

تعیین پارامترهای تاثیرگذار بر ضریب دبی سرریزهای اوجی قوس محور با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) و مقایسه با روش شبکه فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS)

کیومرث روشننگر¹، علی فرودی خور^{2*}، مجتبی صانعی³

تاریخ دریافت: 1395/12/24 تاریخ پذیرش: 1396/2/9

چکیده

الگوی سه بعدی جریان در سرریزهای اوجی و نامحدود بودن تغییرات پارامترهای هندسی به مانند تصحیح جزئی در شکل تاج یا تغییرات سازه‌ای از یک سو و محدودیت اطلاعات قابل دسترس در مورد هیدرولیک سرریزهای اوجی قوس محور از سوی دیگر، به عنوان چالشی بزرگ، باعث گردیده تا به کارگیری سیستم‌های فرامدل و داده‌گرا مورد توجه محققان قرار گیرد. در تحقیق کنونی پیش‌بینی ضریب دبی با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی و بکارگیری روش‌های هوش مصنوعی (ماشین بردار پشتیبان SVM و سیستم استنتاج تطبیقی عصبی - فازی ANFIS) انجام شد. بدین منظور از داده‌های مدل آزمایشگاهی از این سرریز با چندین زاویه همگرایی دیواره‌های هادی $0 < \theta < 120$ (ساخته شده توسط نگارندگان) استفاده و به ازای مدل‌های مختلف، مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج حاصله نشان داد که نسبت هد طراحی به عمق بحرانی $(\frac{H_d}{y_c})$ بیش‌ترین تاثیر را در تخمین ضریب دبی در مدل برتر و پارامترهای هد بالادست به هد طراحی $(\frac{H}{H_d})$ و هد بالادست به ارتفاع سرریز $(\frac{H}{p})$ تاثیر تقریباً یکسان و کم‌تری را در این مدل دارا می‌باشند. همچنین نتایج عملکرد مناسب روش‌های SVM و ANFIS را تایید می‌نماید بطوری‌که در بهترین حالت ارزیابی آزمون، در روش SVM مقادیر $DC=0/966$ ، $R=0/966$ و $RMSE=0/06$ و برای روش ANFIS مقادیر $DC=0/885$ ، $R=0/945$ و $RMSE=0/088$ مشاهده گردید.

واژه‌های کلیدی: دیواره‌های هادی همگرا، سرریز اوجی، ضریب دبی، SVM، ANFIS

مقدمه

مشکل روبرو هستند مطرح می‌شوند، بنابراین در این راستا گرایش محققین به برآورد ضریب دبی و کارایی سرریزها رو به افزایش بوده و تحقیقات زیادی برای بهبود و پیش‌برد روش‌های تجربی جهت محاسبه ضریب دبی، انتخاب هندسه بهینه و کارایی سرریزهای اوجی انجام شده است که از آن جمله می‌توان به روش‌های محاسبات نرم که داده محور هستند اشاره نمود. امروزه با پیشرفت روز افزون کاربرد مدل‌های کامپیوتری در سال‌های اخیر، استفاده از مدل‌های جعبه‌سیاه که مستقل از پارامترهای فیزیکی موثر بر پدیده و معادلات حاکم بین آن‌ها می‌باشد رونق یافته است. تاکنون از روش ماشین بردار پشتیبان (SVM; Support Vector Machine) که به عنوان یکی از روش‌های هوشمند اغلب گزینه خوبی برای تکنیک‌های پیش‌بینی بر مبنای رگرسیون می‌باشد و همچنین سیستم استنتاج فازی - عصبی (ANFIS; Adaptive Network-based Fuzzy Inference System) که ترکیب شبکه‌های عصبی و سیستم فازی بر مبنای ریاضیات فازی است و قابلیت خوبی در آموزش، ساخت و طبقه‌بندی دارد، برای پیش‌بینی پارامترهای مختلفی استفاده گردیده است. در این تحقیق عملکرد روش‌های هوش مصنوعی که جزو روش‌های داده محور

مدیریت و انتقال آب یکی از مباحث مهم در طول توسعه تمدن بشر م باشد. برای پاسخ‌گویی به این نیازها، تاکنون سازه‌های هیدرولیکی متنوعی طراحی شده است. سرریزها از جمله سازه‌های هیدرولیکی برای تنظیم سطح آب، کنترل جریان در کانال‌ها، رودخانه‌ها و مخازن سدها به شمار می‌آیند. افراد متعددی در مطالعات هیدرولیکی سرریز اوجی تحقیق نموده‌اند که بیش‌تر این تحقیقات به صورت ساخت مدل‌های فیزیکی بوده است. در این خصوص از اولین مطالعات صورت گرفته می‌توان به تحقیقات پترکا اشاره نمود (Peterka, 1953). سرریزهای اوجی قوس محور به عنوان گزینه‌ای مناسب برای اصلاح سرریزهایی که برای عبور دبی بیشینه محتمل با

1- دانشیار گروه مهندسی عمران، دانشگاه تبریز

2- دانشجوی دکتری عمران (سازه‌های هیدرولیکی) دانشگاه تبریز

3- دانشیار گروه مهندسی رودخانه و سواحل، پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری

تهران

*-نویسنده مسئول: (Email: aliforudi.civil@yahoo.com)

به مدل فیزیکی سرریز اوجی قوس محور با مقیاس 1:50 از طرح نمونه واقعی در زاویای همگرایی دیواره‌های جانبی در بازه $0 < \theta < 90$ ، در دو حالت تقارن و عدم تقارن دیواره‌ها نسبت به یکدیگر می‌باشد که در پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری جهاد کشاورزی انجام گردید. در جدول 1 خلاصه پارامترهای طراحی برای مدل و نمونه واقعی ارائه شده است. آزمایش‌ها به ازای 110 دبی بین 0/073 تا 1/82 برابر دبی طراحی انجام گردید و از همین 110 داده نیز برای مدل‌سازی در هر دو روش هوش مصنوعی استفاده گردید. ایجاد هر یک از زوایا با توجه به عرض ثابت کانال پایین دست به دلیل محدودیت‌های اجرایی در طرح نمونه واقعی در طبیعت، موجب تغییر طول تاج سرریز مدل می‌گردد؛ بنابراین برای ایجاد شرایط یکسان دبی‌های عبوری در حالت‌های مختلف از دبی بر واحد عرض یکسان استفاده گردید. در ایجاد زوایای نامتقارن از هیچ الگوی خاصی پیروی نشد، تنها پارامتر مدنظر در ایجاد این زوایا، مقدار دقیق زاویه بین دیواره‌های جانبی سرریز مدنظر قرار گرفت؛ لیکن از آن‌جا که زوایای دیواره‌ها در هر دو حالت تقارن و عدم تقارن مورد آزمایش قرار گرفت، از پارامتر بی بعد شده $(\frac{L_{ch}}{L})$ استفاده گردید که هم‌زمان تاثیر زاویه در نظر گرفته شد، همچنین اثر تقارن و عدم تقارن نیز قابل بررسی است. L_{ch} عرض کانال پایین دست و L طول تاج سرریز می‌باشد. در شکل 1 شماتیکی از مدل در دو نمای پلان و نمای جانبی و در شکل 2 تصاویری از مدل تحت چندین زاویه نشان داده شده است.

روش ماشین بردار پشتیبان (SVM)

الگوریتم SVM، جز الگوریتم‌های تشخیص الگو دسته‌بندی می‌شود که برای اولین بار توسط وپنیک معرفی شد (Vapnik, 1995). از الگوریتم SVM، در هر جایی که نیاز به تشخیص الگو یا دسته‌بندی اشیاء در کلاس‌های خاص باشد می‌توان استفاده کرد. مبنای کاری SVM دسته‌بندی خطی داده‌ها است و در تقسیم خطی داده‌ها سعی می‌شود خطی انتخاب شود که حاشیه اطمینان بیش‌تری داشته باشد. در واقع با حل یک نوع مسئله بهینه‌سازی مقید روبرو هستیم که توسط روش QP (Quadratic Programming) قابل حل می‌باشد. با فرض این‌که دسته‌ها به صورت خطی جداپذیر باشند، ابر صفحه‌هایی با حداکثر حاشیه را به دست می‌آورد که دسته‌ها را جدا کنند. در مسایلی که داده‌ها به صورت خطی جداپذیر نباشند، داده‌ها به فضای با ابعاد بیش‌تر نگاشت پیدا می‌کنند تا بتوان آن‌ها را در این فضای جدید به صورت خطی جدا نمود. نحوه کارکرد الگوریتم SVM به مانند اغلب روش‌های هوشمند به صورت آموزش (Ttrain) و آزمون (Test) می‌باشد. ابتدا سیستم توسط قسمتی از داده‌ها آموزش داده می‌شود، سپس راه حل مسئله با داده‌های آزمون مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. در شکل 3 الف) در فضای دوبعدی برای جداسازی داده‌های

محسوب می‌شود در مدل‌سازی سرریزهای اوجی قوس محور مورد ارزیابی و تجزیه و تحلیل قرار گرفته است که در سال‌های اخیر مطالعات محدودی در زمینه برآورد ضریب دبی سرریزها، به خصوص سرریزهای اوجی قوس محور انجام شده است. عباسپور و همکاران از برنامه‌ریزی ژنتیک و شبکه هوش مصنوعی MLP (Multilayer perceptron) جهت پیش‌بینی جریان بر روی سرریز مرکب مثلثی - مستطیلی استفاده نمودند (Abbaspour et al., 2011). آن‌ها نشان دادند که داده‌های مدل با مقادیر مشاهداتی دبی تطابق خوبی دارد. این مطالعه نشان داد که نتایج ANN (Artificial Neural Network) در مقایسه با نتایج و معادلات ارائه شده توسط کومار و همکاران (معادله و رگرسیون خطی برای ضریب دبی و پیش‌بینی دبی برای سرریز مثلثی در پلان) عملکرد بهتری دارد (Kumar et al., 2011). کومار و همکاران به مطالعه ویژگی‌های دبی سرریز لبه‌تیز در شرایط قوس محوری به سمت بالادست پرداختند، مقایسه نتایج مربوط به ضریب دبی سرریز نشان داد با افزایش زاویه راس کارایی سرریز کاهش می‌یابد (Kumar et al., 2012). ظهیری نیز در تحقیقی دیگر با استفاده از داده‌های کومار رابطه جدیدی را برای ضریب دبی با استفاده از روش برنامه‌ریزی بیان ژن ارائه داد (Zahiri., 2015). انجمن مهندسان عمران آمریکا (ASCE) فرآیند بدست آوردن یک رابطه برای تخمین ضریب دبی را، به طور اساسی یک مساله نگاشت غیرخطی دانستند و روش‌های هوش مصنوعی را به عنوان ابزاری توانمند در حل این گونه مسایل به‌شمار می‌آورند (ASCE., 2000). جوما و همکاران با استفاده از شبکه‌های عصبی (ANN) خصوصیات هیدرولیکی سرریزهای نیم‌دایره‌ای را مورد تجزیه و تحلیل قرار دادند، آن‌ها نشان دادند که کارایی تکنیک‌های ANN در مقایسه با روش‌های آماری بهتر می‌باشند (Juma et al., 2014). روشنگر و همکاران با استفاده از روش‌های یادگیری ماشینی، استهلاک انرژی بر روی سرریزهای پلکانی را مدل‌سازی نمودند. آن‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP; Genetic Expression Programming) بهترین مدل به همراه نمودار درختی و معادله مربوطه برای محاسبه استهلاک انرژی در سرریزهای پلکانی را ارائه نمودند. هدف تحقیق حاضر، پیش‌بینی ضریب دبی و کارایی سرریزهای اوجی قوس محور با مدل‌های مختلف (با ترکیب پارامترهای هندسی و هیدرولیکی) است و نتایج بدست آمده به کمک معیارهای آماری مختلف، مورد بررسی و ارزیابی قرار گرفت (Roushangar et al., 2014).

مواد و روش‌ها

داده‌های مورد استفاده

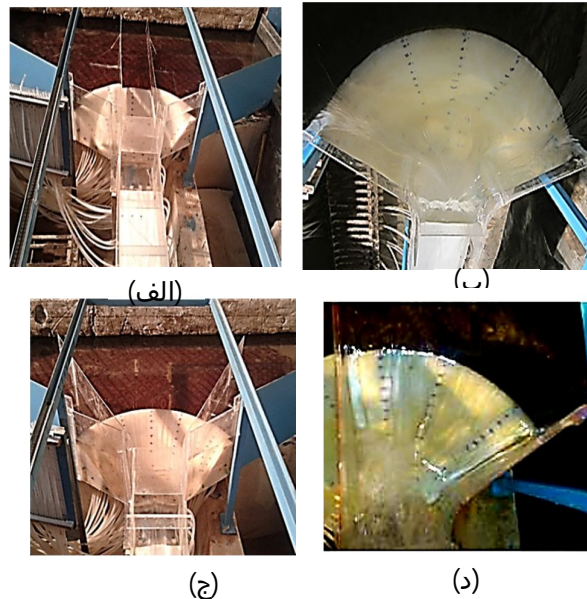
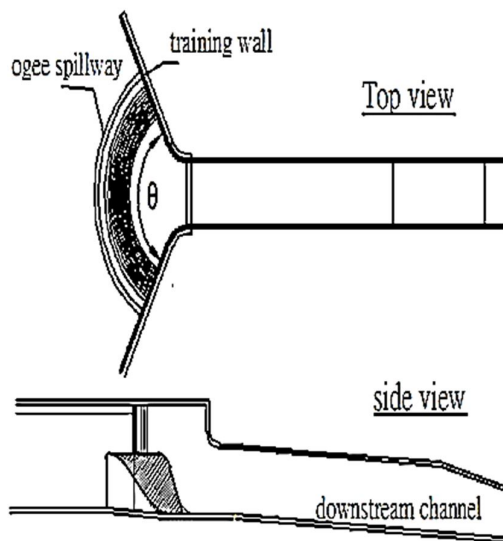
داده‌های مورد استفاده در این پژوهش از نتایج آزمایشات مربوط

اختصاص دهد. در مرحله بعد مطابق شکل 3 (ب) دو صفحه مرزی موازی با صفحه‌ی تفکیک کننده رسم می‌شود و تا زمانی که به داده‌ها برخورد کنند از هم دور می‌شوند. صفحه تفکیک کننده‌ای که بیش-ترین فاصله را از صفحات دسته‌بندی داشته باشد بهترین صفحه تفکیک کننده است. نزدیک‌ترین داده‌های آموزشی به صفحات تفکیک کننده، بردار پشتیبان نامیده می‌شود.

دو کلاس، بی‌نهایت خط وجود دارد، هدف الگوریتم SVM پیدا کردن بهترین خطی است که این دو دسته را از هم جدا کند. در واقع هدف الگوریتم SVM این است که خطی را بیابد که از داده‌های موجود در دو کلاس دارای بیش‌ترین فاصله باشد و یا به عبارت دیگر دارای کم‌ترین ریسک عملیاتی باشد. به عبارت ساده‌تر حاشیه‌های موجود از نزدیک‌ترین داده‌ها تا خط جدا کننده باید مقدار بیشینه را به خود

جدول 1 - پارامترهای طراحی برای مدل‌فیزیکی در زوایای همگرایی دیواره‌های جانبی مختلف و نمونه واقعی

6	5	4	3	2	1	نمونه	مشخصات طراحی سرریز اوجی
						واقعی	
0درجه	60 نامتقارن	60 متقارن	90 نامتقارن	90 متقارن	120 درجه	120	$\frac{L_{ch}}{L}$
0/983	0/352	0/311	0/286	0/253	0/214	0/214	طول تاج (L)
0/183	0/51	0/578	0/628	0/71	0/837	42/83	ظرفیت تخلیه ($m^3 s^{-1}$)
0/005	0/014	0/016	0/018	0/018	0/023	398	حداکثر دبی سیل ($m^3 s^{-1}$)
0/009	0/025	0/028	0/03	0/034	0/041	717	ارتفاع سرریز (m)
		0/156				7/8	هد طراحی (m)
		0/06				3	عرض کانال پایین دست (m)
		0/18				9	شیب کانال پایین دست
		6 %				6 %	



شکل 2. شماتیک مدل سرریز اوجی قوس محور تحت همگرایی دیواره‌های هادی

شکل 1 - تصاویری از سرریز اوجی قوس محور در زوایای همگرایی (الف) 0 درجه متقارن (ب) 120 درجه متقارن (ج) 60 درجه متقارن (د) 60 درجه نامتقارن

نهفته مابین داده‌ها را کشف می‌نمایند. نکته مهم منطق فازی امکان برقراری ارتباط بین فضای ورودی به فضای خروجی می‌باشد و مکانیسم اولیه برای انجام این کار لیستی از جملات است که قانون نامیده می‌شوند. در فرآیند If-Then آموزش، این قوانین به صورت موازی ارزیابی و تعیین می‌شوند. از طرف دیگر شبکه‌های عصبی دارای توانایی آموزش از محیط (جفت‌های ورودی - خروجی) می‌باشد. جنگ برای اولین بار با در نظر گرفتن توانایی‌های تئوری فازی و شبکه عصبی، مدل سیستم استنتاج تطبیقی عصبی - فازی را ارائه داد. مدل سیستم استنتاج تطبیقی عصبی شبکه ای چندلایه، متشکل از گره‌ها (ANFIS) فازی و کمان‌های اتصال دهنده گره‌ها می‌باشد (Jang., 1993). سیستم فازی با مجموعه‌ای شامل N قاعده فازی بیان می‌گردد و شامل پنج لایه: گره‌های ورودی، گره‌های قاعده، گره‌های متوسط، گره‌های نتیجه و گره‌های خروجی است. در شکل 4 شماتیک شبکه عصبی - فازی نشان داده شده است.

نتایج و بحث

شبیه‌سازی

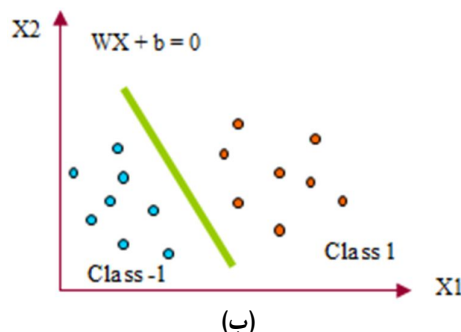
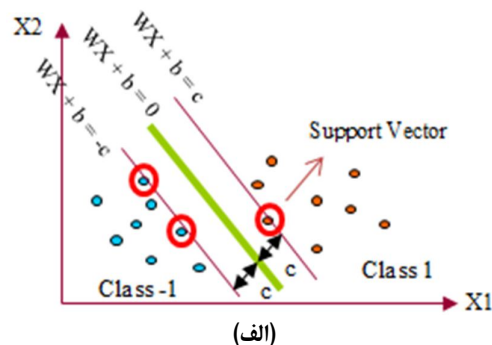
به‌طور کلی ضریب دبی در سرریز اوجی را می‌توان ثابتی از متغیرهای رابطه 2 در نظر گرفت.

$$f=(Q/L, p, H, H_d, y_c, g, \rho, \mu, \sigma, \alpha, K_s, h_d, d+h_d, \theta, L, L_{ch})=0 \quad (2)$$

که در آن، Q/L دبی عرض واحد، P ارتفاع سرریز، H بار آبی بالادست سرریز، g شتاب ثقل، H_d بار طراحی، y_c عمق بحرانی، ρ جرم مخصوص سیال، μ لزجت 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، H_d+d اختلاف رقوم سطح آب در سراب و رقوم دال پایین‌دست، θ زاویه همگرایی دیواره هادی سرریز، L طول تاج سرریز و L_{ch} عرض کانال پایین دست می‌باشد. با استفاده از آنالیز ابعادی و قضیه π با کینگهام¹ می‌توان C_d را تابعی از متغیرهای بی‌بعد (رابطه 3) در نظر گرفت.

$$C_d = \frac{q}{\sqrt{2gH^3}} = f\left(W, R, \frac{h}{p}, \frac{H}{H_d}, \frac{H_d}{y_c}, \frac{K_s}{H}, \frac{h_d}{H}, \alpha, \frac{d+h_d}{H}\right) \quad (3)$$

اگر بار آبی روی سرریز کم‌تر از 0/06 متر باشد، ممکن است نیروی کشش سطحی با معنی و عدد ویر بر روی ضریب دبی تاثیرگذار باشد (Bajestani., 2014). با توجه به محدوده عمق جریان روی تاج سرریز از تأثیر عدد ویر صرف نظر شده است.



شکل 3- جداسازی داده‌ها در SVM و بردارهای پشتیبان

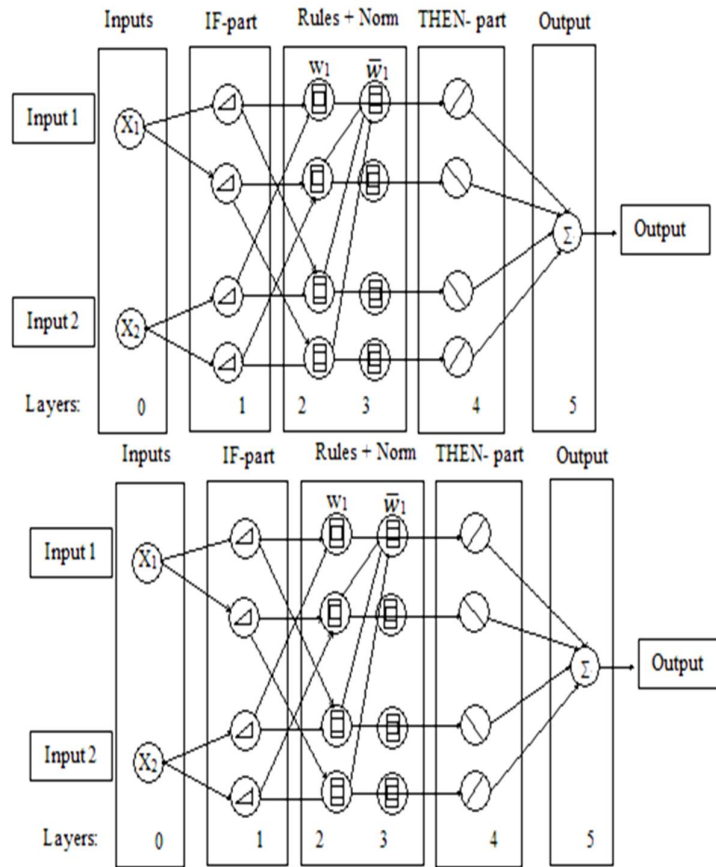
در مسایلی که داده‌ها به طور خطی تفکیک پذیر نباشند، می‌توان با نگاشت داده‌ها به یک فضای ویژگی آن‌ها را بصورت خطی جداپذیر نمود. در حالت کلی ابعاد این فضا بی‌نهایت است بنابراین انجام محاسبات در فضای ویژگی می‌تواند پرهزینه باشد، برای غلبه بر این مشکل از توابع کرنل استفاده می‌شود، در نتیجه معادله صفحه‌ی تفکیک کننده برای حالت غیرخطی با دخالت تابع کرنل $K(x)$ به صورت رابطه 1 می‌باشد:

$$W^T.Z + b=0 \rightarrow W^T.K(x) + b=0 \quad (1)$$

که در عبارت فوق تابع $K(x)$ وظیفه نگاشت داده‌ها از فضای غیرخطی به یک فضای خطی را به عهده دارد. می‌توان برای این تابع یک حالت کلی‌تر به صورت $K(x_i, x_j)$ تعریف کرد که به وسیله‌ی آن بتوان به فضاهای پیچیده‌تر راه یافت. به فرآیند مذکور ترفند کرنل می‌گویند. در مسایل SVM انتخاب تابع کرنل بسیار مهم می‌باشد و انتخاب آن به نوع و ماهیت مسئله بستگی دارد؛ بنابراین نمی‌توان تابعی را به‌طور قطعی به‌عنوان تابع مناسب برای SVM معرفی کرد و نسبت به شرایط این موضوع می‌تواند متغیر باشد.

سیستم استنتاج تطبیقی عصبی - فازی ANFIS

شبکه‌های عصبی - فازی با الگوبرداری از سیستم کارکرد مغز انسان، با پردازش داده‌ها تجربی و بدون توجه به فیزیک مسئله، قانون



شکل 4- شبکه عصبی - فازی

عدم تقارن مورد آزمایش قرار گرفته‌اند از پارامتر بی‌بعد شده $\frac{L_{ch}}{L}$ استفاده گردید که هم‌زمان تاثیر زاویه در نظر گرفته شده، همچنین اثر تقارن و عدم تقارن نیز بر ضریب دبی منظور گردید. عرض L_{ch} کانال پایین‌دست و L طول سرریز می‌باشد؛ بنابراین در انتها رابطه 5 حاصل می‌گردد.

$$C_d = \frac{q}{\frac{2}{3}\sqrt{2gH^2}} = f\left(\frac{H}{H_d}, \frac{h_d}{H}, \frac{H_d}{y_c}, \frac{d+h_d}{H}, \frac{h}{p}, \frac{L_{ch}}{L}\right) \quad (5)$$

بنابراین در این تحقیق نیز از متغیرهای رابطه 5 جهت تعریف مدل استفاده گردید. بر اساس آزمایشات انجام شده روابط فوق جدول 3 بیانگر مدل‌های تعریف شده برای هر دو مدل می‌باشد. محدوده‌ی عددی پارامترهای مورد استفاده در مدل‌سازی در جدول 4 ارایه گردید. لازم به ذکر است که در آنالیز مدل‌ها از 80% داده‌ها جهت آموزش و 20% دیگر جهت آزمون مدل‌ها استفاده گردید.

چون جریان عبوری از کانال رسش¹ و سرریز، در محدوده جریان کاملاً متلاطم قرار دارد، بنابراین عدد بی‌بعد رینولدز از تحلیل داده‌ها کنار گذاشته می‌شوند. نظر به آن‌که زبری نمونه اصلی کوچک می‌باشد و سعی شده است مدل در حد امکان صاف ساخته شود، از تاثیر اندازه زبری صر نظر شده است (Niksefat., 2001). در این پژوهش زاویه وجه بالادست سرریز قائم بوده و ضریب تصحیح ضریب دبی برابر یک می‌باشد که در نتیجه آن رابطه 4 به دست می‌آید.

$$C_d = \frac{q}{\frac{2}{3}\sqrt{2gH^2}} = f\left(\frac{h}{p}, \frac{H}{H_d}, \frac{H_d}{y_c}, \frac{h_d}{H}, \frac{d+h_d}{H}\right) \quad (4)$$

با توجه به این‌که پارامترهای هیدرولیکی جریان تحت تاثیر تغییر زوایای دیواره‌های هادی بررسی شده‌اند بنابراین بایستی پارامتر θ نیز وارد گردد، اما از آنجایی که زوایای دیواره‌ها در هر دو حالت تقارن و

جدول 3 - انتخاب الگوهای بی‌بعد شده

شماره الگو	الگوهای انتخاب شده
1	$C_d = \psi\left(\frac{H}{H_d}, \frac{d+h_d}{H}, \frac{L_{ch}}{L}, \frac{H}{p}, \frac{h_d}{H}, \frac{H_d}{y_c}, \frac{d+h_d}{H_d}\right)$
2	$C_d = \psi\left(\frac{H}{H_d}, \frac{d+h_d}{H}, \frac{L_{ch}}{L}, \frac{h_d}{H}, \frac{d+h_d}{H_d}\right)$
3	$C_d = \psi\left(\frac{H}{H_d}, \frac{d+h_d}{H}, \frac{L_{ch}}{L}, \frac{H}{p}, \frac{h_d}{H}\right)$
4	$C_d = \psi\left(\frac{H}{H_d}, \frac{d+h_d}{H}, \frac{L_{ch}}{L}, \frac{H}{p}\right)$
5	$C_d = \psi\left(\frac{H}{H_d}, \frac{d+h_d}{H}, \frac{L_{ch}}{L}, \frac{H_d}{y_c}\right)$
6	$C_d = \psi\left(\frac{H}{H_d}, \frac{d+h_d}{H}, \frac{L_{ch}}{L}\right)$
7	$C_d = \psi\left(\frac{L_{ch}}{L}, \frac{H_d}{y_c}, \frac{d+h_d}{H_d}\right)$
8	$C_d = \psi\left(\frac{L_{ch}}{L}, \frac{H}{p}\right)$
9	$C_d = \psi\left(\frac{H}{H_d}, \frac{L_{ch}}{L}\right)$
10	$C_d = \psi\left(\frac{H}{H_d}, \frac{H}{p}, \frac{H_d}{y_c}\right)$

جدول 4 - محدوده عددی پارامترهای استفاده شده در مدل‌سازی

پارامتر	C	$\frac{H}{H_d}$	$\frac{d+h_d}{H}$	$\frac{L_{ch}}{L}$
بازه عددی	0/963-2/18	0/185-2/3	1/21-15/04	0/215-0/98
پارامتر	$\frac{H}{p}$	$\frac{h_d}{H}$	$\frac{d+h_d}{H_d}$	$\frac{H_d}{y_c}$
بازه عددی	0/07-0/885	0/134-14/5	2/79-4/9	0/627-8/15

انتخاب تابع کرنل مناسب

پس از انتخاب مدل‌های ورودی، بهترین تابع کرنل و پارامترهای بهینه SVM انتخاب شدند. در انتخاب کرنل برای SVM، باید تابع کرنلی را انتخاب نمود که توانایی آموزش برای ورودی‌های مسئله را داشته باشد. در جدول 5 نمونه‌ای از نتایج شاخص‌های آماری حاصل از کرنل‌های مختلف برای مدل M2 آمده است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود تابع کرنل گوسی (RBF)، دارای بهترین نتایج صحت‌سنجی است که در این تحقیق نیز از این تابع کرنل برای تخمین عمق استغراق بحرانی استفاده شده است. مطابق با جدول 5

کرنل (Sigmoid) ضعیف‌ترین جواب را ارائه داد. همچنین برای یافتن بهینه‌ترین پارامترهای تابع کرنل از روش سعی و خطا استفاده شد و با آزمون مقادیر مختلف مقدار بهینه این پارامترها انتخاب گردید. نحوه کار به این صورت بود که تمامی داده‌ها را با نسبت آموزش و آزمون مدنظر به درون مدل SVM فراخوانی کرده و با مقادیردهی اولیه به پارامتر C به ازای مقدار ثابت γ مقادیر بهینه ϵ و C به دست آمد، سپس مقدار γ تغییر پیدا کرد و با محاسبه پارامترهای آماری مقدار بهینه آن محاسبه گردید.

جدول 5 - پارامترهای آماری مدل SVM با توابع کرنل متفاوت - مدل M2

Kernel type	Train			Test		
	R	DC	RMSE	R	DC	RMSE
Linear	۰/۴۷	۰/۲۱	۰/۱۹	-۰/۰۵	-۰/۱۴	۰/۲۴
Polynomial	۰/۶۸	-۰/۰۲	۰/۲۲	۰/۸۶۸	-/۰۵۷	-۰/۲۳
RBF	۰/۹۷	۰/۹۴	۰/۰۵	۰/۹۳	۰/۹۰	۰/۰۹
Sigmoid	-۰/۱۷	-۰/۱۴	۸/۰۹	-۰/۴۵	-۰/۶۸	۰/۱۳

جدول 6 - پارامترهای ارزیابی مدل‌های تعریف شده

مدل	معیارهای ارزیابی						
		آموزش			آزمون		
		R	DC	RMSE	R	DC	RMSE
M1	SVM	0/976	0/949	0/048	0/96	0/908	0/069
	ANFIS	0/99	0/99	0/004	0/969	0/845	0/089
M2	SVM	0/976	0/95	0/048	0/926	0/831	0/098
	ANFIS	0/98	0/961	0/42	0/878	0/76	0/111
M3	SVM	0/969	0/936	0/054	0/966	0/93	0/06
	ANFIS	0/986	0/97	0/043	0/945	0/836	0/092
M4	SVM	0/981	0/962	0/077	0/909	0/8	0/103
	ANFIS	0/901	0/812	0/093	0/902	0/409	0/174
M5	SVM	0/992	0/984	0/049	0/961	0/89	0/076
	ANFIS	0/995	0/99	0/021	0/968	0/797	0/17
M6	SVM	0/98	0/961	0/078	0/918	0/838	0/093
	ANFIS	0/928	0/862	0/0804	0/921	0/815	0/095
M7	SVM	0/986	0/973	0/067	0/966	0/91	0/069
	ANFIS	0/957	0/916	0/062	0/919	0/824	0/095
M8	SVM	0/923	0/854	0/084	0/922	0/817	0/098
	ANFIS	0/922	0/85	0/083	0/942	0/806	0/099
M9	SVM	0/922	0/849	0/083	0/919	0/82	0/097
	ANFIS	0/914	0/836	0/086	0/96	0/81	0/098
M10	SVM	0/978	0/956	0/055	0/975	0/939	0/06
	ANFIS	0/94	0/867	0/094	0/94	0/885	0/088

نتایج و بحث

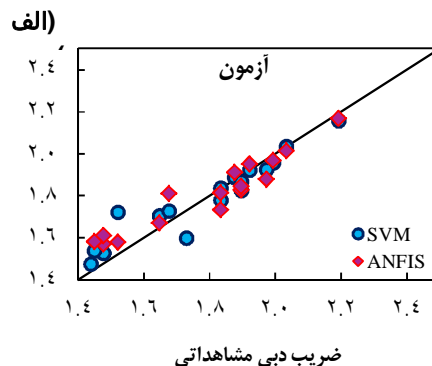
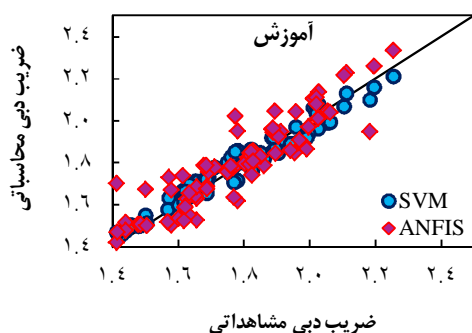
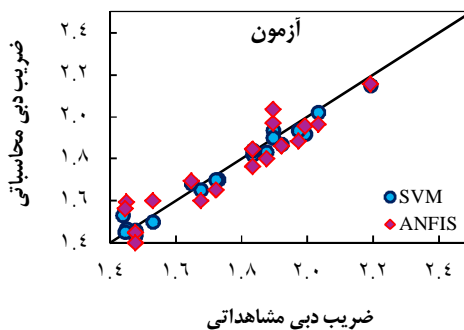
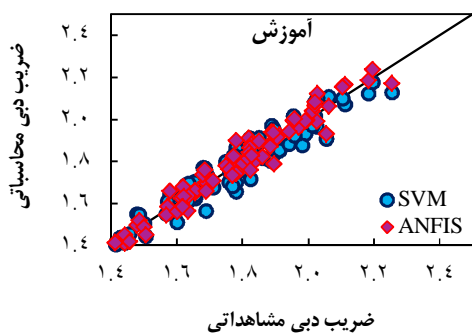
شده در جدول 6 نشان دهنده آن است که با استفاده از هر دو روش

ANFIS و SVM، مدل M 4 با پارامترهای $\frac{H}{p}$ ، $\frac{H_d}{y_c}$ ، $\frac{H}{H_d}$ به عنوان متغیرهای ورودی، بیشترین دقت و کارایی را با داشتن

نتایج حاصل از تحلیل مدل‌های هوش مصنوعی به کاررفته در این تحقیق در جدول 6 و شکل 5 نشان داده شده است. نتایج آرایه

بیشترین ضریب همبستگی و همبستگی خطی بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی (R و DC) و کمترین خطا (RMSE) در بین سایر مدل‌ها دارا می‌باشد. همچنین مشاهده می‌گردد مدل M 8 با پارامترهای ورودی $\frac{h}{p}$ ، $\frac{Lch}{L}$ ، جواب‌های نسبتاً مشابهی را با مدل 9 M ارایه داده است. با مقایسه این دو مدل چنین به نظر می‌رسد که پارامترهای $\frac{h}{p}$ و $\frac{H}{H_d}$ تاثیر یکسانی در افزایش کارایی مدل‌ها داشته است. در بین تمامی مدل‌ها، باتوجه به نتایج حاصله از هر دو روش SVM و ANFIS مدل M 10 با متغیرهای ورودی $\frac{H}{H_d}$ ، $\frac{d+h_d}{H_d}$ ، $\frac{Lch}{L}$ ، $\frac{h}{p}$ کمترین دقت را نسبت به تمامی مدل‌ها از خود نشان داده است. همچنین بررسی نتایج بیانگر آن است که نتایج SVM نسبت به نتایج ANFIS از عملکرد قابل قبول‌تری برخوردار می‌باشد. به لحاظ کمی در بهترین حالت ارزیابی آزمون، SVM مقادیر

ANFIS برای روش RMSE=0/06 و DC= 0/939، R=0/975 مقادیر RMSE= 0/088 و DC=0/885، R=0/94 که دقت بالای پیش‌بینی‌ها را نشان می‌دهد. جدول 5 نشان می‌دهد که پارامتر نسبت هد طراحی به عمق بحرانی $\frac{H_d}{y_c}$ از موثرترین پارامترها برای پیش‌بینی ضریب دبی در سرریزهای اوجی قوس محور می‌باشند و علت آن بسته به داده‌های آزمایشگاهی است که عمده تغییرات پارامترهای بررسی شده بر روی پارامتر $\frac{H_d}{y_c}$ می‌باشد و این در حالی است که تغییرات سایر پارامترها کم‌تر است به نحوی که تاثیر پارامترهای $\frac{h}{p}$ و $\frac{H}{H_d}$ یکسان و نسبتاً کم مشاهده گردید. نمودارهای مربوط به مدل برتر هر حالت در مرحله آموزش و آزمون برای هر دو روش در شکل 5 نشان داده شده است.



شکل 5 - نمودار پراکنش داده‌های آزمایش و آزمون ضریب دبی مدل‌های برتر (الف) مدل M 3، (ب) مدل M 10

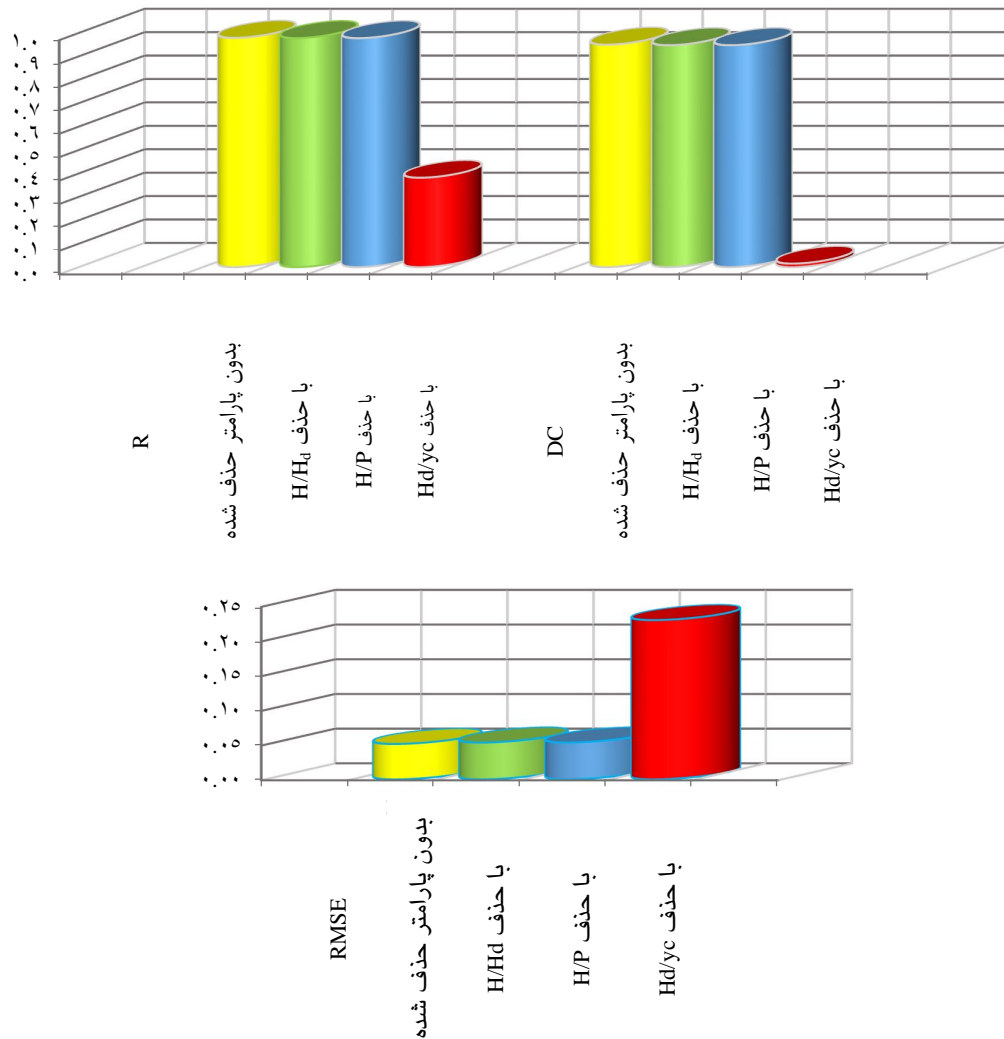
سری، با حذف تک، تک پارامترها از سری پارامترهای ورودی، مدل دوباره اجرا شد و میزان تاثیر پارامتر حذف شده در کاهش دقت مدل با استفاده از معیارهای ارزیابی مدل مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج حاصله مطابق شکل 6 می‌باشد. با توجه به شکل 6 مشاهده می‌گردد که برای مدل SVM با حذف پارامتر ورودی $\frac{H_d}{y_c}$ خطا (RMSE)

آنالیز حساسیت مدل برتر هر حالت

جهت درک بهتر میزان تاثیر هر یک از متغیرهای مستقل روی ضریب دبی به عنوان تابع هدف مورد مطالعه، تحلیل حساسیت روی داده‌های مدل M 10 برای ماشین بردار پشتیبان که بهترین نتیجه از نظر خطاها را داشته است انجام شد. بدین منظور در مدل برتر هر

تاثیر تقریبا یکسان آن‌ها در این مدل می‌باشند. $\frac{H}{p}$ و $\frac{H}{H_d}$ نیز نشان دهنده تاثیر کم‌تر این پارامترها در مدل برتر و

به مقدار زیادی افزایش یافته و R، DC نیز نسبت به شدت کاهش یافته است؛ بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که $\frac{H_d}{y_c}$ بیش‌ترین تاثیر را در تخمین ضریب دبی دارا می‌باشد. نتایج حاصل از حذف پارامترهای



شکل 6 - نمودار مقادیر خطاهای آزمون تحلیل حساسیت مدل برتر SVM

میزان ضریب دبی با توجه به معیارهای ارزیابی انجام گرفت. نتایج حاصله نشان داد که روش‌های هوشمند SVM و ANFIS از قابلیت بالایی در تخمین ضریب دبی برخوردار بوده و قابل اعتماد می‌باشند.

برای هر دو روش ANFIS و SVM، مدل M 10 با پارامترهای $\frac{H}{p}$

به‌عنوان متغیرهای ورودی، بیش‌ترین دقت و کارایی $\frac{H_d}{y_c}$ ، $\frac{H}{H_d}$

نتیجه‌گیری

این پژوهش با هدف بررسی امکان استفاده از کارآمدی شبکه‌های عصبی مصنوعی، در ایجاد نگاشت بین پارامترهای ورودی (مستقل) و پارامتر پیش‌بینی (هدف) و همچنین مقایسه دو مدل ANFIS و SVM با مقادیر تجربی و در نهایت تعیین بهترین مدل در تخمین

کیاس،م. 1393. محاسبات نرم در MATLAB. انتشارات دانشگاهی کیان، تهران.

نیک‌صفت،غ. 1380. جنبه‌های تئوری و کاربرد مدل‌های هیدرولیکی در طراحی سازه‌های هیدرولیکی. کمیته ملی سدهای بزرگ ایران.

ASCE Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology. 2000. I: Preliminary concepts. Journal of Hydrologic Engineering. ASCE. 5.2: 115-123

Juma,I.A., Hussein,H.H and AL-Sarraj,M. 2014. Analysis of hydraulic characteristics for hollow semi-circular weirs using artificial neural networks. Flow measurement and Instrumentation 38:49-53.

Jang,J.R. 1993. ANFIS: Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System, IEEE transactions on systems, man, and cybernetics. 23: 665-685.

Kumar,S., Ahmad,Z and Mansoor,T. 2011. A new approach to improve the discharging capacity of sharp crested triangular plan form weirs. Journal of Flow Measurement and Instrumentation. 22: 175-180.

Kumar,S., Ahmad,Z., Mansoor,T and Himanshu,S.K. 2012. Discharge Characteristics of Sharp Crested Weir of Curved Plan-form. Research Journal of Engineering Sciences. 1.4: 16-20

Peterka,A.J. 1953. The effect of entrained air on cavitation pitting[C]. In Proceedings: Minnesota International Hydraulic Convention (pp. 507-518). ASCE.

Roushangar,K., Akhgar,S., Salmasi,F and Shiri,J. 2014. Modeling energy dissipation over stepped spillways using machine learning approaches. Journal of Hydrology. 508:254-265.

Vapnik,V.N. 1995. The Nature of Statistical Learning Theory, Springer, New York.

را با داشتن بیش‌ترین ضریب همبستگی و همبستگی خطی بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی (R و DC) و کم‌ترین خطا (RMSE) در بین سایر مدل‌ها دارا می‌باشد. همچنین مشاهده گردید که مدل M 8 با پارامترهای ورودی $\frac{L_{ch}}{L}$ ، $\frac{H}{p}$ جواب‌های نسبتاً مشابهی را با مدل M 9 ارایه داده است؛ با مقایسه این دو مدل چنین به نظر می‌رسد که پارامترهای $\frac{H}{p}$ و $\frac{H}{H_d}$ تاثیر یکسانی در افزایش کارایی مدل‌ها داشته است. از نتایج حاصل از تحلیل حساسیت نیز می‌توان نتیجه گرفت که پارامترهای نسبت عمق طراحی به عمق بحرانی ($\frac{H_d}{y_c}$) بیش‌ترین و نسبت‌های هد بالادست به هد طراحی ($\frac{H}{H_d}$) و هد بالادست به ارتفاع سرریز ($\frac{H}{p}$) کم‌ترین تاثیر را در پیش‌بینی ضریب دبی در مدل برتر دارا می‌باشند. با توجه به نتایج به‌دست آمده مشخص گردید که نتایج SVM نسبت به نتایج ANFIS بهبودیافته‌تر است.

منابع

شفاعی بجستانی،م. 1393. مفاهیم پایه و برنامه‌های کاربردی مدل‌های فیزیکی و هیدرولیکی. انتشارات دانشگاه شهید چمران، اهواز.

ظهیری،ع. 1394. استخراج رابطه ضریب دبی در سرریزهای قوسی به کمک شبکه برنامه‌ریزی ژنتیک، نشریه آبیاری و زهکشی ایران. 2: 334-323

عباس‌پور،ا و ارونقی،ه. 1390. پیش‌بینی جریان بر روی سرریز مرکب مثلثی - مستطیلی با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک. دهمین کنفرانس هیدرولیک ایران - آبان ماه.

Prediction of Discharge Coefficient for Ogee Spillway with Curve Axis Using Support Vector Machine by Comparison with Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

K. Roushangar¹, A. Foroudi Khour^{*2}, M. Saneie³

Received: Mar.14, 2017

Accepted: May.30, 2017

Abstract

Three-dimensional pattern of flow on ogee spillway and unlimited geometric parameters changing like a change in crest shape, or modification of the approach channel owing to positional geometric qualities may change the flow characteristics on the one hand and the limited information available about hydraulic ogee spillway with curve axis on the other hand, as a major challenge, has led to the use of meta-model systems and data-oriented used by researchers. In current study Artificial Intelligence Techniques (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) and Support Vector Machine (SVM)) were applied to predict the discharge coefficient of the ogee spillway with curve axis and compared to experimental data. For this purpose, the experimental data of the ogee spillway model with varying training wall convergence angles, $0 < \theta < 120^\circ$, (which was made by the author) was used and regarding the different models based on the concepts of ogee spillway, examined and evaluated. The obtained results indicated that in estimating the discharge coefficient of the ogee spillway with curve axis, artificial intelligence techniques are very accurate and they show good agreement between observed and predicted values. According to the obtained results of sensitivity analysis it was observed that the ratio of the design head to critical depth ($\frac{H_d}{y_c}$) have the highest impact on predicting of discharge coefficient and also the ratio of the total upstream water head to design head ($\frac{H}{H_d}$) and the ratio of the total upstream water head to spillway height ($\frac{H}{H_d}$) have the same and marginal impact on this term. The best evaluation of test series were observed in SVM approach with the values of $R=0.966$, $DC=0.93$, $RMSE=0.06$ and in ANFIS approach with the values of $R=0.945$, $DC=0.885$, $RMSE=0.088$, which demonstrates the high accuracy of predictions.

Keywords: ANFIS, Converging training walls, Discharge Coefficient, Ogee spillway, SVM,

1- Associate Professor, Hydraulic Structures, Academics staff of Faculty of Civil Eng., Univ. of Tabriz, Iran

2- Ph.D. Candidate, Faculty of Civil Eng., University. of Tabriz, Iran

3- Associate Professor, Hydraulic Structures., Soil Conservation and Watershed Management Research Institute (SCWMRI)

(*-Corresponding Author Email: aliforudi.civil@yahoo.com)