



استفاده از مدل درختی M5 برای تعیین ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی

فرزین سلماسی^{*}، فرناز نهرین، علی طاهری اقدم

دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران.

تاریخچه داوری:

دریافت: ۱۳۹۹/۰۶/۲۲
بازنگری: ۱۴۰۰/۰۱/۲۲
پذیرش: ۱۴۰۱/۰۶/۱۳
ارائه آنلاین: ۱۴۰۱/۰۷/۰۳

کلمات کلیدی:

ضریب دبی
سرریز لبه پهن
شبکه‌های عصبی مصنوعی
رگرسیون غیرخطی
مدل درختی M5

خلاصه: سرریز لبه پهن سازه‌ای ساده برای اندازه‌گیری دبی جریان در کانال‌های انتقال آب است. ویژگی شکل آن و وزن زیاد آن باعث می‌شود تا اغلب به عنوان سرریز سد نیز به کار رود. همچنین ورودی برخی از سرریزهای پلکانی و یا تند آب‌ها به صورت سرریز لبه پهن مستطیلی طراحی می‌شوند. گاهی نیز این نوع سازه برای بدنه سد مدنظر قرار می‌گیرد. در این تحقیق توانایی شبکه عصبی مصنوعی و مدل درختی M5 در تخمین ضریب دبی (C_d) سرریز لبه پهن مستطیلی بررسی شده و نتایج این دو مدل با روش رگرسیون غیرخطی چند متغیره لجستیک قابل اعمال روی داده‌های گسسته مقایسه شده است. برای این کار، از چهار سری داده حاصل از تحقیقات متفاوت روی سرریزهای لبه پهن مستطیلی استفاده شده و پارامترهای بی بعد L/H_1 و P/H_1 به عنوان ورودی مدل‌ها در نظر گرفته شده و پارامتر هدف C_d به عنوان خروجی از مدل‌ها استخراج شده است. نتایج حاصله نشان داد که هر سه روش مذکور نتایج نسبتاً دقیقی را جهت تخمین ضریب دبی سرریز لبه پهن ارائه می‌دهند ($M5 Rule : R = 0.935, ANN : R = 0.966$) و $(Regression : R = 0.84)$ ولی به دلیل ارائه روابط خطی ساده و قابل فهم توسط مدل درختی M5، این روش می‌تواند به عنوان روشی کاربردی و جایگزین برای محاسبه ضریب دبی مدنظر قرار گیرد. همچنین L/H_1 مهم‌ترین پارامتر موثر در محاسبه ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی می‌باشد. تحلیل مدل درختی M5 نشان داد که ۴ قانون با معادلات خطی متفاوت، الگوی تغییرات C_d را مدل می‌کند. تحلیل رگرسیون غیرخطی نشان داد که نقطه $L/H_1 = 0.22$ محل تلاقی کلیه منحنی‌های تغییرات C_d به شمار می‌آید.

۱- مقدمه

در مواقع لزوم برای ذخیره نمودن حجم‌های زیاد آب و ارتفاع‌های بالا از سرریز لبه پهن استفاده کرد [۲]. روش‌های اندازه‌گیری دبی در سازه‌های هیدرولیکی را می‌توان در دو دسته طبقه‌بندی نمود: (۱) روش هد هیدرولیکی (۲) روش مناطق سرعت. در روش اول دبی جریان با اندازه‌گیری اختلاف بار (هد) هیدرولیکی در طول جریان به دست می‌آید. در حالی که در روش دوم دبی جریان با اندازه‌گیری سرعت‌های محلی در طول مناطق تاثیرگذاری به دست می‌آید. این روش‌ها معمولاً توسط برخی روابط تجربی بین دبی و هد جریان محاسبه می‌شوند. یکی از پرکاربردترین سازه‌های هیدرولیکی برای اندازه‌گیری دبی در کانال‌های باز و رودخانه‌ها، سرریز لبه پهن مستطیلی است که در بین انواع سرریزهای لبه پهن، سرریز لبه پهن مستطیلی با وجه بالادست قائم و گوشه بالادست تیز، ساده‌ترین نوع می‌باشد [۳]. در تحقیق حاضر این نوع از سرریز لبه پهن بررسی شده است. سرریز لبه پهن برای اندازه‌گیری پر اهمیت، کمتر مورد استفاده قرار

یکی از مسائل مهمی که طراحان و مهندسين آب با آن روبرو هستند، اندازه‌گیری مناسب میزان دبی جریان در کانال‌های باز و رودخانه‌ها است. برای حل این مشکل باید دبی آب به طور دقیق در سیستم‌های انتقال آب از جمله خروجی‌ها و نهرهای توزیع، اندازه‌گیری شوند. روش معمول برای رفع این نیاز، استفاده از سازه‌های اندازه‌گیری آب از جمله فلوم‌ها، روزنه‌ها و سرریزها می‌باشد. از بین این سازه‌ها، مهندسين سرریزها را به دلیل سادگی ساختمان و ویژگی‌های اقتصادی ترجیح می‌دهند [۱]. یکی از انواع متداول سرریزها، سرریز لبه پهن مستطیلی است که در آن طول سرریز در مقایسه با سایر ابعاد آن دارای اندازه قابل ملاحظه‌ای است. تاج سرریزهای لبه پهن، افقی بوده و اگر چه برای اندازه‌گیری دبی نیز مورد استفاده قرار می‌گیرند، اما بیشتر به عنوان سرریز سد و گاهی به عنوان خود سد (در صورتی که آب مجاز به گذشتن از روی آن باشد) به کار می‌روند و در هر حال می‌توان

^{*} نویسنده عهده‌دار مکاتبات: Salmasi@tabrizu.ac.ir



می‌گیرد. زیرا از نظر اندازه‌گیری دبی چندان دقیق نیست و از نظر هیدرولیکی به عنوان یک سرریز روگذر، نسبتاً ضعیف عمل می‌کند [۴].

مطابق تحقیقات هورتون [۵]، ضریب دبی منحصر به طول نسبی سرریز H_1/L بستگی دارد و می‌توان اثر ویسکوزیته و کشش سطحی را نادیده گرفت (H_1 بار آبی روی تاج و L طول سرریز هستند). برای سیال آب، مقدار معمول بار آبی در حدود ۳۰ تا ۵۰ میلی‌متر است. وقتی H_1/L به سمت صفر میل می‌کند، مقدار ضریب دبی $C_{d0} = 0.326$ می‌باشد. کوتتر [۶] و موس [۷] ویژگی جدایش جریان آب در گوشه بالادست سرریز لبه پهن را بررسی نمودند و بیان نمودند که که طول جدایش جریان $0.77H_1$ و حداکثر ارتفاع آن $0.185H_1$ است.

مطابق تحقیقات سینگر [۸] اگر $H_1 < P/2$ باشد، می‌توان اثر ارتفاع سرریز را نادیده گرفت. هریسون [۹] به اهمیت زیاد سرریزهای با گوشه تیز در بالادست اشاره کرده و تاثیر عدد رینولدز در سرریزهای لبه پهن را مورد بررسی قرار داد.

رانگاراچو و احمد [۱۰] سرریز لبه پهن را در کانال منشوری و همگرا مطالعه کردند. کراب [۱۱] محدودیت‌های پیشنهاد شده توسط سینگر [۸] از لحاظ طول سرریز و ارتفاع سرریز را به صورت $0.08 > H_1/L > 5/6$ و $4 > H_1/P > 0.06$ گسترش داد (P ارتفاع سرریز است). طبق نظر کراب [۱۱] برای مقادیر بزرگ H_1/L ، هوادهی جریان عبوری از روی تاج لازم و ضروری خواهد بود. رامامورتی و همکاران [۱۲] پیشنهاد کردند که می‌توان گوشه بالای سرریز لبه پهن را به صورت انحنادار با شعاع انحنای $R < 0.094P$ در نظر گرفت که در این صورت می‌توان اثر تیزی گوشه بر روی جریان را نادیده گرفت.

بازین [۱۳] تغییرات ضریب دبی (C_d) در مقابل عامل بی‌بعد $\varepsilon = H_1/P$ را برای داده‌های آزمایشی خود ارائه نمود که در آن ε بین صفر و یک قرار داشت. بازین [۱۳] ضریب دبی را برای سرریزهای لبه پهن مستطیلی با گوشه بالادست دارای زاویه قائمه و نیز گرد شده به دست آورد. همچنین گونزالز و چانسون [۱۴] ضریب دبی را برای سرریزهای لبه پهن مستطیلی با گوشه بالادست گرد شده به دست آوردند.

در سال‌های اخیر و با افزایش امکان جمع‌آوری داده‌های بیشتر در طرح‌های مهندسی آب و گسترش علوم رایانه‌ای استفاده از روش‌های داده کاوی افزایش یافته است. خسروجردی و همکاران [۱۵] به بررسی آزمایشگاهی سرریزهای لبه پهن و اثر قوس محوری در آن‌ها پرداختند. نتایج نشان داد چنانچه قوس محوری در آن‌ها به سمت بالا باشد، ضریب شدت

جریان بزرگتر از حالت قوس محوری به سمت پایین دست جریان می‌باشد و لذا ظرفیت عبوری جریان بزرگتر می‌باشد. همچنین نتایج نشان داد که با تغییر انحنای قوس، ضریب دبی جریان نیز تغییر می‌کند. شگری و همکاران [۱۶] به بررسی آزمایشگاهی تاثیر شیب وجه پایین دست سرریزهای لبه پهن مستطیلی بر شرایط جریان (پروفیل سرعت و عمق بحرانی) پرداختند. نتایج نشان داد که محل تشکیل عمق بحرانی در شیب‌های مختلف ثابت نبوده و وابسته به مقدار شیب است. عاجلو و فرهودی [۱۷] به بررسی تاثیر تغییر طول سرریز لبه پهن مستطیلی بر مشخصات جریان پرداختند. نتایج حاصله نشان داد که تغییرات طول بر روی پروفیل جریان موثر است و با افزایش طول، تاثیر لایه مرزی بر شکل پروفیل جریان قابل ملاحظه است. دانش‌فراز و همکاران [۱۸] جریان عبوری از روی سرریز لبه پهن را در صورت وجود عدم وجود روزنه در بدنه سرریز با شیب‌های مختلف در نرم‌افزار Flow 3D بررسی کردند. نتایج نشان داد که وجود روزنه در بدنه سرریز منجر به افزایش در مقدار ضریب دبی و کاهش در ارتفاع سطح آب در بالادست می‌شود. از این نظر، تعبیه روزنه در بدنه سرریز، نقش مثبتی ایفا می‌کند.

داده کاوی^۱ یک رشته علمی جدید در زمینه‌های استخراج و ارزیابی اطلاعات از پایگاه داده‌ها است. مدل‌های داده کاوی شامل روش‌هایی از قبیل شبکه عصبی مصنوعی^۲، منطق فازی^۳، سامانه هوشمند مبتنی بر قانون^۴، استخراج تصمیم^۵، روش‌های یادگیری ماشینی^۶، خوشه‌بندی^۷ و ... می‌باشد [۱۹]. مدل M5 به عنوان یکی از روش‌های تصمیم‌گیری درختی^۸ مبتنی بر روش‌های یادگیری ماشینی و داده کاوی است. شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) نیز به عنوان یکی از قدیمی‌ترین روش‌های داده کاوی در علوم مهندسی مطرح می‌باشد. یک شبکه عصبی مصنوعی، تعدادی اجزای پردازش‌گر را تحت عنوان نرون‌ها و اکسون‌ها به یکدیگر متصل می‌کند. اتصال اجزا از طریق وزن‌های شبکه، مطابق با معماری شبکه عصبی مورد نظر انجام می‌شود. تحقیقات انجام یافته قدرت و تاثیر بالای این مدل‌ها را اثبات می‌کنند. از شبکه‌های عصبی مصنوعی در حوزه‌های متنوعی از فعالیت‌های بشری استفاده شده است و راه‌کارهایی برای مسائل مختلفی که مدت‌های طولانی بدون راه‌حل باقی‌مانده بودند توسط این روش ارائه

- 1 Data mining
- 2 Artificial Neural Network(ANN)
- 3 Fuzzy Logic
- 4 Rule Based Expert systems
- 5 Decision Extraction
- 6 Machine Learning systems
- 7 Clustering
- 8 Decision Tree

جدول ۱. داده‌های مربوط به آزمایش‌های مورد استفاده در این پژوهش

Table 1. Summary of datasets, maximum, minimum, and mean for each experimental series

اطلاعات تحقیق	تعداد داده-ها	حداکثر			میانگین			حداقل		
		C_d	H_1/L	H_1/P	C_d	H_1/L	H_1/P	C_d	H_1/L	H_1/P
داده‌های آزمایشگاهی تحقیق حاضر	۵۵	۰/۳۲۳	۰/۲۳۵	۰/۹۱۷	۰/۳۰۸	۰/۱۸۸	۰/۶۱۵	۰/۲۸۴	۰/۱۲۵	۰/۳۱۳
داده‌های آزمایشگاهی هاگر و اسچوالت (۱۹۹۴)	۱۵	۰/۳۳۲	۰/۴۰۹	۰/۵۱	۰/۳۲۶	۰/۱۴۶	۰/۱۸۱	۰/۳۲۱	۰/۰۵۴	۰/۰۶۷
داده‌های آزمایشگاهی گودرزی و همکاران (۲۰۱۲)	۳	۰/۳۶۱	۰/۳۲۹	۰/۷۹	۰/۳۵۵	۰/۲۹۹	۰/۷۱۸	۰/۳۵	۰/۲۶۸	۰/۶۴۴
داده‌های آزمایشگاهی بدر و همکاران (۲۰۱۵)	۲	۰/۳۵۲	۰/۳۰۵	۰/۶۹۲	۰/۳۵۱	۰/۲۸۸	۰/۶۵۳	۰/۳۵	۰/۲۷۱	۰/۶۱۵

داده‌ها مربوط به کار آزمایشگاهی هاگر و اسچوالت [۴]، سری سوم داده‌ها مربوط به کار آزمایشگاهی گودرزی و همکاران [۳] و در نهایت سری چهارم داده‌ها مربوط به تحقیق آزمایشگاهی بدر و همکاران [۱] می‌باشد. در جدول ۱ تعداد داده‌های مربوط به آزمایش‌های مورد استفاده در این پژوهش ارائه شده است. ضمناً داده‌های مورد استفاده در تحقیق حاضر به تعداد ۷۵ مورد در جدول پیوست (انتهای مقاله) ارائه شده است.

در تحقیق حاضر، پارامتر وابسته ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی (C_d) برحسب دو پارامتر مستقل دیگر (H_1/L , H_1/P) تعریف می‌شوند. در شکل ۱ توزیع این آزمایشات در فضای دو بعدی H_1/L ، H_1/P مشخص شده‌اند.

۲-۱- مشخصات هندسی مدل فیزیکی

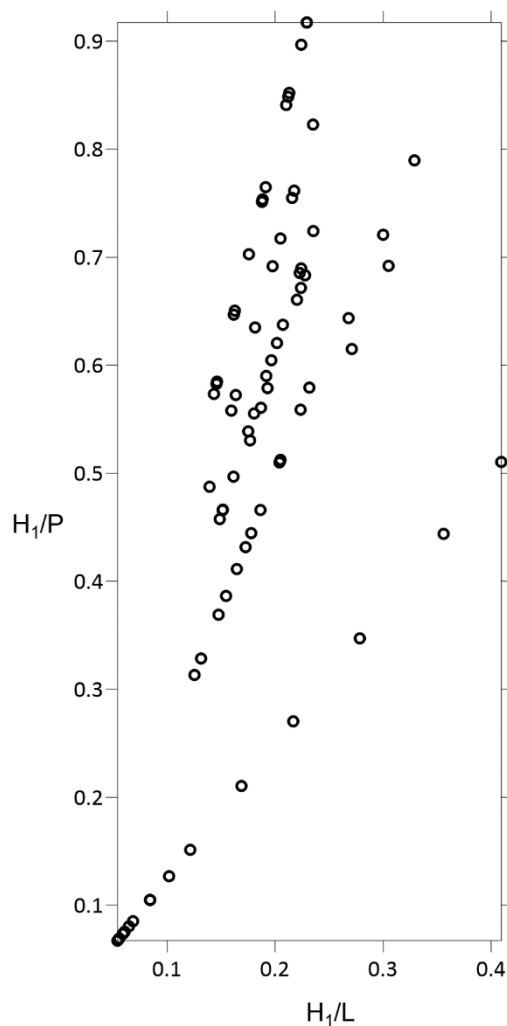
آزمایشات در آزمایشگاه هیدرولیک دانشکده کشاورزی، گروه مهندسی آب دانشگاه تبریز در فلومی شیشه‌ای - فلزی به طول ۱۰ متر، عرض ۲۵ سانتی‌متر و ارتفاع ۵۰ سانتی‌متر انجام شده است. این فلوم در پایین دست خود مجهز به یک حوضچه انتهایی است که دارای یک سرریز مثلثی برای اندازه‌گیری دبی می‌باشد. در شکل ۲ (الف، ب و ج)، به ترتیب شکل شماتیک سرریز لبه پهن مستطیلی و پارامترهای موثر در آن و تصویر واقعی سرریز لبه پهن مستطیلی و فلوم آزمایشگاهی و همچنین در جدول ۲ برخی از مشخصات مهم مدل‌ها ارائه گردیده است.

شده است [۲۰]. از جمله پژوهش‌های کار شده با روش شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توان به مطالعات سولوماتین و زو [۲۱] در پیش‌بینی سیل، باتاچاریا و سولوماتین [۲۲] در شبیه‌سازی رابطه دبی-اشل، پال و همکاران [۲۳] در طبقه‌بندی پوشش گیاهی، کمک پناه و بختیاری [۲۴] در بررسی تزیق در پی سدها، صبا و همکاران [۲۵] در تعیین آستانه لغزش پایداری شیروانی و بهینه‌یابی حجم عملیات خاکریزی سد خاکی و در تحقیق دیگر هنر و پور همزه [۲۶] در برآورد پروفیل پرش هیدرولیکی در حوضچه آرامش اشاره نمود.

در این تحقیق، آزمایش‌هایی برای تعیین ضریب دبی جریان از روی سرریز لبه پهن مستطیلی انجام شده است. سپس داده‌های این تحقیق به علاوه داده‌های سایر محققین با یکدیگر جمع شده و مورد استفاده قرار گرفته است. در مرحله بعد، توانایی شبکه عصبی مصنوعی و مدل درختی M5 در پیش‌بینی ضریب دبی سرریز لبه پهن بررسی شده و نتایج این دو مدل با روش رگرسیون غیرخطی چند متغیره لجستیک قابل اعمال روی داده‌های گسسته مقایسه شده است.

۲- الگوسازی نظری یا تجربی

در این تحقیق از چهار سری داده‌های آزمایشگاهی در مورد ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی از محققان مختلف استفاده شده است. سری اول داده‌ها مربوط به داده‌های آزمایشگاهی حاصل از تحقیق حاضر، سری دوم



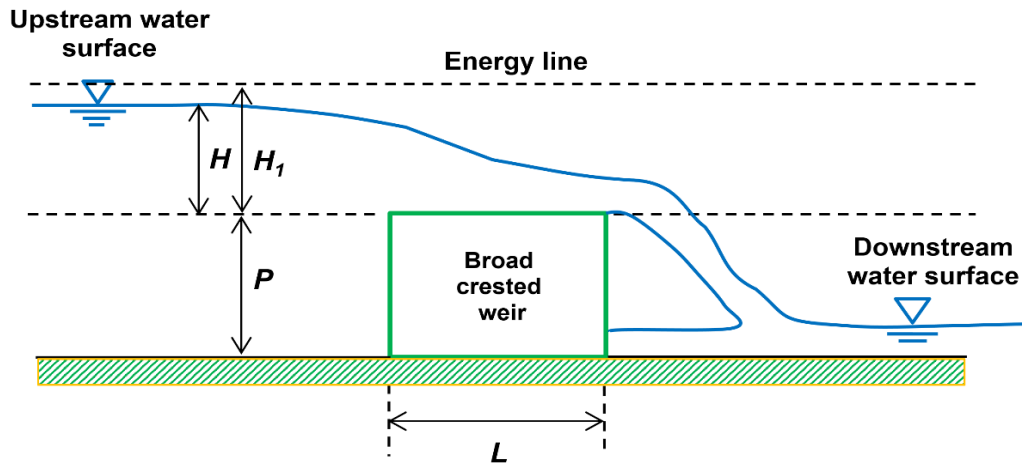
شکل ۱. توزیع داده‌های تحقیق حاضر و داده‌های سایر محققین، در فضای دو بعدی H_1/L و H_1/P

Fig. 1. Datapoint distribution in this study along with other researches in 2D of H_1/L and H_1/P

۲-۲-۲- آنالیز ابعادی

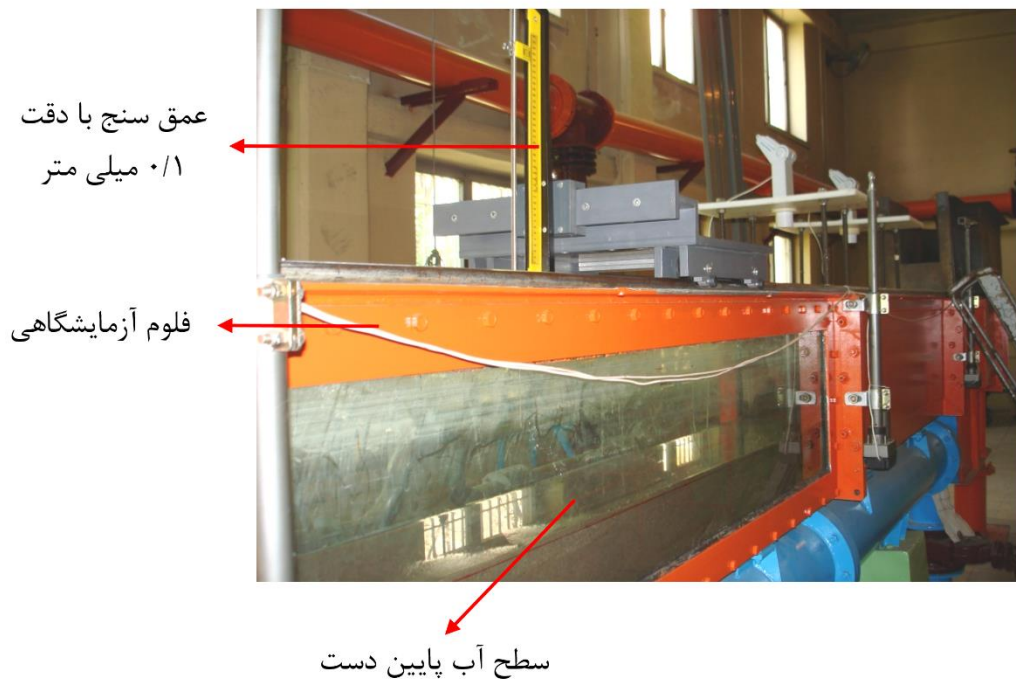
به منظور دستیابی به اهداف این تحقیق، ابتدا به شناخت پارامترهای متعددی که بیشترین تاثیر را در ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی دارند اقدام نموده و با تحلیل ابعادی رابطه کلی شامل پارامترهای بدون بعد استخراج می‌گردد. پارامترهای موثر در این تحقیق در رابطه ۱ و پارامترهای بی‌بعد در روابط بعدی ارائه شده است [۲۹].

در این تحقیق با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی مذکور، پارامترهای بدون بعد H_1/L و H_1/P به عنوان پارامترهای ورودی وارد مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل درختی M5 گردید و ضریب دبی سرریز لبه پهن (C_d) به عنوان پارامتر هدف توسط مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل درختی M5 پیش‌بینی گردید و در نهایت مدل رگرسیونی غیرخطی چند متغیره لجستیک برای مقایسه با این مدل‌ها، روی داده‌ها اعمال گردید.



شکل ۲-الف. مقطع طولی از یک سرریز لبه پهن مستطیلی [۲۷]

Fig. 2-a. Longitudinal section of the rectangular broad-crested weir [27]



شکل ۲-ب. فلوم آزمایشگاهی مورد استفاده در این پژوهش

Fig. 2-b. The laboratory flume



شکل ۲-ج. جریان از روی سرریز لبه پهن مستطیلی [۲۸]

Fig. 2-c. Flow over broad-crested weir [28]

جدول ۲. مشخصات اصلی مدل‌های فیزیکی سرریز لبه پهن مستطیلی

Table 2. Dimensional characteristics of the rectangular weir

نماد	مشخصه سرریز	مقدار
L	طول سرریز (سانتی‌متر)	۳۰-۳۵-۴۰
P	ارتفاع سرریز (سانتی‌متر)	۱۰-۱۳-۱۶
Q	دبی (لیتر بر ثانیه)	۳۹/۰۷-۰/۸۷
H ₁	هد کل موثر در بالادست سرریز (سانتی‌متر)	۴/۸۷-۲۴/۶۸

با توجه به فاکتورهای متغیر در این تحقیق معادله نهایی به شکل معادله

۸ ارائه می‌شود.

$$Cd = f' \left(\frac{H_1}{L}, \frac{H_1}{P} \right) \quad (۸)$$

۲-۳- محاسبات رگرسیونی

به منظور برآورد ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی، معادلات رگرسیونی خطی و غیرخطی با استفاده از نرم‌افزار SPSS به دست آمده است. در این محاسبات پارامتر C_d به عنوان پارامتر وابسته و H_1/P و H_1/L به عنوان پارامترهای مستقل در نظر گرفته شده‌اند. نتایج این محاسبات در نتیجه و بحث ارائه شده است. لازم به ذکر است که این معادلات برای محدوده آزمایش شده معتبر هستند. برای ارزیابی، توانایی و دقت در فرمول رگرسیونی در تعیین ضریب دبی سرریز لبه پهن، از شاخص‌های آماری شامل ضریب تبیین (R^2) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) استفاده شده است.

۲-۴- شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه (MLP)

شبکه‌های عصبی مصنوعی جزو سیستم‌های دینامیکی می‌باشند که با پردازش روی داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. به همین سبب به این سیستم‌ها هوشمند گفته می‌شود زیرا که بر اساس محاسبات روی داده‌های مشاهداتی قوانین کلی حاکم بر پدیده‌ها را کشف نموده و بر اساس آن‌ها به پیش‌بینی‌هایی دست می‌زنند. مدل‌های اساساً فیزیکی به علت سادگی اغلب توسط الگوریتم ANNs قابل مدل‌سازی می‌باشند. مدل‌های ANNs اغلب توسط توپولوژی شبکه، خواص گره‌ها و قوانین آموزش و یادگیری مشخص می‌شوند. در میان الگوهای متفاوت ANNs، شبکه‌های پیش‌سوی نسبت به سایر الگوها از محبوبیت بیشتری برخوردار می‌باشند. ساختار شبکه شامل لایه‌هایی از المان‌های پردازشی موازی بوده که اصطلاحاً به آن نرون گفته می‌شود که در آن هر لایه توسط اتصال‌های میانی وزن‌دار به لایه پردازشی متصل می‌شود. شکل ۳ یک شبکه عصبی سه لایه شامل I و J و K با اتصال دهنده‌های میانی وزنی W_{ij} و W_{jk} بین نرون‌ها را نشان می‌دهد. در هنگام شروع آموزش شبکه، وزن‌ها دارای یک مقدار اولیه بوده که یا توسط مقادیری اتفاقی و یا توسط نتایج آزمایشگاهی پیشین، مقداردهی می‌شوند. اساساً ایجاد

$$f(H_1, L, P, b, Q, g, \rho, \mu) = 0 \quad (۱)$$

$$f' \left(\frac{H_1}{L}, \frac{H_1}{P}, \frac{b}{P}, \frac{\rho g^{1/2} H_1^{3/2}}{\mu}, \frac{Q}{g^{1/2} H_1^{5/2}} \right) = 0 \quad (۲)$$

$$\frac{Q}{g^{1/2} H_1^{5/2}} = f' \left(\frac{H_1}{L}, \frac{H_1}{P}, \frac{b}{P}, \frac{\rho g^{1/2} H_1^{3/2}}{\mu} \right) \quad (۳)$$

در روابط فوق، خصوصیات هندسی که شامل: ارتفاع سرریز (P)، عرض تاج سرریز (B)، هد کل موثر در بالادست سرریز (H_1)، طول سرریز (L)، خصوصیات سینماتیکی مانند دبی جریان (Q) و خصوصیات دینامیکی که شامل: شتاب ثقل (g)، لزوجت دینامیکی (μ) و جرم مخصوص (ρ) می‌باشند. در معادله ۳ ترم بدون بعد $\frac{\rho g^{1/2} H_1^{3/2}}{\mu}$ شاخص تأثیر نیروی لزوجت بوده و معادل با نسبت عدد رینولدز (Re) به عدد فرود (Fr) می‌باشد.

$$\frac{Re}{Fr} = \frac{\rho g^{1/2} H_1^{3/2}}{\mu} \quad (۴)$$

برای سیال معین، مقادیر ρ و μ معلوم و ثابت می‌باشند، از این رو ترم‌های Re و Fr به صورت تابعی از H_1 می‌توان در نظر گرفت. از این رو رابطه ۳ به رابطه ۵ تبدیل می‌شود.

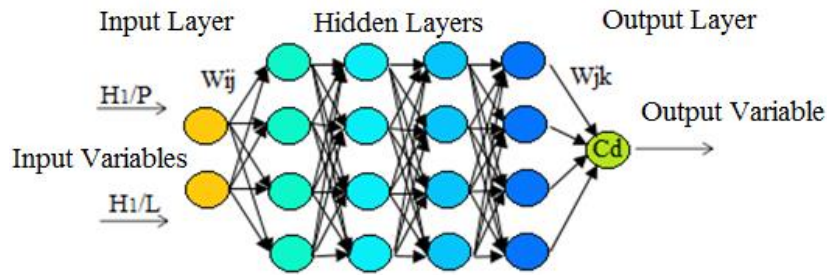
$$\frac{Q}{g^{1/2} H_1^{5/2}} = f' \left(\frac{H_1}{L}, \frac{H_1}{P}, \frac{b}{P} \right) \quad (۵)$$

همچنین رابطه کلی سرریز لبه پهن مستطیلی به صورت زیر است [۳۰].

$$Q = Cd \frac{2}{3} b \left(\frac{2}{3} g \right)^{0.5} H_1^{3/2} \quad (۶)$$

از مقایسه طرف راست معادله ۵ با معادله کلی سرریز لبه پهن مستطیلی (معادله ۶) به نظر می‌رسد طرف راست معادله ۵ به عنوان ضریب دبی با تابع ساده و کاربردی زیر معادل خواهد بود.

$$Cd = f' \left(\frac{H_1}{L}, \frac{H_1}{P}, \frac{b}{P} \right) \quad (۷)$$



شکل ۳. ساختار کلی شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در تحقیق

Fig. 3. The schematic shape of ANN structure

یادگیری مناسب یک ساعت آموزش آن طول می کشد، در این حالت احتمالاً یک روز کامل طول بکشد و هنوز هم به نتیجه مورد نظر نرسد. انتخاب نرخ یادگیری باید متناسب با مسئله باشد. این مقدار مناسب بسته به کاربردهای مختلف متفاوت است و معمولاً به صورت تجربی تعیین می شود. آموزش زمانی متوقف می شود که اختلاف خطای میانگین به دست آمده در دو دوره متوالی به اندازه کافی کوچک باشد.

در این تحقیق برای مدل سازی شبکه عصبی مصنوعی از نرم افزار NeuroSolutions 5 با چهار لایه پنهان، هر لایه حاوی ۴ نرون و تابع انتقال ورودی Tanh و تابع انتقال خروجی Tanh Linear استفاده گردیده است. در شکل ۳ نمایی از ساختار کلی شبکه عصبی مصنوعی به کار گرفته شده در این تحقیق و در شکل ۴ مراحل مدل سازی در شبکه عصبی مصنوعی ANN ارائه گردیده است.

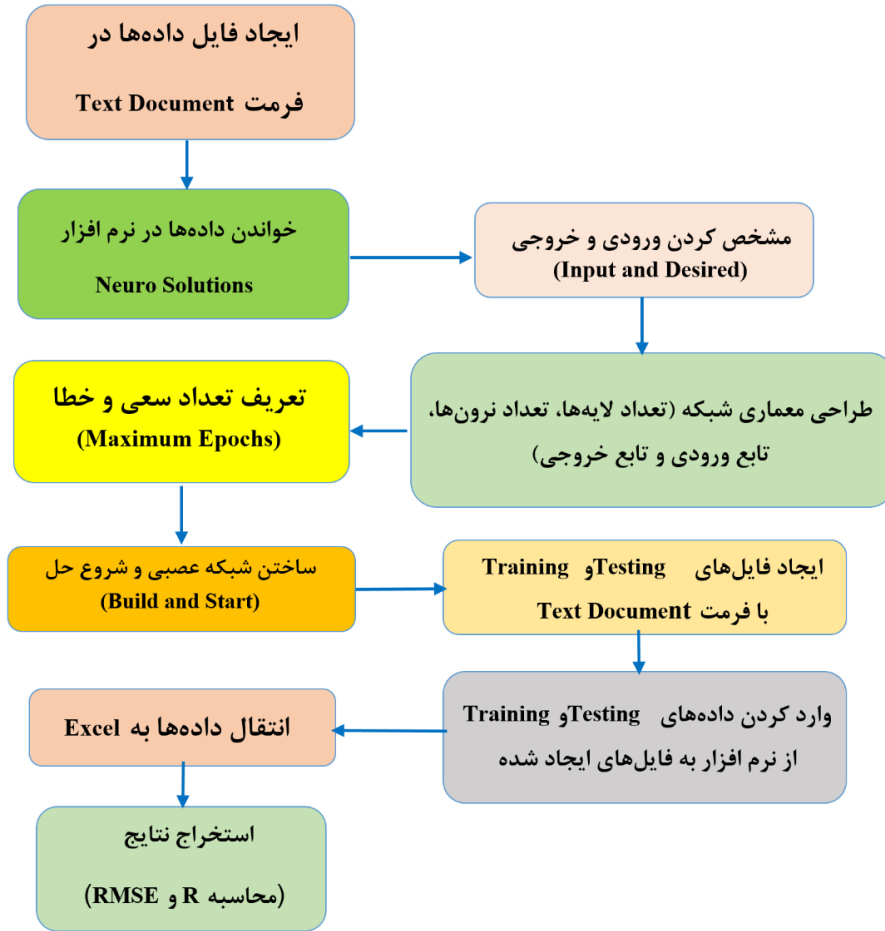
۲-۵- مدل درختی M5

مدل درختی M5 [۳۲] زیر مجموعه ای از روش های یادگیری ماشینی و داده کاوی است. داده کاوی به فرآیند جست و جو و کشف مدل های گوناگون، مختصرسازی ها و اخذ مقادیر از مجموعه ای از مقادیر معلوم اطلاق می گردد [۳۳]. روش های داده کاوی برای مجموعه داده های بزرگ با متغیرهای زیاد ساخته شده اند، بنابراین متفاوت از روش های آماری قدیمی هستند که برای مجموعه داده های کوچک با متغیرهای اندک طراحی شده اند. روش های بر مبنای درخت^۲ یکی از تکنیک های داده کاوی است که در این روش ها خروجی به صورت یک مدل با سازه درختی با استفاده

ساختار مناسب شبکه در یک مسئله، توسط سه مرحله تثبیت ساختار، آموزش شبکه و کنترل شبکه انجام می گیرد [۳۱].

برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی معمولاً از الگوریتم پس انتشار^۱ استفاده می شود که اساس این الگوریتم بر پایه قانون یادگیری اصلاح خطا می باشد و از دو مسیر اصلی رفت و برگشت تشکیل می شود. الگوریتم آموزشی پس انتشار یکی از پرکاربردترین انواع شبکه های عصبی است که در این تحقیق نیز مورد استفاده قرار گرفته است. هدف اصلی یک شبکه عصبی ساخت مدلی با استفاده از ورودی ها است. به طوری که این شبکه آموزش دیده، قابلیت پیش بینی خروجی ها با استفاده از ورودی های جدید که شبکه تاکنون با آن ها مواجه نشده است را داشته باشد. الگوریتم پس انتشار یک شبکه عصبی چند لایه است که متشکل از یک لایه ورودی، چند لایه پنهان و یک لایه خروجی می باشد. آموزش یک شبکه عصبی توسط تطبیق وزن ها به گونه ای که خطای شبکه که اختلاف بین خروجی شبکه و مقادیر واقعی است، انجام می شود. در انتهای فاز آموزش، شبکه مدلی ارائه می کند که قادر به پیش بینی مقادیر خروجی توسط ورودی ها باشد.

نرخ یادگیری در شبکه عصبی، ضریبی است که به وسیله آن می توان مقدار تغییر وزن ها را تنظیم کرد. اگر نرخ یادگیری بزرگ انتخاب شود، با گام های بلندتری به سمت مینیمم حرکت خواهد کرد، اما اگر کوچک باشد، با گام های کوچکتری به سمت مینیمم حرکت خواهد کرد. اگر مقدار نرخ یادگیری خیلی بزرگ انتخاب شود، نباید انتظار داشت که الگوریتم بهینه سازی همگرا شود. زیرا وزن ها در حال پرش هستند. اگر هم نرخ یادگیری خیلی کوچک انتخاب شود، فرآیند آموزش شبکه بسیار طولانی خواهد شد. مثلاً شبکه ای که با نرخ

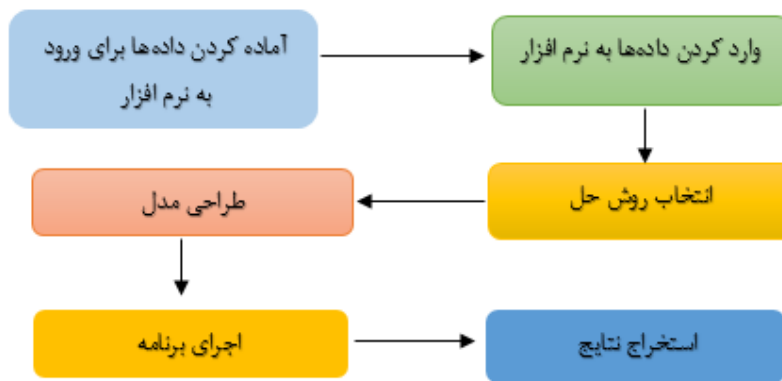


شکل ۴. مراحل مدل‌سازی در شبکه عصبی مصنوعی ANN

Fig. 3. Modelling process in ANN

مربوط به یک خصوصیت معین است و شاخه‌ها به معنای بازه‌ای از مقادیر هستند، این بازه‌های مقادیر بخش‌های مختلف مجموعه مقادیر معلوم را برای خصوصیت‌ها به دست دهند. عمل انشعاب توسط یکی از متغیرهای پیش‌بینی کننده انجام می‌پذیرد، بازه‌های انشعاب طوری انتخاب می‌شوند که مجموع مجذور انحراف از میانگین داده‌های هر گره را حداقل کنند. اولین مرحله برای ایجاد یک مدل درختی، استفاده از یک معیار انشعاب است. معیار انشعاب برای الگوریتم $M5$ بر اساس عملکرد انحراف استاندارد مقادیر هر کلاس و یا طبقه است که در هر گره به دست آمده است. این روش اساس روش‌های طبقه‌بندی است که آنتروپی نامیده می‌شود. آنتروپی می‌تواند به عنوان معیار میزان آشفتگی و بی‌نظمی یک سیستم تفسیر شود. معیار انشعاب بیانگر میزان خطا در آن گره می‌باشد و مدل حداقل خطای مورد انتظار را به عنوان نتیجه‌ی آزمایش هر صفت در آن گره محاسبه می‌کند. خطای مدل

از داده‌های ورودی و خروجی می‌باشد. مدل $M5$ یک مدل درختی برای پیش‌بینی صفات عددی پیوسته است که در آن توابع رگرسیونی خطی در برگ‌های این درخت متظاهر می‌شوند [۳۴] که در سال‌های اخیر تحول قابل توجهی در مسائل طبقه‌بندی و پیش‌بینی ایجاد نموده است. نتایج مدل درختی برای فهم و شبیه‌سازی آسان هستند و خروجی مدل از دقت بالایی برخوردار است که می‌توان آن را با سایر مدل‌ها مقایسه کرد، مدل درختی می‌تواند در مسائل گوناگون مورد استفاده محققین قرار گیرد [۳۵]. یک درخت تصمیم معمولاً از چهار بخش ریشه، شاخه، گره‌ها و برگ‌ها تشکیل شده است که گره‌ها با دایره نشان داده می‌شوند و شاخه‌ها نشان دهنده اتصال بین گره‌ها می‌باشند. درخت تصمیم به منظور سادگی در رسم معمولاً از چپ به راست و یا از بالا به پایین کشیده می‌شود، به طوری که ریشه (گره اول) در بالا قرار می‌گیرد. انتهای یک زنجیره را برگ می‌نامند. هر گره



شکل ۵. مراحل مدل‌سازی در مدل درختی M5

Fig. 5. Modelling process in M5

می‌باشد، بنابراین برای رسیدن به یک درخت بهینه و کارآمد باید شاخه‌های اضافی درخت هرس شود. دو روش برای هرس کردن درخت وجود دارد: (۱) هرس قبل از شکل‌گیری درخت حداکثر (۲) هرس بعد از شکل‌گیری درخت حداکثر. در روش اول فرآیند هرس اجازه نمی‌دهد شاخه‌های اضافی تولید شوند، ولی در روش دوم ابتدا درخت حداکثر تشکیل می‌شود، سپس فرآیند هرس انجام می‌گیرد. درخت بهینه بر اساس حداقل کردن خطای پیش‌بینی انتخاب می‌شود که دو روش برای محاسبه خطای پیش‌بینی وجود دارد: (۱) آزمون دستگاه مستقل (۲) آزمون صحت‌سنجی. روش اول هنگامی مورد استفاده قرار می‌گیرد که تعداد داده‌های زیادی داشته باشیم، در غیر این صورت از روش دوم استفاده می‌شود. پس از هرس کردن، پروسه صاف کردن برای جبران گسیختگی‌های تند که به طور اجتناب‌ناپذیر بین مدل‌های خطی هم جوار در برگ‌های درخت هرس شده، مخصوصاً برای مدل‌هایی که از مقادیر کمتری از نمونه‌ها ساخته شده‌اند، انجام می‌شود [۳۷]. در این تحقیق جهت مدل‌سازی روش M5 از گزینه M5Rule نرم‌افزار WEKA که در دانشگاه Waikato نیوزلند توسعه داده شده، استفاده شده است. در شکل ۵ مراحل مدل‌سازی مدل درختی در نرم‌افزار WEKA نشان داده شده است.

۳- نتایج و بحث

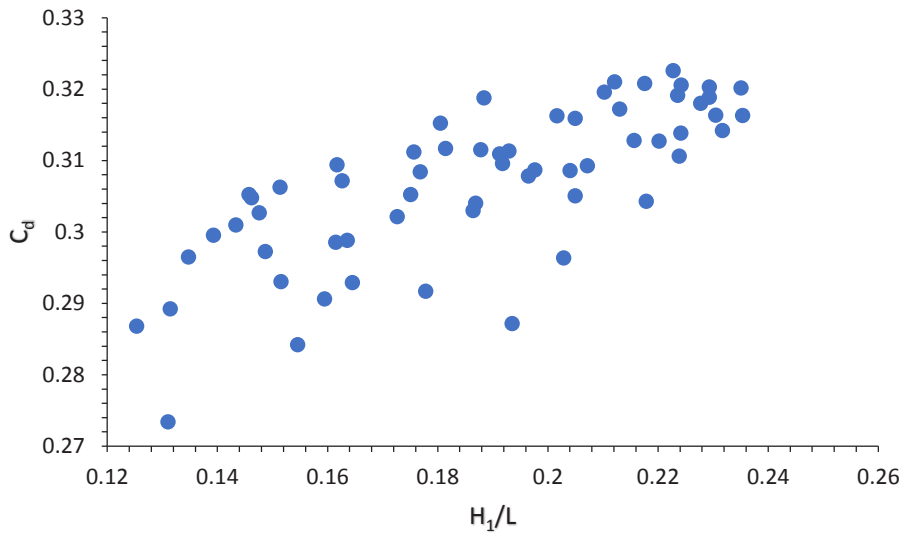
در شکل ۶-الف و ب، محدوده تغییرات ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی نسبت به H_1/L و همچنین نسبت به H_1/P با استفاده از داده‌های حاصل از آزمایشات تحقیق حاضر ارائه شده است.

عموماً با اندازه‌گیری دقت پیش‌بینی مقادیر هدف موارد دیده نشده سنجش می‌شود. فرمول محاسبه کاهش انحراف استاندارد (SDR) به صورت روابط ۹ و ۱۰ می‌باشد:

$$SDR = Sd(T) - \sum_{i=1}^N \frac{|T_i|}{|T|} Sd(T_i) \quad (9)$$

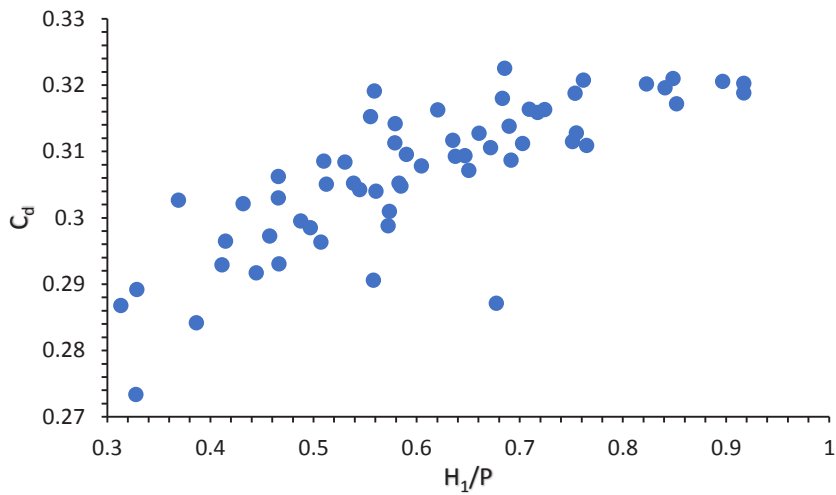
$$Sd(T) = \sqrt{\frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N y_i^2 - \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N y_i \right)^2 \right)} \quad (10)$$

در این رابطه T مجموعه‌ای از نمونه‌ها است (موارد) که به هر گره وارد می‌شود، T_i نشان دهنده زیر مجموعه‌ای از نمونه‌ها است که I امین نتیجه تست پتانسیلی را دارند، S_d بیانگر انحراف معیار، y_i مقدار عددی ویژگی هدف نمونه i و N شماره داده‌ها را نشان می‌دهد [۳۶]. مدل‌های تصمیم درختی انواع مختلف دارد. هنگامی که خروجی یک درخت، یک مجموعه گسسته از یک مجموعه مقادیر ممکن است، به آن طبقه‌بندی درختی گفته می‌شود. هنگامی که بتوان خروجی درخت را یک عدد حقیقی در نظر گرفت، آن را رگرسیون درختی می‌نامند. به عبارت دیگر، اگر متغیرهای ورودی به سیستم، عددی باشند، از رگرسیون درختی و اگر مطلق و قیاسی باشند، از طبقه‌بندی درختی استفاده می‌شود. فرآیند انشعاب در هر گره بارها تکرار می‌شود تا به گره پایانی (برگ) برسد که در برگ، مجموع مجذور انحراف از میانگین داده‌ها حدوداً به صفر می‌رسد. با این کار درخت بزرگی توسعه پیدا خواهد کرد. کار با این درخت بزرگ که شاخه‌ها و گره‌های زیادی دارد سخت



شکل ۶-الف. تغییرات C_d نسبت به H_1/L

Fig. 6-a. Variations of C_d vs. H_1/L



شکل ۶-ب. تغییرات C_d نسبت به H_1/P

Fig. 6-b. Variations of C_d vs. H_1/P

جدول ۳. خصوصیات آماری داده‌های مورد استفاده در این تحقیق

Table 3. Statistical metrics of data

آماره	H_1/L	H_1/P	C_d
میانگین	۰/۱۸۷	۰/۵۳۳	۰/۳۱۵
انحراف استاندارد	۰/۰۶۷	۰/۲۲۸	۰/۰۱۵
حداکثر	۰/۴۰۹	۰/۹۱۷	۰/۳۶۱
حداقل	۰/۰۵۴	۰/۰۶۷	۰/۲۸۴

جدول ۴. نتایج بررسی حالات مختلف در روش شبکه عصبی مصنوعی

Table 4. Results of different stages in ANN

R	تابع انتقال خروجی	تابع انتقال لایه ها	تعداد نرون در هر لایه	تعداد لایه پنهان
۰/۸۹۷	LinearTanh	Tanh	۴	۱
۰/۳۲۰۷	LinearTanh	Tanh	۴،۴	۲
۰/۹۰۴۴	LinearTanh	Tanh	۴،۳،۴	۳
۰/۹۶۶	LinearTanh	Tanh	۴،۴،۴،۴	۴

به کار رفتند. برای مقایسه سه روش شبکه عصبی مصنوعی، مدل درختی M5 و روش رگرسیونی غیرخطی، داده‌های مربوط به طول نسبی سرریز (H_1/L) و ارتفاع نسبی تاج سرریز (H_1/P) وارد سه مدل گردید و مقادیر R و RMSE برای مقایسه سه روش شبکه عصبی مصنوعی، M5 و رگرسیون غیرخطی محاسبه و در جدول ۵ نشان داده شده است. با توجه به جدول ۵ مشاهده می‌گردد که روش شبکه عصبی مصنوعی بیشترین R و کمترین RMSE را دارد که نسبت به دو روش M5 و روش رگرسیونی بهترین پیش‌بینی را در ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی داشته است. اما از آنجایی که خروجی روش شبکه عصبی مصنوعی به شکل رابطه نیست، لذا این روش نمی‌تواند برای طراحان و مجریان امر مفید باشد. بدین منظور، مطابق با کلیه برداشت‌های انجام شده برای ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی، اقدام به بررسی معادله حاکم گردید. در تحقیق حاضر برای سری داده‌های موجود، معادله‌ای با شکل عمومی زیر برآش داده شد.

با توجه به شکل ۶ مشاهده می‌گردد که با افزایش H_1/L و H_1/P ، ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی افزایش پیدا می‌کند. تغییرات C_d نسبت به H_1/L دارای پراکندگی بیشتری است (در مقایسه با متغیر H_1/P) و به نظر می‌رسد علاوه بر متغیر H_1/L عامل دیگری بر C_d تاثیر گذار بوده است. لذا فرض تک متغیره بودن تابع C_d قابل پذیرش نخواهد بود و باید از توابع چند متغیره بهره برد. خصوصیات آماری برای داده‌های مورد استفاده در این تحقیق در جدول ۳ ارائه شده است. لازم به توضیح است که روش شبکه عصبی مصنوعی با تعداد لایه‌های پنهان متفاوت و توابع انتقال متفاوت و همچنین تعداد نرون‌های متفاوت در هر لایه امتحان شد و بهترین نتایج مربوط به هر تعداد لایه در جدول شماره ۴ نشان داده شده است که از بین این نتایج بهترین نتیجه مربوط به تعداد لایه‌های پنهان ۴ با تعداد نرون‌های ۴ در هر لایه با توابع انتقال ورودی لایه‌ها و خروجی مشخص شده در جدول ۴ می‌باشد. ضمناً ۷۰ درصد داده‌ها برای مرحله آموزش و ۳۰ درصد بقیه به صورت تصادفی برای مرحله آزمون

جدول ۵. نتایج حاصل از سه روش متفاوت در پیش‌بینی ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی

Table 5. Results from different models for discharge coefficient predictions

روش	R	RMSE
ANN	۰/۹۶۶	۰/۰۰۳۸
M5Rule	۰/۹۳۵۷	۰/۰۰۵۶
Regression	۰/۸۴	۰/۰۰۸

جدول ۶. برآورد ضرایب ثابت معادله غیرخطی حاصل از رگرسیون

Table 6. Coefficients of nonlinear regression for Eq (11)

Eqs.no	a	b	C	d	e	f	RMSE	R ²	R
۱۱	۰/۳۲۹۶	-۰/۲۰۳۹	۰/۱۲۷۵	۰/۰۶۱۰۷	-۰/۵۱۴۲۴۱	۰/۶۳۸۶۸	۰/۰۰۸	۰/۷۱۶	۰/۸۴

ضریب دبی برای $H_1/P = 1$ کمتر از بقیه می‌شود. نقطه $H_1/L = 0/22$ محل تلاقی کلیه منحنی‌ها به شمار می‌آید.

در شکل ۸ به بررسی پارامترهای بی‌بعد بر ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی با استفاده داده‌های آزمایشگاهی جمع‌آوری شده و به صورت منحنی‌های کنترولی در محیط نرم‌افزار Surfer پرداخته شده است. با داشتن این منحنی‌ها می‌توان ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی را به ازای مقادیر مختلف H_1/P و H_1/L به دست آورد. شکل منحنی‌های کنترولی نشان می‌دهد که تاثیر عامل بی‌بعد H_1/P کمتر از عامل بی‌بعد H_1/L است. به بیان دیگر منحنی‌های کنترولی در جهت عرضی (H_1/L) بیشتر از جهت طولی (H_1/P) تغییر نشان می‌دهند. حداکثر مقادیر C_d در گوشه بالا سمت راست به ازای مقادیر بزرگتر H_1/P و H_1/L اتفاق افتاده است. به نظر می‌رسد طول کمتر و ارتفاع کمتر سرریز در افت انرژی کمتر نقش داشته و این مسئله بر افزایش ضریب دبی اثر گذاشته است.

لازم به ذکر است که نحوه‌ی استفاده از منحنی کنترولی شکل ۸ به این صورت است که برای یک H_1/P و H_1/L مفروض، با وصل کردن این اعداد به صورت قائم و افقی به هم، می‌توان ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی را به دست آورد.

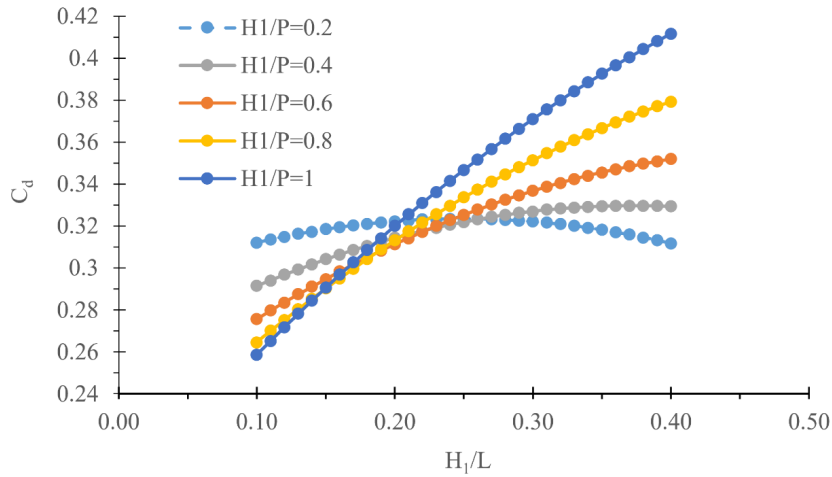
نتایج مربوط به مقادیر پیش‌بینی شده ضریب دبی توسط مدل شبکه

$$C_d = a + b \times \frac{H_1}{P} + c \times \frac{H_1}{L} + d \times \left(\frac{H_1}{P}\right)^2 + e \times \left(\frac{H_1}{L}\right)^2 + f \times \frac{H_1}{P} \times \frac{H_1}{L} \quad (11)$$

در جدول ۶، نتایج حاصل از روش رگرسیونی استخراجی از نرم‌افزار SPSS ارائه شده است.

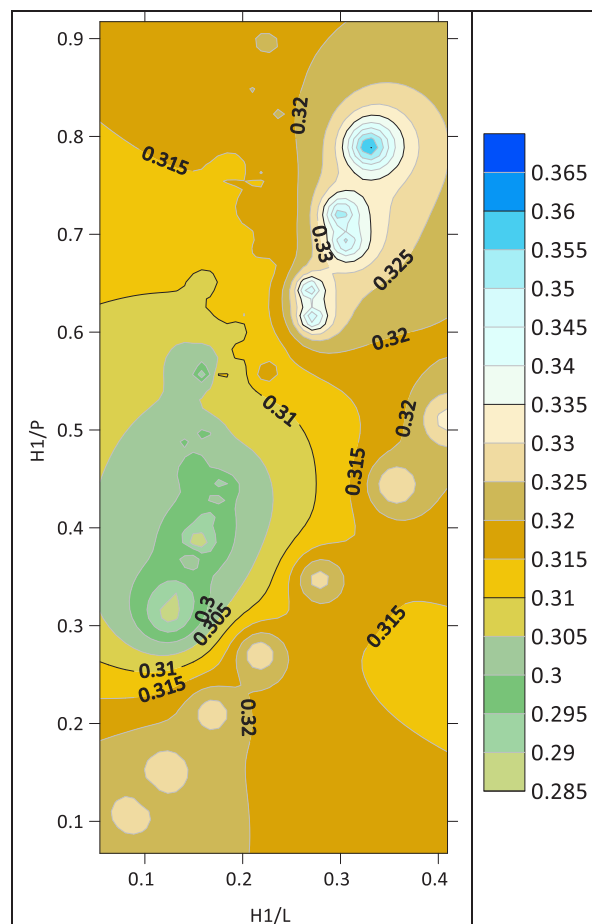
با استفاده از رابطه ۱۱ و همچنین اطلاعات جدول ۶ می‌توان ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی را محاسبه کرد. در شکل ۷ با استفاده از رابطه ۱۱ نموداری به ازای H_1/P های مختلف رسم شده است.

با توجه به شکل ۷ مشاهده می‌شود که با افزایش H_1/L ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی افزایش می‌یابد. علت آن احتمالاً مربوط به طول سرریز است، بدین معنی که با کاهش طول سرریز، افت انرژی کاهش یافته و این امر موجب افزایش C_d می‌شود. همچنین با افزایش H_1/P دامنه تغییرات C_d در یک بازه مشخص از H_1/L بیشتر است. به بیان دیگر برای H_1/P کمتر، تغییرات ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی در یک بازه از H_1/L کمتر است. مطابق شکل ۷ برای $H_1/L = 0/22$ روند تغییرات ضریب دبی مهم تلاقی می‌شود. بدین معنی که به ازای $H_1/L > 0/22$ و برای $H_1/P = 1$ ضریب دبی بیشتر از بقیه ولی به ازای $H_1/L < 0/22$



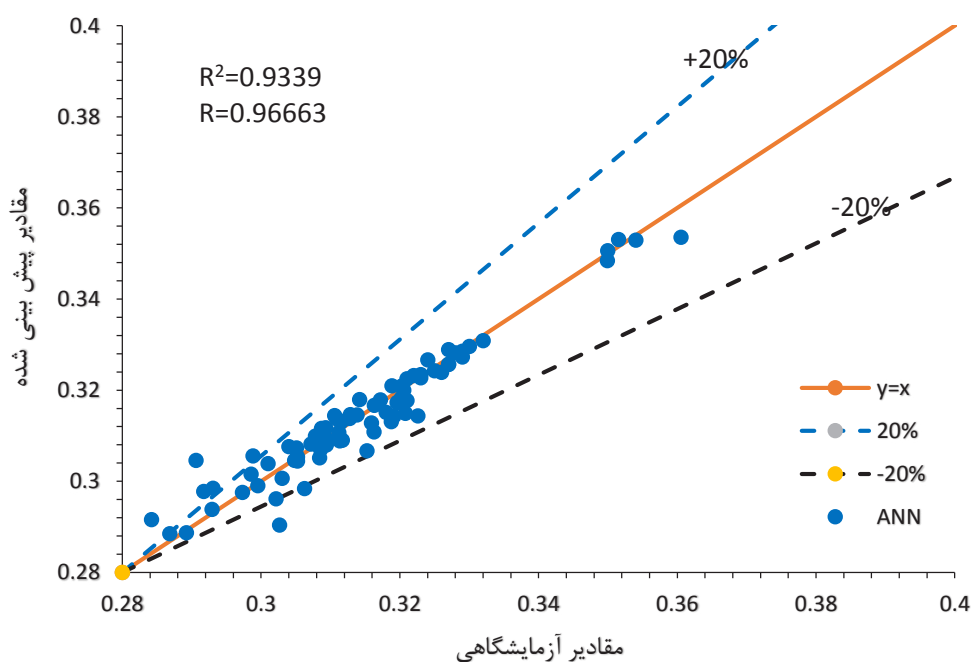
شکل ۷. تاثیر H_1/L بر ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی با استفاده از رابطه ۱۱ در H_1/P های مختلف

Fig. 7. The effect of H_1/L on C_d using Eq (11)



شکل ۸. منحنی‌های کنتوری C_d به ازای تغییرات H_1/L و H_1/P

Fig. 8. Contours of C_d with variation of H_1/P and H_1/L



شکل ۹. مقادیر پیش‌بینی شده و آزمایشگاهی ضریب دبی در مدل ANN

Fig. 9. Observed and predicted values of Cd using the ANN model

منجر به ایجاد ۴ قانون "اگر-آنگاه" شده است که نتایج حاصل از آن به صورت جدول ۷ است.

قوانین مذکور در بازه‌های مشخصی از داده‌های ورودی ارائه شده است. در روابط فوق، H_1/L طول نسبی، H_1/P ارتفاع نسبی تاج و C_d ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی را نشان می‌دهد. اعداد داخل پرانتز در مدل M5Rule به ترتیب تعداد مواردی از داده‌ها را که در شرایط هر رابطه خطی صدق می‌کند و درصد خطای مربوط به هر رابطه خطی ناظر به قانون مذکور را به صورت درصد نشان می‌دهد. همچنین ملاحظه می‌گردد که در قانون‌های استخراجی ضرایب طول نسبی (H_1/L) در مقایسه با ارتفاع نسبی (H_1/P) بزرگتر بوده که نشانگر تاثیر بیشتر این پارامتر در تعیین ضریب دبی سرریز لبه پهن می‌باشد. با توجه به جدول ۷ مشاهده می‌گردد که برخی از قوانین محدوده‌های مشترکی دارند. در شکل ۱۳ محدوده هر یک از قوانین و همچنین محدوده مشترک آن‌ها مشاهده می‌گردد.

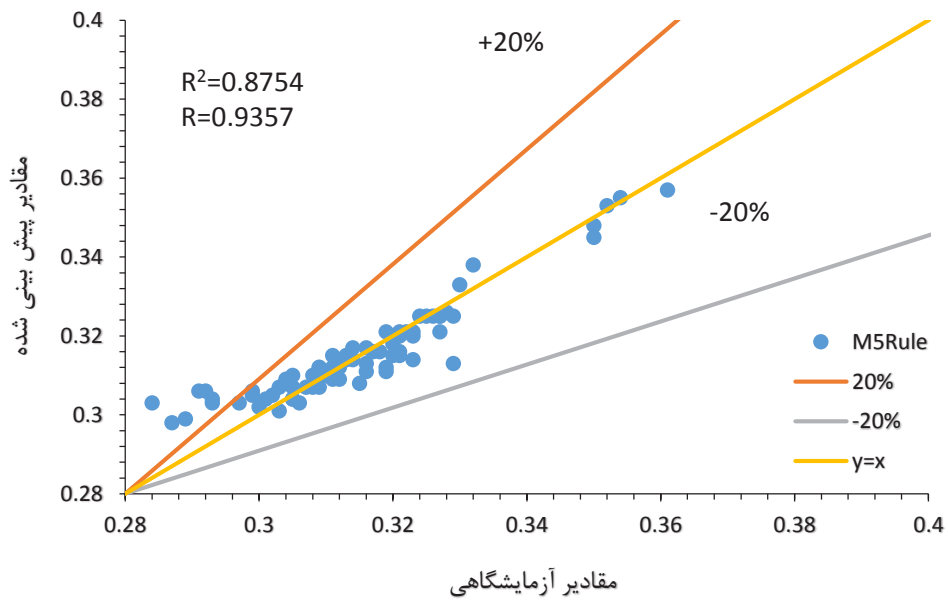
با توجه به شکل ۱۳ مشاهده می‌گردد که ناحیه II در تمامی قانون‌ها مشترک می‌باشد. همچنین قانون‌های اول و دوم در محدوده‌ی قانون سوم قرار دارند. روش رگرسیون غیرخطی چند متغیره لجستیک جهت مقایسه با

عصبی مصنوعی، مدل درختی M5 و رگرسیون غیرخطی در مقابل مقادیر آزمایشگاهی برای پارامترهای ورودی به ترتیب در شکل‌های ۹، ۱۰ و ۱۱ داده شده است. مقدار بالای R^2 و R در این شکل‌ها، نشانگر قدرت بالای مدل‌ها در پیش‌بینی ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی می‌باشد.

با توجه به نمودار شکل‌های فوق مشاهده می‌گردد که در مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) اکثر داده‌ها در نزدیکی نیم‌ساز ناحیه اول و در محدوده باند اطمینان قرار دارند که نشانگر قدرت بالای مدل در پیش‌بینی ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی می‌باشد. همچنین دو مدل درختی M5 و رگرسیون خطی نیز ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی را به خوبی پیش‌بینی می‌کنند. شکل ۱۲ نیز جهت نشان دادن تشابه بالای نتایج حاصل از سه روش شبکه عصبی مصنوعی، مدل درختی M5 و رگرسیون خطی با نتایج آزمایشگاهی ضریب دبی برای داده‌ها نشان داده شده است.

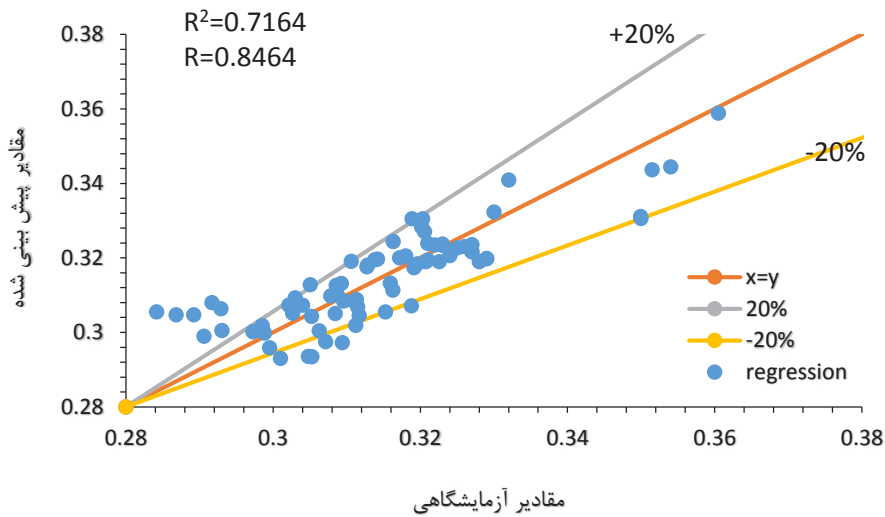
با توجه به نمودار شکل ۱۲ مشاهده می‌گردد که مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل M5 بیشترین تشابه را با داده‌های آزمایشگاهی در پیش‌بینی ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی دارد.

پیش‌بینی ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی در مدل M5Rule



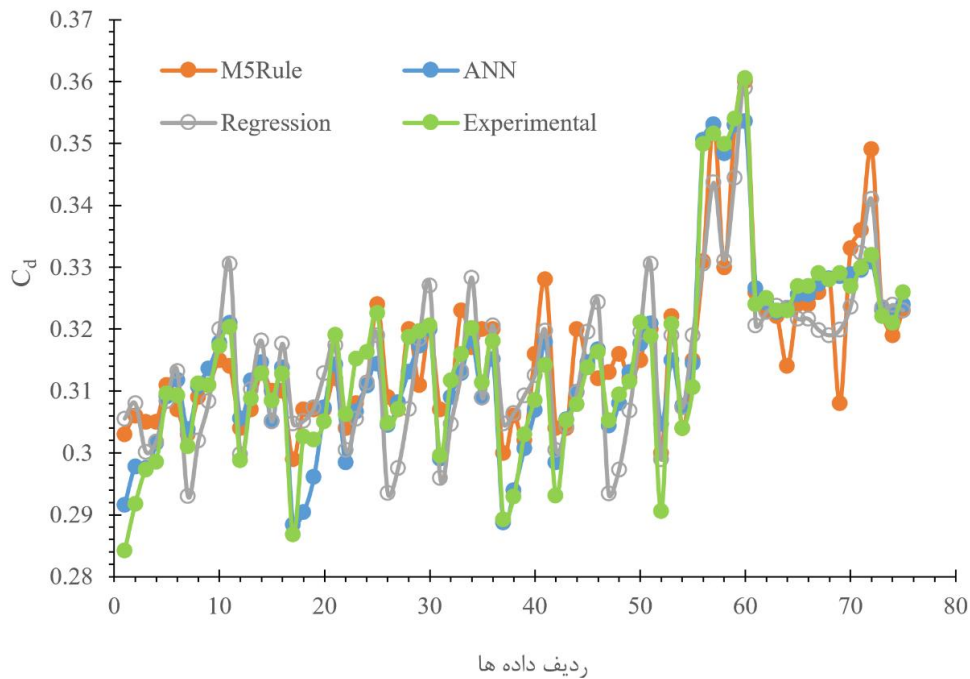
شکل ۱۰. مقادیر پیش‌بینی شده و آزمایشگاهی در مدل M5Rule

Fig. 10. Observed and predicted values of Cd using the M5Rule model.



شکل ۱۱. مقادیر پیش‌بینی شده و آزمایشگاهی در مدل رگرسیون غیرخطی

Fig. 11. Observed and predicted values of Cd using the nonlinear regression method.



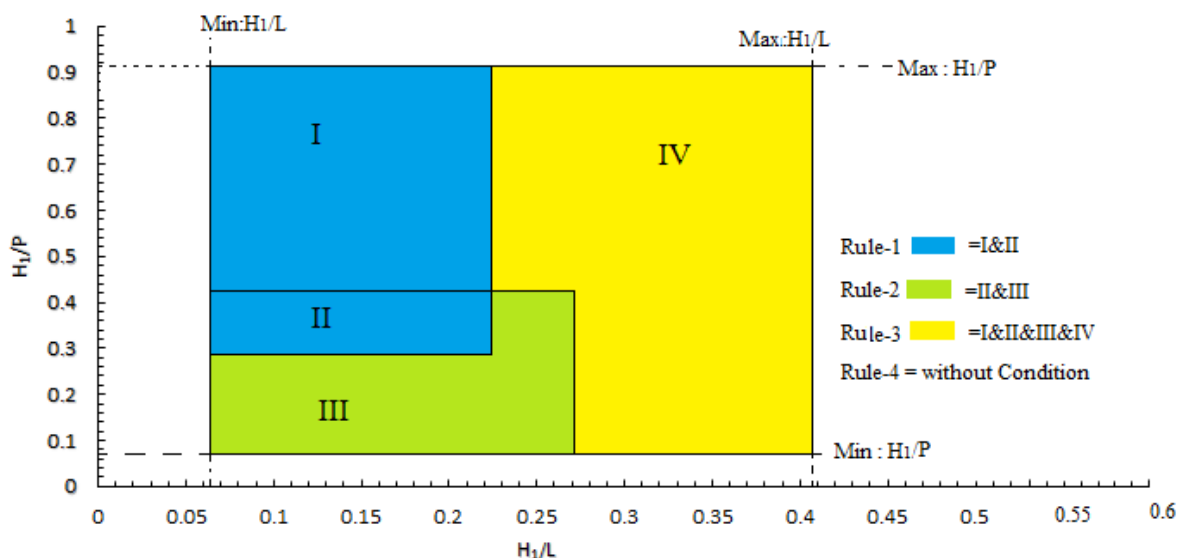
شکل ۱۲. انطباق نتایج به دست آمده از روش‌های مختلف در محاسبه ضریب دبی

Fig. 12. Results using different methods for Cd prediction

جدول ۷. قانون‌های "اگر-آنگاه" استخراجی از مدل M5Rule

Table 7. "If-then" rules resulting from the M5-Rule.

Eqs.no	قانون	شرط	رابطه
12	Rule1	$H_1/L < 0.224$ $H_1/P > 0.292$	$C_d = 0.0153 \times \frac{H_1}{P} + 0.1163 \times \frac{H_1}{L} + 0.2783$ (47 / 31.582%)
13	Rule2	$H_1/L < 0.252$ $H_1/P < 0.425$	$C_d = 0.0053 \times \frac{H_1}{P} + 0.023 \times \frac{H_1}{L} + 0.3214$ (12 / 13.982%)
14	Rule3	$H_1/L < 0.252$	$C_d = 0.0063 \times \frac{H_1}{P} + 0.1061 \times \frac{H_1}{L} + 0.2927$ (8 / 8.528%)
15	Rule4	-----	$C_d = 0.0823 \times \frac{H_1}{P} + 0.2953$ (8 / 23.348%)



شکل ۱۳. محدوده مشترک قانون‌های "اگر-آنگاه" استخراجی از مدل M5Rule

Fig. 13. Specified zones obtained from "If-then" rules

چپ و برآمده در سمت راست شکل‌های ۱۴ - الف و ب به ترتیب نشانگر کم و زیاد شدن ضریب دبی هستند. توزیع سه بعدی ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی در حالت مدل رگرسیونی (شکل ۱۴-ج) حالت پیوسته‌تری را نسبت به دو مدل قبلی نشان می‌دهد. به نظر می‌رسد تکمیل داده‌ها با اطلاعات آزمایشگاهی بیشتر می‌تواند به توصیف کامل‌تر تغییرات ضریب دبی بی‌انجامد.

در شکل ۱۵ مقایسه‌ای بین نتایج داده‌های تحقیق حاضر با داده‌های آزمایشگاهی عظیمی و همکاران [۳۸]، فرو [۳۴] و همچنین رامامورتی و همکاران [۱۲] ارائه شده است.

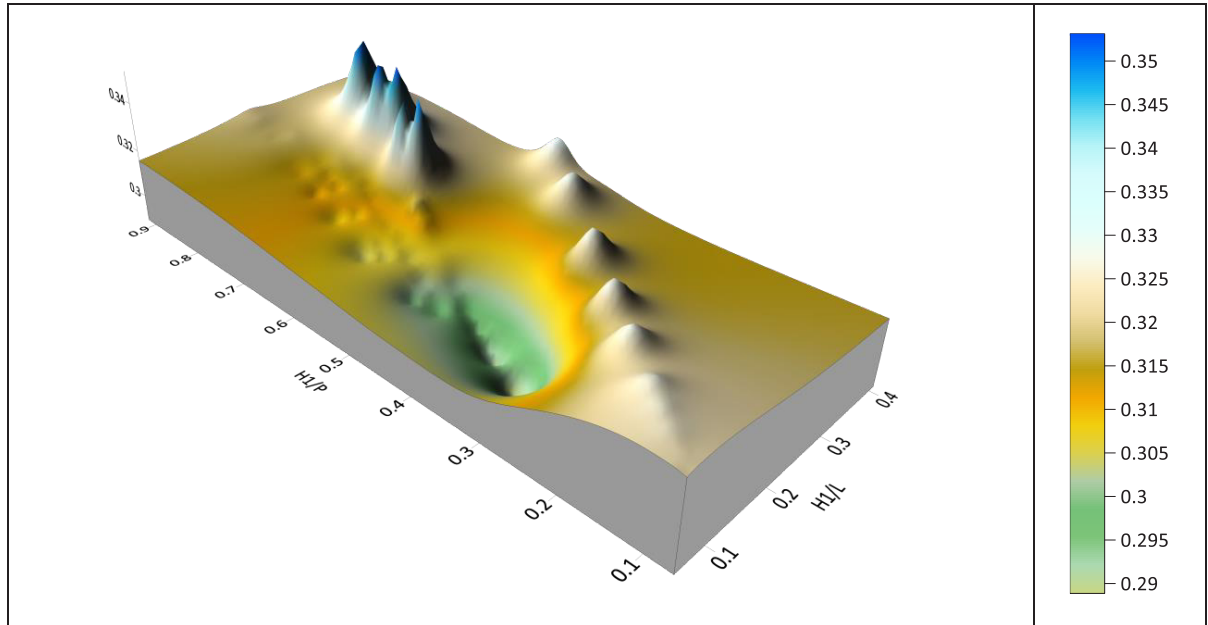
با توجه به شکل ۱۵ مشاهده می‌گردد که برای یک H_1/P معین، مقدار ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی در تحقیقات فرو [۳۴] بیشتر از مقدار ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی برای کار آزمایشگاهی عظیمی و همکاران [۳۴]، رامامورتی و همکاران [۱۲] و همچنین تحقیق حاضر است. همچنین نتایج آزمایشگاهی عظیمی و همکاران [۳۴] و رامامورتی و همکاران [۱۲] در مقایسه با نتایج فرو [۳۴] تطابق خیلی خوبی با نتایج این تحقیق دارد.

نتایج سایر روش‌ها، روی داده‌ها اعمال و منجر به ایجاد رابطه زیر گردید.

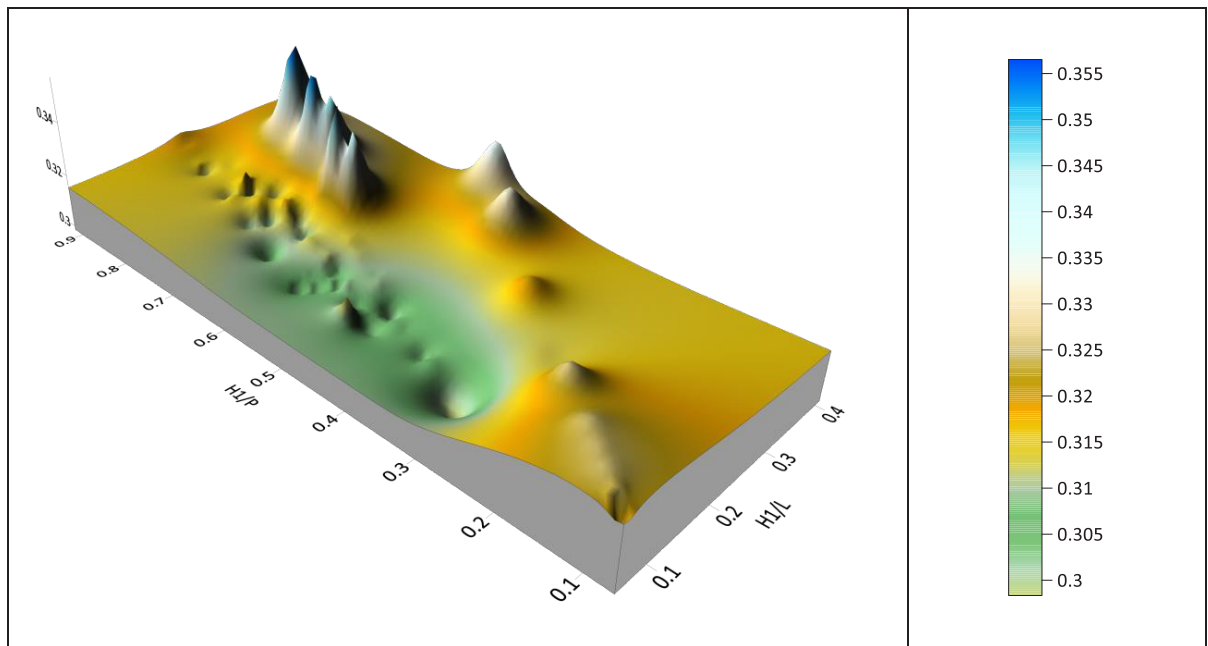
$$C_d = 0.33 - 0.204 \times \frac{H_1}{P} + 0.128 \times \frac{H_1}{L} + 0.0611 \times \left(\frac{H_1}{P} \right)^2 - 0.514 \times \left(\frac{H_1}{L} \right)^2 + 0.639 \times \frac{H_1}{P} \times \frac{H_1}{L} \quad (12)$$

با توجه به این نتایج مشاهده می‌شود که به ترتیب روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، مدل درختی M5 و رگرسیون خطی با دقت بالا و مطلوبی قادر به پیش‌بینی ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی می‌باشند. در شکل ۱۴-الف، ب و ج، توزیع سه بعدی ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی به ترتیب در سه روش ANN و M5 و رگرسیونی ارائه شده است.

با توجه به شکل ۱۴ مشاهده می‌شود که دو روش شبکه عصبی مصنوعی و مدل M5 تطابق نزدیک‌تری با همدیگر دارند. مناطق فرو رفته در سمت



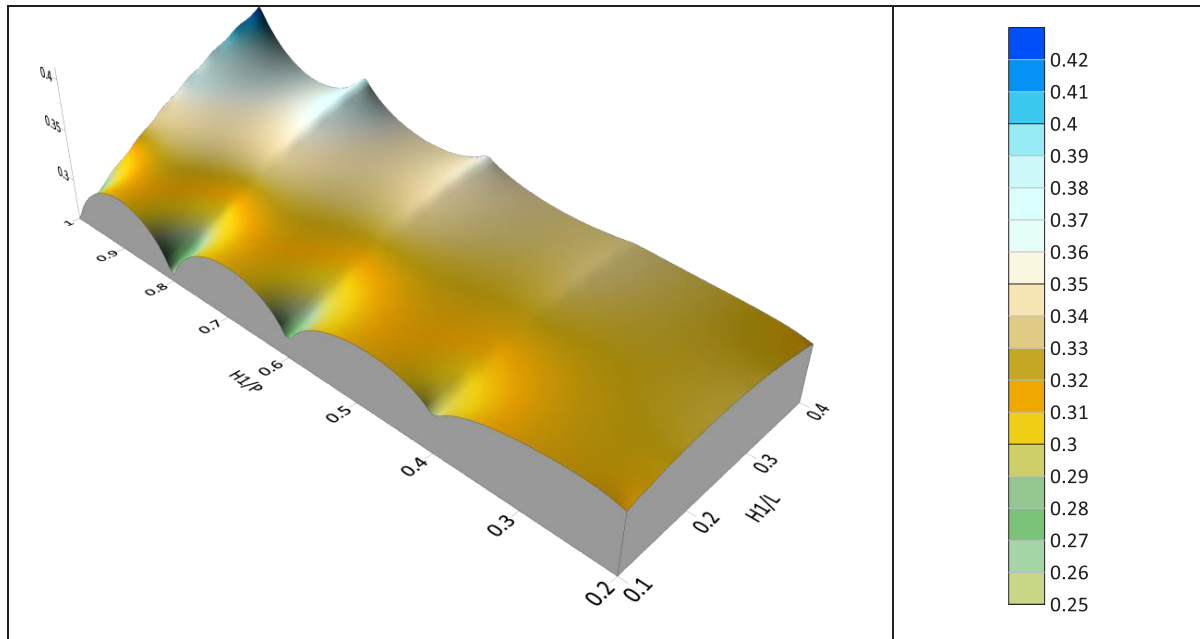
الف- تخمین ضریب دبی به روش ANN
a- Prediction of C_d in ANN method



ب- تخمین ضریب دبی به روش M5
b- Prediction of C_d in M5 method

شکل ۱۴. توزیع سه بعدی ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی در سه روش ANN و M5 و رگرسیون (ادامه دارد)

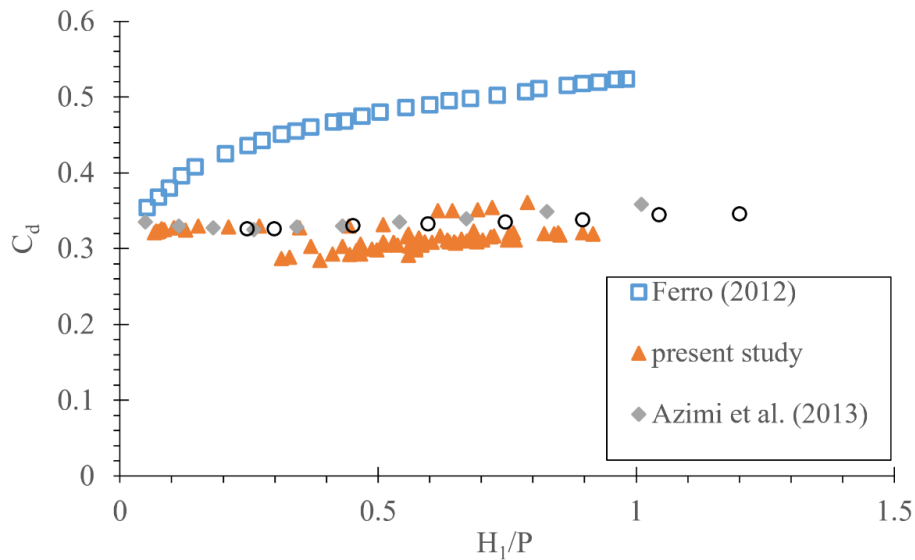
Fig. 14. 3D distribution of C_d in broad crested weir for ANN, M5 and regression methods(Continued)



ج- تخمین ضریب دبی به روش رگرسیون
c- Prediction of C_d in regression method

شکل ۱۴. توزیع سه بعدی ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی در سه روش ANN و M5 و رگرسیونی

Fig. 14. 3D distribution of C_d in broad crested weir for ANN, M5 and regression methods



شکل ۱۵. مقایسه نتایج تحقیق حاضر با نتایج عظیمی و همکاران [۳۸]، فرو [۳۴] و رامامورتی و همکاران [۱۲]

Fig. 15. Comparison of the results of the present study with Azimi and Rajaratnam [38], Ferro [34] and Ramamurthy et al. [12]

۴- نتیجه گیری

تحت پوشش قرار دادن محدوده مناسب تری برای H_1/P و H_1/L می تواند بر دقت تخمین ضریب دبی بی افزاید. با توجه به حساسیت کم C_d به H_1/P و حساسیت بیشتر آن به H_1/L پیشنهاد می شود تا مطالعات بعدی در محدوده وسیع تری از H_1/L انجام گیرد. استفاده از دینامیک سیالات محاسباتی (CFD) در کنار کارهای آزمایشگاهی نیز می تواند بر غنای کار اضافه کند. بدین منظور استفاده از نرم افزارهای Fluent و Flow3D پیشنهاد می شود.

در این تحقیق آزمایش هایی در دانشگاه تبریز برای تعیین ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی انجام گرفت. داده های این آزمایش ها به علاوه سه گروه آزمایشات از سایر محققین به صورت یک جا برای تخمین ضریب دبی با استفاده از سه مدل رگرسیون لجستیک غیرخطی، مدل درختی M5 و شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان داد که:

مدل درختی M5 قابلیت ارائه معادلات خطی ساده و قابل فهم برای پیش بینی ضریب دبی سرریز لبه پهن مستطیلی با دقت بالا را دارا است. اگر چه دقت روش شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل M5Rule اندکی بالا است، ولی کاربرد مدل M5Rule به لحاظ سادگی، قابل فهم بودن و ارائه روابط خطی ساده که به صورت قوانین "اگر-آنگاه" ارائه می گردد، می تواند به عنوان یک روش جایگزین قابل رقابت با سایر روش ها از جمله روش شبکه عصبی مصنوعی مطرح گردد. از طرفی روش رگرسیون غیرخطی نیز به دلیل ارائه رابطه غیرخطی پیچیده، نمی تواند با روش M5Rule با روابط خطی ساده و قابل فهم رقابت نماید. تحلیل مدل درختی M5 چهار قانون با معادلات خطی متفاوت، برای پیش بینی رفتار تغییرات C_d ارائه کرد که برخی مناطق با یکدیگر هم پوشانی نشان دادند. تحلیل رگرسیون غیرخطی نشان داد که نقطه $H_1/L=0.22$ محل تلاقی کلیه منحنی های تغییرات C_d بوده و می تواند به عنوان نقطه مهم تلقی شود. برای بررسی بیشتر، می توان از مدل های هوشمند دیگری نظیر GEP، GMDH و غیره بهره برد و دقت آن ها را در مقایسه با سه مدل طرح شده در این تحقیق مورد ارزیابی قرار داد. همچنین استفاده از داده های آزمایشگاهی بیشتر برای

۵- فهرست علائم

L	طول سرریز (سانتی متر)
P	ارتفاع سرریز (سانتی متر)
Q	دبی (لیتر بر ثانیه)
H_1	هد کل موثر در بالادست سرریز (سانتی متر)
C_d	ضریب دبی سرریز
T	مجموعه ای از نمونه ها (موارد)
T_i	زیر مجموعه ای از نمونه ها
S_d	انحراف معیار
Y_i	مقدار عددی ویژگی هدف نمونه
N و i	شماره داده ها

پیوست

داده های مورد استفاده در تحقیق حاضر به تعداد ۷۵ مورد در جدول زیر ارائه شده است.

جدول پیوست: داده‌های استفاده شده در تحقیق حاضر

Appendix Table: The data used in this study

H ₁ /P	H ₁ /L	C _d	H ₁ /P	H ₁ /L	C _d	H ₁ /P	H ₁ /L	C _d
0.386	0.155	0.284	0.512	0.205	0.305	0.510	0.204	0.309
0.445	0.178	0.292	0.559	0.224	0.319	0.579	0.232	0.314
0.458	0.149	0.297	0.466	0.151	0.306	0.466	0.152	0.293
0.497	0.161	0.299	0.555	0.180	0.315	0.539	0.175	0.305
0.590	0.192	0.310	0.621	0.202	0.316	0.605	0.196	0.308
0.637	0.207	0.309	0.685	0.223	0.323	0.690	0.224	0.314
0.573	0.143	0.301	0.585	0.146	0.305	0.724	0.235	0.316
0.703	0.176	0.311	0.651	0.163	0.307	0.583	0.146	0.305
0.765	0.191	0.311	0.754	0.188	0.319	0.647	0.162	0.309
0.852	0.213	0.317	0.841	0.210	0.320	0.751	0.188	0.312
0.917	0.229	0.320	0.897	0.224	0.321	0.848	0.212	0.321
0.572	0.164	0.299	0.487	0.139	0.300	0.917	0.229	0.319
0.692	0.198	0.309	0.635	0.181	0.312	0.558	0.159	0.291
0.755	0.216	0.313	0.717	0.205	0.316	0.762	0.218	0.321
0.530	0.177	0.308	0.823	0.235	0.320	0.561	0.187	0.304
0.661	0.220	0.313	0.579	0.193	0.311	0.672	0.224	0.311
0.313	0.125	0.287	0.683	0.228	0.318	0.615	0.271	0.350
0.369	0.148	0.303	0.329	0.131	0.289	0.692	0.305	0.352
0.432	0.173	0.302	0.411	0.165	0.293	0.644	0.268	0.350
0.790	0.329	0.361	0.466	0.186	0.303	0.721	0.300	0.354
0.127	0.102	0.324	0.069	0.056	0.323	0.105	0.084	0.327
0.085	0.068	0.325	0.076	0.061	0.323	0.151	0.121	0.329
0.270	0.217	0.329	0.105	0.084	0.327	0.210	0.169	0.328
0.347	0.278	0.327	0.510	0.409	0.332	0.067	0.054	0.321
0.444	0.356	0.330	0.074	0.059	0.322	0.081	0.065	0.326

منابع

- of rectangular broad- crested weirs with sloped upstream face, Journal of Hydrology and Hydromechanics, 60(2) (2012): 87–100.
- [4] W.H. Hager, M. Schwalt, Broad-crested weir. J. Irrig. Drain. Eng. ASCE, 120(1) (1994): 13–26. Discussion: 12(2) (1994): 222–226.
- [5] R. E. Horton, Weir experiments, coefficients, and formulas. Dept. of the Interior, U.S. Geological Survey, Water-Supply and Irrigation Paper 200. (1907). Government Printing Office, Washington, D.C.
- [6] C. Keutner, Strömungsvorgänge an breitenkronigen Wehrkörpern und an Einlaufbauwerken. Bauingenieur, [1] K. Badr, D. Mowla, Development of Rectangular Broad-crested Weirs for Flow Characteristics and Discharge Measurement, KSCE Journal of Civil Engineering 19(1) (2015): 136-141
- [2] A. Masoodi, P. Parsamehr, F. Salmasi, S. Pureskandar, Regression Analysis, Genetic Programming and ANN to Predict Discharge Coefficient of Compound Broad Crested Weir, Journal of Water and Soil, 26(4) (2012): 933-942. (in Persian)
- [3] E. Goodarzi, J. Farhoudi, N. Shokr, Flow characteristics

- of Tehran.
- [18] R. Daneshfaraz, O. Minaei, J. Abraham, S. Dadashi, A. Ghaderi, 3-D Numerical simulation of water flow over a broad- crested weir whit openings, *ISH Journal of Hydraulic Engineering*, (2019): 1-9.
- [19] M.T. Sattari, A.S. Anli, H. Apaydin, S. Kodal. Decision trees to determine the possible drought periods in Ankara. *Atmosfera* 25(2012): 65-83.
- [20] ZhA. Dayev, Application of artificial neural networks instead of the orifice plate discharge coefficient. (2019), *Flow measurement and instrumentation*.
- [21] D.P. Solomatine, Y. Xue. M5 model trees and neural networks: Application to flood forecasting in the upper reach of the Huai River in China. *J. Hydrol. Eng.* 9(2004): 491–501.
- [22] B. Bhattacharya, D.P. Solomatin. Neural networks and M5 model trees in modeling water level-discharge relationship. Department of Hydroinformatics and Knowledge Management, NESCO-IHE Institute for Water Education, P.O. Box 3015,2601 DA Delft, (2004), the Netherlands.
- [23] M. Pal, S. Deswal. M5 model tree based modeling of reference evapotranspiration. *Hydrol. Process* 23(2009):1437-1443.
- [24] A. Komakpanah, S. Bakhtiari, Use of neural network in the design of python injections, *Special Issue of Civil Engineering* 35 (2009) 91-98.
- [25] H.R. Saba, M. Mohsen Kamalian, I. Raeisizadeh, Determining Impending Slip of Slop and Optimized Embankment Operation Volume of Earth Dams Using a Combination of Neural Networks and Genetic Algorithms (GA), *Amirkabir Journal of Civil Engineering*, 50(4) (2018) 747-754.
- [26] T. Honar, S. Pourhamzeh, A neural network model to predict characteristics of Hydraulic Jump in Stilling Basins with Convergent Wall, *Water and soil science*, 23(2) (2012) 99-109.
- [27] F. Salmasi, G. Yıldırım, A. Masoodi, P. Parsamehr, Predicting discharge coefficient of compound broad-crested weir by using genetic programming (GP) and 15(37/38) (1934): 366-371.
- [7] W. D. Moss, Flow separation at the upstream edge of a square-edged broad crested weir. *J. Fluid Mech.*, 52(2) (1972): 307- 320.
- [8] J. Singer, Square-edged broad-crested weir as a flow measurement device. *Water and Water Engrg.* 68(6) (1964): 229-235.
- [9] A. J. M. Harrison, Some comments on the square-edged broad-crested weir. *Water and Water Engrg.* 68(11) (1964): 445-448.
- [10] K. G. Ranga Raju, I. Ahmad, Discharge characteristics of suppressed and contacted broad-crested weirs. *J. Irrigation and Power (India)*, 30(4) (1973): 157- 166.
- [11] A. D. Crabbe, Some hydraulic features of the square-edged broad-crested weir. *Water and Water Engrg.* 78(10) (1974): 354-358.
- [12] A. S. Ramamurthy, U. S. Tim, M. V. J. Rao, Characteristics of square-edged round-nosed broad-crested weirs. *J. Irrig. and Drain. Engrg. ASCE*, 114(1) (1988): 61-73; 115(4) (1988): 766.
- [13] H. Bazin, Expériences Nouvelles sur l'Écoulement par Déversoir. Recent experiments on the flow of water over weirs. *Mémoires et Documents, Annales des Ponts et Chaussées, Séries 7*, 12(2) (1896): 645–731 (in French).
- [14] C. A. Gonzalez, H. Chanson, Experimental measurements of velocity and pressure distribution on a large broad-crested weir. *Flow Meas. Instrum.*, 18(3–4) (2007): 107–113.
- [15] A. Khosro jerdi, M.R. Kavianpour, A. Shamsae, A. Daemi, Hydraulic investigation of broad creast weir and curved arch effect, 3rd Iranian Hydraulic Conference, (2002), University of Tehran.(in persian).
- [16] N. Shokri, J. Farhodi, A. Ghodarzi, Investigation of the Effect of Downstream Slope of Rectangular Width Overflows on Flow Conditions (Critical Depth and Speed Profile), (2009)Tehran, 7th Iranian Hydraulic Conference. (In Persian).
- [17] N. Ajlo, J. Farhodi, Investigating the Effect of Changing Overflow Length on Two Floating Rectangular Widths on Flow Characteristics. Master thesis. (2009), Univercity

- [33] A. Alikhanzadeh, Data Mining. First Edition, Olom rayaneh press, 14p. (2006).
- [34] M. Pal, M5 model tree for land cover classification. International Journal of Remote Sensing. 27(4) (2006): 825-831.
- [35] M.R. Fallahi, H. Varvani, S. Goliyan, Precipitation forecasting using regression tree model to flood control. 5th international watershed and water and soil resources management, (2012), Kerman, Iran (In Persian).
- [36] D. Alberg, M. Last, A. Kandel, Knowledge discovery in data streams with regression tree methods. WIREs Data Mining Knowl Discov 2(2012), 69-78.
- [37] B. Bhattacharya, D.P. Solomatine, Neural networks and M5 model trees in modeling water level-discharge relationship. Department of Hydroinformatics and Knowledge Management, NESCO-IHE Institute for Water Education, P.O. Box 3015, 2601 DA Delft, (2004), The Netherlands.
- [38] A.H. Azimi, N. Rajaratnam, Z. David, M. Zhu, Discussion of new theoretical solution of the stage-discharge relationship for sharp-crested and broad weirs by V. Ferro, J. Irrig. Drain Eng., in press (2013): 516-517.
- artificial neural network (ANN) techniques. Arabian Journal of Geosciences. (6), (2013) 2709–2717.
- [28] F. Salmasi, J. Abraham, Discussion of “Hydrodynamics of Rectangular Broad-Crested Porous Weirs” by Safarzadeh and Mohajeri, J. Irrig. Drain Eng., 146(4): (2020) 07020003.
- [29] B. Nourani, H. Arvanaghi, F. Salmasi, A novel approach for estimation of discharge coefficient in broad-crested weirs on Harris Hawks Optimization algorithm, Flow Measurement and Instrumentation 79 (2021) 101916.
- [30] F. Salmasi, M.T. Sattari, Predicting discharge coefficient of rectangular broad-crested gabion weir using M5 tree model. Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering (Shiraz University). 41 (2): (2017) 205–212.
- [31] M. Sharif Zak, Gh.A. Barani, Flow discharge forecasting in compound channels using Artificial Neural Networks. 1th International Conference of Civil and Development, Zibakenar, Iran (In Persian).
- [32] J.R. Quinlan, Learning with continuous classes. In proceedings AI, 92 (Adams & Sterling, Eds), (1992):343-348, Singapore: World Scientific.

چگونه به این مقاله ارجاع دهیم

F. Salmasi, F. Nahrain, A. Taheri Aghdam, Prediction of discharge coefficients for broad-crested weirs using expert systems, Amirkabir J. Civil Eng., 54(12) (2023) 4435-4458.

DOI: 10.22060/ceej.2022.18990.7021

