

مقایسه کارایی هیدرولیکی سرریزهای غیرخطی قوسی در پلان با استفاده از شبکه‌های عصبی GEP و SVM

مهدی ماجدی اصل^{۱*}، توحید امیدپور علویان^۲، مهدی کوهدرق^۳ و وحید شمسی^۲

(تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۱۰/۲۷؛ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۳/۲۰)

چکیده

سرریزهای غیرخطی ضمن دارا بودن مزیت‌های اقتصادی، قابلیت عبوردهی بیشتری را نسبت به سرریزهای خطی دارند. این سرریزها با افزایش طول تاج در یک عرض مشخص، در مقایسه با سرریزهای خطی راندمان دبی بیشتر با ارتفاع آزاد کمتر را در بالادست دارند. الگوریتم‌های هوشمند به دلیل توانایی زیاد در کشف رابطه‌های دقیق پیچیده مخفی بین پارامترهای مستقل مؤثر و پارامتر وابسته و همچنین صرفه‌جویی مالی و زمانی، جایگاه بسیار ارزشمندی بین پژوهشگران پیدا کرده‌اند. در این پژوهش عملکرد الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان (SVM) و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) در پیش‌بینی ضریب دبی سرریزهای غیرخطی قوسی به کمک ۲۴۳ سری داده آزمایشگاهی برای سناریو اول و ۲۴۷ سری داده آزمایشگاهی برای سناریو دوم بررسی شده است. پارامترهای هندسی و هیدرولیکی استفاده شده شامل بار آبی (H_T)، ارتفاع سرریز (P)، نسبت بار آبی کل ($\frac{H_T}{P}$)، زاویه سیکل قوسی (Θ)، زاویه دیواره سیکل (α) و ضریب دبی (Cd) است. نتایج هوش مصنوعی نشان داد که ترکیب پارامترهای (Θ)، α و ($\frac{H_T}{P}$) و Cd به ترتیب در الگوریتم‌های GEP و SVM در مرحله آموزش مربوط به سناریو اول (سرریز کنگره‌ای با زاویه دیواره سیکل ۶ درجه) به ترتیب برابر است با ($R^2=0/9811$)، ($RMSE=0/02120$)، ($DC=0/9807$) و ($R^2=0/9896$)، ($RMSE=0/0189$)، ($DC=0/9871$)، در سناریو دوم (سرریز کنگره‌ای با زاویه دیواره سیکل ۱۲ درجه) به ترتیب برابر است با ($R^2=0/9770$)، ($RMSE=0/0193$)، ($DC=0/9768$) و ($R^2=0/9908$)، ($RMSE=0/0128$)، ($DC=0/9905$)، که در مقایسه با دیگر ترکیب‌ها منجر به بهینه‌ترین خروجی شده است که نشان‌دهنده دقت بسیار مطلوب هر دو الگوریتم در پیش‌بینی ضریب دبی سرریز غیرخطی قوسی است. نتایج آنالیز حساسیت نشان داد که پارامتر مؤثر در تعیین ضریب دبی سرریز غیرخطی قوسی در GEP و هم در SVM پارامتر نسبت بار آبی کل ($\frac{H_T}{P}$) است. مقایسه نتایج این پژوهش با سایر پژوهشگران نشان می‌دهد که شاخصه‌های ارزیابی برای الگوریتم‌های GEP و SVM پژوهش حاضر نسبت به سایر پژوهشگران برآورد بهتری دارند.

واژه‌های کلیدی: شبکه‌های عصبی، سرریز غیرخطی، ضریب دبی، ماشین بردار پشتیبان، برنامه‌ریزی بیان ژن

۱. گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه مراغه، آذربایجان شرقی، ایران.

۲. گروه مهندسی عمران - آب و سازه‌های هیدرولیکی، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه مراغه، آذربایجان شرقی، ایران.

۳. گروه عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد ملکان، آذربایجان شرقی، ایران.

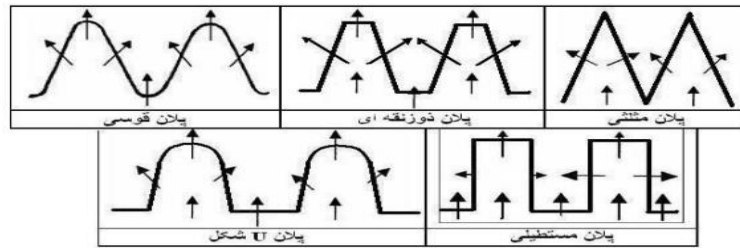
*: مسئول مکاتبات: پست الکترونیکی: mehdi.majedi@gmail.com

مقدمه

مدیریت و انتقال آب یکی از مباحث مهم در طول توسعه تمدن بشر است. برای پاسخ‌گویی به نیازها، سازه‌های هیدرولیکی متنوعی طراحی و ساخته شده است. یکی از سازه‌های متداول در بسیاری از سدها و کانال‌های انتقال آب، سرریزها هستند که به منظور تخلیه، اندازه‌گیری و کنترل سطح آب استفاده می‌شود. بیشینه باران و سیلاب محتمل محاسبه شده در سال‌های پیشین برای بیشتر سرریزهای موجود کم بوده و نیاز به اصلاح دارند. از آنجا که حجم جریان عبوری از سرریز، تابع طول و شکل تاج سرریز است، بنابراین تاکنون پژوهش‌های زیادی در خصوص تأثیر پارامترهای هیدرولیکی و هندسی بر ضریب تخلیه جریان و مقدار دبی عبوری از روی سرریزها انجام شده است. یکی از راهکارهای مؤثر بر افزایش طول سرریز جریان در یک عرض معین، استفاده از سرریزها با پلان غیرخطی نظیر مثلثی، دوزنقه‌ای، دایره‌ای، سهمی شکل و غیره است که به آنها سرریزهای چندوجهی، کنگره‌ای و یا زیگزاگی گفته شده و معمولاً به صورت یک سیکل یا چند سیکل ساخته می‌شوند. به وجود آمدن سرریزهای کنگره‌ای در سال‌های اخیر باعث بهبود آنها توسط جایگزین کردن سرریزهای غیرخطی کنگره‌ای با سرریزهای خطی شده است، افزایش یافتن طول کل این سرریزها داخل یک کانال با عرض محدود از ویژگی‌های سرریزهای کنگره‌ای است. سرریزهای کنگره‌ای قوسی بیشترین میزان کارایی خود را در مخزن سدها نشان می‌دهند. سرریزهای کنگره‌ای قوسی با توجه به عملکرد هیدرولیکی و تنوع هندسی، در جهت جریان‌های کانال، رودخانه، دریاچه، مخازن به صورت سازه‌های کنترل بار آب، استهلاک انرژی، هوادهی جریان و اندازه‌گیری جریان ساخته می‌شوند. یک سرریز کنگره‌ای یک سرریز خطی چین‌خورده در پلان است. افزایش طول تاج در یک عرض محدود کانال برای سرریزهای کنگره‌ای امکان‌پذیر و قابل طراحی است. یک سرریز کنگره‌ای می‌تواند دبی بیشتری را در بار آبی به نسبت کم در مقایسه با سرریزهای خطی با عرض یکسان کانال، از خود عبور دهد. یک سرریز کنگره‌ای طول تاج

توسعه یافته بیشتری از عرض کانال نسبت به سرریزهای خطی جانمایی شده در همان کانال دارد. به بیان دیگر برای دبی در نظر گرفته شده، بار آبی برای سرریز کنگره‌ای کمتر از سرریز خطی است، شرایط اخیر هنگامی که بیشترین ارتفاع جریان محدود شده باشد، پرکاربرد است. راندمان هوادهی سرریزهای کنگره‌ای بهتر از سرریز خطی با طول معادل بوده و این افزایش راندمان در کم کردن ارتفاعات سقوط ریزش و دبی‌های بیشتر، مؤثر است. شکل ۱، پلان سرریزهای کنگره‌ای مختلف را نشان می‌دهد.

هیدرولیک سرریزهای کنگره‌ای برای اولین بار توسط جتیلینی استفاده شد (۱۳). تیلور (۳۵) عملکرد سرریزهای کنگره‌ای مثلثی، دوزنقه‌ای و مستطیلی با تاج لبه تیز و تعداد سیکل متفاوت را مطالعه کرد نتایج نشان داد که راندمان سرریز کنگره‌ای در ارتفاع‌های کم آب بالادست، بهتر است و دبی بیشتری نسبت به سرریزهای خطی عبور می‌دهد. همچنین هی و تیلور (۱۶) اولین افرادی بودند که جامع‌ترین مطالعه را روی سرریزهای کنگره‌ای مثلثی و دوزنقه‌ای (با شکل تاج لبه تیز) انجام داده و به نتایج کاربردی در این زمینه دست یافتند. آنان برای نشان دادن عملکرد سرریزهای کنگره‌ای از نسبت دبی سرریز کنگره‌ای به دبی سرریز خطی استفاده کردند. در منحنی‌های طراحی ارائه شده توسط آنها ارتفاع هیدرواستاتیک جریان به عنوان بار مؤثر روی سرریز لحاظ شده بود. دارواس (۱۰) نتایج پژوهش خود را بر اساس مدل‌های فیزیکی سدهای ورونوا و اون ارائه کرد، این پژوهش گر همچنین یک دسته منحنی برای طراحی سرریزهای دوزنقه‌ای شکل با تاج ربع دایره‌ای و یک رابطه تجربی ارائه کرد. تولیس و همکاران (۳۶) سرریز کنگره‌ای دوزنقه‌ای با ۴ سیکل و ۵ شکل تاج مختلف را کار کردند و دریافتند که ظرفیت سرریز کنگره‌ای دوزنقه‌ای تابعی از بار هیدرولیکی کل، طول تاج مؤثر و ضریب آب‌گذری است. ضریب آب‌گذری تابعی از ارتفاع سرریز، بار هیدرولیکی کل، ضخامت دیواره سرریز، شکل تاج، شکل راس و زاویه دیوارهای جانبی سرریز است.



شکل ۱. پلان انواع سرریزهای کنگره‌ای

دوزنقه‌ای شکل مرکب پرداختند. منجزی و همکاران (۲۷) به بررسی آزمایشگاهی تأثیر شعاع قوس بر ضریب دبی در سرریزهای قوسی خطی و قوسی زیگزاگی با پلان مثلثی پرداختند. مشکواتی تروجنی و همکاران (۲۶) به صورت آزمایشگاهی ضریب دبی در سرریز کنگره‌ای دوزنقه‌ای دنداندار را بررسی کردند. بهره‌بر و همکاران (۳) به مطالعه عددی و آزمایشگاهی ترکیب سرریز کنگره‌ای با روزنه و تأثیر آن بر ضریب دبی جریان پرداختند. در سال‌های اخیر و به دنبال مطالعات تجربی و آزمایشگاهی، پژوهش‌های زیادی برای بهبود و پیش‌برد روش‌های تجربی برای محاسبه ضریب دبی، انتخاب هندسه بهینه و کارایی سرریزهای کنگره‌ای انجام شده است که از آن جمله می‌توان به روش‌های محاسبات نرم که داده محور هستند اشاره کرد. سیمن (۸)، جی ون و همکاران (۱۵) و کاکایی لعدانی و همکاران (۱۹) از مدل SVM برای پیش‌بینی ماهانه حجم رسوب معلق رودخانه دوریج واقع در استان ایلام استفاده کردند. عباسپور و ارونقی (۱) برای تخمین دبی جریان روی سرریزهای مرکب مثلثی-مستطیلی از مدل GEP استفاده کردند و تأثیر پارامترهای هندسی و هیدرولیکی روی دبی جریان را بررسی و مقایسه کردند. نتایج نشان داد در مدل برنامه‌ریزی ژنتیک تطابق خوبی بین مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده مدل وجود دارد. استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی مانند GEP، SVM، ANFIS و ... در سال‌های اخیر کاربرد زیادی در شبیه‌سازی پدیده‌های پیچیده هیدرولیکی، هیدرولوژیک و منابع آب پیدا کرده‌اند فرخی و همکاران (۱۱). استفاده از روش‌های محاسبات نرم مانند ماشین‌بردار پشتیبان می‌تواند به‌عنوان روشی جایگزین برای معادله‌ها و مدل‌های تجربی به‌حساب آید و در

تولیس و همکاران (۳۶) با بررسی تأثیر این پارامترها بر عملکرد سرریزهای کنگره‌ای نمودارهای جدیدی را ارائه دادند و دریافتند که راندمان گزردهی سرریزهای کنگره‌ای نسبت به سرریزهای خطی به ازای بار بالادست یکسان، سه تا چهار برابر افزایش پیدا می‌کند. قدسیان (۱۴) مطالعات آزمایشگاهی روی سرریز کنگره‌ای مثلثی با شکل تاج‌های متفاوت انجام داد و ابتدا با آنالیز ابعادی پارامترهای مرتبط را به‌صورت بی‌بعد استخراج کرده و سپس با داده‌های آزمایشگاهی رابطه‌ای منظم و منسجم برای ضریب دبی و هد-دبی معرفی کرد. کراکستون و همکاران (۴) استغراق موضعی، شکل تاج سرریز، هندسه سرریز، تأثیرات لزجت و فشار در زیر تیغه جریان سرریزهای کنگره‌ای را از عوامل مؤثر در عملکرد هیدرولیکی آنها دانستند. کراکستون و تولیس (۶) سرریزهای قوسی کنگره‌ای با زوایای دیواره سیکل مختلف (α) و زوایای سیکل قوسی مختلف (θ) بررسی کرده و پارامترها و اصطلاحات هندسی سرریزهای قوسی کنگره‌ای را نام‌گذاری کردند (۶). کراکستون و همکاران (۵) آنالیز و طراحی بهینه سرریزهای کنگره‌ای برای هوادهی جریان، تخمین رابطه هد-دبی، پایداری تیغه آبی روی سرریز را بررسی کردند و با برش قسمت‌هایی از دیواره و دماغه سرریز و همچنین با ایجاد زائده‌هایی روی دیواره‌ها و دماغه سرریز به بهبود عوامل گفته شده اقدام کردند. کریستین‌سن (۷) ضمن بررسی میدان جریان ورودی به سرریزهای کنگره‌ای، تأثیر تعداد سیکل‌ها روی عملکرد این نوع سرریزها را مورد پژوهش قرار داد و نتیجه گرفت که با افزایش تعداد سیکل‌ها، ضریب آب‌گذری کاهش می‌یابد. آذریبوند و همکاران (۲) به بررسی آزمایشگاهی تأثیر افزایش طول مؤثر بر دبی عبوری سرریزهای کنگره‌ای

و الگوریتم آموزش ماشین شبیه‌سازی کردند، نتیجه پژوهش آنها حاکی از دقت بسیار مناسب الگوریتم‌های آموزش ماشین بود. سرریزهای کنگره‌ای در زمره سرریزهایی هستند که از جنبه‌های مختلف هیدرولیکی و هندسی مورد پژوهش و بررسی قرار گرفته‌اند. ماجدی و همکاران (۲۴) با استفاده از روش‌های داده‌کاوی برای بهبود پیش‌بینی ضریب دبی در سرریزهای کلید پیانویی و کنگره‌ای مطالعاتی انجام دادند. در این کار پژوهشی، الگوریتم‌های SVM و GEP برای پیش‌بینی ضریب دبی (Cd) سرریز کلید پیانوی (PKW)، سرریز کنگره‌ای مستطیلی (RLW) و سرریز کنگره‌ای دوزنقه‌ای (TLW) با مجموعه داده‌های آزمایشگاهی جمع‌آوری شده ارزیابی شد. روشنگر و همکاران (۳۴) در مطالعه‌های آزمایشگاهی و همچنین مدل‌سازی مبتنی بر هوش مصنوعی ضریب دبی سرریزهای همگرای اوجی را بررسی کردند. ماجدی و همکاران (۲۵) به مقایسه کارایی هیدرولیکی سرریزهای کنگره‌ای با فرم تاج ربع‌دایره‌ای و نیم‌دایره‌ای با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی پرداختند. بررسی منابع و پژوهش‌های قبلی نشان می‌دهد که مطالعه کمتری در خصوص مقایسه نتایج آزمایشگاهی و پیش‌بینی ضریب دبی جریان سرریز کنگره‌ای قوسی با استفاده از الگوریتم‌های هوشمند GEP و SVM همراه با اعمال اثر پارامترهای مختلف هیدرولیکی و هندسی صورت گرفته است که جنبه نوآوری پژوهش حاضر است. در این راستا به کمک داده‌های نتایج آزمایشگاهی و با استفاده از الگوریتم‌های هوشمند GEP و SVM تأثیر پارامترهای هندسی و هیدرولیکی شامل نسبت بار آبی کل $\left(\frac{H_T}{P}\right)$ ، زاویه سیکل قوسی (θ) ، زاویه دیواره سیکل (α) روی ضریب دبی سرریز کنگره‌ای قوسی بررسی شد. هدف از این پژوهش مقایسه ضریب دبی سرریز کنگره‌ای قوسی (Cd) آزمایشگاهی استخراج شده از پژوهش کروکستون (۶) در سرریز کنگره‌ای قوسی با زاویه دیواره سیکل ۶ و ۱۲ درجه با آنالیز هوش مصنوعی (GEP-SVM) است.

دهه‌های اخیر تحولی عظیم در مسائل مهندسی به وجود آورده‌اند. این روش‌ها قابلیت خوبی در مدل‌سازی و پیش‌بینی پدیده‌های پیچیده و بهینه‌سازی مسائل مهندسی از خود نشان داده‌اند. دلیل بیشتر استفاده از مدل‌های هوشمند برآورد هزینه و وقت گیر بودن روش‌های عادی نسبت به مدل‌های هوشمند است. ماجدی و فولادی‌پناه (۲۱) استفاده از الگوریتم SVM را برای استفاده در شبیه‌سازی‌هایی که متغیر وابسته آزمایشگاهی تابع چندین متغیر مستقل است توصیه کرده‌اند. ماجدی و همکاران (۲۲) کاربرد سیستم‌های تکاملی در تعیین ضریب دبی سرریزهای کنگره‌ای مثالی را بررسی کردند و بیان داشتند روش ماشین‌بردار پشتیبان در پیش‌بینی ضریب دبی سرریزهای کنگره‌ای لبه تیز عملکرد بسیار مناسبی دارد و می‌توان از این روش در موارد مشابه استفاده کرد. روشنگر و همکاران (۳۳) به تعیین ضریب دبی سرریزهای کنگره‌ای و قوسی کنگره‌ای با روش رگرسیون بردار پشتیبان پرداختند و با مقایسه داده‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده، مدل SVM را به‌عنوان مدل مناسب برای تعیین ضریب دبی سرریزهای کنگره‌ای توصیه کردند. مه‌ری و همکاران (۲۰) از مدل SVM برای برآورد ضریب دبی جریان سرریزهای کلید پیانویی در شبکه‌های آبیاری و زهکشی استفاده کردند. نتیجه پژوهش آنها انعطاف مناسب مدل SVM را نسبت به رگرسیون غیرخطی و دقت زیاد مدل SVM تأیید کرد. در پژوهش انجام شده توسط پارسایی و همکاران (۲۹) استفاده از مدل‌های ریاضی هوشمند GEP، GMDH و MARS ضریب دبی سرریزهای غیرخطی را مدل‌سازی کردند. ماجدی و همکاران (۲۳) به کاربرد الگوریتم SVM در پیش‌بینی عمق آب‌شستگی تک‌پایه قائم پرداختند. فولادی‌پناه و همکاران (۱۲) کاربرد الگوریتم‌های هوشمند برای مدل‌سازی رابطه دبی-اشل در شرایط استغراق سرریزهای کنگره‌ای و خطی را بررسی کردند و نتایج نشان داد SVM در هر دو سرریز نسبت به GEP عملکرد بهتری در پیش‌بینی دارد. کومار و همکاران (۱۸) ضریب دبی سرریزهای کلید پیانویی را به‌صورت آزمایشگاهی

مواد و روش‌ها

هدف از این پژوهش، مقایسه نتایج داده‌های آزمایشگاهی و استفاده از هوش مصنوعی (با استفاده از الگوریتم‌های SVM و GEP) در تعیین ضریب دبی جریان در سرریزهای کنگره‌ای قوسی و همچنین ارزیابی دقت الگوریتم‌های هوش مصنوعی با استفاده از پارامترهای آماری و مقایسه آن با نتایج داده‌های آزمایشگاهی است. در این مقاله از داده‌های پژوهش (۶)، در آزمایشگاه تحقیقات آب یوتا استفاده شده است. نمونه‌ای از تصاویر فلوم مستطیلی و تاسیسات آزمایشی مخزن در شکل ۲ نشان داده شده است. در پژوهش کروکستون (۶) برای راه‌اندازی آزمایش‌ها، از دو امکان برای مدل‌سازی فیزیکی استفاده شده است: یک فلوم مستطیلی و یک مخزن بزرگ برای گاربردهای مخزن در شکل ۲ نشان داده شده است.

تاسیسات فلوم مستطیلی

فلوم آزمایشگاهی مستطیلی با مشخصات (۱/۲ متر عرض، ۱۴/۶ متر طول و ۱ متر عمق) از یک چارچوب فولادی و شیشه‌های اکریلیک برای دیوارها و کف تشکیل شده است. شیب فلوم توسط چهار جک مکانیکی بزرگ تنظیم می‌شود. برای این مطالعه شیب طولی کف فلوم، S_{bed} روی صفر تنظیم شد. مدل‌های سرریز کنگره‌ای قوسی روی یک پلت فرم افقی (طول ۲/۴۴ متر در ۳۰/۵ سانتی‌متر ارتفاع) ساخته شده از پلی‌اتیلن پلاستیکی با چگالی زیاد (HDPE) نصب شدند که دارای پایه‌های فولادی قابل تنظیم در هر ۱۵ سانتی‌متر بود. پس از نصب، سکو تا سطح افقی ($\pm 0/4$ میلی‌متر) تنظیم شد. یک رمپ به طول ۲/۴۴ متر، با شیب ۷ درجه در بالادست سکو نصب شده بود، امکان انتقال صاف بین کف فلوم و سکو را فراهم می‌کرد. دو خط تامین، آب را به یک هدباکس فولادی می‌رساند که دارای ساختاری بافل است تا جریان‌های آرام و شرایط رویکرد یکنواخت را به فلوم برقرار کند.

معادله یک بعدی جریان روی سرریزهای کنگره‌ای تابعی

از بار آبی کل (H_T) برحسب متر، طول تاج سرریز (L) برحسب متر و ضریب جریان سرریز (C_d) بدون بعد بوده و از رابطه (۱) به دست می‌آید (۱۷). پارامترهای موثر بر ضریب دبی جریان در سرریزهای کنگره‌ای را می‌توان به صورت رابطه تابعی (۲) نوشت.

$$Q = \frac{2}{3} C_d \sqrt{2g} L H_T^{\frac{3}{2}} \quad (1)$$

$$C_d = f(B, L, H_T, H_d, P, R, CR, Na, N) \quad (2)$$

در رابطه (۱) و (۲)، (B) عرض کانالی که سرریز در آن نصب می‌شود، (L) طول تاج سرریز، (H_T) هد کل جریان در بالادست

سرریز که برابر است با $\left(\frac{h+v^2}{2g}\right)$ ، (H_d) هد کل جریان در

پایین دست سرریز، (P) ارتفاع سرریز، (R) شعاع انحنای

سیکل‌های نیم‌دایره‌ای، (CR) پارامتر معرف شکل تاج سرریز که

می‌تواند به صورت لبه‌تیز، صاف، ربع دایره‌ای یا شعاع‌های

کوچک تا بزرگ، نیم‌دایره‌ای و اوجی باشد، (Na) نماینده شکل

ریزش تیغه جریان در سرریزهای کنگره‌ای است که می‌تواند

به صورت ریزش آزاد، ریزش تداخلی، هوادهی شده، هوادهی

ناقص یا مستغرق باشد و (N) تعداد سیکل‌ها است. در شکل ۳

سرریز کنگره‌ای قوسی نشان داده شده است. پارامترهای موجود

در این شکل عبارت است از: (W) عرض کانال

پایین دست، (W') عرض سرریز کنگره‌ای قوسی ($W'=R.\theta$)،

(R) شعاع قوس $R = \left(\frac{W^2}{4} + r'^2\right)^{\frac{1}{2}}$ ، (θ) زاویه قوس سرریز

کنگره‌ای قوسی، (α)، ($\theta = \left(\frac{W'}{R}\right)$)، زاویه دیواره جانبی برای چرخه سرریز

کنگره‌ای قوسی، (α')، زاویه دیواره جانبی بالادست،

($\alpha' = \left(\alpha + \frac{\theta}{2}\right)$)، تعداد سیکل، (A) عرض دماغه

داخلی، (L_c) طول خط مرکزی دیواره جانبی، (t_w) ضخامت

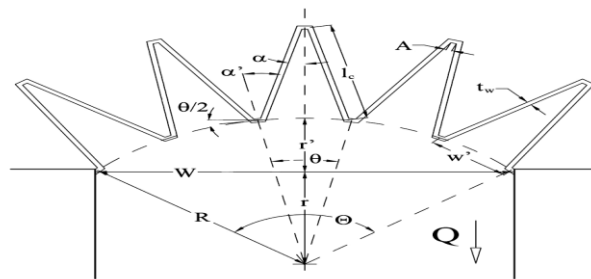
دیواره سرریز کنگره‌ای قوسی در تاج).

در این پژوهش در مجموع دو سناریو بررسی شده است. سناریو

اول شامل پارامترهای (θ)، (α) و $\frac{H_T}{p}$ و تعداد ۲۴۳ سری داده



شکل ۲. تصاویری از فلوم، مخزن و تاسیسات آزمایشگاهی (۶).



شکل ۳. نمونه از سرریز کنگره‌ای قوسی

داده می‌شود، سپس راه حل مسئله توسط داده‌های آزمون ارزیابی شده و نرم‌افزار پارامتر وابسته را بر اساس پارامترهای مستقل پیش‌بینی می‌کند. گفتنی است که الگوریتم SVM دارای پارامترهای مختلفی (c, γ و ϵ) است که تنظیم آنها در دستیابی به جواب هرچه بهتر مسئله بسیار مؤثر است. ماشین بردار پشتیبان دسته‌بندی‌کننده‌ای است که جز شاخه روش‌های کرنلی در یادگیری ماشین محسوب می‌شود. این نوع سیستم یادگیری هم برای دسته‌بندی و هم برای تخمین و برآورد تابع برازش داده‌ها به کار می‌رود، به طوری که کمترین خطا در دسته‌بندی داده‌ها و یا تابع برازش رخ دهد. در سال‌های اخیر استفاده از ماشین‌های بردار پشتیبان، بسیار مورد توجه قرار گرفته است. در برخی موارد، طبقه‌بندی داده‌ها نیازمند ساختار پیچیده و غیرخطی است. در چنین حالتی از تابع ریاضیاتی به نام کرنل برای بازسازی و چینش دوباره داده‌ها استفاده می‌شود. الگوریتم SVM به دنبال صفحه‌ای با بیشترین حاشیه است. از دیدگاه هندسی، حاشیه به‌روش فاصله بین صفحه و نزدیک‌ترین نمونه‌های آموزشی تعیین می‌شود. کمترین فاصله از صفحه تا نمونه دارای برچسب +1

و سناریو دوم نیز شامل پارامترهای فوق و تعداد ۲۴۷ سری داده است. تفاوت بین سناریو اول و دوم در زاویه دیواره سیکل سرریز کنگره‌ای قوسی (α) مقادیر ۶ و ۱۲ درجه است. زاویه دیواره سیکل ۶ و ۱۲ درجه به ترتیب برای سناریوی اول و دوم است. برای بررسی تغییرات ضریب دبی جریان سرریز کنگره‌ای قوسی با استفاده از نرم‌افزار GEP و SVM انجام شده است. سناریو اول و دوم هر کدام شامل ۷ ترکیب است که در جدول ۱ آورده شده است.

ماشین بردار پشتیبان (SVM)

الگوریتم SVM اولیه در سال ۱۹۶۲ توسط واپنیک (۹) ابداع شده و در سال ۱۹۹۵ توسط وی و همکارش کرنا (۹) برای حالت غیرخطی تعمیم داده شده است. این الگوریتم به دو مرحله آموزش (train) و مرحله آزمون یا صحت‌سنجی (test) تقسیم می‌شود. روند کار ماشین بردار پشتیبان به این صورت است که ابتدا یک سری داده آزمایشگاهی مستقل و وابسته وارد محیط نرم‌افزار شده و سیستم توسط درصدی از داده‌ها آموزش

جدول ۱: ترکیبات مختلف ورودی به مدل‌های (GEP) و (SVM)

ترکیب	پارامترهای مؤثر
ترکیب ۱	$Cd, \frac{H_T}{p}, \alpha, \theta$
ترکیب ۲	$Cd, \frac{H_T}{p}, \alpha$
ترکیب ۳	$Cd, \frac{H_T}{p}, \theta$
ترکیب ۴	Cd, α, θ
ترکیب ۵	$Cd, \frac{H_T}{p}$
ترکیب ۶	Cd, θ
ترکیب ۷	Cd, α

متعلق به کلاس ۱- است. همه نمونه‌هایی که به درستی و با دقت روی صفحه‌های H_1 و H_2 قرار دارند پشتیبان بردار نامیده می‌شوند. یک روش معمول برای حل مسئله‌های غیرخطی استفاده از تابع‌های کرنل است. این تابع‌ها به صورت حاصل ضرب داخلی داده‌ها تعریف می‌شوند. درحقیقت، با انتقال غیرخطی از فضای داخلی به فضای ویژگی‌ها با ابعاد بزرگ‌تر، می‌توان مسئله‌ها را به صورت خطی جداسازی کرد. با انتقال نمونه‌ها از فضای داخلی به فضای ویژگی‌ها، جداکننده غیرخطی به صورت خطی تبدیل می‌شود.

$$W^T \Phi(X_j) + b = 0 \quad (9)$$

الگوریتم GEP

برنامه‌ریزی بیان ژن، در زمره الگوریتم‌های گردشی مبتنی بر نظریه تکامل داروین است که در قالب معیارهای کیفی اقدام به تعریف تابع هدف می‌کند. سپس تابع هدف را برای مقایسه پاسخ‌های مختلف حل مسئله طی فرایند گام‌به‌گام تصحیح ساختار داده‌ها به کار می‌گیرد تا در نهایت پاسخ مناسب را ارائه دهد. در این الگوریتم، افراد به صورت رشته‌های خطی با طول ثابت (ژنگان یا کروموزوم)

معادل با کمترین فاصله از آن صفحه با برچسب ۱- است. در واقع حاشیه با دو برابر کردن این فاصله محاسبه می‌شود. معادله این صفحه به قرار زیر است:

$$W.X + b = 0 \quad (3)$$

که در این معادله $w = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ برداری است که شمار مؤلفه‌های آن معادل با شمار ویژگی‌ها و میزان آن ثابت است. در فضای دو بعدی که داده‌ها با دو ویژگی و یک برچسب کلاس تعریف می‌شوند معادله ۴ همانند معادله ۵ با فرض $W_0 = b$ بازنویسی می‌شود:

$$W_0 + W_1 X_1 + W_2 X_2 > +1 \quad \text{if } y_i = +1 \quad (4)$$

بر این مبنا، نمونه‌ها (نقطه‌ها) واقع در بالای صفحه در نامعادله ۵ و نقطه‌های زیر این صفحه در نامعادله ۶ صدق می‌کنند:

$$W_0 + W_1 X_1 + W_2 X_2 > 0 \quad (5)$$

$$W_0 + W_1 X_1 + W_2 X_2 < 0 \quad (6)$$

با تنظیم W و b می‌توان نوشت:

$$W_0 + W_1 X_1 + W_2 X_2 \geq +1 \quad \text{if } y_i = +1 \quad (7)$$

$$W_0 + W_1 X_1 + W_2 X_2 \leq +1 \quad \text{if } y_i = -1 \quad (8)$$

این بدین معناست که هر نمونه واقع شده روی صفحه H_1 متعلق به کلاس ۱+ و هر نمونه واقع شده زیر صفحه H_2

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X_{0i} - X_{pi})^2}{N}} \quad (10)$$

$$DC = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N ((C_d)_m - (C_d)_p)^2}{\sum_{i=1}^N ((C_d)_m - \bar{(C_d)_m})^2} \quad (11)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (X_0^i - \bar{X}_0)(X_p^i - \bar{X}_p)}{\sqrt{\left[\sum_{i=1}^N (X_0^i - \bar{X}_0)^2 \right] \left[\sum_{i=1}^N (X_p^i - \bar{X}_p)^2 \right]}} \quad (12)$$

در این رابطه‌ها X_p و X_0 به ترتیب داده‌های مشاهده‌ای و محاسبه‌ای \bar{X}_p ، \bar{X}_0 و N به ترتیب میزان میانگین داده‌های مشاهده‌ای و محاسبه‌ای و تعداد داده‌ها هستند.

نتایج و بحث

همان‌طور که بیان شد هدف از این پژوهش مقایسه ضریب دبی نتایج داده‌های آزمایشگاهی با ضریب دبی پیش‌بینی شده از الگوریتم‌های GEP و SVM است. جریان عبوری از روی سرریزهای کنگره‌ای دارای ساختار سه‌بعدی و پیچیده است از این رو، امکان حل صریح آن وجود ندارد. بنابراین برای محاسبه ضریب دبی از معادله عمومی سرریزها طبق معادله (۱) استفاده می‌شود.

نتایج روش GEP

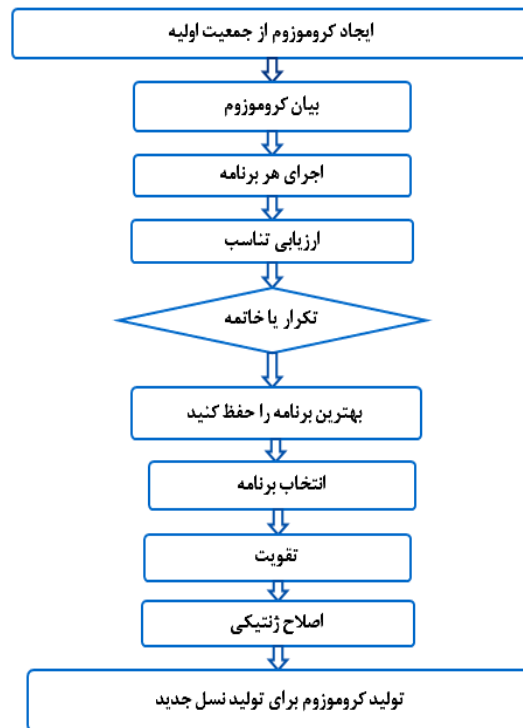
جدول ۲ پارامترهای آماری (R^2 ، RMSE و DC) با استفاده از نرم‌افزار GEP برای هر دو سناریو (سرریز کنگره‌ای قوسی با زاویه دیواره سیکل $\alpha = 6^\circ$ و $\alpha = 12^\circ$) است. با توجه به پارامترهای آماری به‌دست آمده از ترکیب (۱) در سناریو اول و هم در سناریو دوم نسبت به بقیه ترکیبات جواب مطلوب‌تری به‌دست آمده است. با توجه به سناریو اول، ترکیب (۳) نسبت به ترکیب (۱) در مرحله آموزش نتایجی شبیه به هم را دارند ولی نتایج ترکیب (۳) در مرحله آزمون نسبت به مرحله آموزش ترکیب (۱) ضعیف‌تر است. مقادیر R^2 ، RMSE و DC مربوط به سناریو اول برای برترین ترکیب در

کدگذاری می‌شوند و پس از آن به صورت نهادهای غیرخطی با اندازه‌ها و شکل‌های مختلف (بیان درختی) نمایش داده می‌شوند. نخستین مرحله در الگوریتم GEP، تولید جمعیت اولیه از راه‌حل‌ها است که می‌تواند از طریق فرایندی کاملاً تصادفی و یا با استفاده از میزانی از اطلاعات درباره مسئله انجام شود. سپس کروموزوم‌ها به صورت بیان درختی نشان داده می‌شوند که این هم مطابق با یک تابع برازش ارزیابی می‌شود. تابع برازش به طور معمول به وسیله پردازش شماری از مسئله هدف که مورد برازش نیز نامیده می‌شود ارزیابی می‌شوند. اگر کیفیت رضایت‌بخش از یک راه‌حل پیدا شود و یا نسل‌ها به‌شمار معینی برسند تکامل متوقف می‌شود. در صورت به‌دست نیامدن شرایط توقف، بهترین راه‌حل از نسل حاضر نگه داشته می‌شود و نخبه‌گزینی انجام می‌شود. دیگر راه‌حل‌ها به فرایند گزینشی واگذار می‌شوند. بر مبنای گزینش، بهترین افراد شانس بیشتری برای تولید فرزندان دارند. کل این روند برای چندین نسل تکرار می‌شود و با پیش رفتن نسل به جلو، انتظار می‌رود که کیفیت جمعیت نیز به‌طور متوسط بهبود یابد.

مرحله‌های انجام الگوریتم GEP مشتمل بر پنج مرحله به قرار زیر است که در شکل ۴ نمایش داده شده است: (۱) تعیین تابع برازش، (۲) انتخاب مجموعه پایانه‌ها و مجموعه تابع‌ها برای ایجاد کروموزوم‌ها، (۳) انتخاب ساختار کروموزوم‌ها، (۴) انتخاب تابع پیوند و (۵) انتخاب عملگرهای ژنتیکی و نرخ آنان (۳۰).

شاخص‌های ارزیابی عملکرد

به منظور ارزیابی کارایی روش‌های به‌کار رفته در این پژوهش از سه پارامتر آماری استفاده شده است که عبارت است از: (R^2) مجذور ضریب همبستگی، (DC) ضریب تبیین و (RMSE) جذر میانگین مربعات خطا. مقدار R^2 و DC هر چه به یک نزدیک‌تر و مقدار RMSE برای یک مدل هر چه کوچک‌تر و به صفر نزدیک‌تر باشد نتایج آن مدل مطلوب‌تر است.



شکل ۴. الگوریتم پایه GEP

جدول ۲. معیارهای ارزیابی ترکیبات مختلف ورودی برای تعیین ضریب دبی در سناریو اول و دوم برای مدل (GEP)

سناریو اول						نام ترکیب
آزمون			آموزش			
DC	RMSE	R ²	DC	RMSE	R ²	
۰/۸۹۶۳	۰/۰۲۷۷	۰/۹۷۲۶	۰/۹۸۰۷	۰/۰۲۱۲۰	۰/۹۸۱۱	ترکیب ۱
۰/۸۵۲۲	۰/۰۳۹۲	۰/۹۱۸۷	۰/۹۲۹۳	۰/۰۴۰۷	۰/۹۲۹۳	ترکیب ۲
۰/۶۵۰۰	۰/۰۳۹۶	۰/۸۲۶۶	۰/۹۶۶۱	۰/۰۲۸۱	۰/۹۶۶۷	ترکیب ۳
۱/۴۹۰	۰/۲۸۲۸	۰/۱۷۱۶	۰/۳۱۷۰	۰/۱۲۶۳	۰/۳۱۷۰	ترکیب ۴
۰/۸۵۷۲	۰/۰۲۷۰	۰/۹۲۶۶	۰/۹۳۶۹	۰/۰۳۸۴	۰/۹۳۷۰	ترکیب ۵
۰/۸۴۷۹	۰/۲۴۳۶	۰/۱۷۱۶	۰/۳۱۷۰	۰/۱۲۶۳	۰/۳۱۷۰	ترکیب ۶
۰/۰۰۵	۰/۳۵۸۰	۰/۱۹۸۸	۰/۲۷۸۰	۰/۱۱۷۰	۰/۲۱۸۰	ترکیب ۷
سناریو دوم						
۰/۹۵۳۴	۰/۰۲۸۸	۰/۹۵۷۷	۰/۹۷۶۸	۰/۰۱۹۳	۰/۹۷۷۰	ترکیب ۱
۰/۸۹۵۶	۰/۰۴۳۰	۰/۹۶۹۲	۰/۹۳۹۳	۰/۰۳۱۳	۰/۹۳۹۳	ترکیب ۲
۰/۸۸۴۲	۰/۰۴۵۴	۰/۹۱۵۳	۰/۹۶۱۲	۰/۰۲۵۰	۰/۹۶۱۵	ترکیب ۳
۰/۸۹۲۸	۰/۱۸۳۳	۰/۳۸۲۷	۰/۲۷۰۴	۰/۱۰۸۳	۰/۲۷۰۶	ترکیب ۴
۰/۸۴۷۶	۰/۰۳۹	۰/۹۴۶۸	۰/۹۴۳۰	۰/۰۳۰۳۰	۰/۹۴۳۰	ترکیب ۵
۱/۹۵	۰/۰۹۰۸	۰/۴۱۳۵	۰/۲۷۱۸	۰/۱۰۸۳	۰/۲۷۱۷	ترکیب ۶
۱/۸۵	۰/۰۸۷۹	۰/۳۵۵۸	۰/۱۱۵۹	۰/۱۱۹۹	۰/۱۷۱۸	ترکیب ۷

پیش‌بینی شده است.

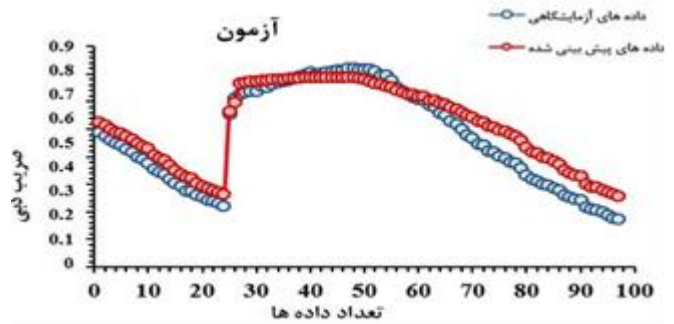
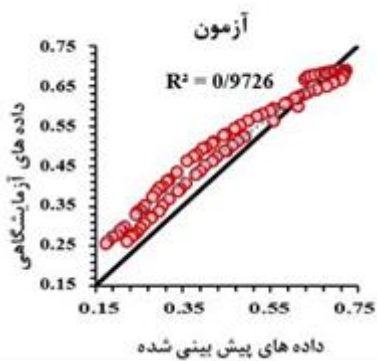
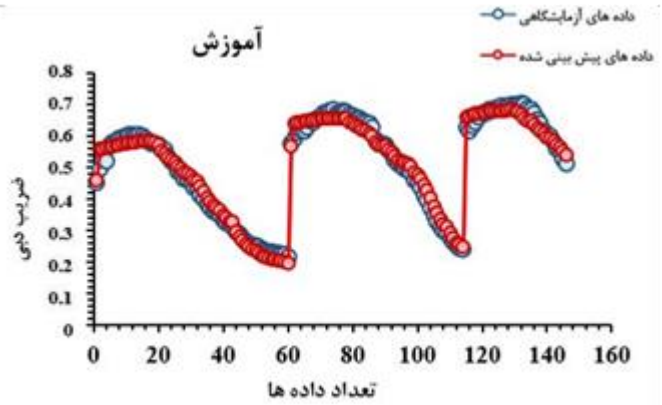
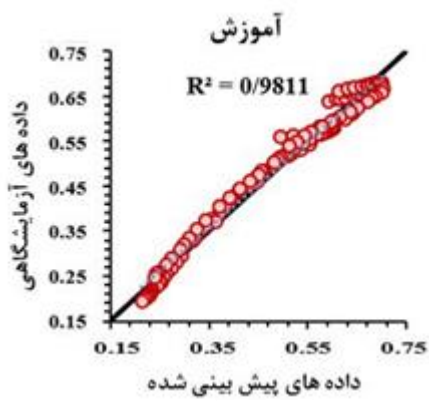
در جدول ۳ پارامترهای آماری آنالیز حساسیت مربوط به سناریوی اول و دوم (سرریز کنگره‌ای قوسی با زاویه دیواره سیکل $\alpha = 6^\circ$ و $\alpha = 12^\circ$) آورده شده است. با توجه به جدول با حذف پارامترهای α , θ , $\frac{H_T}{p}$ برای هر دو مرحله آموزش و آزمون پارامترهای RMSE و R^2 محاسبه شده است. به طوری که با حذف $\left(\frac{H_T}{p}\right)$ مقادیر فوق در مقایسه با حذف پارامترهای دیگر نتایج بدتری ارائه می‌دهند. بنابراین مشخص می‌شود مهم‌ترین پارامتر در تعیین ضریب دبی سرریز کنگره‌ای قوسی پارامتر نسبت بار آبی کل $\left(\frac{H_T}{p}\right)$ است.

در شکل ۶ نمودار درختی ارائه شده توسط (GEP) برای مدل برتر که شامل پارامترهای α , θ , $\frac{H_T}{p}$ و Cd است نمایش داده شد. نمودار (الف) مربوط به سناریوی اول (سرریز کنگره‌ای قوسی با زاویه دیواره سیکل $\alpha = 6^\circ$) و نمودار (ب) مربوط به سناریوی دوم (سرریز کنگره‌ای قوسی با زاویه دیواره سیکل $\alpha = 12^\circ$) را نمایش می‌دهد. معادله برازش یافته الگوریتم GEP نیز با استفاده از بیان درختی ارائه شده به قرار رابطه تجربی (۱۳ و ۱۴) برای هر دو سناریوی (اول و دوم) به شرح زیر است. از روابط ارائه شده می‌توان در شرایط مشابه هندسی و هیدرولیکی برای تعیین ضریب دبی سرریزهای کنگره‌ای قوسی استفاده کرد.

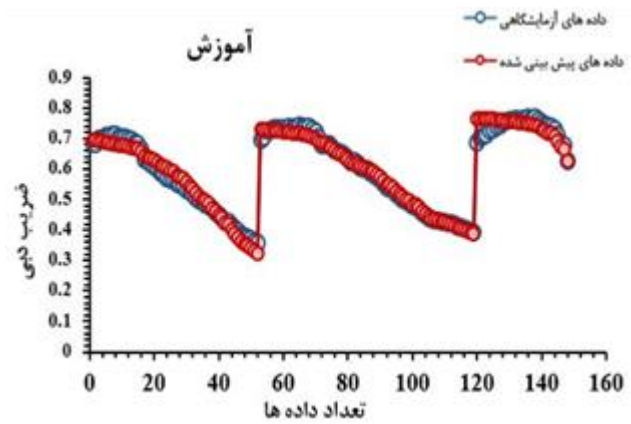
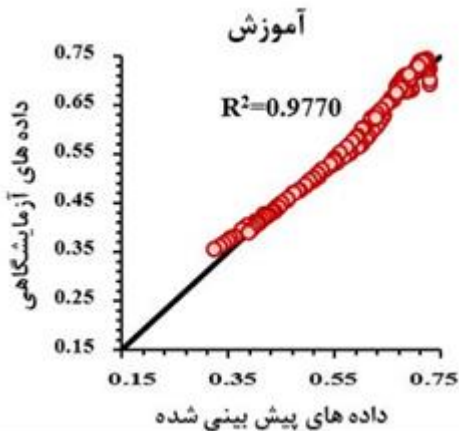
$$Cd = \left(\tanh \left(a \tan \left(7.29 - \left(\frac{H_T}{p} \right) \right) \right) + \left(\left(\frac{H_T}{p} \right) + \theta \right) \right) - \left(\frac{H_T}{p} \right) + \left(\tanh \left(\left(\alpha + \left(\frac{H_T}{p} \right) \right) - 8.33 \right) * \left(\frac{H_T}{p} \right) \right) * \tanh \left(-8.31 - (-5.70) \right) + \tanh \left(\tanh \left(a \tan \left(8.97 \right) * \left(3.48 - \left(\frac{H_T}{p} \right) \right) \right) * \left(\frac{H_T}{p} \right) * \alpha \right) \quad (13)$$

هر دو مرحله آموزش و آزمون به ترتیب برابر است با ۰/۹۸۱۱، ۰/۲۱۲۰، ۰/۹۸۰۷، ۰/۹۷۲۶، ۰/۰۲۷۷، ۰/۸۹۶۳ و نتایج سناریوی دوم مربوط به برترین ترکیب (ترکیب اول) برای هر دو مرحله آموزش و آزمون به ترتیب برابر است با ۰/۹۷۷۰، ۰/۰۱۹۳، ۰/۹۷۶۸، ۰/۹۵۷۷، ۰/۰۲۸۸، ۰/۹۵۳۴. با دقت در جدول، نتایج به دست آمده از هر سناریوی نشان می‌دهد که سناریوی دوم با زاویه دیواره سیکل $\alpha = 12^\circ$ تا حدودی بهتر از سناریوی اول با زاویه دیواره سیکل $\alpha = 6^\circ$ است.

شکل ۵ نمودارهای مربوط به پراکنش داده‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده هر دو سناریوی برای برترین ترکیب (ترکیب اول) در هر دو مرحله آموزش و آزمون است. مقادیر R^2 نشان از رابطه خطی با دقت بسیار مطلوب بین دو مقدار داده‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده است. مقادیر R^2 سناریوی اول برای نمودار پراکنش مرحله آموزش برابر است با ۰/۹۸۱۱ و مرحله آزمون ۰/۹۷۲۶ و در سناریوی دوم برای هر دو مرحله آموزش و آزمون به ترتیب برابر است با ۰/۹۷۷۰ و ۰/۹۵۷۷. با توجه به نمودار پراکنش داده‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده مرحله آموزش در هر دو سناریوی تطابق بهتری نسبت به مرحله آزمون دارد. نتایج سناریوی اول برای مقادیر بیشینه و کمینه در مرحله آموزش، مقادیر پیش‌بینی شده نسبت به نقاط آزمایشگاهی حدود یک تا سه درصد کمتر برآورد شده است و در مرحله آزمون برای مقادیر بیشینه، نقاط پیش‌بینی شده نسبت به نقاط آزمایشگاهی به طور تقریبی برابر و در مقادیر کمینه حدود یک تا سه درصد بیشتر است. نتایج سناریوی دوم مربوط به مرحله آموزش در مقادیر بیشینه نمودار، نقاط پیش‌بینی شده نسبت به نقاط آزمایشگاهی یک تا سه درصد بیشتر به دست آمده است و در مقادیر کمینه به طور تقریبی یکسان است و در مرحله آزمون در نقاط بیشینه و کمینه، نقاط پیش‌بینی شده نسبت به نقاط آزمایشگاهی حدود یک تا سه درصد بیشتر

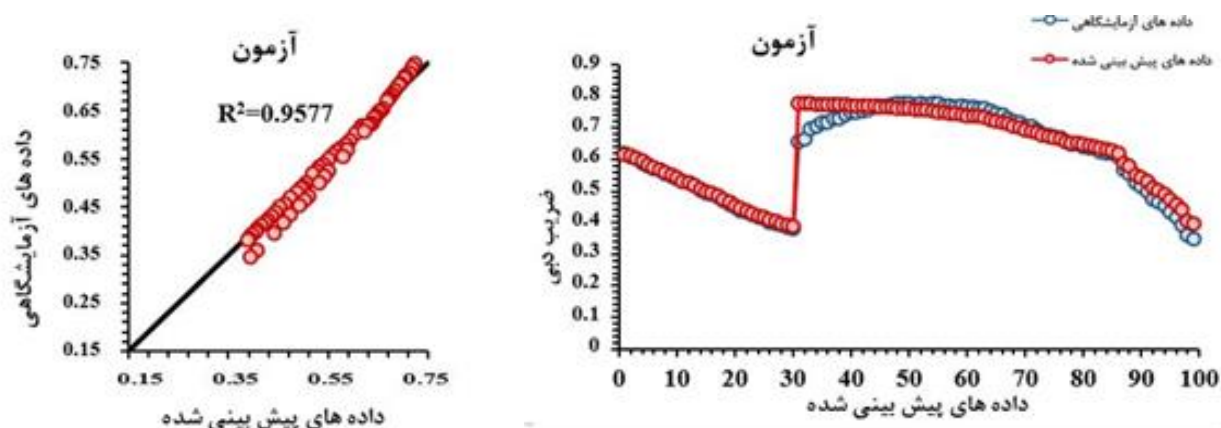


(الف)



شکل ۵. پراکنش داده‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده در هر دو مرحله آموزش و آزمون مربوط به هر دو سناریو

(سناریو اول (الف) و سناریو دوم (ب))

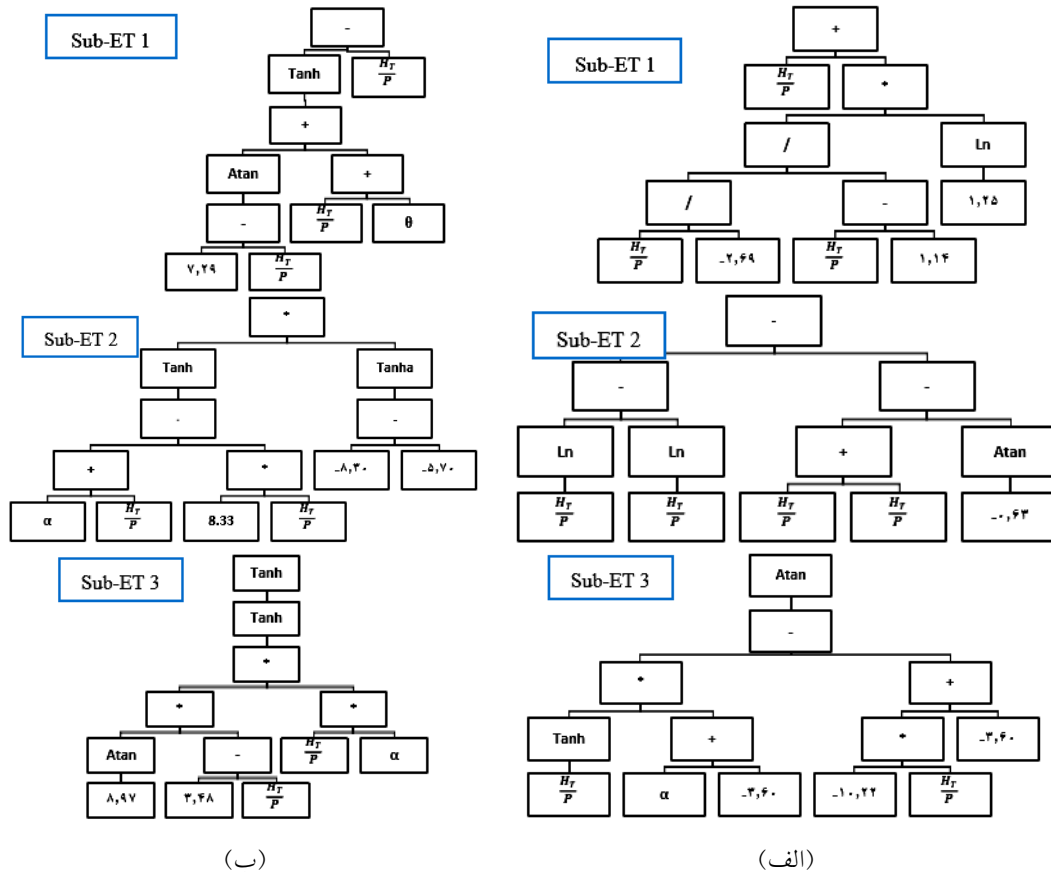


(ب)

شکل ۵. پراکنش داده‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده در هر دو مرحله آموزش و آزمون مربوط به هر دو سناریو (سناریو اول (الف) و سناریو دوم (ب)) (ادامه)

جدول ۳. آنالیز حساسیت مربوط به سناریو اول و دوم به روش GEP

سناریو اول					
آزمون		آموزش		حذف پارامتر	ترکیب
R ²	RMSE	R ²	RMSE		
۰/۹۷۲۶	۰/۰۲۷۷	۰/۹۸۱۱	۰/۰۲۱۲	—	$\frac{H_T}{p}, \theta, \alpha$
۰/۸۲۶۶	۰/۰۳۹۶	۰/۹۶۶۷	۰/۰۲۸۱	α	$\frac{H_T}{p}, \theta$
۰/۹۱۸۷	۰/۰۳۹۲	۰/۹۲۹۳	۰/۰۴۰۷	θ	$\frac{H_T}{p}, \alpha$
۰/۱۷۱۶	۰/۲۸۲۸	۰/۳۱۷۰	۰/۱۲۶۳	$\frac{H_T}{p}$	α, θ
سناریو دوم					
۰/۹۵۷۷	۰/۰۲۸۸	۰/۹۷۷۰	۰/۰۱۹۳	—	$\frac{H_T}{p}, \theta, \alpha$
۰/۹۱۵۳	۰/۰۴۵۴	۰/۹۶۱۵	۰/۰۲۵۰	α	$\frac{H_T}{p}, \theta$
۰/۹۶۹۲	۰/۰۴۳۰	۰/۹۳۹۳	۰/۰۳۱۳	θ	$\frac{H_T}{p}, \alpha$
۰/۳۸۲۷	۰/۱۸۳۳	۰/۲۷۰۶	۰/۱۰۸۳	$\frac{H_T}{p}$	α, θ



شکل ۶. نمودار درختی مربوط به مدل برتر برای تعیین ضریب دبی سرریز کنگره‌ای قوسی (الف: سناریو اول، ب: سناریو دوم)

هر ترکیب با استفاده از نرم افزار SVM برای مراحل آموزش و آزمون مربوط به هر دو سناریو آورده شده است. با توجه به جدول معیارهای ارزیابی ترکیبات مختلف برای تعیین ضریب دبی سرریز کنگره‌ای قوسی برای مرحله آموزش و آزمون، برای برترین ترکیب که شامل پارامترهای (α, θ) ، $\frac{H_T}{p}$ و Cd در هر دو سناریو (ترکیب (۱)) نسبت به بقیه ترکیبات جواب مطلوب تری به دست آمده است. مقادیر R^2 ، $RMSE$ و DC سناریو اول در مرحله آموزش به ترتیب برابر $0/9896$ ، $0/0189$ و $0/9871$ و در مرحله آزمون به ترتیب $0/9873$ ، $0/0198$ و $0/9853$ و در سناریو دوم برای مراحل آموزش و آزمون به ترتیب برابر با $0/9908$ ، $0/0128$ ، $0/9905$ و $0/9892$ ، $0/0134$ ، $0/9879$ است.

در شکل ۷ نمودارهای مربوط به پراکنش داده‌های

$$Cd = \left(\frac{H_T}{p} \right) + \left(\frac{\left(\frac{H_T}{p} \right) - 2.69}{\left(\frac{H_T}{p} \right) - 1.14} \right) * \log(1.25) - \left(2 \left(\frac{H_T}{p} \right) - a \tan(-0.64) \right) + a \tan \left(\left(\tanh \left(\frac{H_T}{p} \right) \right) * (\theta - 3.61) - (-10.22 * \left(\frac{H_T}{p} \right) - 3.61) \right) \quad (14)$$

نتایج روش SVM

در جدول ۴ پارامترهای آماری (R^2 ، $RMSE$ ، DC) حاصل از

مقایسه با نتایج دیگران

استفاده از روش‌های هوشمند مانند SVM، GEP و ... برای دستیابی به معادله‌های دقیق‌تر پیش‌بینی ضریب دبی سرریز کنگره‌ای قوسی (Cd) توسط پژوهشگران مختلف پیشنهاد شده است. جدول ۶ مقایسه نتایج این پژوهش با سایر پژوهشگران قابل مشاهده و مقایسه است. باتوجه به نتایج پژوهش‌های گذشته و پژوهش حاضر می‌توان بیان کرد که دقت روش SVM نسبت به همه روش‌ها حتی در شرایط متفاوت بهتر بود. در جدول نتایج این پژوهش نسبت به پژوهش نوروزی (۲۸)، روشنگر (۳۱ و ۳۲) و مهری (۲۰) حدود سه درصد بهتر بود و نتایج SVM این پژوهش نسبت به روش‌های ANN و GEP بهتر است. به‌طور مثال با توجه به جدول نتایج این پژوهش با پژوهش نوروزی (۲۸) و مهری (۲۰) در مدل SVM نشان می‌دهد که مقدار R پژوهش حاضر بیشتر و مقدار RMSE تقریباً دو درصد بهتر است و در نتیجه پژوهش حاضر با نتایج روشنگر (۳۱) نشان می‌دهد که هر دو پارامتر آماری پژوهش حاضر نسبت به پژوهش (۳۱) بهتر است و همچنین در مدل GEP نتایج پژوهش حاضر با (۳۱) نشان می‌دهد که مقدار RMSE و DC خیلی بهتر است.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش، برای پیش‌بینی ضریب دبی سرریز کنگره‌ای قوسی، از دو الگوریتم SVM و GEP بر مبنای داده‌های آزمایشگاهی پژوهش کراکستون (۴) استفاده شد. عملکرد الگوریتم‌های ماشین‌بردار پشتیبان (SVM) و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) در پیش‌بینی ضریب دبی سرریز کنگره‌ای قوسی به کمک ۲۴۳ سری داده آزمایشگاهی برای سناریو اول و ۲۴۷ سری داده آزمایشگاهی برای سناریو دوم بررسی شد. نتایج آنالیز حساسیت نشان داد که نسبت بار آبی کل $\left(\frac{H_T}{P}\right)$ ، پارامتر مؤثر در تعیین ضریب دبی (Cd) سرریز کنگره‌ای قوسی است. در هر دو سناریو ترکیب اول با پارامترهای $(\alpha, \theta, \frac{H_T}{p})$ و Cd نسبت به بقیه ترکیب‌ها بهتر بود.

آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده مربوط به برترین ترکیب (ترکیب اول) که شامل پارامترهای $(\alpha, \theta, \frac{H_T}{p})$ و Cd) برای مراحل آموزش و آزمون هر دو سناریو است، ترسیم شد. همان‌طوری که دیده می‌شود پراکندگی داده‌ها حول نیم‌ساز (R^2) عدد به‌دست آمده از نمودار پراکنش سناریو اول در مرحله آموزش برابر است با ۰/۹۸۹۶ و مرحله آزمون ۰/۹۸۷۳ و در سناریو دوم در مراحل آموزش و آزمون به‌ترتیب برابر ۰/۹۹۰۸ و ۰/۹۸۹۲ است. در هر دو مرحله آموزش و آزمون در هر دو سناریو در مقادیر کمینه و بیشینه نمودارها تطابق داده‌های آزمایشگاهی با داده‌های پیش‌بینی شده توسط (SVM) تقریباً برابر است.

در جدول ۵ آنالیز حساسیت مربوط به هر دو سناریو آورده شده است. باتوجه به جدول با حذف تک تک پارامترهای $\alpha, \theta, \frac{H_T}{P}$ در ترکیب برتر، پارامترهای آماری RMSE و R^2 محاسبه شده است. به‌طوری که با حذف $\left(\frac{H_T}{P}\right)$ مقادیر فوق در مقایسه با حذف پارامترهای دیگر نتایج بدتری ارائه می‌دهند. بنابراین مشخص می‌شود مهم‌ترین و مؤثرترین پارامتر در تعیین ضریب دبی سرریز کنگره‌ای قوسی در مدل SVM پارامتر نسبت بار آبی کل $\left(\frac{H_T}{P}\right)$ است.

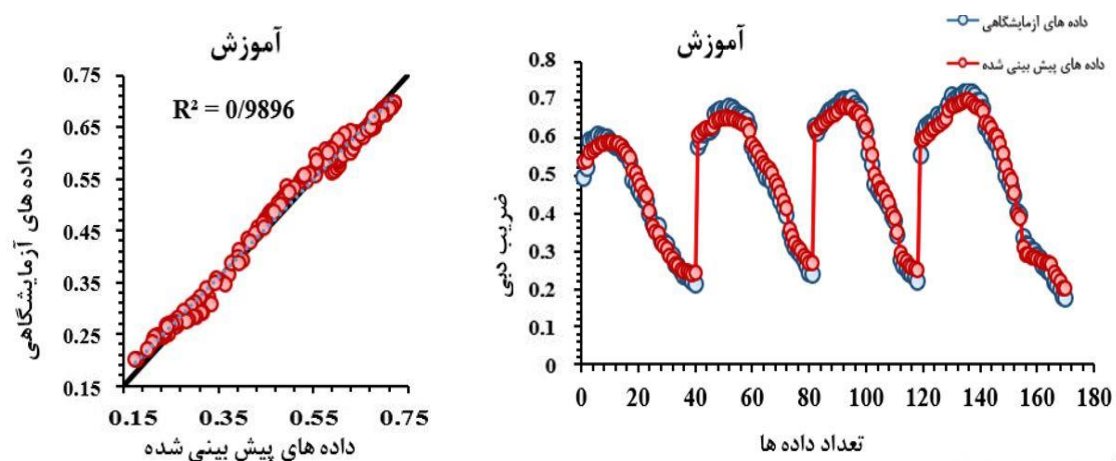
مقایسه نتایج دو مدل بررسی شده (GEP-SVM)

در شکل ۸ نمودارهای پراکنش داده‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده سناریو اول (سرریز کنگره‌ای قوسی با زاویه دیواره سیکل $\alpha = 6^\circ$) مربوط به برترین ترکیب که شامل پارامترهای $(\alpha, \theta, \frac{H_T}{p})$ و Cd) برای هر دو مدل GEP و SVM در هر دو مرحله آموزش و آزمون ترسیم شده است. باتوجه به نمودارهای مربوط به هر دو مدل GEP و SVM میزان هم‌پوشانی داده‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده تطابق خوبی داشته و مدل SVM تا حدودی تطابق بهتری نسبت به مدل GEP دارد.

جدول ۴. معیارهای ارزیابی ترکیبات مختلف ورودی برای تعیین ضریب دبی در سناریو اول و دوم برای مدل (SVM)

سناریو اول						
آزمون			آموزش			نام ترکیب
DC	RMSE	R ²	DC	RMSE	R ²	
۰/۹۸۵۳	۰/۰۱۹۸	۰/۹۸۷۳	۰/۹۸۷۱	۰/۰۱۸۹	۰/۹۸۹۶	ترکیب ۱
۰/۹۵۴۶	۰/۰۳۴۸	۰/۹۵۵۲	۰/۹۴۹۹	۰/۰۳۷۰	۰/۹۵۱۶	ترکیب ۲
۰/۹۷۵۴	۰/۰۲۹۸	۰/۹۶۷۲	۰/۹۶۷۰	۰/۰۲۸۸	۰/۹۶۹۶	ترکیب ۳
۰/۱۰۲۶	۰/۱۵۳۳	۰/۱۴۸۸	۰/۰۶۱۹	۰/۱۶۲۲	۰/۰۴۱۰	ترکیب ۴
۰/۹۵۵۳	۰/۰۳۴۵	۰/۹۵۵۵	۰/۹۵۰۸	۰/۰۳۶۷	۰/۹۵۱۲	ترکیب ۵
۰/۱۱۸۸	۰/۱۵۳۳	۰/۱۴۸۸	۰/۰۴۰۲	۰/۱۶۲۱	۰/۰۴۱۰	ترکیب ۶
۰/۰۰۰۴	۰/۱۶۳۳	۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۰۲	۰/۱۶۵۴	۰/۰۰۰۱	ترکیب ۷

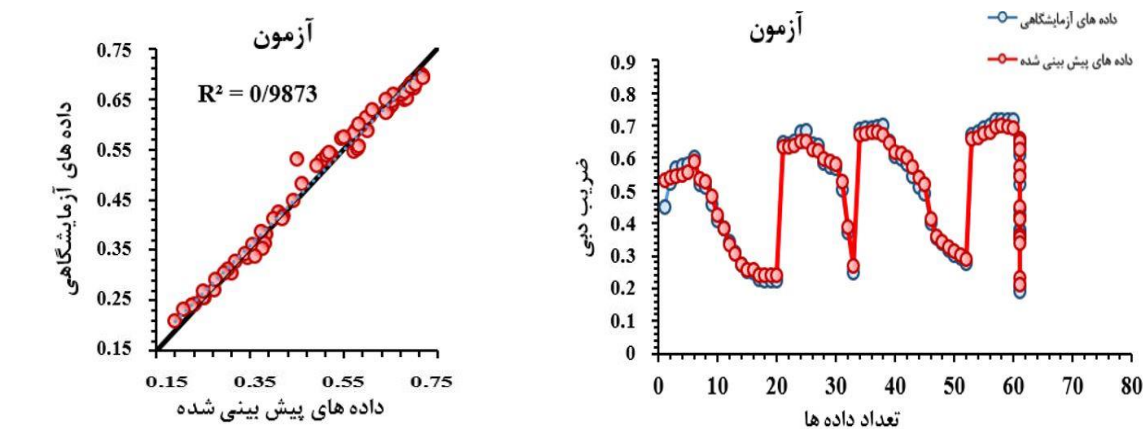
سناریو دوم						
DC	RMSE	R ²	DC	RMSE	R ²	نام ترکیب
۰/۹۸۷۹	۰/۰۱۳۴	۰/۹۸۹۲	۰/۹۹۰۵	۰/۰۱۲۸	۰/۹۹۰۸	ترکیب ۱
۰/۹۲۷۳	۰/۰۳۲۹	۰/۹۳۸۴	۰/۹۳۲۸	۰/۰۳۴۱	۰/۹۳۳۲	ترکیب ۲
۰/۹۷۷۹	۰/۰۲۳۵	۰/۹۶۹۲	۰/۹۷۰۴	۰/۰۲۲۸	۰/۹۶۰۸	ترکیب ۳
۰/۹۷۳۳	۰/۱۱۶۳	۰/۱۳۱۷	۰/۰۸۹	۰/۱۲۵۳	۰/۰۹۸۲	ترکیب ۴
۰/۹۲۶۳	۰/۰۳۳۱	۰/۹۳۷۷	۰/۹۳۲۷	۰/۰۳۴۱	۰/۹۳۳۲	ترکیب ۵
۰/۱۰۵۱	۰/۱۱۵۸	۰/۱۴۵۳	۰/۰۵۸	۰/۱۲۷۳	۰/۰۹۹۲	ترکیب ۶
۰/۰۰۰۲	۰/۱۲۳۳	۰/۰۰۱۲	۰/۰۰۰۲	۰/۱۳۱۲	۰/۰۵/۰	ترکیب ۷



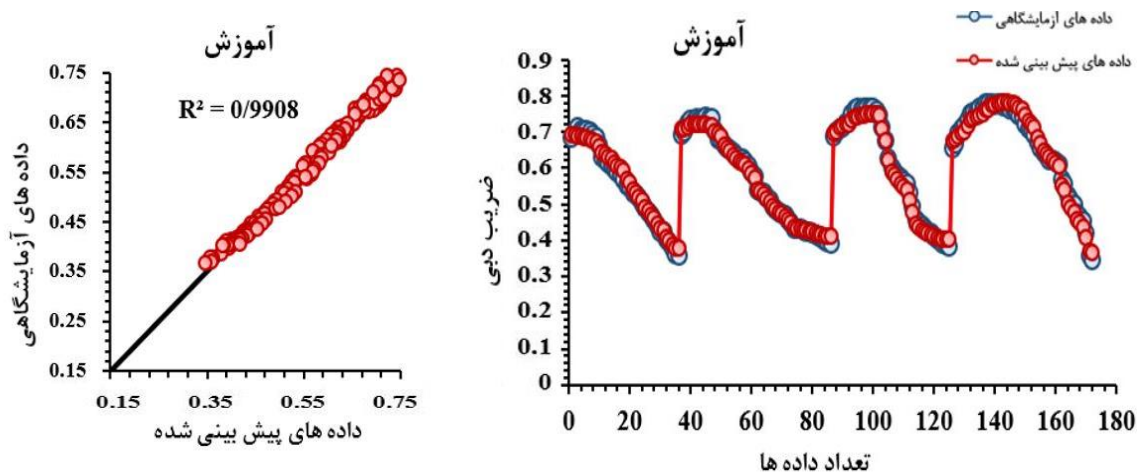
(الف)

شکل ۷. پراکنش داده‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده مراحل آموزش و آزمون مربوط به هر دو سناریو

(سناریو اول (الف) و دوم (ب))



(الف)

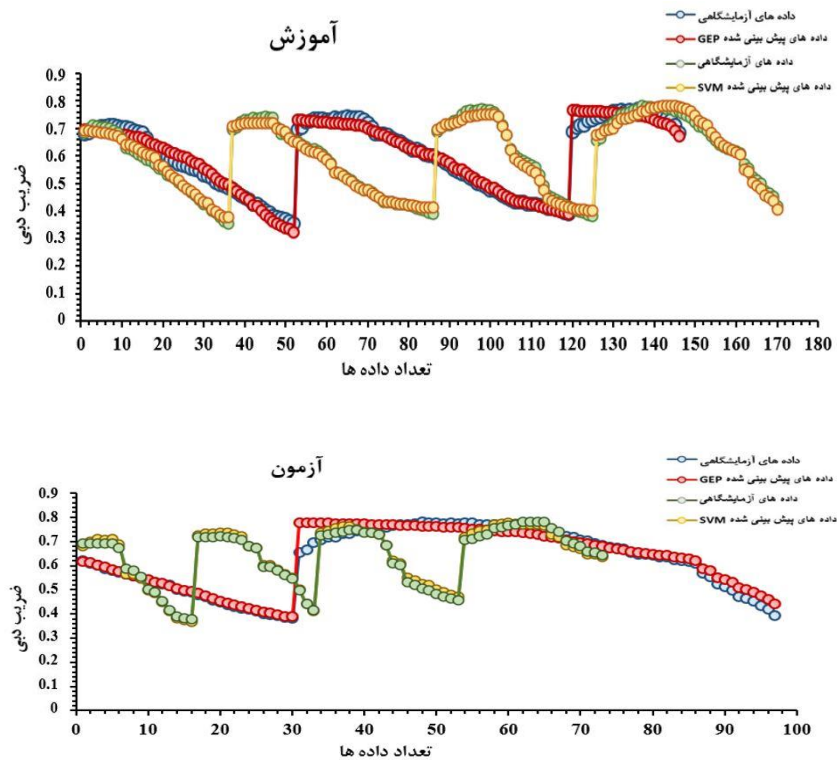


(ب)

شکل ۷. پراکنش داده های آزمایشگاهی و پیش بینی شده مراحل آموزش و آزمون مربوط به هر دو سناریو (سناریو اول (الف) و دوم (ب)) (ادامه)

جدول ۵. آنالیز حساسیت سناریو اول و دوم به روش (SVM)

سناریو اول							
ترکیب	حذف پارامتر	آموزش			آزمون		
		گاما	R ²	RMSE	گاما	R ²	RMSE
$\frac{H_T}{P}, \theta, \alpha$	—	۱۰	۰/۹۸۹۶	۰/۰۱۸۹	۱۰	۰/۹۸۷۳	۰/۰۱۹۸
$\frac{H_T}{P}, \theta$	α	۱۰	۰/۹۶۹۶	۰/۰۲۸۸	۱۰	۰/۹۶۷۲	۰/۰۲۹۸
$\frac{H_T}{P}, \alpha$	θ	۱۰	۰/۹۵۱۶	۰/۰۳۷۰	۱۰	۰/۹۵۵۲	۰/۰۳۴۸
α, θ	$\frac{H_T}{P}$	۱۰	۰/۰۴۱۰	۰/۱۶۲۲	۱۰	۰/۱۴۸۸	۰/۱۵۳۳
سناریو دوم							
$\frac{H_T}{P}, \theta, \alpha$	—	۱۰	۰/۹۹۰۸	۰/۰۱۲۸	۱۰	۰/۹۸۹۲	۰/۰۱۳۴
$\frac{H_T}{P}, \theta$	α	۱۰	۰/۹۶۰۸	۰/۰۲۲۸	۱۰	۰/۹۶۹۲	۰/۰۲۳۵
$\frac{H_T}{P}, \alpha$	θ	۱۵	۰/۹۳۳۲	۰/۰۳۴۱	۱۵	۰/۹۳۸۴	۰/۰۳۲۹
α, θ	$\frac{H_T}{P}$	۱۰	۰/۰۹۸۲	۰/۱۲۵۳	۱۰	۰/۱۳۱۷	۰/۱۱۶۳



شکل ۸. مقایسه نتایج مدل‌های SVM با GEP مربوط به مراحل آموزش و آزمون

جدول ۶. مقایسه نتایج این پژوهش با سایر پژوهشگران

مهری (۲۰)	روشنگر (۳۲)	روشنگر (۳۱)	نوروزی (۲۸)	پژوهش حاضر	پارامتر آماری پژوهشگران	
۰/۹۷۵	مقطع مستطیلی ۰/۹۱	—	۰/۹۸۵	سناریو اول ۰/۹۹۴۸	R	
	مقطع ذوزنقه ۰/۹۷			سناریو دوم ۰/۹۹۵۴		
۰/۰۴۴	—	—	۰/۰۱۹	سناریو اول ۰/۰۱۸۹	RMSE	SVM
				سناریو دوم ۰/۰۱۲۸		
—	—	—	—	سناریو اول ۰/۹۸۷۱	DC	
				سناریو دوم ۰/۹۹۰۵		
—	—	—	—	سناریو اول ۰/۹۹۰۵	R	
				سناریو دوم ۰/۹۸۶۲		
—	—	۰/۰۸۹	—	سناریو اول ۰/۰۲۱۲	RMSE	GEP
				سناریو دوم ۰/۰۱۹۳		
—	—	۰/۸۱۸	—	سناریو اول ۰/۹۸۰۷	DC	
				سناریو دوم ۰/۹۷۶۸		
—	—	—	—	—	R	
—	—	۰/۰۹۹	—	—	RMSE	ANN
—	—	۰/۷۷	—	—	DC	

GEP، نتایج SVM نسبت به GEP در هر دو سناریو (اول و دوم) بهتر است. ولی مزیت روش GEP نسبت به روش SVM ارائه فرمول تجربی و کاربردی در شرایط مشابه هندسی و هیدرولیکی است.

با توجه به شکل ۵ و ۷ نتایج روش GEP در سناریو اول نسبت به داده‌های آزمایشگاهی حدود یک تا سه درصد کمتر برآورد می‌شود و در سناریو دوم تقریباً یکسان است. در روش SVM در هر دو سناریو دامنه تغییرات SVM نسبت به نتایج آزمایشگاهی کمتر است. با توجه به خروجی نتایج SVM و

منابع مورد استفاده

1. Abbaspour, A. and H. Arvanaghi. Forecasting the flow on the triangular-rectangular compound overflow using planning. *In: Proceeding of 2011 the 10th Iran Hydraulic Conference, Iran.*
2. Azarpeyvand, H., A R. Emadi and M. Sedghi Asl. 2019. An Experimental Study of the Discharge of the Length Increase Effect on the Composite Trapezoidal Labyrinth Spillway. *Journal of Water and Soil Science* 23: 405-418.
3. Bahrebar A R., M. Heidarnajad, A R. Masjedi and A. Bordbar. 2021. Numerical and experimental study of the combination of labyrinth weir with orifice and its effect on discharge coefficient. *Journal of Water and Soil Science* 25: 91-105.
4. Crookston, B.M. 2010. Labyrinth weirs. Ph.D. thesis, Utah State University, Logan, UT.
5. Crookstone, B. M. and B. P. Tullis. 2013. Hydraulic Design and Analysis of Labyrinth Weirs. I: Discharge Relationships. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering.*, 139:363-370.

6. Crookston, B.M. and B.P. Tullis. 2012. Arced labyrinth weirs. *Journal of Hydraulic Engineering*. 137: 555-562.
7. Christensen, N. A. and B. P. Tullis. 2012. Arced Labyrinth Weir Flow Characteristics. 4th International Junior Reasercher and Enginner Workshap on Hydraulic Structures. *IJREWS' 12*. B. Tullis and R. Janssen (Eds.) Utah State University, Logan, USA.
8. Cimen, M. 2008. Estimation of Daily suspended sediments using Support Vector Machine, *Hydrological Sciences Journal*: 53: 656-666.
9. Corinna, C. and V. Vapnik. 1995. Support-vector networks. *Machine Learning*, 20: 273-297.
10. Darvas, L. 1971 Discussion of Performance and Design of Labyrinth Weirs, by Hay and Taylor. *Journal of Hydraulic Engineering*, 97/: 1246-1251.
11. Farrokhy, A., A. Givachy and M. Azhdary moghaddam. Estimating Determining the Discharge Coefficient of lateral weirs with neural network and adaptive neural-inference system. *In: Proceeding of 2009 6th National Congress of Civil Engineering, Semnan University, Iran. (In Farsi)*.
12. Fouladipناه, M., M. Majdi Asl and A. Haghgooyi. 2020. Application of Intelligent Algorithm to Model Head-Discharge Relationship for Submerged Labyrinth and Linear Weirs. *Hydraulic Journal*, 2: 149-164.
13. Gentilini, B. 1949. Stramazzi con cresta a pianta obliqua e a zig-zag. *Memorie e Studi dell istituto di Idraulica e Construzioni Idrauliche Del Regil Politecnico di Milano*, 48, in Italian.
14. Ghodsian, M. 2007. Stage-Discharge Relationship for a triangular Labyrinth Spillway. *Proc. Institute of Engineering Water Management*. 162: 173-178.
15. Guven, A., H. Md. Azamathulla and N.N. Zakaria. 2009. Linear genetic programming for prediction of circular pile scour, *Ocean Engineering*, 36: 985-991.
16. Hay, S., G. Taylor. 1970. Performance of Labyrinth Weirs. *ASCE Journal. of Hydraulic Engineering*. 96: 2337-57.
17. Henderson, F. M. 1966. *Open channel flow*. Macmillan, New York, USA.
18. Kumar, M., P. Sihag, N. K. Tiwari and S. Ranjan. 2020. Experimental study and modelling discharge coefficient of trapezoidal and rectangular piano key weirs. *Applied Water Science* 10: 43-52.
19. Kakai Lafdani, A., A. Pour Nemat Rudsari, K. Qadri and A. Moghadamnia. Forecasting the volume of suspended sediments using GMDH and SVM models based on principal component analysis. *In: Proceeding of 2011 9th International Seminar on River Engineering, Ahvaz, and Shahid Chamran University*.
20. Mehri, Y., S. Esmaeili, J. Soltani, S. Saneie and M. Rostami. 2018. Evaluation of SVM and nonlinear regression models for predicting the discharge coefficient of side piano key weirs in irrigation and drainage networks. *Iranian Journal of Irrigation and Drainage* 12(70): 994-1003 (in Persian).
21. Majdi Asl, M., M. Fouladipناه. 2017. The use of evolutionary systems in determining the discharge coefficient of triangular concourse overflows. *Journal of Water and Soil Sciences* 1: 279-290. (in Persian).
22. Majedi Asl, M. and M. Fuladipناه. 2019. Application of the Evolutionary Methods in Determining the Discharge Coefficient of Triangular Labyrinth Weirs. *Journal of Water and Soil* 22(4): 279-290. (in Persian).
23. Majedi Asl, M., S. Valizadeh. 2019. Application of SVM Algorithm in Predicting Vertical Pier Scour Depth. *Journal of Water and Soil Science* 23 (4): 165-181. (in Persian).
24. Majedi Asl, M., M. Foladipناه, V. Arun and R. P. Tripathi. 2021. Using data mining methods to improve discharge coefficient prediction in Piano Key and Labyrinth weirs. *Water Supply* 22: 1964-1982.
25. Majedi-Asl, M., T. OmidPourAlavian and M. Kouhdaragh. 2023. Comparison of the hydraulic efficiency of labyrinth weirs with a quarter and semi-circular crest shape using neural networks (QNET, SVM, GEP, ANN). *Iranian Journal of Irrigation and Drainage* 17(4): 787-804.
26. Meshkavati Toroujeni, J., A. dehghani, A. Emadi, M. Masoudian. 2021. Experimental study of discharge coefficient at the dentate trapezoidal labyrinth weir. *Journal of Water and Soil Science* 25(3): 209-224. (in Persian).
27. Monjezi, R., M. Heidarnejad, A. R. Masjedi, M. H. Pourmohammadi and A. Kamanbedast. 2019. An experimental investigation into the effect of curve radius on the discharge coefficient in curved-linear and curved-labyrinth weirs with a triangular plan. *Journal of Water and Soil Science* 23(2): 87-101. (in Persian).
28. Norouzi, R., R. Daneshfaraz and A. Ghaderi. 2019. Investigation of discharge coefficient of trapezoidal labyrinth weirs using artificial neural networks and support vector machines. *Applied Water Science* 9: 148-158.
29. Parsaie, A., A. H. Haghiabi and Z. Shamsi. 2019. Intelligent mathematical modeling of discharge coefficient of nonlinear weirs with triangular plan. *AUT Journal of Civil Engineering* 3: 149-156.
30. Roushangar, K. M. T. Aalami and S. Mirheidarian. 2014. The efficiency of gene expression programming method to estimate the scour depth in cohesive and non-cohesive soil beds at the bridge piers. *Journal of Civil and Environmental Engineering* 44(2): 21-33. (In Persian).
31. Roshangar, K., A. Farodikhor and M. Sanae. 2016. Modeling the discharge coefficient of the peak overflows of Ghosmhor with the approximation of the walls Lateral in free flow conditions using machine learning methods. *Engineering Research of Irrigation and Drainage Structures* 107: 12.

32. Roushangar, K., R. Khoshkanar and J. Shiri. 2016. predicting trapezoidal and rectangular side weirs discharge coefficient using machine learning methods. *ISH Journal of Hydraulic Engineering* 22: 1-8.
33. Roushangar, K., M. T. Alami, J. Shiri and M. Majedi Asl. 2018. Determining discharge coefficient of labyrinth and arced labyrinth weirs using support vector machine. *Hydrology Research* 49: 924-938.
34. Roushangar, K., M. Majedi Asl and S. Shahnazi. 2021. Hydraulic performance of PK weirs based on experimental study and Kernel-based modeling. *Water Resource*. 35: 3571–3592.
35. Taylor, G. 1968. The performance of Labyrinth weir, Ph.D. thesis presented to university of Nottingham, England.
36. Tullis, B. P., N. Amanian, N. Waldron. 1995. Approach to improve the discharging capacity of design of labyrinth spillways. *Journal of Flow Engineer* 121: 247-55.

Comparison of Hydraulic Efficiency of Arched Non-linear Weirs in Plan Using GEP and SVM Neural Networks

M. Majedi Asl^{1*}, T. Omidpour Alavian², M. Kouhdaragh³ and V. Shamsi²

(Received: January 17-2023 ; Accepted: June 10-2023)

Abstract

Non-linear weirs meanwhile economic advantages, have more passing flow capacity than linear weirs. These weirs have higher discharge efficiency with less free height upstream compared to linear weirs by increasing the length of the crown at a certain width. Intelligent algorithms have found a valuable place among researchers due to their great ability to discover complex and hidden relationships between effective independent parameters and dependent parameters, as well as saving money and time. In this research, the performance of support vector machine (SVM) and gene expression programming algorithm (GEP) in predicting the discharge coefficient of arched non-linear weirs was investigated using 243 laboratory data series for the first scenario and 247 laboratory data series for the second scenario. The geometric and hydraulic parameters were used in this research including the water load (HT), weir height (P), total water load ratio (H_T/p), arc cycle angle (Θ), cycle wall angle (α), and discharge coefficient (Cd). The results of artificial intelligence showed that the combination of parameters (Cd, H_T/p , α , Θ) respectively in GEP and SVM algorithms in the training phase related to the first scenario (Labyrinth weir with cycle wall angle 6 degrees) were respectively equal to ($R^2=0.9811$), (RMSE=0.02120), (DC=0.9807), and ($R^2=0.9896$), (RMSE=0.0189), (DC=0.9871) in the second scenario (Labyrinth weir with a cycle wall angle of 12 degrees) it was equal to ($R^2=0.9770$), (RMSE=0.0193), (RMSE=0.9768), and ($R^2 = 0.9908$), (RMSE = 0.0128), (DC = 0.9905), which compared to other combinations has led to the most optimal output that shows the very favorable accuracy of both algorithms in predicting the coefficient the Weir discharge is arched non-linear. The results of the sensitivity analysis indicated that the effective parameter in determining the discharge coefficient of the arched non-linear Weir in GEP and in SVM is the total water load ratio parameter (H_T/p). Comparing the results of this research with other researchers revealed that the evaluation indices for GEP and SVM algorithms of this research had better estimates than other researchers.

Keywords: Neural networks, Non-linear weirs, Discharge coefficient, Support vector machine, Genetic expression tool

1. Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, University of Maragheh, East Azerbaijan, Iran.

2. Department of Water and Hydraulic Structures, Faculty of Civil Engineering, University of Maragheh, East Azarbaijan, Iran.

3. Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, Malehan Branch, Islamic Azad University, East Azarbaijan, Iran

*: Corresponding author, Email: majedi@maragheh.ac.ir