

مقاله علمی-پژوهشی

مدل سازی ضریب دبی دریاچه های قطاعی در شرایط جریان مستغرق با استفاده از روش های پایه کرنلی

کیومرث روشنگر^{*}، آرمان علیرضازاده صدقیانی^۲، سامان شهنازی^۳

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۷/۱۴ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۱۲/۲

چکیده

تخمین ضریب دبی جریان در دریاچه ها از جمله مسائل اساسی در علوم مربوط به مهندسی آب می باشد. در سال های اخیر روابط نیمه تجربی مختلفی به منظور تخمین ضریب دبی دریاچه های قطاعی توسعه داده شده که کاربرد این روابط در شرایط جریان مستغرق با خطاهای بزرگی همراه بوده است. هدف از تحقیق حاضر استفاده از روش های قدرتمند رگرسیون فرایند گاوسی (GPR) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) به منظور تخمین ضریب دبی دریاچه های قطاعی در شرایط جریان مستغرق و مقایسه نتایج حاصل با روش های نیمه تجربی مرسوم می باشد. بدین منظور مجموعه ی وسیعی شامل ۲۱۳۶ داده آزمایشگاهی مورد استفاده قرار گرفته و پس از تعریف پارامترهای بدون بعد مختلف، عملکرد روش های مذکور مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج به دست آمده کارایی بالای روش های به کار گرفته شده را نسبت به روش های تجربی به خوبی نشان داد. بررسی مدل های مختلف نشان داد رگرسیون فرایند گاوسی به همراه پارامترهای ورودی $Y_0 - Y_1/W$ و Y_1/W با دارا بودن مقادیر $RMSE=0/027$ ، $R=0/983$ و $NSE=0/967$ عملکرد بهتری نسبت به ماشین بردار پشتیبان و سایر روش های نیمه تجربی در تخمین ضریب دبی دریاچه های قطاعی در شرایط جریان مستغرق دارا می باشد.

واژه های کلیدی: دقت برآورد، رگرسیون فرایند گاوسی، شرایط جریان، ماشین بردار پشتیبان

مقدمه

موضوع اشاره نمود که برای مشخصه های دبی عبوری از دریاچه های قطاعی و کشویی در حالتی که جریان مستغرق در پایین دست دریاچه ایجاد می شود با توجه به وجود دو فاز هوا و آب پشت دریاچه، بسیار پیچیده تر از بررسی جریان آزاد می باشد. متزلزل مجموعه ای از نمودارهای تراز را به منظور تعیین ضریب دبی دریاچه های قطاعی در شرایط جریان مستغرق به صورت تابعی از پارامترهای بدون بعد ارائه نمود (Metzler, 1948). تاج مجموعه ای از روابط جهت تخمین دبی دریاچه های قطاعی در شرایط جریان آزاد و مستغرق ارائه کرد. تغییرات ضریب دبی در این روش در قالب دسته نمودارهایی به صورت تابعی از پارامترهای بدون بعد ارائه شده است (Toch, 1955). بویالسکی مجموعه گسترده ای از آزمایش ها را در جهت تحلیل آب گذاری دریاچه های قطاعی در آزمایشگاه انجام داد. نتایج برداشت های آزمایشگاهی وی برای توسعه الگوریتمی مبتنی بر معادله انرژی جهت تخمین دبی دریاچه های قطاعی در شرایط جریان آزاد و مستغرق مورد استفاده قرار گرفت (Buyalski, 1983). کلمنس و همکاران بیان کردند که استفاده از معادلات پیشنهادی پیشین در تخمین آب گذاری دریاچه های قطاعی در شرایط جریان مستغرق زمانی منجر به نتایج

دریاچه های قطاعی یا شعاعی از جمله متداول ترین دریاچه ها جهت کنترل دبی و تنظیم سطح آب می باشند. این دریاچه ها به دلیل هزینه های نگهداری و بهره برداری کمتر (امین پور و همکاران، ۱۳۹۲)، کاربرد زیادی در سرریز سدها، شبکه های انتقال آب، کانال های کشاورزی و تونل های انتقال آب دارند. سابقه تحقیق نشان می دهد که در زمینه مطالعه جریان در دریاچه های قطاعی به خصوص با نگرش توسعه مشخصه های دبی برای شرایط جریان مستغرق تحقیقات انگشت شماری انجام شده است. از دلایل این موضوع می توان به این

۱- استاد گروه مهندسی آب، دانشکده عمران، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران
۲- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی آب و سازه های هیدرولیکی، دانشکده عمران، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران
۳- دانشجوی دکتری مهندسی آب و سازه های هیدرولیکی، دانشکده عمران، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران
* نویسنده مسئول: (Email: kroshangar@yahoo.com)
DOR: 20.1001.1.20087942.1400.15.1.10.0

دریچه‌های قطاعی توسط نوری و سلماسی (۱۳۹۸) مورد بررسی قرار گرفت. نتایج به دست آمده توسط آن‌ها نشان دهنده تغییرات ضریب دبی به ازای اشکال مختلف آستانه در دریچه‌های قطاعی می‌باشد. گوا و همکاران با تقسیم بندی جریان مستغرق به دو زیر مجموعه جریان مستغرق جزئی (با پرش هیدرولیکی کامل) و جریان مستغرق کامل (با پرش هیدرولیکی غیر عادی یا بدون پرش هیدرولیکی) به برآورد دبی جریان در دریچه‌های قطاعی پرداختند (Guo et al. 2020). نتایج به دست آمده توسط آن‌ها نشان داد برآورد دبی در جریان مستغرق کامل از دقت بالاتری برخوردار می‌باشد. در سال‌های اخیر روش‌های هوشمند به صورت گسترده در مباحث هیدرولیکی به کار گرفته شده و توانایی‌های بالای خود را در حل مسائل با عدم قطعیت بالا نشان داده‌اند. در این خصوص، دهقانی و همکاران با تعیین پارامترهای بی‌بعد مؤثر بر ضریب دبی تخلیه دریچه‌های قطاعی، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) به مدل‌سازی هوشمند رابطه ضریب دبی دریچه‌های قطاعی با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی محققان قبلی پرداختند. مقایسه نتایج به دست آمده توسط شبکه عصبی مصنوعی و مطالعه‌های قبلی، بیانگر مطابقت قابل قبول این نتایج با داده‌های آزمایشگاهی می‌باشد (Dehghani et al., 2007). دهقانی و شه‌میرزادی با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی و به‌کارگیری روش هوشمند جستجوی ژنتیکی، رابطه‌ای جهت برآورد ضریب دبی دریچه‌های قطاعی در شرایط جریان مستغرق تعیین نمودند (Dehghani and Shahmirzadi, 2008). مطالعات انجام شده توسط رادی نیز توانایی بالای شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی ضریب دبی دریچه‌های کشویی در شرایط جریان آزاد و مستغرق را اثبات می‌نماید (Rady, 2016).

در سال‌های گذشته، روابط نیمه تجربی مختلفی به منظور تخمین ضریب دبی از طریق بررسی‌های آزمایشگاهی و میدانی توسعه داده شده که دقت آن‌ها با توجه پیچیدگی‌های حاکم بر مسئله مورد بحث می‌باشد. همچنین هر یک از این روابط در شرایط خاص آزمایشگاهی و تحت فرضیات ساده‌کننده‌ای توسعه داده شده‌اند که استفاده از آن‌ها را در موارد عملی با خطاهای نسبتاً بزرگی همراه می‌سازد. از طرفی بررسی پیشینه مطالعاتی در این زمینه نشان می‌دهد تخمین بده جریان در دریچه‌های قطاعی تحت شرایط جریان مستغرق کار ساده‌ای نبوده و عمدتاً دارای خطاهای قابل‌توجهی می‌باشد (Wahl, 2005). با توجه به عدم قطعیت حاکم بر مسئله انجام مطالعات جامع در زمینه مدل‌سازی هوشمند ضریب دبی دریچه‌های قطاعی در شرایط جریان مستغرق ضروری به نظر می‌رسد. به همین منظور مطالعه حاضر به ارزیابی عملکرد روش‌های رگرسیون فرآیند گاوسی به‌عنوان یکی از روش‌های نوین مبتنی بر کرنل و همچنین ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی ضریب دبی دریچه قطاعی پرداخته است. بدین منظور مجموعه وسیعی از داده‌های آزمایشگاهی (۲۱۳۶ داده)

مناسب می‌گردند که دریچه‌ها تماماً دارای بازشدگی یکسان باشند (Clemmens et al., 2003). وال و کلمنس با بهره‌گیری از مجموعه داده‌های آزمایشگاهی بویالسکی، کارایی معادلات پیشنهادی توسط کلمنس و همکاران را مورد بررسی قرار داد (Wahl and Clemmens, 2003; Clemmens, 2005). آن‌ها نشان دادند اگرچه روش پیشنهادی توسط کلمنس و همکاران (۲۰۰۳) در شرایط جریان آزاد و محدوده‌ی معین از استغراق دریچه، عملکرد خوبی دارد؛ لکن در بازشدگی‌های زیاد و افت انرژی کم در بالادست و پایین دست دریچه، خطای تخمین دبی برای دریچه‌های قطاعی لبه تیز تا حدود ۷۰ درصد افزایش می‌یابد. شاهرخ‌نیا و جوان تحقیق‌های متعددی بر روی دریچه‌های قطاعی انجام دادند. آن‌ها با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی و برازش چند متغیره غیرخطی آن‌ها، روابطی را برای ضریب دبی جریان در دریچه‌های قطاعی نوع لاستیکی سخت در شرایط جریان آزاد و مستغرق تعیین نمودند (Shahrokhnia and Javan, 2005; Shahrokhnia and Javan, 2006). زاهدانی و همکاران با استفاده از مجموعه‌ای گسترده از داده‌های آزمایشگاهی و صحرایی، معادلات رگرسیون چند متغیره غیرخطی را جهت تعیین ضریب دبی دریچه‌های قطاعی در شرایط جریان آزاد و مستغرق پیشنهاد نمودند (Zahedani et al., 2012). شایان و همکاران مقدار ضریب فشردگی جریان را در دریچه‌های قطاعی و کشویی تحت شرایط مختلف هیدرولیکی بررسی نموده و با استفاده از روش‌های تئوری رابطه‌ای را به منظور برآورد ضریب فشردگی در انواع مختلف دریچه‌ها ارائه نمودند (Shayan et al. 2014). نتایج آن‌ها نشان داد بسته به میزان درجه استغراق، ضریب فشردگی در انواع مختلف دریچه‌ها حالت افزایشی و یا کاهش‌ی خواهد داشت. امین‌پور و همکاران (۱۳۹۲) با به‌کارگیری معادلات انرژی و ممتوم روابطی را جهت تخمین ضریب دبی انواع دریچه‌های قطاعی در شرایط جریان آزاد و مستغرق ارائه نمودند. نتایج آن‌ها نشان داد خطای برآورد معادلات پیشنهادی برای شرایط جریان آزاد در محدوده $\pm 5\%$ و برای بیشتر شرایط جریان مستغرق در محدوده $\pm 10\%$ می‌باشد. در تحقیقی دیگر، ژنگ و همکاران با استفاده از روش شناسایی پارامتر به تعیین ضرایب مربوط به روابط دبی در دریچه‌های قطاعی پرداخته و نشان دادند استفاده از روش مذکور منجر به افزایش دقت در تخمین دبی جریان از زیر دریچه‌های قطاعی می‌گردد (Zheng et al., 2017). عبدالحمید به بررسی آزمایشگاهی تأثیر آستانه بر شرایط جریان مستغرق در دریچه‌های قطاعی پرداخت و با استفاده از روش‌های آماری رابطه‌ای را به منظور برآورد ضریب دبی ارائه نمود (Abdelhaleem, 2017). نتایج به دست آمده توسط او نشان داد افزایش ارتفاع آستانه موجب افزایش اندک در مقادیر ضریب دبی می‌گردد. همچنین در شرایط جریان آزاد نیز تأثیر آستانه بر ضریب دبی

آزمایشگاهی مورد استفاده قرار گرفت. داده های به کاررفته در مطالعه حاضر جامع ترین و وسیع ترین مجموعه داده در ارتباط با دریاچه های قطاعی بوده که توسط اداره عمران اراضی ایالات متحده (USBR) گردآوری شده و تغییرات دبی جریان را به ازای اشکال مختلف لبه، ارتفاع از محورهای مختلف و تحت شرایط مختلف هیدرولیکی مورد بررسی قرار داده است. پایگاه داده مذکور تاکنون اساس کار مطالعات مختلفی در رابطه با دریاچه های قطاعی بوده و روابط مختلفی نیز بر پایه آن توسعه داده شده است (Shahrokhnia and Javan 2005, Bijankhan et al. 2011; Bijankhan et al. 2013; Shayan et al. 2014). جدول (۱) محدوده پارامترهای بی بعد مؤثر در تحلیل دریاچه های قطاعی را از نتایج مطالعات بویالسکی نشان می دهد. در این جدول y_0 بیانگر عمق آب بالادست، y_t عمق آب پایین دست، R شعاع دریاچه قطاعی، W ارتفاع بازشدگی دریاچه، P_h ارتفاع محور دریاچه و C_d نیز ضریب آگذری دریاچه قطاعی می باشد. لازم به ذکر است ضریب آگذری دریاچه قطاعی برای داده های مورد بررسی تحت شرایط جریان مستغرق از طریق رابطه ۱ استخراج شده است (Buyalski, 1983).

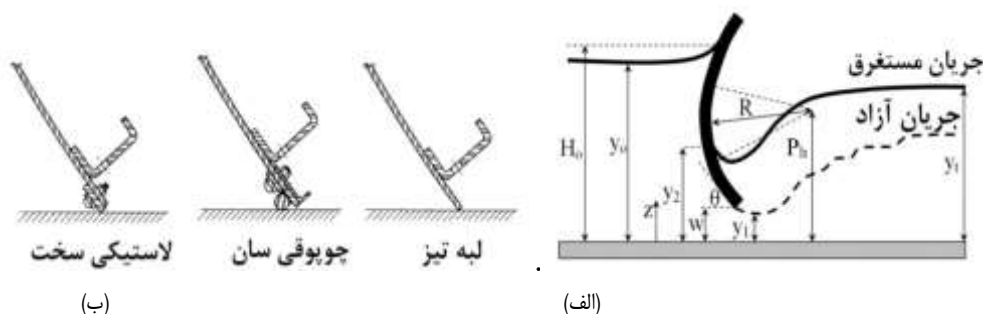
$$q = C_d W \sqrt{2g(y_0 - y_t)} \quad (1)$$

برای سه شکل متفاوت از دریاچه قطاعی از نظر فرم لبه، شامل لاستیکی سخت، لبه تیز و چوپوقی سان استفاده گردید. ترکیب مختلفی از پارامترهای بدون بعد به عنوان مدل ورودی تعریف شده و قابلیت مدل سازی روش های به کار گرفته شده تحت شرایط مختلف هیدرولیکی مورد بررسی قرار گرفت.

مواد و روش ها

داده های مورد استفاده در تحقیق

به منظور ارزیابی دقت معادلات پیشنهادی در برآورد ضریب دبی برای سه نوع دریاچه قطاعی، در شرایط مستغرق، از مجموعه داده های آزمایشگاهی بویالسکی استفاده گردید (Buyalski, 1983). بویالسکی مطالعات آزمایشگاهی گسترده ای را بر روی دریاچه قطاعی با سه نوع لبه (لبه تیز، لاستیکی سخت و چوپوقی سان) با سه ارتفاع از محور (۴۰۹، ۴۶۱ و ۵۱۱ میلی متر)، تحت شرایط جریان آزاد و مستغرق انجام داد (شکل ۱). در تمام حالات، عرض دریاچه برابر ۷۱۱ میلی متر و شعاع دریاچه ثابت و برابر ۷۰۲ میلی متر در نظر گرفته شد (Buyalski, 1983). به علت تعبیه دونیم پایه برای دریاچه از دو طرف فلوم، عرض کانال پایین دست کمی بیشتر و معادل ۷۶۲ میلی متر بوده است. در مجموع تعداد ۲۱۳۶ سری داده های



شکل ۱- (الف) پارامترهای مؤثر در جریان از زیر یک دریاچه قطاعی؛ (ب) انواع دریاچه های قطاعی بر اساس شکل لبه

جدول ۱- مشخصات داده های بکار رفته در تحقیق

C_d	w/R	y_0/R	P_h/R	تعداد داده	شرایط جریان	نوع دریاچه
۰/۰۲۵-۰/۷۰۵	۰/۰۵۷-۰/۸۷۱	۰/۰۸۲-۱/۰۴۹	۰/۵۸۳-۰/۷۲۸	۱۶۵۷	مستغرق	لاستیکی سخت
۰/۱۹۸-۰/۶۳۱	۰/۰۵۷-۰/۷۲۵	۰/۲۹۶-۱/۰۴۷	۰/۵۸۳-۰/۷۲۸	۲۴۲	مستغرق	لبه تیز
۰/۱۹۹-۰/۶۱۶	۰/۰۵۷-۰/۷۲۵	۰/۳۰۱-۱/۰۳۷	۰/۵۸۳-۰/۷۲۸	۲۳۷	مستغرق	چوپوقی سان

به منظور سهولت کار، ورودی های مجموعه در ماتریس $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ و خروجی ها نیز در ماتریس $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$ تجمع می گردند. وظیفه رگرسیون، ایجاد یک ورودی جدید x^* به منظور دستیابی به توزیع پیش بینی شده برای مقادیر متناظر داده های مشاهداتی y^* و بر مبنای مجموعه داده S می باشد. فرآیند گاوسی

رگرسیون فرآیند گاوسی

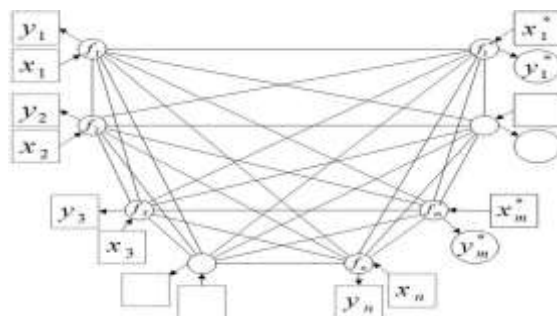
مجموعه داده S با n مشاهده را در نظر بگیرید $S = \{(x_i, y_i) | i = 1, \dots, n\}$ که در آن بردار ورودی با D بعد و y_i خروجی اسکالر یا هدف می باشد. این مجموعه متشکل از دو جز ورودی و خروجی به عنوان نقاط نمونه یا تجربی معرفی خواهند شد.

ورودی و هدف به صورت رابطه ۵ و ۶ می‌باشد:

$$y_i = f(x_i) + \varepsilon \quad (5)$$

$$K(X, X) = \begin{pmatrix} k(x_1, x_1) & k(x_1, x_2) & \dots & k(x_1, x_n) \\ k(x_2, x_1) & k(x_2, x_2) & \dots & k(x_2, x_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ k(x_n, x_1) & k(x_n, x_2) & \dots & k(x_n, x_n) \end{pmatrix} \quad (6)$$

که در آن‌ها، $k_{i,j}$ کواریانس بین مقادیر تابع نهان $f(x_i)$ و $f(x_j)$ می‌باشد. رگرسیون فرآیند گاوسی به منظور محاسبه توزیع پیش‌بینی شده برای مقادیر تابع f^* در نقاط تست $X^* = [x_1^*, x_2^*, \dots, x_m^*]$ به کار می‌رود. مدل تصویری فرآیند گاوسی در شکل ۲ ارائه شده است. در این شکل f_i بیانگر $f(x_i)$ می‌باشد. مجموعه توابع نهان f_i که با شاخص x_i نشان داده شده‌اند، به‌طور کامل به یکدیگر مرتبط می‌باشند. هر اتصال نشان‌دهنده یک رابطه بین دو متغیر نهان بوده که توسط تابع کواریانس تعریف می‌شود.



شکل ۲- مدل تصویری رگرسیون فرآیند گاوسی

$$cov(f_*) = K(X_*, X_*) - K(X_*, X)[K(X, X) + \sigma^2 I]^{-1} K(X, X_*)$$

در یادگیری نظارت شده، چنین فرض می‌شود که برای هر داده‌ی مشاهداتی x_i ، مقادیر پاسخ (هدف) y_i وجود داشته باشد. در فرآیند گاوسی، تابع کواریانس بیانگر این مسئله می‌باشد. تابع کواریانس در واقع مشخص کننده کواریانس بین دو متغیر تصادفی $f(x_i)$ و $f(x_j)$ بوده که x_i و x_j بردارهایی $d \times 1$ می‌باشند. به عبارت دیگر، تابع کواریانس تعیین کننده نحوه تاثیرپذیری پاسخ در یک نقطه x_i توسط مقادیر پاسخ در نقطه دیگر x_j می‌باشند به نحوی که $i \neq j$ ، $i = 1, 2, \dots, n$. انتخاب تابع کواریانس برای مسائل مختلف، مهمترین بخش از فرآیند گاوسی محسوب می‌شود. تابع کواریانس $k(x, x')$ توسط توابع کرنل مختلفی می‌توانند تعریف گردند. تابع کواریانس می‌تواند به وسیله پارامترهای تابع کرنل در بردار θ تعریف شود. بنابراین می‌توان تابع کواریانس را به صورت $k(x, x' | \theta)$ بیان نمود. برای بسیاری از توابع کرنل استاندارد، پارامترهای کرنل بر اساس انحراف معیار سیگنال (σ_f) و مقیاس طول مشخصه (σ_l) می‌-

مجموعه‌ای از متغیرهای تصادفی است که تعداد محدودی از آنها با توزیع‌های گاوسی ادغام شده‌اند. فرآیند گاوسی تعمیمی از توزیع گاوسی می‌باشد. توزیع گاوسی در واقع توزیع بین متغیرهای تصادفی بوده در حالی که فرآیند گاوسی بیانگر توزیع بین توابع می‌باشد. فرآیند گاوسی $f(x)$ توسط توابع میانگین $m(x)$ و کواریانس به شکل زیر تعریف می‌شود (Rasmussen and Williams, 2006):

$$m(x) = E(f(x)) \quad (2)$$

$$k(x, x') = E((f(x) - m(x))(f(x') - m(x')))) \quad (3)$$

که در روابط فوق، $k(x, x')$ تابع کواریانس (یا کرنل) بوده که در نقاط x و x' محاسبه می‌شود. فرآیند گاوسی $f(x)$ می‌تواند به صورت رابطه‌ی ۴ بیان گردد:

$$f(x) \sim GP(m(x), k(x, x')) \quad (4)$$

در این رابطه معمولاً جهت ساده‌سازی، مقدار تابع میانگین برابر با صفر در نظر گرفته می‌شود. در فرآیند گاوسی، رابطه بین بردار

در شکل ۲ مربعات نشان‌دهنده متغیرهای مشاهداتی و دایره نمایانگر مجهولات می‌باشند. توزیع y مشروط به مقادیر f بوده که با یک گاوسین ایزوتروپیک به شکل رابطه‌ی ۷ ارائه می‌شود:

$$p(y|f, X) = N(y, \sigma_n^2 I) \quad (7)$$

که در آن، I ماتریس همانی می‌باشد. با توجه به ویژگی‌های تابع گاوسی، توزیع حاشیه‌ای y به شکل رابطه‌ی ۸ تعیین می‌شود:

$$p(y|X) = \int p(y|f, X)p(f|X)df = N(0, K + \sigma_n^2 I) \quad (8)$$

توزیع ادغام شده مقادیر داده‌های مشاهداتی که خروجی موردنظر می‌باشند و نیز مقادیر تابع در نقاط تست به صورت رابطه‌ی ۹ نوشته می‌شوند:

$$\begin{bmatrix} y \\ f_* \end{bmatrix} \sim N \left(0, \begin{bmatrix} K(X, X) + \sigma^2 I & K(X, X_*) \\ K(X_*, X) & K(X_*, X_*) \end{bmatrix} \right) \quad (9)$$

با توجه به رابطه ۸ و استفاده از قواعد استاندارد برای مقید نمودن گاوسین، می‌توان توزیع شرطی را به صورت روابط ۱۰ و ۱۱ بدست آورد:

$$p(f_* | X, y, X_*) \sim N(\bar{f}_*, cov(f_*)) \quad (10)$$

$$\bar{f}_* = K(X_*, X)[K(X, X) + \sigma^2 I]^{-1} y \quad (11)$$

تابع کرنل است. هر دو الگوریتم ماشین بردار پشتیبان و رگرسیون فرآیند گاوسی از روش های یادگیری ماشین مبتنی بر کرنل با فرمول متفاوت می باشند. مفهوم تابع کواریانس در رگرسیون فرآیند گاوسی مشابه تابع کرنل می باشد. به منظور استفاده از روش های کرنل محور، انتخاب مقادیر بهینه پارامترهای مربوط به تابع کرنل به دلیل تأثیر مستقیم خود در دقت نتایج به دست آمده از اهمیت بالایی برخوردار می باشد. بررسی های انجام شده نشان دهنده کارایی بالای تابع کرنل پایه شعاعی در عملکرد ماشین بردار پشتیبان بوده (روشنگر و همکاران ۱۳۹۶، روشنگر و قاسمپور ۱۳۹۷) و به همین منظور از تابع کرنل فوق در این تحقیق استفاده گردید.

روابط نیمه تجربی

به منظور مقایسه نتایج به دست آمده از روش های کرنل - محور به کار گرفته شده با روابط کلاسیک مرسوم، از ۳ رابطه شاهرخ نیا و جوان و زاهدانی و همکاران استفاده گردید (Shahrokhniya and Javan, 2005, 2006; Zahedani, 2012) روابط مذکور در جدول ۲ ارائه شده است.

معیارهای ارزیابی

به منظور ارزیابی کارایی روش های به کار گرفته شده برای تخمین ضریب دبی در پیچه های قطاعی از پارامترهای آماری ضریب همبستگی (R)، معیار ناش - ساتکلیف (NSE) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) مطابق با روابط زیر استفاده شده است.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2 \times \sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (17)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2}{N}} \quad (18)$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2} \quad (19)$$

که در این روابط X_i بیانگر مقادیر مشاهداتی، Y_i مقادیر محاسباتی، X و Y به ترتیب بیانگر میانگین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی و N تعداد کل داده های موجود است. هر چه مقادیر R و NSE نزدیک به یک و $RMSE$ مقادیر نزدیک به صفر داشته باشند نشان دهنده کارکرد ایده آل مدل مورد نظر خواهد بود

تعیین پارامترهای ورودی مدل

تعیین و انتخاب پارامترهای ورودی با توجه به تأثیر بالای خود در دقت نتایج به دست آمده از جمله مراحل مهم در فرآیند مدل سازی با استفاده از روش های هوشمند شناخته می شوند. از این رو در این بخش پارامترهای بدون بعد تأثیرگذار در محاسبه ضریب دبی در پیچه های قطاعی در شرایط جریان مستغرق معرفی شده و ترکیب مختلفی از پارامترهای مذکور پس از انجام فرآیند آزمون و خطا جهت مدل سازی به کار گرفته می شوند. با افزایش عمق پایاب در در پیچه قطاعی، پخش ناشی از آن به محل تنگ شدگی جریان در حالت آزاد رسیده و

باشند. مقیاس طول مشخصه به معنی فاصله ای است که بین متغیرهای ورودی X_i و مقادیر پاسخ همبستگی وجود دارد. ذکر این نکته ضروریست که هر دو پارامتر σ_f و σ_l بایستی مقادیر بزرگتر از صفر داشته باشند که این را می توان با پارامتریک نمودن بردار θ به صورت رابطه ی ۱۲ و ۱۳ اعمال نمود:

$$\theta_1 = \log \sigma_l \quad \theta_2 = \log \sigma_f \quad (12)$$

$$p(\sigma^2, K) = \frac{1}{2} Y^T (K + \sigma^2 I)^{-1} Y + \frac{1}{2} \log |K + \sigma^2 + I| - \log p(\sigma^2) - \log(K) \quad (13)$$

برای یافتن هایپر پارامترها، می توان مشتق جزئی رابطه نسبت به σ^2 و k را یافت و با کاهش گرادینان به کمینه سازی دست یافت (Pal and Deswal, 2010). در تحقیق حاضر از کرنل Exponential (رابطه ی ۱۳) در مدل سازی های مربوط به رگرسیون فرآیند گاوسی استفاده شده است.

$$k(x_i, x_j | \theta) = \sigma_f^2 \exp \left(- \frac{\sqrt{(x_i - x_j)^T (x_i - x_j)}}{\sigma_l} \right) \quad (14)$$

ماشین بردار پشتیبان

با توجه به تعدد منابع موجود در رابطه با تئوری روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) در این قسمت تنها به شرح خلاصه ای از این روش پرداخته شده است. مدل رگرسیون بردار پشتیبان مشهور به ε -SVR اولین بار توسط وپنیک معرفی شد (Vapnik, ۱۹۹۸). در یک مدل رگرسیونی SVM لازم است وابستگی تابعی متغیر وابسته y به مجموعه ای از متغیرهای مستقل x همانند رابطه ۴ مشخص گردد. بنابراین موضوع اصلی پیدا کردن فرم تابع f است که بتواند به صورت صحیح، موارد جدیدی را که SVM تاکنون تجربه نکرده است پیش بینی کند. این تابع به وسیله آموزش مدل SVM بر روی یک مجموعه داده به عنوان مجموعه آموزش که شامل فرآیندی به منظور بهینه سازی دائمی تابع خطا است، قابل دسترسی است. برای این مدل، تابع خطا به صورت رابطه ی ۱۵ تعریف می شود.

$$\frac{1}{2} W^T W + C \sum_{i=1}^N \xi_i + C \quad (15)$$

تابع خطای مذکور لازم است که با توجه به محدودیت های رابطه ی ۱۶ کمینه گردد.

$$W^T \phi(X_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i \quad (16)$$

$$y_i - W^T \phi(X_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i$$

$$\xi_i, \xi_i \geq 0 \quad . i = 1, \dots, N$$

که در این روابط:

C ثابت گنجایش، W بردار ضرایب، W^T ترانزپوز بردار ضرایب، ξ_i و ξ_i ضرایب کمبود، b ضریبی ثابت، N الگوی آموزش مدل و ϕ

(θ) می‌باشد (Metzler, 1948; Buyalski, 1983):

$$C_d = f(y_0, y_t, w, \theta) \quad (20)$$

با انجام آنالیز ابعادی پارامترهای بدون بعد زیر به منظور تخمین

ضریب دبی جریان در دریچه‌های قطاعی به دست می‌آید:

$$C_d = f\left(\frac{y_0 - y_t}{w}, \frac{y_t}{w}, \theta\right) \quad (21)$$

در این حالت دریچه مستغرق می‌گردد. به عبارت دیگر در شرایط جریان مستغرق، عمق پایاب از حداکثر عمق ثانویه پرش در حالت جریان آزاد بیشتر می‌باشد (شکل ۱). بر اساس مطالعات صورت گرفته توسط متزلر و بویالسکی، مقدار ضریب دبی دریچه‌های قطاعی در شرایط جریان مستغرق تابع عمق آب در بالادست (y_0)، عمق آب در پایین دست (y_t)، ارتفاع بازشدگی دریچه (w) و زاویه لبه دریچه با افق

جدول ۲- روابط نیمه تجربی به کاررفته در تحقیق

محدوده کاربرد	رهیافت	رابطه
جریان مستغرق	شاهرخ نیا و جوان (۲۰۰۶)	$C_d = 0.62 \left(\frac{\theta}{90}\right)^{-0.06} \left(\frac{y_0 - y_t}{y_t}\right)^{0.37}$
جریان مستغرق	شاهرخ نیا و جوان (۲۰۰۵)	$C_d = 0.53 \left(\frac{\theta}{90}\right)^{0.87} \left(\frac{y_0 - y_t}{w}\right)^{0.33}$
جریان مستغرق	زاهدانی و همکاران (۲۰۱۲)	$C_d = 0.8814(y_0 - y_t)^{0.0246} w^{-0.0273} P_h^{0.0538} R^{-0.0511}$

در روابط فوق، C_d ضریب دبی دریچه قطاعی در حالت مستغرق، θ زاویه لبه دریچه، y_0 عمق آب در بالادست دریچه، y_t عمق آب در پایاب، w ارتفاع بازشدگی دریچه

برای هر سه نوع دریچه قطاعی شامل ۲۱۳۶ داده آزمایشگاهی انجام شده و مقادیر معیارهای ارزیابی در جدول ۴ ارائه شده است. با در نظرگیری نتایج به دست آمده از روش GPR، مدل (۴) شامل دو پارامتر ورودی $y_0 - y_t/w$ و y_t/w با دارا بودن حداقل مقدار جذر میانگین مربعات خطا ($RMSE=0/027$) و همچنین حداکثر مقادیر ضریب همبستگی ($R=0/983$) و معیار ناش-ساتکلیف ($NSE=0/967$) بهترین عملکرد را در تخمین ضریب دبی دریچه‌های قطاعی در شرایط جریان مستغرق دارا می‌باشد. بررسی و مقایسه بین نتایج به دست آمده از مدل‌های مختلف نشان می‌دهد پارامتر $y_0 - y_t/w$ به عنوان پارامتر مشترک در مدل‌های ورودی نقش اساسی در مدل‌سازی مربوطه داشته و تاثیرگذارترین پارامتر در تخمین ضریب دبی دریچه‌های قطاعی در شرایط جریان مستغرق محسوب می‌شود. این پارامتر معرف شرایط مختلفی از جریان مستغرق بوده و توسط محققین دیگری از جمله انصار و فررو نیز به منظور توسعه روابط بدون بعد برای دریچه‌های کشویی مستغرق معرفی شده است (Ansar and Ferro, 2001). بررسی مقادیر معیار ناش-ساتکلیف در دو مدل (۲) و (۳) نشان می‌دهد جایگزینی پارامتر y_t/w با y_0/w منجر به بهبود ۸ درصدی نتایج به دست آمده از دو روش SVM و GPR می‌گردد. در واقع می‌توان گفت در شرایط جریان مستغرق به دلیل کنترل از پایین دست، عمق جریان در پایین دست تأثیر بیشتری در فرآیند مدل‌سازی ضریب دبی نسبت به عمق بالادست دارا می‌باشد. به همین ترتیب به کارگیری پارامتر بدون بعد نسبت عمق پایین دست به بازشدگی دریچه (y_t/w) دقت مدل‌سازی را به نحو قابل توجهی افزایش داده و در کنار پارامتر $y_0 - y_t/w$ نتایج قابل قبولی را در هر دو روش به کار گرفته شده ارائه می‌نماید. نمودارهای پراکندگی بین

زاویه لبه دریچه با افق را می‌توان به صورت تابعی از شعاع دریچه (R)، ارتفاع بازشدگی دریچه (w) و فاصله محور دریچه تا کف کانال (P_h) بیان نمود. بنابراین:

$$C_d = f\left(\frac{y_0 - y_t}{w}, \frac{y_t}{w}, \frac{P_h - w}{R}\right) \quad (22)$$

همچنین بررسی‌های تجربی صورت گرفته توسط تاج نشان دهنده تأثیر بالای نسبت‌های w/R ، y_0/R ، y_t/R و P_h/R در محاسبه ضریب دبی دریچه‌های قطاعی در شرایط جریان مستغرق می‌باشد (Toch, ۱۹۵۵). بنابراین می‌توان ضریب دبی را تابعی از پارامترهای بدون بعد زیر در نظر گرفت:

$$C_d = f\left(\frac{y_0 - y_t}{w}, \frac{y_t}{w}, \frac{P_h - w}{R}, \frac{w}{R}, \frac{y_0}{R}, \frac{y_t}{R}, \frac{P_h}{R}\right)$$

به منظور دستیابی به مدل‌هایی با قابلیت اعتماد بالا، ترکیب مختلفی از پارامترهای فوق تعریف شده و پس از انجام مجموعه‌ی وسیعی از فرآیند سعی و خطا، مدل‌های برتر انتخاب شدند. مدل‌های تعریف شده برای تخمین ضریب دبی در جدول (۳) ارائه شده‌اند.

جدول ۳- مدل‌های تعریف شده برای تخمین ضریب دبی

مدل	پارامترهای ورودی
(۱)	$\left(\frac{y_0 - y_t}{w}\right)$
(۲)	$\left(\frac{y_0 - y_t}{w}, \frac{y_0}{R}\right)$
(۳)	$\left(\frac{y_0 - y_t}{w}, \frac{y_t}{R}\right)$
(۴)	$\left(\frac{y_0 - y_t}{w}, \frac{y_t}{w}\right)$

نتایج و بحث

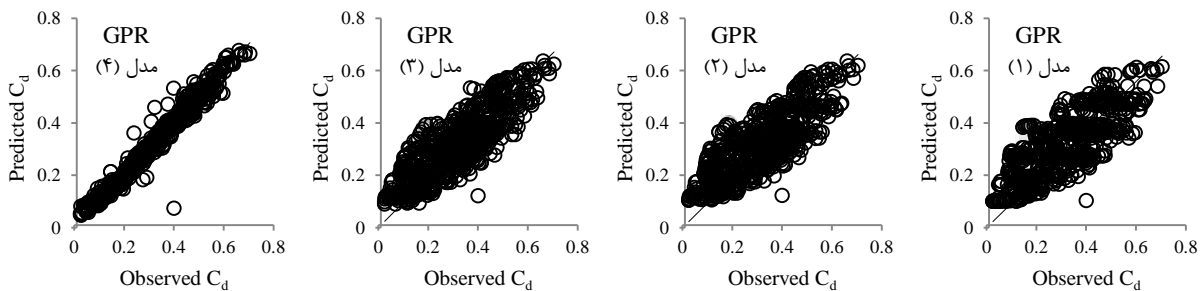
پس از تعیین پارامترهای ورودی، فرآیند مدل‌سازی ضریب دبی

از دقت بسیار پایینی نسبت به روش های کرنل محور به کار گرفته شده برخوردار می باشند. از دلایل عدم کارایی روش های نیمه تجربی می توان به توسعه آنها با استفاده از محدوده مشخصی از داده های آزمایشگاهی و میدانی اشاره نمود. همین عامل به کارگیری روش های نیمه تجربی را در دریاچه های قطعی با دامنه وسیعی از عمق جریان در بالادست و پایین دست دریاچه، میزان باز شدگی دریاچه و... دچار خطا می نماید.

داده های مشاهداتی و تخمین زده شده توسط رگرسیون فرآیند گاوسی برای داده های صحت سنجی در شکل ۳ ارائه شده است. به منظور مقایسه دقت روش های کرنل محور با روش های کلاسیک از ۳ رابطه مختلف نیمه تجربی استفاده شده و نتایج حاصل در جدول ۵ ارائه شده است. بررسی نتایج به دست آمده نشان می دهد روش های مذکور با دارا بودن مقادیر منفی معیار ناش- ساتکلیف قابلیت اعتماد کافی را در برآورد ضریب دبی دریاچه های قطعی تحت شرایط بحرانی نداشته و

جدول ۴- نتایج حاصل از مدل سازی ضریب دبی دریاچه های قطعی در شرایط جریان مستغرق

معیارهای ارزیابی						مدل	روش
صحت سنجی			آموزش				
RMSE	NSE	R	RMSE	NSE	R		
۰/۰۹۲	۰/۶۱۳	۰/۷۸۳	۰/۰۸۸	۰/۶۶۳	۰/۸۱۴	(۱)	GPR
۰/۰۸۷	۰/۶۵۶	۰/۸۱۰	۰/۰۷۷	۰/۷۴۴	۰/۸۶۰	(۲)	
۰/۰۸۱	۰/۷۰۲	۰/۸۳۸	۰/۰۷۷	۰/۷۳۸	۰/۸۶۰	(۳)	
۰/۰۲۷	۰/۹۶۶	۰/۹۸۳	۰/۰۱۶	۰/۹۹۴	۰/۹۸۸	(۴)	
۰/۰۹۴	۰/۵۹۵	۰/۷۷۳	۰/۰۹۳	۰/۶۲۰	۰/۷۹۰	(۱)	SVM
۰/۰۹۰	۰/۶۲۷	۰/۷۹۲	۰/۰۹۰	۰/۶۴۸	۰/۸۰۶	(۲)	
۰/۰۸۳	۰/۶۸۳	۰/۸۳۷	۰/۰۸۲	۰/۷۰۵	۰/۸۴۱	(۳)	
۰/۰۳۵	۰/۹۴۴	۰/۹۷۲	۰/۰۳۴	۰/۹۴۹	۰/۹۷۴	(۴)	



شکل ۳- نتایج به دست آمده از رگرسیون فرآیند گاوسی برای مدل های مختلف ورودی

جدول ۵- نتایج به دست آمده از روش های نیمه تجربی

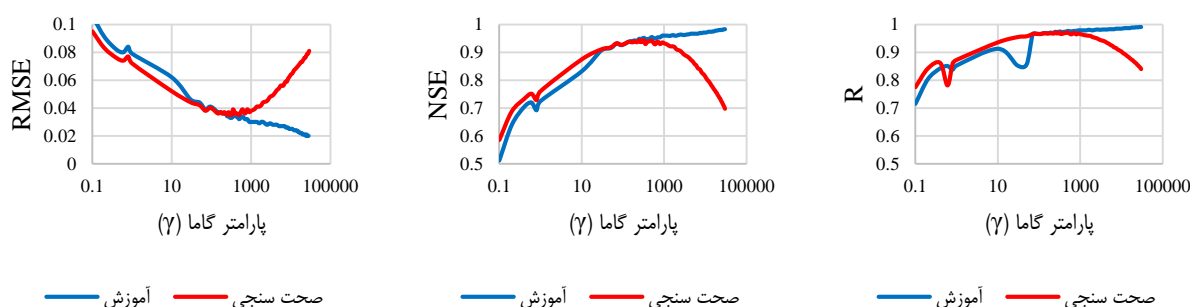
معیارهای ارزیابی			رابطه
صحت سنجی			
RMSE	NSE	R	
۰/۳۳۹	-۴/۰۱	۰/۴۵۲	شاهرخ نیا و جوان (۲۰۰۵)
۰/۳۷۲	-۵/۰۵	۰/۴۴۵	شاهرخ نیا و جوان (۲۰۰۶)
۰/۵۴۱	-۱۱/۷۹	۰/۷۶۶	زاهدانی و همکاران (۲۰۱۲)

جستجوی گرید و اعتبارسنجی متقابل استفاده گردید. بدین منظور با ثابت در نظر گرفتن پارامتر γ ، پارامترهای مربوط به ماشین بردار پشتیبان در بازه ۰/۰۰۱-۱۵ بهینه سازی شده اند. تغییرات معیار ناش- ساتکلیف به ازای مقادیر مختلف پارامتر گاما (۷) برای مدل (۴) به عنوان مدل برتر در شکل ۴ به تصویر کشیده شده است. به منظور

پارامترهای σ_f و σ_l برای مدل های مختلف به ترتیب بین $12/2743-2/3654$ و $0/2721-0/1440$ با استفاده از روش بهینه سازی گرادین کاهشی در روش GPR بهینه شده اند. به منظور یافتن مقادیر بهینه پارامترهای مربوط به ماشین بردار پشتیبان (C و E) و همچنین پارامتر مربوط به کرنل پایه شعاعی (۷) از ترکیب دو روش

پشتیبان انجام یافته است. در حالت کلی، افزایش مقادیر مربوط به پارامتر گاما موجب افزایش پیچیدگی مدل می‌گردد (Han et al., 2007). به همین دلیل مقادیر بالای پارامتر گاما در این تحقیق موجب افزایش پیچیدگی مدل و به دنبال آن افزایش محسوس مدت زمان مدل‌سازی نسبت به رگرسیون فرآیند گاوسی می‌گردد. همچنین بررسی تغییرات معیارهای ارزیابی بیانگر حساسیت بالای معیارهای ناش - ساتکلیف و جذر میانگین مربعات خطا به تغییرات مربوط به پارامتر گاما می‌باشد.

بررسی بهتر موضوع، نمودارهای مربوطه در مقیاس لگاریتمی ارائه شده‌اند. با توجه به نتایج به دست آمده مشخص می‌گردد مدل ماشین بردار پشتیبان به ازای مقادیر کوچکتر از $\gamma = 150$ دچار خطای بیش آموزش شده و مقادیر معیار ناش - ساتکلیف برای داده‌های صحت - سنجی بیش از مقادیر این معیار برای داده‌های آموزش می‌باشد. با افزایش پارامتر گاما تا $\gamma = 250$ دقت مدل‌سازی افزایش یافته و آموزش مدل نیز دچار خطا نمی‌گردد. این فرآیند برای تمامی مدل‌های تعریف شده به منظور یافتن پارامترهای بهینه ماشین بردار



شکل ۴ - تغییرات معیارهای ارزیابی به ازای مقادیر مختلف پارامتر گاما

عملکرد این روش داشته و دقت مدل‌سازی بین $NSE=0/957$ برای کرنل Squared Exponential تا $NSE=0/966$ برای کرنل Exponential متغیر می‌باشد. در نقطه مقابل، نتایج ارائه شده در جدول ۷ نشان‌دهنده تأثیر بالای توابع کرنل بر عملکرد ماشین بردار پشتیبان می‌باشد. بررسی‌های انجام شده نشان می‌دهد کرنل RBF عملکرد بسیار بهتری در تخمین ضریب دی‌بی از خود نشان می‌دهد و از طرف دیگر به کارگیری کرنل Sigmoid نتایج ضعیفی را به دنبال دارد.

عملکرد هر دو روش SVM و GPR وابستگی شدیدی به انتخاب تابع کرنل مناسب و بهینه‌سازی پارامترهای مربوطه دارد. به منظور بررسی تأثیر توابع کرنل مختلف در عملکرد رگرسیون فرآیند گاوسی پنج تابع کرنل شامل توابع Squared Exponential, Exponential, Matern 3/2, Matern 5/2, Rational Quadratic و انتخاب و عملکرد هر یک در تخمین ضریب دی‌بی در پیچیده‌های قطعی با استفاده از پارامترهای ورودی مدل (۴) به عنوان مدل برتر مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج ارائه شده در جدول ۶ نشان می‌دهد به کارگیری توابع کرنل مذکور در ساختار رگرسیون فرآیند گاوسی تأثیر بسیار اندکی بر

جدول ۶ - نتایج به دست آمده از رگرسیون فرآیند گاوسی با استفاده از توابع کرنل مختلف

معیارهای ارزیابی						تابع کرنل
صحت‌سنجی			آموزش			
RMSE	NSE	R	RMSE	NSE	R	
۰/۰۲۷	۰/۹۶۶	۰/۹۸۳	۰/۰۱۶	۰/۹۹۴	۰/۹۸۸	Exponential
۰/۰۳۰	۰/۹۵۷	۰/۹۷۸	۰/۰۳۰	۰/۹۶۰	۰/۹۷۹	Squared Exponential
۰/۰۲۹	۰/۹۶۰	۰/۹۸۰	۰/۰۲۷	۰/۹۶۶	۰/۹۸۳	Matern 3/2
۰/۰۳۰	۰/۹۵۸	۰/۹۷۹	۰/۰۲۹	۰/۹۶۲	۰/۹۸۱	Matern 5/2
۰/۰۳۰	۰/۹۵۸	۰/۹۷۹	۰/۰۲۹	۰/۹۶۲	۰/۹۸۱	Rational Quadratic

جدول ۷- نتایج به دست آمده از ماشین بردار پشتیبان با استفاده از توابع کرنل مختلف

معیارهای ارزیابی						تابع کرنل
صحت سنجی			آموزش			
RMSE	NSE	R	RMSE	NSE	R	
۰/۰۳۵	۰/۹۴۴	۰/۹۷۲	۰/۰۳۴	۰/۹۴۹	۰/۹۷۴	RBF
۰/۰۹۹	۰/۵۵۸	۰/۷۶۱	۰/۱۱۰	۰/۴۷۳	۰/۶۸۸	Linear
۰/۱۱۵	۰/۳۹۸	۰/۶۴۵	۰/۱۱۸	۰/۳۹۹	۰/۶۵۲	Polynomial
۰/۱۴۹	-۰/۰۰۰۵۶	۰/۱۲۷	۰/۱۵۲	-۰/۰۰۰۰۶۱	۰/۰۱۷	Sigmoid

های قطاعی با ارتفاع محور در بچه برابر با $P_h=511$ و $P_h=409$ می باشد. همچنین در در بچه های قطاعی با ارتفاع محور $P_h=409$ به کارگیری دو پارامتر γ/R و γ/R تأثیری در بهبود نتایج نداشته و حتی موجب کاهش دقت مدل سازی به خصوص در ماشین بردار پشتیبان می گردد. با افزایش ارتفاع محور در بچه، میزان تأثیرگذاری عمق جریان در پایین دست بر دقت مدل سازی نیز افزایش یافته و بهره گیری از پارامتر γ/R موجب افزایش دقت مدل سازی می گردد.

میزان کارایی روش های هوشمند می تواند در شرایط مختلف هیدرولیکی دچار نوسان شده و پارامترهای ورودی می تواند در شرایط مختلف هیدرولیکی تأثیرگذاری متفاوتی بر روند مدل سازی داشته باشند. به منظور بررسی بیشتر این موضوع، عملکرد مدل های تعریف شده برای سه ارتفاع مختلف محور در بچه شامل 409 ، 461 و 511 سانتی متر مورد بررسی قرار گرفته و نتایج در جدول ۸ ارائه شده است. بررسی نتایج به دست آمده نشان دهنده بهبود نسبی نتایج در در بچه-

جدول ۸- نتایج حاصل از مدل سازی بر اساس ارتفاع محور در بچه های مختلف

معیارهای ارزیابی						مدل	ارتفاع محور در بچه (P_h)	روش
صحت سنجی			آموزش					
RMSE	NSE	R	RMSE	NSE	R			
۰/۰۷۰	۰/۶۹۳	۰/۸۳۵	۰/۰۷۲	۰/۶۹۹	۰/۸۳۸	(۱)	۴۰۹	
۰/۰۷۶	۰/۶۴۰	۰/۸۰۴	۰/۰۶۰	۰/۷۹۲	۰/۸۹۴	(۲)		
۰/۰۷۶	۰/۶۴۱	۰/۸۰۴	۰/۰۶۳	۰/۷۶۷	۰/۸۷۸	(۳)		
۰/۰۱۸	۰/۹۷۸	۰/۹۸۹	۰/۰۰۵	۰/۹۹۸	۰/۹۹۹	(۴)		
۰/۰۹۵	۰/۶۷۶	۰/۸۳۲	۰/۰۹۰	۰/۶۷۵	۰/۸۳۲	(۱)	۴۶۱	GPR
۰/۰۹۲	۰/۶۹۶	۰/۸۳۵	۰/۰۷۸	۰/۷۵۶	۰/۸۷۰	(۲)		
۰/۰۸۷	۰/۷۳۹	۰/۸۵۴	۰/۰۷۵	۰/۷۷۷	۰/۸۸۲	(۳)		
۰/۰۳۸	۰/۹۴۷	۰/۹۷۳	۰/۰۱۶	۰/۹۸۸	۰/۹۹۴	(۴)		
۰/۰۷۷	۰/۶۹۳	۰/۸۳۳	۰/۰۷۲	۰/۷۴۵	۰/۸۶۴	(۱)	۵۱۱	
۰/۰۷۸	۰/۶۷۷	۰/۸۳۴	۰/۰۶۷	۰/۷۷۸	۰/۸۸۴	(۲)		
۰/۰۷۴	۰/۷۱۱	۰/۸۴۶	۰/۰۵۸	۰/۸۳۶	۰/۹۱۶	(۳)		
۰/۰۲۰	۰/۹۷۸	۰/۹۸۹	۰/۰۰۵	۰/۹۹۸	۰/۹۹۹	(۴)		
۰/۰۷۳	۰/۶۷۳	۰/۸۳۲	۰/۰۷۰	۰/۷۱۵	۰/۸۴۸	(۱)	۴۰۹	
۰/۰۸۷	۰/۵۳۲	۰/۷۴۱	۰/۰۷۵	۰/۶۷۰	۰/۸۱۹	(۲)		
۰/۰۸۵	۰/۵۵۱	۰/۷۵۵	۰/۰۷۵	۰/۶۷۷	۰/۸۳۷	(۳)		
۰/۰۲۶	۰/۹۵۷	۰/۹۷۹	۰/۰۲۵	۰/۹۶۲	۰/۹۸۱	(۴)		
۰/۰۹۹	۰/۶۴۷	۰/۸۰۵	۰/۰۹۳	۰/۶۵۶	۰/۸۱۰	(۱)	۴۶۱	SVM
۰/۰۹۶	۰/۶۶۹	۰/۸۳۳	۰/۰۸۷	۰/۷۰۱	۰/۸۴۱	(۲)		
۰/۰۹۴	۰/۶۸۱	۰/۸۳۰	۰/۰۸۵	۰/۷۱۴	۰/۸۴۷	(۳)		
۰/۰۴۵	۰/۹۲۵	۰/۹۶۲	۰/۰۳۶	۰/۹۴۸	۰/۹۷۴	(۴)		
۰/۰۷۹	۰/۶۷۱	۰/۸۱۹	۰/۰۸۰	۰/۶۸۶	۰/۸۳۸	(۱)	۵۱۱	
۰/۰۸۳	۰/۶۳۷	۰/۸۰۴	۰/۰۷۷	۰/۷۱۴	۰/۸۴۶	(۲)		
۰/۰۷۵	۰/۷۰۹	۰/۸۴۳	۰/۰۷۲	۰/۷۴۴	۰/۸۶۴	(۳)		
۰/۰۲۶	۰/۹۶۳	۰/۹۸۳	۰/۰۲۲	۰/۹۷۵	۰/۹۸۷	(۴)		

نتیجه گیری

در این تحقیق با استفاده از ۲۱۳۶ داده‌ی آزمایشگاهی به مدل سازی و تخمین ضریب دبی با استفاده از روش‌های هوشمند پرداخته شد. بدین منظور ترکیب مختلفی از پارامترهای بدون بعد استفاده گردید. خروجی مدل‌های مربوطه نشان‌دهنده دقت بالای رگرسیون فرآیند گوسی در تخمین ضریب دبی بوده است. بررسی حالت‌های مختلف نشان می‌دهد مدل با پارامترهای ورودی $y_0 - y_t/w$ و y_t/w با دارا بودن مقادیر معیارهای ارزیابی $RMSE=0/027$ ، $NSE=0/967$ و $R=0/983$ به عنوان مدل برتر شناخته شده و نسبت به سایر مدل‌ها در تخمین ضریب دبی منجر به نتایج دقیق‌تری می‌گردد. همچنین مشاهده گردید که پارامتر $y_0 - y_t/w$ نقش اساسی در تخمین ضریب دریچه‌های قطاعی در شرایط جریان مستغرق ایفا می‌نماید. مقایسه روش‌های نیمه تجربی و کلاسیک با نتایج روش‌های به کار رفته در این تحقیق نشان داد روش‌های GPR و SVM از بسیار بالایی نسبت به روش‌های کلاسیک برخوردار می‌باشند. روش‌های نیمه تجربی به کار گرفته شده با دارا بودن مقادیر منفی معیار ناش - ساتکلیف به هیچ عنوان قابلیت اعتماد لازم را به منظور تخمین پدیده مورد نظر دارا نمی‌باشند. با این حال، روش‌های پیشنهادشده وابستگی شدیدی به کیفیت داده‌های به کار رفته داشته و به منظور بررسی بیشتر موضوع استفاده از داده‌های میدانی توصیه می‌گردد.

منابع

- Abdelhaleem, F. S. F. 2017. Hydraulics of submerged radial gates with a sill. *ISH Journal of Hydraulic Engineering*. 23(2): 177-186.
- Ansar, M. and Ferro, V. 2001. Simultaneous Flow over and under a Gate. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*. 127(5): 325-328.
- Bijankhan, M., Ferro, V. and Kouchakzadeh, S. 2013. New stage-discharge relationships for radial gates. *Journal of irrigation and drainage engineering*. 139(5): 378-387.
- Bijankhan, M., Kouchakzadeh, S. and Bayat, E. 2011. Distinguishing condition curve for radial gates. *Flow Measurement and Instrumentation*. 22(6): 500-506.
- Buyalski, C. P. 1983. Discharge algorithms for canal radial gates, REC-ERC-83-9, Engineering and Research Center, U.S. Bureau of Reclamation, Denver.
- Clemmens, A. J., Strelkoff, T. S., and Replogle, J. A. 2003. Calibration of submerged radial gates. *Journal of Hydraulic Engineering*. 129(9): 680-687.
- Dehghani A. A. and Meshkati Shahmirzadi M. E. 2008. Assessment of radial gate's discharge coefficient by using genetic algorithm. *Scientific Journal of Gorgan University of Agriculture and Natural Resources, Iran*. (In Persian).
- Dehghani, A.A., Suzuki, K., Hashemi, F. and Salmatian, A.S. 2007. Estimation of the discharge coefficient of canal radial gates using artificial neural network. *IAHR-International Congress on water engineering, Venice, Italy*, Pp: 221-230.
- Guo, Y. X., Guo, X. L., Wang, Y. S., Wang, T., Fu, H., & Li, J. Z. 2020. Flow condition identification and discharge calibration for submerged radial gates. *Journal of Hydraulic Research*. 1-8.
- Han, D., Chan, L. and Zhu, N. 2007. Flood forecasting using support vector machines. *Journal of hydroinformatics*. 9(4): 267-276.
- Metzler, D.E. 1948. A Model Study of Tainter Gate Operation. M.Sc. thesis, Iowa State University, Iowa City, IA, USA.
- Pal, M. and Deswal, S. 2010. Modelling pile capacity using Gaussian process regression. *Computers and Geotechnics*. 37(7-8): 942-947.
- Rady, R. A. E. H. 2016. Modeling of flow characteristics beneath vertical and inclined sluice gates using artificial neural networks. *Ain Shams Engineering Journal*. 7(2): 917-924.
- Rasmussen, C. E. and Williams, C. K. 2006. Gaussian process for machine learning. MIT press.
- Shahrokhnia, M.A. and Javan, M. 2006. Dimensionless Stage-Discharge Relationship in Radial Gates. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*.
- امین پور، ی.، فرهودی، ج. و خلیلی شایان، ح. ۱۳۹۲. بررسی آزمایشگاهی و صحرایی دریچه‌های قطاعی به عنوان سازه اندازه گیری جریان تحت شرایط آزاد و مستغرق. *مجله آب و خاک*، ۲۸(۴): ۶۹۵-۷۰۷.
- روشنگر، ک.، فرودی خور، ع. و صانعی، م. ۱۳۹۶. تعیین پارامترهای تاثیرگذار بر ضریب دبی سرریزهای اوجی قوس محور با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) و مقایسه با روش شبکه فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS). *نشریه آبیاری و زهکشی ایران*، ۱۱(۴): ۶۴۷-۶۵۷.
- روشنگر، ک. و قاسم پور، ر. ۱۳۹۷. بررسی عملکرد روش‌های کلاسیک و هوش مصنوعی در تخمین ضریب زبری در پیچانرودها. *نشریه آبیاری و زهکشی ایران*، ۱۲(۴): ۸۱۱-۸۲۲.
- نوری، م.، سلماسی، ف. ۱۳۹۸. بررسی آزمایشگاهی تاثیر آستانه بر ضریب دبی دریچه قطاعی در شرایط جریان آزاد. *نشریه مهندسی عمران امیرکبیر*، ۵۱(۱): ۱۵۷-۱۶۸.

- Momentum Method to Radial Gate Discharge Calibration. *Impacts of Global Climate Change*: 1-10.
- Wahl, T. L. 2005. Refined energy correction for calibration of submerged radial gates. *Journal of Hydraulic Engineering*. 131(6): 457-466.
- Zahedani, M. R., Keshavarzi, A., Javan, M. and Shahrokhnia, M. A. 2012. New equation for estimation of radial gate discharge. In *Proceedings of the Institution of Civil Engineers-Water Management*. 165(5): 253-263.
- Zheng, H., Lei, X., Shang, Y., Cai, S., Kong, L. and Wang, H. 2017. Parameter identification for discharge formulas of radial gates based on measured data. *Flow Measurement and Instrumentation*. 58: 62-73.
- 132(2): 180-184.
- Shahrokhniya, M.A. and Javan, M. 2005. Obtained of discharge coefficient in radial gates. *Hydraulic Magazine*, 1: 1-11.
- Shayan, H. K., Farhoudi, J. and Roshan, R. 2014. Estimation of flow discharge under the sluice and radial gates based on contraction coefficient. *Iranian Journal of Science and Technology. Transactions of Civil Engineering*. 38(C2): 449.
- Toch, A. 1955. Discharge characteristics of Tainter gates. *ASCE Trans. Am. Soc. Civ. Eng.* 120: 290-300.
- Vapnik, V. 1998. *Statistical learning theory* Wiley, New York. 1: 624.
- Wahl, T. and Clemmens, A. 2005 *Applying the Energy-*

Modeling Discharge Coefficient of Radial Gates under Submerged Flow Conditions using Kernel-Based Approaches

K. Roushangar^{*1}, A. Alirezazadeh Sadaghiyani², S. Shahnazi³

Received: Oct.05, 2020

Accepted: Feb.20, 2020

Abstract

Prediction of flow discharge coefficient of gates is one of the essential issues in water engineering sciences. In recent years, various semi-empirical equations have been developed in order to predict the discharge coefficient of radial gates that the application of these formulas under submerged flow conditions suffered from large errors. The aim of present study is to apply robust Gaussian Process Regression (GPR) and Support Vector Machine (SVM) to predict discharge coefficient of radial gates under submerged flow conditions and compare the obtained results with well-known semi-empirical approaches. For this purpose, an extensive experimental dataset comprises 2136 data points were used to feed the utilized methods. Different combinations of dimensionless parameters were prepared and the performance of aforementioned methods were assessed. The obtained results showed that GPR method with input parameters of y_0-y_f/w and y_f/w yields a correlation coefficient (R) of 0.983, a Nash- Sutcliffe efficiency (NSE) of 0.967 and root mean squared error (RMSE) of 0.027 and indicated superior performance compared with employed SVM and other semi-empirical approaches.

Keywords: Flow conditions, Gaussian process regression, Prediction accuracy, Support vector machine

1- Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Civil Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran

2- M.Sc Student, Department of Water Engineering, Faculty of Civil Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran

3- Ph.D Student, Department of Water Engineering, Faculty of Civil Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran

(*- Corresponding Author Email: kroshangar@yahoo.com)