

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

کاظم شاهوردی^{۱*}، شراره یاری^۲

^{۱*} استادیار، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان، ایران. رایانامه: k.shahverdi@basu.ac.ir

^۲ دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان، ایران. رایانامه:

shararehyari22@gmail.com

چکیده

یکی از عوامل مهم و تأثیرگذار بر عملکرد سامانه‌های انتقال و توزیع آب، نوع سازه و عملکرد آنها می‌باشد. یکی از این سازه‌ها، دریچه سالونی است که ضریب دبی آن عامل مهمی در برآورد میزان دبی عبوری است. در این پژوهش، پس از تحلیل ابعادی و شناسایی عوامل موثر شامل زاویه بازشدگی، نسبت استغراق (نسبت عمق پائین‌دست به عمق بالادست) و نسبت بازشدگی (نسبت بازشدگی دریچه به عرض کانال)، با استفاده از ماشین بردار پشتیبان ضریب دبی دریچه 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 دریچه 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 به عنوان عوامل ورودی اصلی، بالاترین دقت را با ضریب همبستگی ۰/۹۸۴ و ریشه میانگین مربعات خطای ۰/۰۰۶ ارائه می‌دهد.

کلمات کلیدی: دریچه سالونی، ضریب دبی، ماشین بردار پشتیبان، مستغرق.

۱-مقدمه

هر سازه‌ای که در مسیر جریان قرار می‌گیرد در صورتی که رابطه مشخصی بین دبی و ارتفاع بوجود آورد یک سازه کنترل‌کننده جریان نام دارد که می‌تواند یک سازه طبیعی یا دست‌ساز بشر باشد. یکی از این سازه‌ها، دریچه 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 دریچه به عمق آب بالادست) این سازه را برابر با $0/3$ معرفی کرد. اگر درجه استغراق دریچه کمتر از $0/3$ باشد، جریان عبوری از دریچه آزاد است. در تحقیقی، توسعه یک مدل ریاضی برای دریچه‌های سالونی در تلفیق با مدل ICSS انجام گرفت و رفتار هیدرودینامیکی این دریچه‌ها 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 دریچه‌ها را در شرایط واقعی شبیه‌سازی کند (Naghaei and Monem 2016). در تحقیقی مشخص شد که ضریب دبی دریچه سالونی، تابع میزان بازشدگی و استغراق نسبی دریچه است (Naghaei et al. 2016).

عملکرد مدل‌های مختلف دریچه‌های سالونی بیضی‌شکل^۱ تحت شرایط جریان مستغرق با روش عددی مورد بررسی قرار گرفت و ضریب تخلیه برای بازشدگی‌های مختلف دریچه و شرایط غوطه‌وری ارزیابی شد. نتایج نشان داد بیشترین و کمترین سرعت جریان به ترتیب در لبه‌ها و مرکز دریچه سالونی می‌باشد. توزیع سرعت نشان داد که در مقایسه با دریچه‌های سالونی مستطیلی، دریچه‌های سالونی بیضی‌شکل آشفتگی و گردابه کمتری ایجاد می‌کنند که باعث انتقال آرام‌تر جریان می‌شود و ضریب دبی را ۱۰ تا ۱۵ درصد بهبود می‌بخشد. در بازشدگی ۵۰ درصد، مقدار ضریب دبی برای دریچه بیضی ۰/۷۵ و برای دریچه مستطیلی ۰/۶۵ بود. بازشدگی ۴۵ درجه دریچه بیضی، بهترین تعادل را بین کنترل جریان و پایداری ساختاری به‌وجود می‌آورد (Pilbala et al. 2023).

تأثیر انقباض تدریجی سهموی در بالادست دریچه سالونی بیضی بر شرایط هیدرولیکی جریان با استفاده از روش‌های عددی بررسی شد و نتایج نشان داد که این نوع تبدیل، فشار در بالادست دریچه را تا ۲۰ درصد افزایش و سرعت جریان در نقاط بحرانی را تا ۱۵ درصد کاهش می‌دهد که منجر به بهبود ضریب دبی دریچه به میزان ۱۰ درصد می‌شود (Shafai-Bajestan et al. 2024). تأثیر انقباض ناگهانی کانال بر ضریب دبی دریچه سالونی بیضی با استفاده از شبیه‌سازی عددی بررسی شد. نتایج نشان داد که انقباض ناگهانی تأثیر قابل توجهی 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 ۰/۵ (کاهش ۵۰ درصدی عرض کانال)، ضریب دبی حدود ۱۵ تا ۲۰ درصد کاهش یافت (Kheybar et al. 2021).

در سال‌های اخیر، روش‌های هوشمند بصورت گسترده در مباحث هیدرولیکی بکار گرفته شده است و توانایی‌های بالای خود را در حل مسائل با عدم قطعیت زیاد نشان داده‌اند. ماشین بردار پشتیبان (SVM^2) 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 دریچه‌های 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 فرآیند گاوسی و ماشین بردار پشتیبان، ضریب دبی دریچه‌های 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 فرآیند 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). کرمی و همکاران (۲۰۱۷) از روش ماشین بردار پشتیبان برای پیش‌بینی ضریب تخلیه سرریز کنگره‌ای مثلثی استفاده کردند (Karami et al. 2017). با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی برداشت شده 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 تحقیقات برای پیش‌بینی ضریب دبی بصورت 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 تحقیق مورد استفاده قرار گرفته است و نوآوری تحقیق حاضر است. لذا، هدف این پژوهش، ارزیابی دقت ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی ضریب دبی دریاچه سالونی با استفاده از داده‌های موجود و بررسی تاثیر 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 بصورت 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 الف و ب قابل مشاهده است که در آن عمق آب بالادست (h_u)، عمق آب پائین‌دست (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 پائین‌دست به عمق بالادست یا نسبت استغراق (S) و $\frac{b_g}{B}$ نسبت بازشدگی دریاچه به عرض کانال یا بازشدگی نسبی (b_r) است. اگر نسبت استغراق بیشتر از $\frac{1}{3}$ باشد جریان مستغرق و در غیر اینصورت 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.

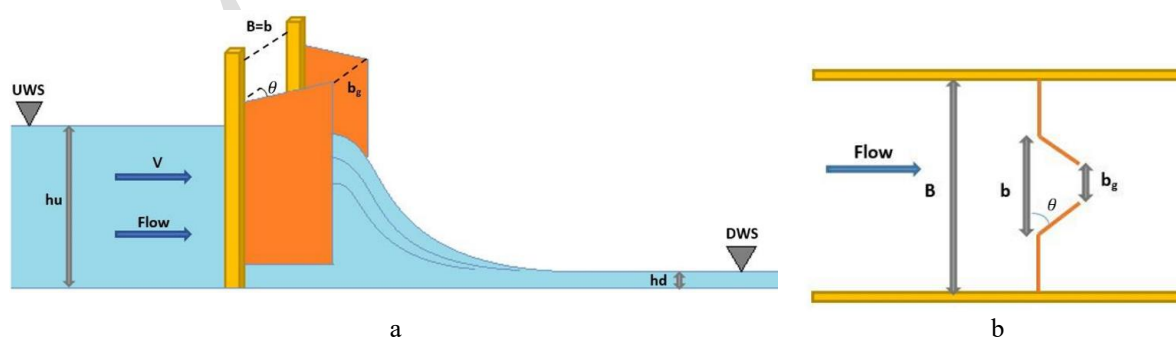


Figure 1. a) Profile and b) plan of Lopac gate.

$$\begin{aligned}
c_d &= 0.454 + \frac{0.359}{S} - 0.434 \times S^2 & \text{Naghac et al. (2016)} & (1) \\
c_d &= 0.544 + \frac{0.24}{S} - 0.471 \times S^2 & \text{Naghac et al. (2016)} & (2) \\
c_d &= 1.726 + 0.053b_f - 1.4 \times S & \text{Yousofvand et al. (2018)} & (3) \\
c_d &= 0.416 + 0.003 \frac{b_g}{h_u} + 0.039b_f + 0.362/S - 0.427 \times S^2 & \text{Yousofvand et al. (2018)} & (4) \\
c_d &= 1.357 + b_f^{1.015} - 1.4 \times S^{-2.184} & \text{Pilbala et al. (2021)} & (5)
\end{aligned}$$

روابط ۱ و ۲ توسط Aqua System 2000 Inc. (AS2I) به ترتیب برای دبی عبوری از دریاچه سالونی در شرایط جریان مستغرق و نیمه‌باز ارائه شده‌اند. 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 موثر در محاسبه ضریب دبی می‌باشد. در رابطه ۳، علاوه بر نسبت استغراق، نسبت بازشدگی دریاچه نیز موثر است. در رابطه ۴، نسبت عرض دریاچه به عمق بالادست نیز، علاوه بر نسبت استغراق و نسبت بازشدگی، به عنوان عامل موثر می‌باشد.

۲-۲- تحلیل ابعادی

قبل از پیاده‌سازی ماشین بردار پشتیبان، انتخاب صحیح پارامترهای مرتبط با فرایند فیزیکی بسیار مهم است. بنابراین، ابتدا تحلیل ابعادی برای شناسایی متغیرهای موثر بر ضریب دبی جریان انجام شد. دبی عبوری از یک دریاچه سالونی (Q) را می‌توان به خصوصیات جریان شامل عمق آب بالادست (h_u)، عمق آب پائین‌دست (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 می‌توانند جز این متغیرها باشند با این حال به خاطر تاثیر کمتر آنها نسبت به دیگر پارامترها یا موضوعیت نداشتن در این تحقیق، از لیست پارامترهای موثر حذف شده‌اند. رابطه پارامتری بین متغیرهای مستقل و دبی را می‌توان به صورت رابطه ۶ نوشت:

$$Q = f(h_u, h_d, b_g, B, \theta, \rho, L, \mu, \rho, g, v) \quad (6)$$

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 می‌توان نوشت:

$$\begin{aligned}
\Pi_1 &= F(\Pi_2, \Pi_3, \Pi_4, \Pi_5, \Pi_6, \Pi_7, \Pi_8, \Pi_9) \rightarrow \\
\Pi_1 &= \frac{Q}{\rho^{a1} g^{b1} h_u^{c1}}, \Pi_2 = \frac{h_d}{\rho^{a2} g^{b2} h_u^{c2}}, \Pi_3 = \frac{b_g}{\rho^{a3} g^{b3} h_u^{c3}}, \Pi_4 = \frac{B}{\rho^{a4} g^{b4} h_u^{c4}}, \Pi_5 = \frac{L}{\rho^{a5} g^{b5} h_u^{c5}}, \\
\Pi_6 &= \frac{\mu}{\rho^{a6} g^{b6} h_u^{c6}}, \Pi_7 = \theta, \Pi_8 = \frac{v}{\rho^{a8} g^{b8} h_u^{c8}}
\end{aligned} \quad (7)$$

که در آن Π_i عامل بدون بعد است. با محاسبه توان‌های a_i و b_i و c_i در پارامترهای بدون بعد فوق، مقادیر بدون بعد $\Pi_1 =$ حاصل می‌شوند و $\Pi_8 = \frac{v}{(gh_u)^{0.5}}$ و $\Pi_7 = \theta$ ، $\Pi_6 = \frac{\mu}{\rho g^{0.5} h_u^{1.5}}$ ، $\Pi_5 = \frac{L}{h_u}$ ، $\Pi_4 = \frac{B}{h_u}$ ، $\Pi_3 = \frac{b_g}{h_u}$ ، $\Pi_2 = \frac{h_d}{h_u} = S$ ، $\Pi_1 = \frac{Q}{gh_u^{1.5}}$

معادله ابعادی ضریب دبی جریان به صورت ۸ تعریف می شود. با لحاظ $\frac{\pi_3}{\pi_4} = \frac{b_g}{B} = b_f$ و $\frac{\pi_3}{\pi_5} = \frac{b_g}{L}$ (مرتبط با θ) و در نظر گرفتن اینکه عدد رینولدز در جریان متلاطم کانال ها قابل اغماض است و همچنین زیر بحرانی بودن جریان، رابطه ۹ حاصل می شود.

$$c_d = \frac{Q}{gh_u^{1.5}} = F_1(S, \frac{b_g}{h_u}, \frac{B}{h_u}, \frac{L}{h_u}, Re, \theta, Fr) \quad (8)$$

$$c_d = F_1(S, b_f, \theta) \quad (9)$$

در این پژوهش، از داده های نمودار دبی-عمق دریاچه سالونی در دو حالت با فشردگی جانبی و بدون فشردگی جانبی که مربوط به دریاچه در حالت نیمه باز و تحت شرایط جریان مستغرق است، استفاده شد (Naghaei et al. 2016; Naghaee 2015). لازم به ذکر است که رابطه ۸، به عنوان رابطه مبنا در نظر گرفته شد و در حالت های مختلف ضریب دبی پیش بینی شد و نهایتاً بهترین پیش بینی به عنوان گزینه نهایی انتخاب شد. محدوده تغییرات پارامترهای موثر بر ضریب دبی در جدول ۱ ارائه شده است. بر این اساس، حالت های مختلفی در نظر گرفته شد که عامل موثر 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 به عنوان یکی از روش های یادگیری داده محور و به دلیل توانایی هایش در حل مسائل پیچیده، به یکی از پرکاربردترین روش ها در حوزه یادگیری ماشین تبدیل شده است که با استفاده از داده های آموزشی، یک مدل را آموزش می دهد و سپس از آن برای پیش بینی داده های جدید استفاده می کند. عملکرد این الگوریتم بر اساس یافتن یک هایپرپلن^۴ بهینه است که داده های دو کلاس را با بیشترین فاصله ممکن از هم جدا می کند. در مسائل رگرسیون، هدف پیش بینی متغیر وابسته (خروجی) با کمترین خطا است. تجربه نشان می دهد که داده های با تعداد ابعاد زیاد و توزیع پراکنده می توانند چالش هایی را برای مدل سازی ایجاد کنند. در این موارد، ماشین های بردار پشتیبان به عنوان یک روش موثر برای مدل سازی داده ها مورد استفاده قرار می گیرند (Gunn 1998).

ماشین بردار پشتیبان در دو مرحله اصلی آموزش و آزمون، عمل پیش بینی یا رگرسیون را انجام می دهد. در مرحله آموزش، مدل با استفاده از داده های آموزشی، هایپرپلن بهینه را پیدا می کند و در مرحله بعدی، مدل آموزش دیده برای پیش بینی داده های جدید استفاده می شود. در این الگوریتم، متغیر وابسته (خروجی) y با استفاده از رابطه ۱۰ تخمین زده می شود:

$$y = f(x) + \text{noise} \quad , \quad f(x) = w^T \cdot \phi(x) + b \quad (10)$$

که در آن x مقدار متغیرهای مستقل (ورودی)؛ noise مقدار نوسان که بر اساس مقدار خطای مجاز ϵ تعیین می شود؛ $f(x)$ تابعی است که باید با استفاده از داده های آموزشی مشخص شود؛ w بردار ضرایب، b مقدار ثابت پارامترهای تابع رگرسیونی و

$\emptyset$ تابع هسته یا تابع کرنل می‌باشد. در هر دو الگوریتم طبقه‌بندی و رگرسیون، معادله ۱۱ که مقید به شرایط معادله ۱۲ است، بهینه می‌شود.

$$\frac{1}{2} w^T \cdot w + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (11)$$

$$y_i(w^T \cdot \phi(x_i) + b_i) \geq 1 - \xi_i \quad \xi_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (12)$$

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 $K(x_i + x_j) = e^{-\gamma(x_i + x_j)^2}$ باشد (Cristianini and Shawe-Taylor 2007). RBF^0

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 تحقیق 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 بوجود 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 تحقیق، از دو شاخص ریشه میانگین مربع خطاها ($RMSE^6$)، ضریب همبستگی (r^7) و خطای نسبی (RE^8) 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 در 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 منهای یک تا یک دارد. مقدار یک نشان‌دهنده یک همبستگی مثبت کامل، مقدار منهای یک 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 منهای یک تا یک است ولی 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 اندازه‌گیری‌ها است 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:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (Y_m - Y_p)^2} \quad (13)$$

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_m - \bar{Y}_m)(Y_p - \bar{Y}_p)}{\sqrt{(\sum_{i=1}^n (Y_m - \bar{Y}_m)^2) (\sum_{i=1}^n (Y_p - \bar{Y}_p)^2)}} \quad (14)$$

$$RE = \frac{|Y_m - Y_p|}{Y_m} \quad (15)$$

که 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 تحقیقات گذشته بر اساس الگوریتم ماشین بردار پشتیبان استخراج شد. از کل داده‌های مورد استفاده، 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 بر اساس 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 تحقیق، 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 بدست 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 پائین مدل است؛ در صورتیکه مقادیر پائین عامل جریمه، نشان‌دهنده دقت پائین و قابلیت تعمیم بالای مدل است.

در جدول ۳، نتایج مدل‌سازی بر اساس عوامل مستقل (به‌صورت مدل‌های تک متغیره شامل M1، M2 و M3، مدل‌های دو متغیره شامل M4، M5 و M6 و مدل سه متغیره 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،

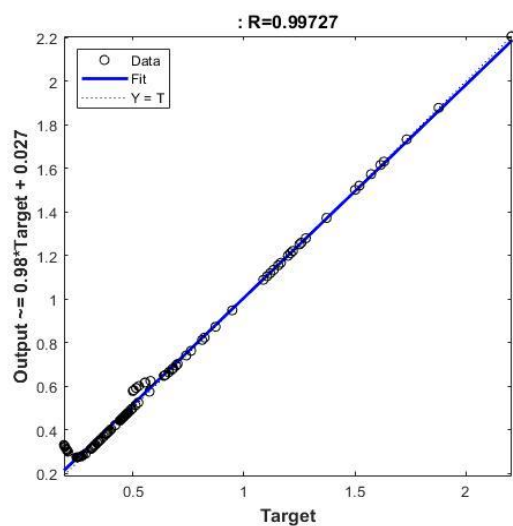
و زاویه بازشدگی، M3، کمترین تاثیر را بر ضریب دبی دارند. در مدل‌های دو متغیره، مدل دو متغیره M4 با ترکیب پارامترهای نسبت استغراق و نسبت بازشدگی با مقادیر r و RMSE به ترتیب برابر با ۰/۹۸۴ و ۰/۰۰۶ بیشترین تاثیر را نسبت به ترکیب نسبت بازشدگی و زاویه بازشدگی، M5، و نسبت بازشدگی و نسبت استغراق، M6، بر ضریب دبی دارد. در مدل سه متغیره 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، شاخص‌های r و RMSE به ترتیب برابر با ۰/۹۹۷ و ۰/۰۰۱ و در مدل M4، مقادیر شاخص‌های مذکور به ترتیب برابر با ۰/۹۸۴ و ۰/۰۰۶ حاصل شده است.

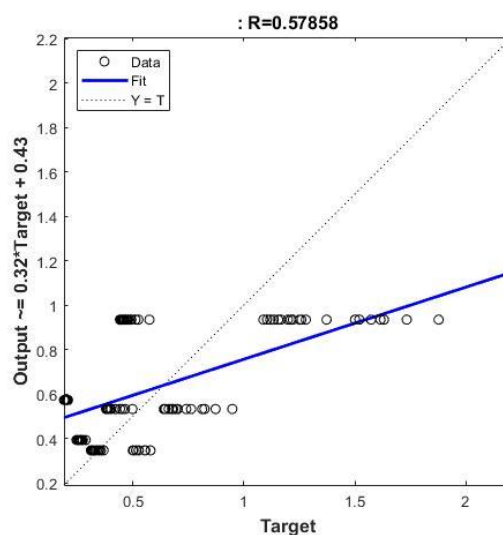
در تحقیقات قبلی و در روابط ۱ (با متغیر نسبت استغراق)، ۳ (با متغیرهای نسبت استغراق و نسبت بازشدگی) و ۴ (با متغیرهای نسبت استغراق، نسبت بازشدگی و نسبت عرض بازشدگی به عمق آب بلا دست) مقادیر RMSE به ترتیب برابر با ۰/۰۴، ۰/۰۴۲ و ۰/۰۴ و خطای نسبی به ترتیب برابر با ۴/۶۷۸، ۲/۵۳۹ و ۳/۶۸۶ درصد حاصل آمده است. همانطور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

Table 3. The different modelling based on the dependent parameters.

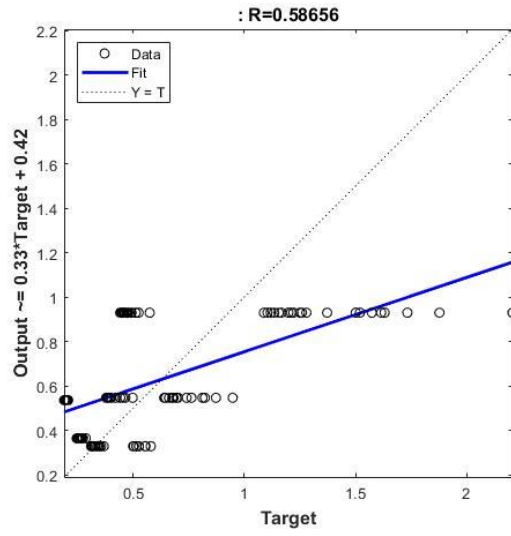
Model	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	Eq. 1	Eq. 3	Eq. 4
Examined effective parameter(s)	S	b_f	θ	S, b_f	S, θ	b_f, θ	S, b_f, θ	S	S, b_f	S, b_f, θ
r	0.997	0.578	0.586	0.984	0.803	0.604	0.809	-	-	-
RMSE	0.001	0.122	0.120	0.006	0.083	0.116	0.081	0.04	0.042	0.04



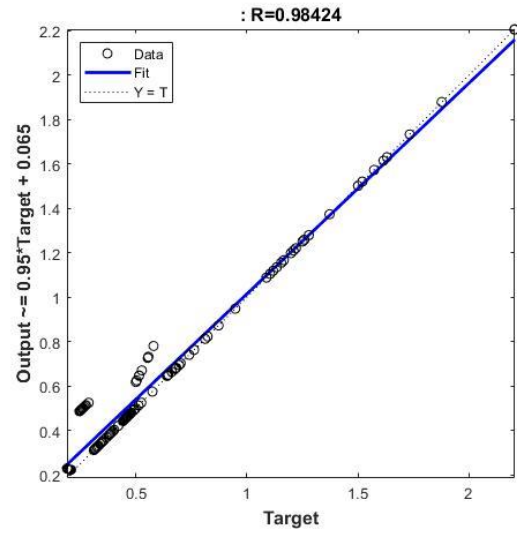
M1



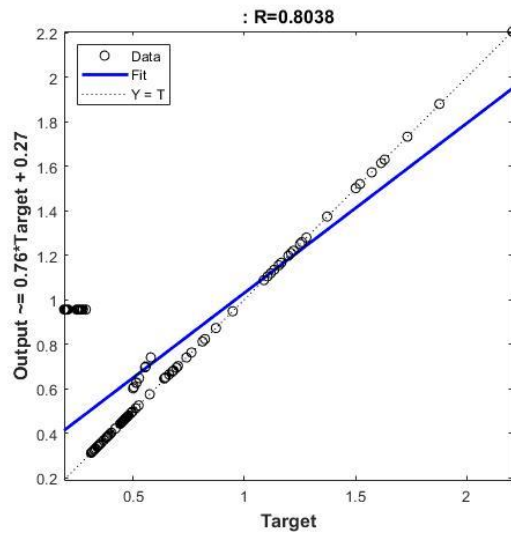
M2



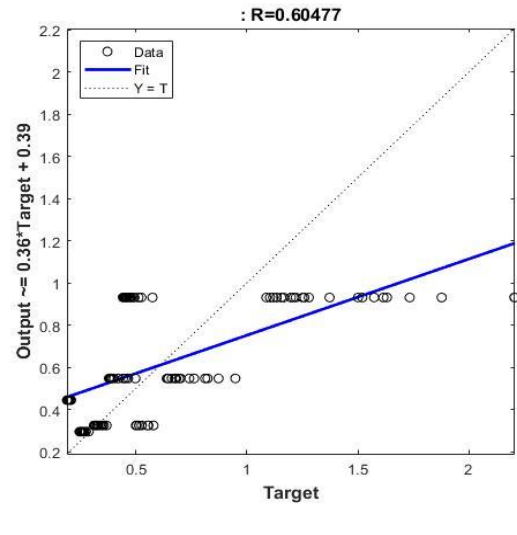
M3



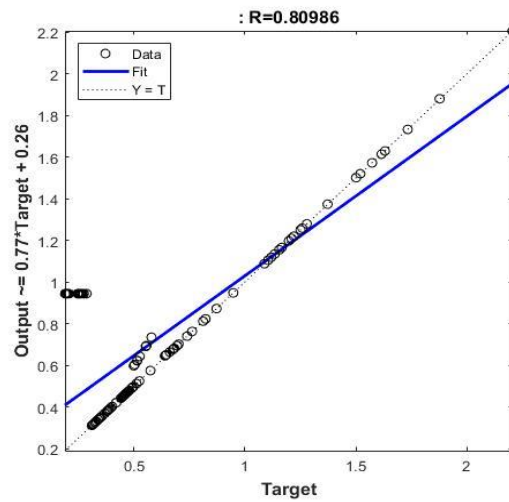
M4



M5



M6



M7

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

در شکل ۳، ضرایب دبی پیش‌بینی شده در این تحقیق 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 ۲/۲ به کمتر از ۰/۶ کاهش می‌یابد. در شکل ۴ نیز، مقایسه بین مدل توسعه یافته در این تحقیق با مدل‌های تحقیقات قبلی شامل معادلات ۱ (Eq 1) و ۲ (Eq 2) ارائه گردیده است. در این معادلات که برای نسبت استغراق‌های ۰/۵، ۰/۷ و ۰/۹ می‌باشد، تطابق بسیار خوبی در نسبت استغراق ۰/۹ مشاهده می‌شود و در نسبت استغراق ۰/۵، تطابق کمتر می‌باشد.

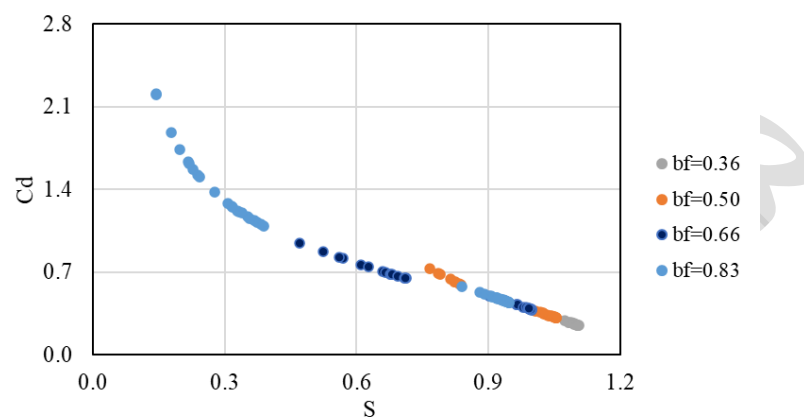


Figure 3. Discharge coefficient predicted in this research.

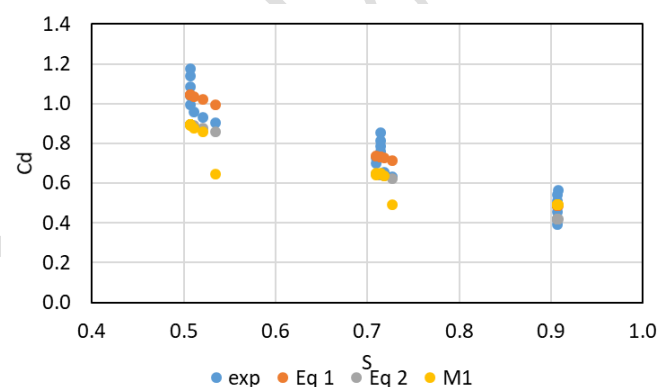


Figure 4. Comparing discharge coefficient obtained using different equations.

۴-نتیجه‌گیری

در این پژوهش به پیش‌بینی ضریب دبی دریچه سالونی در شرایط با فشردگی و بدون فشردگی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان و مقایسه آن با ضریب دبی بدست آمده از روابط تحقیقات پیشین پرداخته شد. برای این منظور، ابتدا تحلیل ابعادی انجام شد و پارامترهای موثر شناسایی شد. سپس، بر اساس پارامترهای موثر 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 ۰/۹۹۷ و کمترین ریشه میانگین مجموع مربعات با مقدار ۰/۰۰۱ است و مدل با دو عامل نسبت استغراق و نسبت بازشدگی با ضریب همبستگی ۰/۹۸۴ و ریشه میانگین مجموع مربعات با مقدار ۰/۰۰۶ 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 سه متغیره نیز با در نظر گرفتن همه عوامل موثر با ضریب همبستگی ۰/۸۰۹ دارای دقت خوبی

است. نقطه قوت معادلات ارائه شده در تحقیق حاضر اینست که برای حالت با فشردگی و بدون فشردگی درجه‌های سالونی قابل استفاده و بهره‌برداری است. از جمله محدودیت‌های مطالعه، محدودیت در دامنه داده‌ها و عدم بررسی اثر متغیرهای دیگر می‌باشد. بر اساس نتایج حاصل، توصیه می‌شود تحقیقات 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.

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

۵-منابع

- Alirezazadeh sadaghiyani, a., Mohammadi, M., galvani, m., and 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., and Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine learning*, 20, 273-297.
- Cristianini, N., and 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., and 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., and 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., and 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., and 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., and 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., and 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., and 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., and 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., and 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., and 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)
- Yousefvand, F., Monem, D. M., and 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)

مقاله آماده انتشار

Investigating Effect of Flow Contraction on Discharge Coefficient of Lopac Gates Using Support Vector Machines

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.

Keyword: Discharge Coefficient, Lopac Gate, Submerged Flow, Support Vector Machine.