

بهبود عملکرد ماشین‌های یادگیری در تخمین و پیش‌بینی ضریب آبگذری

سرریز

سعید فرزین^۱، مهدی ولیخان انارکی^۲

تاریخ ارسال: ۱۳۹۷/۱۲/۲۵

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۰۲/۲۴

نوع مقاله: پژوهشی

چکیده

سرریزهای کلیدپیانویی، یک نوع سازه کنترل جریان هستند که دارای ظرفیت آبگذری بیشتری نسبت به سرریزهای رایج می‌باشند. در پژوهش حاضر، با هدف تخمین ظرفیت آبگذری سرریز کلیدپیانویی، از مدل‌های ماشین بردار پشتیبان (SV)، هیبرید ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم خفاش (SVR-BA) و درخت M5 استفاده شده است. در مجموع ۱۶۲ داده آزمایشگاهی برای ۷ مدل سرریز کلیدپیانویی مختلف از نتایج یک پژوهش آزمایشگاهی استخراج شده است. با بکارگیری پارامترهای نسبت هد آبی بالادست به ارتفاع سرریز، عرض کلید ورودی، عرض کلید خروجی، ارتفاع سرریز، فاکتور شکل هندسی پشت‌بند و فاکتور شکل هندسی تاج به عنوان داده‌های ورودی، خروجی مدل که ضریب آبگذری (C_d) می‌باشد تخمین زده شد. نتایج بدست آمده بر اساس معیارهای ارزیابی نشان داد که هر سه مدل هوشمند مورد استفاده، قادر به تخمین ضریب آبگذری سرریز کلیدپیانویی هستند. اما، در دوره آزمون مدل SVR-BA با مقادیر ۰/۹۹۲، ۰/۰۰۷ و ۰/۰۱ به ترتیب برای شاخص‌های ارزیابی R^2 ، MAE و RMSE از دقت بیشتری در پیش‌بینی ضریب آبگذری برخوردار است.

واژه‌های کلیدی: درخت M5، سرریز کلیدپیانویی، ضریب آبگذری، ماشین بردار پشتیبان - خفاش

^۱ استادیار، گروه مهندسی آب و سازه‌های هیدرولیکی، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان.

ایمیل نویسنده مسئول: saeed.farzin@semnan.ac.ir

^۲ کارشناسی ارشد مهندسی و مدیریت منابع آب، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان. Email: mvalikhan@semnan.ac.ir



مقدمه

سرریزها، سازه‌های هیدرولیکی مهمی هستند که برای اهدافی همچون اندازه‌گیری دبی جریان و همچنین کنترل سطح آب در رودخانه‌ها، کانال‌ها و مخازن سدها مورد استفاده قرار می‌گیرند. سرریزهای کلیدپیانویی، یکی از انواع سرریزها هستند که در سال ۲۰۰۰ توسط مؤسسه هیدروکوپ فرانسه و دانشگاه بیسکارا الجزایر معرفی شدند. این نوع از سرریزها، فرمت توسعه یافته سرریزهای کنگره‌ای هستند و از مزایایی نسبت به سرریزهای کنگره‌ای معمولی برخوردارند. از جمله این مزیت‌ها می‌توان به کاهش فضای سازه‌ای مورد نیاز برای احداث و همچنین ظرفیت تخلیه بیشتر اشاره کرد (Lempérière and Ouamane, 2003).

اولین سرریز کلیدپیانویی در سال ۲۰۰۶ بر روی سد گلورس در کشور فرانسه اجرا شد (Laugier, 2007). ماچیلز و همکاران با ساخت مدل‌های آزمایشگاهی و بررسی پروفیل‌های سرعت و فشار، به معادلاتی جهت برآورد دبی کلید ورودی، کلید خروجی و تاج جانبی سرریز کلیدپیانویی دست یافتند (Machiels et al., 2011). لیت ریبریو و همکاران با استفاده از نتایج مدل‌های فیزیکی موجود یک معادله عمومی برای رابطه دبی-اشل سرریزهای کلیدپیانویی ارائه نمودند (Leite Ribeiro et al., 2012). کبیری سامانی و جواهری با بررسی تأثیر پارامترهای هندسی مختلف، رابطه‌ای جهت محاسبه ضریب دبی در حالت جریان آزاد و مستغرق در سرریز کلیدپیانویی ارائه نمودند (Kabiri-Samani and Javaheri, 2016). مه‌ری و همکاران ضریب تخلیه سرریز کلیدپیانویی را در قوس‌های ۳۰ و ۱۲۰ درجه از یک کانال منحنی مورد بررسی قرار دادند و با تحلیل پارامترهای مؤثر بر ضریب آگذری سرریز کلیدپیانویی، رابطه‌ای تجربی برای تعیین ضریب آگذری این مدل سرریز در قوسی

از کانال ارائه نمودند (Mehri et al., 2018).

با بررسی مطالعات فوق مشخص می‌شود که اگرچه در زمینه سرریزهای کلیدپیانویی مطالعاتی صورت گرفته‌است، اما در خصوص پیش‌بینی ضریب آگذری این نوع سرریز و همچنین سایر سرریزها با مدل‌های هوشمند، عظمت‌اللهمی و همکاران از الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان، نرو-فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی ضریب آگذری در سرریز جانبی استفاده کردند. نتایج نشان داد که ماشین بردار پشتیبان با تابع کرنل شعاعی از دقت بیشتری نسبت به دو الگوریتم دیگر برخوردار است (Azamathulla et al., 2016). پارسایی و حقیاب روش برنامه‌ریزی ژنتیک را در پیش‌بینی ضریب آگذری سرریز جانبی به کار بردند که عملکرد روش مذکور در مقایسه با فرمول‌های تجربی مطلوب بود (Parsaie and Haghiabi, 2017a). پارسایی حقیاب عملکرد روش‌های مختلف هوشمند شامل شبکه‌های عصبی مصنوعی، نرو-فازی، ماشین بردار پشتیبان، ماریس و شبکه‌های عصبی GMDH را در مدل‌سازی ضریب آگذری سرریز کنگره‌ای مثلی جانبی مقایسه کردند. نتایج بیان داشت که ماشین بردار پشتیبان و شبکه‌های عصبی مصنوعی دارای دقت بیشتری نسبت به سایر روش‌ها می‌باشند (Parsaie and Haghiabi, 2017b). حقیاب و همکاران ضریب آگذری سرریز کنگره‌ای مثلی را با استفاده از روش نرو-فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش‌بینی کردند که نتایج، بیانگر برتری روش نرو-فازی بود (Haghiabi et al., 2018). اولیایی و همکاران ضریب آگذری سرریز کلیدپیانویی را با به کار گیری چهار روش هوشمند شامل شبکه عصبی پیش‌خور پس‌انتشار خطا، برنامه-ریزی بیان ژن، ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات و ماشین یادگیری مضاعف تخمین زدند. نتایج نشان داد که عملکرد روش الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات و ماشین یادگیری مضاعف دقیق‌تر از سایر روش‌ها بررسی شده بود (Olyaie et al., 2018). ذونعمت کرمانی و مهدوی میمند

در دهه اخیر، الگوریتم بهینه‌سازی خفاش به عنوان یک الگوریتم جدید و قدرتمند جهت حل مسائل مهندسی پیچیده معرفی شده است. یانگ و همکاران نخستین بار، الگوریتم بهینه‌سازی خفاش را به جامعه علمی معرفی کردند. در پژوهش یانگ و همکاران الگوریتم مذکور با استفاده از توابع محک مختلف مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج بیانگر دقت و سرعت بیشتر الگوریتم مذکور در مقایسه با الگوریتم ژنتیک و ازدحام ذرات بود (Yang et al., 2010). در پژوهش وانگ و گوا مشخص شد که الگوریتم خفاش در مقایسه با الگوریتم‌های ازدحام ذرات، کلونی مورچگان، جستجوی هارمونی، ژنتیک، جغرافیای زیستی و جستجوی تفاضلی از دقت بیشتری برای حل مسائل مهندسی مختلف برخوردار است (Wang and Guo, 2013). یاسین و همکاران نیز از هیبرید الگوریتم خفاش و ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات در بحث مدل‌سازی غلظت اکسیژن محلول در آب استفاده کردند. نتایج بیانگر دقت بالاتر این روش نسبت به الگوریتم‌های درخت مدل M5 و مارس بود (Yaseen et al., 2018). احترام و همکاران از الگوریتم خفاش برای بهینه‌سازی پارامترهای مدل ماسکینگام استفاده کردند. نتایج این تحقیق نشان از برتری این روش نسبت به الگوریتم‌های ژنتیک و ازدحام ذرات بود (احترام و همکاران، ۱۳۹۶). فرزین و همکاران الگوریتم خفاش را به منظور طراحی اقتصادی کانال‌های باز استفاده کردند. نتایج نشان از کاهش هزینه ساخت کانال در مقایسه با مطالعات انجام شده با الگوریتم‌های ضرایب لاگرانژ، ژنتیک، ازدحام ذرات و جهش غورباکه بود (فرزین و همکاران، ۱۳۹۷).

با بررسی مطالعات گذشته می‌توان دریافت که پیش‌بینی ضریب آبگذری در سرریزهای کلیدپیانویی نقش مهمی در کاهش خسارات ناشی از سیلاب دارد. همچنین، یکی از روش‌های دقیق و کم هزینه پیش-بینی ضریب آبگذری در سرریزها، استفاده از الگوریتم-

(Zounemat-Kermani and Mahdavi-meymand, 2019) برای پیش‌بینی ضریب آبگذری سرریز کلیدپیانویی از ترکیب الگوریتم‌های شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی با الگوریتم‌های بهینه‌سازی ازدحام ذرات، ژنتیک، کرم شب‌تاب و شمع-پروانه استفاده کردند. نتایج نشان داد که الگوریتم‌های ازدحام ذرات و کرم شب‌تاب سبب بهبود نتایج الگوریتم‌های شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و نروفازی می‌شوند.

روش‌های یادگیری مانند ماشین بردار پشتیبان دارای ضرایبی هستند که تأثیر قابل توجهی در نتایج نهایی آن‌ها دارند. از طرفی تاکنون روش مشخصی برای تعیین این پارامترها ارائه نشده است. لذا، تعیین بهینه پارامترهای مذکور با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی می‌تواند سبب افزایش دقت مدل‌سازی شود. در سال‌های اخیر به الگوریتم‌های تکاملی برای بهینه‌سازی ماشین‌های یادگیری توجه خاصی شده است. (Shamshirband et al., 2016) الگوریتم کرم شب‌تاب را برای آموزش ماشین بردار پشتیبان به‌کار بردند. در این پژوهش، دقت بیشتر روش هیبریدی نسبت به روش‌های آرما، برنامه‌ریزی ژنتیک و شبکه‌های عصبی گزارش شد. (Al-Shammari et al., 2016) توانایی ماشین بردار پشتیبان آموزش یافته با الگوریتم کرم شب‌تاب را در شبیه‌سازی نقطه‌ی شب‌بنم، در مقایسه با ماشین بردار پشتیبان، شبکه‌های عصبی و برنامه‌ریزی ژنتیک مقایسه کردند. در این مقایسه ماشین بردار پشتیبان آموزش یافته با الگوریتم کرم شب‌تاب نسبت به سایر روش‌ها عملکرد بهتری داشت. (Mehr et al., 2018) با استفاده از روش هیبریدی ماشین بردار پشتیبان - کرم شب‌تاب به پیش‌بینی بارش ماهانه در تبریز و ارومیه پرداختند. استفاده از روش مذکور در مقایسه با روش‌های ماشین بردار پشتیبان معمولی و برنامه‌ریزی ژنتیک موجب کاهش ۳۰ درصدی مجذور میانگین مربعات خطا و افزایش ۱۰۰ درصدی ضریب نش-ساتکلیف شد.

ماشین بردار پشتیبان (SVR)

ماشین بردار پشتیبان اولین بار توسط وپنیک (۱۹۹۵) به جامعه علمی معرفی شد. از مزیت های این الگوریتم این است که بدلیل استفاده از روش های بهینه سازی سراسری در ساختار خود، مانند الگوریتم شبکه های عصبی مصنوعی در دام بهینه های محلی نمی افتد. همچنین الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با استفاده از یک تابع غیر خطی، بردار ورودی ها را به فضایی با ابعاد بالاتر نگاشت می کند. سپس با استفاده از یک رگرسیون خطی، مقدار خروجی ها را تخمین می زند. فرض می شود که (x, y) داده های دوره مشاهداتی می باشند که x بردار ورودی و y خروجی مشاهداتی است. این الگوریتم با استفاده از معادله ۱، رابطه ای خطی بین ورودی ها و خروجی برقرار می کند (Vapnik, 1995):

$$y' = f(x) = \omega^T \phi(x) + b \quad (1)$$

که در این معادله y' خروجی مدل، $f(x)$ بیانگر رابطه خطی بین ورودی ها و خروجی ها و $\phi(x)$ تابع نگاشت غیرخطی می باشند. ω و b نیز معرف وزن و بایس مدل می باشند. هدف کاهش اختلاف بین خروجی های مدل و خروجی های واقعی است. بدین منظور تابع هدف رابطه ۲ با استفاده از روش بهینه سازی مرتبه دوم حداقل می شود (Vapnik, 1995):

$$\min : \psi = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \gamma \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*)$$

$$\text{subject to : } \begin{cases} \omega \phi(x_i) + b - y \leq \varepsilon + \xi_i \\ y - \omega \phi(x_i) + b \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^*, i = 1, 2, 3, \dots, n \end{cases} \quad (2)$$

که در ترم اول رابطه ۲، $\frac{1}{2} \|\omega\|^2$ نرم وزن هاست. ترم دوم γ یک عدد مثبت حقیقی و معرف ضریب پناستی، ξ_i و ξ_i^* نیز ضرایب جریمه حدود بالا و پایین خطا هستند. پارامتر ε نیز معرف دقت مدل است. در این رابطه، ترم اول بیانگر سادگی مدل و ترم دوم بیانگر خطای تجربی مدل می باشد. در این پژوهش، از تابع کرنل شعاعی (Shamshirband et al., 2016) استفاده شده است (معادله ۳):

های هوشمند می باشد. لیکن، تا کنون مطالعات اندکی در زمینه کاربرد روش های هوشمند در پیش بینی ضریب آگذری سرریزهای کلیدپیانویی صورت گرفته است. همچنین، ترکیب روش های هوشمند و بهینه سازی می تواند تأثیر قابل توجهی در بهبود نتایج شبیه سازی ضریب آگذری داشته باشد، که مطالعات محدودی در این زمینه انجام شده است. لذا، در پژوهش حاضر برای نخستین بار، ترکیب الگوریتم بهینه سازی ماشین بردار پشتیبان و خفاش SVR_BA به منظور پیش بینی ضریب آگذری سرریز کلیدپیانویی به کار برده شده است. علاوه بر این، از الگوریتم های رگرسیون خطی چندگانه SVR و الگوریتم M5 برای مقایسه نتایج استفاده شده است. لازم به ذکر است که ماشین بردار پشتیبان با در نظر گرفتن روابط غیرخطی با استفاده از تابع کرنل و درخت M5 با تقسیم ورودی ها به چندین زیرمجموعه و ایجاد یک رابطه رگرسیونی برای هر زیرمجموعه مسائل مختلف را با دقت بالای شبیه سازی می نماید. به منظور تخمین ضریب آگذری سرریز، نخست با استفاده از ۷۰ درصد داده های آزمایشگاهی الگوریتم های مذکور آموزش و با ۳۰ درصد دیگر آزمون می شوند. سپس، بر اساس شاخص های ارزیابی، مقایسه ای بین الگوریتم های به کار برده شده انجام می شود و بهترین الگوریتم انتخاب می شود.

مواد و روش ها

در پژوهش حاضر به منظور پیش بینی ضریب آگذری سرریز کلیدپیانویی از سه گام زیر استفاده شده است:

- ۱- داده ها به دو دوره آموزش (۷۰ درصد) و آزمون (۳۰ درصد) تقسیم می شوند.
- ۲- ضریب آگذری با استفاده از هر یک از مدل های SVR، SVR_BA و M5 در دو دوره آموزش و آزمون پیش بینی می شود.
- ۳- بهترین مدل بر اساس معیارهای ارزیابی انتخاب می شود.

برازش می شود. لذا مرحله هرس اجرا می شود و شاخه های اضافی درخت تا جایی که خطای مدل زیاد نشود، حذف می شوند (Kisi, 2015).

الگوریتم بهینه سازی خفاش

الگوریتم خفاش یک الگوریتم بهینه سازی جدید است که بر مبنای توانایی شکاریابی خفاش ها عمل می کند. خفاش ها با تولید پژواک صدا، فاصله خود با موانع محیط اطراف را تشخیص می دهند. در این رفتار، خفاش با تولید یک صدای بلند و بر اساس فاصله زمانی انتشار و پژواک صدا مانع را از شکار تشخیص می دهد. الگوریتم خفاش بر مبنای سه فرضیه اساسی عمل می کند. ۱- همه خفاش ها دارای توانایی تولید صوت می باشند و با تولید صوت و دریافت پژواک آن شکار را از مانع تشخیص می دهند. ۲- هر خفاش در موقعیت مشخص دارای سرعت v_i ، فرکانس ثابت f_{min} و طول موج λ است. ۳- بلندی صدای خفاش ها از یک مقدار بزرگ مثبت A_0 تا یک مقدار کوچک مثبت A_{min} تغییر می کند. در الگوریتم بهینه سازی خفاش، تعداد خفاش ها توسط کاربر تعیین می شود. موقعیت هر خفاش نیز از رابطه زیر تعیین می شود:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^t \quad (5)$$

که X_{it+1} موقعیت i امین خفاش در تکرار قبلی، X_{it} موقعیت i امین خفاش در تکرار فعلی و V_{it} سرعت قبلی i امین خفاش است.

سرعت خفاش ها وابسته به فرکانس صوت آن ها است. رابطه ۶ و ۷ فرمول به روز رسانی سرعت و فرکانس خفاش ها را در هر تکرار نشان می دهد:

$$V_i^{t+1} = V_i^t + (X_i^t - X^*)f_i \quad (6)$$

$$f_i = f_{min} + (f_{max} - f_{min})\beta \quad (7)$$

که V_{it+1} سرعت خفاش در تکرار فعلی، f_i فرکانس i امین خفاش، f_{max} حداکثر فرکانس خفاش، f_{min}

$$K(x, x_i) = \exp\left(\frac{-\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

که σ معرف عرض تابع کرنل و K تابع غیر خطی کرنل می باشد. بنابراین الگوریتم ماشین بردار پشتیبان دارای سه پارامتر اثرگذار σ ، γ و ϵ می باشد. لیکن در این الگوریتم هیچ روشی برای تعیین دقیق این سه پارامتر وجود ندارد. لذا از الگوریتم خفاش برای تعیین دقیق این سه پارامتر استفاده شده است.

مدل درخت M5

مدل درخت M5 نخستین بار توسط Quinlan (1992) به منظور حل مسائل رگرسیونی ارائه شد. این الگوریتم از تعدادی شاخه و برگ تشکیل شده است که در انتهای هر برگ یک رابطه رگرسیونی خطی وجود دارد. از مزایای این الگوریتم نسبت به درخت رگرسیون می توان به توانایی حل سریع مسائل پیچیده با تعداد بالای متغیرهای ورودی اشاره نمود. الگوریتم مذکور از دو مرحله رشد و هرس تشکیل شده است. در مرحله رشد داده های ورودی به چندین زیرمجموعه تقسیم می شوند و برای هر زیرمجموعه یک رابطه رگرسیونی تشکیل می شود. معیار این تقسیم بندی، انحراف معیار و کاهش خطا می باشد. این معیار بصورت رابطه ۴ تعریف می شود (Kisi, 2015):

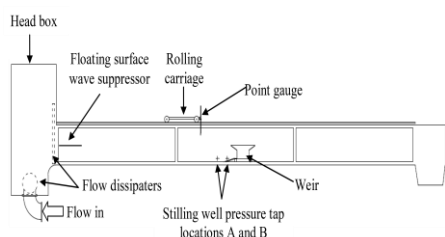
$$SDR = sd(T) - \sum \frac{|T_i|}{|T|} sd(T_i) \quad (4)$$

که در این معادله، SDR بیانگر کاهش انحراف معیار، sd مقدار انحراف معیار، T داده های گره والد و T_i داده های گره فرزند i ام می باشد. در ادامه، گره فرزندی که بیشترین کاهش انحراف معیار را نسبت به گره والد داشته باشد انتخاب می شود. پس از پایان این مرحله، مدل درخت دارای اندازه بزرگی می باشد که این موضوع موجب پیش



داده‌های مورد استفاده به منظور مدل‌سازی ضریب آبگذری

در این پژوهش، از نتایج مطالعات اندرسون در مورد سرریزهای کلیدپیانویی استفاده شده است (Anderson, 2011). وی در یک فلوم مستطیلی به طول ۷/۳۱ متر، عرض ۰/۹۳ متر و عمق ۰/۶ متر، آزمایش‌هایی در مورد تغییرات هندسی و اثرات آن بر ضریب آبگذری سرریزهای کلیدپیانویی انجام داد. در شکل ۱، نمای شماتیک فلوم آزمایشگاهی نمایش داده شده است.



شکل (۱): نمای شماتیک فلوم آزمایشگاهی

پارامترهایی که در تحقیق اندرسون مورد بررسی قرار گرفتند عبارتند از: بار آبی در بالادست سرریز (H_t)، نسبت عرض کلید ورودی به کلید خروجی (W)، شکل هندسی پشت‌بند (B_s)، شکل هندسی تاج (C_s) و ارتفاع سرریز (P)، مدل‌های فیزیکی سرریز کلیدپیانویی در این آزمایش به ازای دبی‌های ۰/۰۰۷ تا ۰/۲۴ مترمکعب بر ثانیه مورد بررسی قرار گرفته‌اند. مدل‌هایی از آزمایش اندرسون که در این پژوهش مورد بررسی قرار گرفتند عبارت‌اند از PK1.5 (سرریز کلیدپیانویی با نسبت $W_i/W_o = 1.5$)، PK1.25 (سرریز کلیدپیانویی با نسبت $W_i/W_o = 1.25$)، PK1 (سرریز کلیدپیانویی با نسبت $W_i/W_o = 1$)، PK0.8 (سرریز کلیدپیانویی با نسبت $W_i/W_o = 0.8$)، PK0.67 (سرریز کلیدپیانویی با نسبت $W_i/W_o = 0.67$)، PKRFF (سرریز کلیدپیانویی با نسبت $W_i/W_o = 1.25$ و دیوار جان‌پناه بر روی سرریز برای افزایش ارتفاع آن و پشت‌بند استوانه‌ای در زیر کلید خروجی) و PKRFH (سرریز کلیدپیانویی با نسبت $W_i/W_o = 1.25$ و دیوار جان‌پناه بر روی سرریز برای

حداقل فرکانس خفاش و β یک بردار تصادفی بین صفر و یک می‌باشد.

به منظور انجام جستجوی محلی در الگوریتم خفاش، با استفاده از یک گام تصادفی در رابطه ۸، یک جواب در اطراف موقعیت فعلی هر خفاش ایجاد می‌شود:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \varepsilon A^t \quad (8)$$

که یک عدد تصادفی بین -۱ و ۱ و متوسط بلندی صدا خفاش‌ها در زمان t است. با نزدیک شدن خفاش‌ها به شکار مقدار بلندی صدا کاهش و نرخ تولید پالس افزایش پیدا می‌کند. مقدار بلندی صدای صفر و نرخ تولید پالس ۱ به معنی یافتن شکار است. بلندی صدا و نرخ تولید پالس بر اساس رابطه ۹ محاسبه می‌شوند:

که پارامترهای ثابت هستند. نرخ تولید پالس نیز عددی بین صفر و یک است.

روش هیبریدی الگوریتم ماشین بردار پشتیبان - خفاش

در پژوهش حاضر به منظور تعیین بهینه پارامترهای ماشین بردار پشتیبان، از الگوریتم خفاش استفاده شده است. مراحل روش پیشنهادی در ادامه شرح داده شده است.

تعیین پارامترهای اولیه الگوریتم خفاش شامل تعداد خفاش‌ها، حداکثر تکرارها، f_{\min} ، f_{\max} ، A_{\max} و A_{\min} توسط کاربر.

تفکیک داده‌های آزمایشگاهی به دو دوره آموزش و آزمون.

تولید جمعیت اولیه و تعیین (C, σ, ε) برای هر خفاش.

آموزش و آزمون ماشین بردار پشتیبان بر اساس (C, σ, ε) تعیین شده برای هر خفاش.

تعیین تابع هدف (MSE) برای هر خفاش.

به روز رسانی موقعیت هر خفاش.

در صورت رسیدن به شرط خاتمه، الگوریتم متوقف می‌شود. در غیر این صورت موقعیت خفاش‌ها به روز رسانی و گام‌های ۴ تا ۶ تکرار شود.

مدل‌های به کار رفته شده در این آزمایش نمایش داده شده‌است.

افزایش ارتفاع آن و پشت‌بند استوانه‌ای در زیر کلید خروجی و شکل تاج نیم‌دایره. در شکل ۲ برخی از



ب



الف

شکل (۲): تصویر مدل‌های آزمایشگاهی پژوهش اندرسون: الف (Pk1) و ب (PKRFH)

هندسی پشت‌بند (Bs) و فاکتور شکل هندسی تاج (Cs)، خروجی مدل (ضریب آبگذری (Cd)) تخمین زده می‌شود. محدوده ورودی‌های مورد استفاده در مدل‌های هوشمند، در جدول ۱ نشان داده شده است.

در پژوهش حاضر با به کارگیری داده‌های ورودی شامل نسبت هد آبی بالادست به ارتفاع سرریز (Ht/P)، عرض کلید ورودی (Wi)، عرض کلید خروجی (Wo)، ارتفاع سرریز (P)، فاکتور شکل

جدول (۱): محدوده ورودی‌های مورد استفاده برای مدل‌سازی سرریز کلیدپیانویی با روش هوشمند

Cd	Ht/P	Wi	Wo	P	Bs	Cs	ورودی
۰/۲۰۵	۰/۰۵۴	۰/۰۸۳	۰/۰۸۳	۰/۱۹۷	-	-	Min
۰/۶۷۶	۰/۹۶۸	۰/۱۲۵	۰/۱۲۵	۰/۲۲۲	-	-	Max
-	-	-	-	-	۱/۳۳۳	۰/۰۶۷	Value

مختلفی مطابق روابط ۱۰ تا ۱۳ استفاده می‌شود. این روابط مطابق با مرجع (Heddam et al., 2018) در نظر گرفته شده‌اند.

شاخص‌های ارزیابی

برای تعیین دقت ضریب آبگذری پیش‌بینی شده توسط مدل‌های هوشمند از شاخص‌های ارزیابی

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (E_i - \bar{E}_i)(G_i - \bar{G}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (E_i - \bar{E}_i)^2 (G_i - \bar{G}_i)^2}} \quad (10)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n |E_i - G_i| \quad (11)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (E_i - G_i)^2}{N}} \quad (12)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (E_i - G_i)^2}{N} \quad (13)$$

مدل هوشمند، E_i مقدار حاصل از مدل آزمایشگاهی و

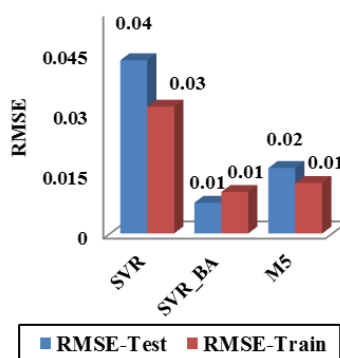
در معادلات فوق، G_i مقدار پیش‌بینی شده توسط

و ۰/۹۹۸ می‌باشد. پس از مدل مذکور، مدل M5 با مقادیر شاخص R برابر با ۰/۹۹۴ و ۰/۹۹۳ به ترتیب در دوره آموزش و آزمون در مکان دوم قرار می‌گیرد. مدل SVR نیز دارای کمترین مقدار شاخص R در دوره آموزش و آزمون، با مقادیر به ترتیب ۰/۹۲۲ و ۰/۹۳۹ است. نتایج مربوط به معیار MAE بیانگر این است که الگوریتم SVR-BA از کمترین مقدار معیار مذکور در دوره آموزش (۰/۰۰۷) و آزمون (۰/۰۱) برخوردار است. در حالی که الگوریتم SVR دارای بیشترین مقدار معیار مذکور در دوره آموزش (۰/۰۲۴) و آزمون (۰/۰۳۲) می‌باشد. نتایج مربوط به معیار ارزیابی RMSE نیز نشان می‌دهد که مدل SVR-BA با مقدار ۰/۰۱ و ۰/۰۰۸ در دو دوره آموزش و آزمون کمترین و مدل SVR با مقادیر ۰/۰۳۱ و ۰/۰۴۳ به ترتیب در دوره آموزش و آزمون بیشترین مقدار معیار مذکور را دارا می‌باشد

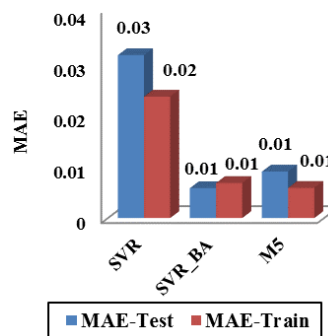
N تعداد متغیرهاست. شاخص R بیانگر میزان همبستگی میان مقادیر آزمایشگاهی و خروجی‌های مدل هوشمند می‌باشد. هرچه مقدار این عدد به یک نزدیک‌تر باشد نشان‌دهنده این است که تطابق خوبی بین داده‌های آزمایشگاهی و نتایج مدل هوشمند برقرار می‌باشد. شاخص‌های MAE و RMSE نیز نشان‌دهنده میزان خطای آزمایش می‌باشند و هرچه مقدار این شاخص‌ها به عدد صفر نزدیک‌تر باشند، جواب پیش‌بینی شده توسط مدل هوشمند دقیق‌تر است.

نتایج و بحث

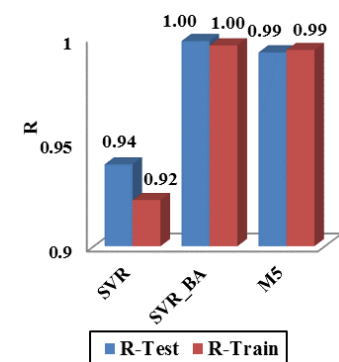
نتایج مربوط به پیش‌بینی ضریب آبگذری جریان عبوری از سرریز کلیدپیانویی در دو دوره آموزش و آزمون برای مدل‌های SVR، SVR-BA و M5 در شکل ۳ ارائه شده است. نتایج نشان می‌دهد که مدل SVR-BA در هر دو دوره آموزش و آزمون دارای بیشترین مقدار شاخص R با مقادیر ۰/۹۹۶



MAE



RMSE

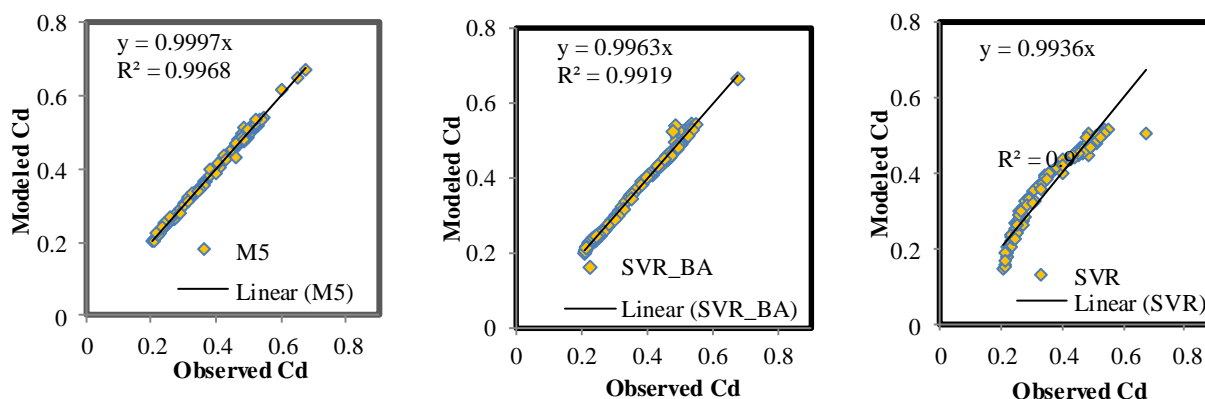


R

شکل (۳): معیارهای ارزیابی برای مدل‌های مختلف

های مربوط به مدل‌های SVR، SVR-BA و M5 دارای همبستگی بالایی با داده‌های آزمایشگاهی هستند و ضریب R2 به ترتیب برابر ۰/۹۱۶۶، ۰/۹۹۱۹ و ۰/۹۹۶۸ در فاز آموزش برای این مدل‌ها حاصل شده است. بنابراین، دقت هر سه مدل در فاز آموزش قابل قبول است.

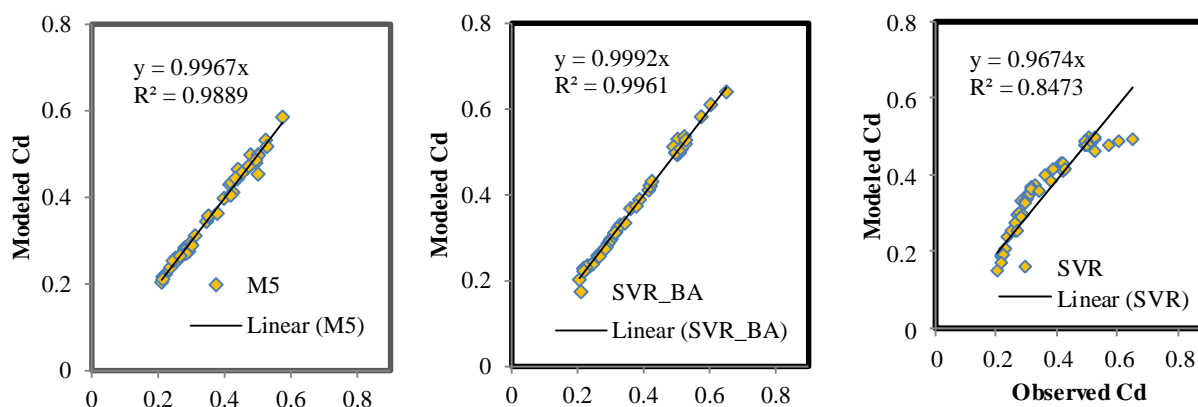
در شکل ۴ به مقایسه پراکنش ضرایب آبگذری سرریز کلیدپیانویی در دو حالت آزمایشگاهی و پیش-بینی شده با مدل‌های SVR، M5 و SVR-BA در فاز آموزش پرداخته شده است. در این شکل ضریب R2 داده‌های آزمایشگاهی و خروجی حاصل از مدل مذکور نمایش داده شده است. نتایج نشان می‌دهد که داده-



شکل (۴): مقایسه بین مقادیر آزمایشگاهی و مدل هوشمند در دوره آموزش

کمترین ضریب همبستگی را با مقدار 0.8473 دارد. با مقایسه عملکرد مدل هوشمند در دو فاز آموزش و آزمون مشخص می‌شود که میزان ضریب همبستگی برای هر سه مدل مورد استفاده در دوره آزمون کمتر از دوره آموزش به دست آمده است.

در شکل ۵، میزان همبستگی داده‌های آزمایشگاهی و مدل‌های هوشمند SVR، M5 و SVR-BA در دوره آزمون بررسی شده است. نتایج مربوط به مدل SVR-BA، همبستگی بالای داده‌های آزمایشگاهی و مدل هوشمند را با ضریب همبستگی 0.9961 نشان می‌دهد. در این دوره نیز مدل SVR

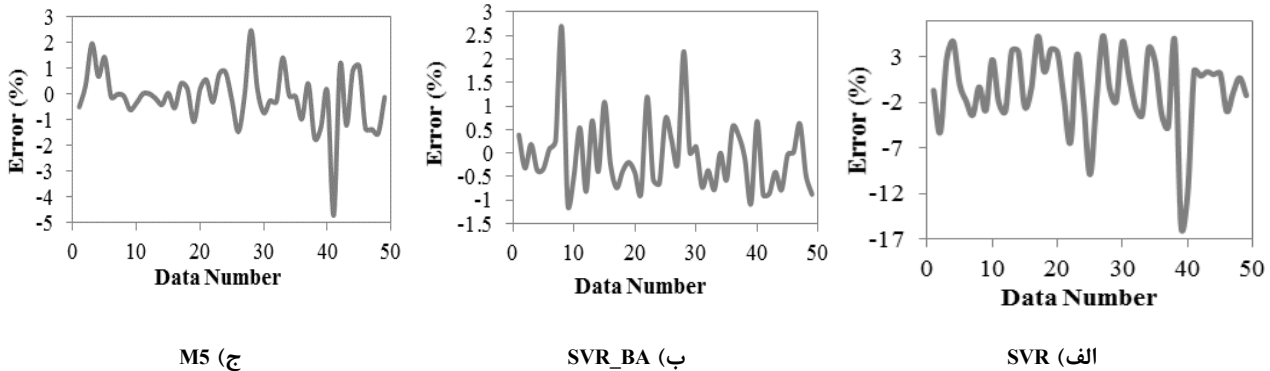


در مرحله آزمون، مدل SVR-BA بهترین عملکرد را دارد و میزان خطای پیش‌بینی این مدل در مراحل آموزش و آزمون بین $1/5$ تا 3 درصد و $1/5$ تا 5 درصد می‌باشد. پس از این مدل، مدل M5 با خطای پیش‌بینی بین 3 تا 3 درصد در مرحله آموزش و 5 تا 3 درصد در مرحله آزمون، در مکان دوم قرار می‌گیرد. مدل SVR نیز با خطای پیش‌بینی بین 17 تا

شکل (۵): مقایسه بین مقادیر آزمایشگاهی و مدل هوشمند در دوره آزمون

در شکل‌های ۶ و ۷ نیز توزیع خطای پیش‌بینی ضریب آبدگری به ترتیب در مرحله آموزش و آزمون برای مدل‌های هوشمند نمایش داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود هم در مرحله آموزش و هم

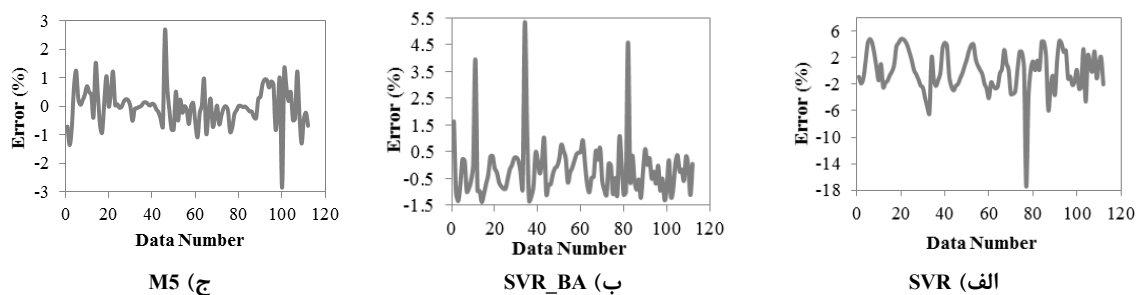
۵ درصد در دوره آموزش و ۱۸- تا ۶ درصد در دوره آزمون بدترین عملکرد را دارد.



شکل (۶): توزیع خطای پیش‌بینی ضریب آنگذری مدل‌های هوشمند در مرحله آموزش، الف) SVR، ب) SVR_BA، ج) M5

ضریب پنالتی و پارامتر خطا مدل به خوبی تعیین نشده‌اند. اما، مدل M5 توانسته است روابط غیرخطی بین ضریب آنگذری سرریز و ورودی‌ها را با تقسیم فضای ورودی به چندین زیرمجموعه و ایجاد روابط رگرسیونی خطی برای هر بخش، دقیق‌تر مدل کند. بررسی نتایج مربوط به SVR_BA نشان می‌دهد که تعیین بهینه پارامترهای SVR مانند عرض تابع کرنل یا ضریب پنالتی، سبب افزایش دقت در مدل-سازی روابط غیرخطی مربوط به ضریب آنگذری سرریز شده است. در حالی که، مدل M5 تنها از روابط رگرسیون خطی بهره می‌گیرد.

با توجه به مطالب ارائه شده می‌توان نتیجه گرفت که مدل هوشمند SVR-BA، از توانایی بالایی در پیش‌بینی ضریب آنگذری برخوردار است. این مدل نسبت به سایر مدل‌های مورد استفاده در پژوهش حاضر، خطای کمتری در تخمین ضریب آنگذری دارد. همانطور که مشاهده می‌شود الگوریتم SVR با وجود استفاده از تابع کرنل و در نظر گرفتن روابط غیرخطی بین ورودی‌ها و خروجی عملکرد ضعیف‌تری نسبت به مدل M5 دارد. این موضوع نشان دهنده این است که پارامترهای SVR مانند عرض تابع کرنل،



شکل (۷): توزیع خطای پیش‌بینی ضریب آنگذری مدل‌های هوشمند در مرحله آزمون، الف) SVR، ب) SVR_BA، ج) M5

به کار برده شد. نتایج بدست آمده نشان داد که در هر دو دوره آموزش و آزمون، مدل SVR-BA بهترین عملکرد را در تخمین ضریب آنگذری دارد. در دوره آموزش مقدار RMSE مربوط به الگوریتم‌های SVR، SVR-BA و M5 به ترتیب برابر با ۰/۰۳۱، ۰/۰۱ و ۰/۰۱۳ بود. همچنین، بیشترین و کمترین RMSE

نتیجه‌گیری در پژوهش حاضر، برای تخمین ضریب آنگذری سرریز کلیدپیانویی از مدل‌های هوشمند SVR، SVR-BA و M5 استفاده شد. برای دستیابی به این هدف، از مجموع ۱۶۲ داده استخراج شده از نتایج آزمایشگاهی، ۱۱۲ داده در دوره آموزش و ۵۰ داده در دوره آزمون

پیش‌بینی آبگذری دیگر سرریزها، مدل‌سازی پرش-هیدرولیکی در کانال‌ها و تخمین رسوبات معلق استفاده کرد.

همچنین مدل SVR-BA نسبت به روش‌های آزمایشگاهی و یا مدل‌های عددی از هزینه کمتر و دقت قابل قبول برخوردار است. لذا، استفاده از روش مذکور می‌تواند سبب کاهش هزینه طراحی سرریزها شود.

علاوه بر این، می‌توان از هیبرید الگوریتم بهینه‌سازی خفاش با الگوریتم‌های بهینه‌سازی دیگر جهت افزایش دقت ماشین بردار پشتیبان استفاده کرد.

مشاهده شده در دوره آزمون به ترتیب مربوط به SVR با مقدار ۰/۰۴۳ و SVR_BA با مقدار ۰/۰۰۸ بود. مدل M5 نیز عملکرد بسیار خوبی داشت و تنها با اندکی اختلاف نسبت به مدل SVR-BA در مکان دوم قرار داده شد. در این مدل مقدار RMSE در دوره آزمون ۰/۰۱۶ بود.

لذا، می‌توان نتیجه گرفت ترکیب الگوریتم خفاش و ماشین بردار پشتیبان (SVR-BA) نسبت به ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم جدید M5 سبب بهبود نتایج تخمین ضریب آبگذری می‌شود. بنابراین می‌توان از این الگوریتم در حل دیگر مسائل غیرخطی مانند

منابع

احترام، م.، کرمی، ح.، موسوی، س.، فرزین س و سرکمریان، س. ۱۳۹۶. ارزیابی عملکرد الگوریتم خفاش در بهینه‌سازی پارامترهای مدل غیرخطی ماسکینگام برای روندیابی سیلاب، اکوهیدرولوژی، سال چهارم، شماره ۴، ص ۱۰۲۵ - ۱۰۳۲.

فرزین، س.، کرمی، ح.، ولیخان انارکی، م و احترام، م. ۱۳۹۷. کاربرد الگوریتم خفاش به منظور طراحی اقتصادی کانال باز، آبیاری و زهکشی، سال ۱۲، شماره ۳، ص ۶۳۵-۶۴۶.

Al-Shammari, E.T., K. Mohammadi, A. Keivani, A. b. Hamid, S. h. Akib, S. Shamshirband and D. Petković. 2016. Prediction of daily dewpoint temperature using a model combining the support vector machine with firefly algorithm. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 142(5): 04016013.

Vapnik, V., I. Guyon and T. Hastie. 1995. Support vector machines. *Mach. Learn*, 20(3): 273-297.

Anderson, R. M. 2011. Piano key weir head discharge relationships. MSc. Thesis, BAculy of Hydraulic Structures, Utah State University.

Azamathulla, H. M., A. H. Haghiabi and A. Parsaie. 2016. Prediction of side weir discharge coefficient by support vector machine technique. *Water Science and Technology. Water Supply*, 16(4): 1002-1016.

Haghiabi, A. H., A. Parsaie and S. Ememgholizadeh. 2018. Prediction of discharge coefficient of triangular labyrinth weirs using Adaptive Neuro Fuzzy Inference System. *Alexandria Engineering Journal*, 57(3): 1773-1782.

Heddarn, S and O. Kisi. 2018. Modelling daily dissolved oxygen concentration using least square support vector machine, multivariate adaptive regression splines and M5 model tree. *Journal of Hydrology*, 559: 499-509.

Kabiri-Samani, A and A. Javaheri. 2012. Discharge coefficient free and submerged flow over piano key weirs. *Journal of Hydraulic Research*, 50(1): 114-120.

Kisi, O. 2015. Pan evaporation modeling using least square support vector machine, multivariate adaptive regression splines and M5 model tree. *Journal of Hydrology*, 528: 312-320.

Leite Ribeiro, M., M. Bieri, J. L. Boillat, A. J. Schleiss, G. Singhal and N. Sharma. 2012.

- Discharge capacity of Piano Key Weirs. *Journal of Hydraulic Engineering*, 138: 199-203.
- Machiels, O., S. Erpicum, B. Dewals, P. Archambeau and M. Pirotton. 2011. Experimental observation of flow characteristics over a piano key weir. *Journal of Hydraulic Research*, 49(3): 359-366
- Mansouri, I., T. Ozbakkaloglu, O. Kisi and T. Xie. 2016. Predicting behavior of FRP-confined concrete using neuro fuzzy, neural network, multivariate adaptive regression splines and M5 model tree techniques. *Materials and Structures*, 49: 4319-4334.
- Mehr, A. D., V. Nourani, V. K. Khosrowshahi and M. A. Ghorbani. 2019. A hybrid support vector regression-firefly model for monthly rainfall forecasting. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 16(1): 335-346.
- Olyaie, E., M. Heydari and H. Banejad. 2018. Estimating Discharge Coefficient of PK-Weir Under Subcritical Conditions Based on High-Accuracy Machine Learning Approach. *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering*, 1-13.
- E. Olyaie., M. Heydari, H. Banejad and K. W. Chau. 2019. A laboratory investigation on the potential of computational intelligence approaches to estimate the discharge coefficient of piano key weir. *Journal of Rehabilitation in Civil Engineering*, 7(1): 1-20.
- Olyaie, E., M. Heydari, H. Banejad and K. W. Chau. 2018. A laboratory investigation on the potential of computational intelligence approaches to estimate the discharge coefficient of piano key weir. *Journal of Rehabilitation in Civil Engineering*, 6: 1-20.
- Parsaie, A and A. H. Haghiabi. 2017. Improving modelling of discharge coefficient of triangular labyrinth lateral weirs using SVM, GMDH and MARS techniques. *Irrigation and drainage*, 66(4): 636-654.
- Parsaie, A and A. H. Haghiabi. 2017. Prediction of side weir discharge coefficient by genetic programming technique. *Jordan Journal of Civil Engineering*, 11(1).
- Quinlan, J. R. 1992. Learning with continuous classes. In: Adams and Sterling (Ed.), *AI 92*. World Scienti, Singapore, 343-348.
- Shamshirband, S., K. Mohammadi, C. W. Tong, M. Zamani, S. Motamedi and S. Ch. 2016. Hybrid SVM-FFA method for prediction of monthly mean global solar radiation, *Theoretical and Applied Climatology*, 125(1-2): 53-65.
- Vapnik, V. N. 1995. *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer, New York.
- Wang, G and L. Guo. 2013. A novel hybrid bat algorithm with harmony search for global numerical optimization. *Journal of Applied Mathematics*.
- Yang, X. S. 2010. A new metaheuristic bat-inspired algorithm. In *Nature inspired cooperative strategies for optimization (NICSO 2010)* 65-74. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Yaseen, Z., M. Ehteram, A. Sharafati, S. Shahid, N. Al-Ansari and A. El-Shafie. 2018. The Integration of Nature-Inspired Algorithms with Least Square Support Vector Regression Models. Application to Modeling River Dissolved Oxygen Concentration. *Water*, 10(9): 1124.
- Zounemat-Kermani, M and A. Mahdavi-Meymand. 2019. Hybrid meta-heuristics artificial intelligence models in simulating discharge passing the piano key weirs. *Journal of Hydrology*, 569. 12-21.



Improving the performance of learning machines in estimating and predicting Discharge coefficient

Saeed. Farzin^{1*}, Mehdi. Valikhan Anaraki²

Abstract

Piano key weirs are flow control structure that have more discharge coefficient than classic weir. In the present, study the support vector machine, hybrid of support vector machine and bat algorithm (SVR-BA) and M5 algorithm are used for predicting the discharge coefficient. Overall, 162 experimental data for seven pianokey weir model are extracted from an experimental study. Also, the discharge coefficient is prediction by employing the parameters included ratio of upstream water head to high of weir, width of inlet key, width of outlet key, high of weir, shape factor of fillet and shape factor of crest as input data and discharge coefficient (C_d) as output model. The results based assessment criteria shows that all tree used intelligent model can predicted the discharge coefficient of piano key weir. Nevertheless, in test period SVR-BA model has more accurate with value of 0.992, 0.007 and 0.01 respectively for R, MAE and RMSE.

Keywords: M5 model, Support Vector Machin- Bat, Discharge Coefficient, Piano Key Weir.

¹ Assistant Professor, Department of Water Engineering and Hydraulic Structures, Faculty of Civil Engineering, Semnan University, Semnan, Iran. saeed.farzin@semnan.ac.ir

² Graduated MSc. of Water Resources Engineering and Management, Faculty of Civil Engineering, Semnan University, and Semnan, Iran.