

مدل سازی ضریب دبی سرریزهای اوجی قوس محور با تقریب دیواره‌های جانبی در شرایط جریان آزاد با استفاده از روش‌های یادگیری ماشینی

کیومرث روشنگر*، علی فرودی خور و مجتبی صانعی**

* نگارنده مسئول: گروه مهندسی آب، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران. تلفن: ۰۴۱۳۳۳۹۲۴۱۶، پیام‌نگار:

kroshangar@yahoo.com

** به‌ترتیب: دانشیار؛ و دانشجوی دکتری عمران - سازه‌های هیدرولیکی، گروه مهندسی آب، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز؛ و دانشیار

پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری، سازمان تحقیقات و آموزش و ترویج کشاورزی

تاریخ دریافت: ۹۵/۱۱/۱۸؛ تاریخ پذیرش: ۹۶/۴/۳۱

سرریزهای قوسی، به دلیل شرایط هیدرولیکی خاص و طول تاج بلند، قابلیت مناسبی در تنظیم مؤثر تراز سطح آب در سدها و شبکه‌های آبیاری و زهکشی دارند. اما تحقیقات در تخمین ضریب دبی این سرریزها و نیز استخراج رابطه دبی-اشل آنها بسیار اندک است. در این تحقیق از روش‌های برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) و روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، ضریب دبی سرریزهای اوجی قوس محور با دیواره‌های هادی همگرا مدل سازی و با داده‌های آزمایشگاهی مقایسه شد. بدین منظور، از داده‌های مدل فیزیکی سرریز سد گرمی جای با چندین زاویه همگرایی دیواره‌های هادی $0^\circ < \theta < 120^\circ$ استفاده شد. مقایسه نتایج محاسباتی روش‌های مذکور با مقادیر آزمایشگاهی نشان می‌دهد که روابط پیشنهادی دقت مناسبی دارند ضمن اینکه در مطالعه حاضر تا حدودی عملکرد بهتر روش برنامه‌ریزی بیان ژنتیک نسبت، به روش شبکه عصبی مصنوعی، مشاهده شده است. نتایج حاصل همچنین نشان می‌دهد که نسبت ارتفاع دبی طراحی به عمق بحرانی $(\frac{H_d}{y_c})$ و طول تاج سرریز به عمق کانال پایین دست $(\frac{L}{L_{ch}})$ به ترتیب بیشترین و کمترین تأثیر را در تخمین ضریب دبی در مدل برتر دارند و در این مدل در روش GEP مقادیر همبستگی خطی بین مقادیر محاسباتی و مشاهداتی (DC)، ریشه میانگین مربعات خطاها (RMSE) و میانگین خطای نرمال (MNE) به ترتیب $0/818$ ، $0/089$ و $4/37$ و برای روش ANN این مقادیر با همان ترتیب $0/77$ ، $0/099$ و $4/32$ به دست آمد که کارایی مناسب این روش‌ها را تأیید می‌کند.

واژه‌های کلیدی

برنامه‌ریزی ژنتیک (GEP)، دیواره‌های هادی، سرریز اوجی، شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، ضریب دبی

مقدمه

پلان است. افراد متعددی در مطالعات هیدرولیکی سرریز اوجی تحقیق کرده‌اند، از اولین مطالعات می‌توان به تحقیقات پترکا (Peterka, 1953) اشاره کرد. مدل فیزیکی هیدرولیکی سرریزها معمولاً با اندازه کوچک‌تر از نمونه اصلی ساخته و در آزمایشگاه در شرایط کنترل شده بررسی می‌شود. با استفاده از مدل‌های آزمایشگاهی، رفتار نمونه اولیه سرریزها پیش‌بینی می‌شود (Chanson, 2008). بیزین (Bazin, 1888) سرریزهای اوجی را به شکلی جامع بررسی کرد. کسیدی (Cassidy, 1965) با تطابق خوبی

سرریز یکی از کلیدی‌ترین اجزای سد به‌شمار می‌رود که شکست بسیاری از سدها به بی‌کفایت بودن سرریز آنها نسبت داده شده است؛ ایمنی سدها به‌طور مهم ارتباط مستقیم و تنگاتنگ با کفایت ظرفیت سرریز دارد. دبی جریان در سرریزها به‌طور مستقیم با طول تاج سرریز متناسب است. اگر عرض کانال یا مخزنی که سرریز روی آن اجرا می‌شود محدود باشد، یکی از راه‌کارهای افزایش ظرفیت سرریز، افزایش طول تاج آن با قوسی کردن در

(Kia, 2014). عباسپور و ارونقی (Abbaspour & Arvanaghi, 2011) از برنامه‌ریزی ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی MLP جهت پیش‌بینی جریان روی سرریز مرکب مثلثی- مستطیلی استفاده کردند. گول (Goel, 2014) از تکنیک شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی دبی و ضریب دبی سرریزهای مثلثی استفاده کرد. این مطالعه نشان داد که نتایج ANN (MLP)، در مقایسه با نتایج و معادلات ارائه شده توسط کومار و همکاران (Kumar et al., 2011) (معادله و رگرسیون خطی برای ضریب دبی و پیش‌بینی دبی برای سرریز مثلثی در پلان) عملکرد بهتری دارد. روشنگر و همکاران (Roushangar et al., 2014) در تحقیقی درباره استهلاك انرژی سرریزهای پلکانی به این نتیجه دست یافتند که با استفاده از روش‌های برنامه‌ریزی بیان ژن GEP و همچنین شبکه عصبی مصنوعی ANN، می‌توان استهلاك انرژی روی سرریزهای پلکانی را با دقت بالایی پیش‌بینی کرد. با بررسی مطالعات گفته شده مشخص می‌شود که با وجود چندین مطالعه در زمینه سرریزهای قوس‌محور، اما به استخراج روابط یا منحنی‌های کاربردی برای تعیین ضریب دبی این سرریزها توجه بسیار اندک است. در این تحقیق با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی، رابطه‌ای بدون بعد اما دقیق برای برآورد ضریب دبی سرریزهای اوجی قوس‌محور با دیواره جانبی متقارب با استفاده از روش برنامه‌ریزی ژنتیک GEP ارائه شده است، همچنین از روش شبکه عصبی مصنوعی ANN استفاده و نتایج آن با داده‌های آزمایشگاهی مقایسه شده است.

مواد و روش‌ها

الف) داده‌های مورد استفاده

بررسی آزمایشگاهی مورد نظر برای این پژوهش توسط نگارنده روی مدل فیزیکی سرریز سد گرمی‌چای

که بین تحلیل عددی و نتایج آزمایشگاهی برای شکلی خاص از سرریز به‌دست آورد، تأثیر کم لزوجت در تعیین سطح آزاد را به‌خوبی نشان داد. سوامی و همکاران (Swamee et al., 2011) با بررسی خصوصیات دبی روی سرریزهای مورب، رابطه‌ای جدید برای محاسبه ضریب دبی در این نوع سرریزها ارائه دادند که تطابق خوبی با مقادیر آزمایشگاهی داشت.

مورالس و همکاران (Morales et al., 2012) با مدل‌سازی عددی و فیزیکی سرریز اوجی با دریچه قطاعی سد انحرافی رودخانه کانر در اکوادور، پروفیل سطح آب و سرعت نسبی را در دو مدل با یکدیگر مقایسه کرد و تطابق خوبی از این دو روش به‌دست آورد. صانعی و همکاران (Saneie et al. 2016)، در تحقیقی به تأثیر مقیاس در تعیین ضریب دبی در سرریزهای اوجی پرداختند، نتایج بررسی‌های آنان نشان می‌دهد که با مدل‌سازی سرریز اوجی با انحنا در پلان با دیواره جانبی همگرا می‌توان در اعداد رینولدز بزرگتر از $3/1 \times 10^4$ از اثر لزوجت و در اعداد وبر بزرگتر از ۲۷۰ از اثر کشش سطحی صرف‌نظر کرد. در سال‌های اخیر و به‌دنبال مطالعات تجربی و آزمایشگاهی، برای بهبود و پیشبرد روش‌های تجربی جهت محاسبه ضریب دبی، انتخاب هندسه بهینه، و کارایی سرریزهای اوجی، تحقیقات زیادی شده است؛ از آن جمله می‌توان به روش‌های محاسبات نرم اشاره کرد که داده‌محور هستند. تاکنون از روش برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) که یکی از روش‌های تکاملی مؤثر در پیش‌بینی داده‌ها در زمینه مهندسی آب است، برای پیش‌بینی پارامترهای مختلف استفاده شده است. پیشگامان این علم اغلب با الهام از پدیده‌های طبیعی و برقراری نوعی ارتباط ریاضی بین علوم مختلف و علوم رایانه‌ای، سعی در مدل‌سازی پدیده‌ها و حل مسائلی داشته‌اند که این کار به شیوه‌های تحلیلی و معمول‌ناشدنی یا بسیار پیچیده است

مدل سازی ضریب دبی سرریزهای اوجی قوس محور...

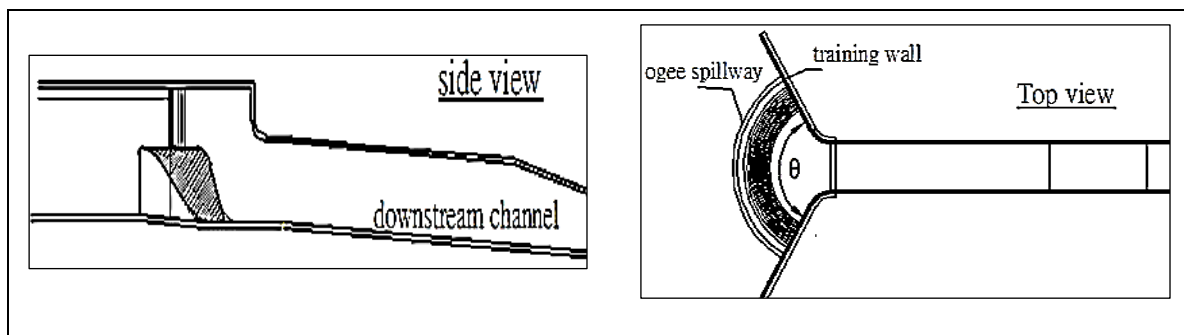
در پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری جهاد کشاورزی، صورت گرفته است. در جدول ۱، خلاصه پارامترهای طراحی برای مدل و نمونه واقعی ارائه شده است.

جدول ۱- پارامترهای طراحی برای مدل فیزیکی در زاویه های همگرایی دیواره های مختلف و نمونه واقعی

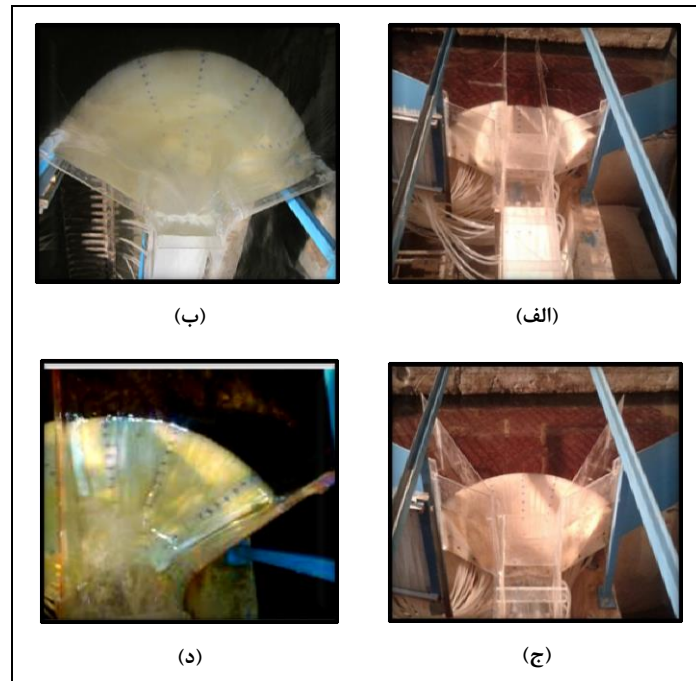
مشخصات طراحی سرریز اوجی	نمونه واقعی	۱	۲	۳	۴	۵	۶
زاویه همگرایی دیواره های هادی (درجه)	۱۲۰ درجه	۱۲۰ درجه	۹۰ متقارن	۹۰ نامتقارن	۶۰ متقارن	۶۰ نامتقارن	۰ درجه
طول تاج به عرض کانال پایین دست به $\frac{L}{L_{ch}}$	۴/۶۵	۴/۶۵	۳/۹۵	۳/۴۹	۳/۲۱	۲/۸۳	۱/۰۱۷
طول تاج (متر)	۴۲/۸۳	۰/۸۳۷	۰/۷۱	۰/۶۲۸	۰/۵۷۸	۰/۵۱	۰/۱۸
ظرفیت تخلیه (متر مکعب بر ثانیه)	۳۹۸	۰/۰۲۲۵	۰/۰۱۸۲	۰/۰۱۸۳	۰/۰۱۵۸	۰/۰۱۴۰	۰/۰۰۴۸
حدکثر دبی سیل (متر مکعب بر ثانیه)	۷۱۷	۰/۰۴۰۵	۰/۰۳۴۴	۰/۰۳۰۴۱	۰/۰۲۷۹	۰/۰۲۴۷۱	۰/۰۰۸۸۶
ارتفاع جریان در دبی طراحی (متر)	۳						۰/۰۶
ارتفاع سرریز (متر)	۷/۸						۰/۱۵۶
عرض کانال پایین دست (متر)	۹						۰/۱۸
شیب کانال پایین دست (درصد)	۶						۶

۹۰ درجه متقارن با نسبت $\frac{L}{L_{ch}} = 3.95$ ، ۹۰ درجه نامتقارن با نسبت $\frac{L}{L_{ch}} = 3.49$ ، و ۱۲۰ درجه با نسبت $\frac{L}{L_{ch}} = 4.65$. طول سرریز و L_{ch} عرض کانال پایین دست است. در شکل ۱، شماتیک سرریز اوجی قوس محور تحت زاویه همگرایی دیواره هادی و در شکل ۲ تصاویری از مدل تحت چندین زاویه همگرایی نشان داده شده است.

آزمایش ها به ازای دبی های مختلف از ۰/۰۷۳ تا ۲/۴۱ برابر دبی طراحی اجرا و مدل فیزیکی ساخته شده تحت ۶ زاویه همگرایی دیواره های هادی نسبت به یکدیگر آزمایش شد. شش زاویه همگرایی دیواره های هادی نسبت به یکدیگر از این قرارند: صفر درجه با نسبت $\frac{L}{L_{ch}} = 1.017$ ، ۶۰ درجه متقارن با نسبت $\frac{L}{L_{ch}} = 3.21$ ، ۶۰ درجه نامتقارن با نسبت $\frac{L}{L_{ch}} = 2.83$ ،



شکل ۱- شماتیک مدل سرریز اوجی قوس محور تحت همگرایی دیواره های هادی



شکل ۲- تصاویری از سرریز اوجی قوس محور در زاویه‌های همگرایی
 (الف) صفر درجه متقارن، (ب) ۱۲۰ درجه متقارن، (ج) ۶۰ درجه متقارن و (د) ۶۰ درجه نامتقارن

$$C_d = f(Q/L, p, H, H_d, y_c, g, \rho, \mu, \sigma, \alpha, K_s, h_d, d + h_d, \theta, L, L_{ch}) = 0 \quad (1)$$

که در آن،

Q/L = دبی در واحد عرض؛ P = ارتفاع سرریز؛ H = بار آبی بالادست سرریز؛ g = شتاب ثقل؛ H_d = بار طراحی؛ y_c = عمق بحران؛ ρ = جرم مخصوص سیال؛ μ = لزوجت سیال؛ σ = کشش سطحی؛ α = زاویه وجه بالادست سرریز؛ K_s = اندازه زبری تاج و بدنه سرریز؛ h_d = اختلاف رقوم سطح آب در سراب و پایاب سرریز؛ $d + H_d$ = اختلاف رقوم سطح آب در سراب و رقوم دال پایین دست؛ θ = زاویه همگرایی دیوار هادی سرریز؛ L = طول تاج سرریز؛ و L_{ch} = عرض کانال پایین دست. با استفاده از آنالیز ابعادی و قضیه π باکینگهام می‌توان C_d را تابعی از متغیرهای بی‌بعد در نظر گرفت (رابطه ۲).

$$C_d = \frac{q}{\frac{2}{3}\sqrt{2gH}^{3/2}} = f(W_e, R_e, \frac{h}{p}, \frac{H}{H_d}, \frac{H_d}{y_c}, \frac{K_s}{H}, \frac{h_d}{H}, \alpha, \frac{d+h_d}{H}, \theta) \quad (2)$$

ضریب دبی جریان (C_d)

به‌طور کلی مهمترین فاکتور در محاسبه دقیق دبی عبوری از سرریز با هر شکل خاص، تخمین مناسب ضریب دبی سرریز است. ضریب دبی برای انواع مختلف سرریزها متفاوت است و برای تعیین این ضریب، معمولاً از داده‌های آزمایشگاهی مدل‌ها، تجزیه و تحلیل آنها به همراه آنالیز ابعادی استفاده می‌شود. برای محاسبه ضریب دبی در سرریزهای استاندارد (نرمال) که به‌صورت مستقیم و عمود بر مسیر جریان در عرض کانال احداث می‌شوند، محققان تاکنون روابط، جدول‌ها و نمودارهای متعددی ارائه کرده‌اند. پیچیدگی مهم این ضریب این است که معمولاً برای انواع مختلف سرریزها، مقدار ثابت ندارد و علاوه بر وابستگی به هندسه کانال و سرریز، به بار آبی روی سرریز نیز وابسته است که محاسبه آن را در شرایط کلی مشکل می‌نماید. ضریب دبی در سرریز اوجی را می‌توان وابسته به متغیرهای رابطه ۱ در نظر گرفت:

است مدل حتی‌الامکان صاف ساخته شود، از تأثیر اندازه زبری صرف‌نظر شده است (Niksefat, 2001). در این پژوهش، زاویه وجه بالادست سرریز قائم و ضریب تصحیح ضریب دبی برابر یک است، همچنین سرریز در حالت جریان آزاد بررسی شده است، بر همین اساس اثر استغراق نیز از آن حذف گردید که در نتیجه رابطه ۳ به‌دست می‌آید.

$$C_d = \frac{q}{\frac{2}{3}\sqrt{2gH^{3/2}}} = f\left(\frac{H}{H_d}, \frac{H_d}{y_c}, \frac{y_c}{P}, \frac{d+h_d}{H}, \frac{H}{p}, \frac{L}{L_{ch}}\right) \quad (3)$$

در جدول ۲، بازه داده‌های برداشت شده از نتایج آزمایشگاهی ارائه می‌شود که به‌عنوان داده‌های مورد نیاز در تحقیق حاضر استفاده شده است.

با توجه به اینکه پارامترهای هیدرولیکی جریان تحت تأثیر تغییر زاویه‌های دیواره‌های هادی (θ) بررسی و این زاویه‌ها در هر دو حالت متقارن و نامتقارن آزمایش شده‌اند، از پارامتر بی‌بعد شده $\frac{L}{L_{ch}}$ به‌جای θ استفاده گردید که همزمان تأثیر زاویه در نظر گرفته شده، همچنین اثر تقارن و عدم تقارن نیز بر ضریب دبی منظور گردد. L طول سرریز و L_{ch} عرض کانال پایین‌دست است. اگر بار آبی روی سرریز کمتر از $0/06$ متر باشد، ممکن است نیروی کشش سطحی با معنی باشد و عدد وبر نیز بر ضریب دبی تأثیر گذارد (Shafai-Bejestani, 2012). با توجه به محدوده عمق جریان روی تاج سرریز، از تأثیر عدد وبر صرف نظر شده است. چون جریان عبوری از کانال ریش و سرریز، در محدوده جریان کاملاً متلاطم قرار دارد، عدد بی‌بعد رینولدز از تحلیل داده‌ها کنار گذاشته می‌شود. نظر به آنکه زبری نمونه اصلی کوچک و سعی شده

جدول ۲- بازه داده‌های برداشت شده در مدل‌های آزمایشگاهی

شماره مدل	زاویه همگرایی، θ (درجه)	طول تاج، L (متر)	عرض کانال پایین دست، L_{ch} (متر)	ارتفاع آب در بالادست، H (متر)	دبی، Q (متر مکعب بر ثانیه)	تعداد آزمایش
۱	۱۲۰ درجه متقارن	۰/۸۳۷۷	۰/۱۸	۰/۰۲۷۵-۰/۰۷۷	۰/۰۰۵۶۵-۰/۰۳۳۹۴	۲۰
۲	۹۰ درجه متقارن	۰/۷۱۰۲۵	۰/۱۸	۰/۰۲۸-۰/۰۷۷	۰/۰۰۴۷۹-۰/۰۳۴۳۸	۱۰
۳	۹۰ درجه نامتقارن	۰/۶۲۸۳۲	۰/۱۸	۰/۰۲۷-۰/۰۷۴	۰/۰۰۴۲۴-۰/۰۳۰۴۱	۱۰
۴	۶۰ درجه متقارن	۰/۵۷۷۹	۰/۱۸	۰/۰۲۹۹۶-۰/۰۸۸	۰/۰۰۳۳۹-۰/۰۳۳۹۴	۱۰
۵	۶۰ درجه نامتقارن	۰/۵۱۰۳۸	۰/۱۸	۰/۰۲۸-۰/۰۸۵	۰/۰۰۳۴۴-۰/۰۲۴۷۱	۱۰
۶	۰ درجه متقارن	۰/۱۸۳	۰/۱۸	۰/۰۲۸-۰/۱۲۱	۰/۰۰۱۲۴-۰/۰۱۶۹۷	۹

ب) الگوریتم‌های تکاملی

الگوریتم‌های تکاملی روش‌هایی هستند بر مبنای جستجوی تصادفی که از مدل‌سازی تکامل بیولوژیکی طبیعی الگوبرداری شده‌اند. یکی از پرکاربردترین الگوریتم‌های تکاملی، که در این تحقیق نیز از آن استفاده شده است، برنامه‌ریزی ژنتیک است؛ فریرا در سال 1999 برنامه‌ریزی ژنتیک (GEP) را براساس تئوری داروین ابداع کرد. این برنامه‌ریزی یک الگوریتم ژنتیکی است که از

جمعیتی از افراد استفاده و آنها را مطابق برازندگی انتخاب می‌کند و تغییرات ژنتیکی را با استفاده از یک یا چند عملگر ژنتیکی اعمال می‌نماید (Ferreira, 2001). اولین مرحله در الگوریتم GEP، تولید جمعیت اولیه از راه حل‌هاست، این موضوع می‌تواند با فرآیند تصادفی باشد یا با استفاده از مقداری اطلاعات درباره مسئله. سپس کروموزوم‌ها به‌صورت بیان درختی (ETS) نشان داده شوند که این هم مطابق با یک تابع برازش ارزیابی می‌شود. معمولاً تابع

کدگذاری به نام ORF (چارچوب تفسیر باز) دارد که بعد از کدگذاری (رمز گشایی) به صورت ET بیان می‌شود و نشان‌دهنده یک راه‌حل کاندید برای مسئله است.

طراحی برنامه‌ریزی ژنتیک

در پنج مرحله از عملکرد برنامه‌ریزی ژنتیک، 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 و بنابراین، مقدار تابع برازش برابر با ۱۰۰۰ خواهد بود ($f_{max}=1000$). مرحله دوم شامل انتخاب مجموعه ترمینال‌ها و مجموعه توابع برای ایجاد کروموزوم‌هاست. در انتخاب توابع نیز در الگوسازی‌های مختلف توابع متفاوتی در نظر گرفته شده است. در ادامه، از پنج سری عملگر استفاده شد که با توجه به مقدار MNE محاسبه شده برای مدل در جدول ۳، عملگر F5 با داشتن کمترین MNE به مقدار ۰/۰۲ مناسب‌ترین عملگر انتخاب گردید. در مرحله سوم، در انتخاب ساختار کروموزوم‌ها، طول سر برابر با ۷ ($h=7$) انتخاب و با آزمون و خطا از بین ۲ یا ۳ و ۴ ژن در هر کروموزوم در نهایت ۳ ژن در نظر گرفته شده است. همچنین، در هر اجرا ۳۰ کروموزوم انتخاب گردیده است. در مرحله چهارم، که انتخاب تابع پیوند است، ۳ ژن انتخابی از طریق تابع مجموع به هم پیوند داده می‌شوند. در مرحله آخر نیز از ترکیبی از کلیه عملگرهای بهسازی از قبیل جهش، وارون‌سازی، سه نوع ترانهش، و ... استفاده شده است.

برازش با پردازش تعدادی از مسئله هدف ارزیابی می‌شود که مورد برازش نیز نامیده می‌شوند؛ برای انتخاب افراد، GEP از روش معروف چرخ - رولت بهره می‌گیرد و از نخبه‌گزینی ساده استفاده می‌کند و بهترین افراد یک نسل را برای نسل بعد نگه می‌دارد و برای انجام این کار از چندین عملگر ژنتیکی برای تکثیر افراد اصلاح شده استفاده می‌کند (Lopes & Weinert, 2004). هدف از تکثیر نگهداری چندین فرد مناسب از نسل حاضر برای نسل بعدی است. در حقیقت، عملی است احتمالاتی که در جریان انتخاب (با استفاده از روش چرخ - رولت) رخ می‌دهد و افراد تکثیر شده در معرض فعالیت عملگرهای ژنتیکی قرار خواهند گرفت. هدف عملگر جهش، بهسازی تصادفی داخل کروموزوم‌هایی معین است. خصوصیت این عملگر این است که برای جلوگیری از ایجاد افراد معیوب از نظر قواعد، برخی عملیات بدون نقص را اجرا می‌کند؛ به‌طور خلاصه، عملگرها در برنامه‌ریزی ژنتیک بیشتر به یک ریاضی‌دان هوشیار شباهت دارند تا به یک روش‌کور طبیعی. در این روش، علاوه بر ترکیب تک نقطه ای و دو نقطه ای، نوع دیگری از ترکیب به نام ترکیب ژنی نیز اجرا می‌شود که در آن ژن‌ها به‌طور کامل ترکیب می‌شوند؛ این عملگر، به‌طور تصادفی ژن‌ها را در موقعیت یکسانی در دو کروموزوم والد انتخاب می‌کند تا دو فرزند جدید تشکیل دهد. در روش مذکور، هر ژن به‌صورت بیان درختی کدگذاری می‌شود؛ در مورد کروموزوم‌های چند ژنی، تمامی بیان درختی‌ها با استفاده از تابع پیوند، از محل گره ریشه خود به یکدیگر متصل می‌شوند. هر ژن، ناحیه‌ای

جدول ۳- مقادیر محاسبه شده MNE برای انتخاب بهترین عملگر

میانگین خطای نرمال (MNE)	تعریف	عملگر
۰/۰۳۱	{+, -, ×, ÷}	F1
۰/۰۲۷	{+, -, ×, ÷, √, X ² }	F2
۰/۰۴۲	{+, -, ×, ÷, √, Power, Lnx, Logx, e ^x , 10 ^x }	F3
۰/۰۵۳	{+, -, ×, ÷, √, Power, Lnx, Logx, e ^x , sin x, cos x, Arctg x}	F4
۰/۰۴۶	{+, -, ×, ÷, √, √, Lnx, e ^x , X ² , X ³ , sin x, cos x, Arctg x}	F5

DC هر چه به یک نزدیک‌تر و مقدار RMSE و MNE برای یک مدل هر چه کوچک‌تر باشد به معنی مطلوب‌تر بودن آن مدل است (روابط ۳ تا ۶).

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O}) \times (P_i - \bar{P})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})^2 \times (P_i - \bar{P})^2}} \quad (3)$$

$$DC = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{n}} \quad (5)$$

$$MNE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{O_i - P_i}{O_i} \right| \quad (6)$$

که در آن‌ها،

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

نتایج و بحث

آزمایش‌ها در شرایط جریان آزاد سرریز از ۰/۰۷۳ تا ۲/۴۱ برابر دبی طراحی دنبال شد. در جدول ۱، مشخصات تمامی مدل‌های آزمایشگاهی و در جدول ۴ نیز ۶ مدل از بین تمام مدل‌های بی‌بعد استفاده شده در این تحقیق نشان داده شده است.

شبکه عصبی مصنوعی^۱

شبکه‌های عصبی مصنوعی از جمله مدل‌های محاسباتی هستند که می‌توانند رابطه بین ورودی‌ها و خروجی‌های سیستم فیزیکی را، حتی اگر پیچیده و غیرخطی باشند، با شبکه‌ای از گره‌ها تعیین کنند که همگی به هم متصل‌اند. ساختار شبکه‌های عصبی که به آن معماری شبکه گفته می‌شود، به نحوی است که نرون‌ها در دسته‌هایی به نام لایه مرتب می‌شوند. معماری معمول برای این شبکه‌ها شامل سه لایه ورودی، پنهان، و خروجی است. لایه ورودی داده‌ها را در شبکه توزیع می‌کند، لایه پنهان داده‌ها را پردازش و لایه خروجی نتایج را به ازای ورودی‌های مشخص استخراج می‌کند؛ هر شبکه می‌تواند چندین لایه داشته باشد (Hagan & Menhaj, 1994; Menhaj, 2010). شبکه عصبی انتخابی دارای سه لایه ورودی، میانی، و خروجی است که معماری شبکه بر اساس ارتباط بین نرون‌ها در لایه‌های مختلف است. در تحقیق حاضر مدل شبکه عصبی مصنوعی چندلایه با الگوریتم پس انتشار خطا استفاده شد و توابع انتقال در لایه پنهان و لایه خروجی به ترتیب تابع سیگموئیدی و خطی استفاده گردید.

معیارهای ارزیابی

به منظور ارزیابی کارایی روش‌های به کار رفته در این تحقیق از چهار معیار ارزیابی مدل استفاده شده است که عبارت‌اند از: (R)، ضریب همبستگی بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی؛ (DC)، همبستگی خطی بین مقادیر پیش‌بینی شده و مشاهداتی؛ (RMSE)، ریشه میانگین مربعات خطاها؛ و MNE، میانگین خطای نرمال. مقدار R و

جدول ۴- انتخاب الگوهای بی‌بعد شده مدل‌سازی با روش برنامه‌ریزی ژنتیک

شماره الگو	الگوهای انتخاب شده
۱	$C = c\left(\frac{H}{H_d}, \frac{d+h_d}{H}, \frac{L}{L_{ch}}, \frac{H}{p}\right)$
۲	$C = c\left(\frac{H}{H_d}, \frac{d+h_d}{H}, \frac{L}{L_{ch}}, \frac{d+h_d}{H_d}\right)$
۳	$C = c\left(\frac{H}{H_d}, \frac{d+h_d}{H}, \frac{H}{p}\right)$
۴	$C = c\left(\frac{H}{H_d}, \frac{d+h_d}{H}, \frac{L}{L_{ch}}\right)$
۵	$C = c\left(\frac{y_c}{p}, \frac{H_d}{y_c}, \frac{L}{L_{ch}}\right)$
۶	$C = c\left(\frac{y_c}{p}, \frac{H_d}{y_c}\right)$

مقایسه این دو مدل، چنین به نظر می‌رسد که پارامترهای $\frac{H}{p}$ و $(d+h_d)/H_d$ تأثیری نسبتاً یکسان در افزایش کارایی مدل‌ها داشته‌اند. از طرفی، با توجه به مدل‌های انتخاب شده برای تمام انواع داده‌ها، با توجه به اینکه نتایج مدل‌های M5 و M6 نسبتاً مشابه‌اند و تنها تفاوت ظاهری در آنها پارامتر $\frac{L}{L_{ch}}$ است، چنین می‌توان استنباط کرد که این پارامتر، نسبت به سایر پارامترهای موجود در این دو مدل، تأثیر کمتری دارد. علاوه بر این، دو مدل مذکور با دارا بودن نتایج قابل قبول‌تر نسبت به بقیه مدل‌ها، نشان‌دهنده تأثیر قابل توجه نسبت بار طراحی به عمق بحرانی $\left(\frac{H_d}{y_c}\right)$ و نسبت عمق بحرانی به ارتفاع سرریز $\left(\frac{y_c}{p}\right)$ در ارائه رابطه مناسب برای ضریب دبی سرریزهای اوجی قوس‌محور هستند. با توجه به بهترین مدل در روش GEP، که مدل M5 در کل داده‌هاست، ضریب دبی را می‌توان با استفاده از نسبت‌های بدون بعد نسبت بار طراحی به عمق بحرانی $\left(\frac{H_d}{y_c}\right)$ ، عمق بحرانی به ارتفاع سرریز، و همچنین طول تاج به ارتفاع سرریز (L/L_{ch}) ، که مبین هر دو زاویه همگرایی و همچنین تقارن یا عدم تقارن دیواره‌های هادی سرریز است، با دقت قابل قبولی $DC=0.818$ و $RMSE=0.089$ پیش‌بینی کرد.

مشخصات آماری حاصل از اجرای روش برنامه‌ریزی ژنتیک و روش شبکه عصبی مصنوعی برای الگوهای انتخاب شده بی‌بعد در جدول ۵ ارائه شده است. انتخاب داده‌های تست و آزمون از بین مجموع داده‌ها برای ارائه بهترین رابطه ارائه شده با مدل‌های هوشمند بسیار مهم است، از این رو برای دسته‌بندی داده‌ها از سامانه عصبی ماشین‌بردار پشتیبان (SVM) استفاده شد. ۵۲ سری از مجموعه داده‌ها به صورت تصادفی برای آموزش (واسنجی) انتخاب شدند و هدفه الگوی باقیمانده برای تست در نظر گرفته شد. با بررسی در میان شش تنظیم ورودی (الگوی ورودی) در نظر گرفته شده که در جدول ۵ نیز قابل مشاهده است، بهترین مدل‌ها با توجه به معیارهای عملکرد انتخاب شدند؛ الگوی ورودی M5 در هر دو روش منحنی برنامه‌ریزی ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی با داشتن بیشترین همبستگی خطی بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی (DC) و کمترین خطا (RMSE) در بین سایر مدل‌ها بهترین الگو در این روش‌ها به‌شمار می‌آیند.

همچنین مشاهده می‌گردد که مدل M1 با پارامترهای ورودی H/p و H/H_d ، $(d+h_d)/H$ ، L/L_{ch} جواب‌هایی نسبتاً مشابه با مدل M2 ارائه داده است. با

جدول ۵- مشخصات آماری نتایج برنامه‌ریزی ژنتیک و روش شبکه عصبی برای کلیه مدل‌ها

ANN ID*	آزمون			آموزش			ماشین یادگیرنده	مدل‌ها
	میانگین خطای	ریشه میانگین مربعات خطاها	همبستگی خطی بین مقادیر آزمایشگاهی و عددی DC	میانگین خطای	ریشه میانگین مربعات خطاها	همبستگی خطی بین مقادیر آزمایشگاهی و عددی DC		
	نرمال MNE	RMSE	عدد DC	نرمال MNE	RMSE	عدد DC		
---	۴/۸۷	۰/۱۳	۰/۶۱۱	۴/۳۱	۰/۰۹۴	۰/۶۷	GEP	M1
۴-۷-۱	۵/۲	۰/۱۱	۰/۷۱	۳/۰۴	۰/۰۷۷	۰/۷۸	ANN	
---	۵/۲۹	۰/۱۰۹	۰/۶۹	۴/۰۴	۰/۰۹۰۴	۰/۷	GEP	M2
۴-۷-۱	۵/۰۷	۰/۱۰۸	۰/۷۳	۳/۷	۰/۰۸	۰/۷۶	ANN	
---	۴/۸۹	۰/۰۹۶	۰/۷۸۹	۳/۱۳	۰/۰۷۴	۰/۷۹۶	GEP	M3
۳-۶-۱	۵/۹۳	۰/۱۴	۰/۵۳	۴/۰۴	۰/۰۹۴	۰/۶۷	ANN	
---	۶/۰۴	۰/۱۳	۰/۵۸	۴/۴	۰/۰۹۴	۰/۶۷۵	GEP	M4
۳-۹-۱	۴/۴۵	۰/۱۱۵	۰/۶۹	۳/۹۸	۰/۰۸۴	۰/۷۴	ANN	
---	۴/۳۷	۰/۰۸۹	۰/۸۱۸	۲/۹۴	۰/۰۷	۰/۸۲	GEP	M5
۳-۷-۱	۴/۳۲	۰/۰۹۹	۰/۷۷	۳/۲۲	۰/۰۷۳	۰/۸۰	ANN	
---	۴/۸۹	۰/۱۰۴	۰/۷۶۶	۲/۹۱	۰/۰۷۲	۰/۷۹۴	GEP	M6
۳-۹-۱	۴/۸۳	۰/۱۰۹	۰/۶۳۶	۴/۱۸	۰/۰۹۴	۰/۶۷۵	ANN	

*ANN ID: به ترتیب از چپ به راست تعداد ورودی‌ها، نورون در لایه مخفی و خروجی را نشان می‌دهد.

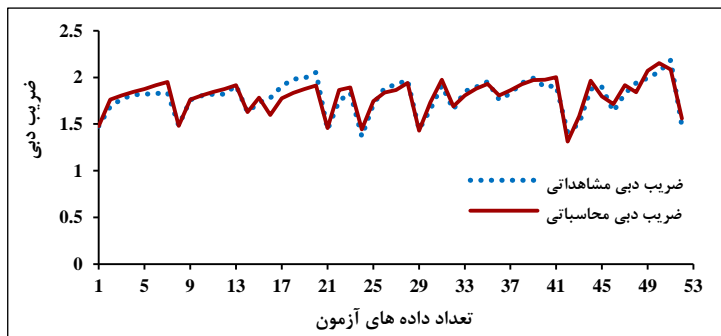
شکل ۳ به منظور بررسی دقت و قابلیت مدل‌های مورد استفاده در پیش‌بینی ضریب دبی در سرریزهای اوجی قوس‌محور تحت زاویه‌های مختلف همگرایی دیواره‌های هادی نمایش داده شده است. همان‌طور که در این شکل مشاهده می‌گردد، خط‌چین رسم شده نیم‌ساز دستگاه مختصات است و با افق زاویه ۴۵ درجه می‌سازد، هرچه نقاط به این خط نزدیکتر باشند، عملکرد مدل مطلوبتر است. از بین مدل‌های استفاده شده در این تحقیق، نقاط مربوط به نمودار پراکنش روش برنامه‌ریزی ژنتیک (GEP) به خط ۴۵ درجه نسبت به روش شبکه هوش مصنوعی (ANN) نزدیکتر است که بیانگر عملکرد نسبتاً مطلوب این روش در تحقیق حاضر است. همچنین، در هر دو روش GEP و ANN، نقاط تقریباً به‌طور مساوی بین بالا و پایین خط ۴۵ درجه پخش شده‌اند که نشان از بی‌تفاوتی این مدل‌ها نسبت به کم‌شبه‌ساز بودن یا بیش‌شبه‌ساز بودن است، به عبارت دیگر، روش‌های مذکور مقادیر برآورد شده را کمتر یا بیشتر از مقدار مشاهداتی محاسبه نمی‌کنند.

بررسی جدول ۴ و نتایج حاصل از معیارهای ارزیابی موجود در جدول ۵ نشان می‌دهد که پارامترهای نسبت بار طراحی به عمق بحرانی $(\frac{H_d}{y_c})$ و نسبت عمق بحرانی به ارتفاع سرریز $(\frac{y_c}{p})$ مؤثرترین پارامترها برای پیش‌بینی ضریب دبی در سرریزهای اوجی قوس‌محور هستند و علت آن بسته به داده‌های مشاهداتی است که عمده تغییرات پارامترهای بررسی شده روی دو پارامتر $(\frac{H_d}{y_c})$ و $(\frac{y_c}{p})$ است. تذکر این نکته نیز ضروری: به نظر می‌رسد که تأثیر پارامترهای دیگر همچون هندسه بدنه، قوس‌محوری و

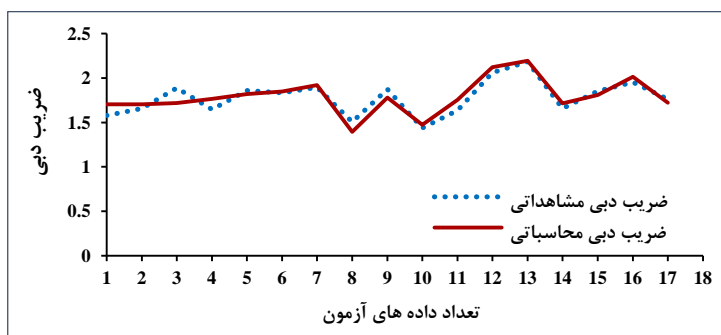
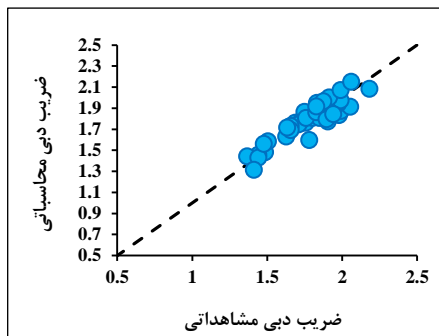
تقرب دیواره‌های هادی به‌رغم اینکه در روابط کمتر مشاهده گردیده‌اند و از طرفی به‌عنوان پارامترهای جداگانه معرفی شده‌اند، در واقع امر و در هیدرولیک جریان، اثر خود را بر پارامترهای هیدرولیکی مؤثر همچون H و y_c می‌گذارند.

همچنین، با توجه به مقادیر معیارهای ارزیابی موجود در جدول ۵ که بر اساس مقادیر مشاهداتی و مقادیر پیش‌بینی شده محاسبه شده است، روش برنامه‌ریزی بیان ژنتیک (GEP)، در مقایسه با روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، در پیش‌بینی ضریب دبی توانمندی نسبتاً بیشتری داشته است و مقادیر تخمین زده شده در این روش با مقادیر مشاهداتی، تطبیق قابل قبولی دارد. با مقایسه میان الگوهای برتر، و با توجه به نتایج آماری حاصل، می‌توان دید که الگوی ورودی M5 با دارا بودن ضریب تعیین بیشتر و خطای آزمون کمتر در روش‌های GEP ($DC = 0/818$ و $RMSE = 0/089$) و ANN ($DC = 0/77$ و $RMSE = 0/099$) برتری نسبی به دیگر الگوهای بی‌بعد این جدول دارد. از این‌رو در میان تمام الگوها، الگوی ورودی M5 بهترین مدل پیشنهادی برای تخمین ضریب دبی در سرریزهای اوجی قوس‌محور با دیواره‌های هادی متقارب معرفی می‌شود. به معنایی دیگر، اگرچه در الگوهای دیگر گاهی تنوع و حتی تعداد پارامترهای به‌کار رفته بیشتر است، ولی این الگوها پیچیده‌ترند و نتایج پیش‌بینی ضعیف‌تری دارند. فرمول ارائه شده رابطه پیش‌بینی گر ضریب دبی در روش برنامه‌ریزی بیان ژنتیک GEP برای تمامی مدل‌ها در جدول ۶ ارائه شده است.

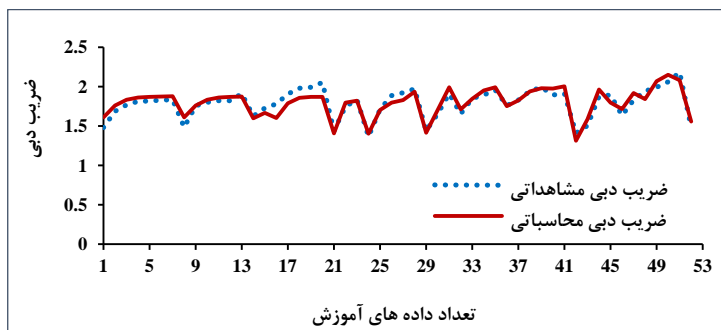
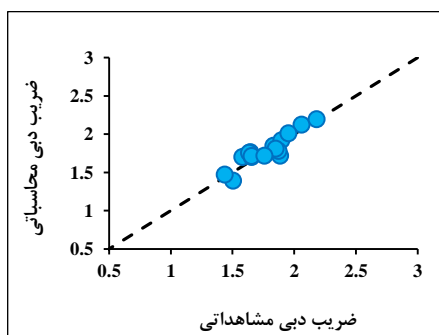
مدل‌سازی ضریب دبی سرریزهای اوجی قوس‌محور...



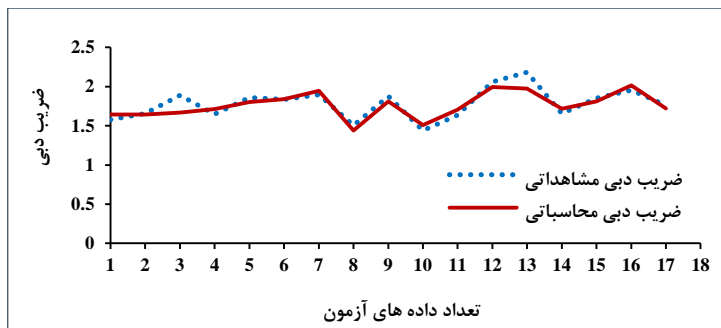
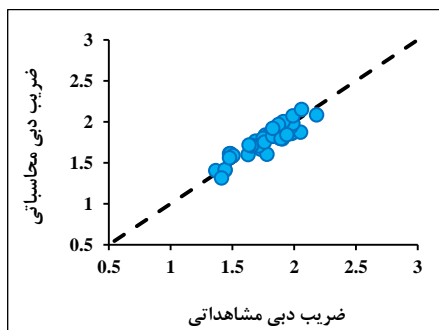
(الف)



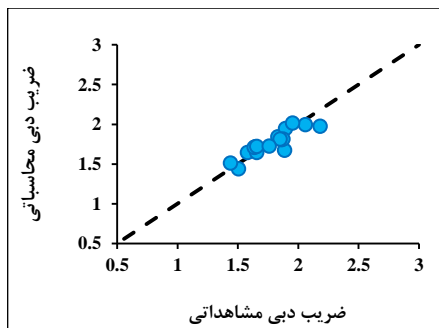
(ب)



(ج)



(د)



شکل ۳- مقادیر محاسباتی در برابر مقادیر مشاهده‌ای مدل ۴

(الف) داده‌های واسنجی در GEP، (ب) داده‌های واسنجی در GEP، (ج) داده‌های واسنجی در ANN و (د) داده‌های واسنجی در ANN

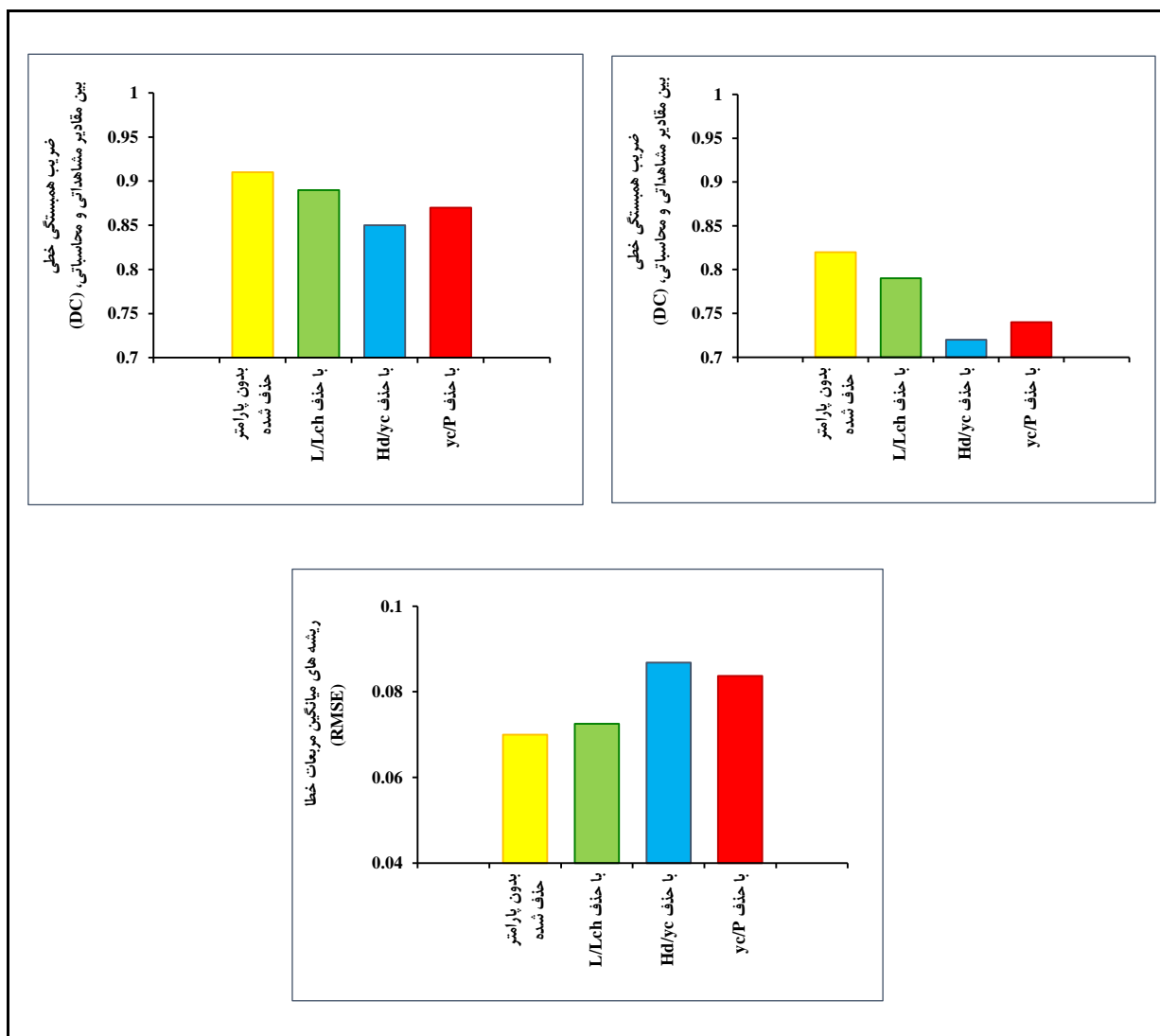
جدول ۶- روابط ارائه شده برای پیش‌بینی ضریب دبی با استفاده از GEP

مدل	رابطه پیش‌بینی کننده ضریب دبی در GEP
M1	$C_d = \sqrt[4]{\frac{h}{p} * \frac{L}{Lch} * \frac{d+hd}{H}} + \frac{h}{p} \left(0.805878 - \frac{h}{p} \right) * \left(2 \frac{h}{p} + \frac{H}{Hd} \right) + \frac{\frac{h}{p}}{\frac{L}{Lch} + 2.011535}$
M2	$C_d = \sqrt{2.378601 * \frac{H}{Hd} + \frac{\frac{d+hd}{Hd}}{\frac{d+hd}{H}} - 0.381745 - \frac{H}{Hd} + \frac{\frac{L}{Lch}}{\left(119.82187 - 19.61132 \frac{L}{Lch} \right) * \frac{H}{Hd}} + \sqrt{\frac{H}{Hd}}}$
M3	$C_d = \sqrt{14.239684 - \frac{h}{p}} + \frac{\sqrt{\frac{d+hd}{H} + \frac{h}{p} + 9.35907}}{9.599518} + \frac{\frac{h}{p}}{3.933228 \frac{H}{Hd} * \left(5.781647 - \frac{d+hd}{H} \right)}$
M4	$C_d = \frac{3.39682 \frac{H}{Hd} + \frac{d+hd}{H} - 1.356324}{\left(2.040496 + \frac{L}{Lch} \right)^2} + \sqrt{\frac{H}{Hd}} + \frac{\frac{L}{Lch}}{\frac{\frac{Hd}{Hd}}{\frac{d+hd}{H}} + 5.71463}$
M5	$C_d = \sqrt{2.434082 + \frac{\frac{yc * Hd}{p * yc}}{4.802948 \left(2.434082 - \frac{L}{Lch} \right)}} + \frac{yc}{p} - \frac{\frac{yc}{p}}{\frac{L}{Lch} - 6.351257} + \frac{\frac{yc}{p}}{1.872375 \frac{Hd+yc}{yc} - 7.291682}$
M6	$C_d = \frac{9.995728 \frac{yc^3}{p} * \frac{Hd}{yc}}{\frac{Hd}{yc} - 3.783631} + 1.440796 - \frac{\frac{yc}{p}}{5.224427 \frac{Hd}{yc} - 3.783631} + \sqrt{\frac{Hd}{yc} + 1.128448} + \left(\frac{yc^2}{p} * \frac{Hd}{yc} \right)$

آنالیز حساسیت مدل برتر هر حالت

برای درک بهتر میزان تأثیر هر یک از متغیرهای مستقل بر ضریب دبی به‌عنوان تابع هدف مورد مطالعه، تحلیل حساسیت روی داده‌ها برای روش برنامه‌ریزی بیان ژن و نیز روی مدل M5 اجرا شد که بهترین نتیجه را از نظر خطاها داشته است. بدین منظور در مدل برتر هر سری، با حذف تک تک پارامترها از سری پارامترهای ورودی، مدل دوباره اجرا شد و میزان تأثیر پارامتر حذف شده در کاهش دقت مدل، با استفاده از معیارهای ارزیابی مدل، ارزیابی شد. نتایج حاصل مطابق شکل ۴ است. با توجه به این شکل و مشاهده تأثیر چشمگیر حذف

پارامترهای ورودی H_d/yc و yc/p بر ضریب دبی این نوع سرریزها می‌توان به این نتیجه رسید که این دو پارامتر کلیدی‌ترین نقش را در تعیین رابطه ضریب دبی در مدل برتر دارند و از لحاظ هیدرولیکی نیز می‌توان چنین گفت که تغییرات ضریب دبی متأثر از انرژی جریان در بالادست سرریز یا به بیان روشن‌تر دبی عبوری است به‌نحوی که با افزایش این انرژی (ارتفاع آب در بالادست سرریز یا عمق بحرانی در تاج)، ضریب دبی افزایش می‌یابد و این روند تا مستغرق شدن سرریز ادامه می‌یابد؛ بر همین اساس است که پارامترهای ورودی H_d/yc و yc/p در مدل برتر تأثیر بیشتری بر ضریب دبی دارند.



شکل ۴ - نمودار مقادیر خطاهای آزمون تحلیل حساسیت مدل برتر GEP

نتیجه‌گیری

برای تخمین آن ارائه گردید؛ نتایج حاصل از به‌کارگیری روش‌های الگوریتم تکاملی برنامه‌ریزی ژنتیک و روش شبکه عصبی مصنوعی در میزان ضریب دبی با یکدیگر و همچنین با مقادیر مشاهداتی مقایسه شد. در تحقیق حاضر، نتایج حاکی از عملکرد مناسب‌تر روش برنامه‌ریزی بیان ژنتیک نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی است. همچنین، با توجه به بهترین مدل در هر دو روش GEP و ANN که مدل M5 در کل داده‌هاست، ضریب دبی را می‌توان با استفاده از نسبت بار طراحی به عمق بحرانی (Hd/yc) و نسبت عمق بحرانی به ارتفاع سرریز $(\frac{yc}{p})$ و

الگوی سه‌بعدی جریان و نامحدود بودن تغییرات پارامترهای هندسی در سرریزهای اوجی قوس‌محور از یک سو و محدودیت اطلاعات قابل دسترس درباره هیدرولیک این سرریزها از سوی دیگر، چالشی است بزرگ که باعث شده تا به‌کارگیری سیستم‌های فرامدل و داده‌گرا مورد توجه محققان قرار گیرد. در این پژوهش، به کمک روش‌های برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) و روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN) ضریب دبی این نوع سرریزها مدل شد و به کمک روش GEP رابطه بدون بعد و مناسبی

همچنین طول تاج سرریز به عرض کانال پایین دست $RMSE = ۰/۰۷۳$ و $DC = ۰/۷۷$ و $RMSE = ۰/۰۹۹$ و $DC = ۰/۷۷$ به دست آمد که بیانگر کارایی مناسب این روش‌هاست؛ این تحقیق همچنین نشان می‌دهد که روش الگوریتم تکاملی برنامه‌ریزی ژنتیک (GEP) امکان ارائه رابطه مناسب برای ضریب دبی سرریزهای اوجی قوس‌محور را داراست و این در صورتی است که رابطه میان متغیرهای مستقل به سختی قابل فهم است و روش‌های تجزیه و تحلیل ریاضی متعارف نمی‌توانند حل تحلیلی مناسب را ارائه دهند.

از نتایج حاصل از تحلیل حساسیت نیز می‌توان نتیجه گرفت که L/L_{ch} و H_d/Y_c به ترتیب بیشترین و کمترین تأثیر را در تخمین ضریب دبی دارند. به لحاظ کمی در بهترین حالت ارزیابی (رابطه پیشنهادی M5) در مرحله واسنجی و صحت‌سنجی معیارهای ارزیابی برای روش GEP به ترتیب $DC = ۰/۸۲$ و $RMSE = ۰/۰۷$ و $DC = ۰/۸۱۸$ و $RMSE = ۰/۰۸۹$ و برای روش ANN به ترتیب $DC = ۰/۸۰$

مراجع

- Abbaspour, A. and Arvanaghi, H. 2011. Predicting flow over compound triangular-rectangular weir by using genetic programming. 10th Iranian Hydraulic Conference. Rasht, Iran. (in Persian)
- Bazin, H. 1888. Experiences nouvelles sur l'écoulement par D-versoir [recent experiments on the flow of water over weirs]. Memoires et Documents. Annales des Ponts et Chaussées. Paris, France. 16, 393-448. (in French)
- Cassidy, J. J. 1965. Irrotational flow over spillways of finite height. J. Mech. Eng. Div. ASCE. 91(6): 155-73.
- Chanson, H. 2008. Physical modelling, scale effects and self-similarity of stepped spillway flows. Proceeding of the World Environmental and Water Resources Congress. May 12-16. Honolulu. Hawaii, United States.
- Ferreira, C. 2001. Gene expression programming: a new adaptive algorithm for solving problems. Complex System. 13(2): 87-129.
- Goel, A. 2014. Neural network technique for prediction of discharge coefficient and discharge for a weir. J. Indian Water Resour. Soc. 34(2): 25-31.
- Hagan, M. T. and Menhaj, M. B. 1994. Training feed-forward networks with the Marquardt algorithm. IEEE T-Neural. Network. 5(6): 989-993.
- Kia, S. M. 2014. Soft Computing in MATLAB. Qian Academic Press. Tehran. Iran. (in Persian)
- Kumar, S., Ahmad, Z. and Mansoor, T. 2011. A new approach to improve the discharging capacity of sharp crested triangular plan form weirs. J. Flow Measur. Instrument. 22, 175-180.
- Lopes, H. S. and Weinert, W. R. 2004. EGIPSY: An enhanced gene expression programming approach for symbolic regression problems. Int. J. Appl. Math. Comput. Sci. 14(3): 375-384.
- Menhaj, M. B. 2010. Foundations of Neural Networks. Amirkabir University Publication (Tehran Polytechnic). Tehran, Iran. (in Persian)
- Morales, V., Tokyay, T. E. and Garcia, M. 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.

- Niksefat, Gh. 2001. Theoretical aspects and application of hydraulic models in hydraulic structures designing. Iranian National Committee on Large Dams, Mongograph. (in Persian)
- Peterka, A. J. 1953. The effect of entrained air on cavitation pitting[C]. Proceeding of IAHR Minnesota Conference. St. Paul, USA.
- Roushangar, K., Akhgar, S., Salmasi, F. and Shiri, J. 2014. Modeling energy dissipation over stepped spillways using machine learning approaches. J. Hydrol. 508, 254-265.
- Shafai-Bejestan, M. 2012. Basic Concepts and Applications of Physical-Hydraulic Modeling. Shahid Chamran University Press. Ahvaz, Iran. (in Persian)
- Swamee, P. K., Shekhar, C. H. and Talib, M. 2011. Discharge characteristics of skew weirs. J. Hydraul. Res. 49(6): 812-820.
- Saneie, M., SheikhKazemi, J. and Azhdary, M. 2016. Scale effects on the discharge coefficient of ogee spillway with an arc in plan and converging training walls. Civil Eng. Infrastruct. J. 49(2): 361-374.

Modeling discharge coefficient of converging ogee spillways for free flow conditions: using machine learning approaches

K. Roshangar^{*}, A. Foroudi-Khor and M. Saneie

^{*} Corresponding Author: Associate Professor, Civil Engineering Department, Tabriz University, Tabriz, Iran.
Email: akhavan120@yahoo.com

Received: 6 February 2017, Accepted: 22 July 2017

Ogee crested spillways having superb hydraulic properties including simplicity in design and flow passing efficacy. So far, limited research in the area of prediction and the extraction of discharge coefficient relationship is conducted. In current study two different methods for modeling the discharge coefficient of the converging ogee spillway with a curve axis by was developed and results were compared with the observed experimental values through the Genetic Expression Programming (GEP) and artificial networks (ANNs) approaches. For this purpose, the experimental data of the Germei ogee spillway model with varying training wall convergence angles ($0^\circ < \theta < 120^\circ$), was used. Based on the obtained results, applied Artificial Intelligence (AI) models have reliable performance in predicting the discharge coefficient of converging ogee spillways. Moreover, the performance of GEP model is a bit better than ANN technique with relatively low error and high correlation values. To recognize the most effective variables on the discharge coefficient, sensitivity analysis of GEP for the best model was carried out. Results showed that ratio of the design head to the critical depth (H_d/y_c) and ratio of the crest length to the downstream channel width (L/L_{ch}) are the most and least important parameters in predicting the discharge coefficient of the converging ogee spillway respectively. The best evaluation of test series were observed in GEP approach with the values of DC=0.818 and RMSE=0.089 and in ANNs approach with the values of DC=0.77 and RMSE=0.099 which demonstrates the high accuracy of predictions.

Keywords: ANN, discharge coefficient, GEP, ogee spillway, training walls