



CASE STUDY (Engineering)

Simulation and Prediction of Scour Whole Dimensions Downstream of Siphon Overflow Using Support Vector Machine and Gene Expression Programming Algorithms

Mehrdad Daghighi Masoule¹, Hasan Ahmadi², Kouros Nekoufar^{3,*}, Meysam Fazeli⁴

¹ M.Sc., Faculty of Civil Engineering, Islamic Azad University Roudehen Branch, Tehran, Iran

² Associate Professor, Faculty of Civil Engineering, Islamic Azad University Roudehen Branch, Tehran, Iran

³ Associate Professor, Faculty of Civil Engineering, Islamic Azad University Chalous Branch, Mazandaran, Iran

⁴ M.Sc., Faculty of Civil Engineering, Islamic Azad University Science and Research Branch, Tehran, Iran

ARTICLE INFO

Code: A-10-1643-1

Article History:

Received: 07/04/2021

Revised: 17/09/2021

Accepted: 07/10/2021

Keywords:

Simulation
Support Vector Machine
Algorithm
Scour
Evaluation Indicators
Gene Expression Programming
Algorithm

ABSTRACT

Background and Objectives: The purpose of this study is to simulate and predict the dimensions of the scour cavity downstream of the siphon overflow using the SVM model and compare it with other numerical methods. The use of the SVM algorithm as a meta-heuristic system in simulating complex processes in which the dependent variable is a function of several independent variables has been widely developed among researchers. The purpose of this study is to simulate and predict the dimensions of the scour cavity downstream of the siphon overflow using the SVM model and compare it with other numerical methods. The use of the SVM algorithm as a meta-heuristic system in simulating complex processes in which the dependent variable is a function of several independent variables has been widely developed among researchers.

Methods: The innovative aspect of this research is the prediction and numerical comparison of the geometric dimensions of the scour cavity downstream of the siphon overflow in the form of using the SVM based data model with other numerical models. The measured values were collected through the collection of laboratory data performed in the laboratory.

Findings: Finally, using statistical indicators, the accuracy of each model is calculated and their function is classified.

Conclusion: Performance evaluation indices R, RMSE and ZDDR (max) in test and testing processes of two intelligent SVM and GEP algorithms in simulating scour hole dimensions downstream of siphon overflow for three 30, 45 and 60 degree projectiles with materials Sediment with average particle sizes of 1.4, 3.7 and 8.1 mm indicates better performance of the GEP model than the SVM model.

*Corresponding author:

(nekoufar@iauc.ac.ir)

 [10.52547/joc.13.50.13](https://doi.org/10.52547/joc.13.50.13)

©2022 JOC. All rights reserved



NUMBER OF TABLES

10



NUMBER OF FIGURES

18



NUMBER OF REFERENCES

23

مطالعه موردی (مهندسی)

شبیه سازی و پیش بینی ابعاد حفره آبشستگی در پایین دست سرریز سیفونی با استفاده از الگوریتم های

پشتیبان بردار ماشین و برنامه ریزی بیان ژن

مهرداد دقیقی ماسوله^۱، حسن احمدی^۲، کورس نکوفر^{۳*}، میثم فاضلی^۲

^۱ کارشناسی ارشد، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد رودهن، تهران، ایران

^۲ استادیار، دانشکاه فنی و مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد رودهن، تهران، ایران

^۳ استادیار، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد چالوس، مازندران، ایران

^۴ استادیار، دانشکاه فنی و مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران

اطلاعات مقاله	چکیده
<p>تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۱/۱۸ تاریخ بازبینی: ۱۴۰۰/۰۶/۲۶ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۷/۱۵</p>	<p>پیشینه و اهداف: هدف از این تحقیق، شبیه سازی و پیش بینی ابعاد حفره آبشستگی در پایین دست سرریز سیفونی با استفاده از مدل پشتیبان بردار ماشین و مقایسه آن با دیگر روش های عددی است. استفاده از الگوریتم پشتیبان بردار ماشین به عنوان یک سیستم فرا ابتکاری در شبیه سازی فرآیندهای پیچیده که در آن متغیر وابسته تابعی از چندین متغیر مستقل است توسعه بسیار زیادی میان محققان پیدا کرده است.</p> <p>روش ها: جنبه نوآوری این پژوهش، پیش بینی و مقایسه عددی ابعاد هندسی حفره آبشستگی در پایین دست سرریز سیفونی در قالب استفاده از مدل داده مبنای پشتیبان بردار ماشین با سایر مدل های عددی است. مقادیر اندازه گیری شده، از طریق جمع آوری داده های آزمایشگاهی انجام شده در آزمایشگاه گردآوری شده است.</p> <p>یافته ها: با استفاده از شاخص های آماری، میزان دقت هر یک از مدل ها محاسبه و کارکرد آن ها طبقه بندی می شود.</p> <p>نتیجه گیری: شاخص های ارزیابی عملکرد R، RMSE و ZDDR(max) در فرآیندهای آزمون و تست دو الگوریتم هوشمند پشتیبان بردار ماشین و برنامه ریزی بیان ژن در شبیه سازی ابعاد حفره آبشستگی در پایین دست سرریز سیفونی برای سه پرتابه ۳۰، ۴۵ و ۶۰ درجه همراه با مواد رسوبی با اندازه های متوسط ذرات ۱/۴، ۳/۷ و ۸/۱ میلی متر، نشانگر کارکرد بهتر مدل GEP نسبت به مدل پشتیبان بردار ماشین است.</p>
<p>واژگان کلیدی: شبیه سازی الگوریتم پشتیبان بردار ماشین آبشستگی شاخص های ارزیابی الگوریتم برنامه ریزی بیان ژن</p>	
<p>*نویسنده مسئول nekoufar@iauc.ac.ir</p>	

مقدمه

به‌منظور برطرف کردن این مسئله، استفاده از مدل‌های عددی مبتنی بر روش المان محدود و همچنین روش‌های داده مینا مورد توجه محققین قرار گرفته است. از جمله مدل‌های عددی مبتنی بر روش حل المان محدود معادلات جریان و رسوب که کاربرد بسیار زیادی در مسائل هیدرولیک و رسوب دارد مدل Flow3d است. نرم‌افزار Flow3d یک مدل مناسب برای حل مسائل پیچیده‌ی دینامیک سیالات است که توانایی حل معادلات حاکم بر جریان را با استفاده از شبکه‌بندی منظم و روش حجم سیال برای محاسبه سطح آزاد آب در مجاری باز را در حالت یک، دو و سه‌بعدی دارد. معادلات پایه‌ای مورد استفاده در این مدل، معادلات ناویر استوکس هستند و از پنج مدل آشفتگی طول اختلاط پرانتدل^۱، یک معادله‌ای^۲، دو معادله‌ای^۳ k-ε، مدل‌های k-ε (RNG)^۴ و مدل شبیه‌سازی گردابه‌های بزرگ^۵ در حل خصوصیات جریان‌های آشفته استفاده می‌کند. این مدل شامل الگوهای فیزیکی بسیاری از جمله آب‌های کم عمق، لزجت، کلویتاسیون، آشفتگی و محیط‌های مختلط است. مدل Flow3d در مقایسه با دیگر مدل‌های موجود در زمینه‌ی دینامیک سیالات محاسباتی دارای دامنه وسیعی از کاربردها و قابلیت‌ها است. این مدل کاربرد دوست هست و رابط گرافیکی بسیار قوی دارد که کار با آن را آسان‌تر می‌کند. از طرف دیگر، در سال‌های اخیر استفاده از روش‌های داده مینا که مبتنی بر الگوریتم‌های هوشمند هستند جایگاه ویژه‌ای بین محققین پیدا کرده‌اند. این روش‌ها قابلیت استخراج و یافتن روابط پیچیده و مخفی بین متغیرهای مستقل و وابسته را بدون داشتن دانش پایه‌ای از فیزیک مسئله و تنها از روش آموزش دارند. از جمله مدل‌های داده مینا، مدل پشتیبان بردار ماشین^۶ (SVM) است که کاربرد بسیار زیادی بین محققان در حوزه‌های علمی مختلف پیدا کرده است. پشتیبان بردار ماشین، یک مدل عددی داده مینای رگرسیونی است که در آن تابعی مرتبط با متغیر وابسته Y که خود تابعی از چندین متغیر مستقل X است برآورد می‌شود. این روش برای طبقه‌بندی، داده‌کاوی، شبیه‌سازی و نیز دیگر تحلیل‌های آماری مورد استفاده قرار می‌گیرد. در روش SVM، ایده‌ی اصلی ایجاد یک تابع رگرسیونی با استفاده از توابع خطی چند بعدی است. مدل SVM مینیمم خطا را با استفاده از قیدهای موجود در معادلات کنکاش می‌کند. از طرف دیگر، هدف از این پژوهش شبیه‌سازی و یا پیش‌بینی ابعاد هندسی حفره‌ی آشفتگی در پایین‌دست سرریز سیفونی در قالب استفاده از مدل داده مینای SVM و در نهایت مقایسه نتایج به دست آمده از آن با مقادیر آزمایشگاهی و نیز مدل عددی Flow3D است.

فروودی و ناصحی (۱۳۷۵) آشفتگی موضعی در پایین‌دست آبشارهای قائم را بررسی و رابطه‌ای سینوسی برای پیش‌بینی پروفیل آشفتگی به شکل زیر ارائه نمودند:

$$\frac{d}{d_s} = \sin(-\alpha X / L_n - \beta) \quad (1)$$

احداث سازه‌های هیدرولیکی در مسیر یک سیستم متعادل طبیعی شکل‌گرفته طی میلیون‌ها سال، باعث ایجاد آشفتگی‌ها و تغییراتی در آن خواهد شد. از جمله‌ی این موارد وقوع پدیده‌ی آشفتگی در پایین‌دست این سازه‌ها است که ناشی از اندرکنش بین سازه، جریان آب و بستر طبیعی رودخانه هست. آشفتگی از پدیده‌های مهم در مهندسی هیدرولیک است. از نظر علت به وجود آمدن، آشفتگی به دو دسته‌ی عمومی و موضعی تقسیم می‌شود. مبحث مورد نظر در این پژوهش، آشفتگی موضعی ایجاد شده در پایین‌دست سازه‌های هیدرولیکی توسط جت‌های ریزشی هست بررسی و مطالعه‌ی پدیده‌ی آشفتگی به دلیل پیچیدگی شرایط حاکم بر این پدیده، عمدتاً به‌وسیله روش تحلیل ابعادی به همراه مدل فیزیکی و در برخی موارد به‌صورت ریاضی و نظری انجام می‌شود. در این پژوهش، بررسی موقعیت و مشخصات حفره‌ی آشفتگی ناشی از جت ریزشی در پایین‌دست سرریز سیفونی با استفاده از مدل عددی و نیز الگوریتم‌های هوشمند تکاملی در مقایسه با مدل فیزیکی آن انجام شده است.

استفاده از سرریزها در سد به‌منظور تخلیه‌ی آب مازاد بر حجم ذخیره و نیز کنترل و مدیریت سیلاب‌های بزرگ ورودی به مخزن سد کاربرد دارد. سرعت آب خروجی از سرریزها و به‌تبع آن انرژی جنبشی بسیار زیاد جریان باعث بروز آشفتگی در پایین‌دست سدها می‌شود. روشن و واضح است پیش‌بینی ابعاد حفره‌ی آشفتگی به‌منظور اعمال موارد حفاظتی برای تأمین پایداری سد از اهمیت بسیار زیادی برخوردار است. پدیده‌ی آشفتگی، فرایندی است که عوامل متعدد و مختلف هیدرولیکی، رسوبی و مورفولوژیکی در نحوه‌ی تشکیل آن مؤثر هستند. سرریز سیفونی از جمله سرریزهایی است که تخلیه‌ی آب مازاد بر ذخیره و نیز جریان‌های سیلابی بزرگ به‌صورت خودکار و بدون دخالت هرگونه تجهیزات مکانیکی می‌تواند انجام دهد. به همین دلیل، استفاده از این نوع سرریز در مخزن سد کاربرد زیادی دارد. نکته‌ی مهم دیگر، پرتابه‌های تعبیه شده در انتهای سرریز سیفونی هستند که با ایجاد جت پرتابی، مقداری از انرژی جنبشی جریان آب را مستهلک می‌کنند. تعدد پارامترهای مؤثر در ایجاد حفره‌ی آشفتگی باعث پیچیدگی شناخت این فرآیند می‌شود. اگرچه روابط تجربی برای پیش‌بینی ابعاد حفره‌ی آشفتگی توسط محققان ارائه شده‌اند اما بیشتر آن‌ها دارای محدودیت‌های کاربردی هستند زیرا اغلب آن‌ها تحت شرایط محدودی از دامنه‌ی متغیرها به دست آمده‌اند. از طرف دیگر، ارائه‌ی رابطه‌ی دقیقی برای شبیه‌سازی و یا پیش‌بینی هندسه‌ی حفره‌ی آشفتگی به دلیل غیرخطی بودن پدیده‌ی آشفتگی مشکل است. این واقعیت، استفاده و توسعه‌ی استفاده از روش‌هایی که توانایی شبیه‌سازی و پیش‌بینی خصوصیات هندسی چاله‌ی فرسایشی را در محدوده وسیعی از متغیرهای مؤثر در آن داشته باشند مورد توجه قرار داده است.

⁴ Renormalized group model

⁵ Large eddy simulation model

⁶ Support vector machine

¹ Prandtl mixing length

² One equation turbulent energy model

³ Two equation k-ε model

نمودند. پژوهش آن‌ها روشی سودمند برای تخمین عمق آبستگي در خاک‌های چسبنده مبتنی بر راهکارهای هوش مصنوعی ارائه داده و به‌منظور ارزیابی عملکرد روش ذکر شده نیز از داده‌های آزمایشگاهی در دو حالت با بعد و بی‌بعد استفاده شده است. نتایج نشانگر عملکرد بسیار بهتر شبکه عصبی مصنوعی و بهینه کردن آن با الگوریتم ژنتیک در تخمین عمق آبستگي پایه‌های پل در بست‌های با رسوبات چسبنده در مقایسه با معادلات است.

شوکلچ (۱۹۲۸) اولین کسی بود که آبستگي پلانچ‌پول‌ها را مطالعه کرد. وی آزمایش‌هایش را بر روی یک سرریز لبه تیز با هوادهی کامل انجام داد. با استفاده از پنج نوع مصالح ماسه‌ای با دانه‌بندی یکنواخت و سه نوع مصالح ماسه‌ای با دانه‌بندی غیریکنواخت، رابطه زیر را به دست آورد. (۸، ۹)

$$T = 4.75H^{0.2}q^{0.57}d_{90}^{-0.32} \quad (3)$$

که T عمق آبستگي زیر سطح آب، q دبی واحد عرض، H ارتفاع ریزش بین بالادست و پایین‌دست و d_{90} قطری از ذرات که ۹۰٪ مصالح از آن کوچک‌ترند. در رابطه فوق پارامترهای طولی برحسب متر و زمان برحسب ثانیه هست.

ورونسی (۱۹۳۷) در یک فلوم به عرض ۰/۵ متر با ۴ سایز از مصالح با قطر میانه dm بین ۹ تا ۳۶/۲ میلی‌متر آزمایش‌هایی انجام داد و رابطه‌ای به شکل زیر ارائه نمود:

$$T = 3.68H^{0.225}q^{0.54}d_m^{-0.42} \quad (4)$$

طبق اظهارات ایشان، معادله (۲) کاملاً موافق با قانون تشابه عدد فرود نیست، اما اختلاف بین پیش‌بینی‌ها و اندازه‌گیری‌ها از معادله شوکلچ (۱۹۲۸) (معادله ۳) کمتر است. (۱۰، ۱۱)

تحقیقات شوکلچ (۱۹۲۸) و ورونسی (۱۹۳۷) با پارامترهای آزمایشگاهی انجام شده است درحالی‌که یاگر (۱۹۳۹) و اگنبرگر (۱۹۴۴) سعی کرده‌اند این پدیده را بر مبنای قانون تشابه عدد فرود در نظر گرفتن محدودیت‌هایی که برای دبی و مشخصات رسوبات وجود دارد بررسی کنند. هیچ‌کدام از این مطالعات جنبه‌های دیگر آبستگي از جمله نشست مواد حمل شده به پایین‌دست و اثر آن روی عمق پایاب را بررسی نکردند.

بلازیدل و اندرسن (۱۹۹۱) آبستگي جت‌های ریزشی یا برخوردی را بررسی کردند. برای زمان‌های ۰/۱، ۰/۳، ۱ و ۳ دقیقه آبستگي خیلی سریع بود به طوری که شکل معنی‌داری از حفره قابل اندازه‌گیری نبود. شکل حفره برای ۱۰ تا ۱۰۰۰۰ دقیقه اندازه‌گیری شد. در پایان ۱۰۰۰۰ دقیقه (یک هفته)، رسوبات همچنان در حفره معلق بودند. (۱۲)

روابط دسته دوم آن‌هایی هستند که عمق پایاب را هم در نظر گرفته‌اند. اولین رابطه از این گروه مربوط به یاگر (۱۹۳۹) است که بر اساس

که در آن d عمق آبستگي در فاصله X ، d_s عمق آبستگي حداکثر، L_h طول حفره آبستگي هستند. (۱، ۲)

قدسیان و همکاران (۱۳۷۷) آبستگي پایین‌دست سرریزهای ریزشی را بررسی کردند. آن‌ها عمق آبستگي را تابعی از پارامترهای H ، q ، ρ_s ، d_s ، ρ_w در نظر گرفته و با آنالیز ابعادی رابطه زیر را بدست آوردند:

$$\frac{D}{y_t} = 0.75(F_r)^{0.524} \left(\frac{d_{50}}{y_t} \right)^{-3.66} \left(\frac{H}{y_t} \right)^{0.255} \quad (2)$$

که در آن q دبی در واحد عرض، H بار کل، y_t عمق پایاب، ρ_s چگالی رسوب و ρ_w چگالی آب هستند. مقدار $Fr = q / \sqrt{gy_t^3}$ است. (۳-۵)

نصیری صالح و منتظر (۱۳۸۰)، تعیین ابعاد حفره آبستگي در پایین‌دست سرریزهای ریزشی آزاد را با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی بررسی کردند. با طراحی شبکه‌ای دولایه، روش جدیدی برای محاسبه ابعاد حفره آبستگي پایین‌دست سرریزهای ریزشی آزاد ارائه کردند و نتایج حاصل از آن را مورد بررسی قرار دادند. با توجه به نتایج مشاهده کردند که شبکه به خوبی روال آموزش را فراگرفته و پس از آن می‌تواند یادگیری خود را به حالت‌های بسیار متفاوت تعمیم داده و خروجی‌های هر یک از ورودی‌ها را تعیین کند.

ارونقی و همکاران (۱۳۸۵) بررسی آزمایشگاهی تأثیر دیواره‌های جانبی کانال بر روی عمق حفره آبستگي اطراف پایه‌های پل را مورد مطالعه قرار دادند. طبق یافته‌های آن‌ها بر اساس مشاهدات صحرایی آبستگي اطراف پایه‌های پل از عوامل مهم تخریب آن‌ها هست. طبق تحقیقات انجام‌گرفته ۶۰٪ از تخریب پل‌ها را می‌توان به آبستگي یا عوامل هیدرولیکی نسبت داد. مطالعات زیادی روی عوامل مؤثر بر عمق آبستگي انجام‌یافته که اکثر آن‌ها بر روی مدل‌های فیزیکی بوده است. یکی از پارامترهای تأثیرگذار بر عمق حفره ایجاد شده اثر دیواره‌های جانبی کانال است. آن‌ها در این پژوهش، اثر دیواره‌های جانبی کانال بر روی عمق حفره ایجاد شده در اثر آبستگي را مورد بررسی قرار دادند. مطابق نتایج حاصله، به ازای نسبت قطر پایه به عرض کانال برابر ۰/۱۱ عمق حفره ایجاد شده به حداکثر رسید. برای مقادیر بیشتر از ۰/۱۱، عمق حفره ایجاد شده تا ۳۵٪ کاهش نشان داد. (۶، ۷)

فرزین و همکاران (۱۳۹۸) تأثیر پارامترهای مختلف روی عمق آبستگي آبشکن را با استفاده از الگوریتم‌های هوشمند انجام دادند. آن‌ها با استفاده از الگوریتم‌های برنامه‌ریزی بیان ژن و روش گروهی مدل‌سازی داده‌ها عمق آبستگي را در پایه آبشکن شبیه‌سازی نمودند و نتایج تحقیق آن‌ها حاکی از تأثیرپذیری عمق آبستگي از طول آبشکن و تأیید کارکرد بسیار مناسب الگوریتم‌های هوشمند بوده است.

رضازاده و همکاران (۱۳۹۸) کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در تخمین عمق آبستگي اطراف پایه پل در بستر با رسوبات چسبنده را بررسی

آب خیلی بیشتر از آب است که در واقع تفاوت اصلی بین آب و هوا محسوب می‌شود.

آکیب و همکاران (۲۰۱۴) از سیستم تطبیقی استنتاج فازی - عصبی و رگرسیون خطی برای پیش‌بینی عمق آبشستگی پل‌ها استفاده کردند. هوانگ و همکاران (۲۰۱۸) با استفاده از الگوریتم هوشمند پشتیبان بردار ماشین عمق آبشستگی پایه پل را شبیه‌سازی نمودند. پندی و همکاران (۲۰۱۸) در پژوهش خود از روش الگوریتم ژنتیک و رگرسیون خطی چندگانه برای پیش‌بینی عمق آبشستگی زمانی، نزدیک پایه‌های دایره‌ای شکل استفاده کردند.

ال محمد و همکاران (۲۰۱۹) مطالعه آزمایشگاهی و عددی روی عوامل تأثیرگذار در خصوصیات حفره آبشستگی در پایین دست جت آب در کف حوضچه آرامش انجام دادند. آن‌ها برای شبیه‌سازی میدان جریان و رسوب از نرم‌افزار Flow3d استفاده کردند. نتایج آن‌ها نشان‌دهنده قابلیت بسیار زیاد نرم‌افزار Flow3d در مدل‌سازی میدان جریان و رسوب بود. جلال و حسن (۲۰۲۰) با استفاده از نرم‌افزار Flow3d اقدام به شبیه‌سازی حفره آبشستگی پایه پل دایروی نمودند. هدف آن‌ها به شبیه‌سازی عمق آبشستگی ماکزیمم پایه پل بود. محاسبات آن‌ها بر مبنای مقایسه با مقادیر اندازه‌گیری شده نشان‌دهنده حداکثر خطای ۱۰٪ برای مدل Flow3d بود. (۱۷، ۱۸)

دزواره (۲۰۱۹) (۱۵، ۱۶) با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی طراحی و بهینه‌سازی سازه توربین بادی با استفاده از نرم‌افزار MATLAB انجام داده و پس از استخراج ماتریس‌های سختی، میرایی و جرم پارامترهای TLCGD برای کاهش ارتعاشات توربین‌های بادی بدست آورد. طبق این روش، درصد خطاهای یافت شده در خروجی‌های شبکه عصبی در مقایسه با نتایج واقعی حاصل از تجزیه و تحلیل Simulink (حتی برای ورودی‌هایی که خارج از محدوده آموزشی شبکه عصبی قرار داشتند) ناچیز محاسبه شده است. در پژوهش دیگر به‌منظور ارزیابی و برآورد تنظیم موج، با استفاده از داده‌های آماری ساحل ایران، روابط تجربی ارائه شده در زمینه برآورد و تنظیم موج با مقادیر واقعی وقوع و با استفاده از عصب مصنوعی مقایسه شده است. نتایج استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، نشانگر ۴۰٪ خطای کمتر روش تخمینی نسبت به فرمول‌های موجود بوده است.

شفقت و دزواره (۲۰۲۰) به‌منظور پیش‌بینی تغییرات در نمای ساحلی میزان انتقال رسوبات در طول ساحل را با مدل‌های مبتنی بر سری‌های زمانی مانند رگرسیون بردار پشتیبانی و شبکه عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار دادند. پژوهشگران برای بدست آوردن نرخ انتقال و ارزیابی میزان انتقال رسوب از راه دور توسط دستگاه بردار پشتیبانی (SVM) از مدل رانش ساحلی^۱ استفاده کردند. نتایج نشانگر برتری برآورد میزان انتقال رسوب با استفاده از رگرسیون بردار پشتیبانی نسبت به شبکه عصبی بوده است. (۱۹، ۲۰)

کارهای ورونسی (۱۹۳۷) رابطه آبشستگی ناشی از جت‌های ریزشی را به شکل زیر ارائه کرد:

$$D = 0.6q^{0.5} H^{0.25} \left(\frac{Y_t}{d_{50}} \right)^{0.333} \quad (5)$$

در رابطه فوق Y_t عمق پایاب برحسب متر است.

در روابط دسته سوم نظرات محققین بیشتر به‌صورت کیفی بیان شده است. به‌عنوان مثال کولا (۱۹۶۶) ادعا کرد که ماکزیمم عمق آبشستگی برای جریان‌های عریض، ۴۰ برابر عرض جت است. هارتونگ و هاسلر (۱۹۷۳) با توجه به مطالعات انجام‌شده توسط کولا (۱۹۶۶) عقیده داشتند که حداکثر عمق آبشستگی ناشی از جت‌های پرتابی استوانه‌ای تقریباً ۲۰ برابر قطر جت است. (۱۳، ۱۴)

روابط گروه چهار شامل فرمول‌های محققین روسی است. این روابط به‌مراتب از روابط دیگر پیچیده‌تر هستند. میسن (۱۹۸۵) عقیده دارد که از میان این روابط تنها می‌توان روابط میخایلیف (۱۹۶۰)، روبینسن (۱۹۶۵) و میتسخولوا (۱۹۶۷) را با اطمینان کامل به ترتیب زیر بکار برد:

$$D = \frac{1.804q \sin \alpha}{(1 - 0.215 \cot \alpha)} \left(\frac{1}{d_{90}^{0.33} h^{0.5}} - \frac{1.126}{H} \right) \quad (6)$$

$$D = h + 0.19 \left(\frac{H + h}{d_{90}} \right)^{0.75} \left(\frac{q^{1.2}}{H^{0.47} h^{0.33}} \right) \quad (7)$$

$$D = \left(\frac{0.97}{\sqrt{d_{90}}} - \frac{1.35}{\sqrt{H}} \right) \frac{q \sin \alpha}{1 - 0.175 \cot \alpha} + 0.25Y_t \quad (8)$$

در روابط فوق α زاویه برخورد جت با سطح پایاب است.

دسته پنج روابط محققینی است که سعی کرده‌اند تأثیر زمان راهم در نظر بگیرند. از مهم‌ترین روابط این گروه می‌توان به رابطه کوتولاس (۱۹۶۷) اشاره کرد که به‌صورت زیر است: (۱۵، ۱۶)

$$D = \frac{1.9H^{0.35} q^{0.7}}{g^{0.35} d_{95}^{0.2}} \left[1 - \exp(-0.55t^{0.2}) \right] \quad (9)$$

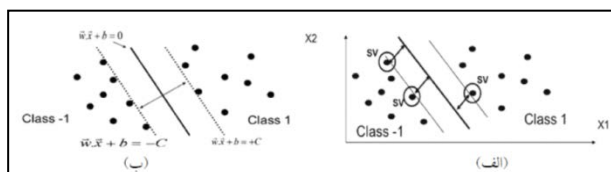
که در آن t زمان آبشستگی بر حسب ثانیه و d_{95} قطر ذراتی است که ۹۵٪ وزنی ذرات بستر کوچک‌تر از آن هستند. مطالعات انجام‌شده توسط چی و لیم (۱۹۹۶) بر روی جت‌های دیواره‌ای و ریزشی استوانه‌ای مستغرق آب و هوا نشان می‌دهد که شکل حفره آبشستگی در آب و هوا متفاوت است و برای پارامتر فرود ذره یکسان، ابعاد آبشستگی در هوا بزرگ‌تر از آب است ولی ارتفاع بالآمدگی رسوبات در

¹ LITDRIFT

به علاوه مقداری نویز^۴ به صورت:

$$y=f(x)+noise \quad (11)$$

وجود دارد. مقدار نویز براساس مقدار مجاز خطا^۵ (ϵ) تعیین می شود. عبارت W (بردار ضرایب) و b (مقدار ثابت) پارامترهای تابع رگرسیون هستند و Φ تابع هسته یا تابع کرنل^۶ هست. هدف پیدا کردن تابع $f(x)$ با آموزش مدل SVM و بهینه کردن تابع خطا با استفاده از یک سری داده (تحت عنوان داده های آموزشی) است. نزدیک ترین داده آموزشی به صفحه ی تفکیک کننده، بردار پشتیبان نامیده می شود که در شکل ۱ آورده شده است.



شکل ۱: جداسازی داده ها در (الف) الگوریتم SVM؛ (ب) بردارهای پشتیبان

Fig. 1: Data separation in a) SVM algorithm b) Support Vector

در مسائل رگرسیونی از تابع خطایی به نام ϵ -Insensitive بهره گرفته می شود. در واقع حاشیه ای به ضخامت ϵ از هر دو طرف صفحه ی تفکیک کننده در نظر گرفته می شود. ناحیه ی بین دو خط کناری، ناحیه ی مجاز برای قرارگیری داده ها است و هر داده که خارج از این محدوده قرار گیرد به نسبت تخطی از ناحیه ی مجاز، توسط تابع جریمه، جریمه می شود. پس بهینه ترین صفحه ی تفکیک کننده، صفحه ای است که دارای بیشترین فاصله بین دو کلاس باشد. مقادیر W و b با حداقل سازی تابع خطای معادله ی (۱۲) با شرایط یاد شده در معادله ی (۱۳) حاصل می شود:

$$\frac{1}{2} W^T \cdot W + C \sum_{i=1}^N \xi_i + C \sum_{i=1}^N \xi_i^* \quad (12)$$

$$W^T \cdot \Phi(x_i) + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^* \quad (13-الف)$$

$$y_i - W^T \cdot \Phi(x_i) - b \leq \epsilon + \xi_i \quad (13-ب)$$

$$x_i, \xi_i^* \geq 0, i=1, 2, \dots, N \quad (13-ج)$$

در این معادله ها، C مقدار جریمه را هنگامی که خطا رخ می دهد نشان می دهد. Φ تابع هسته، N تعداد نمونه ها، ξ_i^* و ξ_i متغیرهای کمبود^۷ هستند. اگر داده ای خارج از محدوده ی ϵ قرار گیرد یک خطا به مقدار ξ_i^* و ξ_i به وجود خواهد آمد. الگوریتم SVM با حداقل کردن دو عبارت $\frac{1}{2} W^T \cdot W$ و $C \sum_{i=1}^N \xi_i + C \sum_{i=1}^N \xi_i^*$ به طور هم زمان، تابع برازش را به دست

بررسی مطالعات پیشین نشان می دهد که عمده آن ها بر روی پیش بینی عمق آبستگي بیشینه در شرایط جت آزاد متمرکز هستند و کمتر به هندسه حفره آبستگي شامل طول حفره، فاصله طول حفره تا سرریز، ارتفاع پشته بالادست و پایین دست حفره و فاصله پشته ها تا سرریز و همچنین فاصله نقطه شروع آبستگي تا سرریز پرداخته شده است. مدل سازی این پدیده با استفاده از روش الگوریتم هوشمند SVM هم زمان با شبیه سازی عددی توسط نرم افزار المان محدود Flow3d جزء علوم جدید و نوآوری این مقاله هستند که در تحقیقات گذشته مورد بررسی قرار نگرفته اند. از این رو این تحقیق در ادامه تحقیقات گذشته و برای بررسی کامل تر ابعاد حفره آبستگي در پایین دست سرریز سیفونی و در حالت جت مستغرق و آزاد تحت فشار انجام خواهد گرفت.

روش پژوهش

آبستگي یک فرآیند دو فازی آب و رسوب است عوامل مختلف هیدرولیکی، رسوبی و مورفولوژیکی روی آن اثرگذار هستند. به دلیل تعدد پارامترهای دخیل در این فرآیند، شناسایی و ارزیابی تأثیر هر یک از عوامل در خصوصیات چاله آبستگي از اهمیت بسیار زیادی برخوردار است. دلیل این امر تأثیرگذاری خصوصیات هندسی حفره ی آبستگي روی پایداری سازه بالادست است. در این مقاله، شبیه سازی عددی فرسایشی در پایین دست سرریز سیفونی با استفاده از مدل عددی Flow 3D همراه با الگوریتم های هوشمند پشتیبان بردار ماشین^۱ و برنامه ریزی بیان ژن^۲ انجام شده است که در انتها با استفاده از شاخص های ارزیابی، دقت کارکرد هر یک از مدل های عددی سنجیده شده اند.

۱. الگوریتم SVM

ماشین بردار پشتیبان از جمله روش های یادگیری با ناظر هست که برای طبقه بندی و رگرسیون به کار برده می شود که در سال ۱۹۹۲ توسط وپنیک^۳ ریاضیدان روس بر پایه ی تئوری یادگیری آماری ارائه شده است. این روش برای تفکیک پذیری خطی، بردارهای ورودی را با استفاده از یک تابع کرنل به فضای بزرگ تری می برد. در روش SVM آموزش آماری با استفاده از یک رابطه ی درجه ی دوم با قیدهای خطی صورت گرفته و حداقل خطا با استفاده از قیدها جستجو می شود. در این مدل رگرسیونی متغیر وابسته ی y با توجه به متغیرهای مستقل x باید با فرض رابطه ای بین متغیرهای مستقل و وابسته به صورت زیر تخمین زده شوند.

$$f(x) = W^T \cdot \Phi(x) + b \quad (10)$$

⁵ Allowable error value

⁶ Kernel function

⁷ Slack variables

¹ Support vector machine (SVM)

² Gene expression programming (GEP)

³ Vapnik

⁴ Noise

الگوریتم‌های پیش از خود امکان اعمال عملگرهای متعدد ژنتیک را با ضمانت سلامت همیشگی کروموزوم‌های فرزند فراهم می‌سازد و با سرعتی بیش از GP به دلیل تنوع ساختاری بالاتر از GA فضای پاسخ‌های ممکن را به صورت کامل تری جستجو می‌کند. در حقیقت از GEP این منظر موفق به عبور از آستانه‌های اول و دوم مفروض در فرآیندهای تکامل طبیعی ۴ شده است. تفاوت اساسی بین این سه الگوریتم، مربوط به ماهیت افراد آن‌ها است به طوری که در GA افراد رشته‌های خطی با طول ثابت (کروموزوم) و در GP نهادهای غیرخطی با اندازه‌ها و اشکال متفاوت (درختان تجزیه) هستند در حالی که در GEP افراد به صورت رشته‌های خطی با طول ثابت (ژنوم یا کروموزوم) کدگذاری می‌شود و سپس به شکل نهادهای غیرخطی با اندازه‌ها و اشکال متفاوت (یعنی نمایش دیاگرام ساده یا بیان درختی مشابه با درختان تجزیه در برنامه‌ریزی ژنتیک) اظهار می‌شوند.

۳. شاخص‌های ارزیابی عملکرد

برای مقایسه‌ی عملکرد مدل‌ها، از شاخص‌های مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب تبیین (R) به‌قرار زیر استفاده شده است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X_{oi} - X_{pi})^2}{N}} \quad (17)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (X_{oi} - \bar{X}_o)(X_{pi} - \bar{X}_p)}{\sqrt{[\sum_{i=1}^N (X_{oi} - \bar{X}_o)^2][\sum_{i=1}^N (X_{pi} - \bar{X}_p)^2]}} \quad (18)$$

که در این رابطه‌ها X_o و X_p به ترتیب داده‌های مشاهده‌ای و محاسبه‌ای، \bar{X}_o و \bar{X}_p به ترتیب میزان میانگین داده‌های مشاهده‌ای و محاسبه‌ای هستند. با توجه به اینکه شاخص‌های معادله‌های (۱۷) و (۱۸) بیانگر میانگین خطا هستند و داوری درستی در مورد توزیع خطاها ارائه نمی‌دهند برای رفع این محدودیت، Noori et al. (2010) (۱۹) استفاده از آماره‌ی نسبت تفاوت توسعه داده شده^۵ (DDR) را پیشنهاد دادند:

$$DDR = \frac{X_p}{X_o} - 1 \quad (19)$$

برای مشاهده توزیع خطاها و داوری بهتر در زمینه‌ی عملکرد مدل پیش‌بینی کننده، محاسبه‌ی تابع گوسی میزان‌های DDR به صورت رسم توزیع نرمال استاندارد انجام می‌شود. گرایش بیشتر به سمت محور عمودی مرکزی همراه با میزان‌های بزرگ‌تر روی آن محور بیانگر دقت زیاد عملکرد مدل مورد نظر خواهد بود. برای رسم منحنی باید

می‌دهد. تابع با استفاده از رابطه (۱۴) با شرط یاد شده در معادله (۱۵) حل می‌شود:

$$\sum_{i=1}^N y_i (x_i - x_i^*) - \varepsilon \sum_{i=1}^N y_i (x_i + x_i^*) - 0.5 \sum_{i,j=1}^N (x_i - x_i^*)(x_j - x_j^*) \Phi(x_i)^T \cdot \Phi(x_j) \quad (14)$$

$$\sum_{i=1}^N (x_i - x_i^*) = 0 \quad (15-الف)$$

$$0 \leq x_i \leq C \quad (15-ب)$$

$$0 \leq x_i^* \leq C \quad i=1, 2, \dots, N \quad (15-ج)$$

تابع هدف در معادله (۱۴) یک تابع محدب است که دارای یک جواب بهینه و منحصر به فرد است. در الگوریتم SVM هسته به صورت تابع زیر در نظر گرفته می‌شود.

$$K(x_i, x_j) = \Phi(x_i)^T \Phi(x_j) \quad (16)$$

توابع هسته مختلفی شامل خطی، شعاعی، چندجمله‌ای و سیگموئید قابل استفاده هستند بیان ریاضی آن‌ها در ارائه شده است. با توجه به خصوصیات الگوریتم، دقت در تعیین مقادیر C ، ε و γ در کاهش میزان خطای محاسباتی تأثیر بسیار زیادی خواهد داشت.

۲. الگوریتم GEP

الگوریتم‌های تکاملی، روش‌هایی مبتنی بر جستجوی تصادفی هستند که بر روی پاسخ‌های ممکن دارای ویژگی برتر و بقای نسل بیشتر کار می‌کنند و این ویژگی سبب تخمین نزدیک‌تری از پاسخ بهینه می‌گردد. تفاوت اساسی این الگوریتم با دیگر روش‌های بهینه‌سازی، جستجوی جمعیتی از نقاط به صورت موازی بجای جستجوی یک نقطه و تأثیرگذاری تابع هدف و شایستگی مربوطه در جهت‌های جستجو هست. الگوریتم GEP یا برنامه‌ریزی بیان ژن توسط فریرا^۱ (۱۹۹۹) ابداع شد و به طور رسمی در سال ۲۰۰۱ معرفی گردید (فریرا، ۲۰۰۱). الگوریتم GEP در حقیقت نگاه حاکم بر دو الگوریتم وراثتی پیش از خود را در راستای پوشش نقاط ضعف این دو، تجمیع می‌کند. در این روش، ژنوتایپ کروموزوم‌ها مشابه الگوریتم ژنتیک^۲ یک ساختار خطی دارد و فنوتایپ این کروموزوم‌ها به صورت یک ساختار درختی با طول و اندازه متغیر مشابه الگوریتم برنامه‌سازی ژنتیک^۳ است. از این رو الگوریتم GEP با غلبه بر محدودیت نقش دوگانه کروموزوم‌ها در

5 Developed Discrepancy Ratio

1 Ferreira

2 Genetic Algorithm (GA)

3 Genetic Programming (GP)

4 Replicator Threshold and Phenotype Threshold

پیش‌بینی پارامتر π_T مربوط به مدل کلاس‌بندی Nu-SVM با مدل M1 به ترتیب با مقادیر زوج مرتب (R, RMSE) برابر با (۰/۹۹۳۹، ۰/۰۳۵۹) و (۰/۹۹۷۵، ۰/۰۲۶۰) در فرایندهای آموزش و آزمون است. (۲۴، ۲۳، ۱۴، ۱۳)

از نرم‌افزار GeneXproTools 4.0 برای اجرای الگوریتم GEP در این مقاله استفاده شده است.

به‌منظور اجرای الگوریتم GEP روی داده‌های مشاهده‌ای مربوط به هر یک از پارامترهای هندسی حفره آبستنگی، ترکیب‌های مختلفی از عملگرها همراه با ویژگی‌های مختلفی از کروموزوم‌ها استفاده شدند. به عبارتی دیگر، برای هر یک از خصوصیات حفره آبستنگی ترکیبی از عملگرهای مختلف همراه با ویژگی‌های منحصر به فرد از کروموزوم‌ها برای پیش‌بینی آن بهره گرفته شد. نتایج نهایی شبیه‌سازی هر یک از ویژگی‌های هندسی چاله آبستنگی به کمک الگوریتم GEP ارائه شده‌اند.

با توجه به نتایج به دست آمده برای مدل‌های منتخب برای پیش‌بینی هر یک از ویژگی‌های حفره آبستنگی، معادله پیش‌بینی هر کدام از ویژگی‌های هندسی براساس عملگرهای به کار گرفته‌شده برای هر کدام از آن‌ها در جدول ۷ ارائه شده است.

۱. اجرای مدل Flow-3D

در ادامه شبیه‌سازی چاله‌ی فرسایشی ناشی از برخورد آب خروجی از سیفون معکوس، از نرم‌افزار Flow-3D استفاده شده است. این مدل مبتنی بر روش المان محدود به ازای دی‌های مختلف برای سه دانه‌بندی و به ازای زاویه پرتابه‌های ۳۰، ۴۵ و ۶۰ درجه اجرا شد. قبل از این کار، لازم است کالیبره کردن مدل برای انتخاب مدل آشفتگی مناسب انجام شود. در ادامه پس از انجام فرآیند کالیبراسیون مدل، شبیه‌سازی چاله‌ی فرسایشی برای هر پرتابه تحت شرایط مختلف دانه‌بندی و پایاب ارائه شده است.

میزان‌های استاندارد شده DDR با استفاده از تابع گوسی میزان‌های نرمال شده DDR محاسبه شوند (۱۹).

نتایج و بحث

در این بخش، به کمک داده‌های آزمایشگاهی جمع‌آوری شده، مشخصات هندسی چاله فرسایشی به‌وسیله دو الگوریتم SVM و GEP و همچنین مدل Flow-3D شبیه‌سازی خواهند شد. نتایج حاصل از آن‌ها به کمک شاخص‌های آماری ارزیابی عملکرد با یکدیگر مقایسه می‌شوند و در نهایت مطلوب‌ترین مدل برای پیش‌بینی ابعاد حفره آبستنگی بر مبنای پارامترهای بی‌بعد شناسایی می‌شود. برای اجرای الگوریتم SVM روی داده‌های آزمایشگاهی، ترکیب‌های مختلفی از سه پارامتر بی‌بعد $\Pi_1 = \pi_T$ ، $\Pi_2 = \frac{Q}{\sqrt{g(G_s-1)d_{50}^3}}$ و $\Pi_3 = \alpha$ برای شبیه‌سازی ابعاد مختلف چاله فرسایشی استفاده شده است.

در این مقاله، مدل SVM با استفاده از نرم‌افزار STATISTICA اجرا شده است. نمای ورودی نرم‌افزار همراه با ماژول SVM در نشان داده شده است. در ماشین بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی داده‌ها از دو روش C-SVM و Nu-SVM استفاده شد که مبتنی بر راه‌های متفاوت برای به کمینه رساندن تابع خطا هستند. فراسنجه C در طبقه‌بندی به روش C-SVM بر مبنای اطلاع از نویز موجود در داده‌ها انتخاب می‌شود. این میزان را می‌توان با روش‌های اعتبارسنجی بهینه‌سازی کرد. میزان Nu به‌عنوان مرز بالایی از خطاها و حد پایین برای بردار پشتیبان عمل می‌کند. در نتیجه با افزایش Nu، در زمان افزایش حاشیه جداسازی کلاس‌ها، خطاها افزایش می‌یابد.

در هر یک از جدول‌های فوق، مقدار بیشتر R و کمتر RMSE مؤید مدل برتر برای پیش‌بینی هر یک از خصوصیات‌های هندسی حفره آبستنگی دارد. طبق ۱ و جدول ۲، بهینه‌ترین کارکرد برای

جدول ۱: ارزیابی عملکرد مدل C-SVM برای پارامتر L_1/h_T با تابع کرنل RBF

شماره مدل	کلاس‌بندی C-SVM									
	درصد داده‌های مورد استفاده					فرآیند آموزش				
	آموزش		آزمون		فرآیند آزمون		فرآیند آموزش		C-SVM	
M1	۷۰	۳۰	۶۰	۲/۵	۰/۱	۰/۹۴۰۷	۰/۱۴۴۲	۶۰	۲/۵	۰/۱
M2	۷۰	۳۰	۵۰	۰/۵	۰/۱	۰/۸۱۰۵	۰/۱۶۵۴	۵۰	۰/۵	۰/۱
M3	۷۰	۳۰	۶۰	۵	۰/۱	۰/۲۶۴۱	۰/۲۱۵۵	۶۰	۵	۰/۱
M4	۸۰	۲۰	۶۰	۱۵	۰/۱	۰/۶۲۳۹	۰/۱۵۸۷	۶۰	۱۵	۰/۱
M5	۷۰	۳۰	۴۰	۴۵	۰/۱	۰/۳۵۴۸	۰/۱۹۵۰	۴۰	۴۵	۰/۱
M6	۸۰	۲۰	۵۵	۲۷	۰/۱	۰/۴۰۶۹	۰/۱۶۲۱	۵۵	۲۷	۰/۱
M7	۸۰	۲۰	۶۰	۱۰	۰/۱	۰/۱۲۵۹	۲/۹۸۵	۶۰	۱۰	۰/۱

جدول ۲: ارزیابی عملکرد مدل Nu-SVM برای پارامتر L1/ht تابع کرنل RBF

شماره مدل	کلاس بندی Nu-SVM				درصد داده های مورد استفاده					
	فرآیند آزمون		فرآیند آموزش		آزمون		آموزش			
	RMSE	R	Nu	γ	RMSE	R	Nu	γ		
M1	۰/۰۳۵۹	۰/۹۹۳۹	۰/۰۱	۲/۵	۰/۰۲۶۰	۰/۹۹۷۵	۰/۰۱	۲/۵	۳۰	۷۰
M2	۰/۱۵۴۸	۰/۸۳۵۹	۰/۲۵	۰/۵	۰/۱۵۴۷	۰/۸۲۰۹	۰/۲۵	۰/۵	۳۰	۷۰
M3	۰/۱۹۳۲	۰/۲۸۷۴	۰/۶۵	۱	۲۰۶۵۰	۰/۲۶۸۹	۰/۶۵	۱	۳۰	۷۰
M4	۰/۱۲۲۲	۰/۶۵۰۹	۰/۴۵	۵/۵	۰/۱۳۵۴	۰/۶۳۰۹	۰/۴۵	۵/۵	۲۰	۸۰
M5	۰/۱۶۵۴	۰/۳۸۵۹	۰/۲۲	۵/۴	۰/۱۸۲۷	۰/۳۶۴۵	۰/۲۲	۵/۴	۲۰	۸۰
M6	۰/۱۱۵۴	۰/۴۴۰۵	۰/۳۴	۵/۶	۰/۱۴۸۷	۰/۴۲۵۹	۰/۳۴	۵/۶	۴۰	۶۰
M7	۲/۰۶۵	۰/۱۴۸۹	۰/۲۱	۴/۵	۲/۵۴۷	۰/۱۴۲۵	۰/۲۱	۴/۵	۴۰	۶۰

جدول ۳: ویژگی های نهایی مدل برتر برای پارامتر L_1 در الگوریتم GEP

پارامترهای بی بعد	مقدار شاخص های ارزیابی عملکرد						تابع های عملگر در GEP	درصد استفاده داده ها	
	آموزش			آزمون				آموزش	آزمون
	ZDDR(max)	RMSE	R	ZDDR(max)	RMSE	R			
Π_1, Π_2, Π_3	۵/۵۰	۰/۰۳۳۱	۰/۹۹۴۹	۶/۳۴	۰/۰۲۶۲	۰/۹۹۷۵	+,-,*,x, sinh, cosh, tanh, x2, Ln, abs	۲۰	۸۰

جدول ۵: فراسنجه های مورد استفاده در پیش بینی در الگوریتم GEP

مقدار	پارامتر
۹	اندازه سر
۳۴	تعداد کروموزوم
۵-۴-۳	تعداد ژن در هر کروموزوم
۰/۰۴۱	نرخ جهش
۰/۱	نرخ وارون سازی
۰/۳	نرخ ترکیب تک نقطه ای
۰/۳	نرخ ترکیب دو نقطه ای
۰/۱	نرخ ترکیب ژن
۰/۱	نرخ ترانژس درج متوالی
۰/۱	نرخ ترانژس ریشه درج
۰/۱	نرخ ترانژس ژن
RMSE	معیار خطای تابع
+	تابع پیوند

جدول ۴: فراسنجه های مورد استفاده در پیش بینی L_1 در الگوریتم GEP

مقدار	پارامتر
۷	اندازه سر
۳۰	تعداد کروموزوم
۵-۴-۳	تعداد ژن در هر کروموزوم
۰/۰۴۴	نرخ جهش
۰/۱	نرخ وارون سازی
۰/۳	نرخ ترکیب تک نقطه ای
۰/۳	نرخ ترکیب دو نقطه ای
۰/۱	نرخ ترکیب ژن
۰/۱	نرخ ترانژس درج متوالی
۰/۱	نرخ ترانژس ریشه درج
۰/۱	نرخ ترانژس ژن
RMSE	معیار خطای تابع
+	تابع پیوند

جدول ۶: ترکیب عملگرها برای پارامتر L_2 در الگوریتم GEP

پارامترهای بی بعد	مقدار شاخص های ارزیابی عملکرد						تابع های عملگر در GEP	درصد استفاده داده ها	
	آموزش			آزمون				آموزش	آزمون
	ZDDR(max)	RMSE	R	ZDDR(max)	RMSE	R			
Π_1, Π_2, Π_3	۱۵/۴۵	۰/۰۲۴۴	۰/۹۹۹۴	۲/۵۵	۰/۰۱۵۴	۰/۹۹۸۶	+,-,*,x, sinh, cosh, tanh, X2	۳۰	۷۰

جدول ۷: معادله پیش بینی کننده خصوصیات هندسی حفره آبستگ با استفاده از الگوریتم GEP

شماره معادله	معادله پیش بینی	ویژگی هندسی	ردیف
(۲۰)	$\frac{L_1}{h_t} = \sinh(\Pi_1) \times \cosh(\Pi_1 \times \Pi_2) + (\tanh(\Pi_3))^2 + \text{abs}(\text{Ln}(0.025487 - \sinh(\frac{\Pi_1}{\Pi_3})))$	$\frac{L_1}{h_t}$	۱
(۲۱)	$\frac{L_2}{h_t} = \tanh(0.05487 - \Pi_1 \times \Pi_2) + \sinh(\Pi_2) + \frac{\cosh(\Pi_3)}{1.2871}$	$\frac{L_2}{h_t}$	۲

(۲۲)	$\frac{L_3}{h_t} = [\sin(\Pi_1 \times \Pi_2) + \cos\left(\frac{\Pi_2}{\Pi_3}\right)]^2 + 0.20154 \text{abs}(\text{Ln}(\text{sqrt}(\Pi_1)))$	$\frac{L_3}{h_t}$	۳
(۲۳)	$\frac{L_4}{h_t} = (\Pi_1 \times \Pi_2)^2 + 0.19652(\exp(\text{sqrt}(\Pi_3^3))) - 0.069587\left(\frac{\Pi_1}{\Pi_3}\right)$	$\frac{L_4}{h_t}$	۴
(۲۴)	$\frac{L_5}{h_t} = \sqrt[4]{\Pi_1} \times \sinh(0.3649\Pi_2) - \sqrt[3]{\frac{\cosh(\Pi_3)}{1.32654}} + 0.01587\Pi_2$	$\frac{L_5}{h_t}$	۵
(۲۵)	$\frac{L_6}{h_t} = \sqrt{\frac{\text{Asin}(\Pi_1)}{0.2534} + (\text{Acos}\Pi_2 \times \text{Atan}\Pi_3)} - \sqrt{\frac{\Pi_3^3}{1.3258}}$	$\frac{L_6}{h_t}$	۶
(۲۶)	$\frac{L_7}{h_t} = \left(\frac{0.098574}{0.3287\Pi_1}\right)^3 + (\Pi_1 \times \Pi_2)^2 - \sqrt{\frac{1}{\Pi_3}}$	$\frac{L_7}{h_t}$	۷
(۲۷)	$\frac{h_u}{h_t} = (10^{0.00235\Pi_1}) + \sinh(\text{abs}(\text{Ln}(\Pi_3))) - \tanh(\Pi_2 \times \Pi_3)$	$\frac{h_u}{h_t}$	۸
(۲۸)	$\frac{h_d}{h_t} = 0.05098 \sqrt{\frac{\Pi_1}{\Pi_3} + \sqrt[3]{\Pi_2}} - \sinh(0.01598\Pi_2)$	$\frac{h_d}{h_t}$	۹
(۲۹)	$\frac{L_s}{h_t} = (\sinh(\Pi_1 \times \left(\cosh\frac{\Pi_1}{\Pi_3}\right))^2 + \text{abs}(\text{Ln}(0.024387\Pi_2)))$	$\frac{L_s}{h_t}$	۱۰
(۳۰)	$\frac{d_s}{h_t} = [0.12354\Pi_1]^2 + 0.011574 \tanh(\sinh(\Pi_2 \times \Pi_3)) - 0.001254$	$\frac{d_s}{h_t}$	۱۱

استفاده از شاخص‌های ناش-ساتکلیف، ضریب همبستگی و مجذور میانگین مربعات خطا هست. با توجه به مقدار شاخص‌های ارزیابی عملکرد، مدل RNG به‌عنوان مدل برتر آشفتگی برای شبیه‌سازی چاله‌ی فرسایشی انتخاب شد.

۲-۱ شبیه‌سازی حفره‌ی آبشستگی برای پرتابه ۳۰ درجه

در این بخش از پژوهش، شبیه‌سازی حفره‌ی آبشستگی بر مبنای دبی و اعماق پایاب مختلف برای دانه‌بندی‌های سه‌گانه برای پرتابه‌ی ۳۰ درجه انجام شد. برای مثال، سه نمونه از چاله‌ی آبشستگی اندازه‌گیری شده و شبیه‌سازی شده توسط نرم‌افزار Flow-3D در شکل‌های ۲ تا ۱۸ نمایش داده شده است. مقدار ویژگی‌های حفره‌ی آبشستگی برای پرتابه‌ی ۳۰ درجه همراه با شاخص‌های بررسی عملکرد نرم‌افزار در ارائه شده‌اند.

۲. فرآیند کالیبراسیون مدل Flow-3D

برای تعیین صحیح نوع مدل آشفتگی، گزینه‌های مختلف مدل آشفتگی برای شبیه‌سازی حفره‌ی آبشستگی مورد آزمایش قرار گرفت. به ازای هر پرتابه، حفره آبشستگی شبیه‌سازی شده ناشی از برخورد جت پرتابی به مواد رسوبی با حفره آبشستگی اندازه‌گیری شده مورد مقایسه قرار گرفت. لازم به ذکر است مقایسه بین گزینه‌های مختلف شبیه‌سازی شده بر مبنای میزان انطباق فرم هندسی حفره محاسبه‌ای با مشاهده‌ای انجام شد. در این پژوهش پروفیل طولی خط مرکزی حفره‌ی آبشستگی شبیه‌سازی شده و اندازه‌گیری شده مبنای انتخاب مدل آشفتگی برتر هست. در جدول ۸ الی ۱۰ مقادیر شاخص‌های ارزیابی عملکرد برای هر یک از مدل‌های آشفتگی سه‌گانه ارائه شده است. مبنای انتخاب مدل برتر،

جدول ۸: ارزیابی عملکرد مدل آشفتگی k-e در شبیه‌سازی حفره آبشستگی

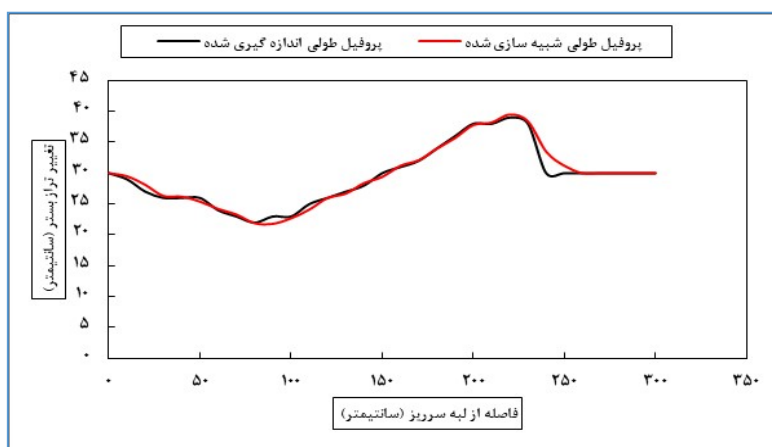
شاخص ارزیابی			پایاب	دبی	مدل آشفتگی / زاویه پرتابه / اندازه مواد رسوبی	
RMSE	R	NS			مدل k-e	
۳۰						
۴/۲۲۴	۰/۸۷	۰/۳۲	۱۵	۳۹/۲	۱/۴	
۳/۳۸	۰/۸۵	۰/۴۷	۲۰	۴۵/۱۲	۳/۷	
۲/۶۸	۰/۹۰	۰/۳۶	۲۵	۴۹/۷۶	۸/۱	
۴۵						
۴/۱۹	۰/۸۹	۰/۴۲	۱۵	۳۹/۲	۱/۴	
۲/۴۵	۰/۹۲	۰/۴۵	۲۰	۴۵/۱۲	۳/۷	
۳/۶۸	۰/۹۱۴	۰/۴۶	۲۵	۴۹/۷۶	۸/۱	
۶۰						
۴/۸۹	۰/۸۹۷	۰/۵۰۳	۱۵	۳۹/۲	۱/۴	
۲/۶۴	۰/۹۰۵	۰/۴۱	۲۰	۴۵/۱۲	۳/۷	
۳/۳۷	۰/۹۱۲	۰/۵۱	۲۵	۴۹/۷۶	۸/۱	

جدول ۹: ارزیابی عملکرد مدل آشفتگی k-e در شبیه سازی حفره آبستگي

شاخص ارزیابی			پایاب	دبی	مدل آشفتگی / زاویه پرتابه / اندازه مواد رسوبي	
RMSE	R	NS			دبی	زاویه پرتابه / اندازه مواد رسوبي
مدل RNG						
۳۰						
۳/۲۶۵	-۰/۹۲۴	-۰/۷۶	۱۵	۳۹/۲	۱/۴	
۱/۶۵۴	-۰/۹۵۴	-۰/۶۸۵	۲۰	۴۵/۱۲	۳/۷	
۲/۲۱	-۰/۹۳۲	-۰/۷۲۳	۲۵	۴۹/۷۶	۸/۱	
۴۵						
۳/۰۵۸	-۰/۹۰۸۵	-۰/۶۵۷	۱۵	۳۹/۲	۱/۴	
۱/۵۴	-۰/۹۳۱	-۰/۸۰۶	۲۰	۴۵/۱۲	۳/۷	
۲/۲۴	-۰/۹۶۸	-۰/۸۶۵	۲۵	۴۹/۷۶	۸/۱	
۶۰						
۲/۳۲	-۰/۸۹۶	-۰/۶۲۵	۱۵	۳۹/۲	۱/۴	
۱/۵۸	-۰/۹۰۶	-۰/۷۲	۲۰	۴۵/۱۲	۳/۷	
۱/۳۴	-۰/۹۷۰۵	-۰/۸۲۴	۲۵	۴۹/۷۶	۸/۱	

جدول ۱۰: ارزیابی عملکرد مدل آشفتگی k-e در شبیه سازی حفره آبستگي

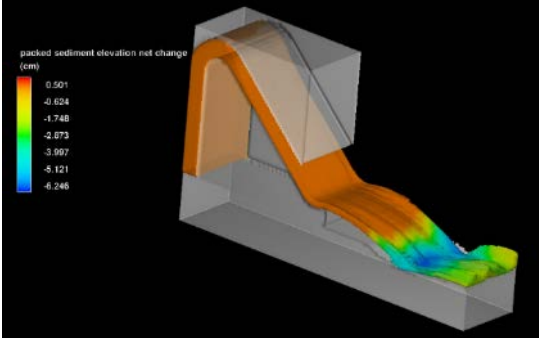
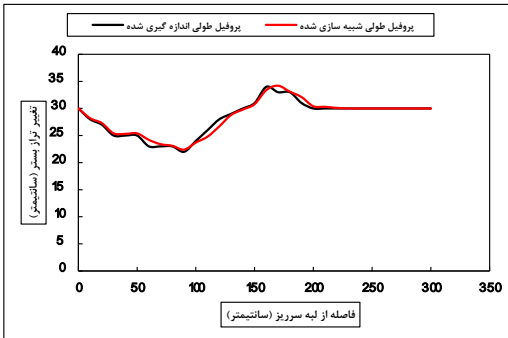
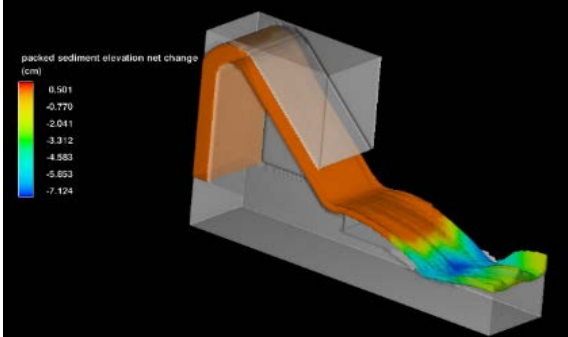
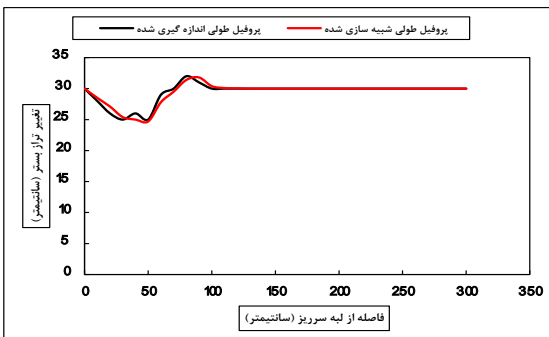
شاخص ارزیابی			پایاب	دبی	مدل آشفتگی / زاویه پرتابه / اندازه مواد رسوبي	
RMSE	R	NS			دبی	زاویه پرتابه / اندازه مواد رسوبي
مدل k-w						
۳۰						
۴/۱۰۵	-۰/۸۸	-۰/۴۲	۱۵	۳۹/۲	۱/۴	
۲/۲۹۸	-۰/۸۹	-۰/۵۸	۲۰	۴۵/۱۲	۳/۷	
۲/۵۴	-۰/۹۱	-۰/۳۷۴	۲۵	۴۹/۷۶	۸/۱	
۴۵						
۳/۶۸۷	-۰/۹۰۵	-۰/۳۸	۱۵	۳۹/۲	۱/۴	
۲/۱۲	-۰/۹۱۴	-۰/۴۰۶	۲۰	۴۵/۱۲	۳/۷	
۳/۱۲	-۰/۸۷	-۰/۵۲	۲۵	۴۹/۷۶	۸/۱	
۶۰						
۳/۶۸	-۰/۹۴	-۰/۴۸	۱۵	۳۹/۲	۱/۴	
۱/۸۶	-۰/۸۶۵	-۰/۳۴۵	۲۰	۴۵/۱۲	۳/۷	
۲/۶۵	-۰/۸۷۹	-۰/۵۶	۲۵	۴۹/۷۶	۸/۱	



شکل ۲ پروفیل طولی حفره ی آبستگي مشاهده ای و محاسبه ای به ازای عمق پایاب ۲۰ سانتیمتر و دبی ۳۹/۲ لیتر بر ثانیه و قطر ۱/۴ سانتیمتر

<p>شکل ۴: پروفیل طولی حفره‌ی آبستگي مشاهده‌ای و محاسبه‌ای به ازای عمق پایاب ۲۵ سانتیمتر و دبی ۳۹/۲ لیتر بر ثانیه و قطر ۱/۴ سانتیمتر</p>		<p>شکل ۳: حفره فرسایشی به ازای دبی ۳۹/۲ لیتر بر ثانیه، عمق پایاب ۲۰ سانتیمتر و قطر رسوبی ۱/۴ سانتیمتر در نرم‌افزار Flow</p>
<p>شکل ۶: پروفیل طولی حفره‌ی آبستگي مشاهده‌ای و محاسبه‌ای به ازای عمق پایاب ۳۰ سانتیمتر و دبی ۳۹/۲ لیتر بر ثانیه و قطر ۱/۴ سانتیمتر</p>		<p>شکل ۵ حفره فرسایشی به ازای دبی ۳۹/۲ لیتر بر ثانیه، عمق پایاب ۲۵ سانتیمتر و قطر رسوبی ۱/۴ سانتیمتر در نرم‌افزار Flow-3D</p>
<p>شکل ۸: پروفیل طولی حفره‌ی آبستگي مشاهده‌ای و محاسبه‌ای به ازای عمق پایاب ۱۵ سانتیمتر و دبی ۳۹/۲ لیتر بر ثانیه و قطر ۳/۷ سانتیمتر</p>		<p>شکل ۷: حفره فرسایشی به ازای دبی ۳۹/۲ لیتر بر ثانیه، عمق پایاب ۳۰ سانتیمتر و قطر رسوبی ۱/۴ سانتیمتر در نرم‌افزار Flow-3D</p>

<p>شکل ۱۰: پروفیل طولی حفره‌ی آبستگنی مشاهده‌ای و محاسبه‌ای به ازای عمق پایاب ۲۰ سانتیمتر و دبی ۳۹/۲ لیتر بر ثانیه و قطر ۳/۷ سانتیمتر</p>		<p>شکل ۹: حفره فرسایشی به ازای دبی ۳۹/۲ لیتر بر ثانیه، عمق پایاب ۱۵ سانتیمتر و قطر رسوبی ۳/۷ سانتیمتر در نرم‌افزار Flow-3D</p>
<p>شکل ۱۲: پروفیل طولی حفره‌ی آبستگنی مشاهده‌ای و محاسبه‌ای به ازای عمق پایاب ۲۵ سانتیمتر و دبی ۳۹/۲ لیتر بر ثانیه و قطر ۳/۷ سانتیمتر</p>		<p>شکل ۱۱: حفره فرسایشی به ازای دبی ۳۹/۲ لیتر بر ثانیه، عمق پایاب ۲۰ سانتیمتر و قطر رسوبی ۳/۷ سانتیمتر در نرم‌افزار Flow-3D</p>
<p>شکل ۱۴: حفره فرسایشی به ازای دبی ۳۹/۲ لیتر بر ثانیه، عمق پایاب ۱۵ سانتیمتر و قطر رسوبی ۸/۱ سانتیمتر در نرم‌افزار Flow-3D</p>		<p>شکل ۱۳: پروفیل طولی حفره‌ی آبستگنی مشاهده‌ای و محاسبه‌ای به ازای عمق پایاب ۱۵ سانتیمتر و دبی ۳۹/۲ لیتر بر ثانیه و قطر ۸/۱ سانتیمتر</p>

		
<p>شکل ۱۶: حفره فرسایشی به ازای دبی ۳۹/۲ لیتر بر ثانیه، عمق پایاب ۲۰ سانتیمتر و قطر رسوبی ۸/۱ سانتیمتر در نرم افزار Flow-3D</p>		<p>شکل ۱۵: پروفیل طولی حفره‌ی آبشستگی مشاهده‌ای و محاسبه‌ای به ازای عمق پایاب ۲۰ سانتیمتر و دبی ۳۹/۲ لیتر بر ثانیه و قطر ۸/۱ سانتیمتر</p>
		
<p>شکل ۱۸: حفره فرسایشی به ازای دبی ۳۹/۲ لیتر بر ثانیه، عمق پایاب ۲۰ سانتیمتر و قطر رسوبی ۸/۱ سانتیمتر در نرم افزار Flow-3D</p>		<p>شکل ۱۷: پروفیل طولی حفره‌ی آبشستگی مشاهده‌ای و محاسبه‌ای به ازای عمق پایاب ۲۵ سانتیمتر و دبی ۳۹/۲ لیتر بر ثانیه و قطر ۸/۱ سانتیمتر</p>

نتیجه‌گیری

- مدل GEP: با اجرای مدل GEP روی داده‌های آزمایشگاهی، مقدار شاخص‌های سه‌گانه‌ی R، RMSE، و ZDDR(max) در فرآیند آزمون به ترتیب ۰/۹۹۴۹، ۰/۰۳۳۱ و ۵/۵۰ محاسبه شدند.
- با مقایسه بین شاخص‌های ارزیابی عملکرد، مشخص است مدل GEP کارکرد بهتری نسبت به مدل SVM دارد.
- در خصوص نرم‌افزار Flow-3D، اگرچه مقدار سه ضریب ارزیابی عملکرد نسبت به دو مدل هوشمند برای پرتابه ۳۰ درجه بهتر است اما با افزایش زاویه‌ی پرتابه سرریز، مقدار ضریب‌های ارزیابی عملکرد کاهش نشان می‌دهد به طوری که برای پرتابه ۴۵ درجه با اندازه رسوب ۸/۱ میلی‌متر مقدار آن‌ها به ترتیب ۰/۴۴۳۱، ۴/۲ و ۰/۷۱۳۷ حاصل شده است که حاکی از کاهش بسیار زیاد دقت مدل است. بنابراین برای این ویژگی حفره‌ی آبشستگی، عملکرد مدل‌های هوشمند بهتر از مدل Flow-3D است.

در این پژوهش، با استفاده از دو الگوریتم هوشمند SVM و GEP و همچنین نرم‌افزار Flow-3D شبیه‌سازی ابعاد حفره‌ی آبشستگی در پایین‌دست سرریز سیفونی برای سه پرتابه ۳۰، ۴۵ و ۶۰ درجه همراه با مواد رسوبی با اندازه‌ی متوسط ذرات ۱/۴، ۳/۷ و ۸/۱ میلی‌متر انجام شد. مقایسه‌ی عملکرد مدل‌های با استفاده از سه شاخص R، RMSE و ZDDR(max) انجام شد. در ادامه نتایج به دست آمده از تحلیل عملکرد هر یک از سه مدل فوق‌الذکر برای ویژگی‌های هندسی حفره‌ی آبشستگی بیان شده است.

- مدل SVM: بهینه‌ترین مقادیر شاخص‌های ارزیابی عملکرد R، RMSE و ZDDR(max) در فرایندهای آزمون و تست در مدل Nu-SVM با تابع کرنل RBF برای مدل M1 به دست آمد. مقادیر این سه شاخص در فرآیند آزمون به ترتیب ۰/۹۹۳۹، ۰/۰۳۵۹ و ۲/۲۱۸ هستند.

مشارکت نویسندگان

در نگارش این مقاله نویسندگان سهم یکسانی داشتند.

تعارض منافع

«هیچ‌گونه تعارض منافع توسط نویسندگان بیان نشده است.»

در مجموع می‌توان گفت مدل‌های هوشمند SVM و GEP توانایی شبیه‌سازی ویژگی‌های هندسی حفره‌ی آبستنگی را دارند و در مقام مقایسه با نرم‌افزار Flow-3D از دقت نسبی بالاتری برخوردار هستند. اگرچه از خروجی نرم‌افزار Flow-3D می‌توان برای مطالعه جزئیات میدان جریان و رسوب استفاده نمود.

References

- Eskandari A, Nouri R, Mearaji H, Kiaghaderi A. Development of a suitable model based on artificial neural network and support vector machine for timely forecasting of 5-day biochemical oxygen demand. *J Environ Sci*. 2012;61(1):71-82.
- Akhundi F, Darbandi S. Modeling of Sufi Chai river runoff using support vector machine and artificial neural network. *J Water Manage*. 1397;17(9):57-66.
- Dehghani R, Younesi H, Artabi H. Comparison of the performance of support vector machine models, gene expression programming and Bayesian network in predicting river flow (Case study: Kashkan River). *J Soil Water Conservat Res*. 2017(4):161-177.
- Roshangar K, Rohparvar B. Performance of supermodel systems in estimating the scour depth of bridge foundations in non-stick soils. *J Civil Environ Engineer*. 2012;42(3):13-26.
- Sattari MT, Poorazad MR, Mir Abbasi R. Predicting the hourly floods of the Aharchai River using machine learning methods. *J Water Engineer Manage*. 2016;8(1):115-127.
- Soltani GerdFaramarzi S, Taghizadeh Mehrjerdi R. Application of data mining methods in estimating the scour depth of the base group. *J Hydraulic*. 1395;11(1):67-75.
- Seyedian SM. Use of new methods in determining the parameters affecting the scour of the bridge foundation. *J Irrigat Water Engineer*. 2015;5(19):1-16.
- Seyedian SM, Fathabadi A. Estimation of scour depth of bridge piers using statistical methods and intelligent algorithms. *J Civil Environ Engineer*. 1395;46(2):1-12.
- Fattahi M, Lashkar-e-Ara B, Najafi L. Estimation of downstream scour of upstream reverse siphon structure using meta-innovative methods. *J Irrigat Engineer*. 2009;42(1):129-143.
- Ghorbani MA, Azani A, Mahmoudi S. Rainfall-runoff modeling using intelligent hybrid models. *Iran J Water Resource Res*. 2015;11(2):146-150.
- Majidi Asl M, Foladi Panah M. Application of evolutionary systems in determining the discharge coefficient of triangular congresses. *Journal of Soil and Water Sciences*. *J Agricultur Sci Technol Natur Resource*. 1397;22(4):279-290.
- Mokhtari MH, Najafi A. Comparison of support vector machine classification methods and artificial neural network in extracting land uses from LandsatTM satellite imagery. *J Soil Water Sci*. 2015;19(72):35-44.
- Nozari H, Tavakoli F. Evaluation of the efficiency of conventional and computer methods in the reconstruction of the monthly flow time series of hydrometric stations. *Iran J Water Resource Res*. 2017;13(4):174-178.
- Akib S, Mohammadhassani M, Jahangirzadeh A. Application of ANFIS and LR in prediction of scour depth in bridges. *Comput Fluid*. 2014;91(2):77-86.
- Dezvareh R. Application of Soft Computing in the Design and Optimization of Tuned Liquid Column-Gas Damper for Use in Offshore Wind Turbines. *Int J Coastal Offshore Engineer*. 2019;2(4):47-57. doi: 10.29252/ijcoe.2.4.47
- Dezvareh R. Providing a new approach for estimation of wave set-up in Iran coasts. *Res Marine Sci*. 2019;4(1):438-448.
- Dibike YB, Velickov S, Solomatine D, Abbott MB. Model Induction with Support Vector Machines: Introduction and Applications. *J Comput Civil Engineer*. 2001;15(3):208-216.
- Goyal MK. Estimation of scour downstream of a ski jump bucket using support vector and M^d model tree. *J Water Resource Manage*. 2011;25:2177-2195.
- Noori R, Karbassi AR, Moghaddamnia A, Han D, Zokaei-Ashtiani MH, Forokhnial A, et al. Assessment of input variables determination on the SVM model performance using PCA, Gamma test, and forward selection techniques for monthly stream flow prediction. *J Hydrol*. 2011;401:177-189.
- Pandey M, Zakwan M, Sharma PK, Ahmad Z. Multiple linear regression and genetic algorithm approaches to predict temporal scour depth near circular pier in non-cohesive sediment. *ISH J Hydraul Engineer*. 2018:1-8.
- Shafaghat M, Dezvareh R. Predicting the sediment rate of Nakhilo Port using artificial intelligence. *Int J Coastal Offshore Engineer*. 2020:41-49.
- Yip DHF, Hines EL, Yu WH. Application of Artificial Neural Networks in Sales Forecasting. *International Conference on Neural Networks (ICNN 97)*, Houston 1997. 2121-2124 p.
- Azmathullah H, B. GAA, Zakaria N, Hin LS, Kiat CC, Siang LC, et al. Genetic programming to predict ski-jump bucket spillway scour. *J Hydrodynamic*. 2008;20(4):477-484.
- Batani SM, Jeng DS, Melville BW. Bayesian Neural Networks for Prediction of Equilibrium and Time-Dependent Scour Depth Around Bridge Piers. *Advance Engineer Software*. 2007;38(2):102-111.

AUTHOR(S) BIOSKETCHES

Daghighi Masoule, M., M.Sc., Faculty of Civil Engineering, Islamic Azad University Roudehen Branch, Tehran, Iran.
nekoufar@iauc.ac.ir

Ahmadi, H. Associate Professor, Faculty of Civil Engineering, Islamic Azad University Roudehen Branch, Tehran, Iran

Nekoufar, K. Associate Professor, Faculty of Civil Engineering, Islamic Azad University Chalous Branch, Mazandaran, Iran

Fazeli, M. M.Sc., Faculty of Civil Engineering, Islamic Azad University Science and Research Branch, Tehran, Iran



HOW TO CITE THIS ARTICLE

Citation (Vancouver) Daghighi Masoule, M., Ahmadi, H., Nekoufar, K., Fazeli, M. Simulation and Prediction of Scour Whole Dimensions Downstream of Siphon Overflow Using Support Vector Machine and Gene Expression Programming Algorithms. *J Oceanography*. 2022, 13(50): 13-28

 <http://doi.org/10.52547/joc.13.50.13>

 <http://joc.inio.ac.ir/article-1-1648-fa.html>

 <https://orcid.org/0000-0002-8311-5238>



COPYRIGHTS

©2021 The author(s). This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution (CC BY 4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, as long as the original authors and source are cited. No permission is required from the authors or the publishers.