



Investigating effect of flow contraction on discharge coefficient of lopac gates using support vector machines

Kazem Shahverdi¹ | Sharareh Yari²

1. Corresponding Author, Department of Water Science and Engineering, Faculty of Agriculture, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran. E-mail: k.shahverdi@basu.ac.ir
2. Department of Water Science and Engineering, Faculty of Agriculture, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran. E-mail: shararehyari22@gmail.com

Article Info

Article type:
Research Article

Article history:

Received 13 April 2025
Received in revised form
1 July 2025
Accepted 15 August 2025
Published online 10 December 2025

Keywords:

Discharge Coefficient
Lopac Gate
Submerged Flow
Support Vector Machine

ABSTRACT

One of the main important and influential factors on the performance of water conveyance and distribution systems is the type of structure and its performance. The LOPAC gate is one of these structures, whose discharge coefficient is a key factor in estimating the flow rate. In this research, after dimensional analysis and identifying the effective parameters, including the opening angle, submergence ratio (the ratio of downstream depth to upstream depth), and opening ratio (the ratio of LOPAC gate opening to canal width), the discharge coefficient of a LOPAC gate under semi opened submerged operating conditions with and without contraction was predicted using a support vector machine (SVM). To this end, a support vector machine-based prediction model was developed using experimental and numerical data to estimate the discharge coefficient of a Sluice gate under submerged flow conditions. Thus, 70% of the data was used for training and 30% for testing. After optimizing the support vector machine parameters using systematic methods, different models with varying input parameter combinations were evaluated. The results showed that the optimal model using the submergence ratio and opening ratio as the main input factors provided the highest accuracy with a correlation coefficient of 0.984 and a root mean square error of 0.006.

Cite this article: Shahverdi, K., & Yari, Sh. (2025). Investigating effect of flow contraction on discharge coefficient of lopac gates using support vector machines. *Journal of Water and Irrigation Management*, 15 (2), 497-508. DOI: <https://doi.org/10.22059/jwim.2025.392612.1217>



© The Author(s).

DOI: <https://doi.org/10.22059/jwim.2025.392612.1217>

Publisher: University of Tehran Press.



بررسی تأثیر فشردگی جریان بر ضریب دبی دریاچه سالونی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان

کاظم شاهوردی^۱ | شراره یاری^۲

۱. نویسنده مسئول، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان، ایران. رایانامه: k.shahverdi@basu.ac.ir

۲. گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان، ایران. رایانامه: shararehyari22@gmail.com

اطلاعات مقاله	چکیده
نوع مقاله: مقاله پژوهشی	یکی از عوامل مهم و تأثیرگذار بر عملکرد سامانه‌های انتقال و توزیع آب، نوع سازه و عملکرد آن‌ها می‌باشد. یکی از این سازه‌ها، دریاچه سالونی است که ضریب دبی آن عامل مهمی در برآورد میزان دبی عبوری است. در این پژوهش، پس از تحلیل ابعادی و شناسایی عوامل مؤثر شامل زاویه بازشدگی، نسبت استغراق (نسبت عمق پایین‌دست به عمق بالادست) و نسبت بازشدگی (نسبت بازشدگی دریاچه به عرض کانال)، با استفاده از ماشین بردار پشتیبان ضریب دبی دریاچه سالونی در حالت بهره‌برداری نیمه‌باز با فشردگی و بدون فشردگی و مستغرق پیش‌بینی شد. برای این منظور، یک مدل پیش‌بینی مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی و عددی برای تخمین ضریب دبی دریاچه سالونی تحت شرایط جریان مستغرق توسعه داده شد. لذا، ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد داده‌ها برای آزمون استفاده شد. پس از بهینه‌سازی پارامترهای ماشین بردار پشتیبان با استفاده از روش‌های سیستماتیک، مدل‌های مختلف با ترکیب‌های متفاوتی از پارامترهای ورودی ارزیابی شد. نتایج نشان داد که مدل بهینه با استفاده از نسبت استغراق و نسبت بازشدگی به‌عنوان عوامل ورودی اصلی، بالاترین دقت را با ضریب همبستگی ۰/۹۸۴ و ریشه میانگین مربعات خطای ۰/۰۰۶ ارائه می‌دهد.
تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۱/۲۴	
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۴/۱۰	
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۵/۲۴	
تاریخ انتشار: ۱۴۰۴/۰۹/۱۹	
کلیدواژه‌ها: دریاچه سالونی ضریب دبی ماشین بردار پشتیبان مستغرق	

استناد: شاهوردی، کاظم و یاری، شراره (۱۴۰۴). بررسی تأثیر فشردگی جریان بر ضریب دبی دریاچه سالونی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان. نشریه مدیریت آب و آبیاری، ۱۵ (۲)، ۴۹۷-۵۰۸. DOI: <https://doi.org/10.22059/jwim.2025.392612.1217>



۱. مقدمه

هر سازه‌ای که در مسیر جریان قرار می‌گیرد در صورتی که رابطه مشخصی بین دبی و ارتفاع به‌وجود آورد یک سازه کنترل‌کننده جریان نام دارد که می‌تواند یک سازه طبیعی یا دست‌ساز بشر باشد. یکی از این سازه‌ها، دریاچه سالونی است که از جمله مهم‌ترین مزایای آن عبور جریان به‌صورت روگذر، کنترل سطح آب، عبور اجسام شناور و رسوبات و قابلیت خودکارسازی است (Yousofvand et al., 2018).

شرکت Aqua System 2000 Inc. (AS2I) برای کنترل جریان در کانال‌های کوچک و متوسط، این سازه را با یک سیستم محرک هیدرولیکی ترکیب کرد و با انجام چندین آزمایش، ضمن ارائه معادلات دبی آن در شرایط جریان آزاد و مستغرق، آستانه استغراق (نسبت عمق آب پایین‌دست دریاچه به عمق آب بالادست) این سازه را برابر با $0/3$ معرفی کرد. اگر درجه استغراق دریاچه کمتر از $0/3$ باشد، جریان عبوری از دریاچه آزاد است. در پژوهشی، توسعه یک مدل ریاضی برای دریاچه‌های سالونی در تلفیق با مدل ICSS انجام گرفت و رفتار هیدرودینامیکی این دریاچه‌ها در شرایط مختلف جریان آب بررسی شد. مقایسه نتایج مدل با داده‌های آزمایشگاهی نشان داد که مدل قادر است با دقت بالایی (خطای کمتر از سه درصد) رفتار دریاچه‌ها را در شرایط واقعی شبیه‌سازی کند (Naghaei and Monem, 2016). در پژوهشی مشخص شد که ضریب دبی دریاچه سالونی، تابع میزان بازشدگی و استغراق نسبی دریاچه است (Naghaei et al., 2016). عملکرد مدل‌های مختلف دریاچه‌های سالونی بیضی‌شکل^۱ تحت شرایط جریان مستغرق با روش عددی مورد بررسی قرار گرفت و ضریب تخلیه برای بازشدگی‌های مختلف دریاچه و شرایط غوطه‌وری ارزیابی شد. نتایج نشان داد بیش‌ترین و کم‌ترین سرعت جریان به‌ترتیب در لبه‌ها و مرکز دریاچه سالونی می‌باشد. توزیع سرعت نشان داد که در مقایسه با دریاچه‌های سالونی مستطیلی، دریاچه‌های سالونی بیضی‌شکل آشفتگی و گردابه کم‌تری ایجاد می‌کنند که باعث انتقال آرام‌تر جریان می‌شود و ضریب دبی را 10 تا 15 درصد بهبود می‌بخشد. در بازشدگی 50 درصد، مقدار ضریب دبی برای دریاچه بیضی $0/75$ و برای دریاچه مستطیلی $0/65$ بود. بازشدگی 45 درجه دریاچه بیضی، بهترین تعادل را بین کنترل جریان و پایداری ساختاری به‌وجود می‌آورد (Pilbala et al., 2023).

تأثیر انقباض تدریجی سهموی در بالادست دریاچه سالونی بیضی بر شرایط هیدرولیکی جریان با استفاده از روش‌های عددی بررسی شد و نتایج نشان داد که این نوع تبدیل، فشار در بالادست دریاچه را تا 20 درصد افزایش و سرعت جریان در نقاط بحرانی را تا 15 درصد کاهش می‌دهد که منجر به بهبود ضریب دبی دریاچه به میزان 10 درصد می‌شود (Shafai-Bajestan et al., 2024). تأثیر انقباض ناگهانی کانال بر ضریب دبی دریاچه سالونی بیضی با استفاده از شبیه‌سازی عددی بررسی شد. نتایج نشان داد که انقباض ناگهانی تأثیر قابل‌توجهی بر ضریب دبی دارد به‌طوری‌که با افزایش نسبت انقباض، ضریب دبی به‌طور محسوسی کاهش می‌یابد. به‌عنوان مثال در مقایسه با عدم وجود انقباض، در نسبت انقباض $0/5$ (کاهش 50 درصدی عرض کانال)، ضریب دبی حدود 15 تا 20 درصد کاهش یافت (Kheybar et al., 2021).

در سال‌های اخیر، روش‌های هوشمند به‌صورت گسترده در مباحث هیدرولیکی به‌کار گرفته شده است و توانایی‌های بالای خود را در حل مسائل با عدم قطعیت زیاد نشان داده‌اند. ماشین بردار پشتیبان (SVM)^۲ یک الگوریتم قدرتمند و انعطاف‌پذیر داده‌محور در یادگیری ماشین است و برای طبقه‌بندی، رگرسیون و تشخیص الگو استفاده می‌شود (Cortes and Vapnik, 1995). با استفاده از شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان، ضریب دبی دریاچه‌های دوزنقه‌ای کنگره‌ای بررسی شد. نتایج حاصل کارایی بالای شبکه عصبی پرسپترون چند لایه را نشان داد (Norouzi et al., 2019). با استفاده از روش‌های رگرسیون فرایند گاوسی و ماشین بردار پشتیبان، ضریب دبی دریاچه‌های کشویی در شرایط جریان مستغرق

بررسی شد و نتایج حاصل با روش‌های نیمه تجربی مقایسه گردید. نتایج نشان‌دهنده کارایی بالای روش‌های هوش مصنوعی در مقایسه با روش‌های تجربی بود. همچنین، ماشین بردار پشتیبان نسبت به روش رگرسیون فرایند گاوسی و سایر روش‌های نیمه تجربی در تخمین ضریب دبی دریاچه‌های کشویی در شرایط جریان مستغرق نتایج بهتری ارائه داد (Alirezazadeh sadaghiyani et al., 2022). Karami et al. (2017) از روش ماشین بردار پشتیبان برای پیش‌بینی ضریب تخلیه سرریز کنگره‌ای مثلثی استفاده کردند. با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی برداشت‌شده از مدل هوشمند بردار پشتیبان، ضریب دبی سرریز کنگره‌ای دایره‌ای پیش‌بینی شد و نتایج نشان داد این مدل دارای دقت قابل قبولی است (Roushangar et al., 2017). بررسی کاربرد ماشین بردار پشتیبان در مدیریت بهره‌برداری از کانال‌های آبیاری انجام شد و نتایج رضایت‌بخش گزارش شد (Shahverdi, 2025).

همان‌طور که مشاهده می‌شود، محققین همواره در تلاش برای استخراج معادلات دقیق و در عین حال ساده‌تر برای دریاچه سالونی هستند. با این حال، از گذشته تاکنون بیش‌تر پژوهش‌ها برای پیش‌بینی ضریب دبی به صورت مطالعات آزمایشگاهی بوده که مستلزم صرف هزینه و وقت زیاد می‌باشد. یک جایگزین مناسب، استفاده از تکنیک محاسبات نرم برای پیش‌بینی ضریب دبی است که در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفته است و نوآوری پژوهش حاضر است. لذا، هدف این پژوهش، ارزیابی دقت ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی ضریب دبی دریاچه سالونی با استفاده از داده‌های موجود و بررسی تأثیر پارامترهای مختلف روی ضریب دبی می‌باشد.

۲. مواد و روش‌ها

۲.۱. دریاچه سالونی^۳

دریاچه‌های سالونی از انواع سازه‌های کنترل و تنظیم آب در کانال‌ها هستند که به صورت دو لنگه در، به دیواره مستطیلی در امتداد کانال لولا می‌شود و با تغییر زاویه بازشدگی، امکان تنظیم ارتفاع آب برای دبی‌های متفاوت در بالادست دریاچه را فراهم می‌کند. نمای پلان و پروفیل طولی دریاچه سالونی به ترتیب در شکل (۱-الف و ب) قابل مشاهده است که در آن عمق آب بالادست (h_u)، عمق آب پایین دست (h_d)، عرض بازشدگی دریاچه (b_g)، عرض دریاچه (b)، عرض کانال (B) و زاویه بازشدگی دریاچه (θ) نشان داده شده است. در حالت بافشردگی، عرض دریاچه از عرض کانال کمتر و در حالت بدون فشردگی، عرض دریاچه با عرض کانال برابر است. لازم به ذکر است که $\frac{h_d}{h_u}$ برابر با نسبت عمق پایین دست به عمق بالادست یا نسبت استغراق (S) و $\frac{b_g}{B}$ نسبت بازشدگی دریاچه به عرض کانال یا بازشدگی نسبی (b_f) است. اگر نسبت استغراق بیش‌تر از $0/3$ باشد جریان مستغرق و در غیر این صورت جریان آزاد است. دریاچه‌ها در جهت جریان باز می‌شوند و امکان عبور آب را فراهم می‌کنند و می‌توانند با فشردگی یا بدون فشردگی باشند. سه حالت بهره‌برداری در آن به صورت کاملاً باز، کاملاً بسته و نیمه‌باز است که بیش‌تر مورد توجه می‌باشد. برخی از روابط ارائه شده برای محاسبه ضریب دبی دریاچه سالونی در روابط (۱) تا (۵) ارائه شده است.

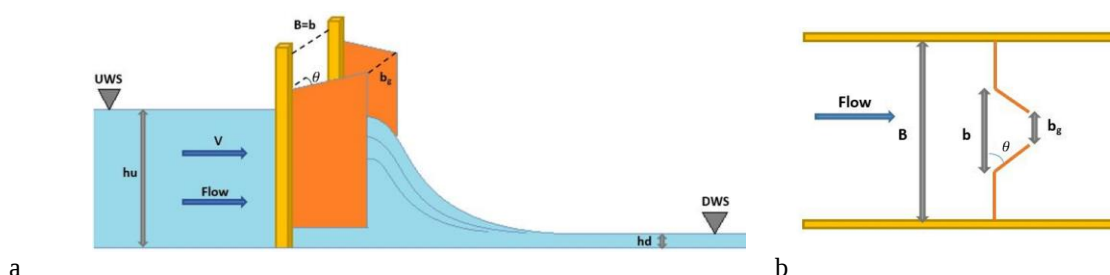


Figure 1. a) Profile, and b) plan of Lopac gate

$$c_d = 0.454 + \frac{0.359}{S} - 0.434 \times S^2 \quad \text{رابطه (۱)} \quad \text{Naghaei et al. (2016)}$$

$$c_d = 0.544 + \frac{0.24}{S} - 0.471 \times S^2 \quad \text{رابطه (۲)} \quad \text{Naghaei et al. (2016)}$$

$$c_d = 1.726 + 0.053b_f - 1.4 \times S \quad \text{رابطه (۳)} \quad \text{Yousofvand et al. (2018)}$$

$$c_d = 0.416 + 0.003 \frac{b_g}{h_u} + 0.039b_f + 0.362/S - 0.427 \times S^2 \quad \text{رابطه (۴)} \quad \text{Yousofvand et al. (2018)}$$

$$c_d = 1.357 + b_f^{1.015} - 1.4 \times S^{-2.184} \quad \text{رابطه (۵)} \quad \text{Pilbala et al. (2021)}$$

روابط (۱) و (۲) توسط Aqua System 2000 Inc. (AS2I) به ترتیب برای دبی عبوری از دریاچه سالونی در شرایط جریان مستغرق و نیمه باز ارائه شده اند. رابطه (۱) برای حالت با فشردگی جانبی و رابطه (۲) برای حالت بدون فشردگی جانبی کاربرد دارد. در هر دو رابطه فوق، فقط نسبت استغراق عامل مؤثر در محاسبه ضریب دبی می باشد. در رابطه (۳)، علاوه بر نسبت استغراق، نسبت بازشدگی دریاچه نیز مؤثر است. در رابطه (۴)، نسبت عرض دریاچه به عمق بالادست نیز، علاوه بر نسبت استغراق و نسبت بازشدگی، به عنوان عامل مؤثر می باشد.

۲.۲. تحلیل ابعادی

قبل از پیاده سازی ماشین بردار پشتیبان، انتخاب صحیح پارامترهای مرتبط با فرایند فیزیکی بسیار مهم است. بنابراین، ابتدا تحلیل ابعادی برای شناسایی متغیرهای مؤثر بر ضریب دبی جریان انجام شد. دبی عبوری از یک دریاچه سالونی (Q) را می توان به خصوصیات جریان شامل عمق آب بالادست (h_u)، عمق آب پایین دست (h_d)، سرعت جریان در بالادست (v)، خصوصیات هندسی شامل عرض بازشدگی دریاچه (b_g)، عرض کانال (B)، زاویه بازشدگی دریاچه (θ) و طول دریاچه (L) و خصوصیات سیال شامل لزجت دینامیکی آب (μ) و جرم حجمی سیال (ρ) و شتاب ثقل (g) مرتبط دانست. لازم به ذکر است که پارامترهای دیگری مانند کشش سطحی نیز می توانند جزو این متغیرها باشند، با این حال به خاطر تأثیر کم تر آنها نسبت به دیگر پارامترها یا موضوعیت نداشتن در این پژوهش، از لیست پارامترهای مؤثر حذف شده اند. رابطه پارامتری بین متغیرهای مستقل و دبی را می توان به صورت رابطه (۶) نوشت:

$$Q = f(h_u, h_d, b_g, B, \theta, \rho, L, \mu, g, v) \quad \text{رابطه (۶)}$$

با انتخاب متغیرهای مستقل جرم حجمی سیال ρ ، شتاب ثقل g و عمق آب بالادست h_u به عنوان متغیرهای تکراری که ابعاد اصلی طول، زمان و جرم را دارند و استفاده از تئوری پای باکینگهام می توان نوشت:

$$\Pi_1 = F(\Pi_2, \Pi_3, \Pi_4, \Pi_5, \Pi_6, \Pi_7, \Pi_8, \Pi_9) \rightarrow$$

$$\Pi_1 = \frac{Q}{\rho^{a_1} g^{b_1} h_u^{c_1}}, \Pi_2 = \frac{h_d}{\rho^{a_2} g^{b_2} h_u^{c_2}}, \Pi_3 = \frac{b_g}{\rho^{a_3} g^{b_3} h_u^{c_3}}, \Pi_4 = \frac{B}{\rho^{a_4} g^{b_4} h_u^{c_4}}, \Pi_5 = \frac{L}{\rho^{a_5} g^{b_5} h_u^{c_5}},$$

$$\Pi_6 = \frac{\mu}{\rho^{a_6} g^{b_6} h_u^{c_6}}, \Pi_7 = \theta, \Pi_8 = \frac{v}{\rho^{a_8} g^{b_8} h_u^{c_8}} \quad \text{رابطه (۷)}$$

که در آن، Π_i عامل بدون بعد است. با محاسبه توان های a_i و b_i و c_i در پارامترهای بدون بعد فوق، مقادیر بدون بعد $\Pi_8 = \frac{v}{(gh_u)^{0.5}}$ و $\Pi_7 = \theta$ ، $\Pi_6 = \frac{\mu}{\rho g^{0.5} h_u^{1.5}}$ ، $\Pi_5 = \frac{L}{h_u}$ ، $\Pi_4 = \frac{B}{h_u}$ ، $\Pi_3 = \frac{b_g}{h_u}$ ، $\Pi_2 = \frac{h_d}{h_u} = S$ ، $\Pi_1 = \frac{Q}{gh_u^{1.5}}$ حاصل می شوند و معادله ابعادی ضریب دبی جریان به صورت رابطه (۸) تعریف می شود. با لحاظ $b_f = \frac{\Pi_3}{\Pi_4} = \frac{b_g}{B}$ و $\frac{\Pi_3}{\Pi_5} = \frac{b_g}{L}$ (مرتبط با θ) و در نظر گرفتن این که عدد رینولدز در جریان متلاطم کانال ها قابل چشم پوشی است و هم چنین زیر بحرانی بودن جریان، رابطه (۹) حاصل می شود.

$$c_d = \frac{Q}{gh_u^{1.5}} = F_1\left(S, \frac{b_g}{h_u}, \frac{B}{h_u}, \frac{L}{h_u}, Re, \theta, Fr\right) \quad \text{رابطه ۸}$$

$$c_d = F_1(S, b_f, \theta) \quad \text{رابطه ۹}$$

در این پژوهش، از داده‌های نمودار دبی- عمق دریچه سالونی در دو حالت بافشاردگی جانبی و بدون فشاردگی جانبی که مربوط به دریچه در حالت نیمه‌باز و تحت شرایط جریان مستغرق است، استفاده شد (Naghaee, 2015; Naghaei et al., 2016). لازم به ذکر است که رابطه (۸)، به‌عنوان رابطه مبنا در نظر گرفته شد و در حالت‌های مختلف ضریب دبی پیش‌بینی شد و در نهایت بهترین پیش‌بینی به‌عنوان گزینه نهایی انتخاب شد. محدوده تغییرات پارامترهای مؤثر بر ضریب دبی در جدول (۱) ارائه شده است. بر این اساس، حالت‌های مختلفی در نظر گرفته شد که عامل مؤثر در هر مدل مشخص شده است (جدول ۲).

Table 1. The range of variations of the effective parameters on the discharge coefficient investigated in this study

Parameter		S (-)	b_f (-)	θ (°)
max		1.10	0.83	80
min		0.14	0.36	50

Table 2. The defined models based on the effective parameters

Model	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7
Examined effective parameter(s)	S	b_f	θ	S, b_f	S, θ	b_f, θ	S, b_f, θ

۳.۲. مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM)

ماشین بردار پشتیبان به‌عنوان یکی از روش‌های یادگیری داده‌محور و به‌دلیل توانایی‌هایش در حل مسائل پیچیده، به یکی از پرکاربردترین روش‌ها در حوزه یادگیری ماشین تبدیل شده است که با استفاده از داده‌های آموزشی، یک مدل را آموزش می‌دهد و سپس از آن برای پیش‌بینی داده‌های جدید استفاده می‌کند. عملکرد این الگوریتم براساس یافتن یک هایپرپلن^۴ بهینه است که داده‌های دو کلاس را با بیش‌ترین فاصله ممکن از هم جدا می‌کند. در مسائل رگرسیون، هدف پیش‌بینی متغیر وابسته (خروجی) با کم‌ترین خطا است. تجربه نشان می‌دهد که داده‌های با تعداد ابعاد زیاد و توزیع پراکنده می‌توانند چالش‌هایی را برای مدل‌سازی ایجاد کنند. در این موارد، ماشین‌های بردار پشتیبان به‌عنوان یک روش مؤثر برای مدل‌سازی داده‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند (Gunn, 1998).

ماشین بردار پشتیبان در دو مرحله اصلی آموزش و آزمون، عمل پیش‌بینی یا رگرسیون را انجام می‌دهد. در مرحله آموزش، مدل با استفاده از داده‌های آموزشی، هایپرپلن بهینه را پیدا می‌کند و در مرحله بعدی، مدل آموزش‌دیده برای پیش‌بینی داده‌های جدید استفاده می‌شود. در این الگوریتم، متغیر وابسته (خروجی) y با استفاده از رابطه (۱۰) تخمین زده می‌شود:

$$y = f(x) + \text{noise}, \quad f(x) = w^T \cdot \phi(x) + b \quad \text{رابطه ۱۰}$$

که در آن، x مقدار متغیرهای مستقل (ورودی)؛ noise مقدار نوسان که براساس مقدار خطای مجاز ε تعیین می‌شود؛ $f(x)$ تابعی است که باید با استفاده از داده‌های آموزشی مشخص شود؛ w بردار ضرایب، b مقدار ثابت پارامترهای تابع رگرسیونی و ϕ تابع هسته یا تابع کرنل می‌باشد. در هر دو الگوریتم طبقه‌بندی و رگرسیون، معادله (۱۱) که مقید به شرایط معادله (۱۲) است، بهینه می‌شود.

$$\frac{1}{2} w^T \cdot w + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad \text{رابطه ۱۱}$$

$$y_i (w^T \cdot \phi(x_i) + b_i) \geq 1 - \xi_i \quad \xi_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad \text{رابطه ۱۲}$$

که در آن، C مقدار جریمه را، زمانی که خطایی رخ می‌دهد، نشان می‌دهد، M تعداد داده‌ها و ξ_i ضریب کمبود می‌باشد که

برای مدیریت ورودی‌های غیرقابل تفکیک استفاده می‌شود. در این الگوریتم، تابع هسته کرنل یک تابع انتقال می‌باشد که داده‌ها را به فضایی با ابعاد بالاتر منتقل می‌کند تا امکان تفکیک خطی آن‌ها فراهم شود. تابع هسته می‌تواند به صورت خطی $(K(x_i + x_j) = x_j^T x_i + 1)^d$ ، چندجمله‌ای $(K(x_i + x_j) = \tanh(-\gamma x_i^T x_j + g))$ سیگموئید و تابع پایه شعاعی یا RBF^۵ $(K(x_i + x_j) = e^{-\gamma(x_i + x_j)^2})$ باشد (Cristianini and Shawe-Taylor, 2007).

در روابط فوق، γ عامل تابع کرنل است. این پارامتر، تأثیر تأثیر نمونه‌های آموزشی فردی را کنترل می‌کند و بر شکل مرز تصمیم تأثیر می‌گذارد و مقدار بزرگ‌تر آن منجر به مرزهای پیچیده‌تر می‌شود. عوامل C و γ برای کنترل رفتار مدل و دستیابی به عملکرد مناسب بسیار مهم هستند که در این پژوهش با آزمون و خطا محاسبه شدند. لازم به ذکر است که C تعادل بین کاهش خطای آموزش و افزایش قدرت تعمیم مدل را کنترل می‌کند. مقادیر بزرگ‌تر آن جریمه بالاتری را بر خطاها اختصاص می‌دهد و منجر به کاهش قدرت تعمیم می‌شود. برعکس، مقادیر کوچک‌تر C جریمه‌های کم‌تری را به همراه دارد اما توانایی تعمیم بالاتری را ارائه می‌دهد که منجر به یک مدل پیچیده‌تر می‌شود. بنابراین، مقدار آن باید به درستی تعیین شود تا بیش‌برازش یا زیربرازش به وجود نیاید. بحث تعمیم در مدل ماشین بردار پشتیبان، بسیار ضروری است زیرا داده‌هایی که جمع‌آوری شده یا یک نمونه ناقص است یا می‌تواند نویزی باشد. پس تعمیم مفاهیمی که توسط یک ماشین بردار پشتیبان آموزش دیده است به نمونه‌های جدید که با آن روبرو می‌شود، ضروری است که ماشین بردار پشتیبان می‌تواند به خوبی به آن‌ها بپردازد. از مزایای ماشین بردار پشتیبان توانایی کار با داده‌های با ابعاد بالا، مقاومت در برابر بیش‌برازش به دلیل استفاده از عامل جریمه C و انعطاف‌پذیری بالا به دلیل استفاده از توابع هسته مختلف است. از معایب آن، نیاز به تنظیم دقیق پارامترها، زمان محاسباتی بالا برای داده‌های بزرگ و عدم کارایی مناسب در داده‌های با حجم بسیار زیاد است.

۴.۲. شاخص‌های ارزیابی

در این پژوهش، از دو شاخص ریشه میانگین مربع خطاها (RMSE)^۶، ضریب همبستگی r ^۷ و خطای نسبی (RE)^۸ استفاده شد. ریشه میانگین مربع خطاها یک شاخص آماری پرکاربرد برای ارزیابی دقت مدل‌های پیش‌بینی و رگرسیون است که با گرفتن جذر از میانگین مربع خطاها محاسبه می‌شود. این شاخص نشان‌دهنده میانگین اختلاف بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده است که به دلیل داشتن واحد یکسان با متغیر وابسته، تفسیر آن ساده‌تر است. مقدار مطلوب آن، نزدیک به صفر است که این حالت نشان می‌دهد که مدل توانسته است به خوبی داده‌ها را پیش‌بینی کند و اختلاف کمی بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده وجود دارد. مقادیر نرمال آن به دامنه داده‌ها و مقیاس متغیر وابسته، بستگی دارد. مقدار بزرگ آن، نشان‌دهنده خطای قابل توجه مدل و نیاز به بهبود آن است.

ضریب همبستگی r میزان و جهت رابطه خطی بین دو متغیر را اندازه‌گیری می‌کند و مقداری بین -۱ تا ۱ دارد. مقدار ۱ نشان‌دهنده یک همبستگی مثبت کامل، مقدار -۱ نشان‌دهنده یک همبستگی منفی کامل و مقدار صفر نشان‌دهنده عدم وجود رابطه خطی بین دو متغیر است. در مدل‌های پیش‌بینی، ضریب همبستگی بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده محاسبه می‌شود تا میزان تطابق مدل با داده‌های واقعی سنجیده شود. مقدار مطلوب برای ضریب همبستگی نزدیک به ۱ تا ۱ است، اما در کاربردهای عملی، مقادیر بالاتر از ۰/۷ یا کم‌تر از -۰/۷ معمولاً به عنوان همبستگی قوی در نظر گرفته می‌شوند (Noorali et al., 2024).

خطای نسبی برای اندازه‌گیری دقت پیش‌بینی‌ها یا اندازه‌گیری‌هاست که به صورت نسبت اختلاف بین مقدار واقعی و مقدار پیش‌بینی شده (یا اندازه‌گیری شده) به مقدار واقعی تعریف می‌شود و نشان می‌دهد که خطای پیش‌بینی یا اندازه‌گیری نسبت به مقدار واقعی چقدر است. مقدار خطای نسبی هرچقدر به صفر نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده دقت بالاتر است. این شاخص به ویژه

زمانی مفید است که مقادیر واقعی در محدوده‌های متفاوتی قرار دارند، زیرا خطای نسبی مقیاس‌پذیر است و امکان مقایسه بین داده‌های مختلف را فراهم می‌کند. رابطه ریاضی شاخص‌های مذکور به ترتیب به صورت روابط (۱۳) تا (۱۵) است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (Y_m - Y_p)^2} \quad \text{رابطه ۱۳}$$

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_m - \bar{Y}_m)(Y_p - \bar{Y}_p)}{\sqrt{(\sum_{i=1}^n (Y_m - \bar{Y}_m)^2) (\sum_{i=1}^n (Y_p - \bar{Y}_p)^2)}} \quad \text{رابطه ۱۴}$$

$$RE = \frac{|Y_m - Y_p|}{Y_m} \quad \text{رابطه ۱۵}$$

که در این روابط، Y_m مقدار مشاهداتی، $\bar{Y}_m$ میانگین مقادیر مشاهداتی، Y_p مقدار پیش‌بینی شده و $\bar{Y}_p$ میانگین مقادیر پیش‌بینی شده می‌باشد.

۳. نتایج و بحث

در این پژوهش، مدل‌های پیش‌بینی ضریب دبی برای دریچه سالونی با استفاده از داده‌های موجود در پژوهش‌های گذشته براساس الگوریتم ماشین بردار پشتیبان استخراج شد. از کل داده‌های مورداستفاده، ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد داده‌ها برای آزمون استفاده شد. پارامترهای زاویه بازشدگی دریچه، نسبت استغراق و نسبت بازشدگی دریچه به عنوان پارامترهای مستقل براساس تحلیل ابعادی پای باکینگهام و عامل ضریب دبی به عنوان متغیر وابسته در نظر گرفته شد.

همان‌طور که اشاره شد دو عامل γ به عنوان عامل تابع کرنل و عامل C به عنوان عامل جریمه برای کنترل رفتار مدل ماشین بردار پشتیبان و دستیابی به عملکرد مناسب آن بسیار مهم هستند. عامل تابع کرنل تأثیر نمونه‌های آموزشی فردی را کنترل می‌کند و بر شکل مرز تصمیم تأثیر می‌گذارد. مقدار بزرگ‌تر آن منجر به مرزهای پیچیده‌تر می‌شود. در این پژوهش، عامل تابع کرنل و عامل جریمه با آزمون و خطا محاسبه شدند و به ترتیب برابر با ۷/۱۴۶۳ و ۷/۶۲۷۵ به دست آمدند.

مقدار به دست آمده برای عامل γ به صورت معکوس مربع شعاع تأثیر هر نمونه آموزشی است. اگر مقدار آن بیش‌تر از پنج باشد مدل به داده‌های آموزشی حساس خواهد بود و ممکن است تغییرات کوچک در نسبت استغراق، نسبت بازشدگی یا زاویه بازشدگی منجر به بیش‌برازش در پیش‌بینی ضریب دبی شود. لازم به ذکر است که مقادیر کم‌تر این عامل (معمولاً کم‌تر از یک) منجر به ارائه مدل ساده‌تر و با احتمال کم‌برازش می‌شود. مقدار عامل جریمه بین دقت مدل و قابلیت تعمیم آن تعادل برقرار می‌کند. مقادیر بالای عامل جریمه نشان‌دهنده دقت بالا و قابلیت تعمیم پایین مدل است، در صورتی که مقادیر پایین عامل جریمه، نشان‌دهنده دقت پایین و قابلیت تعمیم بالای مدل است.

در جدول (۳)، نتایج مدل‌سازی براساس عوامل مستقل (به صورت مدل‌های تک‌متغیره شامل M1، M2 و M3، مدل‌های دو متغیره شامل M4، M5 و M6 و مدل سه‌متغیره M7) و در شکل (۲) نمودارهای ضریب دبی پیش‌بینی شده در مقابل ضریب دبی مشاهداتی ارائه شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود مدل یک متغیره M1 با عامل نسبت استغراق با مقادیر r و RMSE به ترتیب برابر با ۰/۹۹۷ و ۰/۰۰۱ بیش‌ترین تأثیر را بر ضریب دبی دارد در صورتی که مدل‌های تک متغیره نسبت بازشدگی، M2 و زاویه بازشدگی، M3، کم‌ترین تأثیر را بر ضریب دبی دارند. در مدل‌های دو متغیره، مدل دو متغیره M4 با ترکیب پارامترهای نسبت استغراق و نسبت بازشدگی با مقادیر r و RMSE به ترتیب برابر با ۰/۹۸۴ و ۰/۰۰۶ بیش‌ترین تأثیر را نسبت به ترکیب نسبت بازشدگی و زاویه بازشدگی، M5، و نسبت بازشدگی و نسبت استغراق، M6، بر ضریب دبی دارد. در مدل سه‌متغیره M7 نیز مقادیر r و RMSE به ترتیب برابر با ۰/۸۰۹ و ۰/۰۸۱ به دست آمده است.

همان‌طور که مشاهده می‌شود بهترین مدل، مدل تک متغیره M1 با عامل نسبت استغراق می‌باشد و مدل دو متغیره

M4 با عوامل نسبت بازشدگی و نسبت استغراق در رتبه بعدی از نظر شاخص r و RMSE قرار دارد به طوری که در مدل M1، شاخص های r و RMSE به ترتیب برابر با ۰/۹۹۷ و ۰/۰۰۱ و در مدل M4، مقادیر شاخص های مذکور به ترتیب برابر با ۰/۹۸۴ و ۰/۰۰۶ حاصل شده است.

در پژوهش های قبلی و در رابطه (۱) (با متغیر نسبت استغراق)، رابطه (۳) (با متغیرهای نسبت استغراق و نسبت بازشدگی) و رابطه (۴) (با متغیرهای نسبت استغراق، نسبت بازشدگی و نسبت عرض بازشدگی به عمق آب بلا دست) مقادیر RMSE به ترتیب برابر با ۰/۰۴، ۰/۰۴۲ و ۰/۰۴ و خطای نسبی به ترتیب برابر با ۴/۶۷۸، ۲/۵۳۹ و ۳/۶۸۶ درصد حاصل آمده است. همان طور که مشاهده می شود مدل M1 مربوط به تحقیق حاضر در مقایسه با رابطه (۱) مقدار RMSE کمتری دارد و مدل M4 مربوط به پژوهش حاضر در مقایسه با رابطه (۳) مقدار RMSE کمتری دارد.

Table 3. The different modelling based on the dependent parameters

Model	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	Eq. 1	Eq. 3	Eq. 4
Examined effective parameter(s)	S	b_f	θ	S, b_f	S, θ	b_f, θ	S, b_f, θ	S	S, b_f	S, b_f, θ
r	0.997	0.578	0.586	0.984	0.803	0.604	0.809	-	-	-
RMSE	0.001	0.122	0.120	0.006	0.083	0.116	0.081	0.04	0.042	0.04

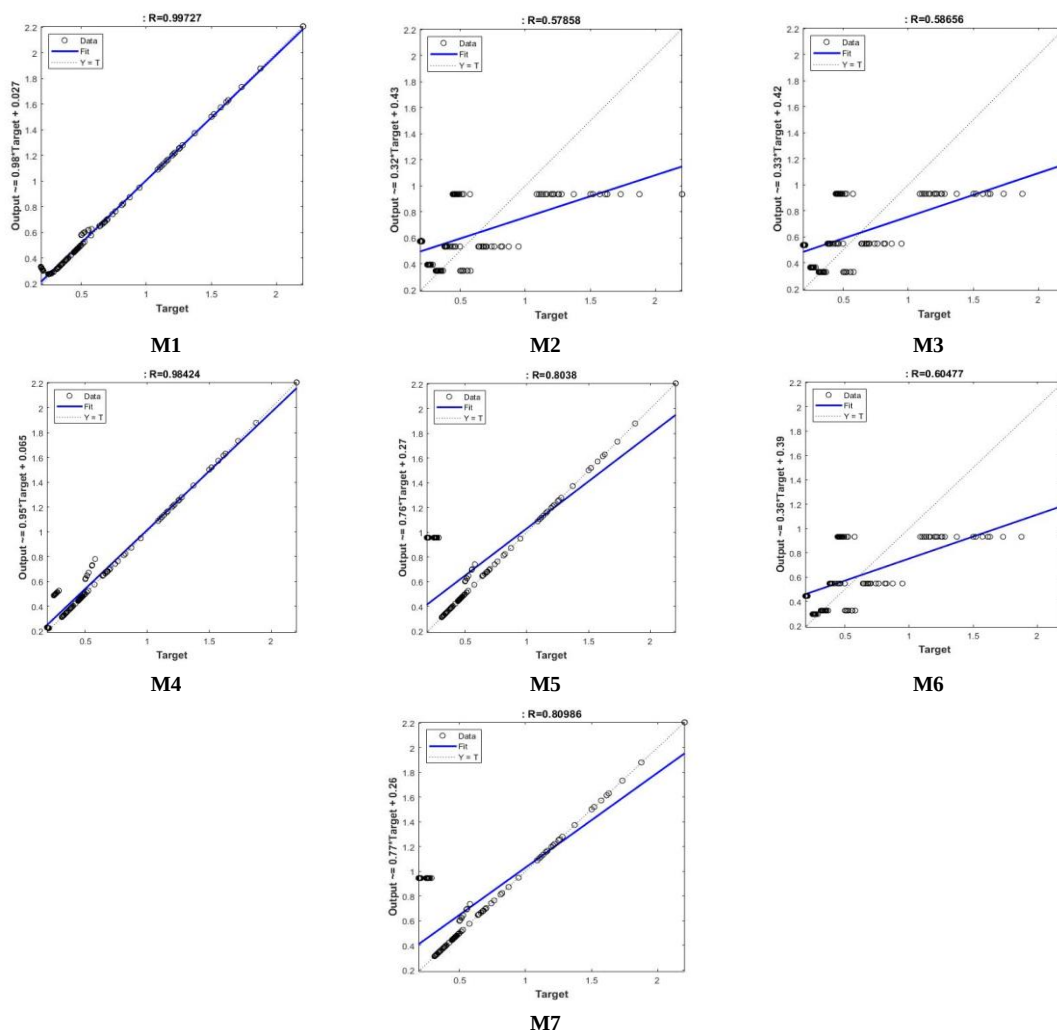


Figure 2. The correlation coefficient between predicted and target discharge coefficient for different models

در شکل (۳)، ضرایب دبی پیش‌بینی‌شده در این پژوهش با استفاده از مدل دو متغیره M4 که در آن ضریب دبی تابعی از نسبت استغراق و نسبت بازشدگی است، نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود با افزایش نسبت استغراق، ضریب دبی کاهش می‌یابد و از مقدار $2/2$ به کمتر از $0/6$ کاهش می‌یابد. در شکل (۴) نیز، مقایسه بین مدل توسعه‌یافته در این پژوهش با مدل‌های پژوهش‌های قبلی شامل معادلات (۱) و (۲) (Eq 1 و Eq 2) ارائه گردیده است. در این معادلات که برای نسبت استغراق‌های $0/5$ ، $0/7$ و $0/9$ می‌باشد، تطابق بسیار خوبی در نسبت استغراق $0/9$ مشاهده می‌شود و در نسبت استغراق $0/5$ ، تطابق کمتر می‌باشد.

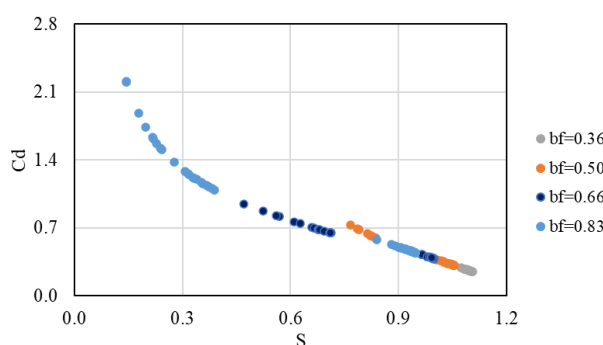


Figure 3. Discharge coefficient predicted in this research

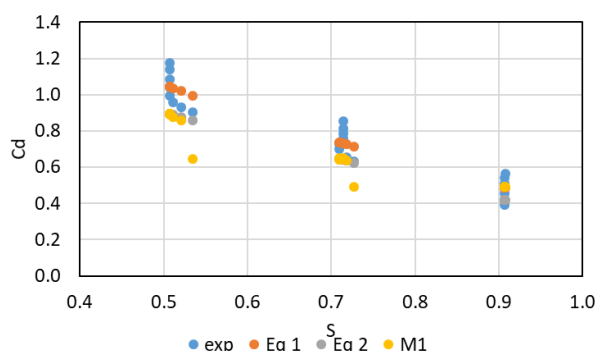


Figure 4. Comparing discharge coefficient obtained using different equations

۴. نتیجه‌گیری

در این پژوهش به پیش‌بینی ضریب دبی در چپه سالونی در شرایط با فشردگی و بدون فشردگی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان و مقایسه آن با ضریب دبی به‌دست‌آمده از روابط پژوهش‌های پیشین پرداخته شد. برای این منظور، ابتدا تحلیل ابعادی انجام شد و پارامترهای مؤثر شناسایی شد. سپس، براساس پارامترهای مؤثر نسبت استغراق، نسبت بازشدگی و زاویه بازشدگی، هفت مدل با یک، دو و سه متغیر ساخته شد. با ارائه ورودی‌ها به ماشین بردار پشتیبان و اختصاص ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد داده‌ها برای آزمون، یادگیری انجام شد. نتایج نشان داد مدل یک متغیره با عامل نسبت استغراق دارای بیش‌ترین ضریب همبستگی با مقدار $0/997$ و کم‌ترین ریشه میانگین مجموع مربعات با مقدار $0/001$ است و مدل با دو عامل نسبت استغراق و نسبت بازشدگی با ضریب همبستگی $0/984$ و ریشه میانگین مجموع مربعات با مقدار $0/006$ در رتبه دوم از نظر دقت قرار دارد. همچنین، مدل‌های یک متغیره با عوامل نسبت بازشدگی و

زاویه بازشدگی به ترتیب با ۰/۵۷۸ و ۰/۵۸۶ دارای کمترین دقت می‌باشند. مدل سه‌متغیره نیز با در نظر گرفتن همه عوامل مؤثر با ضریب همبستگی ۰/۸۰۹ دارای دقت خوبی است. نقطه قوت معادلات ارائه‌شده در پژوهش حاضر اینست که برای حالت با فشردگی و بدون فشردگی دریاچه‌های سالونی قابل استفاده و بهره‌برداری است. از جمله محدودیت‌های مطالعه، محدودیت در دامنه داده‌ها و عدم بررسی اثر متغیرهای دیگر می‌باشد. براساس نتایج حاصل، توصیه می‌شود پژوهش‌های آتی در جهت توسعه مدل‌های چندمتغیره، بررسی اثر پارامترهای هیدرولیکی دیگر و ارزیابی صحت مدل‌های یادگیری ماشین در شرایط واقعی باشد تا دقت و کاربردپذیری نتایج افزایش یابد.

۵. پی‌نوشت‌ها

1. Elliptical-Lopac Gates
2. Support Vector Machine
3. LOPAC gate
4. Hyperplane
5. Radial Base Function
6. Root Mean Square Error
7. Correlation Coefficient
8. Relative Error

۶. تعارض منافع

هیچ‌گونه تعارض منافع توسط نویسندگان وجود ندارد.

۷. منابع

- Alirezazadeh sadaghiyani, A., Mohammadi, M., Galvani, M., & Vaheddoost, B. (2022). On the Prediction of Discharge Coefficient for Sluice Gates under Submerged Flow Conditions using Soft Computing Techniques. *Journal of Modeling in Engineering*, 20(71), 1-12.
- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine learning*, 20, 273-297.
- Cristianini, N., & Shawe-Taylor, J. (2007). Support vector and kernel methods. *Intelligent Data Analysis: An Introduction*, Springer, 169-197.
- Gunn, S. R. (1998). Support vector machines for classification and regression. *ISIS technical report*, 14(1), 5-16.
- Karami, H., Karimi, S., Rahmanimanesh, M., & Farzin, S. (2017). Predicting discharge coefficient of triangular labyrinth weir using support vector regression, support vector regression-firefly, response surface methodology and principal component analysis. *Flow measurement and instrumentation*, 55, 75-81.
- Kheybar, H., Sajjadi, S. M., & Ahadiyan, J. (2021). Effect of sudden canal contraction on the discharge coefficient and the energy dissipation coefficient of the elliptical LOPAC gate. *Irrigation and Drainage*, 70(5), 1145-1154.
- Naghaee, R. (2015). Development of ICSS Hydrodynamic Model For Simulation of LOPAC Gate. MSc, Tarbiat Modares University (TMU), Tehran (In Persian).
- Naghaei, R., & Monem, M. (2016). Development of a mathematical model of Lopac gates in accordance with the ICSS hydrodynamic model. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 142(10), 04016043.
- Naghaei, R., Monem, M. J., & Hashemy Shahedany, S. M. (2016). Evaluating Various Hydraulic and Operation Conditions of Lopac Gate and Developing its Mathematical Model in Accordance with the ICSS Hydrodynamic Model. *Iranian Journal of Irrigation & Drainage*, 10(1), 24-35 (In Persian).
- Noorali, A., Shahverdi, K., & Marofi, S. (2024). Investigating nitrate change with hybrid modeling along a mountain river. *Water and Irrigation Management*, 14(3), 697-708.

- Norouzi, R., Daneshfaraz, R., & Ghaderi, A. (2019). Investigation of discharge coefficient of trapezoidal labyrinth weirs using artificial neural networks and support vector machines. *Applied Water Science*, 9, 1-10.
- Pilbala, A., Sajjadi, S., & Bejestan, M. S. (2021). Hydraulic performance of elliptical-LOPAC gate under submerged flow conditions. *Ain Shams Engineering Journal*, 12(1), 317-326.
- Pilbala, A., Shafai Bejestan, M., Sajjadi, S. M., & Fraccarollo, L. (2023). Investigation of the Different Models of Elliptical-Lopac Gate Performance under Submerged Flow Conditions. *Water Resources Management*, 37(9), 3527-3542.
- Roushangar, K., Alami, M., & Majedi Asl, M. (2017). Determination of Labyrinth and Arced Labyrinth Weirs Discharge Coefficients Using Support Vector Regression. *Water and Soil Science*, 27(1), 173-186. (In Persian)
- Shafai-Bajestan, M., Kazemi Hasanvand, K., & Zeinivand, M. (2024). Numerical Study of the Effect of Gradual Parabolic Inlet Transition of the Elliptical LOPAC Gate on the Hydraulic Conditions of the Flow. *Irrigation Sciences and Engineering*, 47(3), 1-17. (In Persian)
- Shahverdi, K. (2025). Supervised learning to manage irrigation canals' operation. *Water and Irrigation Management*, 14(4), 1005-1018. (In Persian)
- Yousofvand, F., Monem, D. M., & Kavianpour, M. R. (2018). Estimating flow And discharge Coefficient Equations for Lopac Gate In Submerged Condition, Based on the Momentum Equation. *Iranian Water Researches Journal*, 12(2), 51-58. (In Persian)