



# **Research Article**

# Estimating Scour Hole Dimensions Downstream of Triangular-Triangular Compound Sharp-Crested Weirs Using Artificial Intelligence Models

# Sasan Nejati<sup>1</sup>, Mehdi Meftah Halaghi<sup>2⊠</sup>, Abdolreza Zahiri<sup>3</sup>, Younes Aminpour<sup>4</sup>

- 1. Ph.D Student of Water Structures, Dept. of Water Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan, Iran.
- 2. Prof., Dept. of Water Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan, Iran.
- 3. Associated Prof., Dept. of Water Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan, Iran.
- 4. Assistant Prof., Department of Hydraulic Structures, Water Research Institute, Ministry of Energy, Tehran, Iran.
- (Corresponding Author: <u>meftah@gau.ac.ir</u>)

ARTICLE INFO	HOW TO CITE THIS ARTICLE:
Received: 5 May 2025 Revised: 24 May 2025 Accepted: 25 May 2025 Available Online: 7 June 2025	Nejati, S., Meftah Halaghi, M., Zahiri, A., & Aminipour, Y., (2025).Estimating scour Hole Dimensions Downstream of Triangular-Triangular Compound Sharp-Crested Weirs Using artificial Intelligence Models. (In Persian with English abstract). Journal of Irrigation and Drainage Structures Engineering Research.V.26, No.98, P: 67 https://doi.org/10.22092/IDSER.2025.369369.1618

### Introduction

This study investigates scour downstream of triangular-triangular compound weirs, which generate unique flow patterns leading to increased turbulence and scour. Initially, laboratory experiments were conducted to identify key influencing factors, followed by dimensional analysis to determine relevant dimensionless parameters. Three artificial intelligence algorithms Artificial Neural Network (ANN), Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS), and Support Vector Machine (SVM) were then used to perform sensitivity analysis and predict scour depth. The research enables a comparative evaluation of these models in predicting complex hydraulic phenomena.

### Methodology

This study examines the scouring phenomenon downstream of triangular-triangular compound weirs using experimental methods and artificial intelligence models. The investigated weir was constructed by combining two triangular sections with angles of  $90^{\circ}$  and  $150^{\circ}$ , installed in a 6.7-meter long and 90-centimeter wide experimental flume at the Water Research Institute of the Ministry of Energy. Tests were conducted with four different flow rates ranging from 7.08 to 54.94 liters per second using sediments with an average diameter of 0.5 mm. The scouring profile was analyzed through digital imaging and Grapher software.

For the modeling section, four artificial intelligence methods were employed to predict scouring hole dimensions: ANN, ANFIS and SVM. These models were selected for their capability to identify nonlinear relationships and complex patterns in data, with their performance evaluated using RMSE, Nash-Sutcliffe efficiency (NS), and MARE metrics. This study provides a framework for comparing various AI methods in hydraulic problems and can contribute to improving the design of hydraulic structures.

### **Results and Discussion**

Given the complex and uncertain nature of scour phenomena in slope control structures, as evidenced by previous research and the significant errors in conventional models, this study employed AI approaches (ANN, ANFIS and SVM) that require less understanding of underlying physical mechanisms. A Comprehensive sensitivity analysis was first conducted on dimensionless input parameters (Fr<sub>D</sub>, t/t<sub>0</sub>, and  $y_{tw}/y_h$ ), with all algorithms implemented in MATLAB and Python. The models were trained on 70% of experimental data and tested on 30%, while a thorough parameter sensitivity analysis was performed across all four models to enhance prediction accuracy of scour hole dimensions.

In the ANN modeling approach, a sensitivity analysis of input parameters was conducted by varying each input by  $\pm 10\%$  to evaluate their relative influence on scour hole dimensions. The results revealed that the particle Froude number had the greatest impact (45%) on maximum scour depth, while t/t<sub>0</sub> significantly affected scour hole length (32%). The SVM model's sensitivity analysis showed that the particle Froude number had the highest average influence (55%), whereas  $y_{tw}/y_h$  had the least (10%). Similarly, ANFIS analysis indicated the particle Froude number's dominant effect (62% average) with  $y_{tw}/y_h$  again showing minimal impact. Comparative evaluation of error metrics demonstrated that the SVM model outperformed the other proposed methods, exhibiting superior accuracy and performance in predicting scour characteristics.

### Conclusions

This study aimed to evaluate the performance of artificial intelligence models in predicting the dimensions of the scour hole downstream of a triangular-triangular compound weir, based on laboratory data. Three AI models: Artificial Neural Network (ANN), Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS), and Support Vector Machine (SVM) were assessed. The results showed that all three models were capable of estimating key scour parameters, but the SVM model outperformed the others in terms of higher accuracy, lower relative error, and better agreement with experimental data . From a hydraulic perspective, the findings indicated that

the particle Froude number was one of the most influential parameters on scour dimensions. As the Froude number increases, both the maximum scour depth and scour hole length significantly increase, highlighting the critical role of flow energy in scour development downstream of compound weirs. The results also showed that under concentrated flow conditions and with increasing relative time, the scour hole continued to expand, indicating a progressive development process .Based on these results, it is recommended that in

the design of compound weirs especially triangular-triangular types the effects of the Froude number and inflow conditions should be carefully considered to prevent the formation of deep scour holes. Furthermore, the SVM model, as a precise predictive tool, can assist hydraulic structure designers in evaluating scour risk and implementing appropriate protective measures (e.g., protective aprons, stepped profiles, or more resistant materials) before construction. These findings can contribute to improving the safety of hydraulic structures, reducing scour-related damage, and optimizing future designs.

**Keywords:** Sensitivity analysis, Particle Froude number, Experimental data, Nash-Sutcliffe efficiency (NS), Neural network.



© 2023, The Author(s). Published by <u>Agricultural Engineering Research Institute</u>. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (<u>https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/</u>).

ttps://doi.org/10.22092/IDSER.2025.369369.1618



# نوع مقاله: پژوهشی

# تخمین ابعاد حفرة آبشستگی در پاییندست سرریز لبهتیز مرکب مثلثی-مثلثی با استفاده از مدلهای هوش مصنوعی

ساسان نجاتی'، مهدی مفتاح هلقی™، عبدالرضا ظهیری"، یونس امین یور ٔ

تاريخ دريافت: ١٢٠٢/٠٢/١٥ تاريخ يذيرش: ١٢٠٢/٠٣/٠

# حكيده

سرریزهای مرکب بهمنظور افزایش ظرفیت تخلیه جریان و رفع محدودیتهای سرریزهای ساده در دبیهای بالا طراحی میشوند. یکی از مهمترین چالش ها و تهدیدهایی که در پایداری این سازهها مطرح می شود، احتمال وقوع أبشستگی در پایین دست این نوع سرریزهاست. ازاین رو، بررسی و پیش بینی عمق و محل حفرهٔ آبشستگی اهمیت بالایی دارد. در این تحقیق، در آزمایشگاه روی سرریز مرکب مثلثی – مثلثی مطالعه گردید. سرریز مورد مطالعه، پس از ساخت در فلوم آزمایشگاهی نصب و نیمرخهای آبشستگی در پاییندست سازه، در دبیهای مختلف استخراج گردید. پارامترهای موثر بر أبشستگی در پاییندست سرریزهای مرکب مثلثی-مثلثی شناسایی گردیدند و ابعاد حفرهٔ آبشستگی با بهرهگیری از مدلهای هوش مصنوعی از جمله شبکهٔ عصبی، شبکهٔ عصبی-فازی تطبیقی و شبکه ماشین بردار پشتیبان تخمین زده شد. تحلیل حساسیت روی پارامترهای موثر بر ابعاد حفرهٔ أبشستگی حاکی از أن است که با تغییر ۱۰ درصد در متغیرهای ورودی، عدد فرود ذره بیشترین تاثیر را بر ابعاد حفره دارد. افزون بر این، مقایسهٔ مقادیر پیشبینی شده توسط مدلهای هوش مصنوعی با دادههای أزمايشگاهي حاكي از دقت بالاي مدلهاي هوش مصنوعي است. نتايج بهدست أمده نشان ميدهد كه روش ماشين بردار ييشتيبان با كرنل RBF، با ضریب نش-ساتکلیف ۸۹۵/۰ بهترین عملکرد را در پیش بینی بیشینه عمق أبشستگی دارد.

# واژههای کلیدی

تحليل حساسيت، عدد فرود ذره، دادههاي آزمايشگاهي، ضريب نش-ساتكليف، شبكهٔ عصبي

# مقدمه

سرریزهای مرکب یکی از گزینههای مؤثر برای تخلیهٔ محسوس تغییر میکند. این تغییرات میتوانند باعث ایجاد ایمن آب در مواجهه با جریانهایی با نوسانهای زیاد دبی شناخته می شوند. این سازهها با بهره گیری از ترکیب در پایین دست شوند که شرایط را برای وقوع آبشستگی فراهم شکلهای مختلف هندسی، قابلیت تطبیق با شرایط متغیر میکنند. در چنین شرایطی، انرژی زیاد جریان به بستر جریان را دارند و نحوهٔ عملکرد هیدرولیکی آنها بسته به شدت جریان متفاوت است، به طوریکه در دبیهای پایین تنها موضوع به شکل گیری حفرههای عمیق در نزدیکی پایههای بخشى از سرريز فعال است، اما با افزايش ناگهانى جريان، سرريز مى انجامد. عمق و گسترهٔ اين حفرهها به عواملي مانند

تمامی اجزای سازه وارد مدار می شود و الگوی جریان به طور

ناپایداریهایی مانند امواج شدید، گردابه و جداشدن جریان

منتقل و موجب جابهجایی ذرات رسوبی می شود که این

<sup>&</sup>lt;sup>۱</sup>دانشجوی دکترای سازههای آبی، گروه مهندسی آب، دانشگاه علوم کشاورزی و متابع طبیعی گرگان، گرگان، ایران.

<sup>&</sup>lt;sup>۲</sup> استاد گروه مهندسی آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، گرگان، ایران. (<sup>⊠</sup>نویسنده مسئول: <u>(Email: meftah@gau.ac.ir)</u>

<sup>&</sup>lt;sup>۳</sup> دانشیار گروه مهندسی آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، گرگان، ایران.

۴ استادیار پژوهشکده مهندسی هیدرولیک و محیط های آبی، موسسه تحقیقات آب وزارت نیرو، تهران، ایران.

آرامش، شیب سرریز پلکانی، دبی جریان و ویژگیهای بستر را بر ابعاد حفرهٔ آبشستگی بررسی کردند و نشان دادند ۷۸ درصد کاهش دهد. این محققان روابطی نیز برای پیشبینی عمق، موقعیت و حجم حفره ارائه کردند. مقایسهٔ مدل ارائه شده در مرجع مذکور با سرریز اوجی نشان میدهد که سرریز پلکانی، به دلیل تلفات انرژی بیشتر، کاهش قابل توجهی در آبشستگی بههمراه دارد و نیز افزایش عدد فرود و کاهش شیب سرریز، عمق و طول حفره را افزایش میدهد. روشنگر و همکاران (Roushangar et al., 2016) با مقایسهٔ برای پیشبینی عمق آبشستگی پاییندست سازههای کنترل نشان دادند شبکههای عصبی پیشخور، در مقایسه با روش برنامهنویسی ژن و روابط تجربی کلاسیک، دقت بالاتری دارد. این برتری در تمامی سازههای مورد مطالعه شامل سرریزهای منتهی به پرتابکنندهٔ جامی، سازههای کنترل شیب لبهتیز و مایل مشاهده گردید. در مطالعهای تجربی، عبیدا و همکاران (Obida et al., 2023) تأثیر کفبندهای صلب را بر پدیدهٔ آبشستگی در ناحیهٔ پاییندست سرریزهای لبهتیز بررسی کردند و نشان دادند نصب سازههای حفاظتی صلب در پایاب میتواند به میزان قابل توجهی (۱۹/۳ درصد) از عمق نهایی حفره آبشستگی بکاهد. این یافته از لحاظ ارائهٔ مستطیلی، اثر تغییر عرض تاج پایینی و ارتفاع پله را بر بستر در پاییندست سازههای هیدرولیکی بااهمیت است. مقایسهٔ دادههای آزمایشگاهی در دو حالت با کفبند حفاظتی سازه و کنترل فرآیند آبشستگی به خوبی آشکار میسازد. پژوهشی به بررسی آزمایشی تأثیر ترکیب سازههای گابیونی روسترال (با زاویه رأس ۱۲۰ درجه) و تثبیت بستر با رس بر کاهش آبشستگی و بهبود پارامترهای هیدرولیکی پرداختندو

جنس ذرات رسوبی، ویژگیهای جریان و هندسهٔ سازه اجرای ۶۷ آزمایش، تأثیر عواملی مانند طول و عمق حوضچهٔ وابسته است. در سرریزهای مرکب مثلثی-مثلثی، به دلیل تمرکز جریان در مرکز، سرعت جریان بهطور محسوسی افزایش می یابد و در نتیجه پتانسیل آبشستگی نیز بیشتر افزایش طول حوضچه می تواند عمق بیشینهٔ آبشستگی را تا میشود. بررسی دقیق این پدیده برای ارزیابی الگوی تنش برشی در بستر و شناسایی نواحی بحرانی ضروری است زیرا تنشهای بیش از حد در برخی نقاط می توانند در بلند مدت باعث ناپایداری یا آسیبدیدگی سازه شوند. در دهههای اخیر، توجه پژوهشگران به بررسی عملکرد سرریزهای مرکب در شرایط مختلف هیدرولیکی افزایش یافته است. یکی از مطالعات برجسته در این زمینه، پژوهش آزمایشگاهی مارتینز و همکاران (Martinez et al., 2005) است که به بررسی روشهای تجربی، شبکه عصبی مصنوعی و برنامهنویسی ژن کارایی سرریز لبهتیز مرکب با فرم مثلثی—مثلثی در سدهای رسوب گیر واقع در مناطق کوهستانی می پردازد. نتایج بهدست آمده از مطالعات این محققان نشان میدهد که این نوع سرریز ضمن حفظ پیوستگی منحنی دبی-اشل در طیف وسیعی از شرایط جریان، دقت بالایی در اندازهگیری دبی، حتی در جریانهای کم یا سیلابی نیز دارد. آنها همچنین با طراحی نسخههای مختلفی از این سرریز با تغییرات در ویژگیهای هندسی، مدلی برای محاسبه ضریب دبی کل ارائه کردند که دقت قابل قبولی دارد. در مطالعهای دیگر، گوغوش و همکاران (Göğüş et al., 2006) عملکرد سرریزهای مرکب پهن با ترکیب مستطیلی - مستطیلی را در کانالهای باز بررسی و با استفاده از ۹ مدل مرکب و یک مدل سادهٔ راهکاری عملی برای کاهش خسارتهای ناشی از فرسایش ضریبهای تخلیه و سرعت تحلیل کردند. نتایج حاکی از آن بود که افزایش عرض تاج پایینی نقش مهمی در افزایش و بدون کفبند حفاظتی، تأثیر مثبت این روش را در پایداری ضریب تخلیه دارد اما بهطور کلی، سرریزهای مرکب نسبت به انواع سادهٔ مستطیلی از نظر تخلیه حساستر به شرایط دانشفراز و همکاران (Daneshfaraz et al., 2025) در جریان پاییندست هستند و عملکرد متفاوتی دارند.

پژوهشگران متعددی به بررسی آبشستگی پاییندست سازههایی مانند سرریزها پرداختهاند. امین پور و همکاران (Aminpour et al., 2015) در مطالعهای آزمایشگاهی با نشان دادند با ترکیب گابیون روسترال و افزودن ۱۰ درصد

رس به بستر، آبشستگی ۴۰–۱۶/۵ درصد کاهش و اتلاف دقت ۲۰ درصد بالاتر از ANN و ۸.۵ درصد بالاتر از SVM، افزایش تعداد پارامترهای ورودی لزوماً دقت مدلها را بهبود نمی بخشد و انتخاب بهینه پارامترها اهمیت بالایی دارد. ماجدی اصل و همکاران (Majedi-Asl et al., 2024) در مقالهای با استفاده از الگوریتمهای یادگیری ماشین QNET و SVM به پیشبینی ضریب دبی سرریزهای قوسی مارپیچ با زاویهٔ ۶ درجه پرداختند. هر دو الگوریتم دقت بالایی در مدلسازی نشان دادند، ولی عملکرد SVM اندکی بهتر بود. تحلیل حساسیت نیز نشان داد که نسبت بار کل آب نقش کلیدی در تعیین ضریب دبی دارد. این مطالعه نشاندهندهٔ توانایی بالای مدلهای یادگیری ماشین در پیشبینی دقیق

مدلهای عددی مبتنی بر فیزیک اگر چه ابزارهای قدرتمندى براى شبيهسازى سيستمهاى هيدرولوژيكى هستند، اما به دلیل نیاز به دادههای ورودی دقیق و پیچیدگیهای محاسباتی، در برخی شرایط عملی با محدودیتهایی روبهرو میشوند. زمانی که دادههای میدانی ناکافی هستند یا اولویت با دقت نتایج به جای تبیین مکانیزمهای فیزیکی است، مدلهای هوشمند دادهمحور مانند شبکههای عصبی می توانند گزینهای مناسب باشند. این مدلها با بهرهگیری از توانایی یادگیری الگوهای پیچیده مى توانند روابط غير خطى بين پارامترهاى مؤثر را بدون نياز al., 2017). در سالهای اخیر، بهدلیل پیچیدگی و عدم مدلهای دادهمحور در پژوهشها رشد چشمگیری داشته بردار پشتیبان (SVM) بهطور گسترده برای مدلسازی پدیدههای هیدرولیکی و هیدرولوژیکی به کار گرفته شدهاند. مطالعات متعددی نیز به ارزیابی عملکرد و دقت این مدل ها

انرژی بهبود می یابد. در مطالعهای دیگر، دانش فراز و همکاران بهترین عملکرد را دارد. این محقق همچنین گزارش داد که (Daneshfaraz et al., 2021) عملكرد مدل ماشين بردار پشتیبان (SVM) را برای پیشبینی پارامترهای هیدرولیکی آبشار قائم مجهز به دو صفحهٔ افقی بررسی کردند. برای این منظور، ۱۲۰ سری دادهٔ آزمایشگاهی به کار گرفته شد تا طول نسبی پرش، عمق نسبی پاییندست و انرژی نسبی باقیمانده تخمین زده شود. نتایج تحقیق نشان داد مدل SVM دقت بسیار بالایی در پیشبینی این پارامترها دارد و پارامترهایی مانند عمق بحرانی نسبی، فاصلهٔ نسبی صفحات و تخلخل صفحات تأثیر زیادی بر عملکرد مدل دارند. این تحقيق نشان داد كه استفاده از صفحات افقى مىتواند موجب کاهش انرژی باقیمانده و بهبود عملکرد سازههای آبریزش رفتار هیدرولیکی سرریزهای پیچیده است. قائم شود و مدلهای هوشمند مانند SVM ابزاری کارآمد برای تحلیل رفتار هیدرولیکی چنین سازههایی به شمار میروند. اقبال خرمی و همکاران (Khorrami *et al.*, 2022) پدیدهٔ آبشستگی را در ناحیهٔ پاییندست سازههای هیدرولیکی با استفاده از دو روش مدلسازی آزمایشگاهی و شبکهٔ عصبی مصنوعی تحلیل کردند. در این پژوهش، پارامترهای مؤثری شامل دبی جریان، ارتفاع انرژی، مشخصات ذرات رسوب بستر (میانگین قطر ذرات) و زاویهٔ پرتاب جت خروجی به عنوان متغیرهای ورودی برای پیشبینی عمق حفره آبشستگی به کار گرفته شدند. یافتههای تحقیق مذکور حاکی از آن است که مدل مبتنی بر هوش به درک دقیق فیزیک پدیده، مدل سازی کنند ( Nourani et مصنوعی (شبکهٔ عصبی)، در مقایسه با روشهای تحلیلی و معادلات تجربی رایج، در شبیهسازی پدیدهٔ آبشستگی دقت قطعیت موجود در فرآیندهای هیدرولیکی، استفاده از و قابلیت اطمینان بالاتری دارد. این برتری به ویژه در شرایط پیچیده هیدرولیکی و تنوع پارامترهای مؤثر آشکارتر می شود. است. مدل هایی مانند شبکه های عصبی مصنوعی (ANN)، در پژوهشی دیگر، شهرام موسوی (Mousavi., 2023) با سیستمهای عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) و ماشینهای بررسی کارایی مدلهای هوش مصنوعی (شبکه عصبی مصنوعی، سیستم عصبی-فازی تطبیقی و ماشین بردار پشتیبان) در پیشبینی عمق آبشستگی پاییندست سازههای کنترل شیب با سرریز لبهتیز نشان داد که مدل ANFIS با در بازنمایی رفتار سامانههای پیچیده آبی اختصاص یافته

### تحقیقات مهندسی سازه های آبیاری و زهکشی /دوره ۲۲/شماره ۹۸/ بهار ۱٤۰٤/صفحه ۸۶ – ۲۷

.& Tsai, 2009; Foddis et al., 2005)

این تحقیق به بررسی جامع پدیدهٔ آبشستگی در آبشستگی پاییندست سرریز است. پاییندست سرریزهای مرکب مثلثی-مثلثی پرداخته است. در مرحلهٔ اول، با پرداختن به آزمایشهای دقیق آزمایشگاهی، مواد و روشها پارامترهای کلیدی مؤثر بر فرآیند آبشستگی شناسایی و پس معرفی مدل آزمایشگاهی مورد استفاده از آن با استفاده از روش تحلیل ابعادی، پارامترهای بیبعد مؤثر استخراج شدند. در بخش مدلسازی، سه الگوریتم فرآیند آبشستگی از یک مدل آزمایشگاهی استفاده شد و پیشرفتهٔ هوش مصنوعی شامل شبکهٔ عصبی مصنوعی آبشستگی موضعی در پاییندست سرریز مرکب (ANN)، سیستم عصبی - فازی تطبیقی (ANFIS) و ماشین مثلثی- مثلثی به صورت آزمایشگاهی بررسی گردید. برای این بردار پشتیبان (SVM) به کار گرفته شدند. این مدلها برای منظور، سرریز مورد استفاده از جنس فلز با لبهای از جنس تحليل حساسيت پارامترهای مؤثر و پيشبينی دقيق ابعاد برنج ساخته شد، نمای شماتيک آن در شکل ۱ قابل مشاهده حفرهٔ آبشستگی به کار گرفته شدند. این مطالعه امکان است. این سرریز دو بخش مثلثی با زاویههای ۹۰ و ۱۵۰ مقایسه سیستماتیک عملکرد مدلهای مختلف هوش درجه دارد و در مدل آزمایشگاهی، ارتفاع و طول آن به تر تیب مصنوعی را در پیش بینی پدیده های پیچیدهٔ هیدرولیکی ۴۰ و ۱۰۰ سانتی متر در نظر گرفته شده اند.



است Singh & Datta, 2007; Nourani et al., 2008; Li) فراهم مى كند. هدف اصلى اين تحقيق ارزيابى دقت وكارايي مدلهای هوش مصنوعی برای پیشبینی دقیق ابعاد حفره

در این پژوهش، برای تعیین پارامترهای کلیدی مؤثر بر



شکل ۱ - سرریز مرکب مثلثی - مثلثی مورد مطالعه: الف) مدل ساخته شده در کارگاه ب) طرح شماتیک سرریز Fig. 1- Triangular-Triangular compound weir under investigation: (a) physical model constructed in the workshop, (b) schematic diagram

برای بررسی آزمایشگاهی پدیدهٔ آبشستگی، مدل یک مخزن مدرج به شکل مکعب مستطیل به طول ۹۰ معرفی شده در شکل ۱ در فلوم آزمایشگاهی متعلق به سانتی متر (مطابق شکل ۳–ب) استفاده شده است. ذرات مؤسسه تحقیقات آب وزارت نیرو نصب و راهاندازی شد. این پرسوبی به کار رفته در آزمایشها قطر متوسط معادل ۰/۵ فلوم با طول ۶/۷ متر و عرض ۹۰ سانتیمتر طراحی شد و میلیمتر دارند که منحنی دانهبندی آن در شکل ۳ نمایش دیوارههای جانبی آن ترکیبی از شیشهٔ شفاف (با ضخامت ۸ داده شده است. آب مورد نیاز نیز از طریق مخزن اصلی میلیمتر) در یک سمت و بلوکهای بتنی در سمت دیگر مؤسسه با ظرفیت تقریبی ۸۰۰ مترمکعب تأمین شد و انتقال است. نمای کلی این سامانه در شکل ۲ ارائه شده است. در آن به بالادست فلوم با استفاده از یک پمپ گریز از مرکز مدل بخش پاییندست سرریز، یک حوضچهٔ آرامش از جنس ۲۹-۲۵۰ صورت پذیرفت. پلکسی گلاس قرار گرفته و برای جمعآوری ذرات رسوبی، از



شکل۲- فلوم آزمایشگاهی استفاده شده در این مطالعه: الف) نمای داخلی ب) ناحیهٔ مدرج تعبیه شده برای تعبیه ذرات رسوبی Fig. 2- Laboratory flume used in this study: (a) internal view, (b) the graded section prepared for sediment

placement



شکل ۳- منحنی دانهبندی ذره رسوبی مورد استفاده. Fig. 3- Particle size distribution curve of the sediment used.

سه پایه در موقعیت مناسب نصب شد و از آن برای ثبت برای تعیین ابعاد حفره آبشستگی، مجموعهای از تصاویر مورد نیاز استفاده گردید. آزمایشها با در نظر گرفتن

یارامترهای مورد استفاده و روش اجرای آزمایش آزمایش ها با دبی های مختلف به اجرا در آمد. بدین منظور ۴ دبی مختلف در محدوده ۵۴/۹۴ – ۷/۰۸ لیتر بر ثانیه برای برداشت نیمرخهای طولی حفرهٔ آبشستگی، از روش دنبال گردید که روند هر یک به مدت ۳ ساعت (۱۷ مقطع تصویربرداری و تحلیل دادههای دیجیتال با استفاده از زمانی) به طول انجامید. خلاصه روند آزمایشها به همراه نرمافزار Grapher (نسخه ۷.۰۰۱۸۷۰، ۲۰۰۷، تولید شرکت محدوده پارامترهای مؤثر آن در جدول ۱ آورده شده است. Golden Software) بهره گرفته شد. در این فرایند، دوربینی در جدول ۲ نیز زمانهای برداشت نیمرخ طولی آبشستگی به صورت عمود بر سطح جریان و منطقه آبشستگی، روی یک برداشت شده مشاهده می شود.

جدول ۱- پارامترهای مورد بررسی در این تحقیق Table 1- Parameters investigated in this study

عمق أب پاييندست سرريز (سانتىمتر) Tailwater depth (m))	عمق آب بالادست سرريز (سانتىمتر) Upstream depth (cm)	عرض فلوم (سانتیمتر) Flume width (cm)	عدد فرود ذره Particle Froude number	دبی (لیتر بر ثانیه) Discharge (Lit/s)
31.2	53.4		174.88	7.08
11.5	56.5	0.0	392.75	15.9
35.15	59.53	90	922.60	37.35
41.04	62.70		1357.109	54.94

Table 2- A summary of the characteristics of the extracted scour promes			
تعداد آزمایش	زمان،های برداشت نیمرخ طولی حفره	مدتزمان آزمایش	
Number of	(دقيقه)	(ساعت)	
experiments	scour hole profile measurement times (minutes)	Time (Hour)	
4	0.5, 1, 2, 4, 6, 8, 10, 12, 15, 20, 30, 45, 60, 90, 120, 150, 180	3	

جدول ۲- خلاصهای از مشخصات نیمرخهای آبشستگی برداشت شده Table 2- A summary of the characteristics of the extracted scour profiles

برای اندازه گیری دبی جریان، از یک سرریز لبه تیز حسب متر است)، بر اساس معادلهٔ ربوک ( Rehbock.,

$$C_d = 0.611 + 0.08 \frac{h}{p}$$
(Y)

به منظور دستیابی به هدفهای این پژوهش، ابتدا

متغیرهایی استخراج شدند که بر هندسهٔ حفرهٔ آبشستگی در

مستطیلی با ارتفاع ۳۰ سانتیمتر و عرض ۹۰ سانتیمتر (1929) و به صورت زیر بیان می شود: استفاده شد که در انتهای پاییندست فلوم نصب شده بود. محاسبة دبي عبوري از اين نوع سرريز براساس رابطة كلي سرریزهای لبه تیز مستطیلی است که به صورت زیر بیان استخراج پارامترهای بدون بعد می شود:

$$Q = \frac{2}{3}\sqrt{2g}C_d L h^{1.5}$$
 (1)

در این رابطه: Q ، دبی (متر معکب بر ثانیه)؛  $C_d$ ، ضریب پایین دست سرریزهای مرکب مثلثی-مثلثی موثرند و با دبی؛ L، طول سرریز (متر)؛ h، بار آبی بالادست سرریز (متر) صرفنظر کردن از پارامترهایی که تأثیر چندانی بر ابعاد حفره و g، شتاب ثقل (متر بر مجذور ثانیه) است. تغییرات ضریب آبشستگی در پاییندست ندارند، هندسهٔ حفرهٔ آبشستگی را دبی جریان به صورت تابعی از p، h/p ارتفاع سرریز بر می توان تابع عوامل زیر دانست: (٣)

 $f(Scour) = f(x_m, y_m, x_s) = f(\rho, \mu, \rho_s, D_{50}, p, q, y_{tw}, y_h, g, t, x_m, y_m, x_s) = 0$ در شکل ۴، پارامترهای موثر بر پدیدهٔ آبشستگی در پایین 🦷 دست سرریز مرکب مثلثی–مثلثی مشاهده می شود.



شکل ٤- پارامترهای مؤثر بر پدیدهٔ آبشستگی موضعی در پاییندست سرریز مرکب مثلثی - مثلثی Fig. 4- Effective parameters on the local scour phenomenon downstream of a triangular-triangular compound weir

در رابطهٔ (۳): ym، عمق بیشینهٔ آبشستگی (متر)؛ xm، حفرهٔ آبشستگی؛ م، گرانروی سیال (کیلوگرم بر متر مکعب)؛ فاصلهٔ بیشینه عمق آبشستگی از ابتدای حفره (متر)؛  $x_s$  طول  $\rho_s$ ، گرانروی ذره رسوبی (کیلوگرم بر متر مکعب)؛  $\mu$ ، گرانروی

دینامیکی سیال (نیوتن ثانیه بر متر مربع)؛ D<sub>50</sub>، دانهبندی ذرات رسوبی (متر)؛ *p*، ارتفاع سرریز (متر)؛ *p*، دبی در واحد عرض سرریز (متر مربع بر ثانیه)؛ y<sub>tw</sub>، عمق آب پاییندست جریان در پاییندست سرریز، از عدد رینولدز صرف نظر سرریز (متر)؛  $y_h$ ، عمق آب بالادست سرریز (متر)؛ g، شتاب گردید. در نتیجه با استفاده از روش  $\pi$  باکینهگام، تحلیل ثقل (متر بر مجذور ثانیه) ؛ و t، زمان (ثانیه) است. دو زاویهٔ ابعادی و بی بُعدسازی به صورت زیر خواهد بود: (۴)

> $t_0 = \sqrt{\frac{D_{50}}{a}}$  در این تحقیق،  $t_0$  زمان مشخصه است که به صورت  $t_0$ در نظر گرفته شده و *Frp* عدد فرود ذره است که بر اساس رابطهٔ زیر قابل محاسبه است:

$$Fr_D = \frac{q}{\sqrt{g\left(\frac{\rho_s}{\rho} - 1\right)D_{50}^3}} \tag{(\Delta)}$$

با لحاظ کردن پارامتر D50 در بخشهای مختلف رابطهٔ (۴) و صرفنظر کردن از پارامتر  $\frac{\mu}{(\rho.D_{50}.\sqrt{g.D_{50}})}$  بهدلیل ثابت بودن آن، رابطهٔ (۴) را میتوان به صورت زیر بازنویسی کرد:  $= \varphi\left(\frac{y_{tw}}{y_h}, \frac{t}{t_0}, Fr_D\right)$ (6)

مدل های هوش مصنوعی

الگوهای مبتنی بر هوش مصنوعی در سالهای اخیر بهعنوان ابزارهایی قدرتمند و مستقل از روابط فیزیکی صریح، کاربرد وسیعی در تحلیل مسائل پیچیده مهندسی یافتهاند. در این پژوهش، سه روش رایج از مدلهای دادهمحور شامل شبكة عصبى مصنوعى، سيستم تطبيقى عصبى- فازى و ماشین بردار پشتیبان به شرح زیر برای مدلسازی ابعاد حفرهٔ آبشستگی در پاییندست سرریزهای مرکب مثلثی-مثلثی به کار گرفته شدهاند. استفاده از این مدل ها به دلیل توانایی بالای آنها در شناسایی الگوهای پنهان و روابط غیرخطی در دادهها، رویکردی مؤثر در پیشبینی دقیق رفتارهای هيدروليکي به شمار ميرود.

# الف) شبکههای عصبی مصنوعی<sup>۱</sup>

شبکههای عصبی مصنوعی از روشهای رایج و دادهمحور هستند و بهطور گسترده در حل مسائل مختلف به کار برده می شوند. به ویژه نوع پیش رو این شبکه ها در حوزه های مرتبط

سرریز با توجه به اینکه ثابت در نظر گرفته شده است، جزو پارامترهای مؤثر لحاظ نگردیدهاند. به دلیل آشفته بودن

 $\left(\frac{y_m}{D_{50}}, \frac{x_m}{D_{50}}, \frac{x_s}{D_{50}}\right) = \varphi\left(\frac{y_{tw}}{D_{50}}, \frac{y_h}{D_{50}}, \frac{\rho_s}{\rho}, \frac{t}{t_0}, Fr_D, \frac{\mu}{\rho D_{50} \sqrt{g D_{50}}}\right)$ با علوم آب، ابزاری مؤثر برای پیشبینی پدیدههای وابسته به زمان به حساب میآید. شبکهٔ عصبی پیشرو با ساختاری شامل یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک لایه پنهان که با الگوریتم یادگیری پس انتشار تنظیم شده است، به عنوان مدلی مناسب برای شبیهسازی رفتارهای زمانی و غیرخطی در حوزههای آب و محیطزیست شناخته میشود .(Govindaraju., 2000)

ب) مدل ماشین بردار پشتیبان<sup>۲</sup>

ماشین بردار پشتیبان روش یادگیری مؤثری بر پایهٔ نظریهٔ بهینهسازی با قیود است که از اصل کمینهسازی خطای ساختاری پیروی میکند و هدف آن دستیابی به مدلی با قدرت تعمیم بالاست. در چارچوب رگرسیون SVN تابعی از متغيرهای مستقل برای پيشبينی متغير وابسته y تخمين زده می شود. مانند دیگر مدل های رگرسیونی، در اینجا نیز فرض بر این است که رابطهٔ بین ورودی ها و خروجی از طریق  $\mathbf{\epsilon}$  یک تابع ریاضی f(x) با در نظر گرفتن میزان خطای مجاز و نویز مدلسازی می شود (Cortes & Vapnik., 1995). تابع پیشبینی در SVM به صورت زیر تعریف می شود:

$$f(x) = w^{T} \varphi(x) + b \tag{(Y)}$$

$$y = f(x) + noise$$
 (A)

در این رابطهها: w، بردار ضرائب؛ (q(x)، تابع کرنل<sup>۳</sup>؛ و b، ثابت مشخصه های تابع رگرسیونی است. برای آموزش مدل، تابع هدف بهصورت زیر بهینه می شود:  $1/2 W^{T}W + C(\sum_{i=1}^{N} (\xi_{i} + \xi_{i}^{*}))$ (٩)

<sup>3</sup> Kernel Trick

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> Artificial Neural Networks (ANN)

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup> Support Vector Machines (SVM)

## تحقیقات مهندسی سازه های آبیاری و زهکشی /دوره ۲۲/شماره ۹۸/ بهار ۱٤۰٤/صفحه ۸۶ – ۲۷

که در آن: C، یارامتر جریمه؛ ع، آستانه مجاز خطا؛ و *بخً و* قیود بهینهسازی به صورت رابطهٔ (۱۰) تعریف می شود:  $y_i - w^T \varphi(x_i) - b \le \varepsilon + \xi_i$ *"i* متغیرهای کمکی برای بیان خطاهای بیش از *ع* هستند.  $(1 \cdot)$  $w^{T}$ .  $\varphi(x_{i}) + b - y_{i} \le \varepsilon + \xi_{i}$ از توابع كرنل معمولا به عنوان جایگزینی برای محاسبهٔ مستقیم  $\phi(x)$ ، بدلیل شباهت آنها در فضای ویژگی استفاده  $\xi_{i}, \xi_{i}^{*} \geq 0$ i=1,2,3,....,*N* 

جدول ۳- کرنل های متداول برای ساخت انواع مختلف SVM Table 3 Common kornels for constructing diffe

پارامترها Bananatara	فرمول	نوع کرنل ادست
Parameters	$\mathbf{K}(\mathbf{x}, \mathbf{x}) = \mathbf{x} \cdot \mathbf{T} \mathbf{x} + \mathbf{c}$	(Linear)
c : جمله ثابت	$\mathbf{K}(\mathbf{x}_1,\mathbf{x}_2) = \mathbf{x}_1 \cdot \mathbf{x}_2 + \mathbf{c}$	(Polynomial)
<i>d</i> : درجه	$\mathbf{K}(\mathbf{X}_{i},\mathbf{X}_{j}) = (\mathbf{X}_{i}^{*} \cdot \mathbf{X}_{j} + \mathbf{C})^{2}$	چىد جەلەرى (Forynonnar)
γ : پهنای باند	$\mathbf{K}(\mathbf{x}_i,\mathbf{x}_j)=e^{-\boldsymbol{\gamma}\ \boldsymbol{x}_i-\boldsymbol{x}_j\ ^2}$	توابع پایه شعاع یا گاوسی (RBF)

ج) مدل شبکهٔ عصبی-فازی تطبیقی<sup>۱</sup>

مدل ANFIS (سیستم عصبی-فازی تطبیقی) روشی است ترکیبی که از ادغام شبکههای عصبی مصنوعی (ANN) و منطق فازی برای مدلسازی پدیدههای غیرخطی و پیچیده استفاده می کند. این مدل در مقالهٔ حاضر به منظور تخمین تخمینی از رابطه های (۱۲ تا ۱۴) به دست می آیند. عمق أبشستگی پاییندست سرریزهای مرکب مثلثی-مثلثی به کار گرفته شد. این مدل ترکیبی از دو رویکرد فازی و عصبی در یک چارچوب یکپارچه است. در این ساختار، بخش فازی وظیفهٔ برقراری رابطه بین ورودیها و خروجیها را بر عهده دارد، در حالی که پارامترهای توابع عضویت فازی توسط شبكهٔ عصبی آموزش داده بهینهسازی میشوند. بهاین تر تیب، مدل عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) از قابلیتهای هر دو روش بهصورت همزمان بهرهمند است (Jang et al., 1997). در این مقاله، از سیستم فازی سوگنو استفاده گردید که در آن خروجی هر قانون فازی به صورت تابعی خطی از ورودی ها تعريف مىشود.

# معيار ارزيابي مدلها

کارایی مدلهای هوش مصنوعی معمولاً با استفاده از معیارهای ارزیابی مختلفی در مراحل آموزش و صحتسنجی کنترل شیب، مدلسازی این فرآیند را با چالشهای اساسی

(آزمایش) سنجیده می شود. معیارهای استفاده شده در این تحقيق شامل ريشه ميانگين مربعات خطا (RMSE)، كارايي نش- ساتکلیف (NS) و میانگین خطای نسبی مطلق (MARE) هستند. این معیارها برای مقایسهٔ مقادیر واقعی و

$$MARE = \left(\frac{1}{n}\right) \sum_{i=1}^{n} |(x)_{i(Exp)} - (x)_{i(Cal)}|$$
(17)

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{1}{n}\right)\sum_{i=1}^{n} ((x)_{i(Exp)} - (x)_{i(Cal)})^{2}}$$
(11)

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N} ((x)_{i(Exp)} - (x)_{i(Cal)})^2}{\sum_{i=1}^{N} ((x)_{i(Exp)} - (\bar{x})_{i(Exp)})^2}$$
(14)

در این رابطهها:  $\overline{x_{exp}}$  و  $\overline{x_{exp}}$  به ترتیب نشاندهندهٔ مقدار آزمایشگاهی، پیش بینی شده توسط مدل و متوسط دادههای آزمایشگاهی و n تعداد دادههاست.

# تحليل حساسيت

با توجه به یافتههای پژوهشهای پیشین که در بخش مقدمه به آنها اشاره شد و همچنین با در نظر گرفتن خطاهای قابل توجه مدلهای مرسوم، ماهیت غیرقطعی و پیچیدهٔ روابط بین پارامترهای مؤثر بر پدیدهٔ آبشستگی در سازههای

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

مواجه ساخته است. این پیچیدگیهای ذاتی موجب گردید مدلها نرمالسازی شدند تا مقیاس بندی یکسانی داشته در مطالعهٔ حاضر از رویکردهای هوش مصنوعی شامل باشند. با این همه، نمودارهای بهدست آمده به منظور مقایسهٔ

# نتایج مدل شبکههای عصبی مصنوعی (ANN)

شكل (۵)، نمودار پراكنش بيشينهٔ عمق آبشستگی بهدستآمده از دادههای آزمایشگاهی و مدل ANN را نشان میدهد. در این مقاله، برای آموزش شبکهٔ عصبی مصنوعی از الگوریتم لونبرگ – مارکارت استفاده شد ( & Haykin Lippmann.,1994). در شکلهای (۶) و (۷) نیز نمودار پراکنش مقادیر فاصلهٔ بیشینه عمق آبشستگی از ابتدای حفره و طول حفرهٔ آبشستگی بهدستآمده از دادههای آزمایشگاهی و مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی ارائه شده است. مقایسهٔ بین مقادیر آزمایشگاهی و محاسباتی نشان میدهد در اکثر نقاط مدل ANN تطابق خوبی با دادههای آزمایشگاهی دارد گرچه برخی از تفاوتهای مشاهده شده می تواند ناشی از محدودیت های مدل، عدم قطعیت در دادههای ورودی، یا نیاز به بهبود آموزش شبکه عصبی باشد. جدول (۴) نیز عملکرد مدل ANN را در پیشبینی پارامترهای مرتبط با آبشستگی بر اساس معیارهای خطا بهمنظور مقایسهٔ دادههای آزمایشگاهی با مقادیر نشان میدهد. مقادیر RMSE پایین (۱۰٬۰۶۹ و پیش بینی شده توسط مدل های هوش مصنوعی، نمودارهای ضریب نش-ساتکلیف بالا (۱۰/۸۹۶ - ۰/۸۹۱) در دو پارامتر اول، بیانگر دقت قابل قبول مدل است، در حالی که RMSE بالاتر (۱/۲۴۵) برای پارامتر طول حفرهٔ آبشستگی، نیاز به بهبود مدل در این بخش یا بررسی دادههای ورودی را نشان میدهد. میانگین خطای نسبی (MARE) کمتر از ۳ درصد برای تمام پارامترها نیز تأییدکنندهٔ عملکرد کلی مناسب مدل

شبکههای عصبی مصنوعی، سیستمهای عصبی-فازی بهتر به صورت غیرنرمال رسم شدهاند. تطبیقی و ماشین های بردار پشتیبان که نیاز کمتری به درک مکانیزمهای فیزیکی حاکم بر پدیده دارند، به عنوان مدلهای پیش بینی بهمنظور تحلیل حساسیت پارامترهای موثر استفاده شود. در این راستا، تحلیل حساسیت جامعی روی پارامترهای ورودی مدلها به عنوان لایهٔ اولیه پردازش دادهها صورت گرفت. تمامی الگوریتمها و ابزارهای محاسباتی مورد نیاز در محیط نرمافزار MATLAB و Python پیادہسازی و توسعه داده شدند. برای تعیین لایهٔ ورودی از پارامترهای بدون بعد  $f_D$  ،  $Fr_D$  و  $y_{tw}/y_h$  استفاده شد. برای بهبود دقت پیشبینی مدلهای هوش مصنوعی، بخشی از دادههای آزمایشگاهی به عنوان دادههای ورودی به کار رفتند. در همهٔ مدلها، ۷۰ درصد دادهها برای واسنجی (آموزش) و ۳۰ درصد برای آزمایش (تست) به کار برده شد. بهمنظور تحلیل حساسیت یارامترهای مؤثر بر ابعاد حفره آبشستگی، تمامی پارامترها در هر سه مدل پیشنهادی بررسی شدند.

# نتایج و بحث

یراکنش مربوط به یارامترهای مؤثر بر یدیدهٔ آبشستگی در پاييندست سرريز مثلثي – مثلثي، شامل بيشينه عمق آبشستگی، فاصلهٔ محل بیشینه عمق از ابتدای حفره و طول کلی حفرہ رسم شد. نتایج تحلیل حساسیت این پارامترھا برای هر یک از مدلهای هوش مصنوعی ارائه گردید. لازم است گفته شود تمامی دادههای ورودی پیش از آموزش است.



Fig. 5- Maximum scour depth values (laboratory and computational obtained from the ANN model values)



شکل ۲- مقادیر فاصلهٔ بیشینه عمق اَبشستگی از ابتدای حفره (مقادیر اَزمایشگاهی و محاسباتی بهدست آمده از مدل ANN) Fig. 6- Distance of maximum scour depth from the beginning of the scour hole (laboratory and computational obtained from the ANN model values)



(ANN) شکل ۷- مقادیر طول حفرهٔ آبشستگی (مقادیر آزمایشگاهی و محاسباتی بهدستآمده از مدل Fig. 7- Scour hole length values (laboratory and computational obtained from the ANN model values)

 Table 4- Error metric results for the entire dataset (experimental results vs. ANN-predicted values)			
نسبت طول حفرة أبشستكي	نسبت فاصلة بيشينة عمق	نسبت بيشينه عمق	
به دانهبندی ذرات	أبشستگی از ابتدای حفره	أبشستكى	معيار
	به دانهبندی ذرات	به دانهبندی ذرات	Criteria
 $\mathbf{x}_{s}/\mathbf{D}_{50}$	$x_m/D_{50}$	<b>Y</b> <sub>m</sub> / <b>D</b> <sub>50</sub>	
 1.245	0.072	0.069	میانگین مربعات خطا (RMSE)
0.854	0.891	0.726	نش — ساتکلیف (NS)
1.92%	1.58%	2.57%	میانگین خطای نسبی مطلق (MARE)

جدول ٤- نتایج محاسبه معیارهای خطا برای کل دادهها ( نتایج اَزمایشگاهی در مقابل پیشربینی شده توسط ANN)

میزان ۱۰ ± درصد تغییر یافت و تاثیر نسبی آنها بر ابعاد حفره آبشستگی بررسی شد و این نتیجه بهدست آمد که عدد فرود اختلاف در مقادیر پایین تر نیاز به بهبود مدل یا بررسی عوامل ذره با ۴۵ درصد بیشترین تاثیر را بر بیشینه عمق آبشستگی دارد و t/to نیز با ۳۲ درصد تأثیر قابل توجهی بر طول حفرهٔ آبشستگی دارد.

# نتایج مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM)

در فرآیند آموزش مدل SVM، از کرنل شعاعی پایه (RBF) استفاده شد. مقدار پارامترهای تنظیمی مدل بهصورت C=۱۰ و γ=۰/۱ تعیین گردید و الگوریتم آموزش نيز روش Optimization Sequential Minimal انتخاب شد. شکلهای (۸)، (۹) و (۱۰) پراکنش دادههای آزمایشگاهی را در مقابل دادههای پیشبینی شده توسط مدل SVM نشان مىدهد. مقايسة مقادير محاسباتى و قابليت اطمينان كلى مدل است.

برای آنالیز حساسیت پارامترهای ورودی، هر ورودی به آزمایشگاهی عمق بیشینه با مدل SVM نشان میدهد که تطابق در برخی نقاط (مثلاً ۳/۹ سانتیمتر) مطلوب است، اما مؤثر دارد. این تطابق در مقایسهٔ مقادیر x<sub>m</sub> و x<sub>s</sub> هم مشاهده گردید. جدول (۵)، عملکرد مدل SVM-RBF را در ییشبینی یارامترهای آبشستگی بر اساس معیارهای خطا نشان می دهد. مقادیر RMSE برای نسبتهای مختلف بین ۱/۱۰۹ تا ۰/۰۵۵ متغیر است که نشان دهندهٔ دقت متفاوت مدل در پیشبینی پارامترهاست. ضریب NS بین ۸۰۳ تا ۰/۸۹۵، عملکرد نسبتاً خوب مدل را تأیید میکند، اما RMSE بالاتر در برخی موارد (مانند ۱/۱۰۹) نیاز به بهبود مدل یا بررسی دادهها را برجسته می سازد. لازم است گفته شود میانگین خطای نسبی مطلق (MARE) کمتر از ۲ درصد برای تمام پارامترها، حاکی از خطای نسبی پایین و



Fig. 8- Maximum scour depth values (experimental values and computational results obtained from the SVM model - RBF kernel)



شکل ۹- مقادیر فاصلهٔ بیشینهٔ عمق أبشستگی از ابتدای حفره (مقادیر أزمایشگاهی و محاسباتی بهدست آمده از مدل SVM - کرنل RBF) Fig. 9- Distance of maximum scour depth from the beginning of the scour hole (laboratory and computational obtained from the SVM model - RBF kernel)



شکل ۱۰- مقادیر طول حفرهٔ أبشستگی (مقادیر أزمایشگاهی و محاسباتی بهدست آمده از مدل SVM – کرنل (RBF) Fig. 10- Scour hole length values (laboratory and computational obtained from the SVM model – RBF kernel)

نسبت طول حفرهٔ آبشستگی به دانهبندی ذرات x <sub>s</sub> /D <sub>50</sub>	نسبت فاصلهٔ بیشینهٔ عمق أبشستگی از ابتدای حفره به دانهبندی ذرات xm/D50	نسبت بیشینهٔ عمق ابشستگی به دانهبندی ذرات ۲ <sub>m</sub> /D <sub>50</sub>	معیار Criteria
1.109	0.058	0.055	میانگین مربعات خطا (RMSE)
0.868	0.895	0.803	نش — ساتکلیف (NS)
1.59%	1.18%	1.98%	میانگین خطای نسبی مطلق (MARE)

جدول ۵- نتایج محاسبه معیارهای خطا برای کل دادهها ( نتایج آزمایشگاهی در مقابل پیش بینی شده توسط (SVM-RBF) Table 5- Error metric results for the entire dataset (experimental results vs. SVM(RBF)-predicted values)

نتایج آنالیز حساسیت نسبت به پارامترهای ورودی با مدل تاثیر را بر بیشینهٔ عمق حفرهٔ آبشستگی دارد. تاثیر عدد فرود

SVM نشان میدهد که عدد فرود ذره با میانگین ۵۵ درصد بر ۲۰ ۵۸ درصد و بر ۲۰ ۵۲ درصد است. بیشترین تاثیر و نسبت y<sub>tw</sub>/y<sub>h</sub> با میانگین درصد کمترین دادههای آزمایشگاهی را در مقابل دادههای پیش بینی شده برای مدلسازی ابعاد حفرهٔ آبشستگی در پاییندست توسط مدل ANFIS نشان میدهد. این شکلها تطابق کلی سرریزهای مرکب مثلثی-مثلثی به روش ANFIS از سه تابع بین مقادیر محاسباتی و آزمایشگاهی ابعاد حفرهٔ آبشستگی قوسی برای هر ورودی و ۲۷ قانون فازی استفاده شد. توابع با مدل ANFIS را نشان میدهد. اختلافهای جزئی در برخی عضویت استفاده شده در این تحقیق از نوع گاوسی نقاط لزوم بررسی عوامل مدل یا دادهها را مشخص می کند.

نتایج مدل شبکه عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS)

(Gaussian) است. شکلهای (۱۱)، (۱۲)و (۱۳) یراکنش



شکل ۱۱- مقادیر بیشینه عمق أبشستگی (مقادیر أزمایشگاهی و محاسباتی بهدست آمده از مدل ANFIS)

Fig. 11- Maximum scour depth values (experimental values and computational results obtained from the ANFIS model)



شکل ۱۲- مقادیر فاصله بیشینه عمق أبشستگی از ابتدای حفره (مقادیر أزمایشگاهی و محاسباتی بهدست آمده از مدل ANFIS). Fig. 12- Distance of maximum scour depth from the beginning of the scour hole (laboratory and computational obtained from the ANFIS model)



شکل ۱۳- مقادیر طول حفره أبشستگی (مقادیر أزمایشگاهی و محاسباتی بدست آمده از مدل ANFIS) Fig. 13- Scour hole length values (laboratory and computational obtained from the ANFIS model)

جدول ٦- نتایج محاسبهٔ معیارهای خطا برای کل دادهها ( نتایج أزمایشگاهی در مقابل پیش بینی شده توسط ANFIS)

Table 6- Error metric results for the entire dataset (experimental results vs. ANFIS model)			
نسبت طول حفرة أبشستكى	نسبت فاصلة بيشينه عمق	نسبت بيشينة عمق	
به دانهبندی ذرات	أبشستگی از ابتدای حفره	أبشستكى	معيار
	به دانهبندی ذرات	به دانهبندی ذرات	Criteria
x <sub>s</sub> /D <sub>50</sub>	x <sub>m</sub> /D <sub>50</sub>	$Y_m/D_{50}$	
1.125	0.063	0.058	میانگین مربعات خطا (RMSE)
0.872	0.898	0.785	نش — ساتکلیف (NS)
1.65%	1.22%	2.12%	میانگین خطای نسبی مطلق (MARE)

با آنالیز حساسیت نسبت به پارامترهای ورودی با مدل با ارزیابی سه مدل هوش مصنوعی شامل شبکهٔ عصبی

عدد فرود ذره یکی از مهمترین پارامترهای تأثیرگذار بر ابعاد حفرهٔ آبشستگی است، به گونهای که با افزایش آن، هم بیشینهٔ عمق و هم طول حفره بهطور قابل توجهي افزايش مييابد. این پژوهش با هدف بررسی عملکرد مدل های هوش مصنوعی این امر نشان دهندهٔ نقش کلیدی انرژی جریان در توسعهٔ

ANFIS، دیده می شود عدد فرود ذره با ۶۴ درصد بیشترین مصنوعی (ANN)، سیستم عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) تاثیر و نسبت ytw/yh با ۸ درصد کمترین تاثیر را بر بیشینهٔ و ماشین بردار پشتیبان (SVM) نتایج نشان داد که هر سه عمق حفرهٔ آبشستگی دارد. این مقدار تاثیر عدد فرود در مدل توانایی مناسبی در تخمین پارامترهای کلیدی فاصلهٔ بیشینه عمق آبشستگی از ابتدای حفره و طول حفره آبشستگی دارند، اما مدل SVM با دقت بالاتر، خطای نسبی نیز مشاهده می شود. با توجه به جدول های (۴)، (۵) و(۶) و کمتر و سازگاری بهتر با دادههای آزمایشگاهی بهترین مدل مقایسهٔ مقادیر بهدست آمده از معیارهای خطای در نظر معرفی شد. گرفته شده، روش SVM نسبت به دو مدل پیشنهادی دیگر از منظر هیدرولیکی، یافتههای این تحقیق نشان داد که دقیقتر است و کارایی نسبتا بهتری دارد.

# نتيجهگيري

در پیشبینی ابعاد حفرهٔ آبشستگی پاییندست سرریز مرکب آبشستگی پاییندست سرریزهای مرکب است. نتایج مثلثی-مثلثی، بر پایه دادههای آزمایشگاهی به اجرا در آمد. همچنین نشان دادند که در شرایط جریان متمرکز و با تخمین ابعاد حفرهٔ آبشستگی در پاییندست سرریز لبهتیز مرکب مثلثی-مثلثی با استفاده از مدلهای هوش مصنوعی

افزایش زمان نسبی، طول حفرهٔ آبشستگی بهمرور گسترش مقاومتر) بیندیشند. این یافتهها میتوانند در بهبود ایمنی می یابد و روند توسعه ای حفره ادامه دار خواهد بود. با تکیه بر سازههای هیدرولیکی، کاهش خسارتهای ناشی از نتایج این تحقیق، پیشنهاد می شود که در طراحی سرریزهای آبشستگی و بهینه سازی طراحی های آتی نقش مؤثری داشته مرکب، بهویژه از نوع مثلثی – مثلثی، لازم است اثر عدد فرود باشند. در زمینهٔ استفاده از مدلهای هوش مصنوعی نیز با و شرایط جریان ورودی به دقت بررسی و در نظر گرفته شود توجه به پیشرفتهای اخیر در حوزهٔ یادگیری ماشین، تا از ایجاد حفرههای عمیق آبشستگی جلوگیری گردد. پیشنهاد می شود در تحقیقات آتی از مدل های نوین مانند استفاده از مدل SVM بهعنوان ابزار پیشبینی دقیق می تواند LightGBM ،XGBoost یا شبکههای عصبی عمیق (Deep به طراحان سازههای هیدرولیکی کمک کند تا خطر Learning) برای بهبود دقت پیشبینی و ارزیابی عملکرد آبشستگی را پیش از اجرای پروژه ارزیابی و تدابیر حفاظتی مدلها در تخمین آبشستگی استفاده شود. لازم را (مانند استفاده از كفبند حفاظتي، يلهسازي يا مصالح

# مراجع

- Aminpour, Y., and Farhoudi, J. (2015). Investigation of local scour phenomenon downstream of stilling basins in the presence of steppe spillway. Journal of Hydraulics, (9)4 .25-38. (In Persian)
- Cortes, C., and Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. Machine learning, 20(3), 273-297.
- Chen, S. T., and Yu, P. S. (2007). Real-time probabilistic forecasting of flood stages. Journal of Hydrology, 340(1-2), 63-77.
- Daneshfaraz, R., Bagherzadeh, M., Esmaeeli, R., Norouzi, R., & Abraham, J. (2021). Study of the performance of support vector machine for predicting vertical drop hydraulic parameters in the presence of dual horizontal screens. Water Supply, 21 (1): 217-231.
- Daneshfaraz, R., Mehrivar, E., Aminvash, E., & Rezaie, M. (2025). Experimental investigation of scouring parameters of the downstream bed of simple and gabion rostral drops. AQUA - Water Infrastructure, *Ecosystems and Society*; 74 (4): 335–348.
- Foddis, M. L., Ackerer, P., Montisci, A. and Uras, G. (2015), Ann-Based Approach for the Estimation Aquifer Pollutant Source Behaviour, Water Science and Technology, Water Supply, 15(6), 1285-1294.
- Göğüş, M., Defne, Z., and Özkandemir, V. (2006). Broad-crested weirs with rectangular compound cross sections. Journal of Irrigation and Drainage Engineering, (132) 3, 272–280.
- Govindaraju, R. S. (2000), Artificial Neural Networks in Hydrology. Ii: Hydrologic Applications, Journal of Hydrologic Engineering, 5, 124-137.
- Haykin, S. and Lippmann, R. (1994), Neural Networks, a Comprehensive Foundation, International Journal of Neural Systems, 5, 363-364.
- Jang, J.-S. R., Sun, C.-T. and Mizutani, E. (1997), Neuro-Fuzzy and Soft Computing; a Computational Approach to Learning and Machine Intelligence, Prentice-Hall.
- Khorami, E., Heidari, M., and Ghobadian, R. Estimation of downstream scour in non-cohesive materials and sensitization of factors affecting it in ski-jump using neural network and laboratory model. Irrigation and Drainage Structures Engineering Research, (23)86, 111-132. (In Persian)
- Li, X. and Tsai, F. T.-C. (2009), Bayesian Model Averaging for Groundwater Head Prediction and Uncertainty Analysis Using Multimodel and Multimethod, Water resources research, 45(9).
- Martínez, J., Reca, J., Morillas, M. T., and López, J. G. (2005). Design and calibration of a compound sharpcrested weir. Journal of Hydraulic Engineering, (131)2, 112-116.
- Majedi-Asl, M., Omidpour Alavian, T., Seyfari, Y., & Kouhdaragh, M. (2024). Modeling of discharge Coefficient of nonlinear weirs with QNET and SVM methods, Journal of Hydraulic Structures, 10(2): 30-45.

### تحقیقات مهندسی سازه های آبیاری و زهکشی /دوره ۲۲/شماره ۹۸/ بهار ۱٤۰٤/صفحه ۸۶ – ۲۷

- Mousavi, S. (2023). Estimating the scour depth of slope control structures with sharp-crested weir using artificial intelligence models. *Water Resources*, (15)55, 105-118. (In Persian)
- Nourani, V., Mousavi, S., Sadikoglu, F., & Singh, V. P. (2017). Experimental and AI-based numerical modeling of contaminant transport in porous media. *Journal of contaminant hydrology*, (205), 78-95.
- Nourani, V., Mogaddam, A. A. and Nadiri, A. O. (2008), An Ann-Based Model for Spatiotemporal Groundwater Level Forecasting, *Hydrological Processes*, (22), 5054-5066.
- Obaida A., Khattab N., & Mohammed A (2023). Scour depth downstream sharp-crested weir. *Journal of Engineering and Applied Science*, 70(1), 1-11.
- Singh, R. M. and Datta, B. (2007), Artificial Neural Network Modeling for Identification of Unknown Pollution Sources in Groundwater with Partially Missing Concentration Observation Data, *Water Resources Management*, (21), 557-572.
- Rehbock, T.(1929), Discussion of Precise Measurements, Trans of ASCE. 93: p. 1143-1162.
- Roshanghar, K., & Rohparvar, B. (2013). Evaluation of Artificial Intelligence Systems for Simulation of Bridge Piers Scouring in Cohesive Soils. *Water and Soil Science*, 23(3), 169-182. (In Persian)