



ارزیابی عملکرد روش ANFIS و مدل درختی M5 در برآورد ضریب دبی جریان سرریز کرامپ

محمدتقی ستاری^۱، فرزین سلماسی^۲ و غلامرضا ترکمان^۳

^۱استادیار، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

^۲دانشیار، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

^۳دانش آموخته کارشناسی ارشد، گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهر، اهر، ایران

چکیده: در این تحقیق برای ارزیابی عملکرد روش سیستم استنتاج فازی-عصبی تلفیقی (ANFIS) و مدل درختی M5 در مدل‌سازی ضریب دبی جریان سرریز کرامپ از داده‌های آزمایشگاهی استفاده گردید. نتایج ۱۷۴ دسته داده حاصل از آزمایش انجام گرفته با مدل فیزیکی، در ۱۶ سناریو با ترکیب پارامترهای ورودی مختلف و با استفاده از مدل درختی M5 و روش ANFIS جهت برآورد ضریب دبی جریان سرریز کرامپ به عنوان پارامتر خروجی مورد استفاده قرار گرفت. داده‌های آزمایشگاهی موجود در چهار مرحله جهت آموزش درصد باقی مانده جهت آزمون استفاده شد. نتایج به دست آمده از تحقیق نشان داد هر دو روش، نتایج تقریباً نزدیک به هم در سناریوهای با تقسیم بندی‌های یکسان داده‌های آموزش و آزمون ارائه می‌دهند. بهترین سناریوی روش ANFIS با ۷۰ درصد داده‌های آزمایشگاهی برای آموزش و ۳۰ درصد دیگر برای آزمون، با بیشترین ضریب تبیین و کمترین خطای محاسبه گردید. همچنین بهترین سناریوی مدل درختی M5 با ۷۵ درصد داده‌های آزمایشگاهی برای آموزش و ۲۵ درصد برای آزمون با بیشترین ضریب تبیین و کمترین خطای محاسبه گردید. نتایج بدست آمده نشان داد، در محدوده داده‌های مورد استفاده در این تحقیق، گرچه روش ANFIS عملکرد بهتری در برآورد ضریب دبی جریان سرریز کرامپ دارد ولی مدل درختی M5 روابط خطی ساده، کاربردی و قابل فهم تری ارائه می‌کند.

کلمات کلیدی: ضریب دبی، سرریز کرامپ، روش ANFIS، مدل درختی M5

Performance Evaluation of ANFIS and M5 Tree Models in Estimating of Crump Weir Discharge Coefficient

M. Sattari, F. Salmasi and Gh. Torkan

Abstract: Crump weir is a kind of short edged weir. This weir with its particular design is used to measure the flow discharge in channels. The experimental dataset used in this research are taken from the others to study the performance of ANFIS and M5 tree models for predicting discharge coefficient (C_d) in crump weir. The 174 experimental data from physical models, considered as 16 scenarios with input parameters consist of F_r , R_e , h_1/p , S_{up} and S_{do} ; and C_d as output using for M5 tree model and ANFIS for modeling and evaluation of the coefficient of crump weir. The obtained results show that both methods give almost near results in scenarios with equal training and testing dataset. The best scenario in ANFIS model achieved for randomized dataset with 70% of training and 30% of testing as scenario 12 with the highest correlation coefficient ($R=0.988$) and the lowest error ($RMSE=0.069$). Also the best scenario of M5 tree model for randomized data with 75% of training and 25% of testing as scenario 1 with highest correlation coefficient ($R=0.988$) and lowest error ($RMSE=0.007$) was calculated. The results suggest a better performance by the ANFIS approach with this dataset, but M5 model trees, provides simple linear relations for prediction of discharge coefficient for the data ranges used in this study.

Keywords: Discharge Coefficient, Crump Weir, Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, M5 Tree Model.

۱ - مقدمه

دبی عملکرد مطلوبی داشته اند و در هر دو روش، شیب بالادست و پایین دست به عنوان تاثیرگذارترین متغیر روی ضریب دبی شناخته شدند [۴]. هنر و همکاران (۱۳۸۹) به بررسی برآورد ضریب دبی سرریزهای جانبی با استفاده از سیستم استنتاج فازی- عصبی ANFIS پرداختند. نتایج این تحقیق نشان داد اضافه کردن منطق فازی به شبکه عصبی می‌تواند معیار درصد میانگین مطلق خطا برای تخمین ضریب دبی سرریز جانبی تخت و مایل را به ترتیب $1/58$ و $5/53$ درصد کاهش دهد [۵]. کبیری و همکاران (۱۳۸۹) به تعیین ضریب دبی سرریزهای کناری منقاری با استفاده از مدل های عصبی- فازی تطبیقی پرداختند. بررسی نتایج مدل سازی با استفاده از مدل ANFIS در مقایسه با روابط محققین پیشین نشان داد که مدل ANFIS نسبت به روابط تجربی، رفتار بهتری از ارتباط پارامترهای ورودی را شبیه سازی می‌کند و نتایج با خطای کمتری را نسبت به روابط تجربی پیشین، ارائه می‌نماید [۶]. داده کاوی به عنوان روش های مبتنی بر داده و الگوریتم یادگیری ماشینی با بهره گیری از داده های ثبت شده، به کشف نیمه اتوماتیک روابط و الگوهای پنهان در داخل داده ها می پردازد. روش M5 بر مبنای روش های رگرسیونی خطی در زمینه های مختلف مهندسی آب مورد استفاده محققین قرار گرفته است، از جمله تحقیقات انجام یافته با مدل درختی M5 می توان به موارد ذیل اشاره نمود: پال و دسوال (۲۰۰۹) از مدل درختی M5 برای تبخیر-تعرق مدل های روزانه مرجع با استفاده از داده های اقلیمی ایستگاه دیویس استفاده کردند که به وسیله سیستم مدیریت اطلاعات آبیاری کالیفرنیا نگهداری می گردید و آن را در مقایسه با روابط تجربی به خوبی به کار برده اند. نتایج تحقیق آن ها نشان داد مدل درختی M5 در مقایسه با روش هرگربوز و پنمن مونتیث فائو، تبخیر و تعرق مرجع را با دقت بالاتری تخمین می زند [۷]. بنکدار و اعتماد شهیدی (۲۰۱۰) مشخص کردند برای پیش بینی بالا آمدن امواج بر روی سازه های سنگ چین، مدل درختی بسیار دقیق تر از فرمول های تجربی و منطق فازی عمل می کند [۸]. رسولی و همکاران (۱۳۹۲) از مدل درختی M5 برای تخمین میانگین سالانه سیلاب حوضه های آبریز آذربایجان

سرریزها از لحاظ قدمت، سادگی ساخت و اقتصادی بودن یکی از متداول ترین و معمول ترین سازه های اندازه گیری هستند. قابلیت اندازه گیری جریان با دقت بالا، محدوده وسیع و هزینه کمتر سبب طراحی اشکال مختلفی از سرریزها شده است. سرریز کرامپ با طراحی خاص خود جهت اندازه گیری دبی عبوری کانالها مورد استفاده قرار می گیرد. شیب بالادست آن معمولاً بیشتر از شیب پایین دست بوده که این خود باعث تسهیل در عبور ذرات و رسوبات و عدم تجمع در پشت سرریز می شود. سرریز کرامپ جزو سرریزهای لبه کوتاه است و برای اندازه گیری جریان در کانالها به کار برده می شود. از مزایای عمده سرریز امکان عبور رسوبات از روی تاج آن می باشد [۱]. محققین مختلفی در گرایش های کشاورزی، صنعت و هیدرولیک برای شناخت اصول حاکم بر جریان از روی سرریزها در حال پژوهش بوده و هستند. حبیبی و خسروچردی (۱۳۸۷) عبور جریان از روی سرریز کرامپ با استفاده از نرم افزار Fluent را شبیه سازی کردند و پارامترهای هیدرولیکی آن را با مدل فیزیکی از سرریز اوجی سد کوچری مقایسه کردند. نتیجه ای که با بررسی پارامترهای هیدرولیکی از طریق نرم افزار به دست آمده این بود که در سرریز کرامپ بر خلاف سرریز اوجی با افزایش ارتفاع آب، ضریب آب گذاری کاهش می یابد [۲]. به علت پویایی مدل ANFIS، محققین علوم مهندسی آب نیز علاقمندی خود را به این مدل ها نشان داده اند. از جمله کاربردهای این مدل در زمینه مهندسی آب، می توان به موارد ذیل اشاره نمود. ریاحی و ایوب زاده (۱۳۸۶) با استفاده از سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی به بررسی ابعاد حفره ناشی از آب شستگی در پایین دست سرریز پرداختند و مدلی ارائه کردند که قادر است الگوی آب شستگی پایین دست سرریز را به خوبی شبیه سازی نموده و مشخصات هندسی حفره آب شستگی را با دقت بالا برآورد نماید [۳]. عالی نژاد و همکاران (۲۰۱۳) عملکرد شبکه های عصبی مصنوعی و برنامه ریزی بیان ژن در مدل سازی ضریب دبی جریان در سرریز کرامپ را ارزیابی کردند. نتایج نشان داد هر دو روش شبکه عصبی و برنامه ریزی بیان ژن، در تخمین ضریب

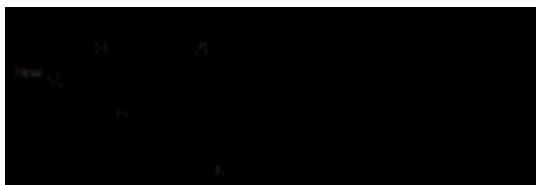
نتایج حاصل از دو روش فوق، میزان دقت آن‌ها در تعیین ضریب دبی سرریز کرامپ مورد بررسی قرار گرفته و تأثیر هر یک از پارامترهای مستقل ورودی مدل، در تخمین ضریب دبی سرریز کرامپ مورد ارزیابی قرار گرفته است.

۲- مواد و روش‌ها

در این تحقیق از داده‌های آزمایشگاهی که در آزمایشگاه هیدرولیک دانشکده کشاورزی دانشگاه تبریز انجام گرفته است استفاده گردید (حاجی پور، ۱۳۸۶). در آزمایش انجام شده با تغییر ابعاد سازه‌ای سرریز کرامپ (شیب بالادست و پایین‌دست)، ارتفاع سرریز و به ازای دبی‌های مختلف، پارامترهای هیدرولیکی جریان در نقاط مختلف روی سرریز اندازه‌گیری شده است. آزمایش در کانالی به طول ۱۰ متر، عرض ۲۵ سانتی‌متر و ارتفاع ۵۰ سانتی‌متر و سرریزی با شیب‌های بالادست و پایین‌دست (۲:۱ و ۲:۱)، (۳:۲ و ۳:۹) و ارتفاع‌های ۱۵، ۱۶ و ۱۷ سانتی‌متر صورت گرفته است. در شکل ۱ یک نوع سرریز کرامپ اجرا شده روی رودخانه و در شکل ۲ مقطع طولی از سرریز کرامپ نشان داده شده است. پارامترهای ورودی و خروجی استفاده شده در این تحقیق ارائه شده است.



شکل ۱: یک نوع سرریز کرامپ در مسیر کانال برای اندازه‌گیری دبی جریان



شکل ۲: مقطع طولی از سرریز کرامپ

استفاده کردند. نتایج نشان داد مدل درختی M5 به لحاظ ارائه روابط ساده خطی، قابل فهم و کاربردی که بصورت قوانین "اگر-آنگاه" ارائه می‌گردد می‌تواند به عنوان یک روش جایگزین قابل رقابت با سایر روش‌های تخمین میانگین سالانه سیلاب حوضه‌های آبریز، طرح شود [۹]. ستاری و همکاران (۱۳۹۲) از مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل درختی M5 برای پیش‌بینی تبخیر-تعرق مرجع روزانه در ایستگاه بناب استفاده کردند. نتایج نشان داد مدل درختی گرچه دقت نسبتاً کمتری نسبت به روش شبکه عصبی در تخمین تبخیر و تعرق روزانه داشت اما به لحاظ سادگی، قابل فهم بودن و ارائه روابط خطی ساده در محدوده خاصی از داده‌های ورودی که به صورت قوانین "اگر-آنگاه" ارائه می‌گردد، می‌تواند به عنوان یک روش جایگزین قابل رقابت با سایر روش‌ها از جمله شبکه عصبی مصنوعی طرح گردد [۱۰]. عباسپور و همکاران (۲۰۱۳) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و برنامه ریزی ژنتیک به پیش‌بینی مقدار پرش هیدرولیکی در بستر زیر پرداختند و کارایی بالای این روش‌ها را گزارش نمودند [۱۱]. ستاری و همکاران (۲۰۱۳) با بهره‌گیری از داده‌های اقلیمی و استفاده از روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل درختی M5 اقدام به پیش‌بینی مقادیر ماهانه تبخیر-تعرق مرجع منطقه آنکارا پرداختند. نتایج نشان داد گرچه دقت روش شبکه عصبی مصنوعی نسبتاً بالاست ولی مزیت مدل درختی M5 ارائه روابط ساده خطی و کاربردی است [۱۲]. ستاری و همکاران (۲۰۱۳) از مدل درختی M5 و رگرسیون ماشین بردار پشتیبان جهت پیش‌بینی دبی جریان روزانه رودخانه سوهو در ترکیه استفاده نمودند. نتایج نشان داد مدل درختی M5 در مقایسه با روش ماشین بردار پشتیبان ضمن ارائه روابط خط ساده و کاربردی نیاز به زمان کمتری برای محاسبه دارد [۱۳]. گوئل (۲۰۱۴) با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی به پیش‌بینی ضریب دبی در سرریز مثلثی پرداخت و عملکرد بسیار خوب این روش را در این زمینه گزارش کرد [۱۴].

هدف از این تحقیق ارزیابی عملکرد روش ANFIS و مدل درختی M5 جهت تعیین ضریب دبی در سرریز کرامپ می‌باشد. بر این اساس در تحقیق حاضر، با مقایسه

جدول ۱- مشخصات سرریز کرامپ

نماد	q (m ² /s)	Re	F _r	y ₁ (m)	h ₁ (m)	h ₁ /p	S _{up}	S _{do}	C _d
توضیحات	دبی در واحد عرض	عدد رینولدز $R_e = \frac{q}{g}$ $g = 1.007 * 10^{-6}$	عدد فرود $F_r = \frac{q}{\sqrt{g} y_1^3}$	ارتفاع آب در بالادست	عمق آب روی سرریز در بالادست	عمق آب روی سرریز در بالادست به ارتفاع سرریز	شیب بالا دست	شیب پایین دست	ضریب دبی
محدوده تغییرات	۰/۰۰۰۰۰۰۰۰-۰/۰۰۰۰۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰۰۰۰۰-۰/۰۰۰۰۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰۰۰۰۰-۰/۰۰۰۰۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰۰۰۰۰-۰/۰۰۰۰۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰۰۰۰۰-۰/۰۰۰۰۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰۰۰۰۰-۰/۰۰۰۰۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰۰۰۰۰-۰/۰۰۰۰۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰۰۰۰۰-۰/۰۰۰۰۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰۰۰۰۰-۰/۰۰۰۰۰۰۰۰

تصمیم که برای داده‌های کیفی استفاده می‌شود، برای هر دو نوع داده‌های کیفی و کمی قابل استفاده است [۱۵]. مدل M5 مشابه توابع خطی جداشده^۱ است که ترکیبی از مدل‌های رگرسیون درختی است که کاربردهای زیادی در علوم مختلف دارد. مدل رگرسیون برای کل فضای داده‌ها یک معادله رگرسیون ارائه می‌دهد، ولی در مدل رگرسیون درختی، محدوده داده‌ها به زیر ناحیه‌هایی که برگ نامیده می‌شوند، تقسیم شده و به هر یک از این برگ‌ها یک برچسب عددی نسبت داده می‌شود. جایگزینی معادله رگرسیون خطی به جای برچسب در گره‌ها، شیوه‌ای است که در مدل M5 اجرا می‌شود که می‌تواند متغیرهای عددی پیوسته را پیش‌بینی و یا برآورد کند. ساختار درخت تصمیم‌گیری شبیه یک درخت بوده که از ریشه، شاخه‌ها، گره‌ها و برگ‌ها تشکیل یافته است. درخت تصمیم از بالا به پایین ترسیم می‌شود. ریشه به عنوان اولین گره در بالا قرار گرفته و زنجیره‌ای از شاخه‌ها و گره‌ها به برگ‌ها ختم می‌شود. هر گره مربوط به یک متغیر پیش‌بینی کننده بوده و به وسیله شاخه‌ها، عمل انشعاب در گره انجام می‌گیرد. شاخه‌ها شامل بازه‌ای عددی است که از گره والد منشعب شده و به یک گره فرزند می‌رسد. در مدل M5 از هر گره والد دو شاخه منشعب می‌شود. ساخت مدل درخت تصمیم‌گیری در دو مرحله انجام می‌شود. در مرحله اول، درخت تصمیم‌گیری با انشعاب سازی داده‌ها تشکیل می‌شود. معیار انشعاب در مدل M5، بیشینه سازی کاهش انحراف معیار داده‌ها در گره فرزند

اگرچه اساسا پارامتر بی بعد عدد رینولدز در سرریزها بررسی نمی‌گردد و لیکن در این تحقیق جهت مقایسه اثر پارامترهای هیدرولیکی به صورت توام در مدل‌های داده محور، این پارامتر نیز به مجموعه پارامترها اضافه گردید.

۱-۲- مدل‌های داده محور سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS)

ANFIS یک واژه اختصاری است که از حروف اول Adaptive Neuro – Fuzzy Inference System ساخته شده است. مدل‌های داده محور فازی-عصبی تطبیقی یکی از پویاترین حوزه‌های تحقیق در دوران معاصر است که در آن از ترکیب دو مدل شبکه‌های عصبی و منطق فازی برای بالا بردن بازدهی مدل‌های مربوطه استفاده شده است. ANFIS به کمک مجموعه‌ای از داده‌های ورودی- خروجی، یک سیستم استنتاج فازی ایجاد می‌کند. پارامترهای توابع عضویت این سیستم از طریق الگوریتم پس انتشار یا ترکیب آن با روش حداقل مربعات تنظیم می‌شوند. این عملیات تنظیمی به سیستم‌های فازی اجازه می‌دهد تا ساختار خود را از مجموعه داده‌ها فرا بگیرد [۷].

۲-۲- مدل درختی M5

اولین بار مدل درختی M5 توسط کوئینلن براساس روش طبقه‌بندی درختی برای ایجاد رابطه بین متغیرهای مستقل و وابسته ارائه شد. این مدل برخلاف مدل درخت

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2}{N}}$$

$$R^2 = \frac{\left[\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P})(O_i - \bar{O}) \right]^2}{\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P})^2 \sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})^2} \quad (4)$$

در روابط فوق، N تعداد داده‌ها، \bar{P} و \bar{O} به ترتیب میانگین مقادیر داده‌های مشاهداتی و برآورد شده است.

مقادیر ضریب دبی برای سه مدل متفاوت از شیب بالادست و پایین‌دست و ارتفاع تاج سرریز با اندازه‌گیری آزمایشگاهی از رابطه (۵) تعیین شده است. داده‌های ورودی برای مدل‌سازی سه نوع سرریز کرامپ که به شرح زیر می‌باشند، مورد استفاده قرار گرفت:

الف) سرریز کرامپ با ارتفاع ۱۵ سانتی متر و شیب بالادست (۱:۲) و شیب پایین‌دست (۱:۲)

ب) سرریز کرامپ با ارتفاع ۱۵ سانتی متر و شیب بالادست (۱:۲) و شیب پایین‌دست (۱:۵)

ج) سرریز کرامپ با ارتفاع ۱۵ سانتی متر و شیب بالادست (۲:۳) و شیب پایین‌دست (۲:۹)

رابطه دبی در این سرریز به صورت زیر است:

$$Q = \frac{2}{3} C_d \sqrt{2g} B_c h_e^{1.5} \quad (5)$$

که در آن $h_e = h - K_h$ بار آبی موثر جریان بر روی تاج سرریز است. K_h یک پارامتر تجربی ثابت و مربوط به پدیده‌های لزجت و کشش سطحی می‌باشد. مقدار این پارامتر برای سرریزهای کرامپ ۱:۵ و ۱:۲ برابر با $k_h = 0.0003$ و برای سرریزهای کرامپ ۱:۲ و ۱:۲ مقدار $k_h = 0.00025$ پیشنهاد شده است. در رابطه فوق Q (m³/s) دبی جریان، B_c (m) عرض تاج، C_d ضریب دبی، h تراز آب در بالادست است. ضریب دبی جریان از بررسی آزمایشگاهی به دست می‌آید. در سازه‌های میدانی که امکان اندازه‌گیری عملی مقادیر h با دقت ۰/۰۰۱ میلی متر وجود ندارد نیاز به استفاده از k_h نمی‌باشد و از مقدار $h \approx h_e$ در رابطه دبی این سرریز استفاده می‌شود [۱۷].

است. زمانی که امکان کاهش انحراف معیار داده‌های گره فرزند میسر نبود، گره والد آن منشعب نشده و به گره (۳) پایانی و یا برگ رسیده است. کاهش انحراف معیار از رابطه (۱) برآورد می‌شود:

$$SDR = sd(T) - \sum_{i=1}^N \frac{T_i}{T} sd(T_i) \quad (1)$$

$$sd(T) = \sqrt{\frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N y_i^2 - \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N y_i \right)^2 \right)} \quad (2)$$

در رابطه (۱) SDR کاهش انحراف معیار در گره فرزند، T مجموعه داده‌های ورودی به گره والد، T_i زیرمجموعه‌ای از داده‌های ورودی به گره والد و sd انحراف معیار است. به علت فرایند انشعاب، انحراف معیار داده‌ها در گره فرزند کمتر از گره والد بوده و لذا از همگنی بیشتری برخوردارند. در مدل M5 بعد از آزمون تمام انشعابات ممکن از یک گره، انشعابی که بیش‌ترین کاهش انحراف معیار را تولید کند، انتخاب می‌شود. این‌گونه انشعاب سازی در اغلب موارد منجر به ایجاد درخت بزرگی شده و امکان دارد برازش بیش از حد روی داده‌های آموزشی رخ دهد. برازش بیش از حد باعث کاهش یافتن کلیت بخشی مدل شده به طوری که مدل فقط برای داده‌هایی که برای ساخت آن استفاده شدند، اعتبار دارد و برای داده‌های جدید از دقت لازم برخوردار نیست. بنابراین مرحله دوم طراحی مدل درختی، شامل کوچک کردن درخت بیش از حد بزرگ‌شده از طریق هرس‌سازی شاخه‌ها و جایگزین شدن با توابع رگرسیون خطی است [۱۶]. در این تحقیق از نرم‌افزار Weka که در دانشگاه Waikato کشور نیوزلند توسعه یافته، استفاده شده است.

۳-۲- معیارهای ارزیابی

به منظور ارزیابی نتایج مدل درختی M5 علاوه بر ترسیم نمودارها از شاخص‌های آماری ضریب تبیین (R^2) و ریشه میانگین مربعات خطا ($RMSE$) استفاده شده است، که معادلات آن‌ها به شرح زیر است:

۳- نتایج و بحث

برترین سناریوهای سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی با اختصاص ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد برای آزمون و اعتبارسنجی برای داده‌های تصادفی شده سناریوی ۱۲ با بیشترین ضریب تبیین $R^2 = 0/988$ و کمترین خطای $RMSE = 0/069$ برای داده‌های آزمون انتخاب شد.

مدل‌سازی داده‌ها در سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی با استفاده از نرم‌افزار MATLAB R2011b (7.13.0.564) و در مدل درختی M5 با استفاده از نرم‌افزار Weka 3.6 صورت گرفت. از بین ۱۶ سناریوی تعریف شده برای سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی و مدل درختی M5، ۵ سناریو که ضریب تبیین آن‌ها بیشتر از ۰/۹۸ به دست آمد به عنوان سناریوی منتخب انتخاب و از بین ۵ سناریوی انتخاب شده برای هر کدام از روش‌ها یک سناریوی برتر که بیشترین ضریب تبیین و کمترین جذر میانگین خطای مربعات مدل را داده بود انتخاب شد.

۳-۳- نتایج حاصل از مدل درختی M5

همان‌گونه که در قسمت قبل گفته شد از بین ۱۶ سناریوی تعریف شده ۵ سناریو با ضریب تبیین بیشتر از ۰/۹۸ به عنوان سناریوهای منتخب جهت مدل‌سازی انتخاب شد. اما با نگاهی به جدول (۴) مشاهده می‌شود سناریوی ۱۳ تبیین کمتر از ۰/۹۸ دارد در نتیجه از بین ۵ سناریوی انتخاب شده حذف و سناریوهای ۱، ۱۲، ۱۴ و ۱۶ به عنوان سناریوهای منتخب برای مدل درختی M5 باقی ماندند. از بین ۴ سناریوی فوق سناریوی ۱ با اختصاص ۷۵ درصد داده‌ها برای آموزش و ۲۵ درصد برای آزمون و اعتبارسنجی و با ضریب تبیین $R = 0/988$ و کمترین خطای مدل $RMSE = 0/007$ به عنوان سناریوی برتر برای داده‌های تصادفی شده انتخاب شد. از دلایل مهمی که باعث شد سناریوی ۱ به عنوان سناریوی برتر انتخاب شود وجود عدد فرود، شیب پایین دست و بالادست به صورت همزمان به اضافه سایر پارامترها در این سناریو بود.

۳-۱- مدل‌سازی با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی

جهت مدل‌سازی، ابتدا داده‌های هر ۱۶ سناریو به دو گروه آموزش و آزمون تقسیم شد. مدل‌سازی برای داده‌های تصادفی شده انجام گرفت. این تقسیم‌بندی در چهار مرحله صورت گرفت.

۸۰-۷۵-۷۰-۶۶ درصد داده‌ها جهت آموزش

۲۰-۲۵-۳۰-۳۴ درصد داده‌ها جهت آزمون و اعتبارسنجی

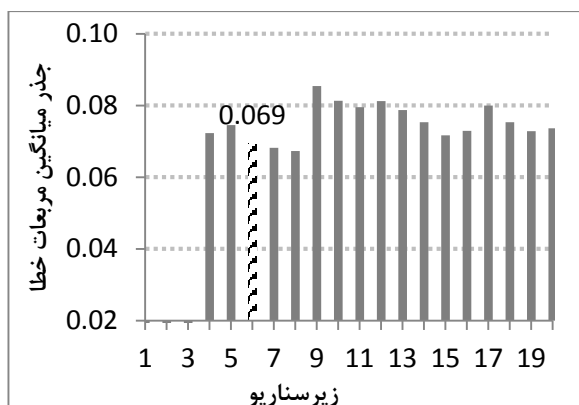
۳-۲- نتایج حاصل از سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی

جدول ۲: سناریوهای تعریف شده بر اساس ترکیب پارامترهای ورودی

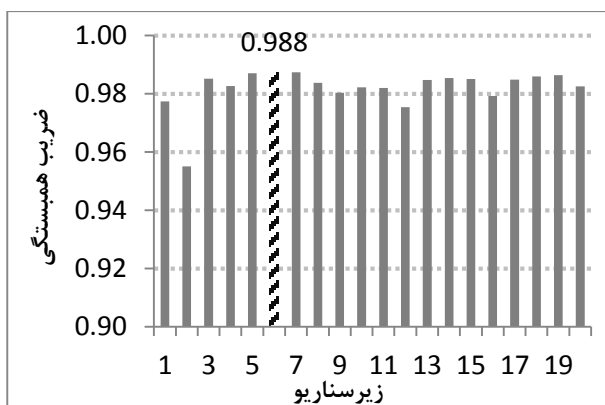
سناریو	پارامترهای ورودی	سناریو	پارامترهای ورودی
سناریو ۱	$F_r, h_1/p, R_e, S_{up}, S_{do}$	سناریو ۹	S_{do}
سناریو ۲	$h_1/p, F_r$	سناریو ۱۰	S_{up}, S_{do}
سناریو ۳	$h_1/p, R_e$	سناریو ۱۱	$h_1/p, F_r, R_e$
سناریو ۴	F_r, R_e	سناریو ۱۲	$h_1/p, F_r, S_{up}, S_{do}$
سناریو ۵	h_1/p	سناریو ۱۳	$h_1/p, R_e, S_{up}, S_{do}$
سناریو ۶	R_e	سناریو ۱۴	F_r, S_{up}, S_{do}
سناریو ۷	F_r	سناریو ۱۵	R_e, S_{up}, S_{do}
سناریو ۸	S_{up}	سناریو ۱۶	F_r, R_e, S_{up}, S_{do}

جدول ۳: سناریوهای منتخب سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی با داده‌های تصادفی شده

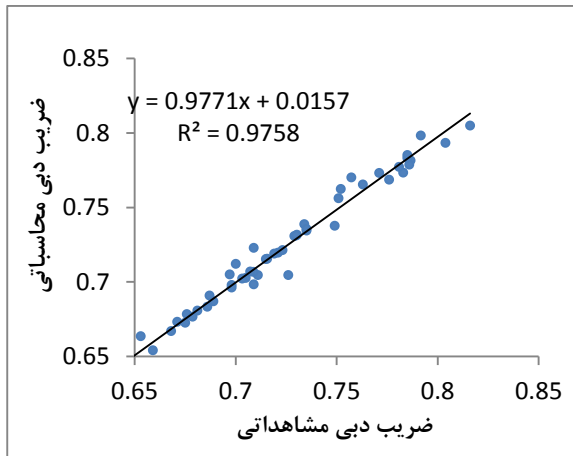
آزمون		آموزش		درصد آموزش	زیرسناریو	پارامترهای ورودی	سناریو
RMSE _{ts}	R _{ts}	RMSE _{tr}	R _{tr}				
۰/۰۱۱	۰/۹۷۷	۰/۰۰۷	۰/۹۹۱	۶۶	۱	F _r , h _{1/p} , R _e , S _{up} , S _{do}	۱
۰/۰۱۵	۰/۹۵۵	۰/۰۰۳	۰/۹۹۹	۷۰	۲		
۰/۰۰۸	۰/۹۸۵	۰/۰۰۸	۰/۹۹	۷۵	۳		
۰/۰۷۲	۰/۹۸۳	۰/۰۵۹	۰/۹۹	۸۰	۴		
۰/۰۷۵	۰/۹۸۷	۰/۰۶۷	۰/۹۸۶	۶۶	۵	h _{1/p} , F _r , S _{up} , S _{do}	۱۲
۰/۰۶۹	۰/۹۸۸	۰/۰۶۷	۰/۹۸۶	۷۰	۶		
۰/۰۶۸	۰/۹۸۷	۰/۰۶۸	۰/۹۸۶	۷۵	۷		
۰/۰۶۷	۰/۹۸۴	۰/۰۶۸	۰/۹۸۷	۸۰	۸		
۰/۰۸۵	۰/۹۸	۰/۰۷۴	۰/۹۸۵	۶۶	۹	h _{1/p} , R _e , S _{up} , S _{do}	۱۳
۰/۰۸۱	۰/۹۸۲	۰/۰۷۵	۰/۹۸۴	۷۰	۱۰		
۰/۰۸۰	۰/۹۸۲	۰/۰۷۶	۰/۹۸۵	۷۵	۱۱		
۰/۰۸۱	۰/۹۷۵	۰/۰۷۶	۰/۹۸۵	۸۰	۱۲		
۰/۰۷۹	۰/۹۸۵	۰/۰۷۵	۰/۹۸۴	۶۶	۱۳	F _r , S _{up} , S _{do}	۱۴
۰/۰۷۵	۰/۹۸۵	۰/۰۷۵	۰/۹۸۴	۷۰	۱۴		
۰/۰۷۲	۰/۹۸۵	۰/۰۷۵	۰/۹۸۴	۷۵	۱۵		
۰/۰۷۳	۰/۹۷۹	۰/۰۷۴	۰/۹۸۵	۸۰	۱۶		
۰/۰۸۰	۰/۹۸۵	۰/۰۷۲	۰/۹۸۶	۶۶	۱۷	F _r , R _e , S _{up} , S _{do}	۱۶
۰/۰۷۵	۰/۹۸۶	۰/۰۷۲	۰/۹۸۵	۷۰	۱۸		
۰/۰۷۳	۰/۹۸۶	۰/۰۷۲	۰/۹۸۶	۷۵	۱۹		
۰/۰۷۴	۰/۹۸۳	۰/۰۷۱	۰/۹۸۶	۸۰	۲۰		



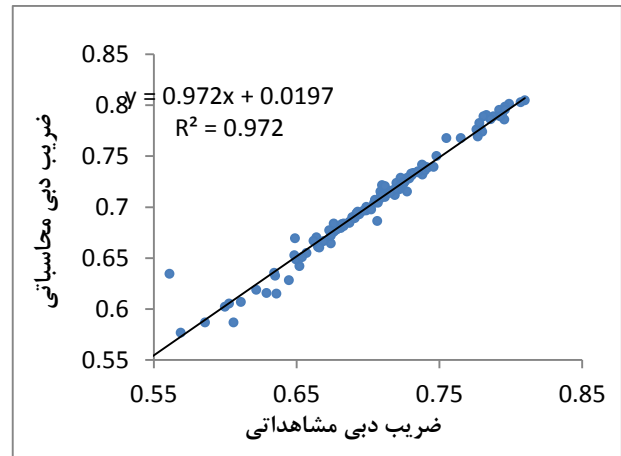
شکل ۴: وضعیت جذر میانگین خطای مربعات برای داده‌های آزمون



شکل ۳: وضعیت ضریب تبیین برای داده‌های آزمون



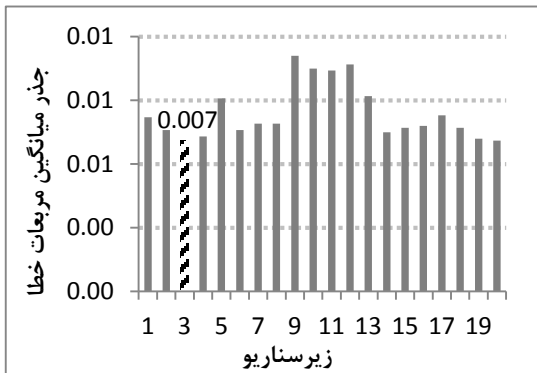
شکل ۶: مقادیر مشاهداتی و محاسباتی داده‌های آزمون مدل ANFIS برای سناریوی ۱۲



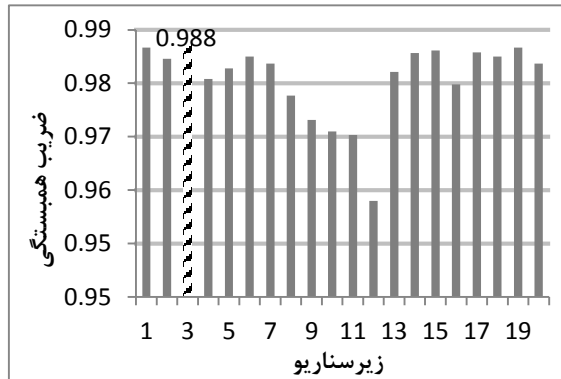
شکل ۵: مقادیر مشاهداتی و محاسباتی داده‌های آموزش مدل ANFIS برای سناریوی ۱۲

جدول ۴: سناریوهای منتخب مدل درختی M5 با داده‌های تصادفی شده

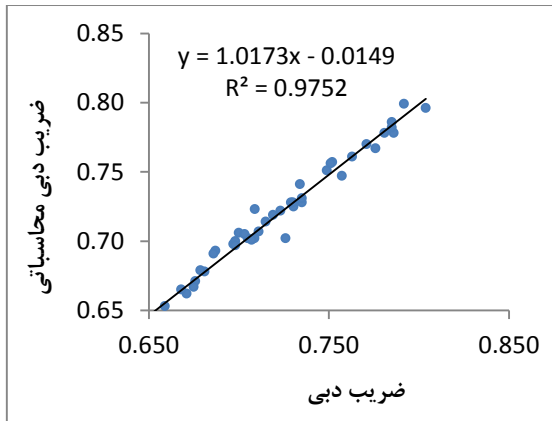
آزمون		آموزش		درصد آموزش	زیرسناریو	پارامترهای ورودی	سناریو
RMSE _{ts}	R _{ts}	RMSE _{tr}	R _{tr}				
۰/۰۰۸	۰/۹۸۷	۰/۰۱۰	۰/۹۸۳	۶۶	۱	Fr, h1/p, Re, Sup, Sdo	۱
۰/۰۰۸	۰/۹۸۵	۰/۰۱۰	۰/۹۸۴	۷۰	۲		
۰/۰۰۷	۰/۹۸۸	۰/۰۱۰	۰/۹۸۴	۷۵	۳		
۰/۰۰۷	۰/۹۸۲	۰/۰۱۰	۰/۹۸۵	۸۰	۴		
۰/۰۰۹	۰/۹۸۴	۰/۰۱۰	۰/۹۸۲	۶۶	۵	h1/p, Fr, Sup, Sdo	۱۲
۰/۰۰۸	۰/۹۸۶	۰/۰۱۰	۰/۹۸۳	۷۰	۶		
۰/۰۰۸	۰/۹۸۴	۰/۰۱۰	۰/۹۸۲	۷۵	۷		
۰/۰۰۸	۰/۹۷۹	۰/۰۱۰	۰/۹۸۳	۸۰	۸		
۰/۰۱۱	۰/۹۷۵	۰/۰۱۱	۰/۹۷۸	۶۶	۹	h1/p, Re, Sup, Sdo	۱۳
۰/۰۱۱	۰/۹۷۳	۰/۰۱۱	۰/۹۷۸	۷۰	۱۰		
۰/۰۱۰	۰/۹۷۲	۰/۰۱۲	۰/۹۷۶	۷۵	۱۱		
۰/۰۱۱	۰/۹۶۱	۰/۰۱۱	۰/۹۷۸	۸۰	۱۲		
۰/۰۰۹	۰/۹۸۳	۰/۰۱۱	۰/۹۸۰	۶۶	۱۳	Fr, Sup, Sdo	۱۴
۰/۰۰۸	۰/۹۸۶	۰/۰۱۰	۰/۹۸۲	۷۰	۱۴		
۰/۰۰۸	۰/۹۸۷	۰/۰۱۲	۰/۹۷۴	۷۵	۱۵		
۰/۰۰۸	۰/۹۸۲	۰/۰۰۱	۰/۹۷۵	۸۰	۱۶		
۰/۰۰۸	۰/۹۸۶	۰/۰۱۰	۰/۹۸۲	۶۶	۱۷	Fr, Re, Sup, Sdo	۱۶
۰/۰۰۸	۰/۹۸۶	۰/۰۱۰	۰/۹۸۳	۷۰	۱۸		
۰/۰۰۷	۰/۹۸۷	۰/۰۱۲	۰/۹۷۴	۷۵	۱۹		
۰/۰۰۷	۰/۹۸۴	۰/۰۱۲	۰/۹۷۶	۸۰	۲۰		



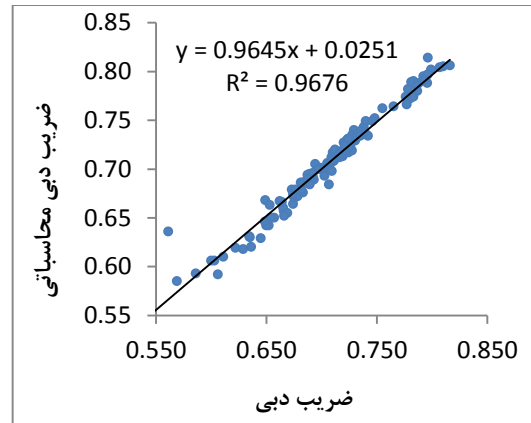
شکل ۸: وضعیت جذر میانگین خطای مربعات برای داده‌های آزمون



شکل ۷: وضعیت ضریب تبیین برای داده‌های آزمون



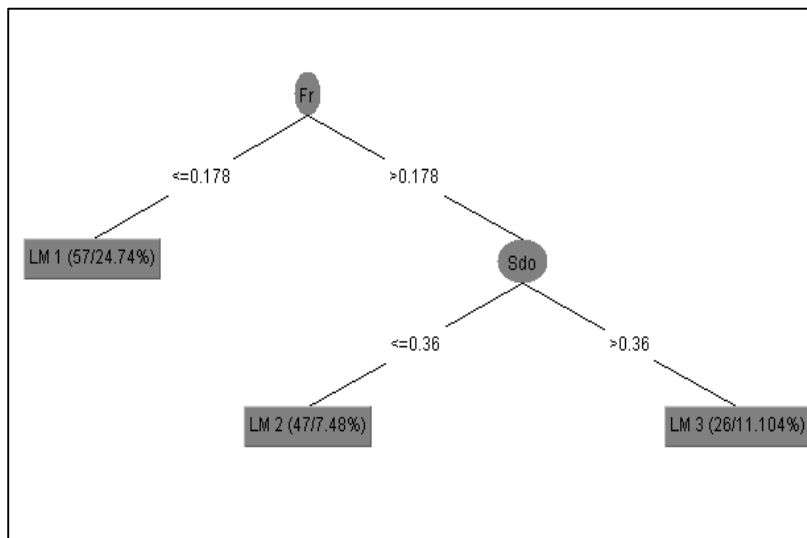
شکل ۱۰: مقادیر مشاهداتی و محاسباتی نمودار پراکنش داده‌های آزمون مدل درختی M5 برای سناریوی برتر ۱



شکل ۹: مقادیر مشاهداتی و محاسباتی داده‌های آموزش مدل درختی M5 برای سناریوی برتر ۱

LM num: 1	LM num: 2	LM num: 3
cd =	cd =	cd =
0.0651 * h1/p	0.0303 * h1/p	0.1064 * h1/p
+ 0.901 * Fr	+ 0.5655 * Fr	+ 0.171 * Fr
- 0 * Re	- 0 * Re	- 0 * Re
+ 0.0957 * Sup	+ 0.0538 * Sup	+ 0.0181 * Sup
+ 0.2279 * Sdo	+ 0.083 * Sdo	+ 0.1059 * Sdo
+ 0.4516	+ 0.5413	+ 0.5937

شکل ۱۱: روابط خطی مدل درختی M5 برای سناریوی ۱ برای داده‌های آموزش و آزمون



شکل ۱۲: نمودار درختی سناریوی ۱

و کاربردی تر می باشد. هر دوی این روش ها با سناریوهای یک متغیره ضعیف ترین نتایج را ارائه دادند. سناریوی با تمام متغیرهای مستقل ورودی در روش M5 نتیجه بهتری نسبت به روش ANFIS ارائه دادند. اگرچه در روش ANFIS داده های آموزش دیده نتیجه خیلی خوبی می دهند ولی آزمون آن ها نتیجه ضعیفی ارائه دادند. شیب های بالادست و پایین دست به صورت تکی و یا هر دو به صورت همزمان در سناریوها نتایج ضعیفی ارائه داده اند ولی در صورت استفاده آن ها همزمان با سایر پارامترها نتایج خیلی خوبی ارائه داده اند. به صورتی که در تمام سناریوهای برتر انتخاب شده، این شیب ها از پارامترهای تأثیرگذار هستند. در سناریویی که متغیر ورودی تنها شیب بالادست بود ضعیف ترین نتیجه به دست آمد. عدد فرود هم در سناریوهایی که به صورت تکی به عنوان متغیر مستقل ورودی استفاده شده و هم در سناریوهایی که با سایر پارامترها به کار رفته است، نسبت به عدد رینولدز نتیجه خوبی ارائه داده است. البته با توجه به اینکه مدل سازی سرریزها در کانال های روباز، معمولاً بر اساس تشابه فرودی انجام می گیرد، لذا نتایج بدست آمده مطابق با واقعیات علم هیدرولیک می باشد. به دلیل اینکه متغیرهای بی بعد استفاده شده در سناریوها به غیر از عدد رینولدز کوچک می باشند، با نرمال کردن داده ها فقط

هیچانکه در بقیه سناریوهای منتخب نیز نتایج با وجود عدد فرود و شیب های بالادست و پایین دست نزدیک به سناریوی برتر هستند. ضمناً نتایج سناریوی ۱۳ به جهت اینکه عدد فرود در آن وجود ندارد ضعیف تر از سایر سناریوهای منتخب ارائه شده است.

چنانچه در روابط خطی و نمودار درختی ارائه شده برای سناریوی برتر ۱ مشاهده می شود عدد فرود بیشترین تاثیر و عدد رینولدز کمترین تاثیر را در سناریوی یک دارند. علت اینکه ضریب رینولدز در روابط خطی صفر آمده این است که این تحقیق در خصوص مدل سازی ضریب دبی سرریز کرامپ در کانال روباز می باشد در حالی که عدد رینولدز در لوله های تحت فشار کاربرد دارد.

۴- جمع بندی و نتیجه گیری

در این مقاله کاربرد روش ANFIS و مدل درختی M5 در پیش بینی ضریب دبی سرریز کرامپ مورد بررسی قرار گرفت. این روش ها با استفاده از داده های آزمایشگاهی به عنوان ورودی قادر به تخمین ضریب دبی می باشند. در این تحقیق اثبات شد که روش ANFIS با اختلاف جزئی دقت بیشتری نسبت به مدل درختی M5 دارد ولی نتایج به دست آمده از مدل درختی M5 هم ساده تر، قابل فهم تر

پایین دست تاثیر گذارترین پارامتر در بدست آوردن ضریب دبی هستند که حاکی از تطابق نتایج آن با تحقیق اخیر می باشد. در پایان با توجه به نتیجه بخش بودن تحقیق حاضر پیشنهاد می گردد کارایی و عملکرد سایر روش های داده کاوی نظیر نزدیکترین همسایگی و ماشین بردار پشتیبان نیز در این زمینه و موارد مشابه بررسی گردد.

[9] رسولی، س.ا، ستاری، م.ت. و شاه محمدی، ش. "تخمین میانگین سالانه سیلاب حوضه های آبریز آذربایجان با استفاده از مدل درختی M5"، کنفرانس بین المللی مهندسی عمران، معماری و توسعه پایدار شهری، ۲۷ تا ۲۸ آذرماه، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تبریز ۱۳۹۲.

[10] ستاری، م.ت، نهرین، ف. و عظیمی، و. "پیش بینی تبخیر - تعرق مرجع روزانه با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل درختی M5"، نشریه آبیاری و زهکشی ایران، جلد ۷، شماره ۱، ص ۱۱۳-۱۰۴، ۱۳۹۲.

[11] Abbaspour, A., Farsadizadeh, D., Ghorbani, M.A. "Estimation of hydraulic jump on corrugated bed using artificial neural networks and genetic programming", *Water science and engineering*, 6(2): 189-198, 2013.

[12] Sattari, M.T., Pal, M., Yurekli, K. and Unlukara, A., "M5 Model Trees and Neural Network Based Modeling of ET₀ in Ankara, Turkey", *Turkish j Eng Env Sci.*, Vol. 37, PP. 211-219, 2013.

[13] Sattari, M.T., Pal, M., Halit., A. and Fazli, O. "M5 Tree Application in Daily river Flow Forecasting in Soho Stream, Turkey", *Water Resources.*, Vol. 40, No. 3, pp. 233-242, 2013.

[14] Goel, A. "Neural Network Technique For Prediction of Discharge Coefficient and Discharge aor a Weir", *Journal of Indian water resources society*, 32(2): 25-31, 2014.

[15] Quinlan, J.R., "Learning with Continuous Classes", *Proceeding of the Fifth Australian Joint Conference on Artificial Intelligence*, Hobart, Australia, 19-18 November, World Scientific, Singapore, pp. 343-348, 1992.

[16] Witten, I.H. and Frank E., "Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Technique", Morgan Kaufmann Pub., San Francisco, 2005.

[17] Bos, M.G., "Hydraulic Structure", 4rd Edition, Wageningen Press, pp. 27-29 & 191-194, 1976.

خطای مدل بیشتر شد. نتیجه اینکه در روش ANFIS اگر چه نرمال کردن تأثیر اندکی داشت ولی در روش M5 هیچ تأثیری در نتایج بدست آمده نداشت. همچنین نتایج این تحقیق نشان داد، عدد فرود و شیب پایین دست به ترتیب بیشترین تاثیر را در ارائه نتایج بهتر سناریوها دارند. در تحقیق مشابهی عالی نژاد و همکاران (۲۰۱۳) ضریب دبی سرریز کرامپ را با استفاده از روش های شبکه عصبی مصنوعی و برنامه ریزی بیان ژن بدست آوردند که نتایج حاصل از تحقیق آنها نشان داده که شیب بالادست و

مراجع و منابع

[1] حاجی پور، ق.ع. "بررسی مشخصه های جریان در سرریز کرامپ با مدل فیزیکی و CFD"، پایان نامه کارشناسی ارشد، سازه های آبی، دانشگاه تبریز ۱۳۸۶.

[2] حبیبی، م. و خسروچردی، ا. "بررسی ضریب آب گذری سرریز کرامپ و مقایسه آن با سرریز اوجی با استفاده از نرم افزار فلوئنت"، مجموعه مقالات سومین کنفرانس منابع آب، ۲۳ تا ۲۵ مهرماه، دانشگاه تبریز ۱۳۸۷.

[3] ریاحی، ح.، ایوب زاده، س.ع. و خاشعی، ع. "استفاده از سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی در تخمین ابعاد حفره آب شستگی پایین دست سرریز"، اولین همایش ملی سد و سازه هیدرولیکی، دانشگاه آزاد واحد کرج ۱۳۸۶.

[4] عالی نژاد، ی.، ستاری، م.ت. و سلماسی، ف. "ارزیابی عملکرد شبکه های عصبی مصنوعی و برنامه ریزی بیان ژن در مدل سازی ضریب دبی در سرریز کرامپ"، کنفرانس بین المللی مهندسی عمران، معماری و توسعه پایدار شهری، ۲۷ تا ۲۸ آذرماه، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تبریز ۱۳۹۲.

[5] هنر، ت.، طراز کار، م.ح. و طراز کار، م.ر. "برآورد ضریب دبی سرریزهای جانبی با استفاده از سیستم استنتاج فازی - عصبی (ANFIS)"، مجله پژوهش های حفاظت، آب و خاک، جلد ۱۷، شماره ۲، ص ۱۷۶-۱۶۹، ۱۳۸۹.

[6] کبیری، ع.، حجازی، س. و آقاچان، م. "تعیین ضریب دبی سرریزهای کناری منقاری با استفاده از مدل های عصبی - فازی تطبیقی"، مجموعه مقالات پنجمین کنگره ملی مهندسی عمران، ۱۶ تا ۱۴ اردیبهشت ماه، دانشگاه فردوسی مشهد، ۱۳۸۹.

[7] Pal, M. and Deswal A., "M5 Model Tree Based Modeling of Reference Evapotranspiration", *Hydrological Processes*, Vol. 23, pp. 1437-1443. 2009.

[8] Bonakdar, L., and Etemad-Shahidi, A., "Predicting Wave Run-up on Rubble-Mound Structures Using M5 Model Tree". *Journal of Ocean Engineering*, Vol. 10, pp. 57-69. 2010.