

شبیه‌سازی و تخمین دبی جریان در فلوم‌های SMBF به کمک مدل‌های محاسبات نرم

بابک شاهی‌نژاد^{۱*}، عباس پارسایی^۲، حجت‌الله یونسی^۱، زهرا شمسی^۱ و آزاده ارشیا^۱

(تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۱۱/۱۸؛ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۲/۲۴)

چکیده

در پژوهش حاضر، دبی جریان در فلوم‌های حاوی نیم استوانه‌های جانبی (SMBF) تحت شرایط آزاد و مستغرق با استفاده از مدل‌های ماشین بردار پشتیبان (SVM)، رگرسیون انطباقی چندمتغیره اسپلاین (MARS) و مدل شبکه عصبی مصنوعی چندلایه (MLPNN)، شبیه‌سازی و تخمین زده شد. در حالت جریان آزاد از پارامترهای بی‌بعد مستخرج از آنالیز ابعادی شامل نسبت عمق جریان در بالادست به عرض گلوگاه و نسبت انقباض (عرض گلوگاه به عرض کانال) و در حالت مستغرق علاوه بر این دو پارامتر از پارامترهای عمق پایاب به عرض گلوگاه و عمق پایاب به عمق بالادست به‌عنوان ورودی و از فرم بی‌بعد دبی جریان به‌عنوان خروجی مدل‌ها استفاده شد. نتایج نشان داد که در حالت جریان آزاد در مرحله صحت‌سنجی مدل MARS با شاخص‌های آماری $R^2 = 0.971$ ، $RMSE = 0.012$ ، $MAPE = 1.376\%$ و مدل MLPNN با شاخص‌های آماری $R^2 = 0.973$ ، $RMSE = 0.011$ ، $MAPE = 1.304\%$ دبی جریان را شبیه‌سازی و پیش‌بینی کرده‌اند. در حالت مستغرق شاخص‌های آماری مدل MARS توسعه داده شده عبارت از $R^2 = 0.978$ ، $RMSE = 0.018$ ، $MAPE = 3.6\%$ و شاخص‌های آماری مدل SVM عبارت از $R^2 = 0.988$ ، $RMSE = 0.014$ ، $MAPE = 4.2\%$ و شاخص‌های آماری مدل MLPNN عبارت از $R^2 = 0.966$ ، $RMSE = 0.022$ و $MAPE = 5.7\%$ هستند. در توسعه مدل‌های SVM و MLPNN به‌ترتیب از توابع کرنل شعاعی و تانژانت هایپربولیک استفاده شد.

واژه‌های کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی، فلوم‌های SMBF، کانال انتقال آب، ماشین بردار پشتیبان، نیم استوانه‌های جانبی.

۱. گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه لرستان

۲. گروه مهندسی سازه‌های آبی، دانشکده مهندسی آب و محیط زیست، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران

*: مسئول مکاتبات: پست الکترونیکی: shahinejad.b@lu.ac.ir

مقدمه

اندازه‌گیری و تخمین دبی جریان یکی از مهم‌ترین مؤلفه‌های اساسی مدیریت منابع آب و مدیریت سامانه‌های آبیاری و زهکشی است. اندازه‌گیری جریان در مجاری روباز می‌تواند به صورت مستقیم یا غیرمستقیم انجام گیرد. در روش مستقیم از پارامترهای حجم جریان در واحد زمان، سطح و سرعت جریان استفاده می‌شود (۷). اندازه‌گیری‌های مستقیم دبی جریان معمولاً پرهزینه هستند و تکرار آنها به خصوص در شبکه‌های بزرگ آبیاری و زهکشی به صرفه نیست. در اندازه‌گیری‌های غیرمستقیم تکیه بر رابطه دبی-اشل است و در نقاطی از مسیر جریان که ارتباط مشخصی بین دبی و عمق جریان وجود دارد می‌توان دبی را اندازه‌گیری کرد. بر اساس هیدرولیک کانال‌های روباز با ایجاد نقطه بحرانی در مسیر جریان می‌توان رابطه مشخصی بین دبی و ارتفاع جریان (مستقل از مشخصات هندسی) ایجاد کرد. این کار را می‌توان با کاهش عرض مقطع (انقباض) و یا تغییر در رقوم کف کانال (ایجاد پله‌های مثبت و منفی) ایجاد کرد (۱). امروزه بر اساس رهیافت دبی-اشل سازه‌های متنوعی ایجاد شده است. از جمله این سازه‌ها می‌توان به انواع سرریزها (۱۶، ۱۷، ۱۸ و ۱۹)، دریاچه‌ها، سرریز-دریاچه‌ها و فلوم‌ها (۲۰) اشاره کرد. سرریزها، سازه‌هایی هستند که روی مسیر جریان ساخته می‌شوند و وظیفه اندازه‌گیری و کنترل جریان را به عهده دارند. توضیحات مناسبی در مورد سرریزها توسط باس (۶) ارائه شده است. سرریزها ممکن است مشکلاتی را در سامانه‌های آبیاری و زهکشی ایجاد کنند. از جمله این مشکلات می‌توان به رسوبگذاری در بالادست آنها (رسوبگذاری می‌تواند علاوه بر مشکلات کاهش ظرفیت انتقال جریان، در اندازه‌گیری جریان هم باعث ایجاد خطا شود) و افت (استهلاک) انرژی زیاد اشاره کرد. افت انرژی زیاد، طراحی شبکه‌های انتقال آب را با محدودیت‌های اقتصادی و فنی مواجه می‌کند.

یکی دیگر از انواع سازه‌های اندازه‌گیری جریان، دریاچه‌ها هستند. دریاچه‌ها هم علاوه بر کنترل سطح آب گاهی به عنوان اندازه‌گیری جریان به کار گرفته می‌شوند. این سازه‌ها علاوه بر

افت انرژی زیاد با مشکلات فنی نیز همراه هستند. به عنوان مثال می‌توان به عدم توانایی در انتقال مواد شناور روی آب اشاره کرد. جمع شدن مواد شناور روی جریان در بالادست باعث اختلال در کارکرد می‌شود. به منظور رفع مشکلات دو سازه سرریز و دریاچه، سازه ترکیبی سرریز-دریاچه توسط پژوهشگران پیشنهاد شده است. با توجه به عبور همزمان جریان از رو و زیر آن دارای هیدرولیک به نسبت پیچیده‌ای است که بهره‌برداری از آن را محدود به افراد متخصص می‌کنند (۱۳). امروزه استفاده از فلوم‌ها در اندازه‌گیری جریان بسیار رواج یافته است. فلوم‌ها برخلاف سرریزها، جریان را سد نمی‌کنند و مشکل رسوبگذاری در بالادست را ندارند و از طرفی مثل دریاچه‌ها نیز مشکل جمع شدن مواد شناور را نداشته و چون افت کمی ایجاد می‌کنند، طراحی و توسعه شبکه‌های انتقال آب و آبیاری را محدود نمی‌کنند. امروزه انواع مختلفی از فلوم‌های اندازه‌گیری جریان پیشنهاد شده و تحقیقات زیادی روی آنها انجام شده است (۷). ساکی و همکاران (۲۱) به بررسی عملکرد برخی از فلوم‌های گلوبند ساخته شده در کانال‌های درجه سه شبکه آبیاری درودزن پرداختند. آنها به منظور اندازه‌گیری جریان از رابطه سطح و سرعت استفاده کردند. نتایج آنها نشان داد که فلوم‌های اجرا شده با وضعیت فعلی بین ۱۲ تا ۲۱ درصد در اندازه‌گیری دبی جریان خطا دارند که باید نمودارهای دبی-اشل آنها کالیبره شود. قاسم‌زاده و کوچک‌زاده (۱۴) به توسعه و طراحی فلوم گلوبند دوزنقه‌ای برای اندازه‌گیری جریان در کانال‌های انتقال آب پرداختند. این سازه که در دسته فلوم‌های گلوبند دسته‌بندی می‌شود با ایجاد انقباض در سطح مقطع جریان به اندازه‌گیری جریان کمک می‌کند. نتایج تحقیقات آنها نشان داد که فلوم گلوبند دوزنقه‌ای پیشنهاد شده می‌تواند دبی جریان را در حالت آزاد با متوسط خطای ۲/۵ درصد پیش‌بینی کند. ولیزادگان و عباسی (۲۴) به توسعه سازه منشوری استوانه‌ای مرکزی برای اندازه‌گیری جریان پرداختند. استوانه منشوری آنها به شکل پنج‌ضلعی (متشکل از یک مستطیل و مثل روبه‌روی جریان) است که در مرکز کانال نصب می‌شود. نتایج

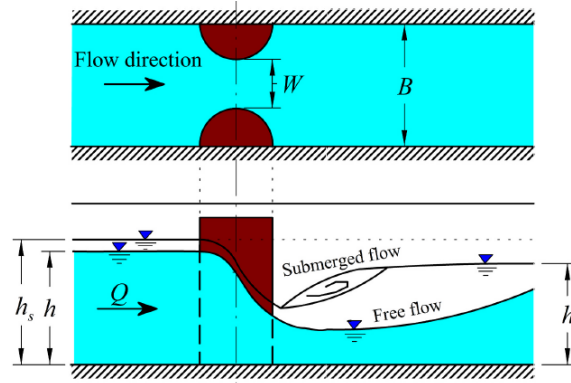
دایره‌ای، خطوط جریان هماهنگ با مقطع حرکت می‌کنند و جدایی جریان خاصی رخ نمی‌دهد و افت انرژی کمی ایجاد می‌کند. گفتنی است که با استفاده از این نیم استوانه‌ها، مقطع عرضی جریان تنگ شده و عمق بحرانی ایجاد می‌کند. این فلوم به نام فلوم SMBF شناخته شده است (۲۲).

بررسی پژوهش‌های گذشته نشان می‌دهد که تاکنون مدل‌های محاسبات نرم به‌منظور تخمین دبی جریان در فلوم‌های SMBF، به‌کار گرفته نشده‌اند، لذا در پژوهش حاضر به توسعه و ارزیابی برخی از الگوریتم‌های محاسبات نرم مانند روش رگرسیون تطبیقی چندگانه اسپلاین MARS، ماشین بردار پشتیبان SVM و شبکه عصبی مصنوعی چندلایه (MLPNN) پرداخته می‌شود. منظور از توسعه طراحی ساختار مدل است. به‌عنوان مثال در مدل‌های MLPNN و SVM ساختار درونی آن شامل تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نرون‌ها در هر لایه، توابع انتقال و کرنل، الگوریتم‌های آموزش مدنظر قرار می‌گیرد.

مواد و روش‌ها

هدف پژوهش حاضر، توسعه مدل‌های محاسبات نرم برای تخمین دبی جریان در فلوم‌های SMBF (فلوم مستطیلی حاوی پایه‌های نیم استوانه‌ای جانبی نصب شده روی دیواره‌های جانبی کانال مستطیلی) است. شکل ۱ نمایی از فلوم مدنظر و جریان عبوری از آن را نشان می‌دهد. در این شکل، قطر نیم استوانه با D ، عرض کانال با B ، عرض گلوگاه (عرض مجرای عبور جریان از میان استوانه‌ها) W ، عمق جریان در بالادست استوانه‌ها در حالت آزاد با h در حالت مستغرق با h_s ، عمق جریان بعد از پایه‌ها با ht و دبی جریان با Q نشان داده شده است. به‌منظور توسعه مدل‌های محاسبات نرم برای تخمین دبی جریان در این فلوم نیاز است که ابتدا متغیرهای ورودی و خروجی تعیین شوند. بدین منظور نیاز است که ابتدا مسئله مورد تجزیه و تحلیل قرار گیرد. با استفاده از روش آنالیز ابعادی باکینگهام ظرفیت تخلیه دبی جریان در هر دو حالت آزاد و مستغرق

تحقیقات آنها نشان داد که سازه پیشنهاد شده توسط آنها می‌تواند دبی جریان را با دقتی حدود ۶ درصد در شرایط جریان آزاد و ۱۲ درصد در شرایط مستغرق پیش‌بینی کند. وطن‌خواه و مهدوی (۲۵) به تحلیل فلوم‌های گلوبند پرداختند. آنها رابطه جدیدی بر مبنای تحلیل هیدرولیکی برای این سازه پیشنهاد دادند. نتایج تحقیقات آنها نشان داد که فرمول توسعه داده شده توسط آنها برای تخمین عملکرد این سازه در انواع مختلفی از کانال‌ها با سطح مقطع متفاوت شامل مستطیلی، دوزنقه‌ای و سهموی دارای دقت بسیار مناسبی است. سامانی (۲۲) به توسعه سه فلوم اندازه‌گیری جریان برای کانال‌های مستطیلی، دوزنقه‌ای و دایره‌ای (فاضلاب‌روها) پرداخت و بدین منظور از نیم استوانه‌های جانبی و استوانه مرکزی استفاده کرد. ایشان با استفاده از آنالیز ابعادی به استخراج پارامترهای بی‌بعد دخیل در مسئله (اندازه‌گیری جریان) پرداخت. نتایج نشان داد که با پارامترهای عمق نسبی (نسبت عمق به عرض گلوگاه) و نسبت انقباض (نسبت عرض گلوگاه به عرض کانال) می‌توان دبی جریان را تخمین زد. او اظهار داشت که می‌توان استوانه مرکزی همراه با یک قسمت کوچک از کانال دایره‌ای را برای اندازه‌گیری جریان در کانال‌های دوزنقه‌ای و مستطیلی به‌کار برد. نکته قابل توجه در این سازه، تغییرات دبی با توان $2/31$ است که دقتی برابر با سرریز مثلثی دارد؛ البته این سازه را می‌توان برای دبی‌های بسیار بیشتری نسبت به سرریز مثلثی به‌کار برد. وطن‌خواه و محمدی (۲۶) به مطالعه و بررسی فلوم (SMBF : Samani, Magallanez, Baiamonte and Ferro) برای اندازه‌گیری جریان پرداختند. آنها محدوده وسیع‌تری را برای دبی‌های جریان و نسبت‌های انقباض در نظر گرفتند و در نهایت یک رابطه که نسبت به روابط قبلی دارای دقت بیشتری بود را پیشنهاد دادند. طبق پژوهش‌های آنها رابطه پیشنهاد شده در شرایط جریان آزاد در نهایت $1/66$ درصد خطا دارد. یکی از ساده‌ترین انواع فلوم‌ها، فلوم مستطیلی است که حاوی نیم استوانه نصب شده روی دیواره‌های جانبی است. در این نوع از فلوم به‌دلیل هندسه



شکل ۱. پلان و مقطع طولی فلوم مستطیلی حاوی دونیم استوانه جانبی (رژیم‌های جریان آزاد و مستغرق) (۲)

$$\frac{Q}{W\sqrt{gh_s^3}} = \varphi\left(r, \frac{h_s}{W}, \frac{h_t}{W}, \frac{h_t}{h_s}, Re\right) \quad (۴)$$

به منظور توسعه مدل‌های محاسبات نرم نیاز است که داده‌های مربوط به دبی جریان در فلوم‌های SMBF جمع‌آوری شود. بدین منظور داده‌های منتشر شده در مقالات منتشر شده توسط امین‌پور و همکاران (۲)، وطن‌خواه و محمدی (۲۶) (آزمایشگاه هیدرولیک دانشگاه تهران، ایران) و بایامونته و فرو (۵) (دانشگاه پالمو، ایتالیا) جمع‌آوری و استفاده شد. تعداد داده‌های جمع‌آوری شده در حالت جریان آزاد ۴۵۰ و در حالت مستغرق ۱۷۰ است. خصوصیات آماری داده‌های استفاده شده در حالت جریان آزاد و مستغرق به ترتیب در جدول‌های ۱ و ۲ ارائه شده است.

مدل SVM

ماشین بردار پشتیبان (SVM) یک مدل هوش مصنوعی است که به طور گسترده برای تشخیص الگو، طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده شده است. این مدل در بخش‌های مهندسی هیدرولیک به طور موفقیت‌آمیزی به کار گرفته شده است (۳، ۴، ۸، ۹، ۱۰، ۱۱ و ۱۶). یکی از کاربردهای شناخته شده SVM برازش تابع است. بنابراین، این بخش از SVM از رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) استفاده می‌کند. هدف از برازش تابع با استفاده از SVM به حداقل رساندن خطا (تفاوت بین خروجی مدل و داده‌های مشاهده شده) است. این مسئله را می‌توان به عنوان مسئله بهینه سازی در نظر گرفت که بیان ریاضی آن به صورت زیر

بررسی شد. پارامترهای مؤثر در حالت آزاد در رابطه ۱ ارائه شده است. آنالیز ابعادی بر اساس این رابطه، پارامترهای بی بعد ارائه شده در رابطه ۲ را حاصل می‌کند. پارامترهای خام مؤثر در حالت استغرق در رابطه ۳ و پارامترهای مستقل بی بعد مؤثر در حالت مستغرق که از آنالیز ابعادی مستخرج شده‌اند در رابطه ۴ ارائه شده است:

$$\begin{aligned} \varphi(Q, B, W, h, g, \mu, \rho) &= 0 \\ \{W, g, \rho\} \text{ P } \Pi_1(Q) &= \frac{Q}{\sqrt{gW^5}} \\ \Pi_2(B) &= \frac{B}{W} \\ \Pi_3(h) &= \frac{h}{W} \\ \Pi_4(\mu) &= Re \end{aligned} \quad (۱)$$

$$\Pi_1(Q) \times \Pi_3^{3/2}(h) = \frac{Q}{\sqrt{gW^5}} \times \left(\frac{h}{W}\right)^{3/2} = \frac{Q}{W\sqrt{gh^3}}$$

$$\psi\left(\frac{Q}{W\sqrt{gh^3}}, \frac{B}{W}, \frac{h}{W}, Re\right) = 0$$

$$\frac{Q}{W\sqrt{gh^3}} = \psi\left(r = \frac{W}{B}, \frac{h}{W}, Re\right) \quad (۲)$$

در حالت استغرق علاوه بر پارامترهای ارائه شده در رابطه ۲ پارامترهای هیدرولیکی پایین دست مانند عمق پایاب (h_1) نیز به مجموعه پارامترهای مؤثر اضافه می‌شود. البته به جای h_1 که معرف عمق جریان بالادست بود h_s استفاده می‌شود:

$$\varphi(Q, B, W, h_s, h_1, g, \mu, \rho) = 0 \quad (۳)$$

جدول ۱. محدوده متغیرهای هندسی و هیدرولیکی داده‌های مورد استفاده در حالت جریان آزاد

محدوده	Q (m ³ /s)	Q (l/s)	h (m)	W (m)	B (m)
حداقل	۰/۰۰۱	۱/۴۴۴	۰/۰۲۴	۰/۰۵۱	۰/۲۵۰
حداکثر	۰/۱۰۲	۱۰۲/۳۲۵	۰/۲۹۶	۰/۸۴۶	۰/۹۷۳
متوسط	۰/۰۳۵	۳۵/۱۹۴	۰/۱۳۲	۰/۳۸۴	۰/۶۸۰
انحراف معیار	۰/۰۲۸	۲۷/۷۹۵	۰/۰۶۴	۰/۲۴۹	۰/۳۰۶

جدول ۲. محدوده متغیرهای هندسی و هیدرولیکی داده‌های مورد استفاده در حالت جریان مستغرق

محدوده	Q (m ³ /s)	hs (m)	ht (m)	h (m)	W (m)	B (m)
حداقل	۰/۰۰۷	۰/۰۵۵	۰/۰۵۲	۰/۰۵۴	۰/۱۵۸	۰/۴۶۳
حداکثر	۰/۱۰۷	۰/۳۹۲	۰/۳۹۰	۰/۲۸۳	۰/۸۴۶	۰/۹۷۳
متوسط	۰/۰۵۳	۰/۱۶۹	۰/۱۶۲	۰/۱۵۲	۰/۵۱۱	۰/۸۳۵
انحراف معیار	۰/۰۲۶	۰/۰۶۷	۰/۰۶۶	۰/۰۵۰	۰/۲۲۳	۰/۲۲۷

آورده شده است:

ضریب لاگرانژ به صورت $\alpha_i = \alpha_i - \alpha_i^*$ ارائه می‌شود. دقت پیش‌بینی بر اساس انتخاب سه پارامتر یعنی γ ، ε و C است که مقادیر آنها با استفاده از الگوریتم کرم شبتاب تعیین می‌شود.

مدل MARS

روش رگرسیون تطبیقی چندگانه اسپلاین یک روش رگرسیون غیرپارامتریک است که اولین بار توسط فریدمن (۱۹۹۱) (۱۲) و (۱۳) معرفی شد. این الگوریتم دارای توانایی بیان روابط غیرخطی و پیچیده بین ورودی‌ها و خروجی‌ها است. الگوریتم MARS با استفاده از استراتژی تقسیم و حل، ورودی‌ها در دوره آموزش را تقسیم‌بندی می‌کنند و برای هر قسمت یک رابطه رگرسیون پله‌ای تشکیل می‌دهد. همچنین الگوریتم در دو گام پیشرو و پس‌رو رابطه بین ورودی‌ها و خروجی‌ها را تخمین می‌زند. در فاز پیشرو، یک مدل با تعداد زیادی رابطه تشکیل شده و در فاز پس‌رو روابط اضافی حذف می‌شوند. فاز پس‌رو باعث افزایش دقت مدل و جلوگیری از بیش‌برازش می‌شود. در الگوریتم MARS مقادیر متغیر γ بر اساس ورودی x توسط رابطه ۶ محاسبه می‌شود.

$$\text{Minimize: } R_{\text{svm}}(\omega, \xi^*) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*)$$

Subject

$$d_i - \omega \varphi(x_i) + b_i \leq \varepsilon + \xi_i \quad (5)$$

$$\omega \varphi(x_i) + b_i - d_i \leq \varepsilon + \xi_i^*$$

$$\xi_i, \xi_i^* \geq 0, \quad i = 1, \dots, l,$$

که در آن $\left(\frac{1}{2}\right) \|\omega\|^2$ یک بردار نرمال است، ضریب منظم سازی است. ξ ضریب جریمه خطا است، b یک سوگیری است، ε تابع خطا است، x_i بردار ورودی است، i مقدار هدف است، تعداد عناصر موجود در مجموعه داده‌های آموزشی، φ (اکثر توابع شناخته شده هسته در ادامه آورده شده است):

$$\text{Linear ker nel: } K(x_i, x_j) = x_i^T x_j \quad \text{I}$$

$$\text{Polynomial ker nel: } K(x_i, x_j) = (x_i^T x_j + \gamma)^d, \quad \gamma > 0 \quad \text{II}$$

$$\text{RBF ker nel: } K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \quad \gamma > 0 \quad \text{III}$$

$$\text{Sigmoid ker nel: } K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j + r), \quad \gamma > 0 \quad \text{IV}$$

که در آن متغیرهای x_i و x_j ورودی، γ پارامتر منظم‌سازی است.

استراتژی و ارزیابی شبیه‌سازی

به‌منظور توسعه مدل‌های محاسبات نرم یاد شده، داده‌های جمع‌آوری شده برای هر دو حالت جریان آزاد و مستغرق به دو دسته آموزش و آزمایش تقسیم شد. داده‌های آموزش به‌منظور توسعه و کالیبراسیون مدل‌ها استفاده می‌شود و داده‌های آزمایش به‌منظور صحت‌سنجی استفاده شد. ۸۰ درصد داده‌های جمع‌آوری شده به آموزش و ۲۰ درصد باقی‌مانده برای صحت‌سنجی مدل‌ها اختصاص داده شد. داده‌ها به‌صورت تصادفی به هریک از گروه‌های آموزش و آزمایش اختصاص داده شد. در این تحقیق سعی شد که محدوده داده‌های آموزش و آزمایش به هم نزدیک باشند. به‌منظور ارزیابی مدل‌ها از شاخص‌های آماری شامل ضریب تبیین R^2 ، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و درصد میانگین خطا (MAPE) استفاده شد.

نتایج و بحث

در این قسمت نتایج حاصل از شبیه‌سازی و تخمین دبی در فلوم‌های SMBF تحت شرایط جریان آزاد و مستغرق با استفاده از مدل‌های محاسبات نرم شامل SVM، MARS و MLPNN ارائه می‌شود. در ابتدا توسعه و ارزیابی مدل‌های محاسبات نرم یاد شده در حالت جریان آزاد و سپس در حالت مستغرق بررسی می‌شود. همان‌طور که در قسمت آنالیز ابعادی ارائه شده است به‌منظور تخمین دبی جریان در حالت آزاد از دو پارامتر نسبت عمق جریان در بالادست به عرض گلوگاه و نسبت انقباض (عرض گلوگاه به عرض کانال) به‌عنوان ورودی مدل‌ها استفاده شد. ساختار مدل SVM توسعه داده شده در شکل ۳- الف نشان داده شده است. همان‌طور که در این شکل مشخص است دو تابع کرنل در ساختار آن وجود دارد. به‌منظور توسعه مدل SVM انواع توابع کرنل شامل چندجمله‌ای، شعاعی و خطی بررسی شد و بهترین عملکرد مربوط به تابع کرنل شعاعی مشخص شد. در پروسه آموزش مدل SVM مشخص شد که مقادیر گاما و سیگمای تابع کرنل شعاعی

$$y = \sum_{i=1}^n \beta_i BF_i(x) \quad (6)$$

که β_i ، BF_i و n به ترتیب توابع پایه i ام، وزن مربوط به تابع پایه i ام و تعداد توابع پایه هستند. همچنین مقدار توابع پایه از روابط زیر محاسبه می‌شود:

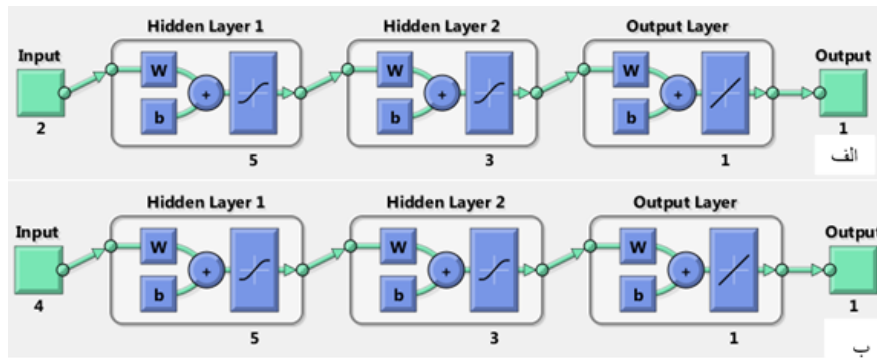
$$BF_i = \max(0, x - c_i) \quad (7)$$

$$BF_i = \max(0, c_i - x)$$

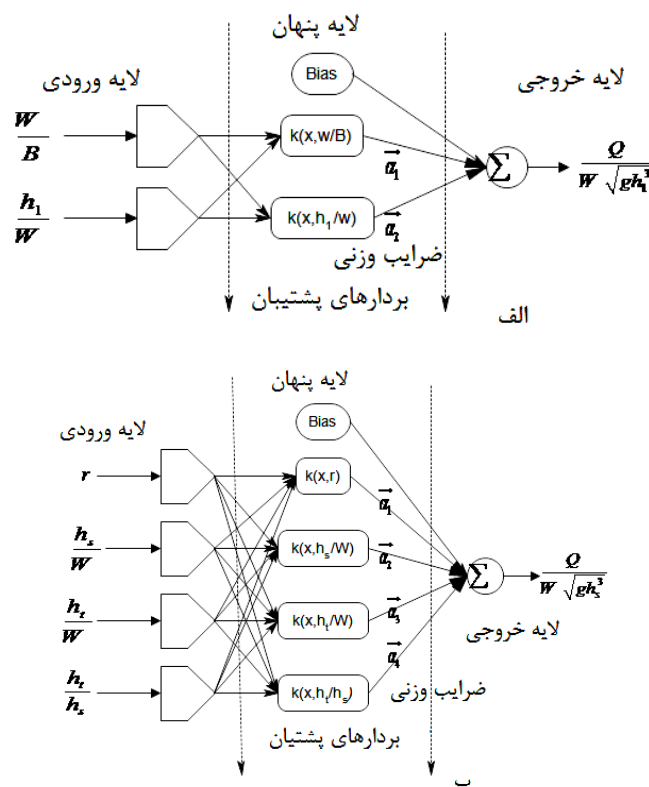
در این ضوابط c_i بیانگر گره تابع پایه i ام و یا knot است (۱۸).

شبکه عصبی مصنوعی چندلایه

شبکه عصبی یک مدل غیرخطی پیشرفته ریاضی است که می‌تواند رابطه بین ورودی‌ها و خروجی‌های یک سیستم پیچیده غیرخطی را شبیه‌سازی کند. در بسیاری از شبیه‌سازی‌ها که به حل معادلات پیچیده جهت یافتن ارتباط بین عوامل مؤثر بر سیستم منجر می‌شود، شبکه عصبی می‌تواند به‌عنوان یک گزینه جایگزین مناسب مطرح شود. یکی از پرکاربردترین انواع شبکه عصبی چندلایه است. شکل ۲ نمایی از یک مدل شبکه عصبی چندلایه را نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل مشاهده می‌شود، ورودی‌های مدل شبکه عصبی در ضرایبی (وزن) ضرب شده و سپس با یک مقدار ثابت جمع می‌شوند. سپس تابع انتقال روی حاصل آن جمع می‌شود. طراحی مدل شبکه عصبی چندلایه شامل چند مرحله است که عبارتند از: تعریف تعداد لایه‌های مدل شامل لایه ورودی، لایه(های) پنهان، لایه خروجی، تعداد نرون در هر لایه، تعریف تابع فعال انتقال و همچنین در نهایت انتخاب روش آموزش شبکه عصبی. منظور از آموزش شبکه عصبی، تعیین مقادیر وزن‌ها و ثابت‌هایی است که در هر ورودی ضرب و جمع می‌شوند. روش‌های مختلفی برای آموزش شبکه عصبی پیشنهاد شده است مانند روش‌های گرادیان کاهش، روش مارکوات لونبرگ و یا روش‌های متاهوریستیک که در این روش‌ها آموزش شبکه عصبی به‌عنوان یک مسئله بهینه‌سازی فرض شده و سپس برای حل این مسئله الگوریتم‌های بهینه‌سازی مدرن مانند الگوریتم ژنتیک، ازدحام پرندگان و غیره، مورد استفاده قرار می‌گیرد (۱۳، ۱۵ و ۱۸).



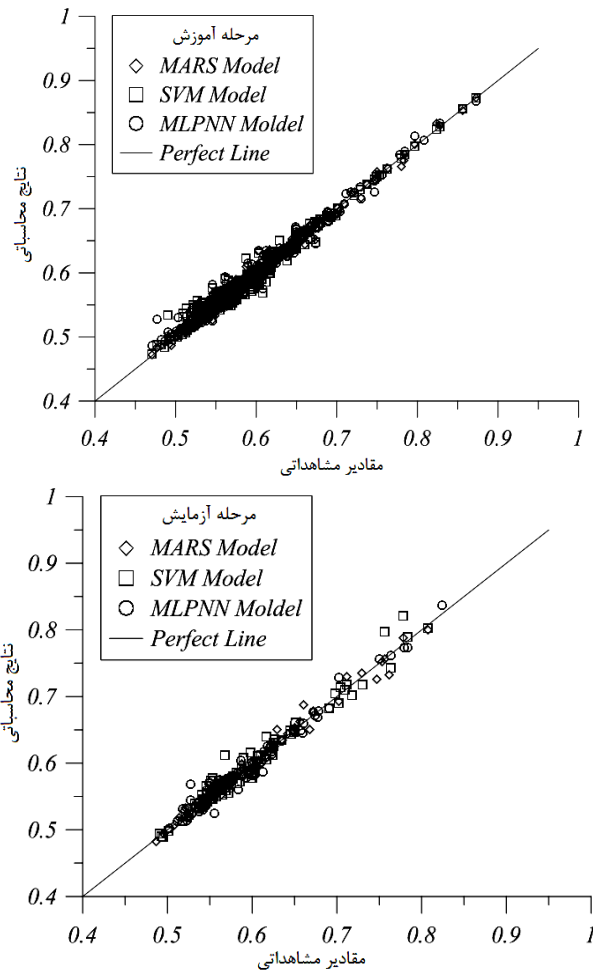
شکل ۲. مدل MLPNN توسعه داده شده برای تخمین دبی جریان تحت شرایط: الف) آزاد و ب) مستغرق



شکل ۳. مدل SVM توسعه داده شده برای تخمین دبی جریان تحت شرایط: الف) آزاد و ب) مستغرق

مرحله آزمایش دارای خاصیت بیش پیش‌بینی و یا کم پیش‌بینی خاصی نیست. در ادامه یا استفاده از داده‌های اختصاص داده شده به دو دسته آموزش و آزمایش مدل‌ها مدل MLPNN توسعه داده شد. توسعه و طراحی ساختار مدل MLPNN در یک فرایند سعی و خطا انجام می‌شود البته که استفاده از توصیه‌های سایر پژوهشگران تعداد عملیات سعی و خطا رو به‌طور چشمگیری کاهش خواهد داد. در پژوهش حاضر از رهیافت

به‌ترتیب عبارتند از $\gamma=1984.532$ و $\sigma=0.162$ است. عملکرد مدل SVM در مراحل مختلف توسعه آموزش و آزمایش در شکل ۴ نشان داده شده است. شاخص‌های آماری مدل SVM در مرحله آموزش عبارت از $RMSE=0.010$, $MAPE=1.17\%$, $R^2=0.974$ و در مرحله آزمایش عبارت از $MAPE=138\%$, $RMSE=0.012$, $R^2=0.971$ است. بررسی شکل ۴ نشان می‌دهد که مدل SVM توسعه داده شده چه در مرحله آموزش و چه در



شکل ۴. عملکرد مدل‌های توسعه داده شده برای تخمین دبی جریان تحت شرایط آزاد

آزاد بررسی می‌شود. بدین منظور از همان داده‌هایی که در توسعه مدل‌های SVM و MLPNN استفاده شد برای توسعه مدل MARS نیز استفاده شد. فرمول ریاضی مستخرج از الگوریتم MARS در رابطه ۱۴ ارائه شده است. فرم گسترده توابع پایه و ضرایب مربوط به هریک از توابع پایه در جدول ۳ آورده شده است. همان‌طور که از بررسی این جدول برمی‌آید اولین تقسیم‌بندی فضای مسئله با استفاده از پارامتر h_1/W انجام شده است. این بدان معنی است که تأثیر این پارامتر بیشتر از پارامتر W/B است. عملکرد مدل MARS توسعه داده شده در مراحل مختلف آموزش و آزمایش در شکل ۴ نشان داده شده است. شاخص‌های آماری مدل MARS توسعه داده شده در مرحله آموزش عبارتند از

حقی‌آبی و همکاران (۱۱) استفاده شد. ساختار مدل MLPNN توسعه داده شده برای تخمین دبی جریان در فلوام SMBF در شکل ۲-الف نشان داده شده است. همان‌طور که در این شکل مشخص است، مدل توسعه داده دارای دو لایه پنهان است که در لایه پنهان اول پنج و در لایه پنهان دوم سه نرون با تابع فعال‌سازی تانژانت هایپربولیک قرار دارد. عملکرد مدل توسعه داده شده در مراحل مختلف توسعه در شکل ۴ نشان داده شده است. شاخص‌های آماری مدل توسعه داده شده در مرحله آموزش عبارت از $R^2=0.976$, $RMSE=0.010$, $MAPE=1.25\%$ و در مرحله آزمایش عبارت از $R^2=0.973$, $RMSE=0.011$, $MAPE=1.304\%$ است. حال، نتایج توسعه و ارزیابی مدل MARS برای تخمین دبی در این سازه تحت شرایط جریان

جدول ۳. توابع پایه و ضرایب مربوطه مدل مستخرج از الگوریتم MARS برای تخمین دبی تحت شرایط آزاد

توابع پایه	β_i ضرایب توابع
BF1 = max(0, $h_1/W - 0.586$)	0.893
BF2 = max(0, $W/B - 0.3$)	
BF3 = max(0, $0.586 - h_1/W$) * max(0, $0.686 - W/B$)	
BF4 = BF2 * max(0, $h_1/W - 0.125$)	
BF5 = BF2 * max(0, $0.125 - h_1/W$)	
BF6 = max(0, $W/B - 0.4$)	
BF7 = max(0, $0.586 - h_1/W$) * max(0, $W/B - 0.570$)	
BF8 = BF6 * max(0, $h_1/W - 0.264$)	
BF9 = BF6 * max(0, $0.264 - h_1/W$)	
BF10 = max(0, $0.586 - h_1/W$) * max(0, $W/B - 0.6$)	
BF11 = max(0, $0.726 - W/B$)	
BF12 = max(0, $0.586 - h_1/W$) * max(0, $0.561 - W/B$)	
BF13 = max(0, $h_1/W - 0.0987$)	
BF14 = BF13 * max(0, $0.6 - W/B$)	
BF15 = max(0, $W/B - 0.726$) * max(0, $h_1/W - 0.155$)	
BF16 = max(0, $W/B - 0.726$) * max(0, $0.155 - h_1/W$)	
BF17 = max(0, $W/B - 0.686$)	
BF18 = max(0, $h_1/W - 1.277$)	
BF19 = max(0, $1.277 - h_1/W$)	
BF20 = max(0, $W/B - 0.48$)	
BF21 = max(0, $W/B - 0.26$)	
BF22 = max(0, $W/B - 0.342$)	
BF23 = max(0, $0.342 - W/B$) * max(0, $h_1/W - 0.545$)	
BF24 = max(0, $0.342 - W/B$) * max(0, $0.545 - h_1/W$)	
BF25 = BF21 * max(0, $h_1/W - 0.152$)	
BF26 = BF21 * max(0, $0.152 - h_1/W$)	
BF27 = max(0, $0.48 - W/B$) * max(0, $h_1/W - 0.325$)	
BF28 = max(0, $0.48 - W/B$) * max(0, $0.325 - h_1/W$)	
BF29 = BF19 * max(0, $0.466 - W/B$)	

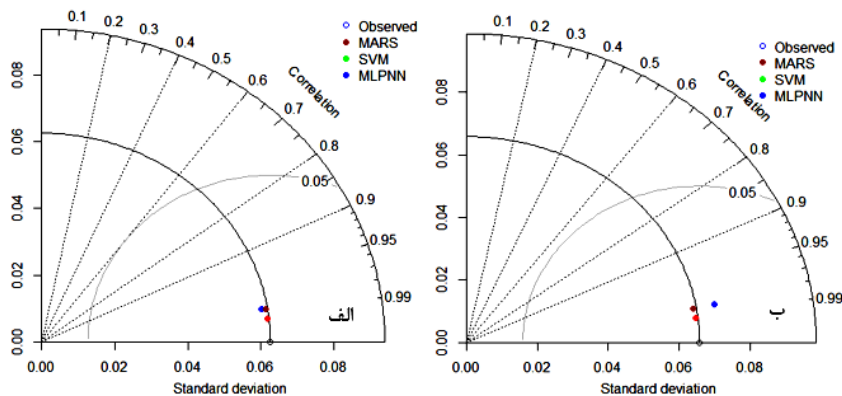
شبیه‌سازی و تخمین دبی جریان در حالت مستغرق

در این قسمت نتایج حاصل از توسعه مدل‌های محاسبات نرم یاد شده برای حالت استغرق بررسی می‌شود. بدین منظور از پارامترهای نسبت انقباض (r)، نسبت عمق بالادست به عرض گلوگاه (h_s/W)، نسبت عمق پایاب به عرض گلوگاه (h_t/h_s) و نسبت عمق پایاب به عمق بالادست (h_t/h_s) به‌عنوان ورودی و از فرم بی‌بعد دبی $\frac{Q}{W\sqrt{gh_s^3}}$ به‌عنوان خروجی استفاده شد. تعداد داده‌های جمع‌آوری شده به‌منظور تخمین دبی جریان عبوری از این فلوم ۱۷۰ عدد بوده که همانند رهیافت توسعه مدل‌های محاسبات نرم برای تخمین دبی در شرایط آزاد آنها به دو دسته آموزش با سهم ۸۰ درصدی و آزمایش با سهم ۲۰ درصد تقسیم شدند. اختصاص داده‌ها همانند شبیه‌سازی قبل به هر یک از این دو دسته به‌صورت تصادفی

و در مرحله آزمایش $R^2=0.988$, $RMSE=0.007$, $MAPE=0.89\%$ نیز عبارت از $R^2=0.985$, $RMSE=0.008$, $MAPE=0.87\%$ است. بررسی شکل ۴ نشان می‌دهد که مدل AMRS توسعه داده شده بر محدوده داده‌های دبی دارای خاصیت بیش یا کم پیش‌بینی مشهودی نیست.

$$\frac{Q}{B_c \sqrt{gy_1^3}} = 1.151 + \sum_{i=1}^{29} \beta_i BF_i \quad (8)$$

برای بررسی و مقایسه عملکرد مدل‌های توسعه با یکدیگر از دیاگرام تیلور استفاده شد. نتایج این گراف برای هر دو مرحله آموزش و آزمایش ترسیم و در شکل ۵ نشان داده شده است. بررسی این شکل نشان می‌دهد که در مرحله آموزش عملکرد همه مدل‌ها خوب و نزدیک به هم است اما در مرحله آزمایش مدل MLPNN به‌صورت جزئی کاهش دقت دارد. در هر دو مرحله آموزش و آزمایش، عملکرد مدل‌های MARS و SVM نزدیک به هم هستند.

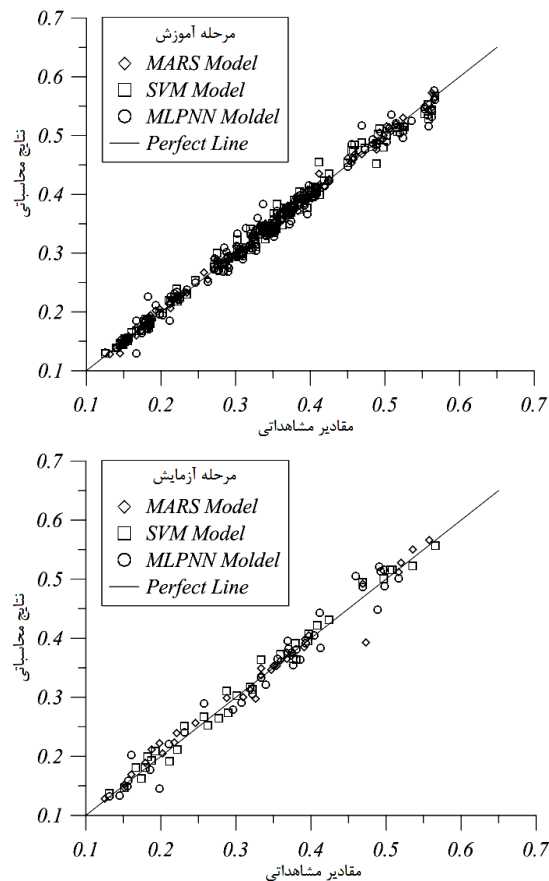


شکل ۵. دیاگرام تیلور در مراحل: الف) آموزش و ب) آزمایش مدل‌های MARS، SVM و MLPNN تحت شرایط آزاد

انجام شد. در ابتدا به توسعه مدل SVM برای تخمین دبی در شرایط مستغرق پرداخته شد. مدل SVM توسعه داده شده در شکل ۳- ب نشان داده شده است. همان‌طور که مشخص است این مدل چهار تابع کرنل دارد. به منظور مقایسه عملکرد مدل با شرایط آزاد همان تابع کرنل شعاعی انتخاب می‌شود. نتایج مدل توسعه داده شده در مراحل آموزش و آزمایش در شکل ۶ نشان داده شده است. شاخص‌های آماری مدل توسعه SVM توسعه داده شده در مراحل آموزش عبارت از: $R^2 = 0.990$, $RMSE = 0.011$, $MAPE = 2.38\%$ و آزمایش عبارت $R^2 = 0.988$, $RMSE = 0.014$, $MAPE = 4.20\%$ از است. در پروسه آموزش مدل SVM مشخص شد که مقادیر گاما و سیگمای تابع کرنل شعاعی به ترتیب عبارتند از $\sigma = 2.94$ و $\gamma = 8706.73$ است. در ادامه به توسعه مدل MLPNN برای تخمین دبی جریان در شرایط مستغرق پرداخته شد. همانند شبیه‌سازی SVM سعی شد که از ساختار مدل توسعه داده شده قبل (شکل ۲- ب) استفاده شود. ساختار همانند مدل MLPNN قبلی است حال آنکه تعداد ورودی‌ها برابر با چهار شده است. عملکرد مدل در مراحل آموزش و آزمایش در شکل ۶ نشان داده شده است. شاخص‌های آماری مدل توسعه MLPNN توسعه داده شده در مراحل آموزش عبارت از $R^2 = 0.996$, $RMSE = 0.007$, $MAPE = 1.86\%$ و در مرحله آزمایش نیز عبارت از $R^2 = 0.978$, $RMSE = 0.018$, $MAPE = 3.6\%$ است. همان‌طور که قبلاً گفته شد توسعه مدل MARS شامل دو مرحله رشد و هرس است. در مرحله رشد به مدل اجازه توسعه توابع پایه تا ۳۰ عدد داده شده بود که در مرحله هرس ۹ عدد از آنها حذف شدند. اینکه ساختار مدل MARS نسبت به مدل قبلی (شبیه‌سازی و تخمین دبی جریان در شرایط جریان آزاد) کوچک‌تر شده است این است که اطلاعات بیشتری از مسئله مورد بررسی در اختیار مدل گذاشته شده است. در شبیه‌سازی و تخمین دبی جریان در شرایط جریان آزاد فقط دو اطلاعات از عمق نسبی جریان (نسبت عمق بالادست به عرض گلوگاه) و نسبت انقباض در اختیار مدل قرار گرفته است حال آنکه در شرایط جریان مستغرق علاوه بر اینها اطلاعاتی از قبل نسبت عمق بالادست به عمق پایاب و همچنین نسبت عمق پایاب به

در ادامه مدل عملکرد مدل MARS برای تخمین دبی جریان در شرایط استغراق بررسی شد. مدل ریاضی حاصل از الگوریتم MARS در رابطه ۱۵ و فرم گسترده توابع پایه و ضرایب مربوطه در جدول ۴ ارائه شده است. عملکرد مدل MARS در مراحل مختلف آموزش و آزمایش در شکل ۶ نشان داده شده است. شاخص‌های آماری مدل توسعه SVM توسعه داده شده در مراحل آموزش عبارت از: $R^2 = 0.990$, $RMSE = 0.011$, $MAPE = 2.38\%$ و آزمایش عبارت $R^2 = 0.988$, $RMSE = 0.014$, $MAPE = 4.20\%$ از است. در پروسه آموزش مدل SVM مشخص شد که مقادیر گاما و سیگمای تابع کرنل شعاعی به ترتیب عبارتند از $\sigma = 2.94$ و $\gamma = 8706.73$ است. در ادامه به توسعه مدل MLPNN برای تخمین دبی جریان در شرایط مستغرق پرداخته شد. همانند شبیه‌سازی SVM سعی شد که از ساختار مدل توسعه داده شده قبل (شکل ۲- ب) استفاده شود. ساختار همانند مدل MLPNN قبلی است حال آنکه تعداد ورودی‌ها برابر با چهار شده است. عملکرد مدل در مراحل آموزش و آزمایش در شکل ۶ نشان داده شده است.

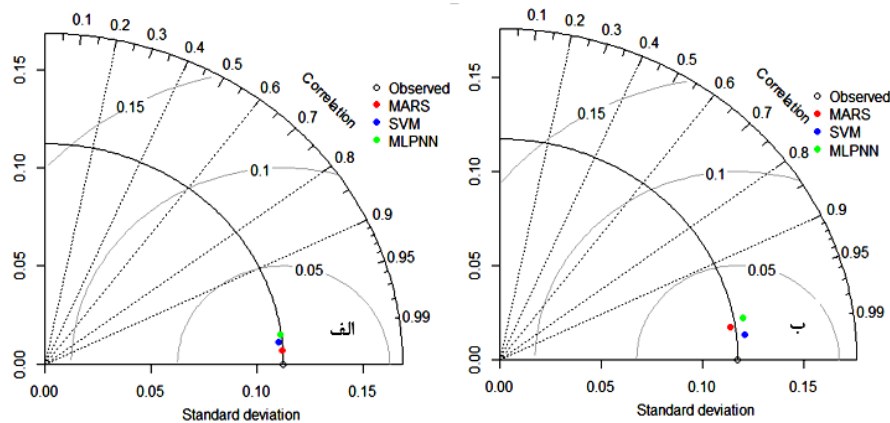
شاخص‌های آماری مدل توسعه MLPNN توسعه داده شده در مراحل آموزش عبارت از $R^2 = 0.982$, $RMSE = 0.015$, $MAPE = 3.2\%$ و آزمایش عبارت



شکل ۶. عملکرد مدل‌های توسعه داده شده برای تخمین دبی جریان تحت شرایط مستغرق

جدول ۴. توابع پایه و ضرایب مربوطه مدل مستخرج از الگوریتم MARS برای تخمین دبی تحت شرایط مستغرق

توابع پایه	ضرایب توابع β_i
$BF1 = \max(0, W/B - 0.686) * \max(0, hs/W - 0.322)$	9.059
$BF2 = \max(0, 0.949 - ht/hs) * \max(0, 0.570 - W/B)$	-62.512
$BF3 = \max(0, ht/W - 0.107)$	-5.728
$BF4 = \max(0, 0.107 - ht/W)$	11.639
$BF5 = \max(0, 0.9494 - ht/hs) * \max(0, 0.5612 - W/B)$	62.057
$BF6 = \max(0, W/B - 0.342)$	0.508
$BF7 = \max(0, 0.342 - W/B)$	-25.243
$BF8 = \max(0, W/B - 0.466)$	-4.640
$BF9 = BF8 * \max(0, 0.957 - ht/hs)$	-1.651
$BF10 = BF3 * \max(0, 0.153 - hs/W)$	-117.958
$BF11 = BF8 * \max(0, hs/W - 0.153)$	9.637
$BF12 = BF8 * \max(0, ht/W - 0.606)$	-9.029
$BF13 = BF8 * \max(0, 0.606 - ht/W)$	10.351
$BF14 = \max(0, hs/W - 0.195) * \max(0, 0.489 - ht/W)$	0.528
$BF15 = \max(0, hs/W - 0.128)$	5.586
$BF16 = \max(0, 0.128 - hs/W)$	-13.470
$BF17 = \max(0, W/B - 0.726) * \max(0, hs/W - 0.114)$	7.312
$BF18 = \max(0, W/B - 0.726) * \max(0, 0.114 - hs/W)$	-20.746
$BF19 = \max(0, ht/hs - 0.993) * \max(0, W/B - 0.686)$	-83.573
$BF20 = BF3 * \max(0, ht/hs - 0.973)$	3.223
$BF21 = BF15 * \max(0, 0.982 - ht/hs)$	-4.742



شکل ۷. دیاگرام تیلور در مراحل: الف) آموزش و ب) آزمایش مدل‌های MARS، SVM و MLPNN تحت شرایط مستغرق

عرض گلوگاه در فرایند توسعه مدل استفاده شده است:

$$\frac{Q}{W\sqrt{gh_s^3}} = 0.273 + \sum_{i=1}^{21} \beta_i BF_i \quad (9)$$

در ادامه برای مقایسه عملکرد مدل‌های محاسبات نرم توسعه داده شده با یکدیگر از دیاگرام تیلور استفاده شد. نتایج تهیه این دیاگرام برای نتایج همه مدل‌های در مراحل آموزش و آزمایش به‌ترتیب در شکل (الف و ب) نشان داده شده است. همان‌طور که از بررسی این شکل مشخص است در مرحله آموزش تفاوت زیادی بین عملکرد مدل‌های توسعه داده شده دیده نمی‌شود اما در مرحله آزمایش، نتیجه مدل MARS به‌صورت جزئی بهتر از دو مدل دیگر است.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش به توسعه مدل‌های محاسبات نرم شامل MARS، SVM و MLPNN برای شبیه‌سازی و تخمین دبی جریان در فلولم‌های مستطیلی حاوی نیم استوانه‌های جانبی در شرایط جریان آزاد و مستغرق پرداخته شد. بدین منظور ابتدا مسئله با استفاده از روش آنالیز ابعادی در هر دو شرایط جریان آزاد و مستغرق تجزیه و تحلیل شده و پارامترهای بی‌بعد دخیل استخراج شدند. در ادامه با توجه به پارامترهای دخیل، داده‌های منتشر شده در مقالات مختلف چاپ شده در نشریات معتبر جمع‌آوری شد. برای حالت جریان آزاد از اطلاعات مربوط به

۴۵۰ آزمایش و برای شرایط جریان مستغرق از اطلاعات مربوط به ۱۷۰ آزمایش استفاده شد. داده‌ها به دو دسته آموزش با سهم ۸۰ درصدی از کل داده‌ها و آزمایش با سهم ۲۰ درصدی تقسیم شدند. از داده‌های آموزش به‌منظور کالیبراسیون و از داده‌های آزمایش به‌منظور صحت‌سنجی مدل‌های نامبرده شده استفاده شد. ساختار مدل MLPNN با دولاویه پنهان که در لایه پنهان اول پنج و در لایه پنهان دوم سه نرون با تابع فعال‌سازی تانژانت سیگموئید طراحی شد. در ساختار مدل SVM برای حالت جریان آزاد دو تابع کرنل شعاعی در نظر گرفته شد که در ادامه برای حالت جریان مستغرق و با افزایش اطلاعات ورودی به چهار تابع کرنل شعاعی افزایش یافت. در توسعه مدل MARS در مرحله رشد و توسعه به مدل تا افزایش توابع پایه تا ۳۰ عدد اجازه داده شد که برای حالت جریان آزاد و در مرحله هرس یک عدد و در حالت جریان مستغرق نه عدد از آنها هرس شد. شاخص‌های آماری خطای عملکرد همه مدل‌های توسعه داده شده در هر دو مرحله آموزش و آزمایش مناسب ارزیابی شد. به‌منظور بررسی مقایسه عملکرد مدل‌های توسعه داده شده علاوه بر شاخص‌های آماری خطا، دیاگرام تیلور نیز ترسیم شد که بررسی این دیاگرام نشان می‌دهد که در مرحله آموزش در هر دو حالت جریان آزاد و مستغرق عملکرد مدل‌ها نزدیک به یکدیگر است اما در مرحله آزمایش دقت مدل‌های SVM و MLPNN نسبت به مدل MARS کاهش جزئی دارند.

منابع مورد استفاده

1. Akan, A.O. and S. S. Iyer. 2021. Open Channel Hydraulics. Elsevier Science.
2. Aminpour, Y., A. R. Vatankhah and J. Farhoudi. 2020. Experimental modeling of flumes with two semi-cylinder contractions (free and submerged flows). *Flow Measurement and Instrumentation* 76: 101844.
3. Araghinejad, S. 2013. Data-Driven Modeling: Using MATLAB® in Water Resources and Environmental Engineering. Springer Netherlands.
4. Azamathulla, H. M. and M. A. Mohd. Yusoff. 2013. Soft computing for prediction of river pipeline scour depth. *Neural Computing and Applications* 23(7): 2465-2469.
5. Baiamonte, G. and V. Ferro. 2007. Simple flume for flow measurement in sloping open channel. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 133(1): 71-78.
6. Bos, M. G. 1967. Discharge Measurement Structures. Ilri.
7. Clemmens, A. J., T. L. Wahl, M. G. Bos and J. A. Replogle. 2001. Water measurement with flumes and weirs. International Institute for Land Reclamation and Improvement/ILRI.
8. Daneshfaraz, R., E. Aminvash, and A. Najibi. 2022. Experimental study of hysteretic behavior of supercritical regime on hydraulic parameters of flow against gabion contraction. *Iranian Journal of Soil and Water Research* 2022. inpress.
9. Daneshfaraz, R., E. Aminvash and H. Abbaszadeh. 2021. Numerical simulation of energy dissipation in crescent-shaped contraction of the flow path. *Iranian Journal of Soil and Water Research* 52(5): 1299-1314.
10. Daneshfaraz, R., E. Aminvash, R. Mirzaee and J. Abraham. 2021. Predicting the energy dissipation of a rough sudden expansion rectangular stilling basins using the SVM algorithm. *Journal of Applied Research in Water and Wastewater* 8(2): 98-106.
11. Daneshfaraz, R., E. Aminvash, A. Ghaderi, J. Abraham and M. Bagherzadeh. 2021. SVM Performance for predicting the effect of horizontal screen diameters on the hydraulic parameters of a vertical drop. *Applied Sciences* 11(9): 1-16.
12. Friedman, J. H. 1991. Multivariate adaptive regression splines. *The Annals of Statistics* 1-67.
13. 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.
14. Ghasemzadeh, f., and S. Kouchakzadeh. 2014. Design of flat invert trapezoidal flow measurement flume. *Iranian Water Researches Journal* 8(2): 1-10. (In Farsi).
15. Norouzi, R., P. Sihag, R. Daneshfaraz, J. Abraham and V. Hasannia. 2021. Predicting relative energy dissipation for vertical drops equipped with a horizontal screen using soft computing techniques. *Water Supply* 21(8): 4493-4513.
16. Norouzi, R., P. Sihag, R. Daneshfaraz, J. Abraham and V. Hasannia. 2021. Predicting relative energy dissipation for vertical drops equipped with a horizontal screen using soft computing techniques. *Water Supply* 21(8): 4493-4513.
17. Parsaie, A. and A. Haghiabi. 2021. Hydraulic investigation of finite crested stepped spillways. *Water Supply* 21(5): 2437-2443.
18. Parsaie, A. and A. H. Haghiabi. 2017. Mathematical expression of discharge capacity of compound open channels using MARS technique. *Journal of Earth System Science* 126(2): 20.
19. Parsaie, A. and A. H. Haghiabi. 2019. The hydraulic investigation of circular crested stepped spillway. *Flow Measurement and Instrumentation* 70: 101624.
20. Parsaie, A., A. H. Haghiabi, M. Saneie and H. Torabi. 2017. Prediction of discharge coefficient of cylindrical weir-gate using adaptive neuro fuzzy inference systems (ANFIS). *Frontiers of Structural and Civil Engineering* 11(1): 111-122.
21. Saki, M. J., N. Taleb Beydokhti, N. Vaseli and S. Zand Parsa. 2016. Performance of long throated flume and modification of broad crested weir to improve the measurement accuracy. *Journal of Hydraulics* 11(2): 33-42.
22. Samani, Z. 2017. Three simple flumes for flow measurement in open channels. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 143(6): 04017010.
23. Tayfur, G. 2014. Soft Computing in Water Resources Engineering: Artificial Neural Networks, Fuzzy Logic and Genetic Algorithms. WIT Press.
24. Valizadegan, E. and S. Abbasi. 2021. Flow measurement in trapezoidal canals using prismatic piers. *Irrigation and Drainage Structures Engineering Research* 21 (81): 47-66. doi:10.22092/idser.2021.352399.1444.
25. Vatankhah, A. R. and A. Mahdavi. 2012. Simplified procedure for design of long-throated flumes and weirs. *Flow Measurement and Instrumentation* 26: 79-84.
26. Vatankhah, A. R. and M. Mohammadi. 2020. Stage-discharge equation for simple flumes with semi-cylinder contractions. *SN Applied Sciences* 2(3): 1-13.

Modeling and Estimating Flow Rate in SMBF Flumes using Soft Computation Models

B. Shahinejad^{1*}, A. Parsaei², H. Yonesi¹, Z. Shamsi¹ and A. Arshia¹

(Received: February 7-2022; Accepted: May 14-2022)

Abstract

In the present study, the flow rate in flumes containing lateral semi-cylinders (SMBF) was simulated and estimated under free and submerged conditions using back vector machine models (SVM), spin multivariate adaptive regression (MARS), and multilayer artificial neural network (MLPNN) model. In free flow mode, the dimensionless parameters extracted from the dimensional analysis include the ratio of upstream flow to throat width and contraction ratio (throat width to channel width), and in the submerged state, in addition to these two parameters, the depth-to-throat width, and bottom-depth parameters upstream depth were used as input and the two-dimensional form of flow rate was used as the output of the models. The results showed that in free flow mode in the validation stage, the MARS model with statistical indices of $R^2 = 0.985$, $RMSE = 0.008$, $MAPE = 0.87\%$, and the SVM model with statistical indices of $R^2 = 0.971$, $RMSE = 0.0012$, $MAPE = 1.376\%$, and MLPNN model with statistical indices of $R^2 = 0.973$, $RMSE = 0.011$, $MAPE = 1.304\%$ have modeled and predicted the flow rate. In the submerged state, the statistical indices of the developed MARS model were $R^2 = 0.978$, $RMSE = 0.018$, $MAPE = 3.6\%$, and the statistical indices of the SVM model were $R^2 = 0.988$, $RMSE = 0.014$, $MAPE = 4\%$, and the statistical indicators of the MLPNN model were $R^2 = 0.966$, $RMSE = 0.022$, and $MAPE = 5.7\%$. In the development of SVM and MLPNN models, radial kernel and hyperbolic tangent functions were used, respectively.

Keywords: Artificial neural network, SMBF flumes, Water transfer channel, Support vector machine, Side half cylinders

1. Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture and Natural Resources, Lorestan University, Khorramabad, Iran.

2. Department of Water Structures Engineering, Faculty of Water Engineering and Environment, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran.

*: Corresponding author, Email: shahinejad.b@lu.ac.ir