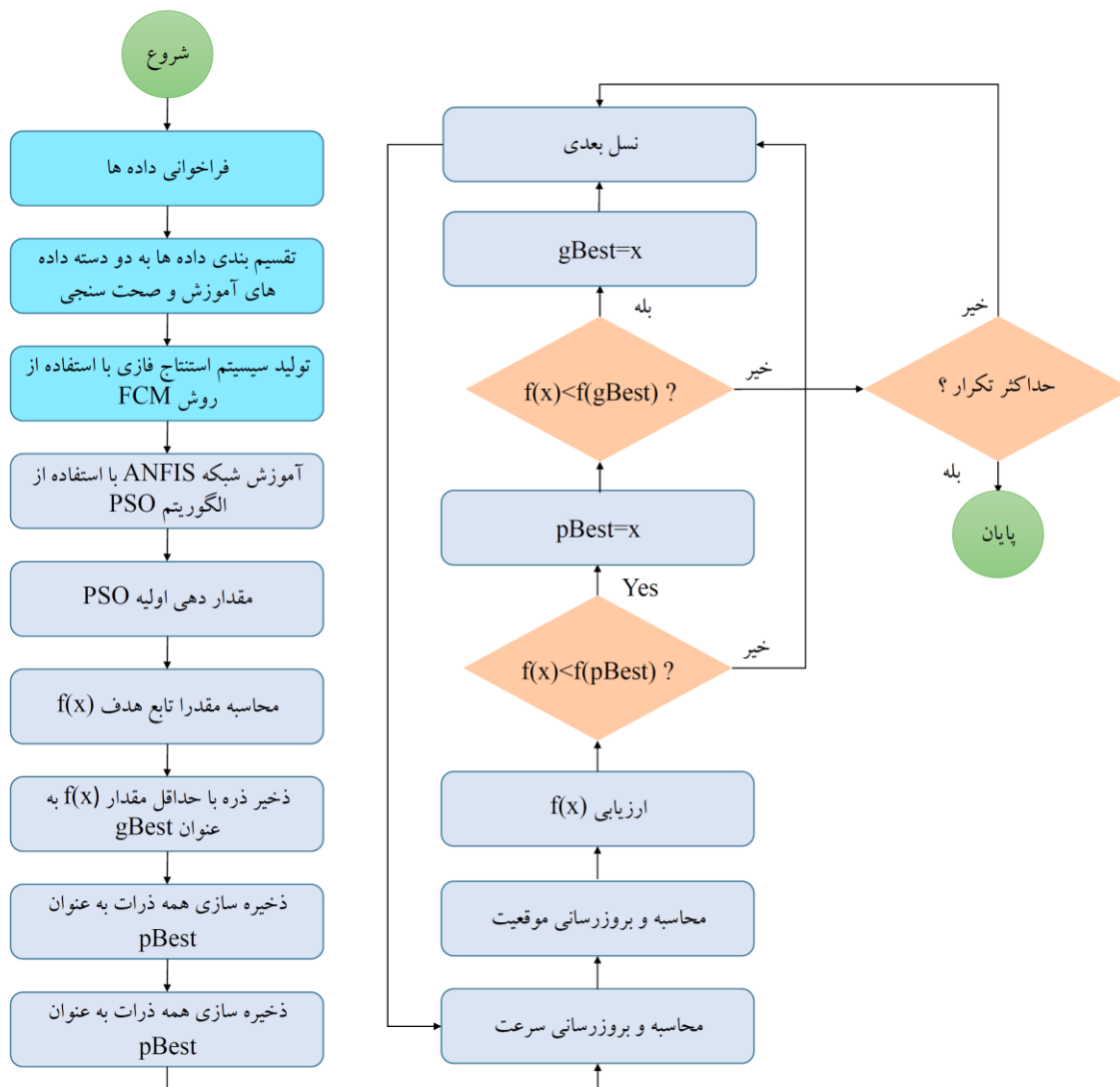
عضمت ا؛ و همکاران، ۲۰۰۵ در قالب یک تحقیق آزمایشگاهی مقدار حفره آبستگي در پائین دست سرریز اوجی جامی شکل را اندازه‌گیری نمودند که طرح کلی مدل آزمایشگاهی آن‌ها در شکل ۳ قابل مشاهده است. در این مطالعه، برای اعتبار سنجی نتایج مدل‌های عددی از اندازه-گیری‌های آزمایشگاهی مذکور استفاده می‌شود. آن‌ها مقادیر عمق آبستگي ( $d_s$ )، هد کل ( $H$ )، عمق پایاب ( $d_w$ )، زاویه لبه باکت ( $\phi$ )، شعاع انحناء باکت ( $R$ )، اندازه متوسط رسوبات ( $d_{50}$ ) و دبی بر واحد عرض سرریز اوجی ( $q$ ) را اندازه‌گیری کردند. محدوده مقادیر آزمایشگاهی اندازه‌گیری شده توسط عضمت ا؛ و همکاران، ۲۰۰۵ در قالب جدول (۱) مرتب گردیده است.

با استفاده از روش خوشه‌بندی فازی (FCM) قوانین فازی اولیه ایجاد می‌شوند و پس‌از آن، آموزش ANFIS شروع می‌شود. روند آموزش به سیستم این امکان را می‌دهد که پارامترهای تعریف‌شده به‌عنوان ورودی و یا خروجی مدل را تنظیم کند. با توجه به اینکه جهت آموزش ANFIS از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات استفاده می‌شود، ابتدا این الگوریتم مقداردهی اولیه می‌شود. در ادامه یک بردار با تعداد  $N$  بعدی که  $N$  تعداد توابع عضویت است، تعریف می‌شود. این بردار شامل پارامترهای تابع عضویت است که با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات مقدار آن‌ها بهینه می‌شود. استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات جهت بهینه‌سازی پارامترهای تابع عضویت به‌صورت زیر است: (۱) در این مرحله برای تمامی ذرات یک موقعیت و سرعت اولیه با اندازه مشابه تعیین می‌شود. (۲) تعیین مقدار  $pbest$  و  $gbest$ . اگر مقدار به‌دست‌آمده بهتر از مقدار موجود در ذره باشد،  $pbest$  به‌روزرسانی می‌شود و مقدار آن با مقدار جدید جایگزین می‌شود. همچنین اگر بهترین مقدار از مقادیر ذرات بهتر از مقدار کل  $gbest$  موجود باشد، موقعیت بهترین ذرات نیز به‌روزرسانی می‌شود. (۳) بررسی شایستگی هر ذره ( $pbest$ ) و ذخیره ذرات با بهترین مقدار شایستگی ( $gbest$ ). (۴) اصلاح سرعت‌ها بر اساس مقادیر  $gbest$  و  $pbest$  های به‌روزرسانی شده (۵) به‌روزرسانی ذرات. (۷) این روند تا تمام

جدول (۱): محدوده اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی توسط عضمت ا؛ و همکاران (۲۰۰۵)

متغیر	$q$ ( $m^2/s$ )	$d_{50}$ (m)	$R$ (m)	$\phi$ (Rad)	$d_s$ (m)	$d_w$ (m)	$H$ (m)
محدوده	۰/۰۰۸۹ - ۰/۲۰۴۲	۰/۰۰۲ - ۰/۰۰۸	۰/۱ - ۰/۶۱	۰/۱۷۴ - ۰/۷۸	۰/۰۵۱۲ - ۰/۵۵	۰/۰۲۸۶ - ۰/۲۶۵۰	۰/۲۷۹۱ - ۱/۷۹۶۲





شکل (۲): فلوجارت روش ترکیبی ارائه شده در این مطالعه

شکل (۳): طرح کلی مدل آزمایشگاهی عضویت؛ و همکاران (۲۰۰۵)

$$d_s/d_w = f(q/\sqrt{qd_w^3}, H/d_w, R/d_w, d_{50}/d_w, \phi) \quad (۴)$$

در این مطالعه تأثیر پارامترهای بدون بعد رابطه (۴) به عنوان پارامترهای ورودی مدل‌های عددی مورد استفاده قرار می‌گیرند. برای انجام تحلیل حساسیت<sup>۱</sup> با استفاده از پارامترهای ورودی، شش مدل عددی مختلف تعریف می‌شود که در شکل

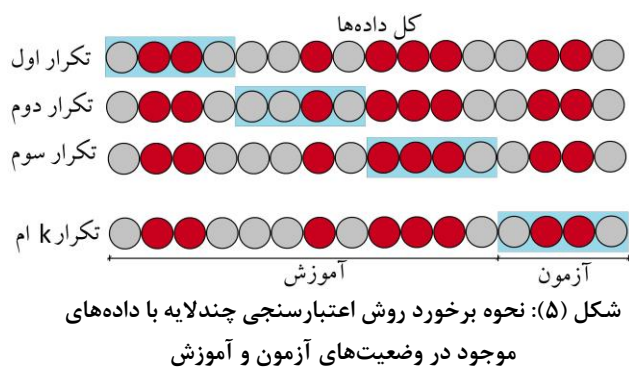
### شناسایی پارامترهای ورودی

عضویت؛ و همکاران، ۲۰۰۵ نشان دادند که پارامترهای  $q$ ،  $H$ ،  $R$ ،  $\phi$ ،  $d_w$ ،  $d_{50}$ ، شتاب گرانش ( $g$ )، چگالی آب ( $\rho_w$ ) و چگالی رسوب ( $\rho_s$ ) به‌طور مستقیم بر روی ابعاد حفره آبشستگی تأثیرگذار هستند:

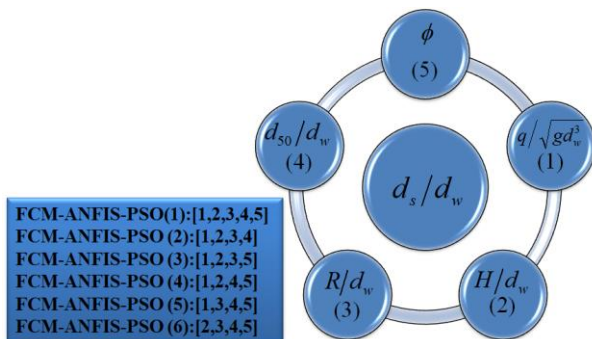
$$d_s = f(q, H, R, \phi, d_w, d_{50}, g, \rho_w, \rho_s) \quad (۵)$$

آن‌ها به کمک نظریه  $\pi$  باکینگهام پنج گروه بدون بعد تعریف نمودند که معادله (۵) به‌صورت زیر بازنویسی می‌شود:

سنجی چندلایه‌ای<sup>۲</sup> برای صحت‌سنجی نتایج مدل‌های عددی استفاده می‌شود. دلیل استفاده از روش اعتبار سنجی چندلایه این است که کلیه مقادیر آزمایشگاهی برای آموزش و آزمون مدل عددی استفاده شوند و انعطاف‌پذیری مدل هوش مصنوعی افزایش داده شود. در روش اعتبارسنجی چندلایه‌ای، نمونه اصلی است به‌طور تصادفی به  $k$  نمونه‌های فرعی به‌اندازه مساوی تقسیم شود. در بین نمونه‌های فرعی  $k$ ، یک نمونه فرعی به‌عنوان داده‌های اعتبارسنجی و باقی‌مانده آن‌ها به‌عنوان داده‌های آزمون این مدل استفاده می‌شوند. سپس روند اعتبارسنجی چندلایه  $k$  بار تکرار می‌شود (برابر تعداد لایه‌ها)، هر کدام از نمونه‌های فرعی  $k$  دقیقاً یک‌بار به‌عنوان داده‌های اعتبار سنجی مورد استفاده قرار می‌گیرند. نتایج به‌دست‌آمده از  $k$  لایه‌ی مذکور متوسط‌گیری شده و به‌عنوان یک تخمین ارائه می‌شود. مزیت این روش، تکرار تصادفی نمونه‌های فرعی در روند آزمون و آموزش برای کلیه مشاهدات است و هر مشاهده دقیقاً یک‌بار برای اعتبارسنجی مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این مطالعه مقدار  $k$  برابر با ۵ فرض شده است. به‌عبارت‌دیگر، مقادیر آزمایشگاهی به ۵ زیرگروه تقسیم شدند و در هر تکرار یک زیرگروه برای آزمون و چهار زیرگروه دیگر برای آموزش مدل عددی استفاده شدند. این فرایند پنج بار تکرار شد و هر زیرگروه دقیقاً یک‌بار برای آموزش و یک‌بار برای آزمون مورد استفاده قرار گرفتند. همچنین طرح روش اعتبار سنجی چندلایه و نحوه برخورد با داده‌های آزمون و آموزش در شکل (۵) نشان داده است (عظیمی و همکاران، ۲۰۱۹).



۴ نحوه ترکیب پارامترهای ورودی برای توسعه مدل‌های مذکور به‌تصویر کشیده شده است.



شکل (۴): نحوه ترکیب پارامترهای ورودی برای تعریف مدل‌های مختلف FCM-ANFIS-PSO

در مطالعه حاضر به‌منظور بررسی توانایی مدل‌های ترکیبی از شبیه‌سازی‌های مونت کارلو<sup>۱</sup> استفاده می‌شود. شبیه‌سازی‌های مونت کارلو یک جنبه کاربردی از شبیه‌سازی‌های تصادفی است. این روش‌ها با اجرای تکرارهای فراوان الگوریتم‌ها و محاسبات رایانه‌ای همراه هستند. در غیر این صورت باید مطالعات آزمایشگاهی و یا تئوری فراوانی اجرا شوند که مستلزم هزینه و زمان بسیاری است. شبیه‌سازی‌های مونت کارلو یک طبقه‌بندی گسترده از الگوریتم‌های محاسباتی است که از نمونه‌گیری تصادفی برای ارزیابی نتایج عددی استفاده می‌کند. ایده اصلی این روش بر است که با استفاده از تصمیم‌گیری تصادفی مسائلی که ممکن است در اصل قطعی باشند را حل می‌کند. روش‌های مونت-کارلو معمولاً برای شبیه‌سازی سیستم‌های فیزیکی و ریاضیاتی که اغلب حل آن‌ها با استفاده از روش‌های دیگر مقدور نیست استفاده می‌گردد. شبیه‌سازی مونت کارلو به‌طور کلی به‌وسیله توزیع احتمالی برای حل مسائل مختلف از قبیل بهینه‌سازی و انتگرال‌گیری عددی استفاده می‌شود. در مطالعه حاضر کد برنامه‌نویسی شبیه‌سازی مونت کارلو با مدل هیبریدی ترکیب شد و تعداد تکرارها با توجه به نیاز تنظیم شد. در واقع مونت کارلو زمان محاسباتی را برای اجرای تعداد تکرار متناظر در شرایطی که از این روش استفاده نشود را به شکل قابل توجهی کاهش می‌دهد. علاوه بر این از روش اعتبار

## نتایج و بحث و بررسی

خطا  $(MAPE)$ ، خطای جذر میانگین مربعات  $(RMSE)$  و شاخص پراکندگی  $(SI)$  به صورت زیر استفاده می‌شود:

در مطالعه حاضر به منظور ارزیابی دقت مدل‌های عددی از شاخص‌های آماری ضریب تبیین  $(R^2)$ ، درصد میانگین مطلق

$$R^2 = \frac{\left( n \sum_{i=1}^n R_{(Predicted)_i} R_{(Observed)_i} - \sum_{i=1}^n R_{(Predicted)_i} \sum_{i=1}^n R_{(Observed)_i} \right)^2}{\left( n \sum_{i=1}^n (R_{(Predicted)_i})^2 - \sum_{i=1}^n (R_{(Predicted)_i}) \right) \left( n \sum_{i=1}^n (R_{(Observed)_i})^2 - \sum_{i=1}^n (R_{(Observed)_i}) \right)} \quad (7)$$

$$MAPE = 100 \times \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{|R_{(Predicted)_i} - R_{(Observed)_i}|}{R_{(Predicted)_i}} \right) \quad (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (R_{(Predicted)_i} - R_{(Observed)_i})^2} \quad (9)$$

$$SI = \frac{RMSE}{(\bar{R})_{(Observed)}} \quad (10)$$

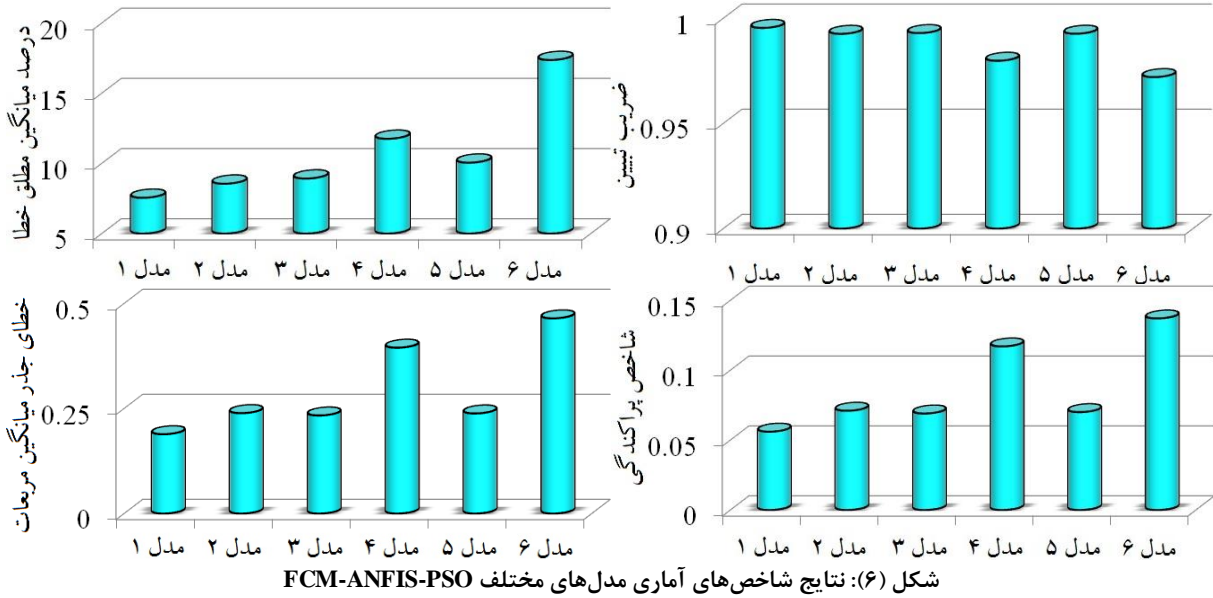
شناسایی مؤثرترین پارامتر برای شبیه‌سازی عمق آبشستگی در پائین دست سرریزهای جامی شکل، پنج مدل ترکیبی با چهار پارامتر ورودی تعریف می‌شود. به عنوان مثال مدل FCM-ANFIS-PSO (2) تا

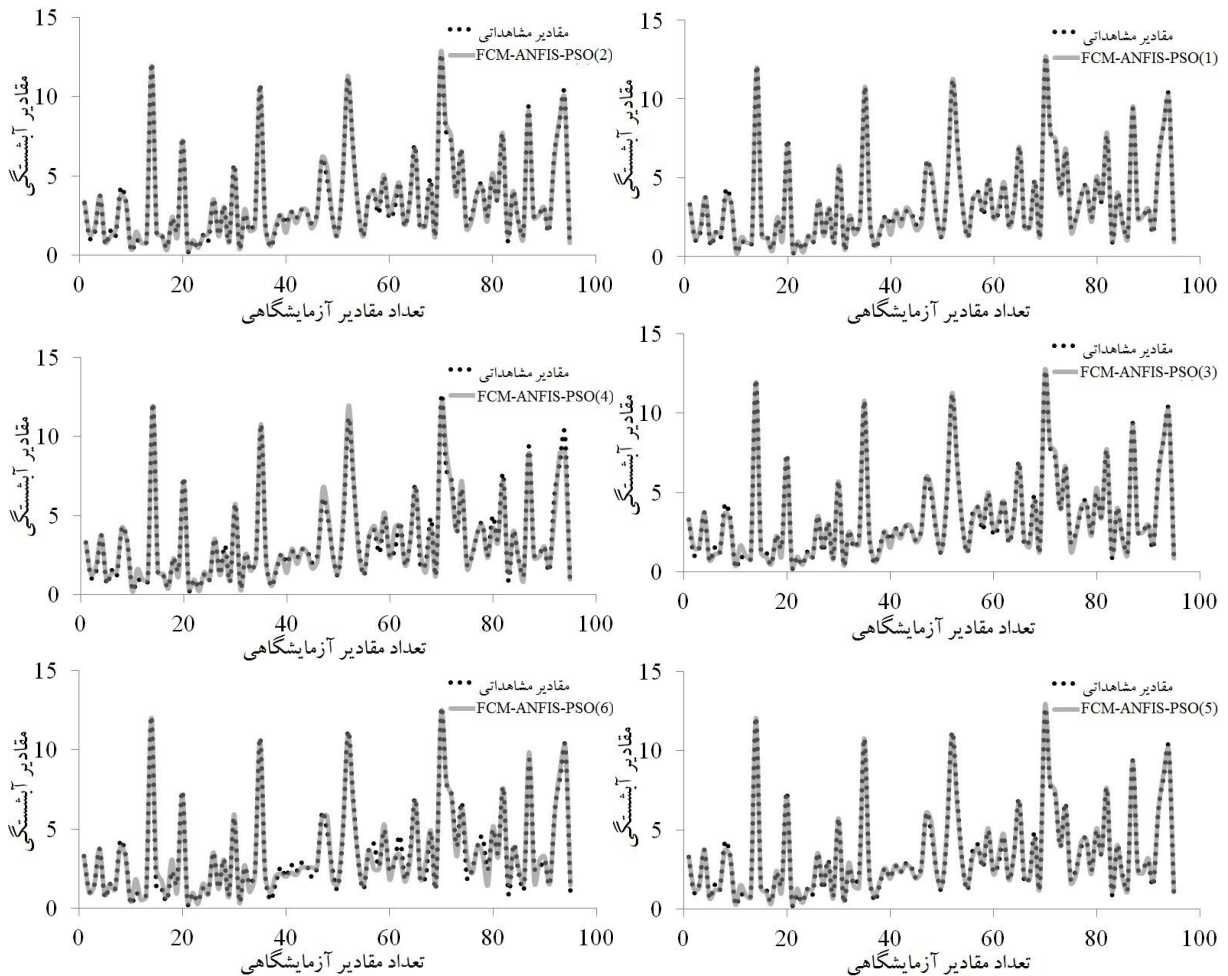
در معادلات مذکور مقادیر  $(R)_{(Observed)_i}$ ،  $(R)_{(Predicted)_i}$ ،  $n$  به ترتیب برابر مقادیر آزمایشگاهی، نتایج پیش‌بینی شده توسط مدل‌های عددی، میانگین مقادیر آزمایشگاهی و تعداد اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی هستند. در این مطالعه به منظور شناسایی مؤثرترین پارامتر ورودی، شش مدل مختلف ترکیبی معرفی می‌شود. مدل شماره یک تابعی از کلیه پارامترهای  $(q/\sqrt{qd_w^3}, H/d_w, R/d_w, d_{50}/d_w, \phi)$  است. همچنین با حذف هر یک از پارامترهای ورودی، پنج مدل FCM-ANFIS-PSO با چهار پارامتر ورودی توسعه داده می‌شود. در ادامه به بررسی دقت مدل‌های مختلف شش‌گانه پرداخته می‌شود. در شکل (۶) نتایج شاخص‌های آماری مدل‌های FCM-ANFIS-PSO مختلف به تصویر کشیده شده است. همچنین مقایسه مقادیر آبشستگی مشاهداتی و شبیه‌سازی شده در شکل (۷) نشان داده شده است. به عنوان مثال مقدار ضریب تبیین برای (1) FCM-ANFIS-PSO مساوی با ۰/۹۹۵ محاسبه شده است. علاوه بر این، مقادیر شاخص آماری درصد میانگین مطلق خطا و خطای جذر میانگین مربعات برای این مدل به ترتیب مساوی ۷/۵۴۴ و ۰/۱۸۹ به دست آمده است. در میان کلیه مدل‌های ترکیبی، مدل شماره یک دارای بیشترین دقت و بالاترین همبستگی با مقادیر آزمایشگاهی است. همان‌طور که بیان شد برای

عمق آبشستگی توسط این مدل تأثیر پارامتر زاویه لبه باکت  $(\phi)$  حذف شده است. برای مدل مذکور نتایج شاخص‌های آماری  $R^2$ ،  $MAPE$  و  $RMSE$  به ترتیب مساوی ۰/۹۹۳، ۸/۵۴۵ و ۰/۲۳۹ به دست آمده است. همچنین برای مذکور مقدار شاخص پراکندگی برابر ۰/۰۷۱ محاسبه شده است. همچنین برای تخمین آبشستگی توسط مدل FCM-ANFIS-PSO (3) تأثیر پارامتر  $d_{50}/d_w$  نادیده گرفته شده است. به بیان دیگر مدل مذکور مقادیر تابع هدف را بر حسب پارامترهای بدون  $q/\sqrt{qd_w^3}, H/d_w, R/d_w, \phi$  شبیه‌سازی می‌نماید. برای این مدل مقادیر  $MAPE$  و  $RMSE$  به ترتیب برابر ۸/۹۱۶ و ۰/۲۳۳ به دست آمده است. علاوه بر این مقادیر شاخص پراکندگی و ضریب تبیین برای مدل شماره (۳) به ترتیب ۰/۰۶۹ و ۰/۹۹۳ محاسبه گردیده است. در میان کلیه مدل‌های با چهار پارامتر ورودی مدل شماره (۳) دارای بیشترین دقت است. برای شبیه‌سازی مقادیر آبشستگی توسط مدل (4) FCM-ANFIS-PSO تأثیر پارامتر بدون بعد نسبت شعاع انحناء باکت جامی شکل به عمق پایاب

توجه به تحلیل حساسیت مشاهده می‌گردد با حذف تابعی از پارامترهای  $q/\sqrt{qd_w^3}, H/d_w, d_{50}/d_w, \varphi$  مدل مذکور مقادیر شاخص‌های آماری  $R^2$ ,  $MAPE$  و  $SI$  به ترتیب برابر  $0/980$ ,  $11/748$  و  $0/117$  به دست آمده است. همچنین برای این مدل مقدار خطای جذر میانگین مربعات برابر  $0/395$  تخمین زده شده است. برای مدل FCM-ANFIS-PSO (5) پراکندگی به ترتیب مساوی  $0/993$  و  $0/070$  است. این مدل تابعی از  $q/\sqrt{qd_w^3}, R/d_w, d_{50}/d_w, \varphi$  است و تأثیر پارامتر بدون بعد  $H/d_w$  حذف گردیده است. برای مدل مذکور شاخص‌های آماری درصد میانگین مطلق خطا و خطای جذر میانگین مربعات به ترتیب مساوی  $10/045$  و  $0/238$  محاسبه گردیده است. برای مدل شماره (۶) تأثیر پارامتر بدون بعد  $q/\sqrt{qd_w^3}$  حذف شده است. به عبارت دیگر مدل مذکور مقادیر آبخستگی بر حسب  $H/d_w, R/d_w, d_{50}/d_w, \varphi$  شبیه‌سازی می‌نماید. برای مدل FCM-ANFIS-PSO (6) مقادیر  $SI$  و  $MAPE$  به ترتیب مساوی با  $0/137$  و  $17/359$  تخمین زده می‌شود. همچنین نتایج شاخص‌های  $R^2$  و  $RMSE$  برای این مدل به ترتیب برابر  $0/972$  و  $0/464$  تخمین زده شده است؛ بنابراین بر اساس تجزیه و تحلیل نتایج مدل‌های شش‌گانه (FCM-ANFIS-PSO مدل شماره یک - FCM-ANFIS-PSO (1)) به عنوان مدل برتر معرفی می‌گردد. علاوه بر این با

توجه به تحلیل حساسیت مشاهده می‌گردد با حذف تابعی از پارامترهای  $q/\sqrt{qd_w^3}$  مدل مذکور مقادیر شاخص‌های آماری  $R^2$ ,  $MAPE$  و  $SI$  به ترتیب برابر  $0/980$ ,  $11/748$  و  $0/117$  به دست آمده است. همچنین برای این مدل مقدار خطای جذر میانگین مربعات برابر  $0/395$  تخمین زده شده است. برای مدل FCM-ANFIS-PSO (5) پراکندگی به ترتیب مساوی  $0/993$  و  $0/070$  است. این مدل تابعی از  $q/\sqrt{qd_w^3}, R/d_w, d_{50}/d_w, \varphi$  است و تأثیر پارامتر بدون بعد  $H/d_w$  حذف گردیده است. برای مدل مذکور شاخص‌های آماری درصد میانگین مطلق خطا و خطای جذر میانگین مربعات به ترتیب مساوی  $10/045$  و  $0/238$  محاسبه گردیده است. برای مدل شماره (۶) تأثیر پارامتر بدون بعد  $q/\sqrt{qd_w^3}$  حذف شده است. به عبارت دیگر مدل مذکور مقادیر آبخستگی بر حسب  $H/d_w, R/d_w, d_{50}/d_w, \varphi$  شبیه‌سازی می‌نماید. برای مدل FCM-ANFIS-PSO (6) مقادیر  $SI$  و  $MAPE$  به ترتیب مساوی با  $0/137$  و  $17/359$  تخمین زده می‌شود. همچنین نتایج شاخص‌های  $R^2$  و  $RMSE$  برای این مدل به ترتیب برابر  $0/972$  و  $0/464$  تخمین زده شده است؛ بنابراین بر اساس تجزیه و تحلیل نتایج مدل‌های شش‌گانه (FCM-ANFIS-PSO مدل شماره یک - FCM-ANFIS-PSO (1)) به عنوان مدل برتر معرفی می‌گردد. علاوه بر این با





شکل (۷): مقایسه مقادیر آبخستگی مشاهداتی (ds/dw) و شبیه‌سازی شده برای مدل‌های مختلف FCM-ANFIS-PSO

(۱) مساوی  $1/0.33$  به دست آمده است. برای مدل مذکور مقادیر  $DR_{max}$  و  $DR_{min}$  به ترتیب مساوی با  $1/3.09$  و  $0/6.01$  محاسبه گردیده است. همچنین مقدار  $DR_{ave}$  برای مدل‌های (۲) FCM-ANFIS- و FCM-ANFIS-PSO (۳) به ترتیب مساوی  $1/0.13$  و  $1/0.18$  تخمین زده شده است. لازم به ذکر است که نسبت اختلاف متوسط برای مدل (۴) FCM-ANFIS-PSO برابر  $0/5$  است. مقادیر  $DR_{max}$ ،  $DR_{min}$  و  $DR_{ave}$  برای مدل شماره (۵) نیز به ترتیب مساوی  $1/6.23$ ،  $0/6.39$  و  $1/0.22$  محاسبه گردیده است. بزرگترین مقدار  $DR_{ave}$  برای مدل FCM-ANFIS- PSO (۶) و مساوی با  $1/0.50$  به دست آمده است.

در ادامه به منظور بررسی بیشتر دقت مدل‌های شش‌گانه FCM-ANFIS-PSO ضریب اختلاف<sup>۱</sup> ( $DR$ ) مدل‌های مذکور مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. این پارامتر شامل نسبت آبخستگی شبیه‌سازی شده به آبخستگی‌های مشاهداتی است:

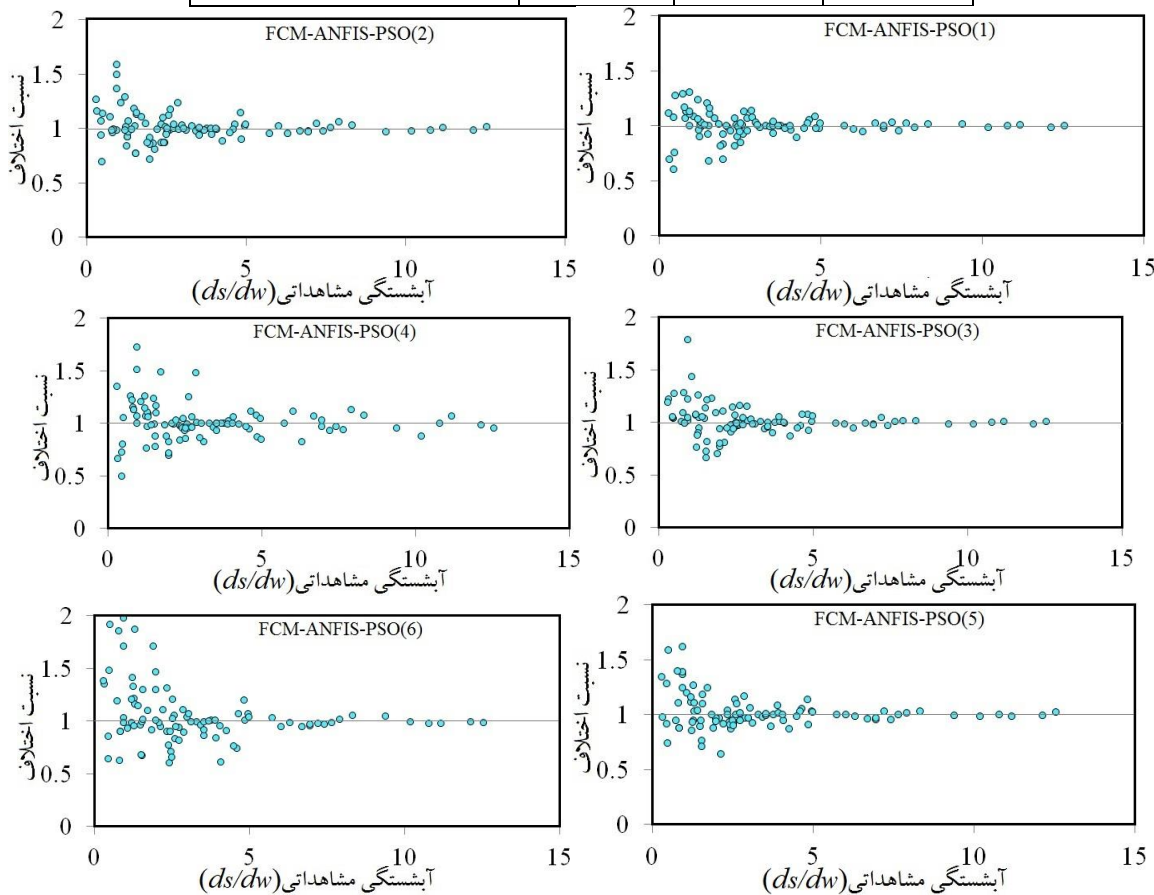
$$DR = R_{Predicted} / R_{Observed} \quad (11)$$

همچنین ضریب اختلاف حداکثر، حداقل و متوسط به ترتیب با  $DR_{max}$ ،  $DR_{min}$  و  $DR_{ave}$  نیز برای مدل‌های مختلف ترکیبی FCM-ANFIS-PSO محاسبه شده و در جدول (۲) مرتب شده است. علاوه بر این تغییرات نسبت اختلاف در مقابل آبخستگی مشاهداتی برای مدل‌های مختلف FCM-ANFIS-PSO در شکل (۸) به تصویر کشیده شده است. به‌عنوان مثال مقدار نسبت اختلاف متوسط برای مدل شماره

1 Discrepancy Ratio

جدول (۲): مقادیر  $DR_{max}$ ,  $DR_{min}$  و  $DR_{ave}$  نیز برای مدل‌های مختلف FCM-ANFIS-PSO

مدل	$DR_{max}$	$DR_{min}$	$DR_{ave}$
FCM-ANFIS-PSO (1)	۱/۳۰۹	۰/۶۰۱	۱/۰۰۳
FCM-ANFIS-PSO (2)	۱/۵۸۹	۰/۶۹۵	۱/۰۱۳
FCM-ANFIS-PSO (3)	۱/۷۸۴	۰/۶۶۸	۱/۰۱۸
FCM-ANFIS-PSO (4)	۱/۷۳۰	۰/۵۰۰	۱/۰۱۵
FCM-ANFIS-PSO (5)	۱/۶۲۳	۰/۶۳۹	۱/۰۲۲
FCM-ANFIS-PSO (6)	۱/۹۷۷	۰/۶۰۱	۱/۰۵۰



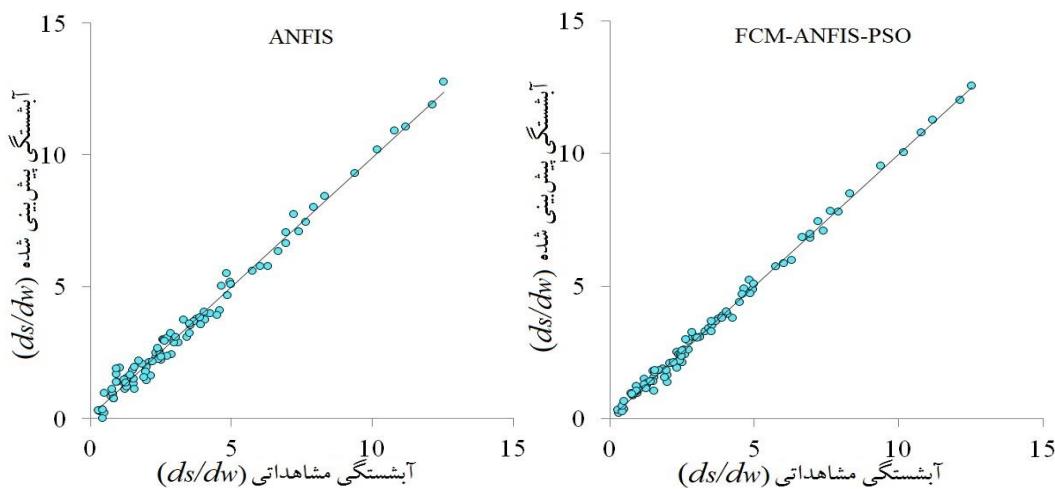
شکل (۸): تغییرات نسبت اختلاف در مقابل آبشستگی بدون بعد مشاهداتی برای مدل‌های مختلف FCM-ANFIS-PSO

آبشستگی را با دقت بیشتری شبیه‌سازی می‌کند. به‌عنوان مثال ضریب تبیین مدل ANFIS مساوی ۰/۹۸۷ به‌دست آمده است. همچنین مقادیر شاخص پراکندگی،  $MAPE$  و  $RMSE$  برای این مدل به ترتیب مساوی ۰/۰۹۴، ۱۴/۸۳۹ و ۰/۳۱۸ محاسبه گردیده است.

در ادامه، نتایج مدل برتر ترکیبی (FCM-ANFIS-PSO) با مدل ANFIS مورد مقایسه قرار می‌گیرد. در جدول (۳) نتایج شاخص‌های آماری مدل‌های ANFIS و FCM-ANFIS-PSO نشان داده شده است. همچنین نمودارهای پراکندگی این دو مدل در شکل (۹) قابل مشاهده است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود مدل ترکیبی مقادیر

جدول (۳): نتایج شاخص‌های آماری مدل‌های ANFIS و FCM-ANFIS-PSO

	$R^2$	MAPE	RMSE	SI
ANFIS	۰/۹۸۷	۱۴/۸۳۹	۰/۳۱۸	۰/۰۹۴
FCM-ANFIS-PSO	۰/۹۹۵	۷/۵۴۵	۰/۱۸۹	۰/۰۵۶



شکل (۹): نمودارهای پراکندگی مدل‌های ANFIS و FCM-ANFIS-PSO

جدول (۴): شاخص‌های آماری مدل برتر برای تخمین عمق

آبشستگی در مجاورت لوله‌های مستغرق

R	RMSE	SI	MAPE
۰/۹۴۰	۰/۳۸۵	۰/۱۹۴	۱۹/۲۰۶

### نتیجه‌گیری

در این مطالعه، با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات و روش خوشه‌بندی فازی، پیکربندی سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی بهینه‌سازی شد. در ابتدا کلیه پارامترهای مهم بر روی عمق حفره آبشستگی در پائین دست باکت جامی شکل تعیین شد سپس با استفاده از پارامترهای ورودی، شش مدل فرا ابتکاری توسعه داده شد. با انجام تحلیل حساسیت موثرترین پارامتر ورودی شناسایی گردید که شامل پارامتر بدون بعد دبی بر واحد عرض بود. همچنین با تجزیه و تحلیل کلیه مدل‌های عددی، مدل برتر معرفی شد. مدل برتر مقادیر آبشستگی را با دقت مناسبی تخمین زد. به‌عنوان مثال، مقادیر  $R^2$ ، MAPE و RMSE برای مدل برتر فرا ابتکاری به ترتیب مساوی با ۰/۹۹۵، ۷/۵۴۵ و ۰/۱۸۹ محاسبه شدند. لازم به ذکر است که مدل مذکور تابعی از کلیه پارامترهای ورودی بود. در انتها نتایج مدل برتر با مدل

### بررسی مدل برتر برای سایر مدل‌های آزمایشگاهی

در ادامه، دقت مدل برتر FCM-ANFIS-PSO برای یک مدل دیگر نیز مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. برای بررسی بیشتر، از مقادیر آزمایشگاهی اندازه‌گیری شده توسط آلیویتو و گُمونیلو<sup>۱</sup>، ۲۰۰۹ استفاده می‌شود. مدل آزمایشگاهی مذکور شامل یک فلوم مستطیلی به طول ۲۰ و عرض یک متر است که سرریز اوجی در داخل آن تعبیه شده است. بر اساس نتایج شبیه‌سازی‌ها، مقادیر R، RMSE و SI برای تخمین عمق آبشستگی در پائین دست سرریز اوجی مدل آلیویتو و گُمونیلو، ۲۰۰۹ توسط مدل برتر به ترتیب مساوی با ۰/۹۴۰، ۰/۳۸۵ و ۰/۱۹۴ تخمین زده شدند. علاوه بر این مقدار شاخص آماری MAPE برای این مدل برابر با ۱۹/۲۰۶ به دست آمده است. نتایج شاخص‌های آماری محاسبه شده مدل برتر برای تخمین عمق آبشستگی در پائین دست سرریز اوجی مدل آلیویتو و گُمونیلو، ۲۰۰۹ مرتب شده است؛ بنابراین همان‌گونه که ملاحظه می‌شود مدل هوش مصنوعی ترکیبی توانایی مناسبی در شبیه‌سازی پدیده آبشستگی در مجاورت سرریزهای اوجی در شرایط هیدرولیکی و هندسی مختلفی دارد.

<sup>1</sup>Oliveto and Comuniello

- 7- Dargahi B, (2003), Scour development downstream of a spillway, *Journal of hydraulic research*, 41(4), 417-426.
- 8- Eberhart R, Kennedy J, (1995), A new optimizer using particle swarm theory, In *Micro Machine and Human Science*, 1995. MHS'95., Proceedings of the Sixth International Symposium on, IEEE, pp. 39-43.
- 9- Goel A, (2008), Estimation of scour downstream of spillways using SVM modeling. In *Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science WCECS*, October (pp. 22-24).
- 10- Jang JS, (1993), ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 23(3), 665-685.
- 11- Kökpınar MA, Kucukali S, (2016), Effect of particle size on flip bucket scour, *Canadian Journal of Civil Engineering*, 43(8), 759-768.
- 12- Moncada-M AT, Aguirre-Pe J, (1999), Scour below pipeline in river crossings, *Journal of Hydraulic Engineering*, 125(9), 953-958.
- 13- Najafzadeh M, Barani GA, Hessami-Kermani MR, (2014), Group method of data handling to predict scour at downstream of a ski-jump bucket spillway, *Earth Science Informatics*, 7(4), 231-248.
14. Oliveto G, Comuniello V, (2009), Local scour downstream of positive-step stilling basins, *Journal of Hydraulic Engineering*, 135(10), 846-851.
- 15- Zadeh LA, (1965), Fuzzy Sets, *Information and Control*, 8(1), 338-353.
- ANFIS نیز مقایسه گردید که این بررسی حاکی از دقت بیشتر مدل ترکیبی بود

#### مراجع

- 1- Ayoubloo MK, Azamathulla HM, Ahmad Z, Ghani AA, Mahjoobi J, Rasekh A, (2011), Prediction of scour depth in downstream of ski-jump spillways using soft computing techniques, *International Journal of Computers and Applications*, 33(1), 92-97.
- 2- Azmathullah HM, Deo MC, Bhajantri MR, Deolalikar PB, (2004), Scour at the base of flip-bucket spillways. *ISH Journal of Hydraulic Engineering*, 10(2), 121-129.
- 3- Azmathullah HM, Deo MC, Deolalikar PB (2005), Neural networks for estimation of scour downstream of a ski-jump bucket. *Journal of Hydraulic Engineering*, 131(10), 898-908.
- 4- Azamathulla HM, Ghani AA, Zakaria NA, Lai SH, Chang CK, Leow CS, Abuhasan Z, (2008), Genetic programming to predict ski-jump bucket spill-way scour, *Journal of Hydrodynamics, Ser. B*, 20(4), 477-484.
- 5- Azimi H, Bonakdari H, Ebtehaj, I, (2019), Gene expression programming-based approach for predicting the roller length of a hydraulic jump on a rough bed, *ISH Journal of Hydraulic Engineering*, 1-11.
- 6- Bormann, N. E., & Julien, P. Y. (1991). Scour downstream of grade-control structures. *Journal of Hydraulic Engineering*, 117(5), 579-594.

## Optimization and design of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System using Particle Swarm Optimization and Fuzzy C-Means Clustering to predict the scour after bucket spillway

Hojat Allah Palizvan<sup>1</sup>  
Saeid Shabanlou<sup>2</sup>  
Mohammad Ali IzadBakhsh<sup>3</sup>

### Abstract

Additionally, if the materials at downstream of bucket spillway are erodible, the ogee spillway is likely to overturn by the time. Therefore, the prediction of the scour after bucket spillway is pretty important. In this study, the scour depths at downstream of bucket spillway are modeled using a new meta-heuristic model. This model is developed by combination of the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS), Particle Swarm Optimization (PSO) and Fuzzy C-Means Clustering (FCM). In addition, to assess the performance of meta-heuristic models, the Monte Carlo simulations (MCs) are used. Also, in this paper, the k-fold Cross Validation is used for examination of the models ability. Moreover, the superior model was introduced using analyzing the numerical results. The model predicted the scour depth in terms of all input parameters. The model estimated the scour at downstream of bucket spillway with reasonable accuracy. For example, the mean absolute percentage error and root mean square error for this model were obtained 7.544 and 0.189, respectively. In addition, the superior model was compared with ANFIS model that analyzing showed the compound model had more accuracy.

### Keywords:

Scour, ANFIS, Particle Swarm Optimization, Fuzzy C-Means Clustering, Sensitivity analysis

<sup>1</sup> Ph.D. Candidate, Department of Water Engineering, Kermanshah Branch, Islamic Azad University, Kermanshah. Iran

<sup>2\*</sup> Associate Professor, Department of Water Engineering, Kermanshah Branch, Islamic Azad University, Kermanshah. Iran

<sup>3</sup> Assistance Professor, Department of Water Engineering, Kermanshah Branch, Islamic Azad University, Kermanshah. Iran