

مقاله پژوهشی

DOR: [20.1001.1.24767131.1402.9.1.12.7](https://doi.org/10.1001.1.24767131.1402.9.1.12.7)

درصد همانندی: ۱۲٪

مقایسه ضریب دبی سرریز کنگره‌ای قوسی و سرریز کلیدپیانویی قوسی با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی

مهدی کوهدرق^{۱*}، توحید امیدپور علویان^۲، مهدی ماجدی اصل^۳، رحمان معصوم‌پور^۴، مرتضی ایامی لرد^۵، عقیل جاسم عبیس جوازی^۶

^{۱*} نویسنده مسئول، استادیار گروه عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد ملکان، آذربایجان شرقی، ایران.

mehdi_k550@yahoo.com

^۲ دانشجوی دکتری، مهندسی عمران، آب و سازه‌های هیدرولیک، دانشگاه مراغه، مراغه، ایران. tohidomidpour1377@gmail.com

^۳ دانشیار دانشگاه مراغه، گروه مهندسی عمران، دانشگاه مراغه، مراغه، ایران. mehdi.majedi@gmail.com

^۴ دانشجوی کارشناسی ارشد، مهندسی عمران، آب و سازه‌های هیدرولیک، دانشگاه مراغه، مراغه، ایران.

rahmanmasoumpour@gmail.com

^۵ کارشناسی ارشد، مهندسی عمران، آب و سازه‌های هیدرولیک، دانشگاه مراغه، مراغه، ایران. mortezalord1362@gmail.com

^۶ دانشجوی کارشناسی ارشد، مهندسی عمران، آب و سازه‌های هیدرولیک، دانشگاه مراغه، مراغه، ایران. agiljassem@gmail.com

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۶/۲۸

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۴/۱۴

چکیده

در این پژوهش عملکرد روش‌های ANN و SVM در پیش‌بینی ضریب دبی سرریز کنگره‌ای قوسی و کلیدپیانویی قوسی به کمک ۲۴۳ سری داده آزمایشگاهی کروکستون برای سناریو اول و ۱۷۰ سری داده آزمایشگاهی دانشگاه مراغه برای سناریو دوم بررسی شده است. پارامترهای هندسی و هیدرولیکی مورد استفاده در این پژوهش شامل نسبت بار آبی کل $\left(\frac{H_T}{p}\right)$ ، بزرگ‌نمایی $\left(\frac{L_c}{W}\right)$ ، زاویه سیکل قوسی (θ) ، زاویه دیواره سیکل (α) ، فرود (Fr) ، نسبت طول داخلی دماغه به عرض هر سیکل $\left(\frac{A}{W}\right)$ و ضریب دبی (Cd) می‌باشد. نتایج هوش مصنوعی نشان داد که ترکیب پارامترهای $(Cd, \frac{H_T}{p}, \alpha, \theta)$ در روش‌های ANN و SVM در مرحله آموزش مربوط به سناریوی اول به ترتیب برابر است با $(R^2=0/9984)$ ، $(RMSE=0/0057)$ ، و $(R^2=0/9881)$ ، $(RMSE=0/0190)$ و ترکیب پارامترهای $(Cd, \frac{H_T}{p}, \frac{L_c}{W}, \theta, \frac{A}{W}, Fr)$ در روش‌های ANN و SVM در مرحله آموزش مربوط به سناریوی دوم به ترتیب برابر با $(R^2=0/9924)$ ، $(RMSE=0/0056)$ و $(R^2=0/9622)$ ، $(RMSE=0/0156)$ است که در مقایسه با دیگر ترکیب‌ها منجر به بهینه‌ترین خروجی شده است که نشان‌دهنده دقت بسیار مطلوب هر دو روش ANN و SVM در پیش‌بینی ضریب دبی سرریز کنگره‌ای قوسی و سرریز کلیدپیانویی قوسی است. نتایج آنالیز حساسیت نشان داد که پارامتر مؤثر در تعیین ضریب دبی پارامتر نسبت بار آبی کل $\left(\frac{H_T}{p}\right)$ است.

واژه‌های کلیدی: آنالیز حساسیت، روش ANN، روش SVM، سرریز غیرخطی، سرریز کلیدپیانویی، ضریب دبی

۱. مقدمه

یکی از مباحث مهم در طول توسعه تمدن بشر مدیریت و انتقال آب می‌باشد. سازه‌های هیدرولیکی متنوعی برای پاسخ‌گویی به نیازها طراحی و ساخته شده است. یکی از سازه‌های متداول در بسیاری از سدها و کانال‌های انتقال آب، سرریزها می‌باشند که به منظور تخلیه، اندازه‌گیری و کنترل سطح آب استفاده می‌شوند. تاکنون تحقیقات 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 و غیره می‌باشد که به آن‌ها سرریزهای چندوجهی، کنگره‌ای یا زیگزاگی گفته می‌شود. به وجود آمدن سرریزهای کنگره‌ای در سال‌های اخیر باعث بهبود آن‌ها با 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. راندمان هوادهی سرریزهای کنگره‌ای بهتر از سرریز خطی با طول معادل بوده و این افزایش راندمان در پایین آوردن ارتفاعات سقوط ریزش و دبی‌های بیشتر، مؤثر است. نمونه‌ای از سرریز کنگره‌ای و پلان سرریز کلیدپیانویی در شکل ۱ نشان داده شده است.



شکل ۱. نمونه‌ای از سرریز کنگره‌ای و سرریز کلیدپیانویی

برای اولین بار هیدرولیک سرریزهای کنگره‌ای را جنتیلینی مورد بررسی قرار داد [۱]. عملکرد سرریزهای کنگره‌ای مثلثی، دوزنقه‌ای و مستطیلی با تاج لبه تیز و تعداد سیکل متفاوت را تیلور مطالعه نمود [۲]. دارواس نتایج تحقیقات خود را بر اساس مدل‌های فیزیکی سدهای ورونوا و آن ارائه کرد، این محقق همچنین یک دسته منحنی برای طراحی سرریزهای دوزنقه‌ای شکل با تاج ربع دایره‌ای و یک رابطه تجربی ارائه نمود [۳]. تولیس و همکاران سرریز کنگره‌ای دوزنقه‌ای با ۴ سیکل و ۵ شکل تاج مختلف را بررسی کردند و دریافتند که ظرفیت سرریز کنگره‌ای دوزنقه‌ای تابعی از بار هیدرولیکی کل، طول تاج مؤثر و ضریب آبگذری است [۴]. قدسیان مطالعات آزمایشگاهی بر روی سرریز کنگره‌ای مثلثی با شکل تاج‌های متفاوت انجام داد و ابتدا با آنالیز ابعادی پارامترهای مربوطه را به صورت بی‌بعد استخراج نموده و سپس با داده‌های آزمایشگاهی رابطه‌ای منظم و منسجم برای ضریب دبی و هد-دبی معرفی کرد [۵]. کروکستون و همکاران استغراق موضعی، شکل تاج سرریز، هندسه سرریز، تأثیرات لزجت و فشار در زیر تیغه جریان سرریزهای کنگره‌ای از عوامل مؤثر در عملکرد هیدرولیکی آن‌ها هستند [۶]. کروکستون و تولیس سرریزهای قوسی کنگره‌ای با زوایای دیواره سیکل مختلف (α) و زوایای سیکل قوسی مختلف (θ) بررسی نموده و پارامترها و اصطلاحات هندسی سرریزهای قوسی کنگره‌ای را نام‌گذاری نمودند [۷]. کروکستون و همکاران 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 بر روی دیواره‌ها و دماغه سرریز به بهبود عوامل مذکور اقدام نمودند [۸]. کریستینسن ضمن بررسی میدان جریان ورودی به سرریزهای کنگره‌ای، تأثیر تعداد سیکل‌ها بر عملکرد این نوع سرریزها را مورد تحقیق قرار داد و نتیجه گرفت که با افزایش تعداد سیکل‌ها، ضریب آبگذری کاهش می‌یابد [۹]. آذربوند و همکاران به تأثیر افزایش طول مؤثر بر دبی عبوری سرریزهای کنگره‌ای دوزنقه‌ای شکل مرکب را به صورت آزمایشگاهی بررسی کردند [۱۰]. کبیری

مناسبی دارد و می‌توان از این روش در موارد مشابه استفاده کرد [۱۵]. در پژوهش انجام‌شده توسط پارسایی و همکاران، با استفاده از مدل‌های ریاضی هوشمند GMDH، GEP و MARS ضریب دبی سرریزهای غیرخطی را مدل‌سازی نمودند [۱۶]. ماجدی و همکاران به کاربرد الگوریتم SVM در پیش‌بینی عمق آبستگگی تک پایه قائم پرداختند [۱۷]. روشنگر و همکاران در مطالعه‌های آزمایشگاهی و همچنین مدل‌سازی مبتنی بر هوش مصنوعی ضریب دبی سرریزهای همگرای اوجی را بررسی نمودند [۱۸]. فولادی‌پناه و همکاران در مورد کاربرد الگوریتم‌های هوشمند برای مدل‌سازی رابطه دبی-اشل در شرایط استغراق سرریزهای کنگره‌ای و خطی بررسی کردند و نتایج نشان داد SVM در هر دو سرریز نسبت به GEP عملکرد بهتری در پیش‌بینی دارد [۱۹]. روشنگر و همکاران 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 به عنوان مدل مناسب برای تعیین ضریب دبی سرریزهای کنگره‌ای توصیه نمودند [۲۰]. ماجدی و همکاران با استفاده از روش‌های داده‌کاوی برای بهبود پیش‌بینی ضریب دبی در سرریزهای کلید پیانویی و کنگره‌ای مطالعاتی انجام دادند. در این کار تحقیقاتی، الگوریتم‌های SVM و GEP برای پیش‌بینی ضریب دبی (Cd) سرریز کلیدپیانوی (PKW)، سرریز کنگره‌ای مستطیلی (RLW) و سرریز کنگره‌ای ذوزنقه‌ای (TLW) با مجموعه داده‌های آزمایشگاهی جمع‌آوری شده ارزیابی شد [۲۱]. سهرابی و همکاران به بررسی اثر زاویه در پیش‌بینی ضریب دبی در سرریزهای کنگره‌ای قوسی با استفاده از ابزار یادگیری ماشین بردار (SVM) پرداختند [۲۲]. سهرابی و همکاران به بررسی اثر زاویه در پیش‌بینی ضریب دبی در سرریزهای کنگره‌ای قوسی با استفاده از ابزار یادگیری برنامه‌ریزی بیان ژن GEP پرداختند [۲۳]. امیدپورعلویان و همکاران به مدل‌سازی و ارزیابی ضریب دبی سرریز کنگره‌ای قوسی با روش فرامدلی ANN پرداختند [۲۴]. امیدپورعلویان و همکاران به مقایسه کارایی هیدرولیکی سرریزهای کنگره‌ای با فرم تاج ربع‌دایره‌ای و نیم‌دایره‌ای با استفاده از روش‌های فرامدلی

سامانی و جواهری با مطالعه ضریب آبگذری سرریز کلیدپیانویی مستقیم در شرایط جریان آزاد، به این نتیجه دست یافتند که با افزایش عرض کلید ورودی پایین‌دست نسبت به عرض کلید خروجی بالادست، ظرفیت تخلیه افزایش می‌یابد و همچنین برآمدگی بالادست سرریز نیز ضریب تخلیه را به مقدار قابل توجهی افزایش می‌دهد [۱۱]. صفرزاده و همکاران هیدرودینامیک سه‌بعدی سرریزهای کلیدپیانویی انحنادار در پلان را بررسی کردند و به این نتیجه رسیدند که این سرریزها الزاماً دارای کلیدهای ذوزنقه‌ای شکل بوده و مزایای سرریزهای ذوزنقه‌ای را به دلیل افزایش سطح کلید ورودی و بهبود میزان تخلیه جریان دارا می‌باشند [۱۲]. در سال‌های اخیر و به دنبال مطالعات تجربی و آزمایشگاهی، تحقیقات 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. عباسپور و ارونقی برای تخمین دبی جریان بر روی سرریزهای مرکب مثلثی-مستطیلی از مدل GEP استفاده نمودند و تأثیر پارامترهای هندسی و هیدرولیکی بر دبی جریان را بررسی و مقایسه کردند [۱۳]. استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی مانند GEP، SVM و ... در سال‌های اخیر کاربرد زیادی در شبیه‌سازی پدیده‌های پیچیده هیدرولیکی، هیدرولوژیکی و منابع آب پیدا کرده‌اند، فرخی و همکاران [۱۴]. استفاده از روش‌های محاسبات نرم مانند ماشین بردار پشتیبان می‌تواند به عنوان روشی جایگزین برای معادله‌ها و مدل‌های تجربی به حساب آید و در 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 می‌باشد. ماجدی و همکاران کاربرد سیستم‌های تکاملی در تعیین ضریب دبی سرریزهای کنگره‌ای مثلثی را بررسی کردند و بیان داشتند روش ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی ضریب دبی سرریزهای کنگره‌ای لبه تیز عملکرد بسیار

و SVM) در تعیین ضریب دبی جریان در سرریز کنگره‌ای قوسی و کلیدپیانویی قوسی و همچنین ارزیابی دقت روش‌های هوش مصنوعی با استفاده از پارامترهای آماری و مقایسه آن با نتایج داده‌های آزمایشگاهی است. در این مقاله از داده‌های تحقیق کروکستون در آزمایشگاه تحقیقات آب یوتا و داده‌های آزمایشگاهی هیدرولیک دانشگاه مراغه استفاده شده است.

۳. تأسیسات فلوم مستطیلی کروکستون و آزمایشگاه هیدرولیک دانشگاه مراغه

فلوم آزمایشگاهی کروکستون به شکل 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 که در شکل ۲ نشان داده شده است. شیب فلوم با چهار جک مکانیکی بزرگ تنظیم می‌شود. یک رمپ به طول ۲/۴۴ متر، با شیب ۷ درجه در بالادست سکو نصب شده بود.



شکل ۲. تصویری از فلوم آزمایشگاهی، (کروکستون، ۲۰۱۰)

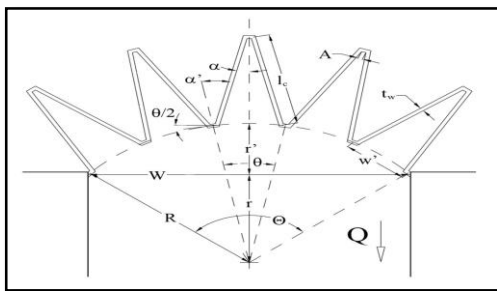
شمای و تصویر کلی فلوم و تجهیزات آزمایشگاهی دانشگاه مراغه در شکل ۳ نشان داده شده است. مقطع فلوم مستطیلی شکل بوده که طول مؤثر آن ۱۳ متر، عرض آن ۱/۲ متر و عمق ۰/۸ با شیب طولی صفر درجه می‌باشد. جهت تأمین جریان در طول انجام آزمایش‌ها، آب به وسیله پمپ و لوله وارد مخزن ورودی کانال می‌شود. برای آرام کردن جریان و نیز کاهش تلاطم در جریان هنگام ورود به کانال از دو صفحه مشبک استفاده شده است که در ادامه برای کاهش هرچه بیشتر تلاطم از آجرهای سفالی توخالی و همچنین صفحه‌ای شناور از جنس یونولیت برای کاهش نوسانات سطح آب در

(ANN) پرداختند [۲۵]. امیدپورعلویان و همکاران به مقایسه کارایی هیدرولیکی سرریزهای کنگره‌ای با فرم تاج ربع دایره‌ای و نیم دایره‌ای با استفاده از روش فرامدلی (ANN) پرداختند [۲۶]. ماجدی اصل و همکاران عملکرد روش‌های آزمایشگاهی و فرامدلی برای پیش‌بینی ضریب تخلیه سرریزهای کنگره‌ای را مقایسه کردند [۲۷]. ماجدی اصل و همکاران به مقایسه کارایی هیدرولیکی سرریزهای غیرخطی قوسی در پلان با استفاده از شبکه‌های عصبی GEP و SVM پرداختند [۲۸]. ماجدی اصل و همکاران با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی به مقایسه کارایی هیدرولیکی سرریزهای کنگره‌ای با فرم تاج ربع دایره‌ای و نیم دایره‌ای پرداختند [۲۹]. ماجدی اصل و همکاران به بررسی آزمایشگاهی تأثیر شیب دیواره بر ضریب دبی سرریزهای کنگره‌ای قوسی دوزنقه‌ای پرداختند [۳۰]. بررسی منابع و پژوهش‌های قبلی نشان می‌دهد که مطالعه و پژوهش کمتری در خصوص مقایسه نتایج آزمایشگاهی و پیش‌بینی ضریب دبی جریان سرریز کنگره‌ای قوسی و کلیدپیانویی قوسی با استفاده از الگوریتم‌های هوشمند ANN و SVM توأم با اعمال اثر پارامترهای مختلف هیدرولیکی و هندسی صورت گرفته است که جنبه بدیع و نوآوری پژوهش حاضر است. در این راستا به کمک داده‌های نتایج آزمایشگاهی و با استفاده از الگوریتم‌های هوشمند ANN و SVM تأثیر پارامترهای هندسی و هیدرولیکی شامل نسبت بار آبی کل $\left(\frac{H_r}{p}\right)$ ، بزرگ‌نمایی $\left(\frac{L_c}{W}\right)$ ، زاویه سیکل قوسی (θ) ، زاویه دیواره سیکل (α) ، فرود (Fr) ، نسبت طول داخلی دماغه به عرض سرریز $\left(\frac{A}{W}\right)$ بر روی ضریب دبی سرریز کنگره‌ای قوسی و کلیدپیانویی قوسی بررسی شده است. هدف از این تحقیق مقایسه ضریب دبی (Cd) سرریز کنگره‌ای قوسی و کلیدپیانویی قوسی با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی کروکستون و داده‌های آزمایشگاهی هیدرولیک دانشگاه مراغه با آنالیز هوش مصنوعی ANN و SVM است.

۲. مواد و روش‌ها

هدف از این پژوهش، مقایسه نتایج داده‌های آزمایشگاهی و استفاده از هوش مصنوعی با استفاده از روش (ANN)

در شکل (۴) سرریز کنگره‌ای قوسی نشان داده شده است. پارامترهای موجود در شکل فوق عبارت است از: عرض کانال پایین‌دست، (W) ، عرض سرریز کنگره‌ای قوسی $(W'=R.\theta)$ ، شعاع قوس $(R = (\frac{W'^2}{4} + r'^2)^{\frac{1}{2}})$ ، (θ) ، زاویه قوس سرریز $(\theta = (\frac{W'}{R}))$ ، (α) ، زاویه دیواره جانبی چرخه سرریز کنگره‌ای قوسی، (α') ، زاویه دیواره جانبی بالادست، $(\alpha' = (\alpha + \frac{\theta}{2}))$ ، (N) تعداد سیکل، (A) عرض دماغه داخلی، (Lc) ، طول خط مرکزی دیواره جانبی، (t_w) ، ضخامت دیواره سرریز کنگره‌ای قوسی در تاج است.



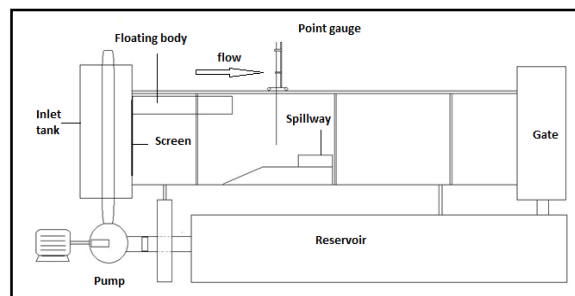
شکل ۴. نمونه‌ای از سرریز کنگره‌ای قوسی

پارامترهای موجود در این تحقیق شامل نسبت بار آبی کل $(\frac{H_T}{p})^1$ ، بزرگ‌نمایی $(\frac{L_c}{W})^2$ ، زاویه سیکل قوسی (θ) ، زاویه دیواره سیکل (α) ، فرود (Fr) ، نسبت طول داخلی دماغه به عرض سرریز $(\frac{A}{W})^6$ و ضریب دبی $(Cd)^7$ هستند. تعداد ۲۴۳ سری داده برای سناریو اول و ۱۷۰ سری داده برای سناریو دوم است. برای بررسی تغییرات ضریب دبی جریان سرریز کنگره‌ای قوسی و کلید پیانویی قوسی با استفاده از نرم‌افزارهای ANN و SVM انجام شده است. سناریو اول شامل ۷ ترکیب و سناریو دوم شامل ۳۰ ترکیب مختلف است که در جدول‌های (۱) و (۲) آورده شده است.

جدول ۱. ترکیبات مختلف ورودی مربوط به سناریو اول (ANN - SVM)

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

ابتدای کانال استفاده می‌شود. تمامی مدل‌ها بر روی یک صفحه افقی مسطح به ارتفاع ۲۲ سانتی‌متر نصب شده است و یک صفحه شیب دار، کف فلوم را به صفحه مسطح متصل کرده تا خطوط جریان به‌طور موازی از کف کانال به صفحه افقی جریان یابد. که بر اساس آزمایش‌های ویلمور صفحه شیب‌دار بالادست سرریزهای کلیدپیانویی تأثیری بر کارایی هیدرولیکی مدل‌های فیزیکی ندارد. آب بعد از طی کردن طول کانال به‌وسیله دریچه تعبیه‌شده در انتهای کانال خارج شده و سپس به داخل مخزن اصلی کانال وارد می‌شود و دوباره توسط پمپ (با قدرت پمپاژ ۷ lit/s تا ۵۲ lit/s) این سیکل چرخشی تکرار می‌شود. شیب کانال به وسیله جک در ابتدای کانال تنظیم می‌شود (در تمامی آزمایش‌ها روی صفر تنظیم خواهد شد).



الف



ب

شکل ۳. شمای و تصویر کلی فلوم و تجهیزات آزمایشگاهی دانشگاه مراغه (الف): شماتیک، (ب): تصویر

معادله یک‌بعدی جریان روی سرریزهای کنگره‌ای تابعی از بار آبی کل (H_T) برحسب متر، طول تاج سرریز (L) برحسب متر و ضریب جریان سرریز (Cd) بدون بعد بوده و از رابطه (۱) به‌دست می‌آید هندرسون، [۳۱].

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

ولادیمیر وپنیک و الکسی چرونیکس در مؤسسه علوم کنترل آکادمی علوم روسیه ابداع شد. در سال ۱۹۹۲ بوزر، ایزابل گایون و وپنیک با مطرح کردن هسته (کرنل) و افزودن آن به SVM راهی برای کلاس‌بندی غیرخطی ارائه کردند [۳۲] و در سال ۱۹۹۵ کورینا کورتس و وپنیک soft-margin SVM را معرفی کردند. ماشین بردار پشتیبانی SVMs یکی از روش‌های یادگیری با نظارت است که از آن برای طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌کنند. مبنای کاری دسته‌بندی کننده SVM دسته‌بندی خطی داده‌هاست و در تقسیم خطی داده‌ها سعی می‌کنیم، ابرصفحه‌ای را انتخاب کنیم که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد. حل معادله پیدا کردن خط بهینه برای داده‌ها به وسیله روش‌های برنامه‌سازی غیرخطی که روش‌های شناخته‌شده‌ای در حل مسائل محدودیت‌دار هستند صورت می‌گیرد. قبل از تقسیم خطی برای اینکه ماشین بتواند داده‌های با پیچیدگی بالا را دسته‌بندی کند داده‌ها را به وسیله تابع phi به فضای با ابعاد خیلی بالاتر می‌بریم. برای اینکه بتوانیم مسئله ابعاد خیلی بالا را با استفاده از این روش‌ها حل کنیم از قضیه دوگانی لاگرانژ برای تبدیل مسئله کمینه‌سازی موردنظر به فرم دوگانی آن که در آن به جای تابع پیچیده phi که ما را به فضایی با ابعاد بالا می‌برد، تابع ساده‌تری به نام تابع هسته (کرنل) که ضرب برداری تابع phi است ظاهر می‌شود، استفاده می‌کنیم. از توابع هسته مختلفی از جمله هسته‌های نمایی، چندجمله‌ای و سیگموید می‌توان استفاده نمود.

شبکه عصبی هوش مصنوعی^{۱۰} که به اختصار در انگلیسی ANN نامیده می‌شود با الهام از شبکه نورون‌های مغز انسان، سعی در توسعه پردازش اطلاعات دارد. در واقع شبکه عصبی کمک می‌کند به جای دیکته کردن کاری که باید انجام شود به کامپیوتر (برنامه‌نویسی) خود رایانه را برای دادن واکنش مناسب به اتفاقات آموزش دهیم. هر نورون در این شبکه یک عنصر پردازشی بوده و در کنار دیگر عناصر پردازشی به حل مسائل مختلف می‌پردازد. فرایند یادگیری این شبکه عصبی درست مثل مغز انسان است. ما از زمان تولد، با دیدن مثال‌های مختلف از مسائلی که باید حل کنیم (حرکت، خوردن و نوشیدن، ارتباط برقرار کردن و...) به تدریج

جدول ۲. ترکیبات مختلف ورودی مربوط به سناریو دوم (SVM ANN)

ترکیب	پارامترهای مؤثر	ترکیب	پارامترهای مؤثر
ترکیب ۱	$Cd, \frac{H_T}{p}, \frac{L_C}{W}, \Theta, \frac{A}{W}, Fr$	ترکیب ۱۶	$Cd, \Theta, \frac{A}{W}, Fr$
ترکیب ۲	$Cd, \frac{L_C}{W}, \Theta, \frac{A}{W}, Fr$	ترکیب ۱۷	$Cd, \frac{H_T}{p}, \frac{L_C}{W}$
ترکیب ۳	$Cd, \frac{H_T}{p}, \Theta, \frac{A}{W}, Fr$	ترکیب ۱۸	$Cd, \frac{H_T}{p}, \Theta$
ترکیب ۴	$Cd, \frac{H_T}{p}, \frac{L_C}{W}, \frac{A}{W}, Fr$	ترکیب ۱۹	$Cd, \frac{L_C}{W}, \Theta$
ترکیب ۵	$Cd, \frac{H_T}{p}, \frac{L_C}{W}, \Theta, Fr$	ترکیب ۲۰	$Cd, \frac{H_T}{p}, Fr$
ترکیب ۶	$Cd, \frac{H_T}{p}, \frac{L_C}{W}, \Theta, \frac{A}{W}$	ترکیب ۲۱	$Cd, \frac{L_C}{W}, Fr$
ترکیب ۷	$Cd, \frac{H_T}{p}, \frac{L_C}{W}, \Theta$	ترکیب ۲۲	$Cd, \frac{A}{W}, Fr$
ترکیب ۸	$Cd, \frac{H_T}{p}, \frac{L_C}{W}, \frac{A}{W}$	ترکیب ۲۳	$Cd, \frac{H_T}{p}, \frac{A}{W}$
ترکیب ۹	$Cd, \frac{H_T}{p}, \Theta, \frac{A}{W}$	ترکیب ۲۴	Cd, Θ, Fr
ترکیب ۱۰	$Cd, \frac{L_C}{W}, \Theta, \frac{A}{W}$	ترکیب ۲۵	$Cd, \Theta, \frac{A}{W}$
ترکیب ۱۱	$Cd, \frac{H_T}{p}, \frac{L_C}{W}, Fr$	ترکیب ۲۶	$Cd, \frac{H_T}{p}$
ترکیب ۱۲	$Cd, \frac{H_T}{p}, \Theta, Fr$	ترکیب ۲۷	$Cd, \frac{L_C}{W}$
ترکیب ۱۳	$Cd, \frac{L_C}{W}, \Theta, Fr$	ترکیب ۲۸	Cd, Θ
ترکیب ۱۴	$Cd, \frac{H_T}{p}, \frac{A}{W}, Fr$	ترکیب ۲۹	$Cd, \frac{A}{W}$
ترکیب ۱۵	$Cd, \frac{L_C}{W}, \frac{A}{W}, Fr$	ترکیب ۳۰	Cd, Fr

۳-۱. روش (SVM) و شبکه هوش مصنوعی (ANN)

ماشین بردار پشتیبان یک الگوریتم دسته‌بندی بسیار قدرتمند است. وقتی از آن همراه با الگوریتم‌های جنگل تصادفی و دیگر ابزارهای یادگیری ماشین استفاده کنیم، این الگوریتم می‌تواند مدلی بسیار قابل توجه برای دسته‌بندی داده‌ها ارائه کند. الگوریتم ماشین بردار پشتیبان هنگامی که قدرت پیش‌بینی بالا مورد نیاز باشد گزینه‌ای بسیار عالی است. تصویرسازی این الگوریتم‌ها کار دشواری محسوب می‌شود، زیرا فرمول‌بندی پیچیده‌ای دارند. ماشین بردار پشتیبان^۸ که به اختصار به آن SVM گفته می‌شود یک الگوریتم یادگیری ماشین با ناظر است که نمونه داده‌هایی به صورت نقاطی در فضا نشان داده شده است و با استفاده از یک خط یا هایپرپلین^۹، از هم جدا می‌کند. این جداسازی طوری است که نقاط داده‌ای که در یک طرف خط هستند، مشابه به هم و در یک گروه قرار می‌گیرند. نمونه داده‌های جدید هم بعد از اضافه شدن به همان فضا در یکی از دسته‌های موجود قرار خواهند گرفت. الگوریتم SVM اولیه سال ۱۹۶۴ توسط

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، محاسبه‌ای و تعداد داده‌ها هستند.

۵. نتایج و بحث

هدف از این تحقیق مقایسه ضریب دبی نتایج داده‌های آزمایشگاهی با ضریب دبی پیش‌بینی شده از الگوریتم ANN و SVM است. جریان عبوری از روی سرریزها ساختار سه‌بعدی و پیچیده دارند؛ از این رو، امکان حل صریح آن وجود ندارد. بنابراین برای محاسبه ضریب دبی از معادله عمومی سرریزها طبق معادله (۱) استفاده می‌شود.

۵-۱. نتایج شبکه عصبی (ANN)

در تحقیق حاضر به منظور دستیابی به نتایج بهتر و دقیق‌تر داده‌های آموزش و آزمون با درصد‌های مختلف (۴۰-۶۰، ۳۰-۷۰، ۲۰-۸۰) در ۷ ترکیب مختلف برای سناریو اول و ۳۰ ترکیب مختلف برای سناریو دوم مورد ارزیابی قرار گرفت و در نهایت بهترین ترکیب به‌ازای میزان‌های بهینه شاخص‌های ارزیابی مشخص شد که الگوی ۳۰-۷۰ بهترین نتایج را در برداشته است و در تمامی مدل‌های تحقیق حاضر از ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش شبکه و ۳۰ درصد باقی‌مانده داده‌ها برای آزمون داده‌ها (تست) استفاده شد. نتایج حاصل برای تمامی ترکیبات در جدول (۳) آورده شده است و مطلوب‌ترین ترکیب، ترکیب شماره ۱ است.

این ترکیب با ورودی‌های $(\frac{H_T}{p}, \alpha, \Theta)$ دارای کمترین خطا ($RMSE=0.0079$) و بیشترین ضریب همبستگی ($R^2=0.9970$) و ضریب تبیین ($DC=0.9970$) در مرحله آزمون و در مرحله‌ی آموزش دارای کمترین خطا ($RMSE=0.0057$) و بیشترین ضریب همبستگی ($R^2=0.9984$) و ضریب تبیین ($DC=0.9984$) برای سناریو اول (سرریز کنگره‌ای قوسی) و ترکیب با ورودی‌های $(\frac{H_T}{p}, \frac{L_C}{W}, \Theta, \frac{A}{W}, Fr)$ دارای کمترین خطا ($RMSE=0.0086$) و بیشترین ضریب همبستگی ($R^2=0.9882$) و ضریب تبیین ($DC=0.9871$) در مرحله آزمون و در مرحله‌ی آموزش دارای کمترین خطا ($RMSE=0.0056$) و بیشترین ضریب همبستگی ($R^2=0.9924$) و ضریب تبیین ($DC=0.9923$) برای سناریو دوم (سرریز کلیدپیانویی قوسی) از خود نشان دادند و به‌عنوان برترین مدل برای پیش‌بینی ضریب دبی سرریزهای کنگره‌ای قوسی و کلید پیانویی قوسی انتخاب شد.

آموزش می‌بینیم. در نهایت به‌جایی می‌رسیم که در هر موقعیت متناسب با شرایط واکنش مناسبی را ارائه می‌دهیم. شبکه عصبی مصنوعی هم دقیقاً به همین شکل از ابتدای شکل‌گیری شروع به یادگیری می‌کند تا در نهایت بتواند واکنش درخوری را به یک موقعیت خاص بدهد. دانشمندان مدت‌ها به دنبال این بودند که با شبیه‌سازی ساختار مغز انسان، امکان یادگیری را مشابه انسان‌ها در ماشین‌ها به وجود بیاورند. ساختار پردازنده‌های اولیه مبتنی بر واحدهایی بود که از طریق محاسبات برنامه‌ریزی‌شده (برنامه‌نویسی) کارها را انجام می‌دهند. دانشمندان در طول زمان فهمیدند که اگر بخواهند یادگیری را با پردازش ماشین تلفیق کنند، راه آن برنامه‌نویسی نخواهد بود. ساختار شبکه عصبی مصنوعی برای کپی کردن روش پردازش داده‌ها در انسان طراحی شده است. در این ساختار گره‌های پرشماری در کنار یکدیگر به صورت موازی با هدف پردازش کلی فعالیت می‌کنند. این گره‌ها هر کدام یک ساختار داده هستند. این ساختار داده‌ها در یک شبکه ارتباطی با یکدیگر قرار گرفته و این شبکه توسط انسان مورد آموزش و یادگیری قرار می‌گیرد. گره‌های این شبکه دو حالت ۰ یا ۱ دارند و هر یال یک وزن مخصوص به خود را دارد. این وزن یا مثبت است (با رسیدن به یک گره آن را فعال می‌کند) یا منفی است (با رسیدن به یک گره آن را غیرفعال می‌کند).

۴. شاخص‌های ارزیابی عملکرد

به‌منظور ارزیابی کارایی روش‌های به‌کاررفته در این تحقیق از سه پارامتر آماری استفاده شده است که عبارت است از: (R^2) ؛ مجذور ضریب همبستگی، (DC) ؛ ضریب تبیین، $(RMSE)$ ؛ جذر میانگین مربعات خطاها است. 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 مطلوب‌تر آن مدل است.

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

$$DC = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N ((C_d)_m - (C_d)_p)^2}{\sum_{i=1}^N ((C_d)_m - (\bar{C}_d)_m)^2} \quad (3)$$

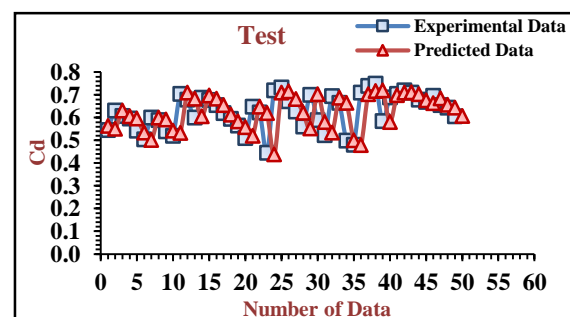
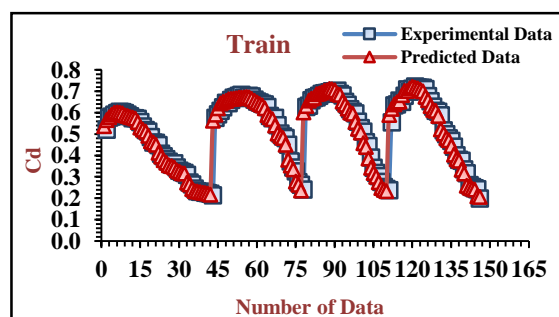
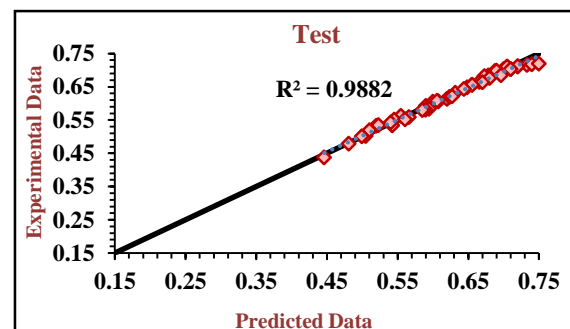
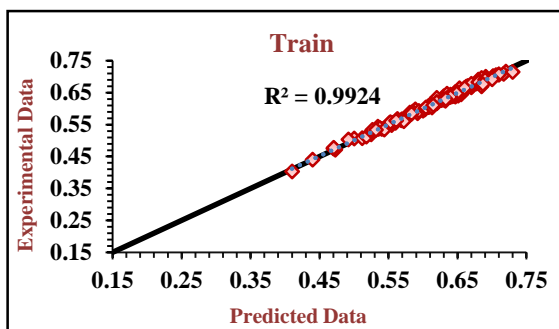
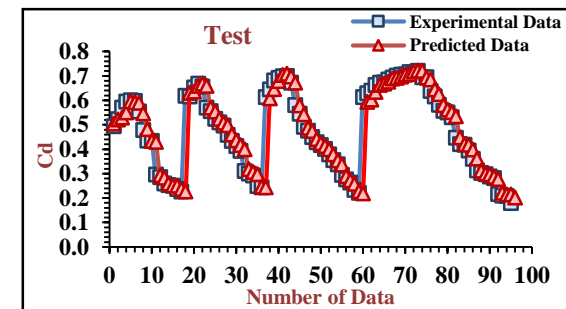
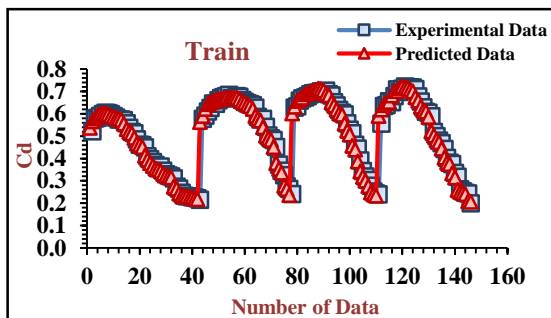
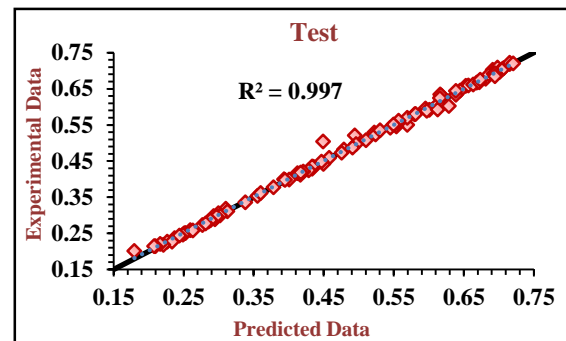
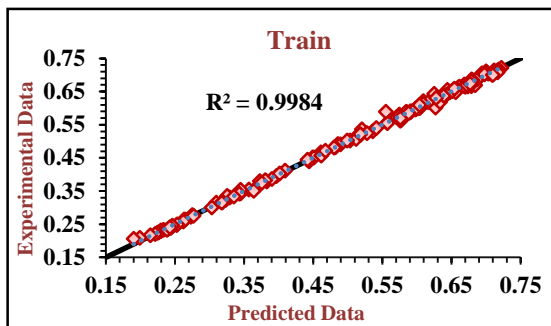
$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (X_0^i - \bar{X}_0)(X_p^i - \bar{X}_p)}{\sqrt{[\sum_{i=1}^N (X_0^i - \bar{X}_0)^2][\sum_{i=1}^N (X_p^i - \bar{X}_p)^2]}} \quad (4)$$

جدول ۳. نتایج مدل‌های ورودی بی‌بعد برای روش ANN مربوط به هر دو سناریو

سناریو اول						
Train			Test			
DC	R ²	RMSE	DC	R ²	RMSE	نام ترکیب
۰/۹۹۸۴	۰/۹۹۸۴	۰/۰۰۵۷	۰/۹۹۷۰	۰/۹۹۷۰	۰/۰۰۷۹	ترکیب ۱
۰/۹۷۳۸	۰/۹۶۴۰	۰/۰۱۸۷	۰/۸۱۹۸	۰/۹۱۷۸	۰/۰۶۵۰	ترکیب ۲
۰/۹۵۰۸	۰/۹۵۰۷	۰/۰۲۷۷	۰/۹۵۹۵	۰/۹۶۱۰	۰/۰۱۹۹	ترکیب ۳
۰/۵۷۰۲	۰/۵۷۰۳	۰/۰۹۶۳	۰/۴۶۹۳	۰/۵۲۱۸	۰/۱۱۱۶	ترکیب ۴
۰/۸۴۲۳	۰/۸۴۲۳	۰/۰۵۴۳	۰/۸۲۸۱	۰/۸۷۸۲	۰/۰۲۴۳	ترکیب ۵
۰/۰۷۹۶	۰/۰۸۴۵	۰/۱۱۵۸	۰/۳۵۰۱	۰/۰۳۷۰	۰/۱۰۶۹	ترکیب ۶
۰/۵۶۶۸	۰/۵۶۶۷	۰/۰۹۶۷	۰/۴۶۶۷	۰/۵۲۰۹	۰/۱۱۱۹	ترکیب ۷
سناریو دوم						
DC	R ²	RMSE	DC	R ²	RMSE	نام ترکیب
۰/۹۹۲۳	۰/۹۹۲۴	۰/۰۰۵۶	۰/۹۸۷۱	۰/۹۸۸۲	۰/۰۰۸۶	ترکیب ۱
۰/۹۳۸۴	۰/۹۳۹۵	۰/۰۱۵۹	۰/۹۲۹۶	۰/۹۳۰۷	۰/۰۲۰۹	ترکیب ۲
۰/۹۸۸۵	۰/۹۸۸۴	۰/۰۰۲۹	۰/۹۸۱۲	۰/۹۸۲۳	۰/۰۱۰۴	ترکیب ۳
۰/۹۷۸۱	۰/۹۷۸۱	۰/۰۰۹۶	۰/۹۷۹۸	۰/۹۷۹۹	۰/۰۱۰۷	ترکیب ۴
۰/۹۹۲۷	۰/۹۹۲۸	۰/۰۰۵۵	۰/۹۷۹۵	۰/۹۸۰۵	۰/۰۱۰۸	ترکیب ۵
۰/۹۹۲۶	۰/۹۹۲۶	۰/۰۱۸۱	۰/۸۹۸۸	۰/۸۹۹۶	۰/۰۲۴۰	ترکیب ۶
۰/۹۹۴۰	۰/۹۹۴۰	۰/۰۱۷۸	۰/۹۰۰۵	۰/۹۰۱۶	۰/۰۲۳۸	ترکیب ۷
۰/۷۷۰۲	۰/۷۶۸۴	۰/۰۳۱۱	۰/۸۱۴۴	۰/۸۲۹۴	۰/۰۳۲۵	ترکیب ۸
۰/۹۲۴۶	۰/۹۲۴۵	۰/۰۱۷۸	۰/۹۰۲۴	۰/۹۰۳۸	۰/۰۲۳۶	ترکیب ۹
۰/۱۵۹۶	۰/۱۵۹۶	۰/۰۵۹۴	۰/۲۸۷۵	۰/۳۴۸۹	۰/۰۶۳۷	ترکیب ۱۰
۰/۹۸۲۵	۰/۹۸۲۷	۰/۰۰۸۶	۰/۹۸۵۷	۰/۹۸۶۸	۰/۰۰۹۰	ترکیب ۱۱
۰/۹۳۰۹	۰/۹۳۰۸	۰/۰۱۷۰	۰/۹۳۵۶	۰/۹۴۴۰	۰/۰۱۹۲	ترکیب ۱۲
۰/۹۵۳۶	۰/۹۳۰۸	۰/۰۱۳۹	۰/۹۶۲۸	۰/۹۶۸۶	۰/۰۱۴۶	ترکیب ۱۳
۰/۹۷۸۷	۰/۹۷۸۵	۰/۰۰۹۵	۰/۹۶۹۰	۰/۹۷۰۰	۰/۰۱۳۳	ترکیب ۱۴
۰/۸۳۷۸	۰/۸۳۷۸	۰/۰۲۶۱	۰/۸۲۱۲	۰/۸۵۳۴	۰/۰۳۱۹	ترکیب ۱۵
۰/۹۷۲۲	۰/۹۷۰۳	۰/۰۱۱۱	۰/۹۶۱۰	۰/۹۶۵۷	۰/۰۱۴۹	ترکیب ۱۶
۰/۷۸۸۴	۰/۷۸۸۴	۰/۰۲۹۷	۰/۸۰۷۲	۰/۸۲۲۵	۰/۰۳۳۲	ترکیب ۱۷
۰/۸۱۷۵	۰/۸۱۸۵	۰/۰۲۷۶	۰/۸۳۰۰	۰/۸۳۷۶	۰/۰۳۱۱	ترکیب ۱۸
۰/۱۵۰۹	۰/۱۵۴۴	۰/۰۵۹۶	۰/۳۰۵۷	۰/۳۵۴۰	۰/۰۶۲۹	ترکیب ۱۹
۰/۹۰۳۸	۰/۹۰۳۹	۰/۰۲۰۰	۰/۹۱۴۲	۰/۹۲۲۷	۰/۰۲۲۱	ترکیب ۲۰
۰/۸۱۵۸	۰/۸۱۷۴	۰/۰۲۷۸	۰/۷۹۹۹	۰/۸۳۸۳	۰/۰۳۳۸	ترکیب ۲۱
۰/۸۲۸۷	۰/۸۲۹۳	۰/۰۲۶۸	۰/۸۳۵۸	۰/۸۶۳۳	۰/۰۳۰۶	ترکیب ۲۲
۰/۷۷۷۰	۰/۷۷۷۳	۰/۰۳۰۵	۰/۸۱۰۶	۰/۸۲۳۱	۰/۰۳۲۹	ترکیب ۲۳
۰/۸۷۹۷	۰/۸۷۹۷	۰/۰۲۲۴	۰/۸۸۹۰	۰/۸۹۰۲	۰/۰۲۵۲	ترکیب ۲۴
۰/۱۴۸۶	۰/۱۶۰۰	۰/۰۵۹۷	۰/۲۸۹۷	۰/۳۵۱۱	۰/۰۶۳۷	ترکیب ۲۵
۰/۷۰۴۲	۰/۷۰۴۴	۰/۰۳۵۲	۰/۷۲۲۹	۰/۷۴۱۷	۰/۰۳۹۷	ترکیب ۲۶
۰/۰۵۵۸	۰/۰۵۵۸	۰/۰۶۲۹	۰/۰۷۱۱	۰/۰۹۷۸	۰/۰۷۲۸	ترکیب ۲۷
۰/۰۹۵۶	۰/۱۰۰۵	۰/۰۶۱۵	۰/۲۳۳۰	۰/۲۷۷۱	۰/۰۶۲۲	ترکیب ۲۸
۰/۰۵۵۳	۰/۰۵۵۳	۰/۰۶۲۹	۰/۰۷۱۸	۰/۰۹۷۸	۰/۰۷۲۸	ترکیب ۲۹
۰/۶۰۵۸	۰/۶۰۰۸	۰/۰۴۰۶	۰/۷۱۵۷	۰/۷۵۶۲	۰/۰۴۰۳	ترکیب ۳۰

پراکنش مرحله آموزش و آزمون سناریو اول برابر ۰/۹۹۸۴ و ۰/۹۹۷۰ و سناریو دوم به ترتیب برابر با ۰/۹۹۲۴ و ۰/۹۸۸۲ است. در هر دو مرحله آموزش و آزمون در هر دو سناریو در مقادیر بیشینه و کمینه نقاط پیش‌بینی شده نسبت به نقاط آزمایشگاهی تقریباً یکسان برآورد کرده است.

نمودارهای مربوط به پراکنش داده‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده برای برترین ترکیب (ترکیب اول) در هر دو مرحله آموزش و آزمون در شکل ۵ نشان داده شده است و مدل ANN عملکرد خوبی دارد. مقادیر (R^2) نشان از رابطه خطی با دقت بسیار مطلوب بین دو مقادیر داده‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده است. مقادیر R^2 برای نمودار



شکل ۵. مقایسه داده‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی در مرحله آموزش و آزمون ترکیب برتر (الف): سرریز کنگره‌ای قوسی، (ب): سرریز کلید پیانویی قوسی

۵-۲. نتایج شبکه عصبی (SVM)

در مرحله آزمون و در مرحله آموزش ($DC=0.9865$) دارای کمترین خطا ($RMSE=0.0190$) و بیشترین ضریب همبستگی ($R^2=0.9881$) و ضریب تبیین ($DC=0.9867$) برای سناریو اول (سرریز کنگره‌ای قوسی) و ترکیب با ورودی‌های ($\frac{H_T}{p}$, $\frac{L_C}{W}$, Θ , $\frac{A}{W}$, Fr) دارای کمترین خطا ($RMSE=0.0214$) و بیشترین ضریب همبستگی ($R^2=0.8936$) و ضریب تبیین ($DC=0.8827$) در مرحله آزمون و آموزش دارای کمترین خطا ($RMSE=0.0156$) و بیشترین ضریب همبستگی ($R^2=0.9622$) و ضریب تبیین ($DC=0.9512$) برای سناریو دوم (سرریز کلیدپیانویی قوسی) از خود نشان دادند و به‌عنوان برترین مدل برای پیش‌بینی ضریب دبی سرریزهای کنگره‌ای قوسی و کلید پیانویی قوسی انتخاب گردید.

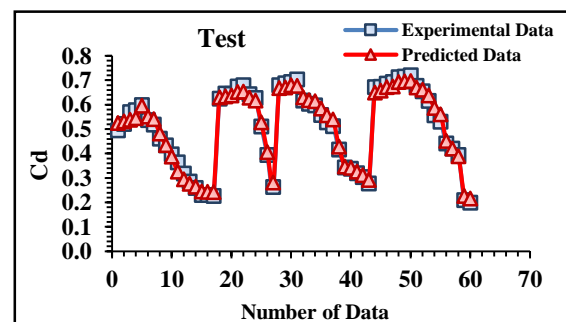
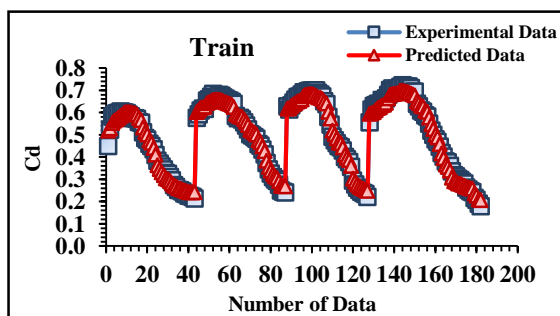
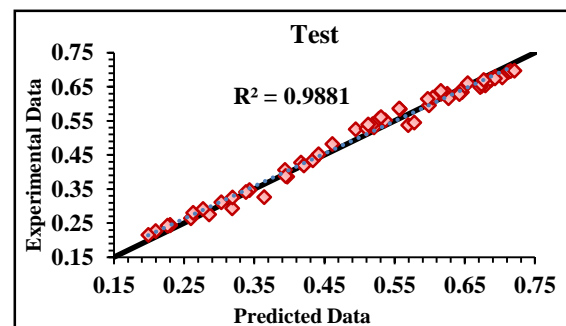
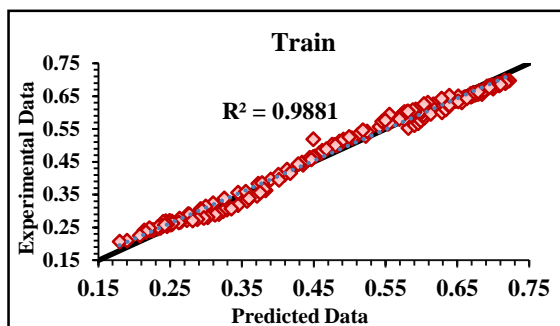
در تحقیق حاضر به‌منظور دستیابی به نتایج بهتر و دقیق‌تر داده‌های آموزش و آزمون با درصدهای مختلف (۴۰-۶۰، ۳۰-۷۰، ۲۰-۸۰) در ۷ ترکیب مختلف برای سناریو اول و ۳۰ ترکیب مختلف برای سناریو دوم مورد ارزیابی قرار گرفت و در نهایت بهترین ترکیب به‌ازای میزان‌های بهینه شاخص‌های ارزیابی مشخص شد که الگوی ۳۰-۷۰ بهترین نتایج را در برداشته است و در تمامی مدل‌های تحقیق حاضر از ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش شبکه و ۳۰ درصد باقی‌مانده داده‌ها جهت آزمون داده‌ها (تست) استفاده شد. نتایج حاصل برای تمامی ترکیبات در جدول (۴) آورده شده و مطلوب‌ترین ترکیب، ترکیب شماره ۱ است. این ترکیب با ورودی‌های ($\frac{H_T}{p}$, α , Θ) دارای کمترین خطا ($RMSE=0.0183$) و بیشترین ضریب همبستگی ($R^2=0.9881$) و ضریب تبیین

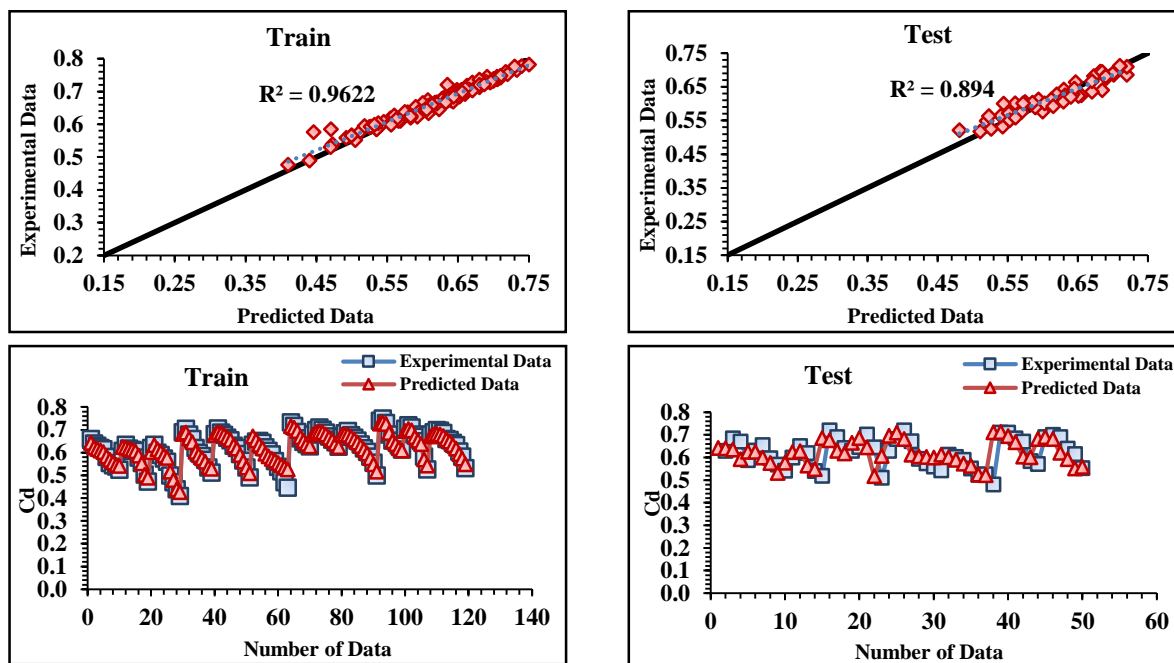
جدول ۴. نتایج مدل‌های ورودی بی‌بعد برای روش SVM مربوط به هر دو سناریو

سناریو اول						
Train			Test			
DC	R ²	RMSE	DC	R ²	RMSE	نام ترکیب
۰/۹۸۶۷	۰/۹۸۸۱	۰/۰۱۹۰	۰/۹۸۶۵	۰/۹۸۸۱	۰/۰۱۸۳	ترکیب ۱
۰/۹۴۹۹	۰/۹۵۱۶	۰/۰۳۷۰	۰/۹۵۴۶	۰/۹۵۵۲	۰/۰۳۴۸	ترکیب ۲
۰/۹۶۷۰	۰/۹۶۹۶	۰/۰۲۸۸	۰/۹۷۵۴	۰/۹۶۷۲	۰/۰۲۹۸	ترکیب ۳
۰/۰۶۱۹	۰/۰۴۱۰	۰/۱۶۲۲	۰/۱۰۲۶	۰/۱۴۸۸	۰/۱۵۳۳	ترکیب ۴
۰/۹۵۰۸	۰/۹۵۱۲	۰/۰۳۶۷	۰/۹۵۵۳	۰/۹۵۵۵	۰/۰۳۴۵	ترکیب ۵
۰/۰۴۰۲	۰/۰۴۱۰	۰/۱۶۲۱	۰/۱۱۸۸	۰/۱۴۸۸	۰/۱۵۳۳	ترکیب ۶
۰/۰۰۲	۰/۰۰۱	۰/۱۶۵۴	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۲	۰/۱۶۳۳	ترکیب ۷
سناریو دوم						
DC	R ²	RMSE	DC	R ²	RMSE	نام ترکیب
۰/۹۵۱۲	۰/۹۶۲۲	۰/۰۱۵۶	۰/۸۸۲۷	۰/۸۹۳۶	۰/۰۲۱۴	ترکیب ۱
۰/۹۶۱۰	۰/۹۶۴۹	۰/۰۴۴	۰/۷۰۴۵	۰/۷۱۸۶	۰/۰۳۳۹	ترکیب ۲
۰/۹۵۵۳	۰/۹۸۲۹	۰/۰۱۴۸	۰/۶۸۱۷	۰/۷۸۹۴	۰/۰۳۵۲	ترکیب ۳
۰/۹۲۳۰	۰/۹۲۹۳	۰/۰۱۹۵	۰/۶۷۵۳	۰/۶۸۲۳	۰/۰۳۵۵	ترکیب ۴
۰/۹۵۰۷	۰/۹۶۲۰	۰/۰۱۵۷	۰/۸۹۶۲	۰/۹۰۶۷	۰/۰۲۰۱۲	ترکیب ۵
۰/۸۵۲۲	۰/۸۸۰۴	۰/۰۲۷	۰/۷۶۳۰	۰/۸۴۰۷	۰/۰۳۰۴	ترکیب ۶
۰/۸۵۲۲	۰/۸۸۰۴	۰/۰۲۷۱	۰/۷۶۳	۰/۸۴۰۷	۰/۰۳۰۴	ترکیب ۷
۰/۵۰۸۷	۰/۶۸۱۰	۰/۰۴۹	۰/۶۵۲۶	۰/۸۰۹	۰/۰۳۵۷۴	ترکیب ۸
۰/۸۶۸۲	۰/۸۷۶۷	۰/۰۲۵۶	۰/۹۱۰۷	۰/۹۲۱۶	۰/۰۱۸۶	ترکیب ۹
۰/۲۹۰۶	۰/۳۴۱۸	۰/۰۵۷۲	۰/۳۵۲۵	۰/۰۱۹۸۸	۰/۰۷۲۵	ترکیب ۱۰
۰/۵۰۳۹	۰/۶۳۷۳	۰/۰۴۹۶	۰/۴۷۲۵	۰/۵۳۰۷	۰/۰۴۵۳	ترکیب ۱۱

DC	R ²	RMSE	DC	R ²	RMSE	نام ترکیب
۰/۸۸۹۲	۰/۸۹۲۶	۰/۰۲۳۵	۰/۸۴۱۴	۰/۸۷۱۴	۰/۰۲۴۸۶	ترکیب ۱۲
۰/۹۰۱۸	۰/۹۰۵۴	۰/۰۲۱۹	۰/۶۲۳۸	۰/۶۹۰۲	۰/۰۳۸۲	ترکیب ۱۳
۰/۹۱۴۸	۰/۹۲۰۱	۰/۰۲۰۶	۰/۷۱۳۵	۰/۷۴۳۳	۰/۰۳۳۳	ترکیب ۱۴
۰/۷۳۳۹	۰/۷۴۲۹	۰/۰۳۶۳	۰/۶۰۰۳	۰/۶۵۶۹	۰/۰۳۹۴	ترکیب ۱۵
۰/۹۰۱۸	۰/۹۰۵۴	۰/۰۲۱۹	۰/۶۲۳۸	۰/۶۹۰۲	۰/۰۱۲۰	ترکیب ۱۶
۰/۴۴۶۲	۰/۷۰۵۶	۰/۰۵۲۵	۰/۵۶۵۹	۰/۷۶۷۲	۰/۰۴۱۱	ترکیب ۱۷
۰/۷۸۴۳	۰/۷۸۵۵	۰/۰۳۲۷	۰/۷۲۶۷	۰/۷۷۵۴	۰/۰۳۲۵	ترکیب ۱۸
۰/۲۹۱۶	۰/۳۳۰۶	۰/۰۵۹۳	۰/۱۱۵۷	۰/۰۲۶۴	۰/۰۶۸۲	ترکیب ۱۹
۰/۸۷۳۶	۰/۸۷۴۶	۰/۰۲۵۱	۰/۷۶۵۰	۰/۷۷۶۱	۰/۰۳۰۲	ترکیب ۲۰
۰/۷۳۳۸	۰/۷۴۲۷	۰/۰۳۶۳	۰/۶۵۱۱	۰/۶۵۷۰	۰/۰۳۹۳	ترکیب ۲۱
۰/۷۳۴۳	۰/۷۴۳۰	۰/۰۳۶۳	۰/۶۰۰۴	۰/۶۵۷۲	۰/۰۳۹۴	ترکیب ۲۲
۰/۴۴۶۱	۰/۷۰۵۸	۰/۰۵۲۵	۰/۵۶۳۷	۰/۷۶۷۲	۰/۰۴۱۱	ترکیب ۲۳
۰/۷۸۷۴	۰/۷۹۱۰	۰/۰۳۲۵	۰/۷۶۹۷	۰/۶۸۵۲	۰/۰۳۵۸	ترکیب ۲۴
۰/۲۹۱۶	۰/۳۳۰۶	۰/۰۵۹۳	۰/۱۹۵۷	۰/۰۲۶۴	۰/۰۶۷۸	ترکیب ۲۵
۰/۶۸۸۶	۰/۶۹۲۲	۰/۰۳۹۳	۰/۵۹۶۹	۰/۶۵۱۵	۰/۰۳۹۶	ترکیب ۲۶
۰/۰۱۱۵	۰/۰۳۸۶	۰/۰۷۰۱	۰/۰۴۴۷	۰/۰۲۷۰	۰/۰۶۳۸	ترکیب ۲۷
۰/۲۲۴۴	۰/۲۵۹۸	۰/۰۶۱۶	۰/۲۶۵۲	۰/۰۰۶۸	۰/۰۷۰۰	ترکیب ۲۸
۰/۰۴۷۷	۰/۰۴۹۵	۰/۰۶۸۸	۰/۰۹۲۲	۰/۱۹۵۶	۰/۰۵۹۱	ترکیب ۲۹
۰/۵۶۳۳	۰/۵۷۶۷	۰/۰۴۶۶	۰/۵۶۹۰	۰/۵۷۶۶	۰/۰۴۰۹	ترکیب ۳۰

نمودارهای مربوط به پراکنش داده‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده برای برترین ترکیب (ترکیب اول) در هر دو مرحله آموزش و آزمون در شکل ۶ نشان داده شده است و مدل SVM عملکرد خوبی دارد. مقادیر (R²) نشان از رابطه خطی با دقت بسیار مطلوب بین دو مقادیر داده‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده است. مقادیر R² برای نمودار پراکنش مرحله آموزش و آزمون سناریو اول برابر ۰/۹۸۸۱ و ۰/۹۸۸۱ و سناریو دوم به ترتیب برابر با ۰/۹۶۲۲ و ۰/۸۹۴۰ است. در هر دو سناریو در مرحله آموزش و آزمون در مقادیر بیشینه نقاط پیش‌بینی شده نسبت به نقاط آزمایشگاهی تقریباً کمتر و در مقادیر کمینه نقاط آزمایشگاهی نسبت به نقاط پیش‌بینی شده کمتر برآورد کرده است.





شکل ۶. مقایسه داده‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی در مرحله آموزش و آزمون ترکیب برتر (الف): سرریز کنگره‌ای قوسی، (ب): سرریز کلید پیاپویی قوسی
 آنالیز حساسیت مربوط به هر دو مرحله آموزش و آزمون در جدول‌های (۵) و (۶) برای هر دو سناریو آورده شده است. با دقت به جدول مربوطه با حذف پارامترهای α ، θ ، $\frac{H_T}{P}$ برای پارامترهای RMSE، R^2 و DC 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 و مؤثرترین پارامتر در تعیین ضریب دبی در سرریز کنگره‌ای قوسی و کلید پیاپویی قوسی پارامتر نسبت بار آبی کل $\left(\frac{H_T}{P}\right)$ است.

جدول ۵. ترکیب ورودی برای آنالیز حساسیت مربوط به روش ANN

سناریو اول							
Test			Train			حذف پارامتر	ترکیب
DC	R^2	RMSE	DC	R^2	RMSE		
۰/۹۹۷۰	۰/۹۹۷۰	۰/۰۰۷۹	۰/۹۹۸۴	۰/۹۹۸۴	۰/۰۰۵۷	-	$Cd, \frac{H_T}{P}, \theta, \alpha$
۰/۸۱۹۸	۰/۹۱۷۸	۰/۰۶۵۰	۰/۹۷۳۸	۰/۹۶۴۰	۰/۰۱۸۷	α	$Cd, \frac{H_T}{P}, \theta, \alpha$
۰/۹۵۹۵	۰/۹۶۱۰	۰/۰۱۹۹	۰/۹۵۰۸	۰/۹۵۰۷	۰/۰۲۷۷	θ	$Cd, \frac{H_T}{P}, \theta, \alpha$
۰/۴۶۹۳	۰/۵۲۱۸	۰/۱۱۱۶	۰/۵۷۰۲	۰/۵۷۰۳	۰/۰۹۶۳	$\frac{H_T}{P}$	$Cd, \frac{H_T}{P}, \theta, \alpha$
سناریو دوم							
۰/۹۸۷۱	۰/۹۸۸۲	۰/۰۰۸۶	۰/۹۹۲۳	۰/۹۹۲۴	۰/۰۰۵۶	-	$(Cd, \frac{H_T}{P}, \frac{L_C}{W}, \theta, \frac{A}{W}, Fr)$
۰/۹۲۹۶	۰/۹۳۰۷	۰/۰۲۰۹	۰/۹۳۸۴	۰/۹۳۹۵	۰/۰۱۵۹	$\frac{H_T}{P}$	$(Cd, \frac{H_T}{P}, \frac{L_C}{W}, \theta, \frac{A}{W}, Fr)$
۰/۹۸۱۲	۰/۹۸۲۳	۰/۰۱۰۴	۰/۹۸۸۵	۰/۹۸۸۴	۰/۰۰۲۹	$\frac{L_C}{W}$	$(Cd, \frac{H_T}{P}, \frac{L_C}{W}, \theta, \frac{A}{W}, Fr)$
۰/۹۷۹۸	۰/۹۷۹۹	۰/۰۱۰۷	۰/۹۷۸۱	۰/۹۷۸۱	۰/۰۰۹۶	θ	$(Cd, \frac{H_T}{P}, \frac{L_C}{W}, \theta, \frac{A}{W}, Fr)$
۰/۹۷۹۵	۰/۹۸۰۵	۰/۰۱۰۸	۰/۹۹۲۷	۰/۹۹۲۸	۰/۰۰۵۵	$\frac{A}{W}$	$(Cd, \frac{H_T}{P}, \frac{L_C}{W}, \theta, \frac{A}{W}, Fr)$
۰/۸۹۸۸	۰/۸۹۹۶	۰/۰۲۴۰	۰/۹۹۲۶	۰/۹۹۲۶	۰/۰۱۸۱	Fr	$(Cd, \frac{H_T}{P}, \frac{L_C}{W}, \theta, \frac{A}{W}, Fr)$

جدول ۶. ترکیب ورودی برای آنالیز حساسیت مربوط به روش SVM

سناریو اول							
Test			Train			حذف پارامتر	ترکیب
DC	R ²	RMSE	DC	R ²	RMSE		
۰/۹۸۶۵	۰/۹۸۸۱	۰/۰۱۸۳	۰/۹۸۶۷	۰/۹۸۸۱	۰/۰۱۹۰	-	$Cd, \frac{H_T}{P}, \theta, \alpha$
۰/۹۵۴۶	۰/۹۵۵۲	۰/۰۳۴۸	۰/۹۴۹۹	۰/۹۵۱۶	۰/۰۳۷۰	α	$Cd, \frac{H_T}{P}, \theta, \alpha$
۰/۹۷۵۴	۰/۹۶۷۲	۰/۰۲۹۸	۰/۹۶۷۰	۰/۹۶۹۶	۰/۰۲۸۸	θ	$Cd, \frac{H_T}{P}, \theta, \alpha$
۰/۱۰۲۶	۰/۱۴۸۸	۰/۱۵۳۳	۰/۰۶۱۹	۰/۰۴۱۰	۰/۱۶۲۲	$\frac{H_T}{P}$	$Cd, \frac{H_T}{P}, \theta, \alpha$
سناریو دوم							
۰/۸۸۲۷	۰/۸۹۳۶	۰/۰۲۱۴	۰/۹۵۱۲	۰/۹۶۲۲	۰/۰۱۵۶	-	$(Cd, \frac{H_T}{P}, \frac{L_C}{W}, \theta, \frac{A}{W}, Fr)$
۰/۷۰۴۵	۰/۷۱۸۶	۰/۰۳۳۹	۰/۹۶۱۰	۰/۹۶۴۹	۰/۰۴۴	$\frac{H_T}{P}$	$(Cd, \frac{H_T}{P}, \frac{L_C}{W}, \theta, \frac{A}{W}, Fr)$
۰/۶۸۱۷	۰/۷۸۹۴	۰/۰۳۵۲	۰/۹۵۵۳	۰/۹۸۲۹	۰/۰۱۴۸	$\frac{L_C}{W}$	$(Cd, \frac{H_T}{P}, \frac{L_C}{W}, \theta, \frac{A}{W}, Fr)$
۰/۶۷۵۳	۰/۶۸۲۳	۰/۰۳۵۵	۰/۹۲۳۰	۰/۹۲۹۳	۰/۰۱۹۵	θ	$(Cd, \frac{H_T}{P}, \frac{L_C}{W}, \theta, \frac{A}{W}, Fr)$
۰/۸۹۶۲	۰/۹۰۶۷	۰/۰۲۰۱۲	۰/۹۵۰۷	۰/۹۶۲۰	۰/۰۱۵۷	$\frac{A}{W}$	$(Cd, \frac{H_T}{P}, \frac{L_C}{W}, \theta, \frac{A}{W}, Fr)$
۰/۷۶۳۰	۰/۸۴۰۷	۰/۰۳۰۴	۰/۸۵۲۲	۰/۸۸۰۴	۰/۰۲۷	Fr	$(Cd, \frac{H_T}{P}, \frac{L_C}{W}, \theta, \frac{A}{W}, Fr)$

آمده است. همچنین نتایج خروجی سرریز کنگره‌ای قوسی نسبت به سرریز کلیدپیانویی قوسی بهتر است.

سپاسگزاری

از شرکت دانش‌بنیان آداک تجهیز ایرانیان بابت تمام حمایت‌هایی که از این پژوهش داشته‌اند نهایت تشکر و قدردانی می‌شود.

مراجع

- [1] Gentilini B. 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. 1949.
- [2] Taylor G. The performance of labyrinth weirs [Doctoral dissertation]. University of Nottingham; 1968.
- [3] Darvas LA. Discussion of "Performance and design of labyrinth weirs". Journal of the Hydraulics Division. 1971 Aug; 97(8):1246-51.

۸. نتیجه گیری

در این پژوهش، برای پیش‌بینی ضریب دبی سرریز کنگره‌ای قوسی و سرریز کلید پیانویی قوسی از روش‌های ANN و SVM بر مبنای داده‌های آزمایشگاهی پژوهش کروکستون و داده‌های آزمایشگاهی دانشگاه مراغه استفاده شد. عملکرد روش‌های ANN و SVM در پیش‌بینی ضریب دبی سرریز کنگره‌ای قوسی و کلیدپیانویی قوسی به کمک 243 سری داده آزمایشگاهی برای سناریو اول و 170 سری داده آزمایشگاهی برای سناریو دوم مورد بررسی قرار گرفت. نتایج آنالیز حساسیت نشان داد که نسبت بار آبی کل $(\frac{H_T}{P})$ ، پارامتر مؤثر در تعیین ضریب دبی (Cd) سرریز کنگره‌ای قوسی و کلیدپیانویی قوسی است. در سناریو اول ترکیب اول با پارامترهای $(Cd, \frac{H_T}{P}, \alpha, \theta)$ و در سناریو دوم نیز ترکیب اول با پارامترهای $(Cd, \frac{H_T}{P}, \frac{L_C}{W}, \theta, \frac{A}{W}, Fr)$ نسبت به بقیه ترکیبات بهتر بوده و مدل ANN در هر دو سناریو نتایج بهتری به دست

- of nonlinear weirs with triangular plan. *AUT Journal of Civil Engineering*. 2019 Dec 1; 3(2):149-56.
- [17] Majedi Asl M, Valizadeh S. Application of SVM algorithm in predicting vertical pier scour depth. *JWSS-Isfahan University of Technology*. 2019 Dec 10; 23(4):165-81.
- [18] Roushangar K, Majedi Asl M, Shahnazi S. Hydraulic performance of PK weirs based on experimental study and kernel-based modeling. *Water Resources Management*. 2021 Sep; 35:3571-92.
- [19] Fuladipanah M, Majedi Asl M, Haghgooyi A. Application of intelligent algorithm to model head-discharge relationship for submerged labyrinth and linear weirs. *Journal of Hydraulics*. 2020 Jul 22; 15(2):149-64.
- [20] Roushangar K, Alami MT, Shiri J, Majedi Asl M. Determining discharge coefficient of labyrinth and arced labyrinth weirs using support vector machine. *Hydrology research*. 2018 Jun 1; 49(3):924-38.
- [21] Majedi Asl M, Fuladipanah M, Arun V, Tripathi RP. Using data mining methods to improve discharge coefficient prediction in Piano Key and Labyrinth weirs. *Water Supply*. 2022 Feb 1; 22(2):1964-82.
- [22] Sohrabi F, Majedi Asl M, Omidpour Alavian T and Shamsi V. Investigation of the effect of the prediction angle of the discharge coefficient in arced Labyrinth Weirs using vector machine tool (SVM). In: the first national conference of modern exhibitions. *Civil and environmental engineering*; 2022; Ramsar, Iran.
- [23] Sohrabi F, Majedi Asl M, Omidpour Alavian T and Shamsi V. Investigating the effect of angle in predicting the discharge coefficient in arced Labyrinth Weirs using the GEP gene expression programming algorithm. In: the first national conference on modern approaches in civil engineering and environment; 2022; Ramsar, Iran.
- [24] Omidpour Alavian T, Majedi Asl M, Soltani M, Mohammadi E, Shamsi V. Comparison of the hydraulic efficiency of Labyrinth Weirs with quarter-circle and semi-circular crown shape using met model method (ANN). In: 8th International Congress on Civil Engineering, Architecture and Urban Development; 2023 March 07-09; Tehran, Iran.
- [25] Omidpour Alavian T, Majedi Asl M, Sohrabi F, Shamsi V and Ayami M. Modeling and evaluation of the discharge coefficient of an arced Labyrinth with the ANN met model method. In: the first modern national
- [4] Tullis JP, Amanian N, Waldron D. Design of labyrinth spillways. *Journal of hydraulic engineering*. 1995 Mar; 121(3):247-55.
- [5] Ghodsian M. Stage-discharge relationship for a triangular labyrinth spillway. In: *Proceedings of the Institution of Civil Engineers-Water Management*. 2007; 162(3), 173-178.
- [6] Crookston BM. Labyrinth weirs. [Ph.D. thesis]. Logan, UT: Utah State University; 2010.
- [7] Crookston BM, Tullis BP. Hydraulic design and analysis of labyrinth weirs. I: Discharge relationships. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*. 2013 May 1; 139(5):363-70.
- [8] Crookston BM, Tullis BP. Arced labyrinth weirs. *Journal of Hydraulic Engineering*. 2012 Jun 1; 138(6):555-62.
- [9] Christensen NA, Tullis BP. Arced Labyrinth Weir Flow Characteristics. 4th International Junior Reasercher and Enginner Workshop on Hydraulic Structures. IJREWS' 12. B. Tullis and R. Janssen (Eds.), Logan, USA: Utah State University; 2012.
- [10] Azarpeyvand H, Emadi A R and Sedghi Asl M. An Experimental Study of the Discharge of the Length Increase Effect on the Composite Trapezoidal Labyrinth Spillway. *Journal of Water and Soil Science*. 2019; 23 (1):405-418.
- [11] Kabiri-Samani A, Javaheri A. Discharge coefficients for free and submerged flow over Piano Key weirs. *Journal of hydraulic research*. 2012 Feb 1; 50(1):114-20.
- [12] Safarzadeh A, Noroozi B. Three dimensional hydrodynamics of arced piano key spillways. *Journal of Hydraulics*. 2014 Nov 22; 9(3):61-79. (In Persian)
- [13] Abbaspour A, Arvanaghi H. Forecasting the flow on the triangular-rectangular compound overflow using planning. In: *The 10th Iran Hydraulic Conference*; 2011.
- [14] Farrokhy A, Givachy A and Azhdary moghaddam M. Estimating Determining the Discharge Coefficient of lateral weirs with neural network and adaptive neural-inference system. 6th National Congress of Civil Engineering; 2009; Semnan, Iran. (In Persian)
- [15] Majedi Asl M, Fuladipanah M. Application of the evolutionary methods in determining the discharge coefficient of triangular labyrinth weirs. *JWSS-Isfahan University of Technology*. 2019 Mar 10; 22(4):279-90.
- [16] Haghiabi A, Parsaie A, Shamsi Z. Intelligent mathematical modeling of discharge coefficient

conference in civil and environmental engineering. 2022; Ramsar, Iran.

- [26] Omidpour Alavian T, Majedi Asl M, Soltani M, Shamsi V. Comparison of the hydraulic efficiency of Labyrinth Weirs with quarter-circle and semi-circular crown shapes using met model methods (ANN). In: 8th International Congress on Civil Engineering, Architecture and Urban Development; 2023 March 07-09, Tehran, Iran.
- [27] Majedi Asl M, Omidpour Alavian T, Kouhdaragh M, Shamsi V. Comparison of Hydraulic Efficiency of Arched Non-linear Weirs in Plan Using GEP and SVM Neural Networks. JWSS-Isfahan University of Technology. 2023 Dec 10; 27(3):179-99.
- [28] Majedi Asl M, Omidpour Alavian T and Kouhdaragh M. Comparison of The Hydraulic Efficiency of labyrinth Weirs with a Quarter and Semi-Circular Crest Shape Using Neural Networks (QNET, SVM, GEP, ANN). 2023; 17(4): 787-804.
- [29] Majedi Asl M, Omidpour Alavian T and Kouhdaragh M. Laboratory Investigation of the Effect of Wall Slope on the Discharge Coefficient of Trapezoidal Arced Labyrinth Weirs. Jwss 2023; 27 (4):281-297.
- [30] Majedi Asl M, Ghaderi A, Kouhdaragh M, Omidpour Alavian T. A performance comparison of the Meta model methods for discharge coefficient prediction of labyrinth weirs. Flow Measurement and Instrumentation. 2024 Apr 1; 96:102563.
- [31] Henderson FM. open channel flow. USA: New York; Macmillan; 1996
- [32] Vapnik VN. The nature of statistical learning theory. USA: New York: Springer; 1995.

پی‌نوشت‌ها

1. Total Water Load Ratio
2. Magnification
3. Arc cycle Angle
4. Cycle Wall Angle
5. Froud Number
6. The Ratio of the Internal Length of the Nose to the Width of Each Cycle
7. Discharge Coefficient
8. Support Vector Machine
9. Hyperplane
10. Artificial Neural Network