

افزایش دقت پیش‌بینی ضریب دبی در سرریزهای لبه تیز قوس محور با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی و شبکه هوش مصنوعی

مجتبی صانعی^۱ و علی فرودی خور^{۲*}

^۱ دانشیار، پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران و ^۲ دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۰۲/۳۰

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۱۰/۲۵

چکیده

سرریزها یکی از سازه‌های متداول برای تخلیه و اندازه‌گیری جریان هستند، به همین منظور این نوع سازه‌های هیدرولیکی بسته به هدف مورد استفاده، دارای اشکال مختلفی هستند. ضرایب طراحی سرریزها که در مراجع استاندارد طراحی در دسترس است، مربوط به سرریزهایی است که امتداد آن‌ها عمود بر جهت جریان است. در برخی از موارد به دلیل محدودیت‌های اجرایی و طراحی، استفاده از سرریزهای کنگره‌ای، سرریزهای جانبی و همچنین، طراحی سرریزهای قوس محور اجتناب‌ناپذیر است. تا کنون در زمینه تخمین ضریب دبی این سرریزها و نیز استخراج رابطه دبی-اشاره آن‌ها تحقیقات بسیار کمی انجام شده است. در این تحقیق، به کمک روش نوین بهینه‌سازی برنامه‌ریزی بیان ژن و همچنین، روش شبکه هوش مصنوعی روابطی بدون بعد بر اساس پارامترهای زاویه قوس سرریز و نسبت بار آبی بالادست سرریز به ارتفاع آن برای برآورد ضریب دبی این سازه‌ها ارائه شده است. برای واسنجی و صحت‌سنجی (آزمون) رابطه پیشنهادی، داده‌های آزمایشگاهی Kumar و همکاران استفاده شده است. مقایسه نتایج محاسباتی این رابطه با مقادیر آزمایشگاهی ضریب دبی سرریزهای قوسی نشان داد که روابط پیشنهادی از دقت بسیار مناسبی برخوردار است. با توجه به معیارهای عملکرد، دو مدل برای GEP و یک روش برای ANN انتخاب شدند که در همه این مدل‌ها الگوی ورودی یکسان می‌باشد. در روش منحنی برنامه‌ریزی ژنتیک الگوی ورودی با عملگرهای F2 و F4 با داشتن بیشترین ضرایب تعیین برای داده‌های آزمون به ترتیب $DC=0/924$ و $DC=0/956$ بهترین عملگرها در این روش انتخاب شدند. همچنین، در روش ANN نیز با متغیر قرار دادن تعداد نوروها در لایه‌های مخفی در بازه ۱۰-۲، مدل حاضر با تعداد ۱۰ نورو دارای بیشترین $DC=0/962$ نسبت به الگوهای دیگر می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: اندازه‌گیری جریان، برنامه‌ریزی بیان ژن، سازه هیدرولیکی، شکل قوس-محور، روش Kumar

مقدمه

اشکال مستطیلی، مثلثی، گرد و ساترو مورد استفاده قرار می‌گیرند. این سرریزها عموماً عمود بر مسیر اصلی جریان نصب می‌شوند، به نحوی که خطوط جریان بر محور سرریز عمود می‌باشد. تا کنون از بین سرریزهای با تاج طویل که کاربرد زیادی داشته‌اند، سرریزهای

سرریزهای لبه تیز کاربرد گسترده‌ای در اندازه‌گیری دبی جریان، انحراف جریان و همچنین، کنترل سطح آب در پروژه‌های هیدرولیکی، آبیاری و زیست محیطی دارند. مهمترین انواع این سرریزها به

با ارتفاع ۰/۱۸ متر و زوایای رأس ۴۵ تا ۱۲۰ درجه - ۴۵، ۶۰، ۷۵، ۹۰، ۱۰۵ و ۱۲۰ درجه مورد مقایسه و ارزیابی قرار گرفت. مقایسه نتایج مربوط به ضریب دبی سرریز نشان می‌دهد که با افزایش زاویه رأس، کارایی سرریز کاهش یافته که دلیل آن تداخل امواج عرضی ناشی از هم‌گرایی جریان برای مقادیر بزرگ‌تر نسبت عمق آب به ارتفاع سرریز است. Zahiri (۲۰۱۵) نیز در تحقیقی دیگر با استفاده از داده‌های Kumar و همکاران (۲۰۱۲) رابطه جدیدی را برای ضریب دبی با استفاده از روش برنامه‌ریزی بیان ژن ارائه داد.

وی همچنین، دریافت رابطه تجربی Kumar و همکاران (۲۰۱۲) برای محاسبه ضریب دبی سرریزهای لبه‌تیز از دقت مناسبی برخوردار نیست و با مقادیر مشاهداتی تفاوت بسیار دارد. ASCE فرایند به‌دست آوردن یک رابطه برای تخمین ضریب دبی را، به‌طور اساسی یک مسئله نگاشت غیر خطی دانستند و روش‌های هوش مصنوعی را به‌عنوان ابزاری توانمند در حل این‌گونه مسائل به‌شمار می‌آورند و نیز این مدل‌ها را به‌عنوان یک جعبه سیاه مناسب که کمتر در قید و بند مسائل فیزیکی بوده و قادرند فرایند غیر خطی و غیر ایستای جریان را بدون نیاز به مدل‌سازی عامل‌های محیطی و ژئومتری موثر بر آن مدل‌سازی کنند، به‌شمار آورده‌اند. Swamee و همکاران (۲۰۱۱) نیز به بررسی خصوصیات دبی بر روی سرریزهای مورب پرداختند. آن‌ها رابطه جدیدی برای محاسبه ضریب دبی در این نوع سرریزها ارائه دادند که رابطه پیشنهادی تطابق خوبی با مقادیر آزمایشگاهی داشت. Morales و همکاران (۲۰۱۲) نیز مدل‌سازی عددی و فیزیکی سرریز اوجی با دریچه قطاعی سد انحرافی رودخانه کانر در اکوادور را انجام دادند. در این تحقیق پروفیل سطح آب و سرعت نسبی در دو مدل با یکدیگر مقایسه شد و تطابق خوبی از این دو روش حاصل شد. Liong و همکاران (۲۰۰۲) و همچنین Whigham و Crapper (۲۰۰۱) با الگوسازی بارش - رواناب به روش برنامه‌ریزی ژنتیک بدین نتیجه دست یافتند که پیش‌بینی رفتار بارش - رواناب در حوزه‌های آبخیز به کمک برنامه‌ریزی ژنتیک، سبب بروز خطای کمتری خواهد شد. با بررسی مطالعات فوق مشخص می‌شود که اگرچه چندین مطالعه در زمینه سرریزهای

کنگره‌ای و به‌ویژه نوع خاص آن، سرریز نوک اردکی، با استقبال بسیار بیشتری در صنعت آب و فاضلاب و به‌ویژه در شبکه‌های آبیاری همراه بوده‌اند. سرریزهای مایل نیز با استقبال کمتر نسبت به سرریزهای نوک اردکی، کاربرد نسبتاً زیادی در کانال‌های آبرسان داشته‌اند. این سرریزها به‌دلیل دارا بودن تاج طویل، دارای قابلیت بسیار خوبی برای تنظیم سطح آب در بالادست دریچه‌های آبخیز بوده، باعث می‌شوند تا دبی جریان ورودی به کانال‌های فرعی و مزرعه با دقت بیشتری تنظیم شود. این کار باعث به‌کمینه رساندن مشکلات ناشی از تحویل دبی به‌صورت مازاد یا کمبود خواهد شد. برای اولین بار Ashtana و همکاران (۱۹۶۵) با مطالعه آزمایشگاهی سرریزهای قوسی با زاویه ۷۰ تا ۱۱۳ درجه، هیدرولیک جریان در این سرریزها و نیز ضریب دبی آن‌ها را مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها نتیجه گرفتند که با افزایش انحناء سرریز، ضریب دبی کاهش می‌یابد. اما به‌دلیل افزایش قابل توجه طول تاج سرریز، به‌طور کلی دبی عبوری از سرریز افزایش می‌یابد. Kindsvater و Carter (۱۹۵۹) دریافتند، محاسبه ضریب دبی در سرریزهای استاندارد (نرمال) که به‌صورت مستقیم و عمود بر مسیر جریان در عرض کانال احداث می‌شوند، تا کنون روابط، جداول و نمودارهای متعددی به‌وسیله محققین مختلف ارائه شده است. پیچیدگی مهم این ضریب این است که معمولاً برای انواع مختلف سرریزها، دارای مقدار ثابتی نبوده، علاوه بر وابستگی به هندسه کانال و سرریز، به بار آبی روی سرریز نیز بستگی دارد که محاسبه آن را در شرایط کلی مشکل می‌کند. فرم کلی رابطه تغییرات ضریب دبی در شرایط جریان آزاد برای یک سرریز لبه‌تیز به‌صورت زیر ارائه شده است.

$$C = f\left(\frac{h}{p}, \frac{L}{B}, E\right) \quad (1)$$

که در آن، h بار آبی بالادست، p ارتفاع سرریز، E شیب وجه بالادست و B عرض کانال اصلی است، در حالتی که سرریز قائم ($E=1$) و طول سرریز برابر با عرض کانال باشد ($L/B=1$). Kumar و همکاران (۲۰۱۲) به مطالعه ویژگی‌های دبی سرریز لبه‌تیز در شرایط قوس محوری به سمت بالادست پرداختند. در این تحقیق نتایج مطالعه آزمایشگاهی در بررسی ظرفیت سرریز لبه‌تیز قوس‌دار در شرایط جریان آزاد و

در این پژوهش، زاویه وجه بالادست سرریز قائم بوده، ضریب تصحیح ضریب دبی برابر یک می‌باشد، همچنین، اگر عرض کانال پایین‌دست و طول تاج سرریز برابر باشد، مقدار $\frac{L_{ch}}{L} = 1$ که در نتیجه آن رابطه (۴) به‌دست می‌آید.

$$C_d = \frac{q}{\frac{2}{3}\sqrt{2gH^{3/2}}} = f\left(\theta, \frac{h}{p}\right) \quad (4)$$

الگوریتم‌های تکاملی: روش‌هایی بر مبنای جستجوی تصادفی‌اند که از مدل‌سازی تکامل بیولوژیکی طبیعی الگوبرداری شده‌اند. آن‌ها بر روی پاسخ‌های ممکن کار می‌کنند که از ویژگی برتری برخوردار و نیز بقای نسل بیشتری دارند، لذا تخمین نزدیک‌تری از پاسخ بهینه به‌دست می‌دهند. دو گونه پرکاربرد از الگوریتم‌های تکاملی که در این تحقیق نیز مورد استفاده هستند، برنامه‌ریزی بیان ژن و الگوریتم ژنتیک می‌باشند.

برنامه‌ریزی بیان ژن: برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) که بر اساس تئوری داروین ارائه شده به‌وسیله Ferreira در سال ۱۹۹۹ ابداع شد (Ferreira, ۲۰۰۱). برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) نیز همانند برنامه‌ریزی ژنتیک (GP)، یک الگوریتم ژنتیکی است که از جمعیتی از افراد استفاده کرده، آن‌ها را مطابق برازندگی انتخاب می‌کند و تغییرات ژنتیکی را با استفاده از یک یا چند عملگر ژنتیکی اعمال می‌کند.

مراحل اصلی در برنامه‌ریزی بیان ژن: Lopes و Weinert (۲۰۰۴) در مقاله خود آورده‌اند که اولین مرحله در الگوریتم GEP، تولید جمعیت اولیه از راه‌حل‌ها است. این موضوع می‌تواند به‌وسیله فرایند تصادفی و یا با استفاده از مقداری اطلاعات درباره مسئله انجام شود. سپس کروموزوم‌ها به‌صورت بیان درختی (ETS) نشان داده شده که این هم مطابق با یک تابع برازش ارزیابی می‌شود. معمولاً تابع برازش به‌وسیله پردازش تعدادی از مسئله هدف، که مورد برازش نیز نامیده می‌شوند، ارزیابی می‌شود.

عملگرهای برنامه‌ریزی بیان ژن: GEP از روش معروف چرخ-رولت، برای انتخاب افراد استفاده می‌کند. GEP بر خلاف GP چندین عملگر ژنتیکی برای تکثیر افراد، با اصلاحات دارد. هدف عملگر جهش، بهسازی تصادفی داخل کروموزوم‌های معین است. در GEP علاوه بر ترکیب تک نقطه‌ای و دو نقطه‌ای، نوع دیگری

قوسی انجام شده است، اما توجه بسیار کمی به استخراج روابط یا منحنی‌های کاربردی برای تعیین ضریب دبی این سرریزها و در نتیجه رابطه دبی-اشل آن‌ها شده است. در این تحقیق، با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی Kumar و همکاران، رابطه بدون بعد و دقیقی برای برآورد ضریب دبی سرریزهای لبه‌تیز قوسی در کانال‌ها ارائه شده است. به این منظور، از روش برنامه‌ریزی بیان ژنتیک GEP و همچنین، روش شبکه هوش مصنوعی ANN استفاده شد و نتایج آن با داده‌های آزمایشگاهی، روابط رگرسیونی پیشنهادی Kumar و همکاران (۲۰۱۲) و نیز رابطه ارائه شده به‌وسیله Zahiri مقایسه شده است.

مواد و روش‌ها

به‌طور کلی ضریب دبی در سرریزهای لبه‌تیز قوس محور را می‌توان ثابتی از متغیرهای زیر در نظر گرفت.

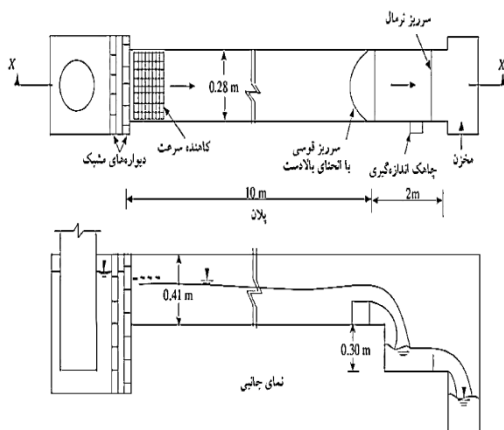
$$f = (Q/L, p, H, g, r, m, s, K_s, \theta, L, L_{th}) = 0 \quad (2)$$

که در آن، Q/L دبی عرض واحد، P ارتفاع سرریز، H بار آبی بالادست سرریز، g شتاب ثقل، ρ جرم مخصوص سیال، μ لزجت سیال، σ کشش سطحی، K_s اندازه زبری تاج و بدنه سرریز، θ درجه انحنای قوس محوری، L طول تاج سرریز و L_{ch} عرض کانال پایین‌دست می‌باشد. با استفاده از تحلیل ابعادی و قضیه π باکینگهام می‌توان C_d را تابعی از متغیرهای بی بعد در نظر گرفت.

$$C_d = \frac{q}{\frac{2}{3}\sqrt{2gH^{3/2}}} = f\left(W_e, R_e, \frac{h}{p}, \frac{K_s}{H}, \frac{L_{ch}}{L}\right) \quad (3)$$

Shafai Bejestani (۲۰۱۲) نتیجه گرفت که اگر بار آبی روی سرریز کمتر از ۰/۰۶ متر باشد، ممکن است نیروی کشش سطحی با معنی و عدد وبر بر روی ضریب دبی تأثیرگذار باشد (با توجه به محدوده عمق جریان روی تاج سرریز از تأثیر عدد وبر صرف نظر شده است. همچنین، Niksefat (۲۰۰۱) در تحقیقی دیگر دریافت از آنجا که جریان عبوری از کانال ریش و سرریز، در محدوده جریان کاملاً متلاطم قرار دارد، لذا عدد بی‌بعد رینولدز از تحلیل داده‌ها کنار گذاشته می‌شوند. نظر به آن‌که زبری نمونه اصلی کوچک می‌باشد و سعی شده است تا مدل حتی‌الامکان صاف ساخته شود، از تأثیر اندازه زبری صرف نظر شده است.

معرفی مدل و داده‌های مورد استفاده: داده‌های آزمایشگاهی مورد استفاده در این تحقیق از داده‌های آزمایشگاهی سرریزهای لبه‌تیز قوسی در کانال‌ها (Kumar و همکاران، ۲۰۱۲) استفاده شده است. این محققین برای انجام تحقیق آزمایشگاهی خود، از یک کانال مستطیلی به طول ۱۲، ارتفاع ۰/۴۱ و عرض ۰/۲۸ متر استفاده کردند. برای بررسی اثر زاویه قوس، سرریزهای لبه‌تیز با هفت زاویه انحنای صفر، ۴۵، ۶۰، ۷۵، ۹۰، ۱۰۵ و ۱۲۰ درجه مورد آزمایش قرار گرفته است. تاج سرریز برای تمامی زوایای قوس، ۱۰ سانتی‌متر انتخاب شد. شرایط جریان در تمامی حالات به صورت زیر بحرانی، آشفته و جریان ریزشی (جریان آزاد) در نظر گرفته شده است. در شکل ۱، نمای بالا (پلان) و دید از جانب این کانال آزمایشگاهی نشان داده شده است.



شکل ۱- نمایش شماتیک پلان و نمای جانبی کانال آزمایشگاهی و سرریز قوسی (Kumar و همکاران، ۲۰۱۲)

معیارهای ارزیابی: برای ارزیابی مدل‌های مورد نظر از شاخص‌های ضریب تعیین (DC) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) بهره برده شده است که به ترتیب با استفاده از روابط زیر قابل محاسبه هستند.

$$DC = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (6)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{n}} \quad (7)$$

$$MNE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{O_i - P_i}{O_i} \right| \quad (8)$$

از ترکیب، به نام ترکیب ژنی نیز اجرا می‌شود که در آن‌ها ژن‌ها به طور کامل ترکیب می‌شوند. این عملگر، به طور تصادفی ژن‌ها را در موقعیت یکسانی در دو کروموزوم والد انتخاب می‌کند تا دو فرزند جدید را تشکیل دهد.

تابع برازش: یکی از موارد مهم در GEP تعیین تابع برازش است و هدف آن، یافتن راه حلی است که برای تمامی موارد برازش به اندازه یک خطای معین به خوبی عمل کند. از لحاظ ریاضی، برازش f_i از یک برنامه انفرادی i به صورت رابطه (۵) بیان می‌شود.

$$f_i = \sum_{i=1}^n \left(R - \left| 100 \times \frac{P_{ij} - T_j}{T_j} \right| \right) \quad (5)$$

که در آن، P_{ij} مقدار پیش‌بینی شده به وسیله برنامه انفرادی i برای مورد برازش j (از میان n مورد برازش) و T_j مقدار هدف برای مورد برازش j است. قابل توجه است که عبارت داخل قدر مطلق متنظر است با درصد خطای نسبی، چنانچه $P_{ij} = T_j$ خطا صفر شود (Ferreira, ۲۰۰۶).

شبکه هوش مصنوعی (ANN): با پردازش روی داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کند که به این عمل یادگیری می‌گویند. اصولاً توانایی یادگیری، مهمترین ویژگی یک سامانه هوشمند است. سامانه‌ای که بتواند یاد بگیرد منعطف‌تر است و ساده‌تر برنامه‌ریزی می‌شود. بنابراین، بهتر می‌تواند در مورد مسائل و معادلات جدید پاسخگو باشد. در این شبکه‌ها به کمک دانش برنامه‌نویسی، ساختار داده‌ای طراحی می‌شود که می‌تواند همانند نورون عمل کند که به این ساختار داده گره گفته می‌شود. با ایجاد شبکه‌ای بین این گره‌ها و اعمال یک الگوریتم آموزشی به آن، شبکه را آموزش می‌دهند. در این حافظه یا شبکه عصبی گره‌ها دارای دو حالت فعال (روشن یا یک) و غیر فعال (خاموش یا صفر) هستند و هر یال (سیناپس یا ارتباط بین گره‌ها) دارای یک وزن می‌باشد. یال‌های با وزن مثبت، موجب تحریک یا فعال کردن گره غیر فعال بعدی می‌شوند و یال‌های با وزن منفی، گره متصل بعدی را غیر فعال یا مهار (در صورتی که فعال بوده باشد) می‌کنند.

¹ Artificial Neural Network

خواهد شد، بلکه سبب کاهش دقت الگو نیز می‌شود. لذا در الگوسازی ضریب دبی سرریزهای لبه‌تیز قوس محور نیز بایستی سعی کرد تا مؤثرترین داده‌های مشاهداتی را به‌عنوان داده‌های آموزشی انتخاب کرد. به عبارت دیگر، برای تعیین بهترین الگو، الگوی داده شده تحت عملگرهای مختلفی به برنامه‌ریزی ژنتیک معرفی می‌شود و در نهایت از بین آن‌ها، الگویی که در ارزیابی مقایسه‌ای، بهترین نتیجه را ایجاد کند، به‌عنوان مناسب‌ترین الگو انتخاب می‌شود. در جدول ۱، نمونه‌ای از نتایج آزمایشگاهی که به‌عنوان داده‌های مورد نیاز در تحقیق حاضر استفاده شده، ارائه می‌شود.

جدول ۱- نمونه‌ای از داده‌های آزمایشگاهی استفاده شده برای مدل‌سازی در ANN و GEP

θ (degree)	0°	45°	60°	75°	90°	105°	120°
θ (rad)	۰	۰/۷۹	۱/۰۵	۱/۳۱	۱/۵۷	۱/۸۳	۲/۰۹
Q(Lit/s)	۰/۴۵	۱/۰۸	۱/۶۲	۱/۷۷	۱/۰۸	۱/۵۴	۱/۳۸
h(cm)	۰/۹	۱/۸	۱/۲۹	۱/۷۷	۱/۲۹	۱/۳۵	۱/۴۱
L(cm)	۲۸	۲۸/۷۳	۲۹/۳۲	۳۰/۱	۳۱/۱	۳۱/۱	۳۳/۸۶
C_d	۰/۶۳	۰/۸۳	۰/۸۵	۰/۸۷	۰/۸۰	۰/۷۱	۰/۷۴
W(cm)	۱۸						

در ردیف عملگرهای مناسب انتخاب شد. در مرحله سوم در انتخاب ساختار کروموزوم‌ها، طول سر برابر با هفت ($h=7$) انتخاب شده و با انجام آزمون و خطا از بین دو یا سه و چهار ژن در هر کروموزوم، در نهایت سه ژن در نظر گرفته شده است. همچنین، در هر اجرا تعداد ۳۰ کروموزوم انتخاب شده است. در مرحله چهارم که انتخاب تابع پیوند است، سه ژن انتخابی از طریق تابع مجموع به هم پیوند داده می‌شوند.

نتایج و بحث

مشخصات آماری حاصل از اجرای روش برنامه‌ریزی ژنتیک GEP و روش شبکه هوش مصنوعی ANN برای الگوی انتخاب شده بی‌بعد در جدول ۳ ارائه شده است.

۸۲ سری از مجموعه داده‌ها (۷۵ درصد) به‌صورت تصادفی برای آموزش (واسنجی) و ۲۸ سری باقی‌مانده (۲۵ درصد) برای تست در نظر گرفته شدند. با توجه به معیارهای عملکرد، دو مدل برای GEP و

که در آن‌ها، مقدار O_i مقدار مشاهده شده در گام زمانی i ام، P_i محاسبه شده در همان زمان، n تعداد گام‌های زمانی و \bar{O} میانگین مقادیر مشاهداتی می‌باشد. کم بودن میزان RMSE و بالا بودن ضریب DC بیانگر دقت قابل قبول مدل و برتری آن نسبت به مدل‌های دیگر است.

تعیین الگوی ورودی برای روش برنامه‌ریزی

ژنتیک: همان‌گونه که پیشتر نیز ذکر شد، انتخاب جمعیت‌های اولیه تصادفی مختلف و تاثیرگذار در پدیده، به‌منظور آموزش ماهیت سازوکار حاکم بر پدیده نه تنها سبب پیچیدگی الگو و افزایش حافظه درگیر

طراحی برنامه‌ریزی بیان ژن: در پنج مرحله از عملکرد برنامه‌ریزی بیان ژن، مرحله نخست، شامل تعیین تابع برازش است. در این تحقیق، طول محدوده انتخابی برابر با ۱۰۰ ($R=100$) و مجموعه‌ای شامل ۱۰ برازش ($n=10$) انتخاب شده است. بنابراین، مقدار تابع برازش برابر با ۱۰۰۰ خواهد بود ($f_{max}=1000$). مرحله دوم، شامل انتخاب مجموعه ترمینال‌ها و مجموعه توابع برای ایجاد کروموزوم‌ها است. مجموعه ترمینال‌ها همان متغیرهای مستقل هستند که شامل پارامترهای مختلف تاثیرگذار در برآورد ضریب دبی می‌باشد. در انتخاب توابع نیز در الگوسازی‌های مختلف توابع متفاوتی در نظر گرفته شده است. در ادامه، از پنج سری عملگر استفاده شد که مقادیر MNE محاسبه شده برای مدل در جدول ۲ ارائه شده است. بر همین اساس، $F4$ با دارا بودن کمترین MNE به مقدار $0/048$ به‌عنوان بهترین مدل انتخاب شد. همچنین، $F2$ نیز با این‌که دارای مقدار $MNE=0/056$ بود، به‌دلیل سادگی رابطه پیشنهادی برای ضریب دبی

بهترین عملگرها در این روش به شمار می‌آیند. همچنین در روش ANN نیز با متغیر قرار دادن تعداد نورون‌ها در لایه‌های مخفی در بازه دو تا ۱۰، مدل حاضر با تعداد ۱۰ نورون دارای بیشترین DC=۰/۹۶۲ نسبت به الگوهای دیگر است.

یک روش برای ANN انتخاب شدند که در همه این مدل‌ها، الگوی ورودی یکسان می‌باشد. در روش منحنی برنامه‌ریزی ژنتیک الگوی ورودی با عملگرهای F۲ و F۴ با داشتن بیشترین ضرایب تعیین برای داده‌های آزمون، به ترتیب DC=۰/۹۲۴ و

جدول ۲- مقادیر محاسبه شده MNE برای انتخاب بهترین عملگر

عملگر	تعریف	MNE
F۱	{+, -, ×, ÷}	۰/۰۸۵
F۲	{+, -, ×, ÷, √, X ² }	۰/۰۵۶
F۳	{+, -, ×, ÷, √, Power, Lnx, Logx, e ^x , 10 ^x }	۰/۰۵۶
F۴	{+, -, ×, ÷, √, Power, Lnx, Logx, e ^x , sin x, cos x, Arctg x}	۰/۰۴۸
F۵	{+, -, ×, ÷, √, √, Lnx, e ^x , X ² , X ³ , sin x, cos x, Arctg x}	۰/۰۵

نمی‌شود، لذا الگوی ورودی با عملگرهای F۲ و F۴ به‌عنوان بهترین مدل‌های پیشنهادی برای تخمین ضریب دبی در سرریزهای قوس محور لبه‌تیز معرفی شده و برای مقایسه با روش‌های دیگر به کار می‌رود. این بدان معنی است که اگرچه الگوهای به کار گرفته شده فقط از دو پارامتر بی‌بعد شده استفاده می‌کند (H/P, θ) و دارای پیچیدگی نیست، اما نتایج پیش‌بینی قابل قبولی دارند. مطابق جدول ۲، F۲ با دارا بودن ضریب تعیین بیشتر و خطای آزمون کمتر (DC=۰/۹۲۴ و RMSE=۰/۰۱۸۰) و همچنین، F۴ با DC=۰/۹۵۶ و RMSE=۰/۰۱۴ برتری نسبی به دیگر الگوها دارند. روابط ارائه شده برای پیش‌بینی ضریب دبی به‌وسیله مدل برنامه‌ریزی ژنتیک در جدول ۴، ارائه شده است.

شکل‌های ۲، ۳ و ۴ به‌منظور بررسی دقت و قابلیت مدل‌های مورد استفاده در پیش‌بینی ضریب دبی در سرریزهای لبه‌تیز تحت زوایای مختلف قوس محوری نمایش داده شده است. با توجه به مقادیر معیارهای ارزیابی موجود در جدول ۳ که بر اساس مقادیر مشاهداتی و مقادیر پیش‌بینی شده محاسبه شد، روش شبکه هوش مصنوعی (ANN) در مقایسه ضریب دبی توانمندی بیشتری داشته، مقادیر تخمین زده شده در این روش از تطبیق قابل قبول‌تری با مقادیر مشاهداتی برخوردار است. همچنین، در مقایسه‌ای که میان الگوهای برتر در GEP انجام گرفت، با توجه به نتایج آماری حاصله، قابل مشاهده است که الگوی ورودی با عملگر F۴ قابلیت پیش‌بینی بالاتری نسبت به الگوی F۲ دارد. اما از آنجا که محاسبات در روش ANN به‌صورت داخلی انجام می‌گیرد و رابطه‌ای ارائه

جدول ۳- مشخصات آماری بهترین نتایج برنامه‌ریزی ژنتیک و شبکه هوش مصنوعی

ANN ID*	Testing			Training			Function s	Machine Learning
	MNE%	RMSE	DC	MNE%	RMSE	DC		
-	۲/۱۲۶	۰/۰۱۸	۰/۹۲۴	۱/۹۳	۰/۰۱۸	۰/۹۴۷	F۲	GEP
-	۱/۶۲	۰/۰۱۳	۰/۹۵۶	۱/۶۵	۰/۰۱۴	۰/۹۶۶	F۴	
۳-۱۰-۱	۱/۳۶	۰/۰۱۳	۰/۹۶۲	۰/۹۲۹	۰/۰۰۹	۰/۹۹۸	-	ANN

*ANN ID: نمایانگر تعداد ورودی، تعداد نورون در لایه مخفی و تعداد خروجی است (به‌عنوان مثال: ۳-۱۰-۱ شامل ۳ عدد ورودی، ۱۰ نورون در لایه مخفی و ۱ عدد خروجی است)

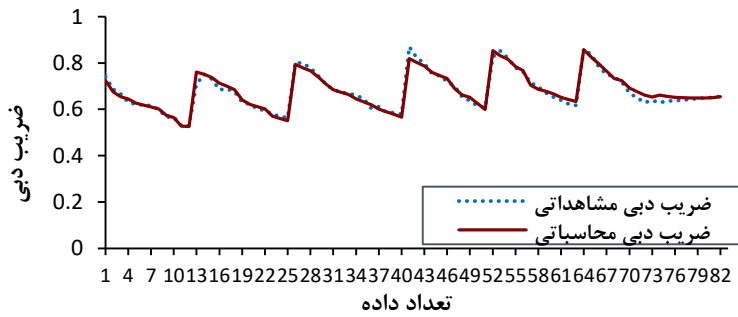
جدول ۴- روابط پیش‌بینی کننده ضریب دبی در مدل GEP

عمل‌گر	ضریب دبی در سرریزهای لبه‌تیز
F۲	$C_d = \frac{\frac{H}{W} + 2.572723}{\left(\theta * \frac{H}{W}\right) + 3.682738} + \frac{\sqrt{\theta} - 2 * \frac{H}{W}}{2.372375 + \theta + 2.804138 * \frac{H}{W}} + \frac{\frac{H}{W} - \theta}{\theta + 6.855957 + \left(\theta * \frac{H}{W}\right)}$
F۴	$C_d = \sin(\sin(\cos(\cos(\left(\left(\frac{H}{W}\right)^{\left(\frac{H}{W}\right)} - \left(\frac{H}{W}\right) - 3.216\right)))))) + \log(\cos(e^{(\theta - 3.093)} - \left(\frac{H}{W} * \sqrt{\theta}\right))) + \ln(\tan^{-1}(e^{\tan^{-1}\left(\left(\frac{H}{W} + \theta\right)^{0.214 - \theta}\right)}))$

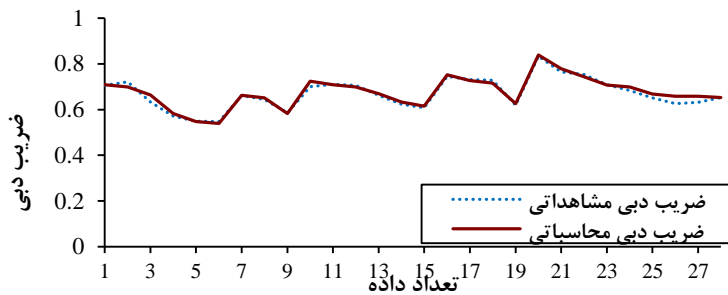
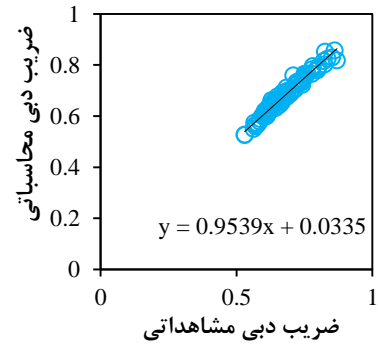
روابط بالا به ازای $0 < \theta < \pi$ ، بر حسب رادیان و $\frac{h}{W} < 0.65$ دارای اعتبار می‌باشد.

پراکندگی در شکل‌های ۲، ۳ و ۴ نیز قابل مشاهده است، منحنی ژنتیک و همچنین شبکه هوش مصنوعی با بهینه کردن پارامترهای موجود قابلیت پیش‌بینی ضریب دبی را در زوایای $120^\circ < \theta < 45^\circ$ دارا است و نتایج نزدیکتری به مقادیر ضریب دبی مشاهده‌ای به دست آورده است. در نهایت، میزان ضریب دبی پیش‌بینی شده به وسیله چند رابطه ریاضی

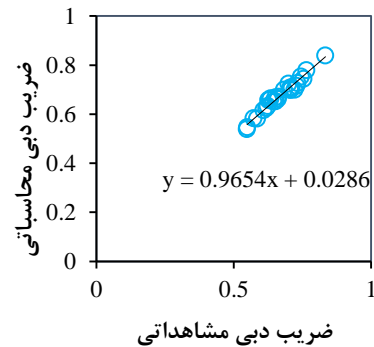
پراکندگی در شکل‌های ۲، ۳ و ۴ نیز قابل مشاهده است، منحنی ژنتیک و همچنین شبکه هوش مصنوعی با بهینه کردن پارامترهای موجود قابلیت پیش‌بینی ضریب دبی را در زوایای $120^\circ < \theta < 45^\circ$ دارا است و نتایج نزدیکتری به مقادیر ضریب دبی مشاهده‌ای به دست آورده است. در نهایت، میزان ضریب دبی پیش‌بینی شده به وسیله چند رابطه ریاضی



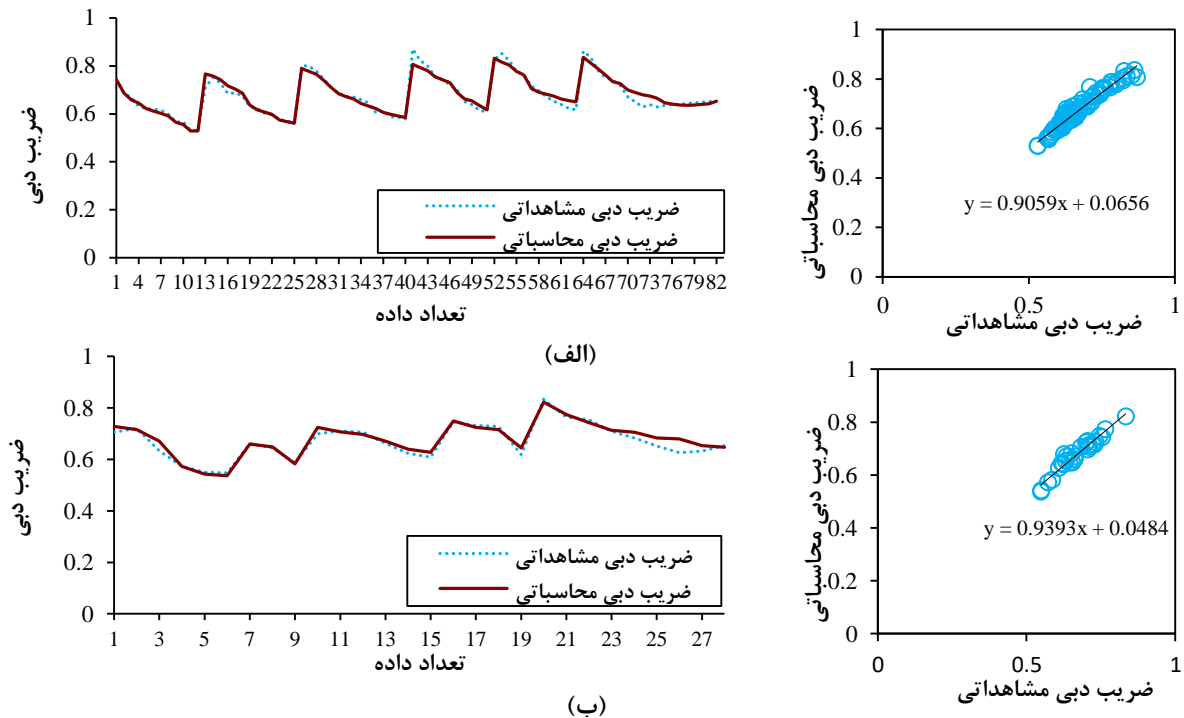
(الف)



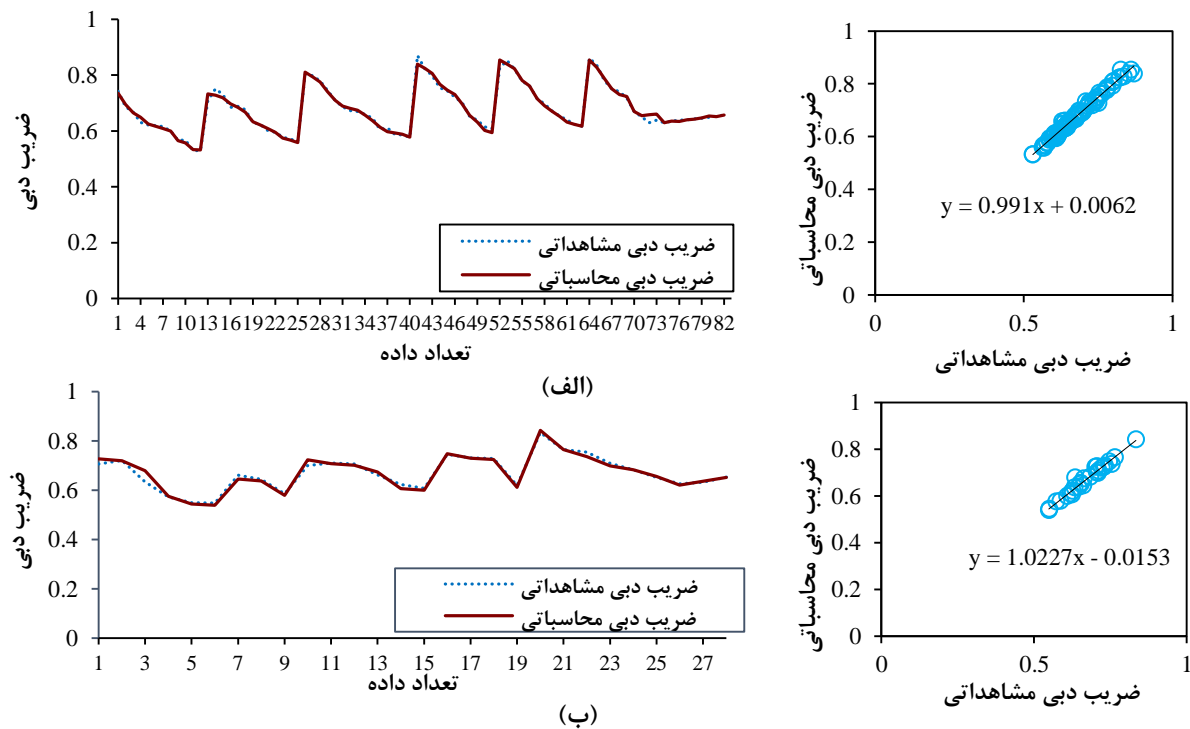
(ب)



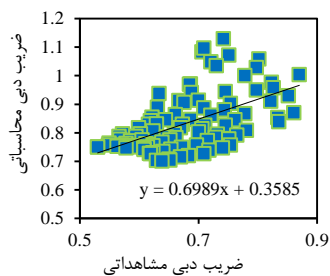
شکل ۲- مقادیر محاسباتی روش برنامه‌ریزی بیان ژن در مقابل مقادیر مشاهده‌ای روش برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)، با عملگر F۴ برای الف) داده‌های واسنجی ب) داده‌های صحت‌سنجی



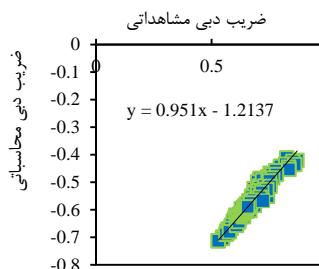
شکل ۳- مقادیر محاسباتی روش برنامه‌ریزی بیان ژن در مقابل مقادیر مشاهداتی روش برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)، با عملگر F2 برای الف) داده‌های واسنجی ب) داده‌های صحت‌سنجی



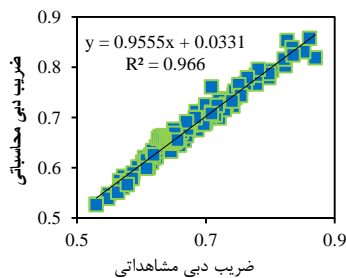
شکل ۴- مقادیر محاسباتی روش شبکه هوش مصنوعی (ANN)، در مقابل مقادیر مشاهداتی، برای الف) داده‌های واسنجی ب) داده‌های صحت‌سنجی



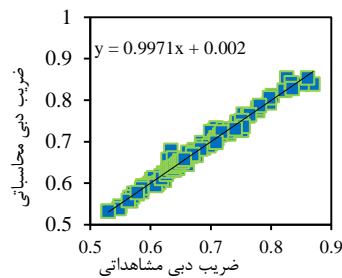
(ب)



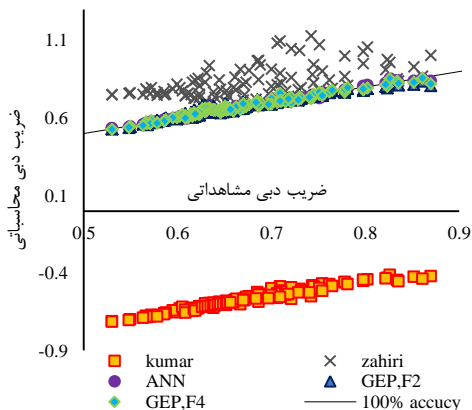
(الف)



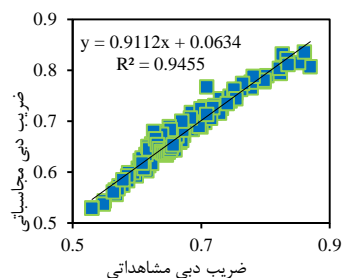
(د)



(ج)



(ه)



(و)

شکل ۵- مقادیر محاسباتی ضریب دبی در مقابل مقادیر مشاهداتی، الف) رابطه کلاسیک Kumar، ب) روش Zahiri، ج) روش شبکه هوش مصنوعی، د) روش برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)، با عملگر F۲، و) روش برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)، با عملگر F۴ و ه) برای کلیه روش‌های مذکور

جدول ۵- روابط ارائه شده برای سرریزهای قوس محور لبه‌تیز

رابطه پیشنهادی	محقق
$C_d = (-0.171\theta^2 - 0.403\theta - 0.623) + (0.266\theta^2 - 0.724 + 0.055)(h/w)$	Kumar و همکاران، (۲۰۱۲) $0^\circ < \theta < 120^\circ$
$C = -1.762\theta^2 ((h-p)^2 - (h-p)^3 - \theta((5.9077 + h/p)/5.9077) h/p + f(h/p)^2 + \theta^{(1/3)})$	Zahiri، (۲۰۱۵) $45^\circ < \theta < 120^\circ$

میزان ضریب دبی پیش‌بینی شده به‌وسیله روابط Kumar و همکاران (۲۰۱۲) و Zahiri، (۲۰۱۵)، با نتایج حاصل از مقادیر محاسباتی روش شبکه هوش مصنوعی (واسنجی+صحت‌سنجی) به‌وسیله نمودارهای

میزان ضریب دبی پیش‌بینی شده به‌وسیله روابط Kumar و همکاران (۲۰۱۲) و Zahiri، (۲۰۱۵)، با نتایج حاصل از مقادیر محاسباتی روش شبکه هوش

می‌آید که در میان تمام روش‌های پیش‌بینی، روش شبکه هوش مصنوعی با دارا بودن $DC=0/963$ و $RMSE=0/013$ دقت بالاتری نسبت به دیگر روش‌ها از خود نشان می‌دهد. پس از روش شبکه هوش مصنوعی، روش برنامه‌ریزی ژنتیک با عملکرد $F4$ در مقایسه با دیگر روش‌ها نتایج نزدیک‌تری به مقادیر اندازه‌گیری شده به‌دست آورده است $DC = 0/957$ و $RMSE=0/014$.

پراکندگی شکل‌های (الف)، (ب)، (ج)، (د)، (و) و (ه) نیز نمودار مقایسه‌ای تمام روش‌های پیش‌بینی ضریب دبی را نشان می‌دهد، در شکل ۵ قابل مشاهده است. شاخص‌های آماری مربوط به نتایج حاصل از کاربرد روش برنامه‌ریزی ژنتیک، روش شبکه هوش مصنوعی، روش‌های کلاسیک Kumar و همکاران (۲۰۱۲) و همچنین، مدل Zahiri (۲۰۱۵) در پیش‌بینی ضریب دبی برای مرحله صحت‌سنجی در جدول ۶، ارائه شده‌اند. از مقایسه نتایج جدول یاد شده چنین بر

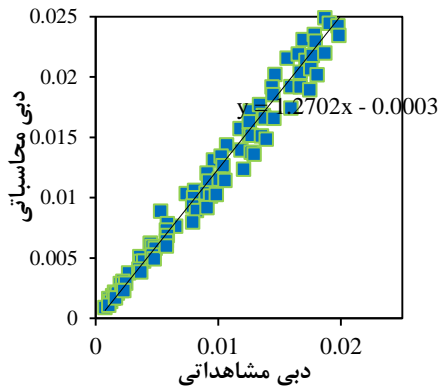
جدول ۶- شاخص‌های آماری مربوط به نتایج حاصل از روش‌های مختلف برای مرحله آزمون

Kumar		Zahiri		شبکه هوش مصنوعی		برنامه‌ریزی ژنتیک، عملکرد ۲		برنامه‌ریزی ژنتیک، عملکرد ۴	
DC	RMSE	DC	RMSE	DC	RMSE	DC	RMSE	DC	RMSE
-۳۴۵/۳۲	۱/۲۴۸	-۰/۲۶۳	۰/۰۷۸	۰/۹۶۳	۰/۰۱۳	۰/۹۲۴	۰/۰۱۸	۰/۹۵۷	۰/۰۱۴

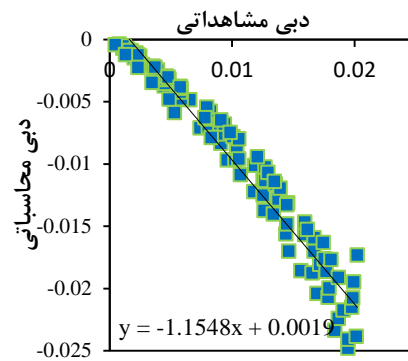
نتیجه‌گیری

روش با توجه به استخراج معادله صریح حاکم بر الگوی منتخب، از یک سو نشانگر سادگی استفاده از این روش و عدم نیاز به دانش بالای مبانی ریاضی الگوریتم، از سوی دیگر نشانگر قابلیت این روش به عنوان یک ابزار مفید و سریع در حل مسائل هیدرولیکی همچون پیش‌بینی ضریب دبی است. توانمندی روش‌های هوشمند در حل مسائل هیدرولیک و منابع آب به‌وسیله سایر محققین نظیر Dawson و Wilby (۲۰۰۲)، Kalra و Deo (۲۰۰۷)، Kishi (۲۰۰۷)، Liong و همکاران (۲۰۰۲) و بسیاری دیگر موید نتیجه به‌دست آمده از این تحقیق است. در نهایت، می‌توان نتیجه گرفت که با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی، بررسی‌های دقیق‌تر بر روی جریان با میزان بار آبی بالا و پایین دست سرریز و همچنین، استفاده از داده‌های بیشتر در زمان‌های مختلف می‌تواند موجب تقویت شبیه‌سازی و ارائه رابطه عمومی‌تر برای ضریب دبی سرریز مذکور شود. مقادیر دبی مشاهداتی در مقابل دبی‌های محاسبه شده از روش‌های مختلف در شکل ۶ نشان داده شده است.

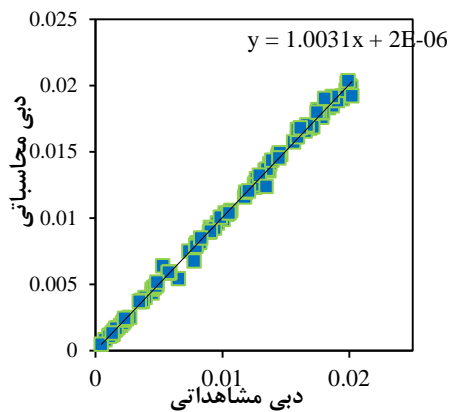
در تحقیق حاضر، نتایج حاصل از به‌کارگیری روش‌های الگوریتم تکاملی برنامه‌ریزی ژنتیک و شبکه هوش مصنوعی در پیش‌بینی میزان ضریب دبی با یکدیگر و همچنین با مقادیر مشاهداتی که به‌صورت آزمایشگاهی از نتایج تحقیق Kumar و همکاران (۲۰۱۲) گردآوری شده بود، مقایسه شد. نتایج حاکی از عملکرد بهتر روش شبکه هوش مصنوعی نسبت به روش برنامه‌ریزی بیان ژنتیک است. نتایج برتر روش برنامه‌ریزی ژنتیک متناسب با بار آبی بالادست، ارتفاع سرریز و زاویه انحنای قوس محوری حاکی از برقراری ارتباط مستقیم میزان ضریب دبی این نوع سرریز با مشخصات جریان است. نتیجه حاصل، با عملکرد مناسب و قابل قبول هر دو روش منحنی ژنتیک و شبکه هوش مصنوعی قابل تایید است. به این ترتیب، در مجموع مطالعه انجام شده، روش‌های الگوریتم تکاملی را به‌عنوان یک روش دقیق و عملی برای پیش‌بینی میزان ضریب دبی در سرریزهای قوس محور لبه‌تیز پیشنهاد می‌کند. دقت بالای نتایج حاصل از این



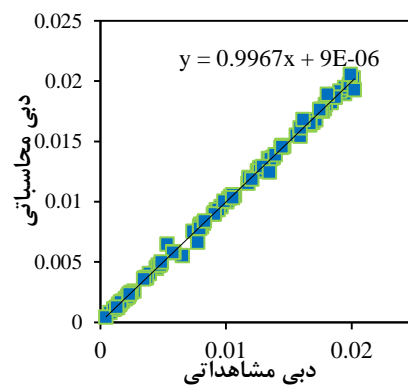
(ب)



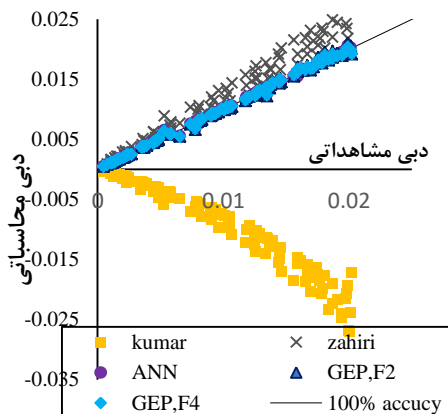
(الف)



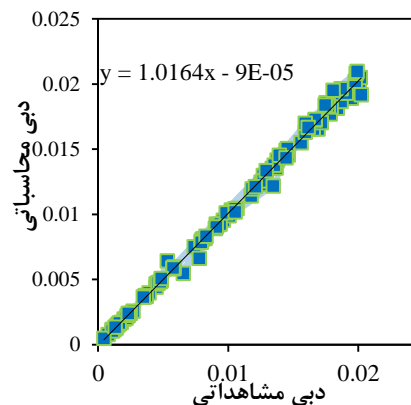
(د)



(ج)



(ه)



(و)

شکل ۶- مقادیر محاسباتی دبی در مقابل مقادیر مشاهداتی، الف) رابطه کلاسیک Kumar، ب) روش Zahiri، ج) روش شبکه هوش مصنوعی، د) روش برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)، با عملگر F۲، و) روش برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)، با عملگر F۴ و ه) کلیه روش‌های مذکور

منابع مورد استفاده

1. ASCE Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology. 2000. Artificial neural networks in hydrology, I: Preliminary concepts. Journal of Hydrologic Engineering, 5(2): 115-123.
2. Asthana, K., S.T. Husain and S. Yousuf. 1961. Flow over curved weirs. Water and Energy International, 18(8): 744-761.
3. Bazin, M. 1890. Recent experiments on the flow of water over weirs. Engineers Club of Philadelphia, 51 pages.

4. Ferreira, C. 2001. Algorithm for solving gene expression programming: a new adaptive problems. *Complex Systems*, 13 (2): 87-129.
5. Ferreira, C. 2006. Automatically defined functions in gene expression programming. *Genetic Systems Programming*. Springer.
6. Kalra, R. and M. Deo. 2007. Genetic programming for retrieving missing information in wave records along the west coast of India. *Applied Ocean Research*, 29 (3): 99-111.
7. Kindsvater, C. E. and R. W. Carter. 1959. Discharge characteristics of rectangular thin-plate weirs. *Transactions of the American Society of Civil Engineers*, 124 (1): 772-801.
8. Kumar, S., Z. Ahmad, T. Mansoor and S. Himanshu. 2012. Discharge characteristics of sharp crested weir of curved plan-form. *Research Journal of Engineering Sciences*, 1(4): 16-20.
9. Liong, S.Y., T.R. Gautam, S.T. Khu, V. Babovic, M. Keijzer and N. Muttill. 2002. Genetic programming: A new paradigm in rainfall runoff modeling. *Journal of the American Water Resources Association*, 38(3): 705-718.
10. Lopes, H.S. and W.R. Weinert. 2004. EGIPSYS: an enhanced gene expression programming approach for symbolic regression problems. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 14(3): 375-384.
11. Morales, V., T.E. Tokyay and M. Garcia. 2012. Numerical modeling of ogee crest spillway and tainter gate structure of a diversion dam on Canar River, Ecuador. XIX International Conference on Water Resources, University of Illinois at Urbana-Champaign, June 17-22.
12. Niksefat, G. 2001. Theoretical aspects and application of hydraulic models in hydraulic structures designing. *Mongograph*, 403 pages (in Persian).
13. Shafai Bejestan, M. 2012. Basic concepts and applications of physical-hydraulic modeling. *Shahid Chamran University Press*, 328 pages (in Persian).
14. Swamee, P.K., C.S.P. Ojha and T. Mansoor. 2011. Discharge characteristics of skew weirs. *Journal of Hydraulic Research*, 49(6): 818-820.
15. Whigham, P. and P. Crapper. 2001. Modelling rainfall-runoff using genetic programming. *Mathematical and Computer Modelling*, 33(6-7): 707-721.
16. Zahiri, A. 2015. Developing formulae for discharge coefficient in curved weirs using Genetic Programming. *Iranian Journal of Irrigation and Drainage*, 9(2): 323-334 (in Persian).