

Research Article

Estimation of Scour Around Twins and Three Piles Using Fuzzy C-means Clustering of ANFIS Network

A Kiani Ghomshe¹, S Shabanlou^{2*}, F Yosefvand³

Received: August 26, 2020

Accepted: January 30, 2023

Revised: January 4, 2021

Published online: March 20, 2024

1-Ph. D candidate, Dept. of Water Engineering, Kermanshah Branch, Islamic Azad University, Kermanshah, Iran

2-Assoc. Prof., Dept. of Water Engineering, Kermanshah Branch, Islamic Azad University, Kermanshah, Iran

3- Assoc. Prof., Dept. of Water Engineering, Kermanshah Branch, Islamic Azad University, Kermanshah, Iran

* Corresponding Author, E-mail: saeid.shabanlou@gmail.com

Abstract

Background and Objectives

scouring is a phenomenon that occurs due to the passage of water flow at the boundaries of contact with other objects in hydraulic structures. The basis of this phenomenon is the creation of a vacuum at the contact boundaries of two environments, due to the water velocity gradient. In general, scouring occurs in the vicinity of various structures such as bridge foundations, submerged spillways, downstream of spillways. With the increase in the dimensions of the scour hole, there is a possibility of overturning and destroying these structures. So that every year significant costs are spent on the repair and reconstruction of various structures, including bridge foundations that have been destroyed due to erosion. Estimation and prediction of scouring around the piers play a significant role to design these structures since with increasing dimensions of scour hole, stability of the pier is threatened; as a result, the structure may be destructed. In this study, scour hole in the vicinity of twin and three piers was estimated by using fuzzy c-means clustering of ANFIS (ANFIS-FCM) network technique.

Methodology

Firstly, the parameters affecting scour hole around twin and three piers including Froude number (Fr), the ratio of the pier diameter to the flow depth (D/h), and the ratio of the distance between the piers to the flow depth (d/h) were detected. Subsequently, seven ANFIS-FCM models were defined by means of these dimensional input parameters. It should be stated that 70% of the experimental data were utilized to training the models and 30% of the rest were applied to testing. Then, the superior ANFIS-FCM model and the most important input parameter were introduced by implementing a sensitivity analysis. The premium model as a function of all input parameters simulated the scour values with a reasonable accuracy.

Findings

For instance, the correlation coefficient (R), the scatter index (SI), and the Nash-Sutcliff efficiency coefficient (NSC) are respectively computed to be 0.988, 0.106, and 0.976. Furthermore, the Froude number was considered as the most important input parameter. Finally, a computer code was introduced to simulate the scour hole around the twin and three piers.

Conclusion

In this study, a neuro-fuzzy technique of the new artificial intelligence method called ANFIS Network Fuzzy C-Mean Classification (ANFIS-FCM) was used to simulate the scour depth in the vicinity of paired and triple bridge foundations. To validate the results of the simulations, 70% of the observed values were used to



train the artificial intelligence model and the remaining 30% were used to test it. Then, using the input parameters, seven ANFIS-FCM models were defined, and by analyzing the results Modeling, the best model

and the most effective input parameters were introduced. The superior model (ANFIS-FCM 1) simulated scour values with acceptable accuracy. This model estimated scour values according to all input parameters and Fr and D/h parameters were identified as the most effective input parameters. For example, the values of RMSE, MAE and VAF were calculated as 0.025, 0.019 and 97.507 respectively for the test conditions of ANFIS-FCM 1 model (superior model). It should be mentioned that in order to estimate scour depth in the vicinity of double and triple bridge foundations, a computer code was proposed for use in practical work for engineers. One of scour hole, stability of the pier is threatened; as a result, the structure may be destructed. In this study, scour hole in the vicinity of twin and three piers was estimated by using fuzzy c-means clustering of ANFIS (ANFIS-FCM) network technique. Firstly, the parameters affecting scour hole around twin and three piers including Froude number (Fr), the ratio of the pier diameter to the flow depth (D/h), and the ratio of the distance between the piers to the flow depth (d/h) were detected. Subsequently, seven ANFIS-FCM models were defined by means of these dimensional input parameters. It should be stated that 70% of the experimental data were utilized to training the models and 30% of the rest were applied to testing. Then, the superior ANFIS-FCM model and the most important input parameter were introduced by implementing a sensitivity analysis. The premium model as a function of all input parameters simulated the scour values with a reasonable accuracy. For instance, the correlation coefficient (R), the scatter index (SI), and the Nash-Sutcliff efficiency coefficient (NSC) are respectively computed to be 0.988, 0.106, and 0.976. Furthermore, the Froude number was considered as the most important input parameter. Finally, a computer code was introduced to simulate the scour hole around the twin and three piers.

Keywords: ANFIS, Fuzzy c-means clustering, Scouring, Piers, Sensitivity analysis

مقاله پژوهشی

تخمین آبشستگی در مجاورت پایه‌های پل جفت و سه تایی با استفاده از دسته بندی c- میانگین فازی

شبکه انفیس

افشین کیانی قمشه^۱، سعید شهبانلو^{۲*}، فریبرز یوسفوند^۳

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۶/۰۵

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۱۱/۱۰

تاریخ ویرایش: ۱۳۹۹/۱۰/۱۵

تاریخ انتشار آنلاین: ۱۴۰۳/۰۱/۰۱

۱- دانشجوی دکتری منابع آب، گروه مهندسی آب، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران

۲- دانشیار منابع آب، گروه مهندسی آب، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران

۳- دانشیار سازه‌های آبی، گروه مهندسی آب، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران

*مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: saeid.shabanlou@gmail.com

چکیده

در این مطالعه، عمق آبشستگی در مجاورت پایه پل‌های جفت و سه تایی با استفاده از تکنیک دسته بندی c- میانگین فازی شبکه انفیس^۱ (ANFIS-FCM) تخمین زده شد. برای انجام این کار، ابتدا پارامترهای تاثیرگذار بر روی عمق آبشستگی در اطراف پایه‌های پل جفت و سه تایی از قبیل عدد فرود (Fr)، نسبت نسبت قطر پایه پل به عمق جریان (D/h) و نسبت فاصله بین پایه‌ها به عمق جریان (d/h) شناسایی شدند. سپس با استفاده از این پارامترهای بدون بعد، هفت مدل ANFIS-FCM مختلف تعریف گردید. برای آموزش این مدل‌ها از ۷۰ درصد داده‌های آزمایشگاهی و برای آزمون آنها از ۳۰ درصد باقیمانده استفاده شد. در ادامه، با انجام یک تحلیل حساسیت، مدل برتر و موثرترین پارامتر ورودی معرفی شدند. مدل برتر مقادیر آبشستگی‌ها را بر حسب کلیه پارامترهای ورودی با دقت مناسبی پیش‌بینی نمود. به‌عنوان مثال، مقادیر ضریب همبستگی، شاخص پراکندگی و ضریب نش برای شرایط آزمون مدل برتر به ترتیب مساوی با ۰/۹۸۸، ۰/۱۰۶ و ۰/۹۷۶ بدست آمدند. علاوه بر این، عدد فرود نیز مهمترین پارامتر ورودی در نظر گرفته شد. در انتها، یک کد کامپیوتری برای شبیه‌سازی عمق حفره آبشستگی در مجاورت پایه‌های پل جفت و سه تایی ارائه گردید.

واژه‌های کلیدی: آبشستگی، انفیس، پایه پل، تحلیل حساسیت، دسته بندی c- میانگین فازی

¹ Adaptive neuro fuzzy inference system- fuzzy c-means clustering

مقدمه

آبشستگی پدیده‌ای است که در اثر عبور جریان آب در مرزهای تماس با دیگر اجسام در سازه‌های هیدرولیکی بوقوع می‌پیوندد. مبنای ایجاد این پدیده ایجاد خلاء در مرزهای تماس دو محیط، به دلیل گرادیان سرعت آب می‌باشد. به‌طور کلی آبشستگی در مجاورت سازه‌های مختلف از قبیل پایه پل‌ها، تکیه‌گاه‌های پل‌ها، سرریزهای مستغرق، پائین‌دست سرریزهای اوجی به وقوع می‌پیوندد. با افزایش ابعاد حفره آبشستگی احتمال واژگونی و تخریب این سازه‌ها وجود دارد. به طوری که سالانه هزینه‌های چشم‌گیری صرف ترمیم و بازسازی سازه‌های مختلفی از جمله پایه‌های پلی که به دلیل آبشستگی تخریب شده‌اند می‌شود. بنابراین، تخمین و پیش‌بینی ابعاد و الگوی آبشستگی در اطراف پایه پل‌ها از اهمیت بسزایی برخوردار دارد که توسط محققین مختلفی انجام شده است. عموماً بیشتر مطالعات در ارتباط آبشستگی در مجاورت پایه پل‌ها بر روی پایه پل تکی انجام شده‌اند. در مقابل، مطالعات بسیاری نیز روی الگوی آبشستگی در اطراف پایه‌های پل جفت و سه‌تایی انجام گرفته است. به‌عنوان مثال، عطایی آشتیانی و اصلانی کردکندی (۲۰۱۲) در یک مطالعه آزمایشگاهی الگوی آبشستگی در مجاورت پایه‌های پل جفت را اندازه‌گیری کردند. آنها نشان دادند که تنش برشی بستر در بین دو پایه پل بیشتر از سایر نواحی بود. همچنین، داس و همکاران (۲۰۱۶) مقادیر آبشستگی در اطراف پایه‌های پل جفت با سطح مقطع دایره‌ای، مربعی و مثلثی را در یک بررسی آزمایشگاهی مورد مطالعه قرار دادند. آنها بیان کردند که طول آبشستگی در مجاورت پایه‌های پل جفت مثلثی شکل کمتر از پایه‌های پل دایره‌ای و مربعی بود. همچنین، وانگ و همکاران (۲۰۱۶a) عمق آبشستگی در مجاورت پایه‌های پل جفت دایره‌ای را در یک مطالعه آزمایشگاهی اندازه‌گیری کردند. آنها با تجزیه و تحلیل نتایج آزمایشگاهی نشان دادند که عمق

آبشستگی در اطراف پایه پل پائین‌دست کمتر از عمق آبشستگی در مجاورت پایه پل بالادست بود. وانگ و همکاران (۲۰۱۶b) مقادیر آبشستگی در اطراف پایه‌های پل سه‌تایی که با فاصله برابر از هم قرار داشتند را در یک تحقیق آزمایشگاهی مورد بررسی قرار دادند. آنها آزمایش‌ها را برای شرایط آب زلال^۱ اجرا کردند و بیان نمودند که عمق آبشستگی در اطراف پایه پل بالادست برابر با پایه پل منفرد بود. رضایی و همکاران (۲۰۱۸) به صورت آزمایشگاهی از یک روش نوین و سازگار با محیط زیست برای کاهش طول و عمق آبشستگی در اطراف پایه‌های پل دایره‌ای شکل و حجم گودال‌های ایجاد شده ناشی از برداشت مصالح رودخانه‌ای استفاده کردند. این مطالعه نشان داد که افزودن رس و پلی‌اکریل آمید کاتیونی در کاهش میزان آبشستگی پایه پل‌ها مؤثر بود. ماجدی اصل و همکاران (۲۰۱۹) دو گروه پایه با سه پایه متوالی در راستای جریان در بالادست و پایین دست بستر متحرک را مورد مطالعه آزمایشگاهی قرار دادند. آنها به این نتیجه اشاره کردند که گروه پایه‌ها با برداشت مصالح از پایین‌دست خود حساس‌تر بودند زیرا با برداشت مصالح از بالادست گروه پایه، عمق آبشستگی کاهش یافت و با برداشت از پایین‌دست این گروه پایه، عمق آبشستگی با افزایش همراه شد. ماجدی اصل و همکاران (۲۰۲۰) در قالب یک مطالعه آزمایشگاهی الگوی آبشستگی‌های طولی و عرضی برای بسترهای ساده و محافظت شده را مورد بررسی قرار دادند. این نویسندگان نشان دادند که استقرار کابل برای محافظت از بستر در بالادست، منجر به کاهش مقدار آبشستگی به مقدار ۲۹/۶٪ شد.

در مقابل، مدل‌های مختلف هوش مصنوعی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی پدیده‌های مختلف خطی و غیر خطی به‌صورت گسترده‌ای مورد استفاده قرار گرفته‌اند. علاوه بر این، تکنیک‌های متنوع هوش مصنوعی برای شبیه‌سازی و تخمین پدیده آبشستگی توسط محققین

آبخستگی در حال گسترش است. علاوه بر این، بررسی‌ها نشان می‌دهد که عمق حفره آبخستگی اطراف پایه‌های پل جفت و سه تایی تاکنون توسط الگوریتم‌های هوش مصنوعی و مدل‌های فازی انجام نگرفته است. بنابراین، در این مطالعه برای اولین بار عمق حفره آبخستگی در مجاورت پای پل‌های جفت و سه‌تایی توسط روش دسته بندی c-میانگین فازی که بر مبنای منطق فازی است پیش‌بینی می‌شود. برای انجام این مهم، در ابتدا، دو مدل آزمایشگاهی برای صحت سنجی نتایج مدل‌های هوش مصنوعی با همدیگر ترکیب می‌گردد. سپس هفت مدل نرو-فازی متمایز توسعه داده خواهد شد. در ادامه، با انجام یک تحلیل حساسیت جامع، مدل برتر و موثرترین پارامترهای ورودی شناسایی و معرفی می‌شوند.

از دیگر مطالعات مفید در خصوص این تحقیق می‌توان از مطالعات عظیمی و همکاران (۲۰۱۶)؛ شعبانلو و همکاران (۲۰۱۸)؛ مقدم و همکاران (۲۰۱۹ و ۲۰۲۰)؛ شعبانلو (۲۰۱۸)؛ غریب و همکاران (۲۰۲۰)؛ شعبانلو و خرمی (۲۰۱۳)؛ عظیمی و شعبانلو (۲۰۲۰) و زارعی و همکاران (۲۰۲۰)؛ شهبازیگی و همکاران (a,b,۲۰۲۱)؛ مقدم و همکاران (۲۰۲۰)؛ کهن سرباز و همکاران (۲۰۲۱) و عظیمی و همکاران (۲۰۲۰) نام برد.

مواد و روش‌ها

سیستم استنتاج عصبی-فازی سازگار

جنگ (۱۹۹۳) روش سیستم‌های استنتاج فازی عصبی تطبیقی^۱ (ANFIS) را ارائه داد. عموماً سیستم ANFIS با استفاده از یک سیستم فازی تاکاگی-سوگنو-کانگ^۲ به کار می‌برند. یک مدل فازی سوگنو در شکل ۱ نشان داده شده است که در آن خروجی کل از میانگین وزنی همه خروجی‌های حقیقی بدست می‌آید. گاهی اوقات به منظور کاهش زمان یادگیری سیستم استنتاج فازی، به

بسیاری بکار گرفته شده‌اند. به عنوان مثال، اعتماد شهیدی و همکاران (۲۰۱۵) مقدار آبخستگی در اطراف پایه‌های پل را توسط مدل محاسبات نرم 'M5 شیبیه‌سازی نمودند. آنها با تجزیه و تحلیل نتایج مدل‌سازی نشان دادند که مدل 'M5 دارای عملکرد بهتری در مقایسه با روابط تجربی بود. موزامیل و همکاران (۲۰۱۵) ابعاد حفره آبخستگی در مجاورت پایه‌های پل درون رسوبات چسبنده را توسط مدل برنامه‌نویسی بیان ژن (GEP) تخمین زدند. آنها نتایج مدل عددی خود را با نتایج آزمایشگاهی اعتبارسنجی کردند و نشان دادند که مدل GEP نسبت به مدل رگرسیون غیر خطی دارای دقت بهتری بود. عظیمی و همکاران (۲۰۱۷) با استفاده از انفیس، مقدار تجزیه منفرد و الگوریتم تکامل تفاضلی یک مدل هیبریدی برای شبیه‌سازی عمق آبخستگی در مجاورت پایه‌های پل گروهی ارائه نمودند. آنها نشان دادند که مدل هیبریدی دارای دقت قابل قبولی بود. علاوه بر این، ابتهاج و همکاران (۲۰۱۸) مقدار آبخستگی در مجاورت گروه پایه‌های پل را توسط مدل ماشین آموزش نیرومند (ELM) پیش‌بینی نمودند. آنها نتایج مدل خود را با شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) نیز مقایسه نمودند و نشان دادند که مدل ELM دارای دقت بهتری بود. علاوه بر این، عظیمی و همکاران (۲۰۱۹) یک مدل ترکیبی هوش مصنوعی برای شبیه‌سازی عمق آبخستگی در مجاورت تکیه‌گاه پل‌ها ارائه نمودند. آنها مدل‌های انفیس، روش تجزیه مقادیر منفرد و الگوریتم تکامل تفاضلی را ترکیب نمودند و تابع هدف را با دقت قابل قبولی پیش‌بینی نمودند.

با بررسی مطالعات گذشتگان مشخص می‌شود که شبیه‌سازی و تخمین آبخستگی در مجاورت پایه پل‌ها از اهمیت بالایی برخوردار است. از طرف دیگر تکنیک‌های هوش مصنوعی دارای محبوبیت روزافزونی هستند به طوری که کاربرد آنها برای پیش‌بینی پدیده

² Takagi-Sugeno-Kang (TSK)

¹ Adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS)

$$w_k = \mu_{A_k}(x) \times \mu_{B_k}(y) \quad [3]$$

که $\mu_{A_k}(x)$ و $\mu_{B_k}(y)$ درجه عضویت مربوط به ورودی x و y در مجموعه های فازی A_k و B_k (به ترتیب) هستند و w_k درجه قانون k -ام است.

لایه سوم: پس از تعیین نوع تابع عضویت و درجه عضویت هر یک از مجموعه های فازی، درجه فعالیت نرمال شده قانون k -ام به صورت زیر تعریف می شود:

$$\bar{w}_k = \frac{w_k}{\sum_k w_k} \quad [4]$$

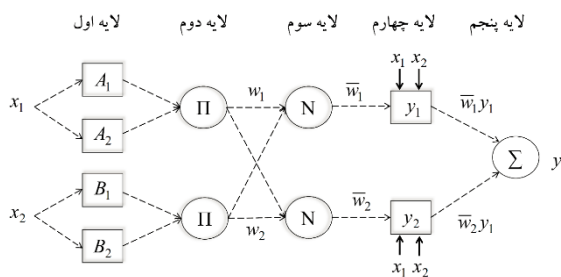
لایه چهارم، خروجی مربوط به قانون k -ام در لایه چهارم، به صورت زیر محاسبه می شود:

$$O_k = \bar{w}_k (p_k x + q_k y + r_k) \quad [5]$$

لایه پنجم: خروجی نهایی سیستم ANFIS به صورت زیر محاسبه می شود:

$$Output = \sum_k \bar{w}_k f_k \quad [6]$$

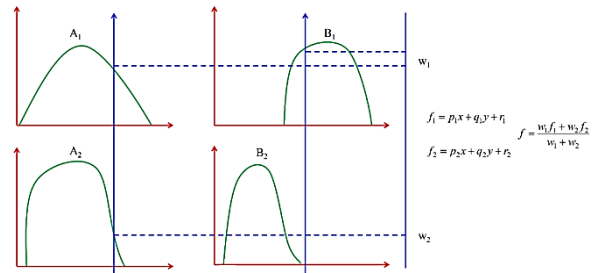
طرح شماتیک اتصال بین لایه های مختلف در شبکه ANFIS در شکل زیر ارائه شده است.



شکل ۲ - شماتیک ساختار ANFIS با دو ورودی.

به منظور مدل سازی یک مساله با استفاده از ANFIS، باید دو موضوع مهم را در نظر گرفت. موضوع اول، تعیین روش جهت تولید سیستم استنتاج فازی^۱ است و موضوع دوم، تعیین الگوریتم آموزش مدل است. به منظور تولید سیستم استنتاج فازی در این مطالعه از روش دسته بندی c -میانگین فازی (FCM^2)، استفاده می شود. علاوه بر این، به منظور آموزش یک سیستم ANFIS، روش های مختلفی وجود دارد. از پرکاربردترین

جای میانگین وزنی از مجموع وزن های خروجی استفاده می شود.



شکل ۱ - مدل فازی سوگنو درجه اول.

یک سیستم ANFIS برای دو ورودی (x, y) با چهار قانون به صورت زیر بیان می شود (جنگ و همکاران، ۱۹۹۷):

- Rule1: if $x \in A_1$ and $y \in B_1$ then $f_1 = p_1 x + q_1 y + r_1$
- Rule1: if $x \in A_2$ and $y \in B_2$ then $f_2 = p_2 x + q_2 y + r_2$ [۷]
- Rule1: if $x \in A_1$ and $y \in B_2$ then $f_3 = p_3 x + q_3 y + r_3$
- Rule1: if $x \in A_2$ and $y \in B_1$ then $f_4 = p_4 x + q_4 y + r_4$

به طور کلی، یک سیستم ANFIS دارای پنج لایه کلی به شرح زیر می باشد:

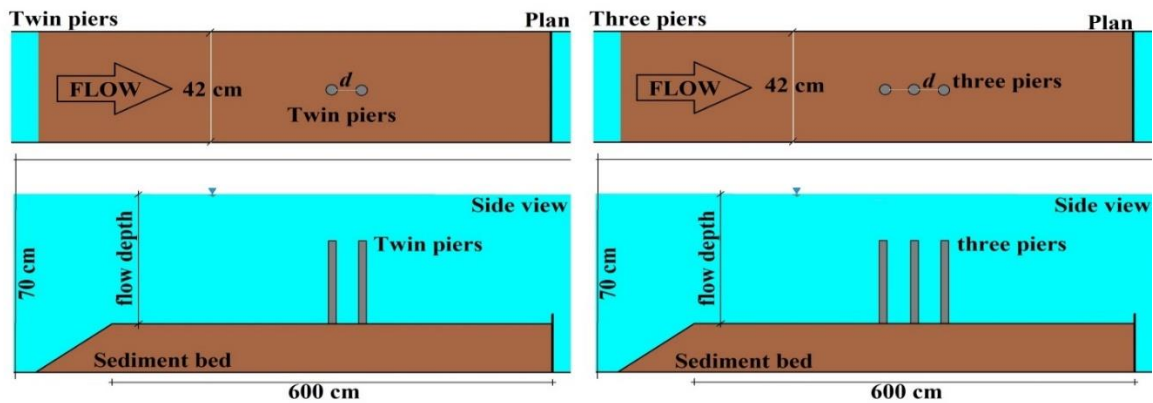
لایه اول: در این لایه، داده های ورودی مطابق قوانین سیستم TSK، فازی می شود و با عبور از توابع عضویت، درجه عضویت هر یک مشخص می گردد. توابع عضویت استفاده شده در سیستم ANFIS دارای انواع مختلفی مانند توابع مستطیلی، گوسی، زنگوله ای شکل و غیره می باشد. در میان این دو تابع، با توجه به اینکه تابع عضویت گوسی دارای تعداد پارامترهای قابل تنظیم کمتری است، از این تابع عضویت استفاده می شود که به صورت زیر تعریف می گردد:

$$\mu_{ij}(x) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x - c_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2\right) \quad [2]$$

که c_{ij} و σ_{ij} مرکز و عرض تابع عضویت گوسی شکل هستند (به ترتیب). این پارامترها که تحت عنوان پارامترهای مقدم شناخته می شوند طی فرایند آموزش، بهینه می گردند.

لایه دوم: در این لایه، درجه فعالیت هر قانون مطابق رابطه زیر محاسبه می شود.

پایه‌های جفت، آنها با نصب دو پایه پل به قطر ۶ سانتیمتر مقدار آبخستگی در اطراف آنها را گزارش نمودند. لازم به ذکر است که عمق اولیه لایه رسوب در این مطالعه آزمایشگاهی ۱۵ سانتیمتر و طول آن ۶ متر است و پایه‌های جفت با فاصله d در وسط لایه رسوبات واقع شده است. در مدل با سه پایه پل، فاصله بین پایه‌ها بین صفر تا ۱۵ برابر قطر پایه‌های در نظر گرفته شد. در شکل ۳ طرح کلی مدل آزمایشگاهی وانگ و همکاران (۲۰۱۶a) و وانگ و همکاران (۲۰۱۶b) نشان داده شده است.



شکل ۳- طرح کلی مدل آزمایشگاهی وانگ و همکاران (۲۰۱۶a) و وانگ و همکاران (۲۰۱۶b).

در مطالعات آزمایشگاهی گزارش شده توسط وانگ و همکاران (۲۰۱۶a) و وانگ و همکاران (۲۰۱۶b) ثابت بودند بنابراین در ادامه از بررسی آنها صرف نظر شد. با در نظر گرفتن گروه‌های بدون بعد رابطه معادله ۷ به صورت زیر بازنویسی می‌شود:

$$ds/h = f(D/h, d/h, Fr) \quad [A]$$

در اینجا Fr عدد فرود می‌باشد. بنابراین پارامترهای معادله ۲ به عنوان پارامترهای ورودی مدل‌های عددی در این مطالعه در نظر گرفته می‌شوند. در شکل ۴ نحوه ترکیب پارامترهای ورودی برای مدل‌های مختلف نشان داده شده است. همچنین، محدوده مقادیر آزمایشگاهی مورد استفاده در این مطالعه در جدول ۱ قابل مشاهده است.

و معمول‌ترین آن‌ها، استفاده از روش‌های کلاسیک مانند پس انتشار خطا و ترکیبی است. که نتایج مطالعات مختلف نشان دهنده عملکرد بهتر روش ترکیبی نسبت به پس انتشار خطا بوده است.

مدل آزمایشگاهی

در این مطالعه برای اعتبار سنجی نتایج شبیه‌سازی‌های عددی از مقادیر آزمایشگاهی وانگ و همکاران (۲۰۱۶a) و وانگ و همکاران (۲۰۱۶b) استفاده می‌شود. مدل آزمایشگاهی آنها شامل یک کانال مستطیلی به طول، عرض و ارتفاع ۱۲، ۰/۴۲ و ۰/۷ متر می‌باشد. در مدل

آبخستگی در مجاورت پایه پل

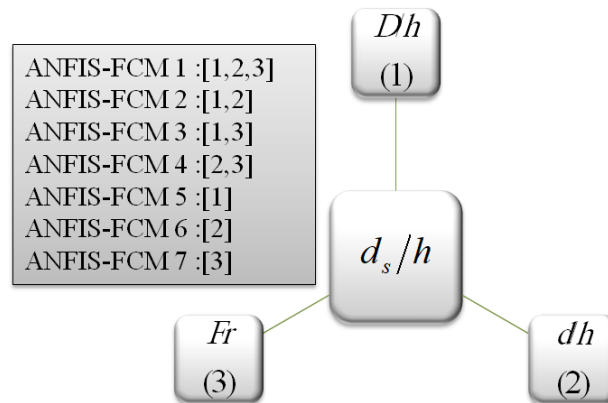
عمق آبخستگی در مجاورت گروه پایه‌های پل (ds) تابعی از (d_{50})، d ، D ، h ، U ، U_c ، S_n ، d ، D ، h ، U ، U_c که به ترتیب برابر عمق آبخستگی، قطر متوسط ذرات رسوب، تعداد پایه‌های پل موازی با جهت جریان، قطر پایه‌های پل، فاصله مرکز به مرکز پایه‌های پل در جهت موازی با جریان، عمق جریان، سرعت متوسط جریان و سرعت بحرانی به علت حرکت اولیه بر روی رسوبات است (امینی و همکاران ۲۰۱۱، عطایی آشتیانی و همکاران ۲۰۱۰، عطایی آشتیانی و همکاران ۲۰۰۶)

$$d_s = f(d_{50}, m, D, d, S_n, h, U, U_c) \quad [V]$$

وانگ و همکاران (۲۰۱۶a) و وانگ و همکاران (۲۰۱۶b) آبخستگی را در مجاورت پایه‌ها که به فاصله d از هم قرار دارند اندازه‌گیری نمودند. در مجموع، پارامترهای

جدول ۱- محدوده مقادیر آزمایشگاهی مورد استفاده در این مطالعه.

پارامتر	حداکثر	حداقل	میانگین	انحراف معیار	واریانس
ds/h	۰/۶۲۵	۰/۰۰۸	۰/۲۲۷	۰/۱۵۲	۰/۰۲۳
D/h	۰/۵۰۰	۰/۲۵۰	۰/۳۵۹	۰/۱۰۷	۰/۰۱۱
d/h	۷/۵۰	۰/۲۵۰	۲/۵۸۸	۱/۹۵۴	۳/۸۱۷
Fr	۰/۲۵۸	۰/۱۱۶	۰/۱۸۶	۰/۰۴۰	۰/۰۰۲



شکل ۴- نحوه ترکیب پارامترهای ورودی برای اجرای تحلیل حساسیت.

معیار بررسی دقت مدل‌های عددی

در مطالعه حاضر به منظور ارزیابی دقت مدل‌های عددی معرفی شده از شاخص‌های آماری ضریب همبستگی (R)، شاخص عملکرد (VAF)، خطای مربعات میانگین ریشه ($RMSE$)، شاخص پراکندگی (SI)، خطای مطلق میانگین (MAE) و ضریب بهره‌وری نش ساتکلیف (NSC) به صورت زیر استفاده می‌گردد:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (F_i - \bar{F})(O_i - \bar{O})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (F_i - \bar{F})^2 \sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2}} \quad [9]$$

$$VAF = \left(1 - \frac{\text{var}(F_i - O_i)}{\text{var}(F_i)}\right) \times 100 \quad [10]$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (F_i - O_i)^2} \quad [11]$$

$$SI = \frac{RMSE}{\bar{O}} \quad [12]$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |F_i - O_i| \quad [13]$$

$$NSC = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - F_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad [14]$$

در اینجا O_i مقادیر مشاهداتی، F_i مقادیر تراز پیش‌بینی شده به وسیله مدل‌های عددی، \bar{O} میانگین مقادیر مشاهداتی و n برابر تعداد مقادیر مشاهداتی است. در ادامه به بررسی دقت مدل‌های نرو- فازی تعریف شده در وضعیت‌های آموزش و آزمون پرداخته می‌شود. لازم به ذکر است که ۷۰ درصد مقادیر مشاهداتی برای آموزش مدل‌های نرو- فازی استفاده و در مقابل ۳۰ درصد باقیمانده مقادیر آزمایشگاهی جهت آزمون این مدل‌ها به کار گرفته می‌شوند.

تعداد کل برداشت‌های آزمایشگاهی استفاده شده در مطالعه حاضر مساوی با ۲۱۰ نمونه بود که باید اشاره شود این تعداد برای آموزش و آزمون مدل هوش مصنوعی کافی بود. لازم به ذکر است که سایر نسبت‌ها شامل ۵۰ درصد برای آموزش در برابر ۵۰ درصد آزمون، ۶۰ درصد برای آموزش در برابر ۴۰ درصد آزمون، ۷۰ درصد برای آموزش در برابر ۳۰ درصد آزمون، ۸۰ درصد برای آموزش در برابر ۲۰ درصد آزمون مدل‌های هوش مصنوعی استفاده گردید که نسبت

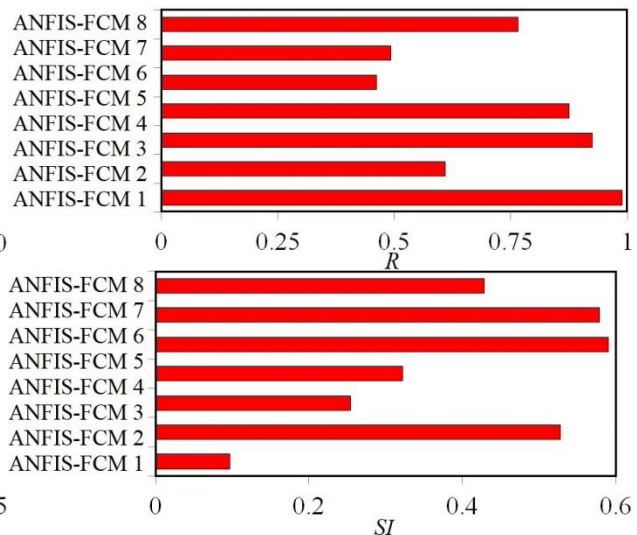
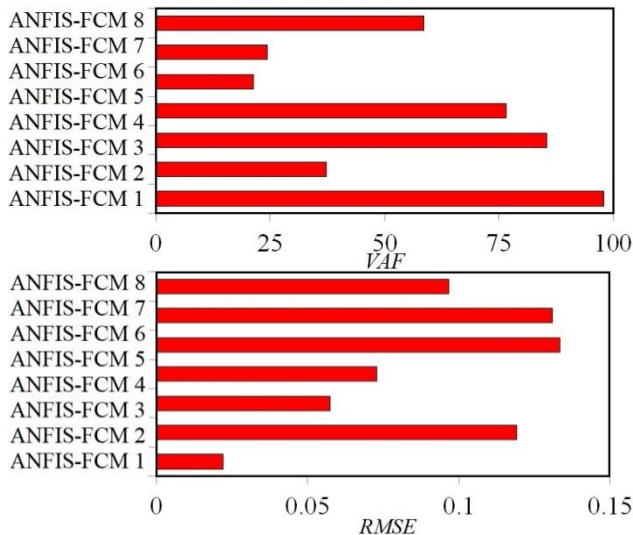
آموزش به ترتیب مساوی با ۰/۰۹۵، ۰/۵۲۸ و ۰/۱۱۹ بدست آمده‌اند. مدل ANFIS-FCM 3 مقادیر آبشستگی‌ها را بر حسب پارامترهای بدون بعد D/h و Fr شبیه‌سازی می‌کند. به عبارت دیگر، تاثیر پارامتر بدون بعد d/h برای این مدل حذف شده است. در مقابل تاثیر پارامتر بدون بعد D/h برای مدل ANFIS-FCM 4 حذف گردیده است. به عبارت دیگر، ANFIS-FCM 4 تابعی از پارامترهای d/h و Fr می‌باشند. در شرایط آموزش مدل‌های عددی، مقادیر شاخص‌های آماری MAE ، SI و VAF برای مدل مذکور به ترتیب برابر با ۰/۰۵۵، ۰/۳۲۲ و ۷۶/۵۵۱ تخمین زده شده‌اند. این در حالی است که مدل‌های ANFIS-FCM 5 تا ANFIS-FCM 7 مقادیر تابع هدف با استفاده از یک پارامتر ورودی تخمین زده می‌شود. به عنوان مثال، مدل ANFIS-FCM 5 مقادیر آبشستگی‌ها با استفاده از پارامتر ورودی D/h پیش‌بینی شده است و تاثیر دو پارامتر دیگر حذف شده‌اند. لازم به ذکر است که این مدل مقادیر تابع هدف یا همان عمق آبشستگی را با استفاده از پارامتر بدون d/h شبیه‌سازی می‌نماید و تاثیر دو پارامتر دیگر نادیده گرفته شده‌اند. مدل ANFIS-FCM 7 تابعی از پارامتر بدون عدد فرود (Fr) است و تاثیر پارامترهای D/h و d/h در آن نادیده گرفته شده است. برای این مدل هوش مصنوعی در وضعیت آموزش، مقادیر $RMSE$ ، MAE و SI به ترتیب برابر با ۰/۰۹۷، ۰/۰۷۴ و ۰/۴۲۹ تخمین زده شده‌اند.

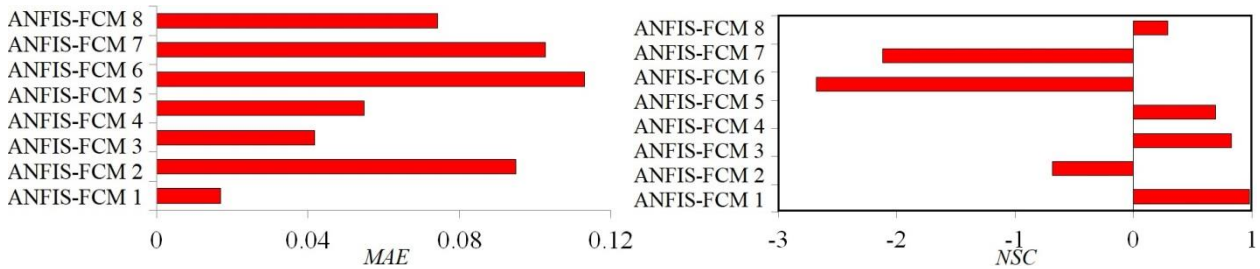
۷۰ به ۳۰ برای مطالعه حاضر استفاده گردید زیرا مدل هوش مصنوعی بهترین عملکرد را از خود نشان داد. در ادامه، با انجام یک تحلیل حساسیت مدل برتر و موثرترین پارامترهای موردی شناسایی خواهند شد.

نتایج و بحث

تحلیل حساسیت

در این بخش به بررسی نتایج مدل‌های ANFIS-FCM 1 تا ANFIS-FCM 7 برای شبیه‌سازی عمق آبشستگی در مجاورت پایه‌های پل جفت و سه تایی پرداخته می‌شود. نتایج شاخص‌های آماری مختلف برای این مدل‌ها در وضعیت آموزش در شکل ۵ قابل مشاهده است. مدل ANFIS-FCM 1 مقادیر آبشستگی را بر حسب کلیه پارامترهای ورودی تخمین می‌زند (D/h ، d/h ، Fr). برای این مدل مقادیر شاخص‌های آماری VAF و $RMSE$ در وضعیت آموزش به ترتیب مساوی با ۹۷/۸۶۵ و ۰/۰۲۲ محاسبه شده‌اند. این در حالی است که شاخص پراکندگی برای این مدل برابر با ۰/۰۹۷ است. در مقابل سه مدل ANFIS-FCM 2 تا ANFIS-FCM 4 مقادیر تابع هدف را بر حسب دو پارامتر ورودی تخمین می‌زنند. به عنوان مثال، مدل ANFIS-FCM 2 تابعی از D/h و d/h می‌باشد و برای شبیه‌سازی تابع هدف تاثیر عدد فرود برای آن نادیده گرفته شده است. برای مدل ANFIS-FCM 2 مقادیر شاخص‌های آماری MAE ، SI و $RMSE$ در شرایط

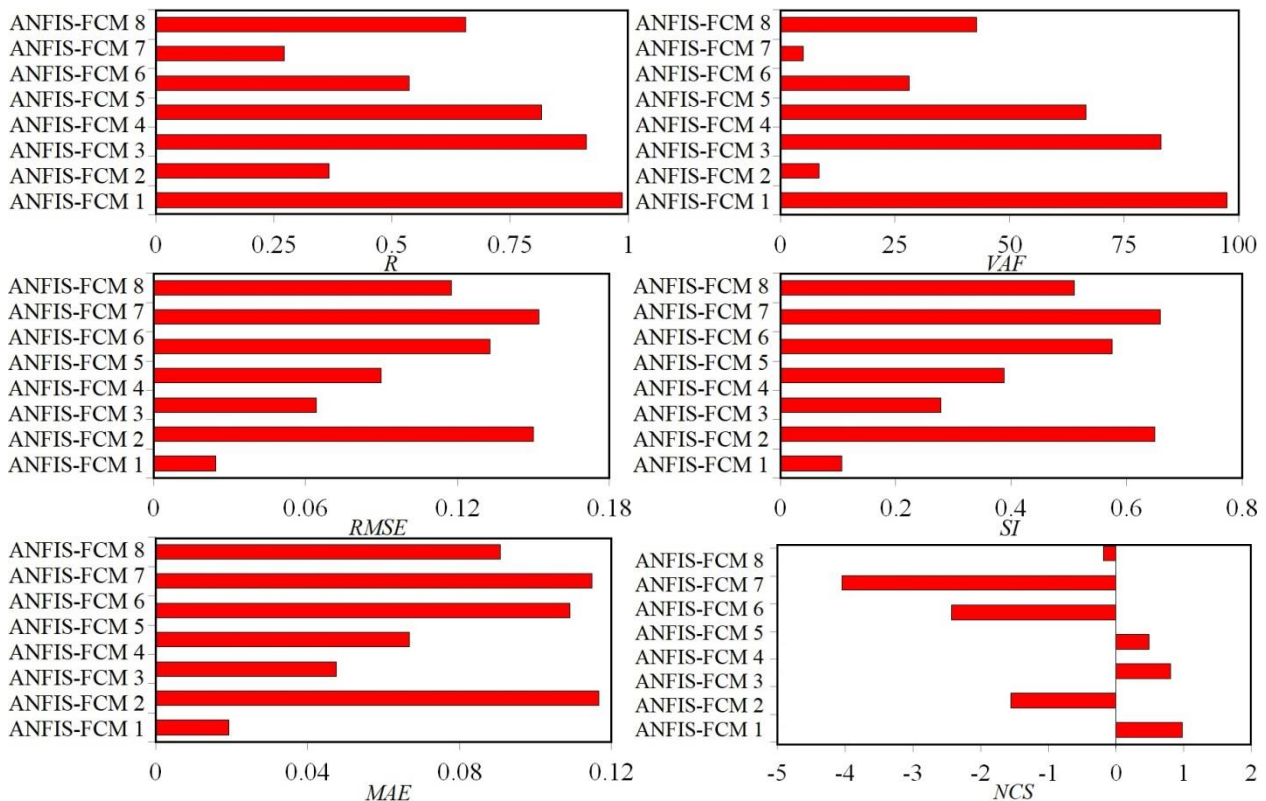




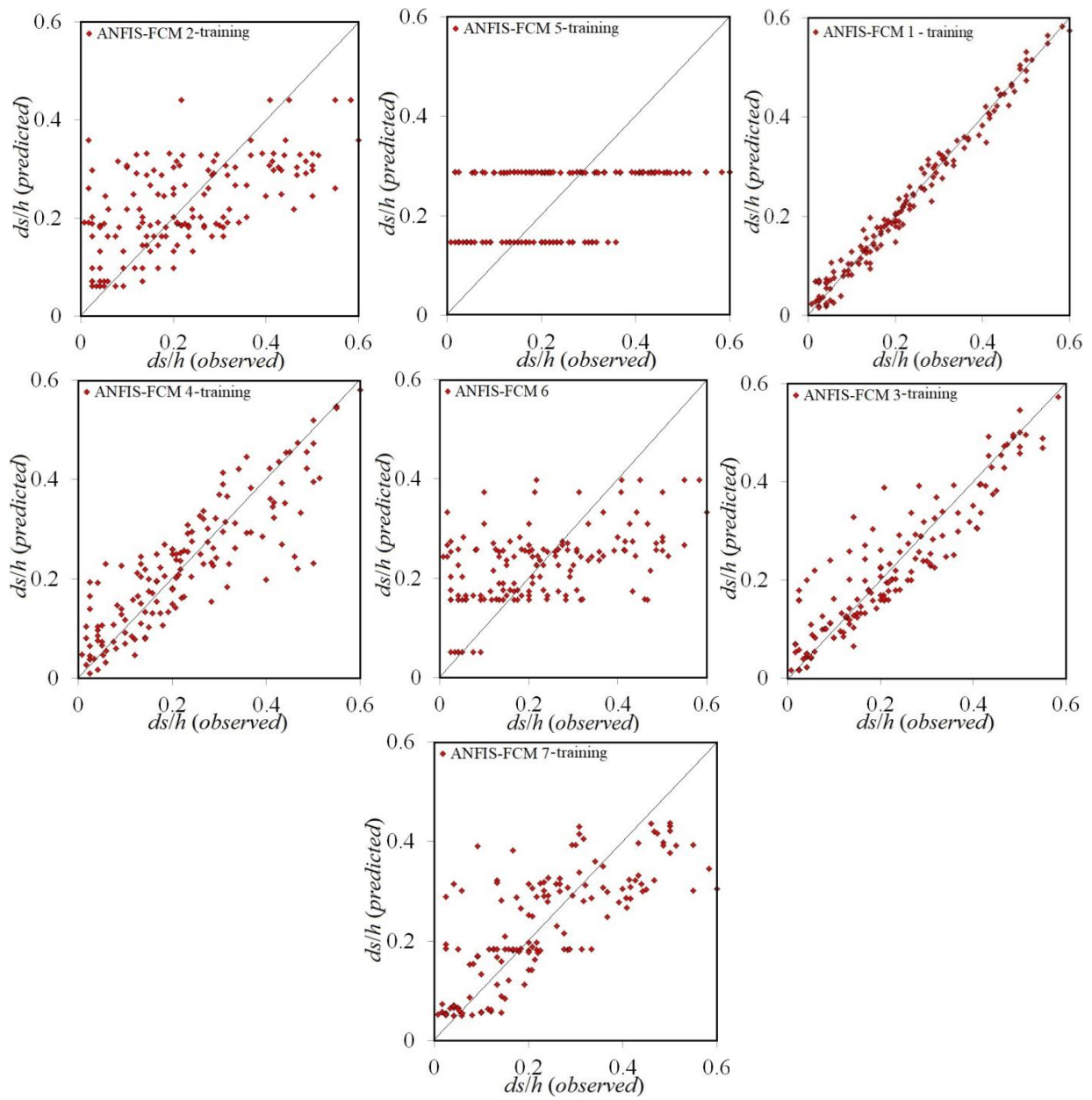
شکل ۵- نتایج شاخص‌های آماری مختلف برای مدل‌های ANFIS-FCM در وضعیت آموزش.

در شرایط آزمون مدل ANFIS-FCM 1، مقادیر NSC، VAF و MAE به ترتیب مساوی با ۰/۹۷۶، ۰/۹۷ و ۲/۴۳۱- و ۰/۱۳۳ تخمین زده شده‌اند. این در حالی است که برای وضعیت آزمون مدل ANFIS-FCM 6 مقادیر SI، MAE و VAF به ترتیب برابر با ۰/۶۵۸، ۰/۱۱۵ و ۴/۹۶۹ هستند. این در حالی است که نتایج شاخص‌های آماری محاسبه شده برای مدل‌های هوش مصنوعی مذکور در وضعیت آزمون در شکل ۶ به تصویر کشیده شده است.

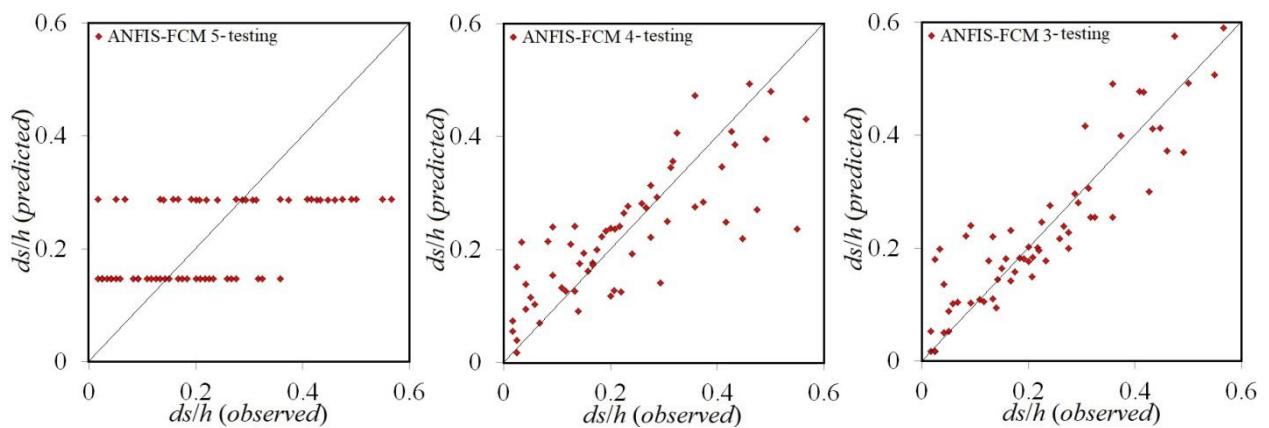
در شرایط آزمون مدل ANFIS-FCM 1، مقادیر NSC، VAF و MAE به ترتیب مساوی با ۰/۹۷۶، ۰/۹۷ و ۲/۴۳۱- و ۰/۱۳۳ تخمین زده شده‌اند. این در حالی است که برای وضعیت آزمون مدل ANFIS-FCM 2، شاخص‌های آماری RMSE، SI و NSC به ترتیب برابر با ۰/۱۵۰، ۰/۶۴۹ و ۱/۵۵۷- بدست آمده‌اند. این در حالی است که مقادیر SI، NSC و VAF برای مدل هوش مصنوعی ANFIS-FCM 3 به ترتیب مساوی با ۰/۲۷۸، ۰/۸۰۴ و ۸۳/۱۲۶ بدست آمده‌اند. همچنین، مقادیر شاخص‌های آماری VAF، NSC و

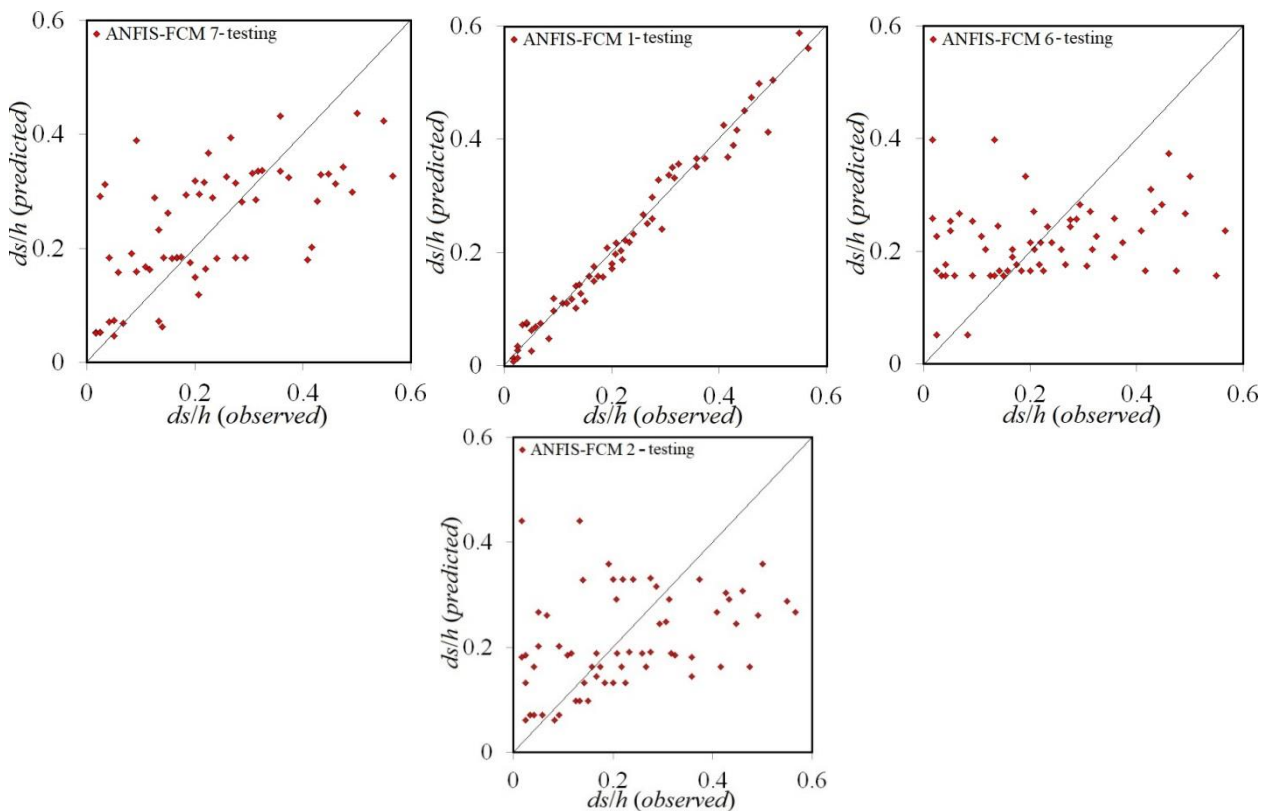


شکل ۶- نتایج شاخص‌های آماری مختلف برای مدل‌های ANFIS-FCM در وضعیت آزمون.



شکل ۷- نمودارهای پراکنده‌ی مدل‌های ANFIS-FCM در وضعیت آموزش.





شکل ۸- نمودارهای پراکنندگی مدل‌های ANFIS-FCM در وضعیت آزمون.

جدول ۲- نتایج مدل‌های ANFIS-FCM در شرایط آموزش و آزمون.

وضعیت	مدل	R	VAF	$RMSE$	SI	MAE	NSC
آموزش	ANFIS-FCM 1	۰/۹۸۹	۹۷/۸۶۵	۰/۰۲۲	۰/۰۹۷	۰/۰۱۷	۰/۹۷۸
	ANFIS-FCM 2	۰/۶۱۰	۳۷/۲۳۰	۰/۱۱۹	۰/۵۲۸	۰/۰۹۵	-۰/۶۸۶
	ANFIS-FCM 3	۰/۹۲۴	۸۵/۴۰۳	۰/۰۵۷	۰/۲۵۴	۰/۰۴۲	۰/۸۲۹
	ANFIS-FCM 4	۰/۸۷۵	۷۶/۵۵۱	۰/۰۷۳	۰/۳۲۲	۰/۰۵۵	۰/۶۹۴
	ANFIS-FCM 5	۰/۴۶۲	۲۱/۳۸۱	۰/۱۳۳	۰/۵۹۱	۰/۱۱۳	-۲/۶۷۷
	ANFIS-FCM 6	۰/۴۹۳	۲۴/۳۰۴	۰/۱۳۱	۰/۵۷۹	۰/۱۰۳	-۲/۱۱۸
	ANFIS-FCM 7	۰/۷۶۵	۵۸/۵۹۶	۰/۰۹۷	۰/۴۲۹	۰/۰۷۴	۰/۲۹۳
آزمون	ANFIS-FCM 1	۰/۹۸۸	۹۷/۵۰۷	۰/۰۲۵	۰/۱۰۶	۰/۰۱۹	۰/۹۷۶
	ANFIS-FCM 2	۰/۳۶۷	۸/۴۳۳	۰/۱۵۰	۰/۶۴۹	۰/۱۱۷	-۱/۵۷۷
	ANFIS-FCM 3	۰/۹۱۲	۸۳/۱۲۳	۰/۰۶۴	۰/۲۷۸	۰/۰۴۸	۰/۸۰۴
	ANFIS-FCM 4	۰/۸۱۷	۶۶/۷۱۴	۰/۰۹۰	۰/۳۸۸	۰/۰۶۷	۰/۴۹۰
	ANFIS-FCM 5	۰/۵۳۷	۲۸/۰۷۸	۰/۱۳۳	۰/۵۷۵	۰/۱۰۹	-۲/۴۳۱
	ANFIS-FCM 6	۰/۲۷۲	۴/۹۶۹	۰/۱۵۲	۰/۶۵۸	۰/۱۱۵	-۴/۰۴۸
	ANFIS-FCM 7	۰/۶۵۶	۴۲/۸۴۰	۰/۱۱۸	۰/۵۰۹	۰/۰۹۱	-۰/۱۸۷

زیرا مقادیر آبهستگی‌ها را با دقت بیشتری در مقایسه با سایر مدل‌ها تخمین می‌زند. مدل ANFIS-FCM 1 تابعی از

با توجه به نتایج مدل‌سازی‌ها، مدل ANFIS-FCM 1 به عنوان بهترین مدل عددی در این مطالعه انتخاب می‌شود

مقایسه با سایر مدل های هوش مصنوعی

در ادامه به مقایسه نتایج مدل برتر ترکیبی یا ANFIS-FCM 1 با مدل ANFIS و شبکه عصبی مصنوعی^۱ (ANN) پرداخته می شود. نتایج مقایسه مدل های ANFIS-FCM 1، ANFIS و ANN در جدول ۳ مرتب شده است. بر اساس نتایج شبیه سازی ها، مقدار ضریب همبستگی برای ANFIS و ANN به ترتیب مساوی با ۰/۹۲۰ و ۰/۸۹۵ تخمین زده شدند. این در حالی است برای مدل های ANFIS و ANN مقدار شاخص پراکندگی به ترتیب برابر با ۰/۳۸۷ و ۰/۴۰۳ محاسبه شدند. همان طور که مشاهده می شود، مدل ANFIS-FCM 1 در مقایسه با سایر مدل های هوش مصنوعی (ANFIS) و (ANN) دارای همبستگی بیشتر و خطای کمتری است.

جدول ۳- مقایسه نتایج مدل های ANFIS-FCM 1، ANFIS و ANN.

مدل	R	VAF	RMSE	SI	MAE	NSC
ANFIS-FCM 1	۰/۹۸۸	۹۷/۵۰۷	۰/۰۲۵	۰/۱۰۶	۰/۰۱۹	۰/۹۷۶
ANFIS	۰/۹۲۰	۸۹/۱۲۷	۰/۱۱۹	۰/۳۸۷	۰/۰۹۷	۰/۹۰۸
ANN	۰/۸۹۵	۸۷/۰۰۷	۰/۱۲۸	۰/۴۰۳	۰/۰۸۶	۰/۸۷۳

نش و ضریب همبستگی برای مدل ریچاردسون و دیویس (۲۰۰۱) به ترتیب ۱/۲۴۱، ۲/۴۳۶ و ۰/۷۵۰ هستند. همان گونه که مشاهده می شود، مدل ANFIS-FCM 1 عملکرد بهتری در مقایسه با مدل تجربی ریچاردسون و دیویس (۲۰۰۱) از خود نشان می دهد.

تحلیل حساسیت اجرا شده نشان داد که مدل ANFIS-FCM 1 به عنوان مدل برتر برای تخمین عمق آبشستگی در اطراف پایه های پل جفت و سه تایی شناسایی شد. علاوه بر این، مقایسه عملکرد مدل برتر با سایر مدل های هوش مصنوعی و تجربی نشان داد که مدل ANFIS-FCM 1 مقادیر آبشستگی ها را با دقت بیشتری و همبستگی بالاتری شبیه کرد. این مدل مقادیر تابع هدف را بر حسب کلیه پارامترهای ورودی شبیه سازی می کند.

کلیه پارامترهای ورودی شامل Fr ، d/h و D/h می باشد. بعد از این مدل، مدل های ANFIS-FCM 3، ANFIS-FCM 4 و ANFIS-FCM 7 به ترتیب بیشترین دقت را دارند. همچنین، مدل های هوش مصنوعی ANFIS-FCM 2، ANFIS-FCM 5 و ANFIS-FCM 6 به ترتیب کمترین دقت را برای شبیه سازی تابع هدف دارند. عدد فرود جریان به عنوان موثرترین پارامتر ورودی شناسایی گردید. به عبارت دیگر، با حذف این پارامتر، دقت مدل سازی به شکل قابل ملاحظه ای کاهش یافت. بر اساس تحلیل حساسیت انجام شده، پارامترهای D/h و d/h به ترتیب بعد از عدد فرود بیشترین تاثیر را بر روی شبیه سازی تابع هدف دارند.

مدل برتر

مقایسه با مدل تجربی

در قسمت بعدی به مقایسه عملکرد مدل برتر ANFIS-FCM 1 با مدل تجربی ارائه شده توسط ریچاردسون و دیویس (۲۰۰۱) پرداخته می شود. ریچاردسون و دیویس (۲۰۰۱) رابطه تجربی زیر را برای تخمین عمق حفره آبشستگی در مجاورت پایه پل ها پیشنهاد دادند:

$$d_s/h = 2K_1K_2K_3(D/h)^{0.65}(Fr)^{0.43} \quad [۱۵]$$

در اینجا ضرایب K_1 ، K_2 و K_3 به ترتیب شامل ضریب تصحیح شکل پایه پل، ضریب تصحیح جهت جریان، ضریب بستر شرایط بستر هستند. شاخص های آماری محاسبه شده برای مدل تجربی ریچاردسون و دیویس (۲۰۰۱) برای مقادیر آزمایشگاهی محاسبه شده در مطالعه حاضر در جدول ۴ قابل مشاهده است. با توجه به نتایج بدست آمده، مقادیر شاخص پراکندگی، ضریب

¹ Artificial neural network

بنابراین، در جدول ۵ کد کامپیوتری مدل برتر ANFIS-FCM 1 ارائه شده است.

جدول ۴- مقایسه نتایج مدل‌های ANFIS-FCM 1 و ریچاردسون و دیویس (۲۰۰۱).

مدل	<i>R</i>	<i>VAF</i>	<i>RMSE</i>	<i>SI</i>	<i>MAE</i>	<i>NSC</i>
ANFIS-FCM 1	۰/۹۸۸	۹۷/۵۰۷	۰/۰۲۵	۰/۱۰۶	۰/۰۱۹	۰/۹۷۶
معادله ۱۵	۰/۷۵۰	۸/۹۹۵	۰/۲۸۲	۱/۲۴۱	۰/۲۶۳	-۲/۴۳۶

جدول ۵- کد کامپیوتری مدل برتر ANFIS-FCM 1.

```

clc; clear all; close all
Prompt={'D/h','d/h','Fr'};
Title='Enter the values of input variables';
DefaultValues={'[0.25;0.5]','[2.75;5.5]','[0.1246;0.13097]'};
PARAMS=inputdlg(Prompt,Title,2,DefaultValues);
In1=str2num(PARAMS{1});
In2=str2num(PARAMS{2});
In3=str2num(PARAMS{3});
TestInputs=[In1 In2 In3];
TestTargets=[In1];
data.TestInputs=TestInputs;
data.TestTargets=TestTargets;
x=data.TestInputs;
t=data.TestTargets;
fis=genfis3(x,t,'sugeno',4);
clc
fis.input(1).mf(1).params = [0.0224 0.4157];
fis.input(1).mf(2).params = [0.0262 0.3921];
fis.input(1).mf(3).params = [0.0524 0.2604];
fis.input(1).mf(4).params = [0.0350 0.3251];
fis.input(2).mf(1).params = [1.6186 6.2990];
fis.input(2).mf(2).params = [0.9565 3.6827];
fis.input(2).mf(3).params = [0.8190 2.1738];
fis.input(2).mf(4).params = [0.9696 0.7439];
fis.input(3).mf(1).params = [0.0236 0.1656];
fis.input(3).mf(2).params = [0.0346 0.2323];
fis.input(3).mf(3).params = [0.0325 0.2092];
fis.input(3).mf(4).params = [0.0276 0.2262];
fis.output.mf(1).params = [-0.3113 -0.0189 5.3910 -0.3775];
fis.output.mf(2).params = [ 0.2270 -0.0195 4.2948 -0.5422];
fis.output.mf(3).params = [-0.8582 -0.0119 2.8478 -0.0835];
fis.output.mf(4).params = [ 4.3283 -0.1914 4.5349 -2.1988]
ds_h=evalfis(data.TestInputs,fis)

```

نتیجه گیری کلی

در این مطالعه یک تکنیک نو-فازی روش نوین هوش مصنوعی تحت عنوان دسته بندی c-میانگین فازی شبکه انفیس (ANFIS-FCM) برای شبیه سازی عمق آبخستگی در مجاورت پایه های پل جفت و سه تایی مورد استفاده قرار گرفت. برای اعتبار سنجی نتایج شبیه سازی ها، ۷۰ درصد مقادیر مشاهداتی برای آموزش مدل هوش مصنوعی و ۳۰ درصد باقیمانده برای آزمون آن استفاده گردید. سپس با استفاده از پارامترهای ورودی، هفت مدل ANFIS-FCM تعریف گردید که با تجزیه و تحلیل نتایج مدل سازی ها، مدل برتر و موثرترین پارامترهای ورودی معرفی شدند. مدل برتر (ANFIS-FCM 1) مقادیر آبخستگی را با دقت قابل قبولی شبیه سازی نمود. این

مدل مقادیر آبخستگی را بر حسب کلیه پارامترهای ورودی تخمین زد و پارامترهای Fr و D/h نیز به عنوان موثرترین پارامترهای ورودی شناسایی گردیدند. به عنوان مثال، مقادیر RMSE، MAE و VAF برای شرایط آزمون مدل ANFIS-FCM 1 (مدل برتر) به ترتیب مساوی با ۰/۰۲۵، ۰/۰۱۹ و ۹۷/۵۰۷ محاسبه شدند. نتایج مدل ANFIS-FCM 1 به عنوان مدل برتر مطالعه حاضر، با نتایج مدل های ANN، ANFIS و مدل های تجربی مقایسه شد که حاکی از عملکرد بهتر مدل برتر بود. لازم به ذکر است که جهت تخمین عمق آبخستگی در مجاورت پایه های پل جفت و سه تایی، یک کد کامپیوتری برای استفاده در کارهای عملی برای مهندسين پیشنهاد داده شد.

منابع مورد استفاده

- Amini A, Melville BW, Ali TM and Ghazali AH, 2011. Clear-water local scour around pile groups in shallow-water flow. *Journal of Hydraulic Engineering* 138 (2): 177-185.
- Ataie-Ashtiani B and Aslani-Kordkandi A, 2012. Flow field around side-by-side piers with and without a scour hole. *European Journal of Mechanics-B/Fluids* 36: 152-166.
- Ataie-Ashtiani B and Beheshti A, 2006. Experimental investigation of clear-water local scour at pile groups. *Journal of Hydraulic Engineering* 132 (10): 1100-1104.
- Ataie-Ashtiani B, Baratian-Ghorghi Z and Beheshti AA, 2010. Experimental investigation of clear-water local scour of compound piers. *Journal of Hydraulic Engineering*, 136 (6): 343-351.
- Azimi H and Shabanlou S, 2020. U-shaped channels along the side weir for subcritical and supercritical flow regimes. *Journal of Hydraulic Engineering* 26 (4): 365-375.
- Azimi H, Shabanlou S, Ebtehaj I and Bonakdari H, 2016. Discharge coefficient of rectangular side weirs on circular channels. *International Journal of Nonlinear Sciences and Numerical Simulation* 17(7-8) : 391-399.
- Azimi H, Bonakdari H, Ebtehaj I, Shabanlou S, Talesh SHA and Jamali A, 2019. A pareto design of evolutionary hybrid optimization of ANFIS model in prediction abutment scour depth. *Sādhanā* 44 (7): 169.
- Azimi H, Bonakdari H, Ebtehaj I, Talesh SHA, Michelson DG and Jamali A, 2017. Evolutionary Pareto optimization of an ANFIS network for modeling scour at pile groups in clear water condition. *Fuzzy Sets and Systems* 319: 50-69.
- Azimi, AH, Shabanlou S, Yosefvand F, Rajabi A and Yaghoubi B, 2020. Estimation of scour depth around cross-vane structures using a novel non-tuned high-accuracy machine learning approach. *Sādhanā* 45: 152 . <https://doi.org/10.1007/s12046-020-01390-6>
- Das S, Das R and Mazumdar A, 2016. Comparison of local scour characteristics around two eccentric piers of different shapes. *Arabian Journal for Science and Engineering* 41 (4): 1199-1213.
- Ebtehaj I, Bonakdari H, Moradi F, Gharabaghi B and Khozani ZS, 2018. An integrated framework of Extreme Learning Machines for predicting scour at pile groups in clear water condition. *Coastal Engineering* 135: 1-15.

- Etemad-Shahidi A, Bonakdar L and Jeng DS, 2015. Estimation of scour depth around circular piers: applications of model tree. *Journal of Hydroinformatics* 17 (2): 226-238.
- Gharib R, Heydari M, Kardar S and Shabanlou S, 2020. Simulation of discharge coefficient of side weirs placed on convergent canals using modern self-adaptive extreme learning machine. *Applied Water Science* 10 (50): 1-11.
- Jang JS, 1993. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 23 (3): 665-685.
- Jang JSR, Sun CT and Mizutani E, 1997. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*. Prentice Hall. ISBN 0-13-261066-3.
- Kohansarbaz A, Kohansarbaz A, Yaghoubi B, Izadbakhsh MA and Shabanlou S, 2021. An integration of adaptive neuro-fuzzy inference system and firefly algorithm for scour estimation near bridge piers. *Earth Sci Inform* 14, :1399–1411 (2021). <https://doi.org/10.1007/s12145-021-00652-z>
- Muzzammil M, Alama J and Danish M, 2015. Scour prediction at bridge piers in cohesive bed using gene expression programming. *Aquatic Procedia* 4: 789-796.
- Majedi Asl M, Daneshfaraz R and Valizadeh S, 2019. The Experimental study of river sand and gravel mining on scouring pattern around pier group. *Journal of Hydraulics* 14 (3): 129.
- Majedi Asl M, Daneshfaraz R and Valizadeh S, 2020. A laboratory study of longitudinal, transverse and topography of the scouring the bridge pier group with sand mining. *Water and Soil Science* 24 (2): 69-85. (in Persian with English abstract)
- Moghadam RG, Izadbakhsh MA, Yosefvand F and Shabanlou S, 2019. Optimization of ANFIS network using firefly algorithm for simulating discharge coefficient of side orifices. *Applied Water Science* 9 (84): 1-12.
- Moghadam RG, Shabanlou S and Yosefvand F, 2020. Optimization of ANFIS Network Using Particle Swarm Optimization Modeling of Scour around Submerged Pipes. *J. Marine. Sci. Appl.* 19: 444–452. <https://doi.org/10.1007/s11804-020-00166-y>
- Rezaie M, Daneshfaraz R and Dasineh M, 2018. Experimental investigation of adding clay and PAM on scour reduction bridge piers under the influence removal of river materials. *Journal of Hydraulics* 13 (3): 59-70.
- Richardson EV and Davis SR, 2001. *Evaluating Scour at Bridges*. Hydraulic Engineering Circular 18 (HEC18), 4th Ed., Rep. No. FHWA NHI 01–001, Federal Highway Administration, Washington, D.C.
- Shabanlou S, Azimi H, Ebtehaj I and Bonakdari H, 2018. Determining the scour dimensions around submerged vanes in a 180° bend with the Gene Expression Programming Technique. *Journal of Marine Science and Application* 17: 233–240.
- Shabanlou S, 2018. Improvement of extreme learning machine using self-adaptive evolutionary algorithm for estimating discharge capacity of sharp-crested weirs located on the end of circular channels. *Flow Measurement and Instrumentation* 59: 63-71.
- Shabanlou S and Khorami E, 2013. Study of the hydraulic properties of the cylindrical crested weirs. *Flow Measurement and Instrumentation* 33: 153-159.
- Shahbazbeygi E, Yosefvand F, Yaghoubi B, Shabanlou S and Rajabi A, 2021a. Generalized structure of group method of data handling to prognosticate scour around various cross-vane structures. *Arab J Geosci* 14: 1121. <https://doi.org/10.1007/s12517-021-07483-8>
- Shahbazbeygi E, Yosefvand F, Yaghoubi B, Shabanlou S and Rajabi A, 2021b. Stone weir scour modelling in curved canals using a weighted regularized extreme learning machine. *Irrigation and Drainage* 70(4): 757–772. Available from: <https://doi.org/10.1002/ird.2592>
- Wang H, Tang H, Liu Q and Wang Y, 2016a. Local scouring around twin bridge piers in open-channel flows. *Journal of Hydraulic Engineering* 142 (9): 0601600-8.
- Wang H, Tang H, Xiao J, Wang Y and Jiang S, 2016b. Clear-water local scouring around three piers in a tandem arrangement. *Science China Technological Sciences* 59 (6): 888-896.
- Zarei S, Yosefvand F and Shabanlou S, 2020. Discharge coefficient of side weirs on converging channels using extreme learning machine modeling method. *Measurement* 152: 107321.