نشریه علمی سد و نیروگاه برق آبی
سال هفتم / شماره بیست و هفتم /زمستان ۹۹

Journal of Dam and Hydroelectric PowerPlant
7th Year / No. 27 / March 2021

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[۱]
سعید شعبانلو[۲*]
محمدعلی ایزدبخش[۳]

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. به‌عنوان‌مثال، مقادیر شاخص آماری درصد میانگین مطلق خطا و خطای جذر میانگین مربعات برای این مدل به‌ترتیب مساوی ۷/۵۴۴ و ۰/۱۸۹ به دست آمد. همچنین مدل برتر با مدل ANFIS نیز مقایسه شد که تجزیه‌وتحلیل 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

علمی-پژوهشی

تاریخ دریافت مقاله: ۹۷/۱/۲۵ تاریخ پذیرش مقاله: ۹۹ /۶/۲

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2025-08-24]

[DOR: 20.1001.1.23225882.1399.7.27.1.5]

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2025-08-24]
[DOR: 20.1001.1.23225882.1399.7.27.1.5]

مقدمه

به‌طورکلی 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 پرتاب‌شده و مخلوطی از آب‌وهوا در بعد از سرریز فرود می‌آید. درصورتی‌که مصالح پائین‌دست سرریز اوجی رسوبی باشند احتمال وقوع پدیده آبشستگی در محل یادشده وجود دارد که باگذشت زمان پایداری سازه‌ای سرریز جامی شکل با خطر مواجه خواهد شد. به‌دلیل اهمیت موضوع موردنظر 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. به‌عنوان‌مثال، بورمان و جولین[1]، ۱۹۹۱، در قالب یک مطالعه آزمایشگاهی و تحلیلی طول و عمق آبشستگی در پائین‌دست دریچه‌های کنترل را اندازه‌گیری نمودند. آن‌ها با تجزیه‌وتحلیل 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[2]، ۲۰۰۳ در قالب یک مطالعه آزمایشگاهی، الگوی آبشستگی در پائین‌دست سرریزهای اوجی به دلیل پرش هیدرولیکی را موردبررسی 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 ا؛ و همکاران[3]، 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 خود روابطی را برای محاسبه ابعاد حفره آبشستگی ارائه کردند.

کوکپینار و کوچوکعلی[4]، ۲۰۱۶ در یک تحقیق آزمایشگاهی مقدار آبشستگی در پائین‌دست 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 مورداستفاده قرار گرفته است. همچنین روش‌های محاسبات نرم به شکل گسترده‌ای جهت مدل‌سازی و تخمین آبشستگی در پائین‌دست سرریزهای اوجی و سایر سازه‌های هیدرولیکی به کار گرفته شده است. به‌عنوان‌مثال عضمت ا؛ 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 ا؛ 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[5]، 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[6]، 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 تجزیه‌وتحلیل نتایج مطالعه خود نشان دادند که مدل درختی مقادیر آبشستگی را با دقت بیشتری پیش‌بینی می‌کند. نجف‌زاده و همکاران[7]، ۲۰۱۴ توسط روش دسته‌بندی گروهی داده‌ها که یک مدل

1 Bormann & Julien
2 Dargahi
3 Azmathullah et al.
4 Kökpinar & Kucukali
5 Goel
6 Ayoubloo et al.
7 Najafzadeh et al.

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2025-08-24]
[DOR: 20.1001.1.23225882.1399.7.27.1.5]

شبکه عصبی مصنوعی است مقادیر آبشستگی 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 حقیابی، ۲۰۱۷ به کمک مدل‌های رگرسیون خطی و شبکه عصبی مصنوعی آبشستگی بعد از سرریزهای جامی شکل را شبیه‌سازی نمود. وی نشان داد که مدل رگرسیون مقادیر آبشستگی را با دقت بیشتری پیش‌بینی می‌کند.

به‌طورکلی، 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 پائین‌دست سرریز اوجی نصب می‌شود. چنانچه مصالح پائین-دست سرریز اوجی و باکت جامی شکل از نوع مصالح قابل شستشو باشند احتمال وقوع پدیده آبشستگی در پائین‌دست سرریز و به تبع آن واژگونی این سازه وجود دارد؛ بنابراین، تخمین و شبیه‌سازی عمق آبشستگی و شناسایی الگوی آبشستگی در این ناحیه از اهمیت بسزایی برخوردار است.

علاوه بر این، مرور مطالعات گذشتگان نشان می‌دهد که تا کنون آبشستگی در پائین‌دست 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 خوشه¬بندی فازی (FCM) یک مدل ترکیبی (FCM-ANFIS-PSO) برای شبیه‌سازی عمق آبشستگی 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 آبشستگی بعد از سازه‌های هیدرولیکی مذکور معرفی می‌شود.

مواد و روش‌ها

سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی[1] (ANFIS)

منطق فازی و سیستم استنتاج فازی که نقش مهمی در روش‌های مدل‌سازی دارند، برای اولین توسط زاده[2] در سال ۱۹۶۵ ارائه‌شده 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؛ ازاین‌رو یانگ[3]، 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 به‌منظور نگاشت یک فضای ورودی به یک فضای خروجی، استفاده می‌کند. به‌منظور ساده‌سازی، فرض می‌شود که سیستم استنتاج موردنظر دو ورودی x و y و یک خروجی z دارد. معماری شبکه ANFIS در شکل (۱) ارائه‌شده است.

شکل (۱): معماری یک شبکه ANFIS با دو رووودی 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 به‌کاربرده می‌شود تا خروجی که نمایانگر بخش مقدم آن قانون است، به دست آید خروجی‌های این لایه، حاصل‌ضرب درجات مربوط به لایه اول. هدف اصلی در لایه سوم، تعیین نسبت وزن i-امین قانون به مجموع همه وزن‌های قوانین است. درنتیجه پارامتر w_i به‌عنوان وزن نرمال شده به دست می‌آید. در لایه چهارم، تابع گره چهارمین لایه توزیع i-امین قانون به‌کل خروجی محاسبه

1 Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS)

2 Zadeh

3 Jang

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2025-08-24]

[DOR: 20.1001.1.23225882.1399.7.27.1.5]

می‌گردد. لایه پنجم مربوط به گروه‌های خروجی است. این تک گره، خروجی کلی را با جمع‌کردن 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 به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$Output = \sum_{i=1}^{N} w_i z_i \Big/ \sum_{i=1}^{N} w_i \qquad (۱)$$

در رابطه فوق، N تعداد قوانین موجود در سیستم استنتاج فازی[1] (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 درروش 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 به‌عنوان یک روش بهینه‌ساز قوی، مورداستفاده قرار گیرد. در این مطالعه، از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) جهت بهینه‌سازی ضرایب تابع عضویت ANFIS استفاده می‌شود. قابل‌ذکر است که تابع عضویت مورداستفاده در این مطالعه به شکل گوسی است و روش ایجاد سیستم استنتاج فازی نیز به خوشه‌بندی فازی[2] (FCM) است.

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

این الگوریتم برای اولین بار توسط کندی[3] و ابرهارت[4]، 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 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 به‌صورت نقطه‌ای در ناحیه n بعدی مسئله فرض می‌کند که موقعیت این نقاط با بردار $X_i=(x_1, x_2, \ldots, x_n)$ و سرعت حرکت هر ذره در این ناحیه با بردار $v_i=(v_1, v_2, \ldots, v_n)$ 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 معیتی انتخاب می‌شود. روابط ارائه‌شده در این الگوریتم شامل موقعیت و سرعت به‌صورت زیر می‌باشند:

$$v_{id}^{j+1} = w^j \times v_{id}^j + c_1 r_1 \left(p_{id} \quad x_{id}^k\right) + c_2 r_2 \left(p_{gd} \quad x_{id}^k\right) \qquad (۲)$$

$$x_{id}^{j+1} = x_{id}^j + v_{id}^{j+1} \qquad (۳)$$

$$w^j = \frac{\left(w_{ini} \quad w_{end}\right)\left(T_{max} \quad j\right)}{T_{max}} + w_{end} \qquad (۴)$$

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}^j 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 به‌صورت شکل (۲) است، به‌صورت مرحله‌به‌مرحله توضیح داده می‌شود: در ابتدا داده‌های مربوط به حفره آبشستگی در پائین‌دست سرریز اوجی جامی شکل به‌صورت یک ماتریس، فراخوانی می‌شود. پس‌ازآن، داده‌ها با استفاده از روش اعتبارسنجی چندلایه به دسته‌های آموزش و صحت سنجی، تقسیم می‌شوند. در ادامه،

1 Fuzzy Inference Systems (FIS)
2 Fuzzy c-means clustering
3 Kennedy
4 Eberhart

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2025-08-24]
[DOR: 20.1001.1.23225882.1399.7.27.1.5]

با استفاده از روش خوشه‌بندی فازی (FCM) قوانین فازی اولیه ایجاد می‌شوند و پس‌ازآن، 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 بروزرسانی شده ۵) به‌روزرسانی ذرات. ۷) این روند تا تمام شدن تعداد تکرارها ادامه می‌یابد. حال خروجی‌های انفیس که پارامترهای آن با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات به‌دست‌آمده است، استخراج می‌شود و درنهایت خروجی‌های مربوط به پیش‌بینی حفره آبشستگی در پائین‌دست 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 آبشستگی در پائین‌دست سرریز اوجی جامی شکل را اندازه‌گیری نمودند که طرح کلی مدل آزمایشگاهی آن‌ها در شکل ۳ قابل‌مشاهده است. در این مطالعه، برای اعتبار سنجی نتایج مدل‌های عددی از اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی مذکور استفاده می‌شود. آن‌ها مقادیر عمق آبشستگی (d_s)، هد کل (H)، عمق پایاب (d_w)، زاویه لبه باکت (ϕ)، 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.

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

متغیر	q (m^2/s)	d_{50} (m)	R (m)	ϕ (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

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2025-08-24]

[DOR: 20.1001.1.23225882.1399.7.27.1.5]

شکل (۲): فلوچارت روش ترکیبی ارائه‌شده در این مطالعه

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

شناسایی پارامترهای ورودی

عضمت ا؛ و همکاران، ۲۰۰۵ نشان دادند که پارامترهای q، H، R، ϕ، d_w، d_{50}، شتاب گرانش (g)، چگالی آب (ρ_w) و چگالی رسوب (ρ_s) به‌طور مستقیم بر روی ابعاد حفره آبشستگی تأثیرگذار هستند:

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

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

$$d_s/d_w = f(q/\sqrt{qd_w^3}, H/d_w, R/d_w, d_{50}/d_w, \varphi) \qquad (۶)$$

در این مطالعه تأثیر پارامترهای بدون بعد رابطه (۶) به‌عنوان پارامترهای ورودی مدل‌های عددی مورداستفاده قرار می‌گیرند. برای انجام تحلیل حساسیت[1] با استفاده از پارامترهای ورودی، شش مدل عددی مختلف تعریف می‌شود که در شکل

1 Sensitivity Analysis

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2025-08-24]
[DOR: 20.1001.1.23225882.1399.7.27.1.5]

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 مونت‌کارلو[1] استفاده می‌شود.

شبیه‌سازی‌های مونت‌کارلو 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 مونت‌کارلو 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 مونت‌کارلو به‌طورکلی به‌وسیله توزیع احتمالی برای حل مسائل مختلف از قبیل بهینه‌سازی و انتگرال‌گیری عددی استفاده می‌شود. در مطالعه حاضر کد برنامه‌نویسی شبیه‌سازی مونت‌کارلو با مدل هیبریدی ترکیب شد و تعداد تکرارها با توجه به نیاز تنظیم شد. درواقع مونت‌کارلو زمان محاسباتی را برای اجرای تعداد تکرار متناظر در شرایطی که از این روش استفاده نشود را به شکل قابل‌توجهی کاهش می‌دهد. علاوه بر این از روش اعتبار سنجی چندلایه‌ای[2] 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. درروش 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)، هرکدام از نمونه‌های فرعی k دقیقاً یک‌بار به‌عنوان داده‌های اعتبار سنجی مورداستفاده 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 مورداستفاده 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 مورداستفاده 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).

شکل (۵): نحوه برخورد روش اعتبارسنجی چندلایه با داده‌های موجود در وضعیت‌های آزمون و آموزش

1 Monte Carlo simulations

2 k-fold cross validation

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2025-08-24]

[DOR: 20.1001.1.23225882.1399.7.27.1.5]

نتایج و بحث و بررسی

در مطالعه حاضر به‌منظور 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) به‌صورت زیر استفاده می‌شود:

$$R^2=\frac{\left(n\sum_{i=1}^{n}R_{(\mathrm{Predicted})i}R_{(Observed)i}-\sum_{i=1}^{n}R_{(\mathrm{Predicted})i}\sum_{i=1}^{n}R_{(Observed)i}\right)^2}{\left(n\sum_{i=1}^{n}\left(R_{(\mathrm{Predicted})i}\right)^2-\sum_{i=1}^{n}\left(R_{(\mathrm{Predicted})i}\right)^2\right)\left(n\sum_{i=1}^{n}\left(R_{(Observed)i}\right)^2-\sum_{i=1}^{n}\left(R_{(Observed)i}\right)^2\right)} \quad (۷)$$

$$MAPE=100\times\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{\left|R_{(\mathrm{Predicted})_i}-R_{(Observed)_i}\right|}{R_{(\mathrm{Predicted})_i}}\right) \quad (۸)$$

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(R_{(\mathrm{Predicted})_i}-R_{(Observed)_i}\right)^2} \quad (۹)$$

$$SI=\frac{RMSE}{\overline{(R)}_{(Observed)}} \quad (۱۰)$$

در معادلات مذکور مقادیر $(R)_{(\mathrm{Predicted})i}$، $(R)_{(Observed)i}$، $\overline{(R)}_{(Observed)i}$ و n به‌ترتیب برابر مقادیر آزمایشگاهی، نتایج پیش‌بینی‌شده توسط مدل‌های عددی، میانگین مقادیر آزمایشگاهی و تعداد اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی هستند. در این مطالعه به‌منظور شناسایی مؤثرترین پارامتر ورودی، شش مدل مختلف ترکیبی معرفی می‌شود. مدل شماره یک تابعی از کلیه پارامترهای ورودی ($q/\sqrt{qd_w^3}, H/d_w, R/d_w, d_{50}/d_w, \varphi$) 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 به‌تصویر کشیده شده است. همچنین مقایسه مقادیر آبشستگی مشاهداتی و شبیه‌سازی شده در شکل (۷) نشان داده‌شده است. به‌عنوان‌مثال مقدار ضریب تبیین برای (1) FCM-ANFIS-PSO مساوی با ۰/۹۹۵ محاسبه‌شده است. علاوه بر این، مقادیر شاخص آماری درصد میانگین مطلق خطا و خطای جذر میانگین مربعات برای این مدل به‌ترتیب مساوی ۷/۵۴۴ و ۰/۱۸۹ به‌دست‌آمده است. در میان کلیه مدل‌های ترکیبی، مدل شماره یک دارای بیشترین دقت و بالاترین همبستگی با مقادیر آزمایشگاهی است. همان‌طور که بیان شد برای شناسایی مؤثرترین پارامتر برای شبیه‌سازی عمق آبشستگی در پائین‌دست سرریزهای جامی شکل، پنج مدل ترکیبی با چهار پارامتر ورودی تعریف می‌شود. به‌عنوان‌مثال مدل (2) FCM-ANFIS-PSO تابعی از $q/\sqrt{qd_w^3}, H/d_w, R/d_w, d_{50}/d_w$ است و برای شبیه‌سازی عمق آبشستگی توسط این مدل تأثیر پارامتر زاویه لبه باکت (ϕ) حذف‌شده است. برای مدل مذکور نتایج شاخص‌های آماری R^2، $MAPE$ و $RMSE$ به ترتیب مساوی ۰/۹۹۳، ۸/۵۴۵ و ۰/۲۳۹ به‌دست‌آمده است. همچنین برای مذکور مقدار شاخص پراکندگی برابر ۰/۰۷۱ محاسبه‌شده است. همچنین برای تخمین آبشستگی توسط مدل FCM-ANFIS-PSO (3) تأثیر پارامتر d_{50}/d_w نادیده گرفته‌شده است. به‌بیان‌دیگر مدل مذکور مقادیر تابع هدف را برحسب 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 به‌دست‌آمده است. علاوه بر این مقادیر شاخص پراکندگی و ضریب تبیین برای مدل شماره (۳) به‌ترتیب 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

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2025-08-24]

[DOR: 20.1001.1.23225882.1399.7.27.1.5]

(R/d_w) نادیده گرفته شده است. به‌عبارت‌دیگر این مدل تابعی از پارامترهای $q/\sqrt{qd_w^3}, H/d_w, d_{50}/d_w, \varphi$ است. برای مدل مذکور مقادیر شاخص‌های آماری R^2، $MAPE$ و SI به ترتیب برابر ۰/۹۸۰، ۱۱/۷۴۸ و ۰/۱۱۷ به‌دست‌آمده است. همچنین برای این مدل مقدار خطای جذر میانگین مربعات برابر ۰/۳۹۵ تخمین زده‌شده است. برای مدل FCM-ANFIS-PSO (5) مقادیر ضریب تبیین و شاخص پراکندگی به‌ترتیب مساوی ۰/۹۹۳ و ۰/۰۷۰ 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 به‌ترتیب مساوی ۱۰/۰۴۵ و ۰/۲۳۸ محاسبه گردیده است. برای مدل شماره (۶) تأثیر پارامتر بدون بعد $q/\sqrt{qd_w^3}$ حذف‌شده است. به‌عبارت‌دیگر مدل مذکور مقادیر آبشستگی برحسب $H/d_w, R/d_w, d_{50}/d_w, \varphi$ شبیه‌سازی می‌نماید. برای مدل FCM-ANFIS-PSO (6) مقادیر SI و $MAPE$ به‌ترتیب مساوی با ۰/۱۳۷ و ۱۷/۳۵۹ تخمین زده می‌شود. همچنین نتایج شاخص‌های R^2 و $RMSE$ برای این مدل به ترتیب برابر ۰/۹۷۲ و ۰/۴۶۴ تخمین زده‌شده است؛ بنابراین بر اساس تجزیه‌وتحلیل نتایج مدل‌های شش‌گانه FCM-ANFIS-PSO مدل شماره یک (FCM-ANFIS-PSO (1)) به‌عنوان مدل برتر معرفی می‌گردد. علاوه بر این با توجه به تحلیل حساسیت مشاهده می‌گردد با حذف $q/\sqrt{qd_w^3}$ دقت مدل‌سازی به شکل قابل‌توجهی کاهش یافت فلذا این پارامتر مؤثرترین پارامتر شناسایی شد.

در اینجا ذکر دو نکته بسیار ضروری است. اول اینکه نقاط ماکزیمم و مینیمم در شکل فقط مقادیر بیشینه و کمینه هستند و مفهوم ریاضی ندارند. درواقع عملکرد مدل عددی تقریباً برای کلیه مقادیر یکسان است و اگر بجای این نوع شکل‌ها، نمودارهای پراکندگی ترسیم می‌شد این نقاط قابل‌مشاهده نبودند. نکته بعدی در مورد عملکرد خوب مدل عددی توسعه‌یافته است. این مدل کاملاً بهینه‌سازی شده است. برای بهبود عملکرد مدل عددی از شبیه‌سازی مونت‌کارلو استفاده گردیده است. جهت آموزش و آزمون مدل عددی از روش اعتبار سنجی لایه¬ای بهره گرفته‌شده است. همچنین روش خوشه¬بندی فازی که توانایی بالایی در شبیه سازی‌های خطی و غیرخطی دارد انتخاب گردید. در انتها نیز از یک الگوریتم بهینه‌سازی بسیار قوی تحت عنوان بهینه سازی ازدحام ذرات استفاده‌شده است. به‌عبارت‌دیگر، دقت مدل عددی گام‌به‌گام افزایش داده‌شده است. برای مقایسه می توان نتایج مدل ANFIS مشاهده گردد که بعد از طی این مراحل چگونه به یک مدل دقیق و منعطف تبدیل شده است.

شکل (۶): نتایج شاخص‌های آماری مدل‌های مختلف FCM-ANFIS-PSO

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2025-08-24]

[DOR: 20.1001.1.23225882.1399.7.27.1.5]

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

در ادامه به‌منظور بررسی بیشتر دقت مدل‌های شش‌گانه FCM-ANFIS-PSO ضریب اختلاف[1] (DR) مدل‌های مذکور مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. این پارامتر شامل نسبت آبشستگی شبیه‌سازی‌شده به آبشستگی‌های مشاهداتی است:

$$DR = R_{Predicted} / R_{Observed} \qquad (۱۱)$$

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 محاسبه‌شده و در جدول (۲) مرتب‌شده است. علاوه بر این تغییرات نسبت اختلاف در مقابل آبشستگی مشاهداتی برای مدل‌های مختلف FCM-ANFIS-PSO در شکل (۸) به‌تصویر کشیده شده است. به‌عنوان‌مثال مقدار نسبت اختلاف متوسط برای مدل شماره (۱) مساوی ۱/۰۳۳ به‌دست‌آمده است. برای مدل مذکور مقادیر DR_{max} و DR_{min} به‌ترتیب مساوی با ۱/۳۰۹ و ۰/۶۰۱ محاسبه گردیده است. همچنین مقدار DR_{ave} برای مدل‌های (2) FCM-ANFIS-PSO و FCM-ANFIS-PSO (3) به‌ترتیب مساوی ۱/۰۱۳ و ۱/۰۱۸ تخمین زده شده است. لازم به ذکر است که نسبت اختلاف متوسط برای مدل (4) FCM-ANFIS-PSO برابر ۰/۵ است. مقادیر DR_{max}، DR_{min} و DR_{ave} برای مدل شماره (۵) نیز به ترتیب مساوی ۱/۶۲۳، ۰/۶۳۹ و ۱/۰۲۲ محاسبه گردیده است. بزرگترین مقدار DR_{ave} برای مدل FCM-ANFIS-PSO (6) و مساوی با ۱/۰۵۰ به‌دست‌آمده است.

1 Discrepancy Ratio

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2025-08-24]

[DOR: 20.1001.1.23225882.1399.7.27.1.5]

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

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 (ds/dw) مشاهداتی برای مدل‌های مختلف FCM-ANFIS-PSO

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 آبشستگی را با دقت بیشتری شبیه‌سازی می‌کند. به‌عنوان‌مثال ضریب تبیین مدل ANFIS مساوی ۰/۹۸۷ به‌دست‌آمده است. همچنین مقادیر شاخص پراکندگی، *MAPE* و *RMSE* برای این مدل به‌ترتیب مساوی ۰/۰۹۴، ۱۴/۸۳۹ و ۰/۳۱۸ محاسبه گردیده است.

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2025-08-24]

[DOR: 20.1001.1.23225882.1399.7.27.1.5]

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

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 اُلیویتو و کُمونیلو[1]، 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 پائین‌دست سرریز اوجی مدل اُلیویتو و کُمونیلو، ۲۰۰۹ توسط مدل برتر به‌ترتیب 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 به‌دست‌آمده است. نتایج شاخص‌های آماری محاسبه شده مدل برتر برای تخمین عمق آبشستگی در پائین‌دست سرریز اوجی مدل اُلیویتو و کُمونیلو، ۲۰۰۹ مرتب‌شده 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.

[1]Oliveto and Comuniello

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 پائین‌دست 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 تجزیه‌وتحلیل کلیه مدل‌های عددی، مدل برتر معرفی شد. مدل برتر مقادیر آبشستگی را با دقت مناسبی تخمین زد. به‌عنوان‌مثال، مقادیر R2، MAPE و RMSE برای مدل برتر فرا ابتکاری به‌ترتیب 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

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2025-08-24]
[DOR: 20.1001.1.23225882.1399.7.27.1.5]

ANFIS نیز مقایسه گردید که ایـن بررسـی حـاکی از دقـت 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.

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 Machineand 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- Kökpinar 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.

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2025-08-24]

[DOR: 20.1001.1.23225882.1399.7.27.1.5]

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[1]
Saeid Shabanlou[2]
Mohammad Ali IzadBakhsh[3]

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

[1] Ph.D. Candidate, Department of Water Engineering, Kermanshah Branch, Islamic Azad University, Kermanshah. Iran
[2]* Associate Professor, Department of Water Engineering, Kermanshah Branch, Islamic Azad University, Kermanshah. Iran
[3] Assistance Professor, Department of Water Engineering, Kermanshah Branch, Islamic Azad University, Kermanshah. Iran

[Downloaded from journal.hydropower.org.ir on 2025-08-24]

[DOR: 20.1001.1.23225882.1399.7.27.1.5]