



کاربرد محاسبات نرم در افزایش دقت پیش‌بینی ضریب دبی جریان سرریزهای جانبی مستطیلی

مهدی فولادی‌پناه^{۱*}، مهدی ماجدی اصل^۲

تاریخ ارسال: ۱۳۹۹/۰۸/۱۲

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۱۲/۲۵

نوع مقاله: پژوهشی

چکیده

به دلیل نقش ضریب دبی جریان در ظرفیت گذردهی سرریزها، پیش‌بینی دقیق آن از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در این پژوهش از دو الگوریتم GEP و SVM برای شبیه‌سازی ضریب دبی در سرریز جانبی مستطیلی نصب شده در کانال اصلی مستطیلی (سناریوی اول) و دوزنقه‌ای (سناریوی دوم) استفاده شده است. ابتدا پارامترهای موثر بر C_d شامل عدد فرود بالادست (Fr_1)، عمق آب بالادست (h_1 یا y_0)، ارتفاع سرریز (P یا W)، طول سرریز جانبی (L)، عرض کانال اصلی (b) و شیب جانبی دیواره کانال اصلی (Z) شناسایی شدند. سپس به کمک تحلیل ابعادی، چهار پارامتر بی‌بعد Fr_1 ، $\frac{L}{b}$ ، $\frac{P}{h_1}$ و $\frac{L}{h_1}$ در سناریوی اول و سه پارامتر بی‌بعد Fr_1 ، Z و $\frac{W}{y_0}$ در سناریوی دوم استخراج شدند. نتیجه‌های دو الگوریتم با نتیجه‌های معادله‌های تجربی و رگرسیونی به کمک شاخص‌های مجذور میانگین مربعات خطا ($RMSE$)، ضریب تبیین (R^2)، خطای نسبی (RE) و نسبت تفاوت توسعه داده شده استاندارد شده (Z_{DDR}) مقایسه شدند. مقدار (Z_{DDR} ، RE ، R^2 ، $RMSE$) در فاز آزمون برای سناریوی اول در الگوریتم‌های GEP و SVM به ترتیب ($0/036$ ، $0/962$ ، $0/776$ ، $5/48$) و ($0/037$ ، $0/952$ ، $0/96$ ، $3/8$) و برای معادله‌ی رگرسیونی کلاسیک برتر ($0/040$ ، $0/912$ ، $4/527$ ، $2/439$) محاسبه شدند. در سناریوی دوم نیز مقادیرهای متناظر برای الگوریتم‌های GEP و SVM به ترتیب ($0/0676$ ، $0/992$ ، $3/1$ ، $1/14$) و ($0/043$ ، $0/934$ ، $1/03$ ، $0/71$) و برای معادله‌ی رگرسیونی ($0/068$ ، $0/818$ ، $1/19$ ، $0/511$) محاسبه شدند. نتیجه‌ی پژوهش نشان دهنده‌ی برتری الگوریتم‌های هوشمند نسبت به روش‌های کلاسیک و همچنین برتری الگوریتم GEP نسبت به SVM بود.

واژه‌های کلیدی: برنامه‌ریزی بیان ژن، پشتیبان بردار ماشین، شاخص‌های آماری، ضریب دبی

^۱ * نویسنده مسئول؛ استادیار، گروه عمران، واحد رامهرمز، دانشگاه آزاد اسلامی، رامهرمز، ایران. Email: fuladipناه@gmail.com

^۲ دانشیار، گروه عمران، دانشگاه مراغه، مراغه، ایران. Email: mehdi.majedi@gmail.com

مقدمه

$$C_d = F(Fr_1, \frac{L}{b}, \frac{L}{h_1}, \frac{P}{h_1}, \psi, S_o) \quad (1)$$

که در این معادله Fr_1 عدد فرود جریان در بالادست سرریز، L عرض سرریز جانبی، b عرض کانال اصلی جریان، P ارتفاع سرریز جانبی، h_1 عمق جریان در بالادست سرریز، ψ زاویه انحراف جریان و S_o شیب طولی کانال اصلی است. براساس ترکیب پارامترهای مختلف، معادله‌های مختلفی برای محاسبه C_d ارائه شده است. در جدول (۱) چند نمونه از معادله‌های پیش‌بینی کننده C_d سرریز مستطیلی نصب شده در کانال مستطیلی مستقیم ارائه شده است. همانطور که از این جدول مشخص است Fr_1 به عنوان مهم‌ترین و اصلی‌ترین پارامتر برای پیش‌بینی C_d توسط محققان مورد استفاده قرار گرفته است. گروه دیگر از محققان معادله‌های تجربی برای پیش‌بینی C_d سرریز جانبی مستطیلی نصب شده در کانال دوزنقه‌ای ارائه کرده‌اند که نمونه‌ی آنها در (۱) ارائه شده‌اند.

سرریزهای جانبی کاربرد وسیعی در سازه‌های هیدرولیکی دارند. این سرریزها ضمن داشتن نقش بسیار مهم به عنوان یکی از اجزا اصلی کانال‌های توزیع آب در سیستم‌های آبیاری و آب و فاضلاب، قابلیت استفاده در سیستم اضطراری سازه‌های هیدرولیکی را نیز دارند. این سرریزها، با هدف انحراف جانبی جریان معمولا به صورت عمود بر دیواره‌ی کانال اصلی انتقال دهنده‌ی آب نصب می‌شوند. به دلیل تنوع زیاد از لحاظ ویژگی‌های هندسی و هیدرولیکی و همچنین شکل کانال اصلی انتقال دهنده‌ی جریان، انجام پژوهش‌های بسیار وسیع و گسترده در خصوص آنها قابل انتظار است. ضریب دبی جریان، C_d نقش بسیار مهمی در کارکرد این سرریزها دارد. مقدار C_d در سرریز جانبی مستطیلی لبه تیز تابعی از عوامل مختلف هیدرولیکی و فیزیکی است که می‌توان در قالب معادله‌ی (۱) نوشت (Emiroglu et al., 2011):

جدول (۱): معادله‌های تجربی پیش‌بینی C_d سرریز جانبی لبه تیز مستطیلی نصب شده در کانال مستطیلی

شماره ی معادله	نام محقق	معادله
(2)	Nandesamoorthy et al. (1972)	$C_d = 0/432 \left[\frac{2 - Fr_1^2}{1 + 2Fr_1^2} \right]^{0/5}$
(3)	Subramanya and Awasthy (1972)	$C_d = 0/864 \left[\frac{1 - Fr_1^2}{2 + Fr_1^2} \right]^{0/5}$
(4)	Yu-Tech (1972)	$C_d = 0/623 - 0/222 Fr_1$
(5)	Ranga Raju et al. (1979)	$C_d = 0/81 - 0/6 Fr_1$
(6)	Hager (1987)	$C_d = 0/485 \left[\frac{2 + Fr_1^2}{2 + 3Fr_1^2} \right]^{0/5}$
(7)	Cheong (1991)	$C_d = 0/45 - 0/221 Fr_1^2$
(8)	Sing et al. (1994)	$C_d = 0/33 - 0/18 Fr_1 + 0/49 \left(\frac{P}{h_1} \right)$
(9)	Swamee (1994)	$C_d = 1/06 \left[\left(\frac{14/14p}{8/15p + h_1} \right)^{10} + \left(\frac{h_1}{h_1 + p} \right)^{15} \right]^{-0/1}$
(10)	Jalili et al. (1996)	$C_d = 0/71 - 0/41 Fr_1 - 0/22 \left(\frac{P}{h_1} \right)$
(11)	Borghei et al. (1999)	$C_d = 0/7 - 0/48 Fr_1 - 0/3 \left(\frac{P}{h_1} \right) + 0/06 \left(\frac{L}{b} \right)$
(12)	Bilhan et al. (2010)	$C_d = [0/662 + (0/307 + 0/119 \left(\frac{P}{h_1} \right)^{7/135} + 0/241 \left(\frac{L}{b} \right)^{0/413} + 0/004 \left(\frac{L}{h_1} \right)^{0/837} + 0/21 Fr_1^{2/338}]^{6/164}]^{2/}$
(13)	Emiroglu et al. (2011)	$C_d = [0/836 + (-0/035 + 0/39 \left(\frac{P}{h_1} \right)^{12/69} + 0/158 \left(\frac{L}{b} \right)^{0/59} + 0/049 \left(\frac{L}{h_1} \right)^{0/42} + 0/244 Fr_1^{2/125}]^{3/018}]^{5/}$



جدول (۲): معادله‌های تجربی پیش‌بینی C_d سرریز جانبی لبه تیز مستطیلی نصب شده در کانال دوزنقه‌ای

شماره‌ی معادله	نام محقق	معادله
(14)	Nandesamoorthy and Thomson (1972)	$C_d=0/432 \left[\frac{2+Fr_1^2}{1+2Fr_1^2} \right]^{0/5}$
(15)	Jalili and Borghei (1996)	$C_d=0/71-0/41Fr_1-0/22 \left(\frac{W}{y_o} \right)$
(16)	Keshavarzi and Ball (2014)	$C_d=0/7-0/452Fr_1-0/157 \left(\frac{W}{y_o} \right)+0/045z$

عملکرد گذردهی سرریز می‌باشد. Norouzi et al. (2019) در پژوهش با استفاده از شبکه‌ی عصبی و الگوریتم SVM ضریب دبی را در سرریزهای کنگره‌ای دوزنقه‌ای شبیه‌سازی نمودند و بیان نمودند هر دو مدل توانایی شبیه‌سازی ضریب دبی را با دقت مناسب دارند. Sadeghfam et al. (2019) کاربرد هوش مصنوعی در قالب الگوریتم AIMM را برای شبیه‌سازی فرسایش در جت‌های فوق-بحرانی مورد مطالعه قرار دادند. در پژوهش انجام شده توسط Daneshfaraz et al. (2020)، کاربرد مدل SVM در پیش‌بینی پارامترهای هیدرولیکی آبشار قائم در حضور صفحات افقی مورد بررسی قرار گرفت. روشنگر و همکاران (۱۳۹۶) مدل‌سازی ضریب دبی سرریزهای اوجی قوس‌محور با تقرب دیواره‌های جانبی در شرایط جریان آزاد را با استفاده از ANN و GEP انجام دادند. نتیجه‌ی پژوهش آنها نشان داد مدل GEP نسبت به مدل ANN از دقت بسیار بیشتری برخوردار است به طوری که مقدار شاخص‌های DC، RMSE و MNE برای مدل GEP و ANN به ترتیب (۰/۸۱۸، ۰/۰۸۹، ۴/۳۷) و (۰/۷۷، ۰/۰۹۹، ۴/۳۲) به دست آمد. مهری و همکاران (۱۳۹۷) در پژوهش خود به ارزیابی مدل SVM و رگرسیون غیرخطی در محاسبه‌ی ضریب دبی سرریزهای جانبی کلیدپیانویی برای بهره‌گیری در شبکه‌های آبیاری و زهکشی پرداختند. آنها بیان کردند روش پشتیبان بردار ماشین نسبت به رگرسیون غیرخطی انعطاف بیشتری دارد. همچنین ارزیابی دو مدل نشان داد که دقت روش SVM با مقدارهای شاخص عملکرد RMSE و R^2 برابر با ۰/۰۴۴ و ۰/۹۵ بیشتر از روش رگرسیون غیرخطی است. صانعی و فرودی-خور (۱۳۹۸) با استفاده از مدل‌های ANN و GEP

استفاده از روش‌های هوشمند مانند SVM، GEP، ANFIS برای دستیابی به معادله‌های دقیق‌تر پیش‌بینی C_d توسط محققان مختلف پیشنهاد شده است. در یک پژوهش، Norouzi et al. (2019) ضریب دبی جریان را با استفاده از ANN و SVM در سرریز کنگره‌ای دوزنقه‌ای پیش‌بینی نمودند. مقدار شاخص‌های RMSE و R در پژوهش آنها برای مدل SVM به ترتیب ۰/۰۱۹ و ۰/۹۸۵ به دست آمد که منجر به نزدیک‌ترین جواب به مقدارهای آزمایشگاهی شد. Emiroglu and Kisi (2013) با استفاده از الگوریتم ANFIS مقدار ضریب دبی جریان را برای سرریز جانبی کنگره‌ای با مقطع دوزنقه‌ای پیش‌بینی کردند. نتیجه‌ی پژوهش آنها نشان داد این مدل با ضریب RMSE برابر با ۰/۰۹ دقت مناسبی برای شبیه‌سازی ضریب دبی جریان دارد. Azamathulla et al. (2016) به کارگیری الگوریتم SVM، مقدار ضریب دبی جریان را برای سرریزهای جانبی با ضریب تبیین ۰/۹۶ و ۰/۹۳ به ترتیب برای فرآیندهای آموزش و آزمون به دست آوردند. Roshangar et al. (2016) با استفاده از الگوریتم‌های هوشمند آموزش‌پذیر، اقدام به پیش‌بینی ضریب دبی جریان برای سرریزهای جانبی مستطیلی و دوزنقه‌ای لبه‌تیز نمودند. از میان روش‌های مورد استفاده‌ی آنها، الگوریتم SVM بهینه‌ترین خروجی را در مقام مقایسه با مقدارهای آزمایشگاهی به دست آورد به طوری که مقدار ضرایب عملکرد MNE و R برای مقطع مستطیلی و دوزنقه‌ای به ترتیب (۰/۱۸، ۰/۹۱) و (۰/۹۷، ۱۳٪) محاسبه شدند. Azimi et al. (2017) مطالعه‌ای در خصوص آنالیز حساسیت پارامترهای موثر در ظرفیت گذردهی سرریزهای جانبی دوزنقه‌ای با استفاده از ELM انجام دادند. آنها به این نتیجه رسیدند عدد فرود تاثیرگذارترین شاخص در

مقایسه قرار گرفته است. سناریوی اول مبتنی بر داده‌های آزمایشگاهی جمع‌آوری شده از تحقیق Emiroglu et al. (2011) برای سرریز جانبی مستطیلی مستقر در یک کانال مستطیلی (شکل (۱)) و سناریوی دوم مبتنی بر داده‌هایی آزمایشگاهی (Keshavarzi and Ball, 2014) برای سرریز مستطیلی نصب شده در یک کانال دوزنقه‌ای با شیب‌های جانبی دیواره مختلف (شکل (۲)) هستند. در

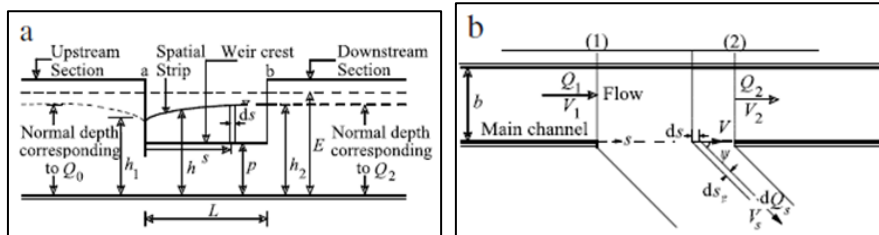
جدول (۳) محدوده‌ی تغییرات متغیرهای به کار گرفته شده در هر دو سناریو ارائه شده‌اند.

پژوهشی را برای افزایش دقت پیش‌بینی سرریزهای قوس-محور لبه‌تیز انجام دادند. آنها مدل‌های مختلفی را بر مبنای ترکیب‌های متفاوت از پارامترهای بی‌بعد به دست آوردند. نتیجه‌ی پژوهش آنها نشان داد دو ترکیب از مدل GEP و یک ترکیب از مدل ANN بهترین انطباق را با مقادیرهای مشاهداتی دارند.

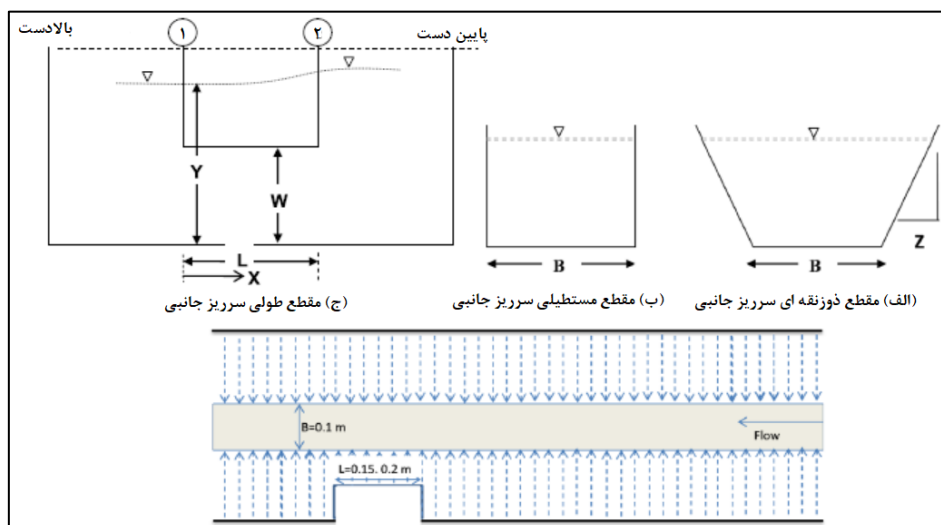
در این کار پژوهشی، به کمک روش‌های هوشمند و با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی جمع‌آوری شده، مقدار C_d برای سرریز جانبی مستطیلی نصب شده در کانال مستطیلی و دوزنقه‌ای مستقیم محاسبه شده‌اند و در نهایت نتایج آنها با مقادیرهای به دست آمده از معادلات کلاسیک رگرسیونی مقایسه شده‌اند.

مواد و روش‌ها

در این پژوهش، مقدار ضریب دبی جریان برای سرریزهای جانبی برای دو سناریوی مختلف براساس مدل‌های SVM، GEP و رگرسیون کلاسیک مورد ارزیابی و



شکل (۱): سرریز جانبی مستطیلی با جریان زیربحرانی (Emiroglu et al., 2011)



شکل (۲): نمایی شماتیک از کانال اصلی، سرریز جانبی و پلان آنها (Keshavarzi and Ball, 2014)

جدول (۳): محدوده‌ی متغیرهای آزمایشگاهی در سناریوهای پژوهش

سناریوی ۲				سناریوی ۱			
محدوده	یکا	نماد	متغیر	محدوده	یکا	نماد	متغیر
40-200	mm	w	ارتفاع سرریز	0/5	m	b	عرض کانال
150-200	mm	L	طول سرریز	10-150	Lit/s	Q	دبی
1 و 0/5	-	z	شیب جانبی کانال	0/15-1/5	m	L	طول سرریز
0/001	-	S	شیب کف کانال	0/0-0/122	m	P	ارتفاع سرریز
0/08-0/8	-	Fr	عدد فرود	0/08-0/92	-	Fr	عدد فرود
0/48-0/95	-	-	$\frac{w}{y_0}$	0/3-3	-	-	$\frac{L}{b}$
2-12/9	Lit/s	Q	دبی	0/34-0/91	-	-	$\frac{P}{h_1}$
46			تعداد آزمایش	136			تعداد آزمایش

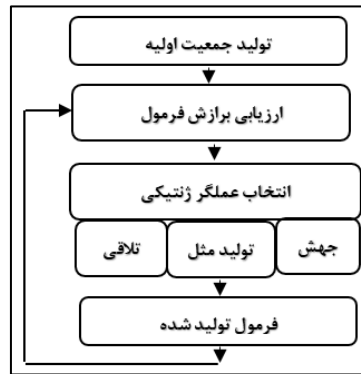
استفاده از یک یا چند عملگر ژنتیکی اعمال می‌نماید. فلوجارت GEP در شکل (۳) نشان داده شده است (Ferreira, 2001). اولین گام، تولید یک جمعیت اولیه از فرمول‌ها است که از ترکیب تصادفی مجموعه‌ای از توابع (شامل عملگرهای ریاضی در فرمول‌ها) و ترمینال‌ها (شامل متغیرهای مسئله و اعداد ثابت) ایجاد می‌شوند. در گام دوم، هر یک از افراد جمعیت با استفاده از ملاک‌های برازش مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. گام سوم، تولید یک جمعیت جدید از فرمول‌ها است. گام چهارم، تکرار گام سوم الگوریتم برای نیل به حداکثر تعداد تولید است (Abbasi et al., 2019). در این پژوهش از شاخص مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) برای انتخاب بهترین عملگر بین توابع در الگوریتم GEP استفاده شده است.

محاسبات نرم

رابطه‌ی پیچیده و مخفی موجود بین متغیر وابسته و متغیرهای مستقل در پدیده‌های دینامیکی امکان استفاده از روش‌های کلاسیک برای دستیابی به رابطه‌ای با دقت مناسب را محدود می‌کند. دسته‌ای از الگوریتم‌ها بر مبنای سیستم یادگیری به منظور تخمین و برآورد تابع برازش داده‌ها در مسائل و پدیده‌های پویا و پیچیده استوار هستند به طوری که کمترین خطا در گروه‌بندی داده‌ها برای دستیابی به تابع برازش رخ دهد. در این پژوهش از الگوریتم تکاملی برنامه‌ریزی بیان ژن و پشتیبان بردار ماشین استفاده شده است.

الگوریتم GEP

این الگوریتم مشتمل بر یک الگوریتم ژنتیکی مبتنی بر تئوری داروین است که از جمعیتی از افراد استفاده و آنها را مطابق برازندگی انتخاب می‌کند و تغییرات ژنتیکی را با



شکل (۳): فلوجارت الگوریتم برنامه‌ریزی بیان ژن

الگوریتم SVM

که در آن w^T ترانهاده‌ی بردار ضریبها است. در صورت تخطی برخی داده‌ها از مرز تعیین شده به میزان ξ_i ، مسئله‌ی بهینه‌سازی به یافتن مقداری برای w به شرط کمینه شدن معادله‌ی زیر منتهی می‌شود:

$$\text{Min} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N (\xi_i - \xi_i^0) \quad (19)$$

معادله‌ی (۱۹) تحت محدودیت‌های معادله‌ی (۲۰) کمینه می‌شود:

$$\begin{cases} W^T \cdot \varphi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^0 \\ y_i - W^T \cdot \varphi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \xi_i, \xi_i^0 \geq 0 \end{cases} \quad (20)$$

در معادله‌ی (۱۹)، C عامل تعیین جرمه در هنگام رخ دادن خطای آموزش مدل یا مقدار مثبت، ξ_i و ξ_i^0 متغیرهای و N تعداد نمونه‌ها هستند. اگر صفحه مقسم، خطی نباشد یک تابع کلی‌تر $K(x_i, x_j)$ تعریف می‌شود که به وسیله‌ی آن می‌توان به فضاهای پیچیده‌تر راه یافت که به آن ترفند کرنل می‌گویند. انواع مختلف تابع کرنل در جدول (۴) نشان داده شده است (فولادی‌پناه و همکاران، ۱۳۹۹).

این الگوریتم بر پایه نظریه یادگیری آماری توسط Vapnik (1972) توسعه و ارائه شده است. مبنای این روش، بر پایه‌ی نظریه یادگیری آماری استوار است. در این الگوریتم همانند معادلات رگرسیونی، رابطه‌ی میان متغیر وابسته Y و متغیرهای مستقل X رابطه‌ای با تابع جبری همراه با مقداری اغتشاش به صورت

$$Y = f(x) + \text{noise} = [\sum_{i=1}^d w_i \cdot \varphi_i(x) + b] + \text{noise} \quad (17)$$

است که در آن $\varphi_i(x)$ تابع کرنل، b مشخصه‌های تابع رگرسیونی و $w_i(x)$ بردارهای وزنی هستند. به کمک مدل SVM مطلوب‌ترین صفحه‌ی مقسم بین داده‌ها به گونه‌ای عبور داده می‌شود که این صفحه دارای بیشترین فاصله بین دو کلاس باشد. معادله‌ی صفحه‌ی بهینه به قرار زیر است:

$$w^T \cdot x + b = 0 \quad (18)$$

جدول (۴): انواع توابع کرنل

رابطه‌ی کرنل	نام کرنل
$K(x_i, x_j) = (x_i, x_j)$	خطی
$K(x_i, x_j) = [(x_i, x_j) + 1]^d$	چند جمله‌ای
$K(x_i, x_j) = \exp[-\frac{\ x_i - x_j\ ^2}{2\sigma^2}]$	تابع پایه شعاعی یا گوسین
$K(x_i, x_j) = \tanh[-\alpha(x_i, x_j) + c]$	تابع پایه شعاعی نمایی یا سیگموئیدی

مشاهده‌ای هستند. برای قضاوت بهتر، محاسبه تابع گوسی مقادیرهای DDR به صورت رسم توزیع نرمال استاندارد پیشنهاد می‌شود. تمایل بیشتر به سمت محور عمودی مرکزی همراه با مقادیرهای بزرگ‌تر روی آن محور بیانگر دقت زیاد عملکرد مدل مورد نظر خواهد بود. برای رسم منحنی باید مقادیرهای استاندارد شده DDR با استفاده از تابع گوسی مقادیرهای نرمال شده DDR محاسبه شوند (Noori et al., 2010).

یافته‌ها

سناریوی اول

Emiroglu et al. (2011) با استفاده از تئوری پی-باکینگهام، معادله‌ی زیر را برای تعیین مقدار C_d ارائه نمودند:

$$C_d = F(Fr_1, \frac{L}{b}, \frac{L}{h_1}, \frac{P}{h_1}) \quad (25)$$

این پارامترها در شکل (۱) و جدول (۱) تعریف شده‌اند. رابطه‌ی ارائه شده برای پیش‌بینی C_d توسط Emiroglu et al. (2011) تحت شرایط جریان بالادست زیرجرانی به قرار معادله‌ی (۱۳) ذکر شده در جدول (۱) است. علاوه بر معادله‌ی (۱۳)، رابطه‌ی ارائه شده در جدول (۱) برای محاسبه C_d برای مقایسه نتایج با یکدیگر استفاده شده است. ترکیب عملگرهای الگوریتم GEP در جدول (۵) ارائه شده است

جدول (۵): ترکیب عملگرهای به کار رفته در سناریوی اول برای الگوریتم GEP

ردیف	عملگر	تعریف
۱	F1	{+, -, ×, ÷}
۲	F2	{+, -, ×, ÷, √, √ ³ , x ² , x ³ , e ^x , 10 ^x }
۳	F3	{+, -, ×, ÷, √, √ ³ , x ² , x ³ , e ^x , 10 ^x , power, Ln x, Log x}
۴	F4	{+, -, ×, ÷, sin x, cos x, tan x, x ² , x ³ , e ^x , 10 ^x , power, Ln x, Log x}
۵	F5	{+, -, ×, ÷, power, √, e ^x , Ln x, Log x, 1/x, -x, x ² , x ³ , x ⁴ , x ⁵ , sin x, cos x, tan x, sinh x, cosh x, tanh x}

توابع ارزیابی عملکرد

برای ارزیابی عملکرد هر یک از مدل‌ها از شاخص‌های ارزیابی مجذور مربعات خطا (RMSE)، ضریب تبیین (R^2) و خطای نسبی (RE) با معادله‌های زیر استفاده شده است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_{oi} - x_{pi})^2}{N}} \quad (21)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (x_{oi} - \bar{x}_o)(x_{pi} - \bar{x}_p)}{\sqrt{[\sum_{i=1}^N (x_{oi} - \bar{x}_o)^2][\sum_{i=1}^N (x_{pi} - \bar{x}_p)^2]}} \quad (22)$$

$$RE = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{x_{oi} - x_{pi}}{x_{oi}} \right| \quad (23)$$

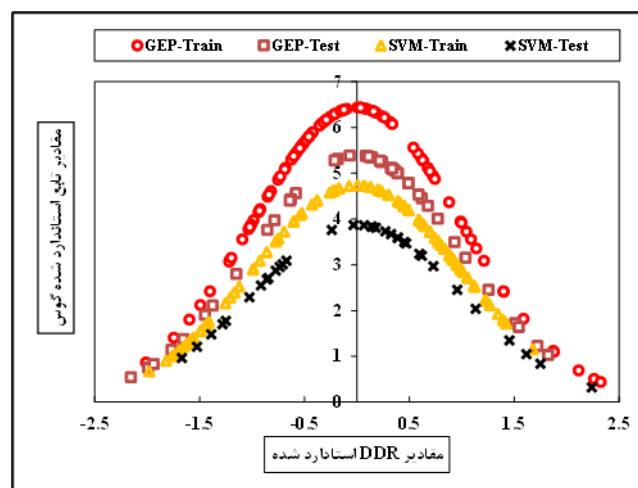
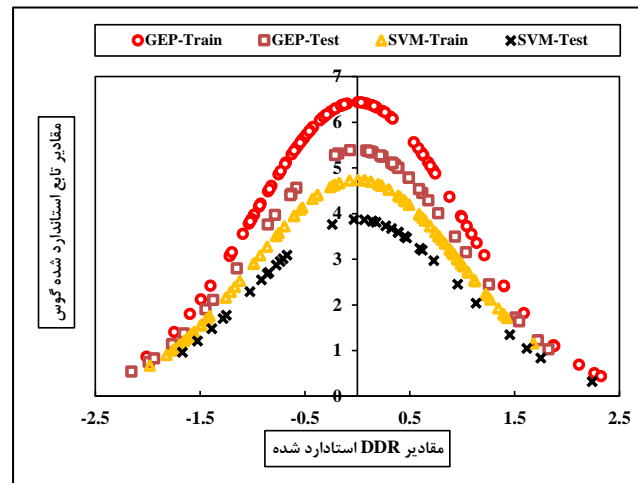
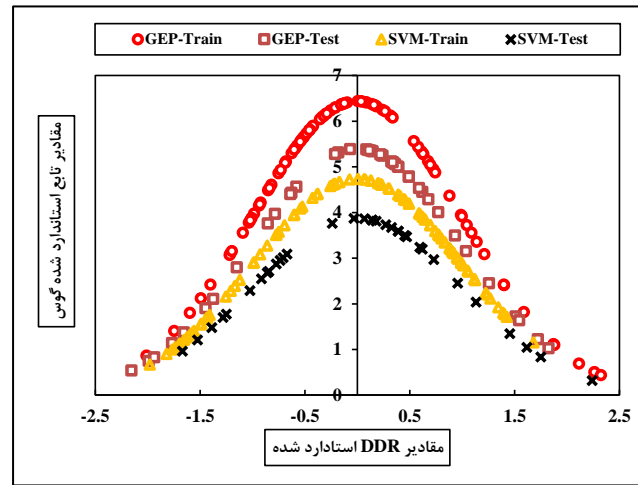
که در این معادله‌ها x_p و x_o به ترتیب داده‌های مشاهداتی و برآورد شده، \bar{x}_p و \bar{x}_o به ترتیب مقادیرهای متوسط داده‌های مشاهده‌ای و محاسبه‌ای هستند. شاخص‌های فوق‌الذکر، توصیف‌گر متوسط خطا هستند و قضاوت صحیحی در خصوص عملکرد مدل‌ها و همچنین توزیع خطاها نمی‌توانند ارائه نمایند. برای رفع این محدودیت، استفاده از آماره‌ی نسبت تفاوت توسعه داده شده^۱ (DDR) پیشنهاد شده است:

$$DDR = \frac{x_p}{x_o} - 1 \quad (24)$$

مقدار $DDR=0$ بیانگر معادل بودن مقادیرهای محاسبه‌ای و مشاهده‌ای، مقدار $DDR>0$ بیانگر بیشتر بودن مقدار محاسبه‌ای از مقدار مشاهده‌ای و حالت $DDR<0$ بیانگر کم بودن مقدار محاسبه‌ای از مقدار

ترکیب‌های مختلفی از پارامترهای بی‌بعد برای تعیین ضریب دبی جریان توسط SVM و GEP مورد ارزیابی قرار گرفتند

¹ Developed Discrepancy Ratio



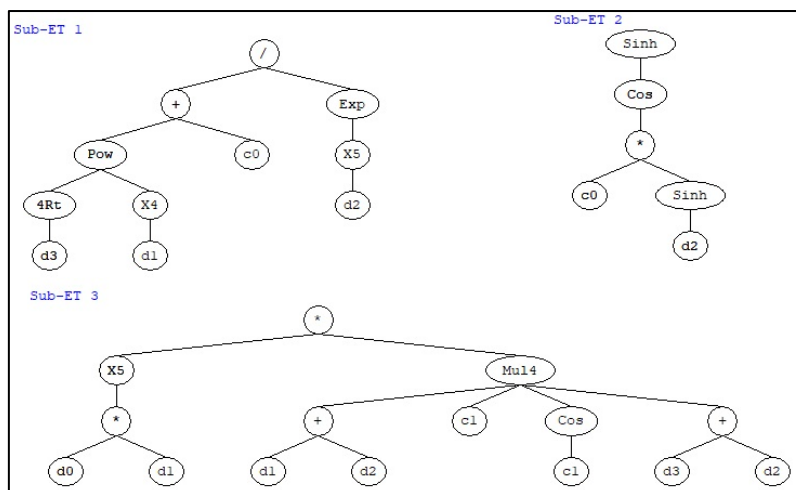
شکل (۴): کارکرد الگوریتم‌های SVM و GEP بر اساس مقدارهای استاندارد شده DDR در سناریوی اول

جدول (۶): ارزیابی عملکرد محاسبات نرم در پیش‌بینی C_d طی فرآیندهای آموزش و آزمون در سناریوی اول

الگوریتم	پارامترهای مستقل	ترکیب عملگر	مرحله‌ی آموزش			مرحله‌ی آزمون			مقدار تابع کرنل	
			RMSE	RE	R^2	$Z_{DDR(max)}$	RMSE	RE		R^2
SVM	$Fr_1, \frac{L}{b}, \frac{L}{h_1}, \frac{P}{h_1}$	-	۰/۰۳۸۴	۶/۷	۰/۹۷۲۶	۴/۷۳	۰/۰۳۷۱	۹/۶	۰/۹۵۱۸	۳۷
GEP	$Fr_1, \frac{L}{b}, \frac{L}{h_1}, \frac{P}{h_1}$	F۵	۰/۰۳۶۵	۳/۷۸	۰/۹۷۴۲	۶/۴۳	۰/۰۳۶۴	۷/۷۶	۰/۹۶۲۲	۵/۴۸

آزمون با استفاده از شکل (۴) به ترتیب (۴/۷۳، ۰/۳۷۱) و (۶/۴۳، ۰/۳۶۴) حاصل شده‌اند که حاکی از عملکرد برتر الگوریتم GEP دارد. همچنین تمایل داده‌ها به سمت محور عمودی در شکل (۴) در الگوریتم GEP بیشتر از الگوریتم SVM است. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که الگوریتم GEP در هر دو فاز آموزش و آزمون عملکرد بهتری در پیش‌بینی C_d داشته است. حال رابطه‌ی بین پارامترهای مورد استفاده در الگوریتم GEP در قالب بیان درختی در شکل (۵) نشان داده شده است. رابطه‌ی به دست آمده از الگوریتم GEP برای C_d بر مبنای بیان درختی شکل (۵) به قرار معادله‌ی (۲۶) می‌باشد:

که برترین ترکیب پارامتری در جدول (۶) بر آورده شده است. در مقدار شاخص‌های ارزیابی همراه با ترکیب برتر برای دو الگوریتم GEP و SVM برای دو فاز آموزش و آزمون نشان داده شده‌اند. مقایسه‌ی کارکرد دو الگوریتم بر مبنای شاخص Z_{DDR} در شکل (۴) ارائه شده است. همانطور که از جدول (۶) مشخص است مقدارهای شاخص‌های R^2 ، RE و RMSE برای فاز آزمون در الگوریتم GEP و SVM به ترتیب (۰/۹۶۲۲، ۰/۷۷۶، ۰/۰۳۶۴) و (۰/۹۵۱۸، ۹/۶، ۰/۰۳۷۱) به دست آمده‌اند که نشان از دقت هر دو مدل و برتری نسبی الگوریتم GEP نسبت به SVM دارد. همچنین مقدار $Z_{DDR(max)}$ برای الگوریتم‌های GEP و SVM در مرحله‌های آموزش و



شکل (۵): بیان درختی معادل با رابطه داده شده توسط GEP برای سناریوی اول (منبع: نویسندگان مقاله)

$$C_d = \frac{(\sqrt[4]{d_3})^{d_1} - 1.7697}{e^{d_2^5}} + \sinh \cos (0.5369 \sinh d_2) + 0.5375(d_0 d_1)^5 (d_1 + d_2) (d_2 + d_3) \quad (26)$$

شده در جدول (۱) استفاده شد. میزان دقت این معادله‌ها در جدول (۷) ارائه شده‌اند

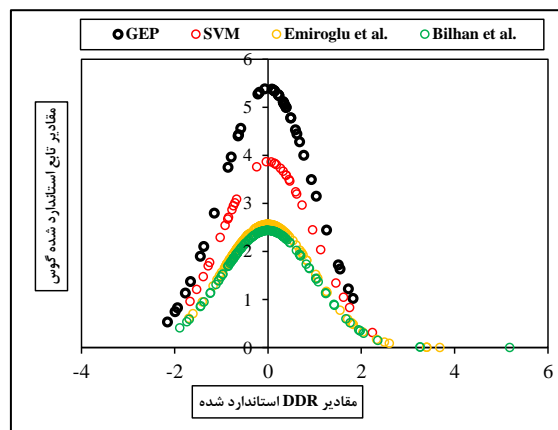
که در این معادله d_0, d_1, d_2 و d_3 به ترتیب نشان دهنده $Fr_1, \frac{L}{b}, \frac{L}{h_1}$ و $\frac{L}{h}$ هستند. به منظور ارزیابی دیگر معادله‌های ارائه شده برای پیش‌بینی C_d ، از فرمول‌های ارائه

جدول (۷): ارزیابی معادله‌های پیش‌بینی کننده C_d در سناریوی اول

شماره‌ی معادله	R^2	RMSE	RE	$Z_{DDR(max)}$
GEP's test phase	۰/۹۶۲۲	۰/۰۳۶۴	۷/۷۶	۵/۴۸
SVM's test phase	۰/۹۵۱۸	۰/۰۳۷۱	۹/۶	۳/۸۷
(۲)	۰/۲۹۳	۰/۳۱۵۱	۴۳/۹۳	۱/۳۸۳
(۳)	۰/۳۴۶	۰/۳۱۵۶	۴۵/۷۲	۰/۸۵۰۷
(۴)	۰/۲۷۶	۰/۲۸۵۳	۴۳/۵۲	۱/۳۱۱
(۵)	۰/۲۷۶	۰/۳۳۵۹	۵۶/۲۳	۰/۹۳۱۳
(۶)	۰/۲۸۷	۰/۲۹۵۹	۳۵/۳۸	۱/۱۹
(۷)	۰/۳۴۲	۰/۳۲۵۵	۳۴/۹۴	۱/۱۳۹۵
(۸)	۰/۰۰۲۲	۰/۲۷۳۱	۵۵/۱۲	۰/۸۳۲۲
(۹)	۰/۰۷۴۷	۰/۳۰۵۱	۷۳/۹۰	۱/۰۷۵
(۱۰)	۰/۳۳۶۸	۰/۳۷۲۸	۴۳/۸۹	۱/۳۹۶
(۱۱)	۰/۰۲۰۵	۰/۳۵۰۶	۴۳/۷۲	۱/۰۴۳
(۱۲)	۰/۹۱۲۰	۰/۰۷۹۳	۱۱/۱۲	۲/۵۶۷
(۱۳)	۰/۹۱۲۰	۰/۰۴۰۱	۴/۵۲۷	۲/۴۳۹

(۲/۴۳۹) انتخاب شده‌اند. این دو معادله در مقام مقایسه با دو الگوریتم GEP و SVM براساس شاخص DDR استاندارد شده در شکل (۶) با یکدیگر مقایسه شده‌اند.

از میان معادله‌های (۲) تا (۱۳) بر مبنای مقدار شاخص‌های $R^2, RMSE, RE$ و $Z_{DDR(max)}$ دو معادله - ی برتر (۱۲) و (۱۳) به ترتیب با مقدارهای متناظر (۰/۹۱۲۰، ۰/۰۷۹۳، ۱۱/۱۲، ۲/۵۶۷) و (۰/۹۱۲۰، ۰/۰۴۰۱، ۴/۵۲۷، ۲/۴۳۹)



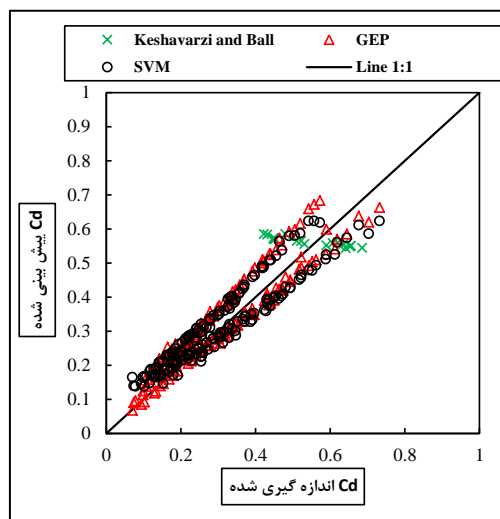
شکل (۶): ارزیابی معادله‌ها و الگوریتم‌های هوشمند پیش‌بینی کننده C_d براساس شاخص Z_{DDR} در سناریوی اول

منحنی‌های توزیع مدل‌های هوشمند تمایل بیشتری به محور عمودی نمودار رسم شده در شکل (۶) دارند. به منظور انجام ارزیابی عملکرد دیگر بین مدل‌های رگرسیونی برتر و

همانطور که مشخص است کارکرد دو الگوریتم هوشمند نسبت به معادلات رگرسیونی بهتر است. علاوه بر مقدار بیشینه مقدار $Z_{DDR(max)}$ برای دو الگوریتم هوشمند،

GEP و SVM و همچنین رابطه‌های (۱۲) و (۱۳) ترسیم شده‌اند

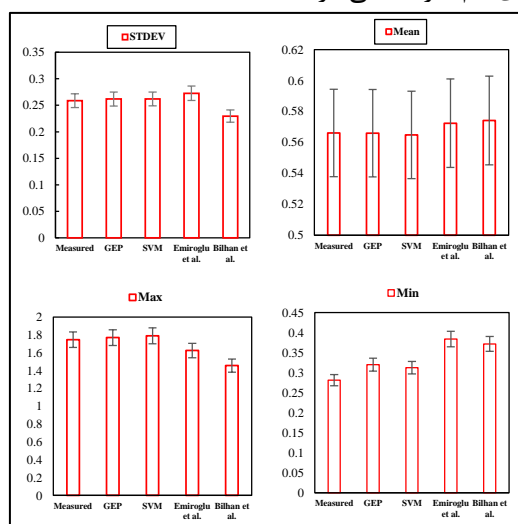
مدل‌های هوشمند، پراکنش مقادیر محاسبه‌ای C_d در برابر مقادیر مشاهده‌ای در شکل (۷) برای الگوریتم‌های



شکل (۷): پراکنش مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده C_d در سناریوی اول

مقایسه با مقادیر زیاد آن بیشتر است. مقادیر شاخص‌های آماری مقادیر پیش‌بینی شده معادله‌های (۱۲) و (۱۳) همراه با مقادیر پیش‌بینی شده الگوریتم‌های هوشمند در سطح اطمینان ۹۵ درصد در شکل (۸) با یکدیگر مقایسه شده‌اند.

همانطور که از شکل (۷) برمی‌آید پراکنش مقادیر محاسبه‌ای الگوریتم‌های GEP و SVM حول خط با شیب ۱:۱ بیشتر از دو مدل رگرسیونی می‌باشد که بیانگر دقت بیشتر آنها است. مقدار ضریب همبستگی بین داده‌های مشاهده‌ای و محاسبه‌ای در الگوریتم GEP برابر با ۰/۹۵ است. البته دقت مدل به ازای مقادیر کمی ضریب دبی در



شکل (۸): مشخصات آماری C_d بر مبنای معادلات برتر کلاسیک و الگوریتم‌های هوشمند در سطح اطمینان ۹۵ درصد سناریوی اول

برای مقادیر اندازه‌گیری شده به ترتیب ۰/۲۵۸، ۰/۵۶۶، ۰/۲۸۱ و ۱/۲۴۶ هستند. طبق Error! Reference source not found.، کمترین اختلاف بین

مقایسه‌ی بین مدل‌های پیش‌بینی کننده با مقادیر اندازه‌گیری شده بر مبنای چهار پارامتر STDEV، Mean، Max و Min انجام شده است. مقدار چهار پارامتر



معادله‌ی ارائه شده توسط آنها به قرار معادله‌ی (۱۶) در جدول (۲) است. از معادله‌های ارائه شده در جدول (۱) و جدول (۲) برای پیش‌بینی C_d سرریز جانبی مستطیلی نصب شده در کانال دوزنقه‌ای و مقایسه با نتیجه الگوریتم‌های هوشمند استفاده شده است. در این سناریو با بررسی ترکیب‌های مختلفی از پارامترهای مستقل، بهترین ترکیب اثرگذار در میزان ضریب دبی جریان برای الگوریتم‌های SVM و GEP (همراه با ترکیب عملگرهای ارائه شده در ((به قرار جدول (۹) مشخص شدند. مقدار شاخص‌های ارزیابی عملکرد الگوریتم‌ها در جدول (۹) مشخص شده‌اند

پارامترهای چهار گانه‌ی فوق‌الذکر مربوط به الگوریتم GEP است که مقادیرهای متناظر آنها به ترتیب ۰/۲۶۱، ۰/۵۶۶، ۱/۷۷ و ۰/۳۲ هستند.

سناریوی دوم

Keshavarzi and Ball (2014) با استفاده از تئوری پی-باکینگهام، معادله‌ی زیر را برای تعیین C_d سرریز جانبی مستطیلی در کانال دوزنقه‌ای مطابق با شرایط و متغیرهای نشان داده در **Error! Reference source not found.** و **Error! Reference source not found.** ارائه کرده‌اند:

$$C_d = F(Fr_1, \frac{W}{y_0}, Z) \quad (27)$$

جدول (۸): ترکیب عملگرهای به کار رفته در سناریوی دوم برای الگوریتم GEP

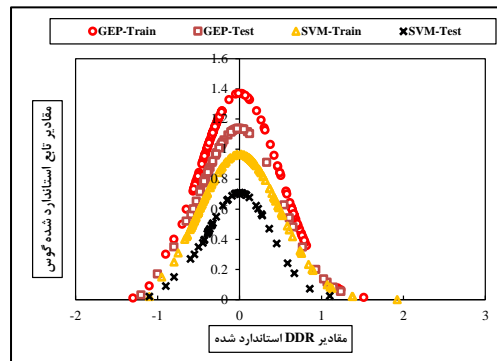
تعریف	γ	$\frac{W}{y_0}$	Z
{+, -, ×, ÷}	F1	۱	
{+, -, ×, ÷, power, e^x , 10^x }	F2	۲	
{+, -, ×, ÷, $\sqrt{\quad}$, $\sqrt[3]{\quad}$, x^2 , x^3 , e^x , 10^x , power, Ln x, Log x}	F3	۳	
{+, -, ×, ÷, power, e^x , 10^x , Add4, sub4, Mul4, Div4}	F4	۴	

جدول (۹): ارزیابی عملکرد محاسبات نرم در پیش‌بینی C_d طی فرآیندهای آموزش و آزمون در سناریوی دوم

الگوریتم	پارامترهای مستقل	ترکیب عملگر	مرحله‌ی آموزش			مرحله‌ی آزمون						
			R^2	RE	RMSE	$Z_{DDR(max)}$	R^2	RE	RMSE			
SVM	$Fr_1, \frac{W}{y_0}, Z$	-	۰/۸۸۸۰	۹/۶	۰/۰۵۰۴	۰/۹۶	۰/۹۳۳۹	۱۰/۳	۰/۰۴۲۷	۰/۷۱	۱۱	RBF
GEP	$Fr_1, \frac{W}{y_0}, Z$	F4	۰/۹۰۴۹	۸/۲	۰/۰۴۴۷	۱/۳۷	۰/۹۹۱۶	۳/۱	۰/۰۶۷۶	۱/۱۴	-	-

متناظر آنها برای الگوریتم SVM است. برای مقایسه‌ی بین نتیجه‌های دو الگوریتم بر مبنای شاخص Z_{DDR} استاندارد شده (ارائه شده است).

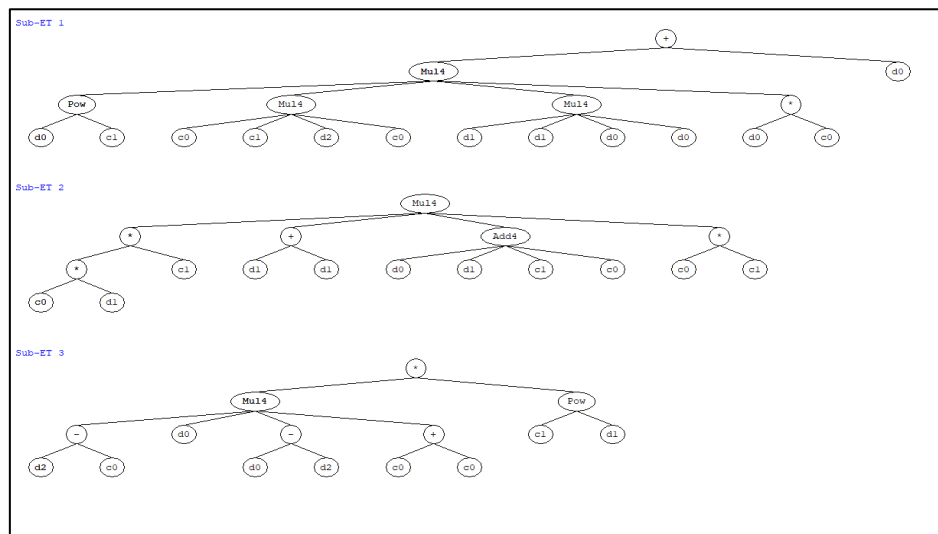
همانطور که از جدول (۹) مشخص است مقدار پارامترهای ارزیابی عملکرد R^2 ، RE، RMSE و $Z_{DDR(max)}$ برای فرآیند آموزش و آزمون در الگوریتم GEP بهتر از مقدار



شکل (۹): کارکرد الگوریتم‌های SVM و GEP براساس ZDDR در سناریوی دوم

ZDDR(max) در هر دو فرآیند آموزش و آزمون در الگوریتم GEP بیشتر از SVM است که حاکی از عملکرد برتر آن دارد. بیان درختی حاصل از اجرای الگوریتم GEP روی داده‌ها در شکل (۱۰) ارائه شده است. فرم ریاضی بیان درختی ارائه شده در شکل (۱۰) به قرار معادله‌ی (۲۸) است:

همانطور که در شکل ۹ Reference **Error! source not found.** مشخص است پراکنش نقاط حول محور عمودی مربوط به الگوریتم GEP نسبت به الگوریتم SVM بیشتر است که با توجه به ویژگی این نمودار، نشان از برتری مدل GPE دارد. ضمن اینکه مقدار



شکل (۱۰): بیان درختی معادل با رابطه داده شده توسط GEP برای سناریوی دوم (منبع: نویسندگان مقاله)

$$C_d = [-23.25d_0^{10.4094} d_2 d_1^2 + d_0] + 0.04963d_1^2(d_0 + d_1 - 1.3564) - 2.928d_0(d_2 + 1.464)(d_0 - d_2)(0.1076d_1) \quad (28)$$

Error! Reference source not found. در جدول (۱۰) ارائه شده‌اند.

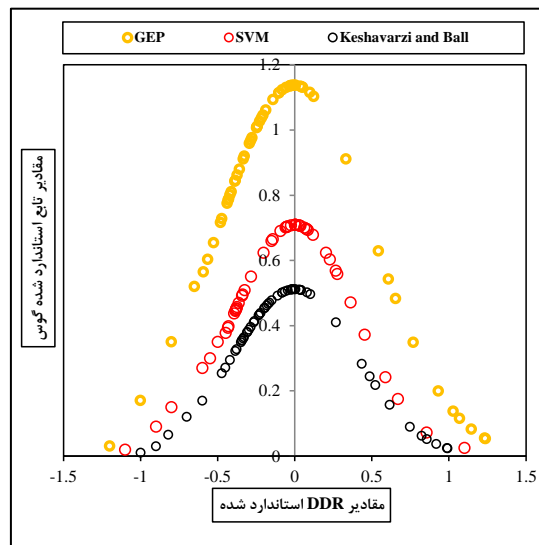
که در این معادله d_0 ، d_1 و d_2 به ترتیب نشان دهنده‌ی $\frac{W}{y_0}$ ، RE و $RMSE$ هستند. میزان دقت معادله‌ها سناریوی دوم بر مبنای شاخص‌های R^2 ، RE ، $RMSE$ و $ZDDR(max)$

جدول (۱۰): ارزیابی معادلات پیش‌بینی کننده C_d در سناریوی دوم

شماره‌ی رابطه	R^2	RMSE	RE	$Z_{DDR(max)}$
GEP's test phase	۰/۹۹۱۶	۳/۱	۰/۰۶۷۶	۱/۱۴
SVM's test phase	۰/۹۳۳۹	۱۰/۳	۰/۰۴۲۷	۰/۷۱
(۲)	۰/۰۰۲۳۱	۰/۱۰۱	۱۹/۴	۰/۱۴۲
(۴)	۰/۰۰۰۹۵	۰/۱۹۸۳	۳۷/۴	۰/۱۷
(۶)	۰/۰۰۲۳	۰/۱۱۴۶	۱۸/۵۲	۰/۲۱۳
(۸)	۰/۰۶۸۲	۰/۱۶۳۷	۲۹/۶	۰/۱۳۵
(۱۴)	۰/۰۰۲۲۹	۰/۱۰۰۸	۱۵/۴	۰/۱۲۸
(۱۵)	۰/۰۱۲۲۲	۰/۱۱۲۱	۸/۹۴	۰/۱۳۸
(۱۶)	۰/۸۱۸۵	۰/۰۶۸	۱۱/۹	۰/۵۱۱

مقایسه‌ی کیفی بین عملکرد معادله‌ی (۱۶) با الگوریتم‌های هوشمند GEP و SVM براساس شاخص DDR استاندارد شده در شکل (۱۱) ارائه شده است.

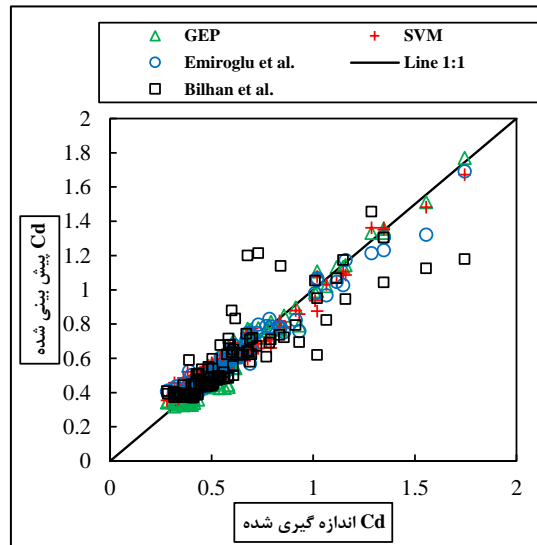
طبق معیارهای چهارگانه‌ی ارزیابی به دست آمده در، رابطه‌ی (۱۶) که بیانگر معادله‌ی رگرسیونی ارائه شده توسط Keshavarzi and Ball (2014) است نسبت به دیگر مدل‌ها از دقت بسیار مطلوب‌تری برخوردار می‌باشد.



شکل (۱۱): ارزیابی معادلات پیش‌بینی کننده C_d براساس شاخص DDR استاندارد شده در سناریوی دوم

عملکرد بسیار مناسب الگوریتم GEP در مقایسه با الگوریتم SVM و مدل رگرسیونی Keshavarzi and Ball هم از لحاظ مقدار $Z_{DDR(max)}$ و هم از دیدگاه پراکنش داده‌ها در مجاورت محور عمودی نمودار شکل (۱۱) مشهود است. مقدار $Z_{DDR(max)}$ برای مدل‌های GEP،

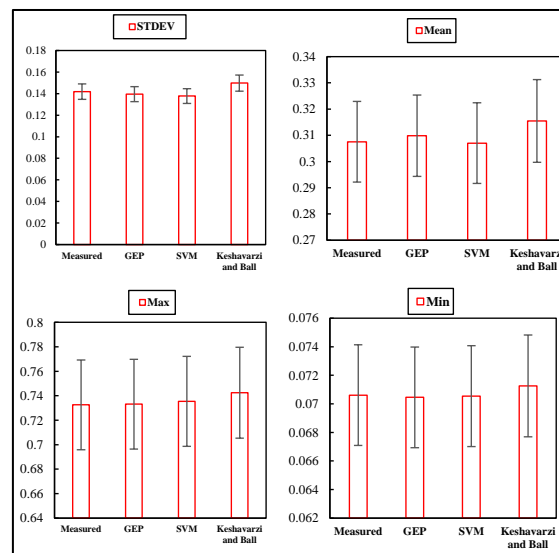
۰/۷۱ و Keshavarzi and Ball به ترتیب ۱/۱۴ و ۰/۵۱۱ می‌باشد. در شکل (۱۲) پراکنندگی مقدارهای مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده C_d توسط الگوریتم‌های هوشمند و معادله‌های رگرسیونی نشان داده شده است.



شکل (۱۲): پراکنش مقادیر اندازه گیری شده و پیش بینی شده C_d در سناریوی دوم

شاخص‌های آماری $STDEV$ ، $Mean$ ، Max و Min برای مقادیر محاسبه‌ای C_d با سطح اطمینان ۹۵ درصد برای رابطه‌ی (۱۶) و الگوریتم‌های هوشمند GEP و SVM را نشان می‌دهد

طبق شکل (۱۲)، پراکنش نقاط پیش‌بینی شده حاصل از دو الگوریتم GEP و SVM حول خط ۱:۱ نسبت به رابطه‌ی (۱۶) بسیار بهتر است. ضریب همبستگی بین داده‌های مشاهده‌ای و محاسبه‌ای ۰/۹۸۴ می‌باشد. شکل (۱۳)



شکل (۱۳): مشخصات آماری C_d بر مبنای معادلات برتر کلاسیک و الگوریتم‌های هوشمند در سطح اطمینان ۹۵٪ سناریوی دوم

به معادله‌ی رگرسیونی کلاسیک به دامنه‌ی تغییرات مقادیر اندازه‌گیری شده نزدیک‌تر است. مقدار شاخص‌های آماری چهارگانه مشاهده‌ای به ترتیب ۰/۳۰۷، ۰/۱۴۱، ۰/۷۳۲ و ۰/۰۷۰۶ هستند در حالی که مقادیر متناظر

طبق شکل (۱۳)، مقایسه‌ی بین شاخص‌های چهارگانه‌ی فوق‌الذکر برتری الگوریتم‌های هوشمند را نسبت به معادلات رگرسیونی کلاسیک نشان می‌دهد زیرا دامنه‌ی تغییرات شاخص‌های آماری الگوریتم‌های هوشمند نسبت



- در سناریوی دوم نیز الگوریتم هوشمند GEP دارای بهینه‌ترین مقدارهای شاخص‌های ارزیابی عملکرد بود مقدار ضریب همبستگی بین داده‌های مشاهده-ای و محاسبه‌ای توسط الگوریتم GEP برابر با ۰/۹۸۴ به دست آمد.
- نتایج شبیه‌سازی نشان داد الگوریتم‌های هوشمند نسبت به روش‌های تجربی و رگرسیونی کلاسیک از دقت بسیار زیادتری برخوردار هستند و مقدار Cd را تحت شرایط و مقدارهای مختلف هیدرولیکی و فیزیکی با کمترین مقدار خطا برآورد می‌کنند.
- همچنین عملکرد الگوریتم هوشمند GEP در پیش‌بینی مقدار ضریب دبی جریان بر مبنای شاخص‌های ارزیابی عملکرد نسبت به الگوریتم SVM بهتر بود. بنابراین استفاده از الگوریتم GEP برای پیش‌بینی ضریب دبی جریان پیشنهاد می‌شود

برای مدل GEP به ترتیب ۰/۱۳۹، ۰/۳۰۹، ۰/۷۳۳ و ۰/۷۰۴ می‌باشند.

نتیجه‌گیری

بعد از شبیه‌سازی ضریب دبی جریان به کمک الگوریتم‌های هوشمند SVM و GEP براساس پارامترهای بی‌بعد به دست آمده از تحلیل ابعادی، مقایسه بین مقدارهای محاسبه‌ای و مشاهده‌ای ضریب دبی جریان با استفاده از چهار شاخص R^2 ، RMSE، RE و $Z_{DDR(max)}$ در هر سناریو انجام شد. در نهایت مقدار چهار شاخص STDEV، Mean، Max و Min در سطح اطمینان ۹۵ درصد برای مدل‌های برتر نیز برآورد شدند. محاسبات نشان داد:

- در سناریوی اول، مدل GEP نسبت به مدل SVM و همچنین یازده مدل رگرسیونی عملکرد بهتری داشت مقدار ضریب همبستگی بین داده‌های مشاهده‌ای و محاسبه‌ای برای این الگوریتم ۰/۹۵ محاسبه شد.

منابع

- روشنگر، ک.، ع. فرودی‌خور و م. صانعی. ۱۳۹۶. مدل‌سازی ضریب دبی سرریزهای اوجی قوس‌محور با تقرب دیواره‌های جانبی در شرایط جریان آزاد با استفاده از روش‌های یادگیری ماشینی. تحقیقات مهندسی سازه‌های آبیاری و زهکشی، جلد ۷۸، شماره ۶۹، ص ۱۲۲-۱۰۷.
- صانعی، م. و ع. فرودی‌خور. ۱۳۹۸. افزایش دقت پیش‌بینی ضریب دبی در سرریزهای لبه‌تیز قوس‌محور با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی و شبکه هوش مصنوعی. نشریه مهندسی و مدیریت آب‌خیز، جلد ۱۱، شماره ۴، ص ۹۰۲-۸۹۱.
- عباسی، ع.، ک. خلیلی، ج. بهمنش و ا. شیرزاد. ۱۳۹۸. پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از مدل ترکیبی GEP-GARCH (مطالعه موردی: ایستگاه سینوپتیک سلماس). نشریه تحقیقات آب و خاک ایران، دوره ۵۰، شماره ۶، ص ۱۳۲۹-۱۳۱۷.
- فولادی‌پناه، م.، م. ماجدی‌اصل و آ. حق‌گویی. ۱۳۹۹. کاربرد الگوریتم‌های هوشمند برای مدل‌سازی رابطه دبی-اشل در شرایط استغراق سرریزهای کنگره‌ای و خطی. نشریه هیدرولیک، شماره ۱۵، جلد ۲، ص ۱۶۴-۱۴۹.
- مهری، ی.، س. اسماعیلی، ج. سلطانی، م. صانعی و م. رستمی. ۱۳۹۷. ارزیابی مدل SVM و رگرسیون غیرخطی در محاسبه ضریب بده سرریزهای جانبی کلید پیانویی برای بهره‌گیری در شبکه‌های آبیاری و زهکشی. نشریه آبیاری و زهکشی ایران، شماره ۴، جلد ۱۲، ص ۹۹۴-۱۰۰۳.

Azamathulla, H. M., A. H. Haghiabi, and A. Parsaie. 2016. Prediction of Side Weir Discharge coefficient by Support Vector Machine Technique. *Water Supply*, 16: 1002-1016.

Azimi, H., H. Bonakdari and I. Ebtehaj. 2017. Sensitivity Analysis of the Factors Affecting the Discharge Capacity of Side Weirs in Trapezoidal Channels Using Extreme Learning Machines. *Flow Measurement Instrument*, 54: 216-223.



- Bilhan, O., M. E. Emiroglu, and O. Kisi. 2010. Application of two different neural network techniques to lateral outflow over rectangular side weirs located on a straight channel. *Advances in Engineering Software*, 41: 831-837.
- Borghei, M., M. R. Jalili, and M. Ghodsian. 1999. Discharge coefficient for sharp-crested side weir in subcritical flow. *ASCE Journal of Hydraulic Engineering*, 125(10): 1051-1057.
- Cheong, H. F. 1991. Discharge coefficient of lateral diversion from trapezoidal channel. *ASCE Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 117(4): 321-333.
- Daneshfaraz, R., M. Bagherzadeh, R. Esmaeeli, R. Norouzi and J. Abraham. 2020. Study of the performance of support vector machine for predicting vertical drop hydraulic parameters in the presence of dual horizontal screens. *Water supply*, <https://doi.org/10.2166/ws.2020.279>.
- Emiroglu, M. E. and O. Kisi. 2013. Prediction of Discharge Coefficient for Trapezoidal Labyrinth Side Weir Using a Neuro-Fuzzy Approach. *Water Resources Management*, 27: 1473-1488.
- Emiroglu, M. E., H. Agacciglu and N. Kaya. 2011. Discharging capacity of rectangular side weirs in straight open channels. *Flow Measurement and Instrumentation*, 22: 319-330.
- Ferreira, C. 2001. Algorithm for solving gene expression programming: a new adaptive problems. *Complex Systems*, 13(2): 87-129.
- Hager, W.H. 1987. Lateral outflow over side weirs. *ASCE Journal of Hydraulic Engineering* 113(4): 491-504.
- Jalili, M.R. and S. M. Borghei. 1996. Discussion of 'Discharge coefficient of rectangular side weir, by 'R. Singh, D. Manivannan and T. Satyanarayana'. *ASCE Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 122(2): 132.
- Keshavarzi, A.R. and J. Ball 2014. Discharge coefficient of sharp-crested side weir in trapezoidal channel with different side-wall slopes under subcritical flow conditions. *Irrig. and Drain.* 63: 512-522.
- Nandesamoorthy, T. and A. Thomson. 1972. Discussion of spatially varied flow over side weir. *ASCE Journal of the Hydraulics Division*, 98(12): 2234-2235.
- Noori, R., A. Khakpour, B. Omidvar and A. Farokhnia. 2010. Comparison of ANN and principal component analysis-multivariate linear regression models for predicting the river flow based on developed discrepancy ratio statistic. *Expert Systems with Applications*, 37: 5856-5862.
- Norouzi, R., R. Daneshfaraz and A. Ghaderi. 2019. Investigation of discharge coefficient of trapezoidal labyrinth weirs using artificial neural networks and support vector machines. *Applied Water Science* 9(148): 1-10.
- Norouzi, R., R. Daneshfaraz and A. Ghaderi. 2019. Investigation of discharge coefficient of trapezoidal labyrinth weirs using artificial neural networks and support vector machines. *Applied Water Science*, 9: 148-158.
- Ranga Raju, K.G., B. Prasad and S. K. Gupta. 1979. Side weir in rectangular channel. *ASCE Journal of the Hydraulics Division*, 105(5): 547-554.
- Roushangar, K., R. Khoshkanar, and J. Shiri. 2016. Predicting Trapezoidal and Rectangular Side Weirs Discharge Coefficient Using Machine Learning Methods. *ISH Journal of Hydraulic Engineering*, 22: 1-8.
- Sadeghfam, S., R. Daneshfaraz, R. Khatibi and O. Minaei. 2019. Experimental studies on scour of supercritical flow jets in upstream of screens and modelling scouring dimensions using artificial intelligence to combine multiple models (AIMM). *Journal of Hydroinformatics* 21(5): 893-907.ir
- Singh, R., D. Manivannan and T. Satyanarayana. 1994. Discharge coefficient of rectangular side weirs. *ASCE, Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 120(4): 814-819.
- Subramanya, K. and S. C. Awasthy. 1972. Spatially varied flow over side weirs. *ASCE Journal of Hydraulic Division*, 98(HY1): 1-10.
- Swamee, P.K., K. P. Santosh and S. A. Masoud. 1994. Side weir analysis using elementary discharge coefficient. *ASCE Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 120(4): 742-755.
- Yu-Tech L. 1972. Discussion of spatially varied flow over side weir. *ASCE Journal of the Hydraulics Division*, 98(11): 2046-2048



Soft Computing Application to Amplify Discharge Coefficient Prediction in Side Rectangular Weirs

Mehdi Fuladipناه^{*1}, Mahdi Majedi Asl²

Abstract

It's valuable to predict accurately the discharge coefficient due to its direct role in the determination of the weirs passing capacity. This study was carried out using intelligent GEP and SVM algorithms based on laboratory datasets to simulate the discharge coefficient of the rectangular side weir installed in a rectangular (the first scenario) and a trapezoidal main channel (the second scenario). The most effective parameters were determined as upstream Froude number (Fr_1), upstream flow depth (h_1 or y_o), weir height (P or W), side weir length (L), main canal width (b), sidewall slope (Z). Dimensionless parameters were extracted as $(Fr_1, \frac{L}{b}, \frac{P}{h_1}, \frac{L}{h_1})$ and $(Fr_1, Z, \frac{W}{y_o})$ for the first and the second scenarios, respectively. The outputs of the two algorithms were compared with experimental and regression equations using statistical indices as root mean square error (RMSE), deterministic coefficient (R^2), relative error (RE), and standardized developed discrepancy ratio (Z_{DDR}). The values of (RMSE, R^2 , RE, Z_{DDR}) during the test phase for the first scenario for GEP and SVM were calculated as (0.036, 0.962, 7.76, 5.48) and (0.037, 0.952, 9.6, 3.8) and those of the superior regression model were (0.040, 0.912, 4.527, 2.439), respectively. The corresponding values in the second scenario for GEP, SVM and regression model were obtained (0.068, 0.992, 3.1, 1.14), (0.043, 0.934, 10.3, 0.71) and (0.068, 0.818, 11.9, 0.511), respectively. The results showed the superiority of intelligent algorithm over classical regression, and also the GEP to the SVM.

Keyword: Gene expression programming, Support vector machine, Statistical indices, Discharge coefficient

^{1*} Assistant professor, Department of Civil Engineering, Ramhormoz Branch, Islamic Azad University, Ramhormoz, Iran. Email: fuladipناه@gmail.com (Corresponding author)

² Associate professor, Department of Civil Engineering, University of Maragheh, Maragheh, Iran. Email: mehdi.majedi@gmail.com

Research Paper

Soft Computing Application to Amplify Discharge Coefficient Prediction in Side Rectangular Weirs

Mehdi Fuladipanah^{1*} , Mahdi Majedi Asl² 

¹ Assistant professor, Department of Civil Engineering, Ramhormoz Branch, Islamic Azad University, Ramhormoz, Iran. Email: fuladipanah@gmail.com

² Associate professor, Department of Civil Engineering, University of Maragheh, Maragheh, Iran. Email: mehdi.majedi@gmail.com



10.22125/IWE.2020.255601.1438

Received:
November 2, 2020
Accepted:
March 15, 2021
Available online:
June.01.2022

Keywords:

Gene expression programming, Support vector machine, Statistical indices, Discharge coefficient

Abstract

It's valuable to predict accurately the discharge coefficient due to its direct role in the determination of the weirs passing capacity. This study was carried out using intelligent GEP and SVM algorithms based on laboratory datasets to simulate the discharge coefficient of the rectangular side weir installed in a rectangular (the first scenario) and a trapezoidal main channel (the second scenario). The most effective parameters were determined as upstream Froud number (Fr_1), upstream flow depth (h_1 or y_o), weir height (P or W), side weir length (L), main canal width (b), sidewall slope (Z). Dimensionless parameters were extracted as $(Fr_1, \frac{L}{b}, \frac{P}{h_1}, \frac{L}{h_1})$ and $(Fr_1, Z, \frac{W}{y_o})$ for the first and the second scenarios, respectively. The outputs of the two algorithms were compared with experimental and regression equations using statistical indices as root mean square error (RMSE), deterministic coefficient (R^2), relative error (RE), and standardized developed discrepancy ratio (Z_{DDR}). The values of (RMSE, R^2 , RE, Z_{DDR}) during the test phase for the first scenario for GEP and SVM were calculated as (0.036, 0.962, 7.76, 5.48) and (0.037, 0.952, 9.6, 3.8) and those of the superior regression model were (0.040, 0.912, 4.527, 2.439), respectively. The corresponding values in the second scenario for GEP, SVM and regression model were obtained (0.068, 0.992, 3.1, 1.14), (0.043, 0.934, 10.3, 0.71) and (0.068, 0.818, 11.9, 0.511), respectively. The results showed the superiority of intelligent algorithm over classical regression, and also the GEP to the SVM.

1. Introduction

As a main part of water distribution system in irrigation canals, side weirs play a significant role in emergency systems of hydraulic structures, too. Their various geometry characteristics besides hydraulic conditions of flowing water effect the performance of side weirs. As an index of weir's function, discharge coefficient, C_d , displays the efficiency of the side weirs. The value of C_d is a combination of independent variables that can be written as

$C_d = F(Fr_1, \frac{L}{b}, \frac{L}{h_1}, \frac{P}{h_1}, \psi, S_o)$ (1) where Fr_1 is upstream Froude number, L is the width of side weir, b is channel width, P is the height of side weir, h_1 water depth at the upstream of the weir, ψ is the angle of flow diversion, and S_o is canal slope. Various experimental and empirical relationships have been developed by researchers to predict the C_d such as Nandesamoorthy et al. (1972), Ranga Raju et al. (1979), Swamee (1994), Borghei et al. (1999), Emiroglu et al. (2011) and Keshavarzi and Ball (2014). Because of estimation error of traditional relationships, utilization of artificial intelligence (AI) technique have been developed recently. Support vector machine (SVM) and gene expression program (GEP) are two data-based AI algorithms of ample applications to extract hidden and complex relationships between dependent and independent variables. Emiroglu and Kisi (2013), Azamathulla et al. (2016), Roshangar et al. (2016), Azimi et al. (2017), Norouzi et al. (2019) and Daneshfaraz et al. (2020) have proposed utilization of AIs to predict various hydraulic parameters. In this research work, the values of C_d have been predicted using intelligent approaches (SVM and GEP) with gathered experimental data at rectangular and trapezoidal straight canal. Ultimately, a comparison between traditional and two data-driven algorithms.

2. Materials and Methods

In this research, the values of C_d have been estimated using traditional and AIs algorithms (SVM and GEP) in two scenarios: (1) an installed side weir in a rectangular section canal using datasets of Emiroglou et al. (2011); (2) an installed side weir in a trapezoidal section of two side slope using dataset of Keshavarzi and Ball (2014). At the first scenario, the flume width was 0.5 m, discharge was 10 to 150 Lit/s, weir length was 0.15 to 1.5 m, weir height was 0 to 0.122 m and Froude number varied from 0.08 to 0.92. The second scenario relates to a trapezoidal section of weir height 0.04 to 0.2 m, of weir length 0.15 to 0.2 m, of Froude number 0.08 to 0.8, of discharge 2 to 12.9 Lit/s and of side slope 1 and 1.5. The number of datasets for the first and second scenarios were 136 and 46, respectively. Four statistical indices including RMSE, R^2 , RE and $Z_{DDR(max)}$ were applied to compare results. Two training and testing phases were performed for SVM and GEP algorithms to determine and satisfy setting parameters. These two phases were performed using a share of available experimental datasets. For the first scenario, the following equation was suggested by Emiroglou et al. (2011) to predict C_d :

$$C_d = F(Fr_1, \frac{L}{b}, \frac{L}{h_1}, \frac{P}{h_1}) \quad (2)$$

The values of variables mentioned at Eq. (2) were used as input of SVM and GEP algorithms. After training phase of SVM and GEP, the most optimum values of ($R^2, RE, RMSE, Z_{DDR(max)}$) for testing phase were obtained (0.9518, 9.6, 0.0371, 3.78) and (0.9822, 7.76, 0.0364, 5.48) for SVM and GEP, respectively. The assessment indices were highly expressive of GEP superiority. A comparison was performed between GEP and traditional equations to estimate the values of C_d . A distinct priority of GEP was determined. For the second scenario the following equation was proposed by Keshavarzi and Ball (2014) to predict C_d :

$$C_d = F(Fr_1, \frac{W}{y_o}, z) \quad (3)$$

The corresponding values of ($R^2, RE, RMSE, Z_{DDR(max)}$) for the testing phase of SVM and GEP were (0.9339, 10.3, 0.0427, 0.71) and (0.9916, 3.1, 0.0676, 1.14), respectively. These values proved the preference of GEP algorithm than SVM. The same result was obtained between the comparison of GEP and regression traditional equation.

3. Results

Simulation of C_d for a side weir was performed in the present work using SVM and GEP algorithms and classical regression equations. The side weir was installed in two straight canals of section rectangular and trapezoidal. Dimensionless parameters were extracted using dimensional analysis as inputs of models and equations. Four assessment criteria were used to compare the precise of outputs. Ultimately, the values of ($RMSE, R^2, RE, Z_{DDR(max)}$) were used to determine the superior model and (STDEV, Mean, Min, Max) were applied at significant level of 95% to determine superior model's precise. The results show that GEP has transcendent performance than SVM and traditional regression equations. The correlation coefficient between measured and predicted values of C_d for GEP algorithm during testing phase were 0.95 and 0.984 for rectangular and trapezoidal, respectively.

4. Discussion and Conclusion

The combination of hydraulic and geometry parameters are used to estimate the values of C_d in traditional regression equations. Given that these type of equations have different level of error percent, in this paper the ability of AI approaches were tested to predict C_d . The results illustrated and proved the precisely estimation of C_d using GEP and SVM algorithms as AI models.

5. Six important references

1. Azamathulla, H. M., A. H. Haghiabi, and A. Parsaie. 2016. Prediction of Side Weir Discharge coefficient by Support Vector Machine Technique. *Water Supply*, 16: 1002–1016.
2. Bilhan, O., M. E. Emiroglu, and O. Kisi. 2010. Application of two different neural network techniques to lateral outflow over rectangular side weirs located on a straight channel. *Advances in Engineering Software*, 41: 831-837.
3. Borghei, M., M. R. Jalili, and M. Ghodsian. 1999. Discharge coefficient for sharp-crested side weir in subcritical flow. *ASCE Journal of Hydraulic Engineering*, 125(10): 1051-1057.
4. Daneshfaraz, R., M. Bagherzadeh, R. Esmaeeli, R. Norouzi and J. Abraham. 2020. Study of the performance of support vector machine for predicting vertical drop hydraulic parameters in the presence of dual horizontal screens. *Water supply*, <https://doi.org/10.2166/ws.2020.279>.
5. Emiroglu, M. E., H. Agacciglu and N. Kaya. 2011. Discharging capacity of rectangular side weirs in straight open channels. *Flow Measurement and Instrumentation*, 22: 319-330.
6. Keshavarzi, A.R. and J. Ball 2014. Discharge coefficient of sharp-crested side weir in trapezoidal channel with different side-wall slopes under subcritical flow conditions. *Irrig. and Drain*. 63: 512-522.

Conflict of Interest

Authors declared no conflict of interest.