

## مقایسه سامانه استنتاج فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS) و سامانه ماشین بردار پشتیبان (SVM) در

### تخمین میزان ضریب دبی سرریزهای لبه تیز

علی فرودی خور<sup>1</sup>، مجتبی صانعی<sup>2\*</sup>، مهدی اژدری مقدم<sup>3</sup>

تاریخ دریافت: 1395/6/14 تاریخ پذیرش: 1396/5/14

#### چکیده

در این تحقیق به کمک سامانه استنتاج فازی - عصبی تطبیقی و همچنین روش ماشین بردار پشتیبان مدل‌هایی بدون بعد برای برآورد ضریب دبی در سرریزهای لبه تیز قوس محور ارایه شده است. برای واسنجی و صحت‌سنجی (آزمون) رابطه پیشنهادی، داده‌های آزمایشگاهی کومار-همکاران (Kumar et al., 2012) استفاده گردید و برآورد ضریب دبی از روش‌های ANFIS و SVM با مدل تجربی آن‌ها و همچنین مدل‌سازی برنامه‌ریزی ژنتیک ظهیری مقایسه شد. نتایج محاسباتی نشان داد که مدل‌های پیشنهادی از دقت بسیار مناسبی برخوردار می‌باشند. همچنین نتایج برتر مدل‌های مذکور متناسب با بار آبی بالادست، ارتفاع سرریز و زاویه انحنای قوس محوری، حاکی از برقراری ارتباط مستقیم میزان ضریب دبی این نوع سرریز با مشخصات جریان است و این در حالی است که در تحقیق حاضر در مدل‌سازی با ANFIS الگوی ورودی با روش آموزش هیبریدی و تابع عضویت گوسین دو نقطه‌ای با دارا بودن بیش‌ترین ضریب تعیین  $DC = 0/993$  نتایج دقیق‌تری را نسبت به روش SVM با الگوی ورودی تابع گوسی (RBF) و مقادیر  $\gamma$ ،  $C$  و  $\epsilon$  به ترتیب برابر 3، 10 و 0/1 با داشتن  $DC = 0/98$  ارایه می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: زاویه قوس، سرریز لبه تیز، ضریب دبی، هوش مصنوعی

#### مقدمه

رویکرد نظریه فازی با در نظر گرفتن ابهام و عدم اطمینان به جای حذف و نادیده گرفتن آن و ترویج منطق چند ارزشی به جای منطق دو ارزشی، امکان بررسی دقیق‌تر مسایل و نگاهی ویژه‌تر به پدیده‌ها را به وجود آورده است. لی و همکاران دریافتند ریاضیات فازی از توانایی انسان برای درک مفاهیم مبهمی ناشی شده که قابلیت ارایه و آنالیز با ریاضیات کلاسیک را ندارند. سیستم استنتاج فازی بر اساس قواعد اگر - آنگاه، بنا نهاده شده است؛ به طوری که با استفاده از

قواعد مزبور می‌توان ارتباط بین تعدادی متغیر ورودی و خروجی را به دست آورد. از این سیستم می‌توان به‌عنوان یک مدل پیش‌بینی برای شرایطی که داده‌های ورودی و یا خروجی دارای عدم قطعیت

بالایی باشند استفاده نمود (Lee et al., 1996). مراحل مدل‌سازی فازی عبارت است از تعیین توابع عضویت، تعیین سیستم استنتاج بر اساس داده‌ها، نوشتن قواعد استنتاج و ترکیب آن‌ها و به دست آوردن نتیجه و در صورت نیاز غیر فازی سازی. منطق فازی این مشکل را دارد که گاهی تشخیص تابع عضویت سیستم مشکل است. جهت رفع این مشکل، ژانگ (Jang., 1993) یکی از متداول‌ترین مدل‌های ترکیبی فازی عصبی، انفیس<sup>4</sup> را مطرح کرد. این مدل یک سامانه فازی سوگنو را در یک ساختار عصبی اجرا می‌کند و توابع عضویت از طریق الگوریتم پس انتشار یا ترکیب آن با حداقل مربعات تنظیم می‌شود. در انفیس قوانین ثابت هستند و آن‌چه بهینه‌سازی می‌شود، عامل‌های توابع عضویت است. در این پژوهش جهت انجام مدل‌سازی، از محیط M-File نرم‌افزار متلب استفاده شد. پس از بررسی توابع عضویت مختلفی هم‌چون مثلثی، دوزنقه‌ای، گوسی ساده، گوسی دوطرفه مرکب، زنگی شکل، سیگموئیدی، سیگموئیدی تقاضی، s شکل و z شکل بهترین تابع عضویت شناسایی و با استفاده از روش خوشه‌بندی فازی کاهشی مدل‌سازی انجام شد. سرریزهای لبه تیز کاربرد گسترده‌ای در اندازه‌گیری دبی جریان، انحراف جریان و

1- دانشجوی دکترای عمران (سازه‌های هیدرولیکی) دانشگاه تبریز  
2- دانشیار گروه مهندسی رودخانه و سواحل، پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری، سازمان تحقیقات آموزش و ترویج کشاورزی  
3- دانشیار دانشکده عمران دانشگاه سیستان و بلوچستان  
\* - نویسنده مسئول: (Email: Drsaneie@gmail.com)

افزایش زاویه راس کارایی سرریز کاهش یافته که دلیل آن تداخل امواج عرضی ناشی از همگرایی جریان برای مقادیر بزرگتر نسبت عمق آب به ارتفاع سرریز می‌باشد (Kumar et al., 2012). صناعی و همکاران در تحقیقی به تاثیر مقیاس در تعیین ضریب دبی در سرریزهای اوجی پرداختند، نتایج بررسی‌های آنان نشان داد 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 270 اثر کشش سطحی صرف نظر کرد (Saneie et al., 2016). 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، وی همچنین دریافت رابطه تجربی کومار و همکاران برای محاسبه ضریب دبی سرریزهای لبه تیز از دقت مناسبی برخوردار نمی‌باشد و با مقادیر مشاهداتی تفاوت بسیار دارد (Zahiri., 2015). انجمن مهندسان عمران آمریکا (ASCE) فرآیند بدست آوردن یک رابطه برای تخمین ضریب دبی را، به‌طور اساسی یک مسئله نگاشت غیرخطی دانستند و روش‌های هوش مصنوعی را به‌عنوان ابزاری توانمند در حل این‌گونه مسایل بشمار می‌آورند، و نیز این مدل‌ها را به‌عنوان یک جعبه سیاه مناسب که کم‌تر در قید و بند مسایل فیزیکی بوده و قادرند فرآیند غیرخطی و غیرایستای جریان را بدون نیاز به مدل‌سازی عامل‌های محیطی و ژئومتری موثر بر آن مدل‌سازی کنند، به شمار آورده‌اند. سوامی و همکاران نیز به بررسی خصوصیات دبی بر روی سرریزهای مورب پرداختند، آن‌ها رابطه جدیدی برای محاسبه ضریب دبی در این نوع سرریزها ارائه دادند که رابطه پیشنهادی تطابق خوبی با مقادیر آزمایشگاهی داشت (Swamee et al., 2011). لیونگ و همکاران تاکنون از روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) که به‌عنوان یکی از روش‌های هوشمند اغلب گزینه خوبی برای تکنیک‌های پیش‌بینی بر مبنای رگرسیون می‌باشد و همچنین سیستم استنتاج فازی - عصبی (ANFIS) 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 که از آن جمله بارش - رواناب توسط نورانی و همکاران (Nourani et al., 2011)، دبی بار جامد در رودخانه‌های آبرفتی توسط روش‌شنگر و علیزاده (Roushangar and Alizadeh., 2015a)، رابطه بین غلظت رسوب معلق و دبی توسط لوهانی و همکاران (Lohani AK et al., 2007)، سطح آب دریاچه توسط خان و کولیبال (Khan and Coulibaly., 2006) و بار کل رسوبی توسط روش‌شنگر و همکاران (Roushangar et al., 2014)، اشاره کرد (Liong et al., 2002). این پژوهش با هدف بررسی امکان استفاده از کارآمدی شبکه‌های عصبی مصنوعی، به‌خصوص سیستم استنتاج تطبیقی عصبی - فازی، در ایجاد نگاشت بین پارامترهای ورودی (مستقل) و پارامتر پیش‌بینی (هدف)،

همچنین کنترل سطح آب در پروژه‌های هیدرولیکی، آبیاری و زیست محیطی دارند، مهم‌ترین انواع این سرریزها به اشکال مستطیلی، مثلثی، گرد و سائرو مورد استفاده قرار می‌گیرد. این سرریزها عموماً عمود بر مسیر اصلی جریان نصب می‌شوند، به نحوی که خطوط جریان بر محور سرریز عمود می‌باشد. تاکنون از بین سرریزهای با تاج طویل که کاربرد زیادی داشته‌اند، سرریزهای کنگره‌ای و به ویژه نوع خاص آن سرریز نوک اردکی با استقبال بیش‌تری در صنعت آب و فاضلاب و به‌ویژه در شبکه‌های آبیاری همراه بوده‌اند. سرریزهای مایل نیز با استقبال کم‌تر نسبت به سرریزهای نوک اردکی، کاربرد نسبتاً زیادی در کانال‌های آب‌رسان داشته‌اند. این سرریزها به دلیل دارا بودن تاج طویل، دارای قابلیت بسیار خوبی برای تنظیم سطح آب در بالادست دریچه‌های آبیگر بوده و باعث می‌شوند دبی جریان ورودی به کانال‌های فرعی و مزرعه با دقت بیش‌تری تنظیم شود. این کار باعث به حداقل رساندن مشکلات ناشی از تحویل دبی به صورت مازاد یا کمبود خواهد شد. برای اولین بار آشتانا و همکاران (Ashtana et al., 1961) با مطالعه آزمایشگاهی سرریزهای قوسی با زاویه 70 تا 113 درجه، هیدرولیک جریان در این سرریزها و نیز ضریب دبی آن‌ها را مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها نتیجه گرفتند که با افزایش انحنای سرریز، ضریب دبی کاهش می‌یابد اما به دلیل افزایش قابل توجه طول تاج سرریز، به طور کلی دبی این عبوری از سرریز افزایش می‌یابد. کیندزواتر و کارتر دریافتند محاسبه ضریب دبی در سرریزهای استاندارد (نرمال) که به صورت مستقیم و عمود بر مسیر جریان در عرض کانال احداث می‌شوند، تاکنون روابط، جداول و نمودارهای متعددی توسط محققین مختلف ارائه شده است. پیچیدگی مهم این ضریب این است که معمولاً برای انواع مختلف سرریزها، دارای مقدار ثابتی نبوده و علاوه بر وابستگی به هندسه کانال و سرریز، به بار آبی روی سرریز نیز بستگی دارد که محاسبه آن را در شرایط کلی مشکل می‌نماید (Kindsvater and Carter., 1959). فرم کلی رابطه تغییرات ضریب دبی در شرایط جریان آزاد برای یک سرریز لبه تیز به صورت رابطه 1 ارائه شده است. (1)

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

h بار آبی بالادست، p ارتفاع سرریز، E شیب وجه بالادست و B عرض کانال اصلی می‌باشد، در حالتی که سرریز قائم باشد (E=1) و اگر طول سرریز برابر با عرض کانال باشد (L/B=1). کومار و همکاران به مطالعه ویژگی‌های دبی سرریز لبه تیز در شرایط قوس محوری به سمت بالادست پرداختند. در این تحقیق نتایج مطالعه آزمایشگاهی در بررسی ظرفیت سرریز لبه تیز قوس‌دار در شرایط جریان آزاد و با ارتفاع 0/18 متر و زوایای راس 45 تا 120 درجه - (45, 60, 75, 90, 105 و 120 درجه) مورد مقایسه و ارزیابی قرار گرفت؛ مقایسه نتایج مربوط به ضریب دبی سرریز نشان می‌دهد با

$$\mu_{A_i} = \frac{1}{1 + \left(\frac{x - C_i}{a_i}\right)^{2b_i}} \quad (6)$$

لایه دوم، گره‌های قاعده: هر گره در این لایه درجه فعالیت یک قانون را محاسبه می‌کند.

$$Q_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y) \quad i=1,2 \quad (7)$$

لایه سوم، گره‌های متوسط: در این لایه  $i$  امین گره، نسبت درجه فعالیت قانون  $i$  ام را به مجموع درجه فعالیت کلیه قوانین به صورت رابطه 8 نرمال سازی می‌شود.

$$Q_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad i=1,2 \quad (8)$$

$\bar{w}_i$ : درجه فعالیت نرمال شده قانون  $i$  ام

لایه چهارم، گره‌های نتیجه: در این لایه خروجی هر گره برابر است با (رابطه 9):

$$Q_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w} (P_i x_1 + q_i x_2 + r_i) \quad i=3,4 \quad (9)$$

مجموعه  $S_2 = \{P_i, q_i, r_i\}$  پارامترهای متعاقب نامیده می‌شوند.

لایه پنجم، گره‌های خروجی: در این لایه هر گره مقدار خروجی نهایی را به صورت رابطه 10 محاسبه می‌نماید (تعداد گره‌ها برابر تعداد خروجی‌ها است):

$$Q_i^5 = \sum_{i=1}^n \bar{w}_i f_i \quad (10)$$

در مدل ANFIS زمانی عمل شبیه‌سازی به درستی انجام شده که مجموعه پارامترهای تطبیقی  $S_1$  و مجموعه پارامترهای  $S_2$  طوری تخمین زده شوند که مقدار تابع خطای مدل در بخش آموزش و آزمایش به حداقل برسد. به دست آوردن مقدار این پارامترها معمولاً در دو گام صورت می‌گیرد. در گام اول که تا لایه چهارم پیش می‌رود و گام رو به جلو نامیده می‌شود، مجموعه پارامترهای  $S_1$  ثابت فرض شده و مجموعه پارامترهای  $S_2$  با استفاده از الگوریتم حداقل مجذور خطاها (LSE) محاسبه می‌شوند.

در گام دوم که گام رو به عقب نامیده می‌شود مجموعه پارامترهای  $S_2$  ثابت فرض شده و مجموعه پارامترهای  $S_1$  با استفاده از الگوریتم شیب کاهشی به دست می‌آیند. انتخاب تابع عضویت بر اساس آزمایش انواع مختلف توابع عضویت صورت می‌گیرد. به این معنی که توابع عضویت، هر کدام جداگانه مورد بررسی قرار می‌گیرند و مدل ANFIS برای هر کدام از این توابع عضویت به صورت جداگانه آموزش می‌بیند. در پایان میزان خطای مدل‌های حاصل با هم مقایسه می‌شود و تابعی که کمترین میزان خطا را در کمترین زمان آموزش حاصل کند، به عنوان تابع عضویت برگزیده خواهد شد (Jang., 1993). اصولاً وارد کردن داده‌ها به صورت خام، وارد کردن داده‌ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه‌ها می‌شود. از این رو برای جلوگیری

بهره‌گیری از قدرت بسیار بالای طبقه‌بندی منطقی در روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) و همچنین مقایسه دو مدل ANFIS و SVM با مدل‌های تجربی و در نهایت تعیین بهترین مدل در تخمین میزان ضریب دبی با توجه به معیارهای ارزیابی، انجام گرفت. در این پژوهش از داده‌های آزمایشگاهی کومار و همکاران (Kumar et al., 2012) در برآورد ضریب دبی سرریزهای لبه‌تیز قوسی استفاده شد.

## مواد و روش‌ها

### مدل شبکه عصبی - فازی (ANFIS)

شبکه‌های عصبی مصنوعی با الگوبرداری از سیستم کارکرد مغز انسان، با پردازش داده‌های تجربی و بدون توجه به فیزیک مسئله، قانون نهفته در ورای این اطلاعات را استخراج می‌کنند. در مقایسه با مدل‌های مرسوم، این مدل‌ها به ورودی‌های کم‌تر و تلاش محاسباتی اندکی نیاز دارند. سیستم فازی یک سیستم مبتنی بر قواعد منطقی "شرط-نتیجه" است که با استفاده از مفهوم متغیرهای زبانی و روند تصمیم‌گیری فازی، فضای متغیرهای ورودی را بر فضای متغیرهای خروجی تصویر می‌کند. ترکیب سیستم‌های فازی که مبتنی بر قواعد منطقی بوده، روش شبکه‌های عصبی مصنوعی که توان استخراج دانش از اطلاعات عددی را دارند، منجر به ارایه سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی شده است. در شکل 1، یک سیستم فازی سوگنو با دو ورودی، یک خروجی و دو قانون و سیستم ANFIS معادل آن آمده است. این سیستم دارای دو ورودی  $X$  و  $Y$  و یک خروجی  $f$  با قوانین رابطه 2 و 3 است:

$$\text{IF } x \text{ is } A_1 \text{ and } y \text{ is } B_1 \text{ Then } f = p_1x + q_1y + r_1 \quad (2)$$

$$\text{IF } x \text{ is } A_2 \text{ and } y \text{ is } B_2 \text{ Then } f = p_2x + q_2y + r_2 \quad (3)$$

اگر خروجی هر لایه به صورت  $Q_i^1$  باشد ( $i$  امین گره از لایه 1)، ساختار مدل ANFIS از پنج لایه به شرح زیر تشکیل می‌شود (Kisi., 2007).

لایه اول، گره‌های ورودی: در این لایه درجه عضویت گره‌های ورودی به بازه‌های مختلف فازی با استفاده از تابع عضویت مشخص می‌گردد.

$$Q_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad i=1,2 \quad (4)$$

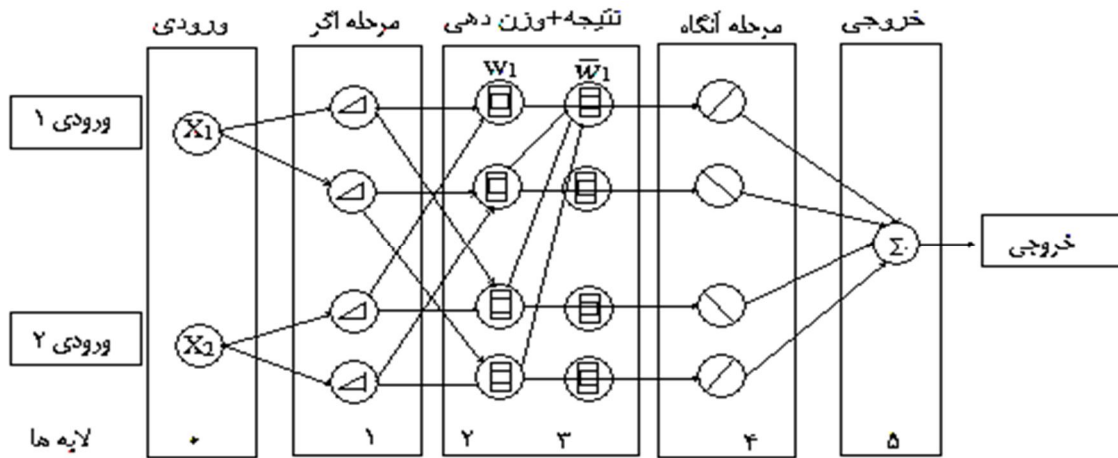
$$Q_i^1 = \mu_{B_i}(y), \quad i=3,4 \quad (5)$$

پارامترهای هر گره تعیین کننده شبکه تابع عضویت مجموعه فازی آن گره است. تابع عضویت مجموعه‌های فازی معمولاً توسط توابع زنگوله‌ای شکل به صورت رابطه 6 بیان می‌شود

$X$ : مقدار ورودی به گره  $i$  و مجموعه  $S_1 = \{a_i, b_i, c_i\}$  پارامترهای تطبیقی نامیده می‌شوند.

قرار گیرد. این کار مانع از کوچک شدن بیش از حد وزن‌ها شده و از اشباع زود هنگام نرون‌ها جلوگیری می‌کند.

از اشباع زود هنگام نرون‌ها و یکسان‌سازی ارزش داده‌ها برای شبکه، بایستی ورودی خالص آن‌ها در محدوده تابع سیگموئید (بین 0 و 10)



شکل 1- سیستم عصبی - فازی سوگنو

در شکل 2 خط H به‌عنوان تفکیک کننده بین داده‌ها در صفحه در نظر گرفته شده است (Vapnik and Cortes., 1995).

خط H صفحه را به دو کلاس A و B تقسیم می‌کند. این خط باعث می‌شود که برای بخشی از فضا اگر داده‌ها جزو کلاس A باشند شاخصی وجود داشته باشد که هرکدام از داده‌های کلاس A در این معادله قرار گیرد عدد مثبت و اگر داده‌های کلاس B قرار گیرد حاصل منفی خواهد شد؛ اما در SVM به‌جای این که از خط H استفاده شود از یک حاشیه اطمینان مطابق شکل 3 استفاده خواهد شد (Vapnik and Cortes., 1995).

در این حالت هیچ یک از داده‌ها اجازه حضور در ناحیه \* را ندارند. با فرض این که خط  $(W^T x + b = 0)$  نقطه صفر مرزی است. بنابراین برای داده‌های کلاس A و B روابط  $W^T x + b > 1$  و  $W^T x + b < -1$  برقرار هستند. با فرض مجموعه n

داده:  $\{x_i \text{ و } y_i\} \quad i = 1, 2, \dots, n$

$$Dataset \{x_i \in IR^D \quad y_i \in \{+1, -1\}\} \quad (14)$$

$$If \quad y_i = 1 \Rightarrow W^T x_i + b \geq 1 \quad (15)$$

$$If \quad y_i = -1 \Rightarrow W^T x_i + b \leq -1 \quad (16)$$

در حالت کلی  $x_i$  یک سری بردار در یک فضای D بعدی و  $y_i$ ها هم  $\pm 1$  هستند.

در این حالت ناحیه‌ای وجود دارد که هیچ کدام از داده‌ها اجازه حضور در آن ناحیه \* را ندارند و به نوعی تفکیک طوری است که در آن جایی برای ریسک هست این طور نیست که به باریکی خط باشد. ضخامت تفکیک کننده در SVM یک ناحیه هست نه ضخامت یک

### روش ماشین بردار پشتیبان Support Vector Machines (SVM)

ماشین بردار پشتیبان یا به اختصار SVM توسط واپینگ و کرتز معرفی شدند (Vapnik and Cortes., 1995). روش هوش مصنوعی SVM برخلاف سایر انواع شبکه‌های عصبی (ANFIS, MLP, RBF) به‌جای اینکه خطای مدل‌سازی یا طبقه‌بندی را کمینه کنند، در مقابل ریسک عملیاتی را به‌عنوان تابع هدف در نظر می‌گیرند و مقدار بهینه آن را محاسبه می‌کنند. اگر فرض بر طبقه‌بندی یک مجموعه داده به دو گروه باشد، در واقع کاری که روش هوش مصنوعی SVM انجام می‌دهد، ریسک عدم طبقه‌بندی صحیح را به‌صورت سری کمیت‌های عددی بیان کرده، سپس مقدار کمینه آن را محاسبه می‌کند؛ اما یک شبکه عصبی MLP هر موقع تفکیک درست باشد یا مقدار خطای تفکیک کمینه باشد آن را به‌عنوان راه حل ارایه می‌کند. هر یک از تفکیک کننده‌ها در فضای دوبعدی و سه‌بعدی و در حالت کلی معادله‌ای دارند. معادله خط در فضای دوبعدی با استفاده از رابطه (11)، معادله صفحه از رابطه (12) و معادله Hyperplane بر اساس رابطه (13) تعریف می‌گردد (Chen et al., 2002).

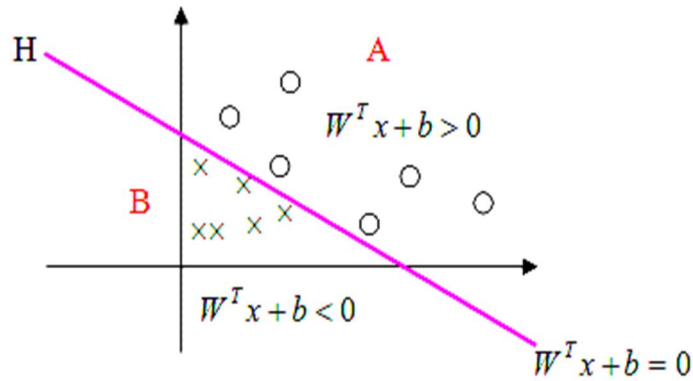
$$w_1 x_1 + w_2 x_2 + b = 0 \quad (11)$$

$$w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 + b = 0 \quad (12)$$

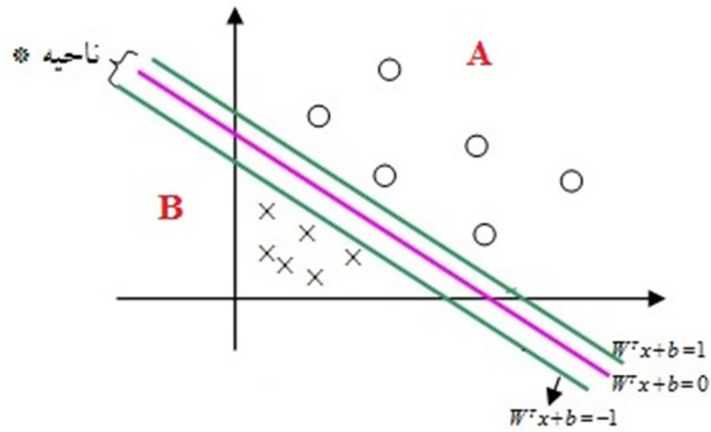
$$\sum_{i=1}^n w_i x_i + b = 0 \rightarrow w^T x + b = 0, \quad w = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_n \end{bmatrix}, \quad x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \quad (13)$$

که جزو کدام کلاس هست و باعث می‌شود که فرآیند طبقه‌بندی در مقابل ریسک مقاوم‌تر شود که در شکل 4 نشان داده شده است (Vapnik and Cortes., 1995).

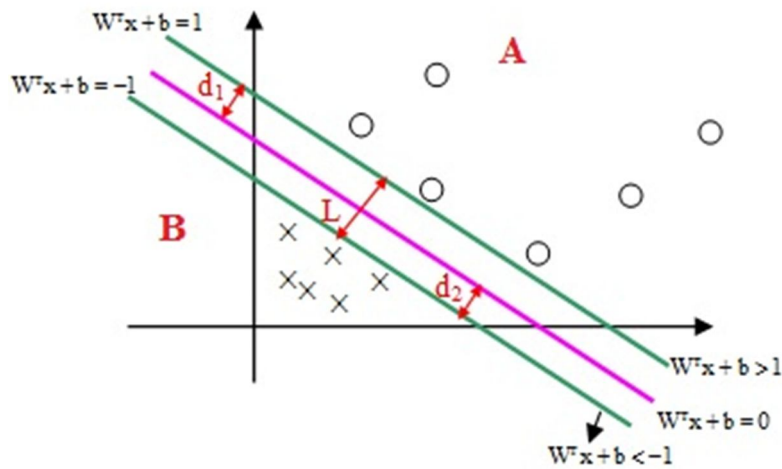
خط (در MLP این ضخامت خط است، صفر جزو هیچ کلاسی نیست،  $\epsilon$  بیش‌تر از صفر مربوط به کلاس A و  $\epsilon$  کم‌تر مربوط به کلاس B می‌شود). اما در SVM بین -1 و +1 یعنی در ناحیه \* معلوم نیست



شکل 2- طبقه‌بندی داده‌ها با استفاده از یک تفکیک‌کننده



شکل 3- طبقه‌بندی داده‌ها با در نظر گرفتن حاشیه اطمینان



شکل 4- طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان

مشکل از توابع کرنل استفاده می‌شود، در نتیجه معادله صفحه‌ی تفکیک‌کننده برای حالت غیرخطی با دخالت تابع کرنل  $K(x)$  به صورت رابطه 17 می‌باشد:

$$W^T \cdot Z + b = 0 \rightarrow W^T \cdot K(x) + b = 0 \quad (17)$$

در مسایلی که داده‌ها به طور خطی تفکیک‌پذیر نباشند، می‌توان با نگاشت داده‌ها به یک فضای ویژگی آن‌ها را به صورت خطی جداپذیر نمود. در حالت کلی ابعاد این فضا بی‌نهایت است بنابراین انجام محاسبات در فضای ویژگی می‌تواند پرهزینه باشد، برای غلبه بر این

جدول 1- انواع تابع کرنل

پارامتر کرنل	فرمولاسیون	تابع کرنل
-	$K(x_i, x_j) = (x_i, x_j)$	Linear خطی
$d, \gamma, c$	$K(x_i, x_j) = ((x_i, x_j) + 1)^d$	Polynomial چندجمله‌ای
$\gamma, c, \epsilon$	$K(x_i, x_j) = \exp(-\frac{\ x_i - x_j\ }{2\sigma^2})$	RBF آر بی اف
$\gamma, c$	$K(x_i, x_j) = \tanh(-\alpha(x_i, x_j) + c)$	Sigmoid هلالی

زاویه قوس، سرریزهای لبه تیز با 7 زاویه انحنای 0، 45، 60، 75، 90، 105 و 120 درجه مورد آزمایش قرار گرفته است. تاج سرریز برای تمامی زوایای قوس، 10 سانتی‌متر انتخاب شد. شرایط جریان در تمامی حالات به صورت زیر بحرانی، آشفته و جریان ریزشی (جریان آزاد) در نظر گرفته شده است. در شکل 5، نمای بالا (پلان) و دید از جانب این کانال آزمایشگاهی در این آزمایش نشان داده شده است.

### معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی مدل‌های موردنظر از شاخص‌های ضریب تعیین (DC) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) بهره برده شده است که به ترتیب با استفاده از روابط 18 تا 20 قابل محاسبه می‌باشند:

$$DC = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (oi - pi)^2}{\sum_{i=1}^n (oi - \bar{oi})^2} \quad (18)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (oi - pi)^2}{n}} \quad (19)$$

$$MNE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{oi - pi}{oi} \right| \quad (20)$$

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

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 ترند 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 به طور قطعی به عنوان تابع مناسب برای SVM معرفی کرد و نسبت به شرایط این موضوع می‌تواند متغیر باشد. انواع مختلف تابع کرنل در جدول 1 نمایش داده شده است. تابع کرنل خطی (Linear) حالت خاصی از تابع کرنل چندجمله‌ای (Polynomial) می‌باشد. تابع کرنل خطی در مسایل ساده‌تر کارایی خوبی از خود نشان می‌دهد، ولی در مسایل پیچیده تابع کرنل چندجمله‌ای می‌تواند بسیار مفیدتر باشد. مقدار پارامتر  $d$  در تابع کرنل چندجمله‌ای باید از طرق آزمون و خطا و یا از طریق الگوریتم‌های بهینه‌سازی به دست بیاید. تابع کرنل گوسی (RBF) نوع دیگری از توابع کرنل می‌باشد معمولاً در مسایلی به کار گرفته می‌شود که هیچ گونه پیش‌شناختی از نوع داده‌ها و طبیعت آن در اختیار نمی‌باشد. پارامترهای  $\gamma$  و  $\epsilon, c$  در این تابع باید مقدار بهینه را به خود اختصاص دهد و در شکل‌گیری تابع خروجی بسیار موثر می‌باشد.

### معرفی مدل و داده‌های مورد استفاده

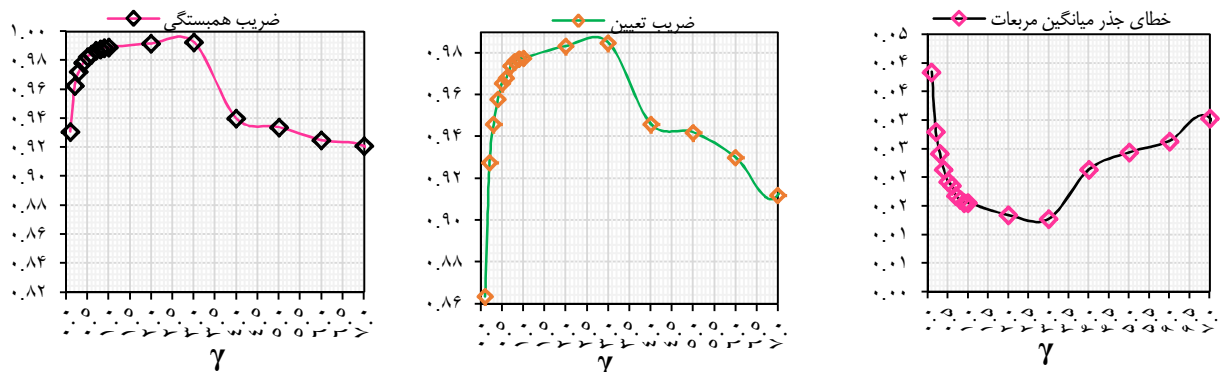
داده‌های آزمایشگاهی مورد استفاده در این تحقیق از داده‌های آزمایشگاهی کومار و همکاران (Kumar et al., 2012) در رابطه با سرریزهای لبه تیز قوسی استفاده شده است. این محققین برای انجام تحقیق آزمایشگاهی خود، از یک کانال مستطیلی به طول 12 متر و ارتفاع 0/41 متر و عرض 0/28 متر استفاده نمودند، برای بررسی اثر



تخمین ضریب دبی استفاده شده است. مطابق با جدول 3، کرنل (Sigmoid) ضعیف‌ترین جواب را ارائه می‌دهد. همچنین برای یافتن بهینه‌ترین پارامترهای تابع کرنل گوسی از روش سعی و خطا استفاده شد و با آزمودن 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 مقداردهی اولیه به پارامتر  $c$  به ازای مقدار ثابت  $\gamma$  مقادیر بهینه  $\epsilon$  و  $C$  به دست آمد، سپس مقدار  $\gamma$  تغییر پیدا کرد و با محاسبه پارامترهای آماری مقدار بهینه آن محاسبه گردید. در شکل 6 نمودار پارامتر  $\gamma$  در برابر پارامترهای آماری  $DC$ ,  $RMSE$  و  $R$  برای مدل نشان داده شده است.

### 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 3 نمونه‌ای از نتایج شاخص‌های آماری حاصل از کرنل‌های مختلف برای مدل آمده است. در این مدل‌ها تابع کرنل linear بدون پارامتر کرنل (حالت پیش فرض)، تابع polynomial با  $\gamma=3$ ،  $c=0$ ،  $\gamma=3$ ، تابع سیگموئید با  $\gamma=3$ ،  $c=0$  و تابع کرنل گوسی (RBF) با پارامترهای  $c$ ,  $\epsilon$ ,  $\gamma$  به ترتیب برابر 10 و 0/1 و 3 استفاده گردیدند، همان‌گونه که مشاهده می‌شود تابع کرنل گوسی، دارای بهترین نتایج در حالت کلی (مجموع داده‌های آموزش و تست) است که در این تحقیق نیز از این تابع کرنل برای



در برابر پارامترهای آماری برای یافتن مقدار بهینه  $\gamma$  شکل 6- نمودار پارامتر

جدول 3 - پارامترهای آماری مدل SVM با توابع کرنل متفاوت

مجموع داده‌ها				نوع تابع کرنل
ضریب همبستگی	ضریب تعیین	خطای جذر میانگین مربعات	میانگین خطای نرمال (%)	
0/891	0/764	0/051	4/191	خطی Linear
0/899	0/812	0/045	4/594	چندجمله‌ای Polynomial
0/993	0/985	0/0126	0/199	گوسی RBF
-5/41	-3517	6/183	743/5	هلالی Sigmoid

جدول 4 ارائه شده است. با بررسی در میان تنظیمات ورودی (الگوی ورودی) در نظر گرفته شده، بهترین مدل‌ها با توجه به معیارهای عملکرد برای هر روش انتخاب شدند؛ که الگوی ورودی 1 در سامانه تطبیقی عصبی - فازی با داشتن بیش‌ترین ضرایب تعیین برای مجموع داده‌ها برابر  $DC=0.993$  بهترین الگوها در این روش به شمار می‌آیند، همچنین الگوی ورودی شماره 8 با  $DC=0.98$  در روش ماشین بردار پشتیبان نسبت به الگوهای دیگر این جدول دارای بیش‌ترین ضریب تعیین می‌باشند. شکل‌های 7 و 8 به منظور بررسی دقت

در روش ماشین بردار پشتیبان نیز از تابع کرنل‌های مرسوم خطی، چندجمله‌ای، هلالی شکل و آر بی اف و برای مقایسه توابع مذکور، از معیارهای ارزیابی استفاده شد. نتایج برآورد ضریب دبی در جدول 4 آورده شده است. این مطالعه از مجموع 110 داده استخراج شده مربوط به سرریز لبه‌تیز قوس محور، 82 داده برای آموزش شبکه و از 28 داده دیگر، برای آزمون دقت پیش‌بینی نتایج استفاده کرده است. مشخصات آماری حاصل از اجرای شبکه عصبی - فازی (ANFIS) و روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) برای الگوهای انتخاب شده بی‌بعد در

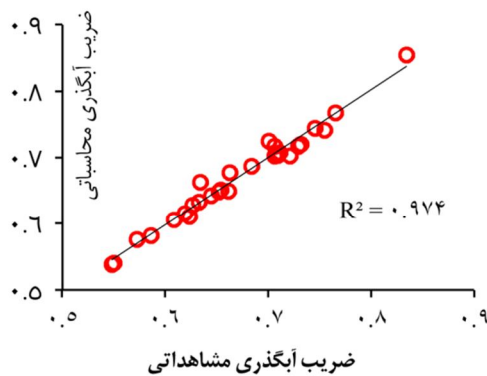


در نهایت میزان ضریب دبی پیش‌بینی شده توسط چند رابطه ریاضی پرکاربرد نیز شبیه‌سازی شده و برای مقایسه با دیگر روش‌های پیش‌بینی که توسط کومار و همکاران (Kumar et al., 2012) و ظهیری (Zahiri, 2014) ارایه شده، بکار رفته است. روابط انتخاب شده توسط این محققین در جدول 5 نشان داده شده‌اند.

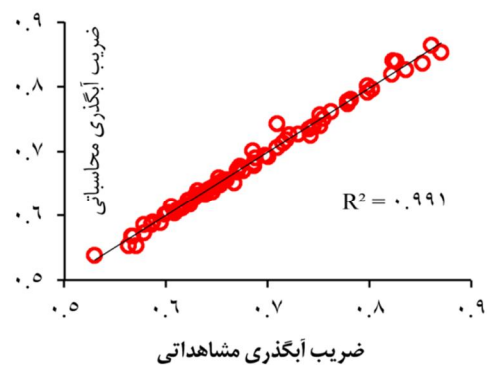
و قابلیت مدل‌های مورد استفاده در پیش‌بینی ضریب دبی در سرریزهای لبه تیز تحت زوایای مختلف قوس محوری نمایش داده شده است. همان‌طور که در شکل‌های 7 و 8 نیز قابل مشاهده است، شبکه عصبی - فازی و همچنین روش ماشین بردار پشتیبان با بهینه کردن پارامترهای موجود قابلیت پیش‌بینی ضریب را به خصوص در زوایای  $120^\circ < \theta < 45^\circ$  دارا است.

جدول 4- نتایج برآورد ضریب دبی در سرریزهای جانبی

شماره مدل	ورودی‌های شبکه	خروجی شبکه	نوع شبکه عصبی	روش آموزش - تابع عضویت	تعداد تابع عضویت	DC	RMSE	تابع کرنل، $(\gamma, \sigma)$
1	$\theta, \frac{h}{p}$	$C_d$	ANFIS	گوسین 2 نقطه‌ای - هیبرید	6, 6	0/993	0/008	
2				گوسین 2 نقطه‌ای - پس انتشار خطا	3, 3	0/98	0/010	
3				گوسین - هیبرید	4, 4	0/992	0/009	
4				گوسین - پس انتشار خطا	3, 3	0/98	0/015	
5	$\theta, \frac{h}{p}$	$C_d$	SVM	خطی، $(3, 0/1)$		0/76	0/051	
6				چندجمله‌ای، $(3, 0/1)$		0/81	0/045	
7				هلالی شکل، $(3, 0/1)$		-3517	6/183	
8				RBF، $(3, 0/1)$		0/98	0/013	

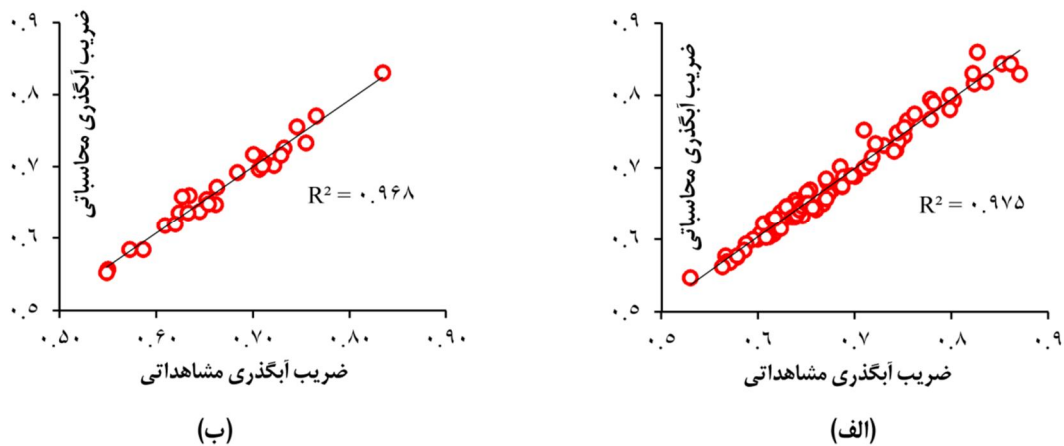


(ب)



(الف)

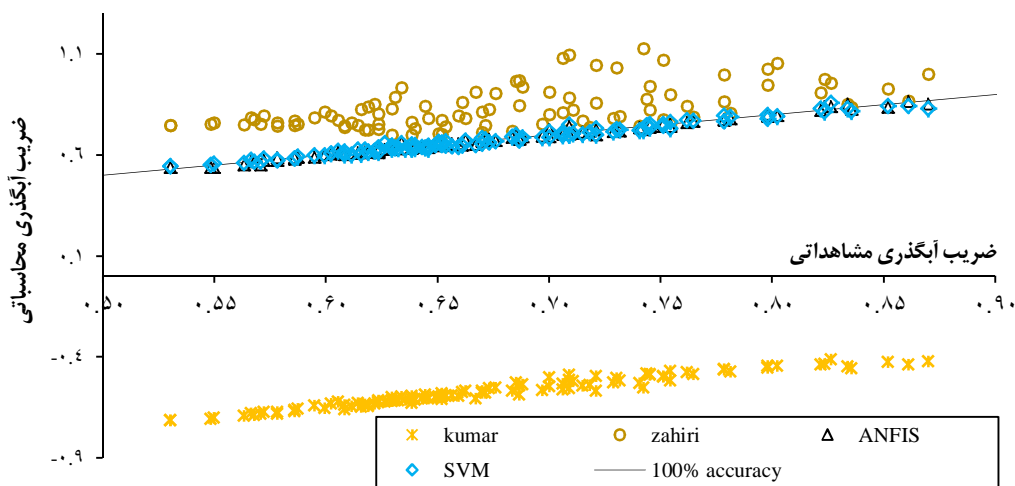
شکل 7- مقادیر محاسباتی سیستم استنتاج عصبی-فازی (ANFIS) در مقابل مقادیر مشاهده‌ای مدل 1، برای الف) داده‌های واسنجی ب) داده‌های صحت‌سنجی



شکل 8- مقادیر محاسباتی روش (SVM) در مقابل مقادیر مشاهداتی مدل 8، برای الف) داده‌های واسنجی ب) داده‌های صحت سنجی

جدول 5- روابط ارایه شده برای سرریزهای قوس محور لبه تیز

رابطه پیشنهادی	محقق
$C_d = (-0.171\theta - 0.403\theta - 0.623) + (0.266\theta^2 - 0.724 + 0.055)(h/w)$	کومار و همکاران (Kumar et al., 2012) $0^\circ < \theta < 120^\circ$
$C = -0.1762\theta^2 \left( \left( \frac{h}{p} \right)^2 - \frac{h}{p} \right)^3 - \theta \left( \frac{5.9077 + \frac{h}{p}}{5.9077} \right) \frac{h}{p} + f \left( \frac{h}{p} \right)^2 + \theta^{1/3}$	ظهیری (Zahiri, 2014) $45^\circ < \theta < 120^\circ$

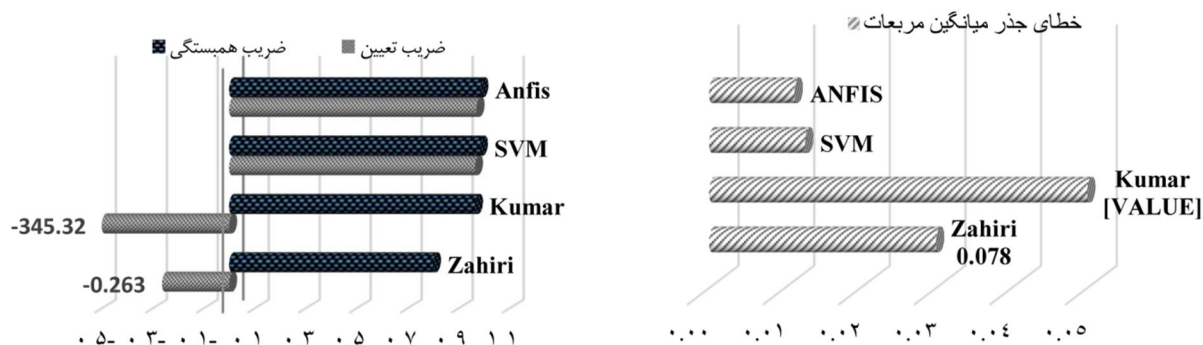


شکل 9- مقادیر محاسباتی ضریب دبی در مقابل مقادیر مشاهداتی برای کلیه روش‌های مذکور

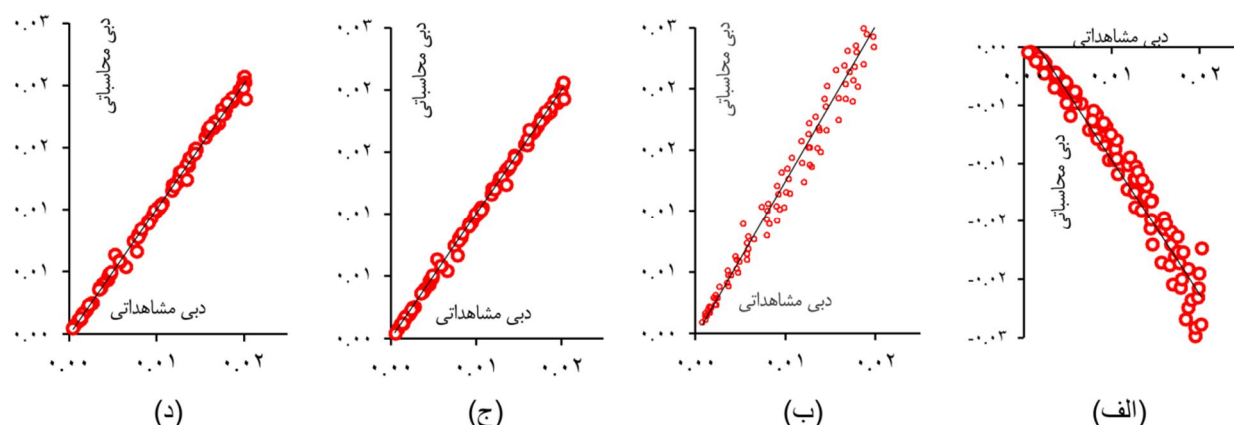
روش شبکه عصبی - فازی، روش ماشین بردار پشتیبان، روش‌های کلاسیک کومار - همکاران و همچنین مدل ظهیری در پیش‌بینی ضریب دبی برای مرحله صحت‌سنجی در شکل 10 ارایه شده‌اند. از مقایسه نتایج جدول یاد شده چنین بر می‌آید که در میان تمام روش‌های پیش‌بینی، روش شبکه عصبی - فازی با دارا بودن  $DC=0.993$  و  $RMSE=0.008$  دقت بالاتری نسبت به دیگر روش‌ها از خود

میزان ضریب دبی پیش‌بینی شده توسط روابط کومار و همکاران (Kumar et al., 2012) و ظهیری (Zahiri, 2014) با نتایج حاصل از مقادیر محاسباتی روش شبکه عصبی - فازی و روش ماشین بردار پشتیبان با مقادیر مشاهداتی مقایسه گشته و نتایج حاصل برای مرحله کلی (واسنجی + صحت‌سنجی) در نمودار مقایسه‌ای شکل 9 قابل مشاهده است. شاخص‌های آماری مربوط به نتایج حاصل از کاربرد

نشان می‌دهد. پس از روش شبکه عصبی-فازی، روش ماشین بردار پشتیبان در مقایسه با دیگر روش‌ها نتایج نزدیک‌تری به مقادیر اندازه-گیری شده بدست آورده است ( $DC = 0.98$  و  $RMSE = 0.010$ )، پس از آن، مدل ظهیری در مقایسه با رابطه کلاسیک کومار- همکاران، با تقریب کم‌تری مقادیر اندازه‌گیری شده را شبیه‌سازی کرده است (-



شکل 10- شاخص‌های آماری مربوط به نتایج حاصل از کاربرد روش شبکه عصبی- فازی، روش ماشین بردار پشتیبان روش‌های کلاسیک کومار و همکاران (Kumar et al., 2012) و ظهیری (Zahiri, 2014)



شکل 11- مقادیر محاسباتی دبی در مقابل مقادیر مشاهداتی (الف) رابطه کلاسیک کومار و همکاران (Kumar et al., 2012) (ب) روش ظهیری (Zahiri, 2014) (ج) روش شبکه عصبی- فازی (ANFIS) (د) روش ماشین بردار پشتیبان (SVM)

عصبی- فازی مورد آزمایش قرار گرفت، شبکه عصبی- فازی با ساختار نرونی 6، 6، 1 برای ورودی‌های مدل در لایه اول و تابع عضویت گوسین دو نقطه‌ای، که با روش هیبرید آموزش دیده است، بهترین برآورد از دبی سرریزهای لبه تیز را ارائه می‌دهد. همچنین از میان انواع شبکه‌های طراحی شده برای مدل ماشین بردار پشتیبان، تابع کرنل از نوع RBF و ساختار درونی  $(10/1, 0, 3)$  و  $(\gamma, c, \epsilon)$  می‌تواند بهترین تخمین از ضریب دبی سرریزهای لبه تیز قوس محور را ارائه کند. با توجه به یکسان بودن داده‌های مورد استفاده در این پژوهش و پژوهش‌های کومار و همکاران (Kumar et al., 2012) و ظهیری (Zahiri, 2014) به منظور بررسی کارایی شبکه عصبی فازی و روش ماشین بردار پشتیبان با سایر روش‌های به کار رفته، نتایج به

## نتیجه گیری

این پژوهش با هدف بررسی امکان استفاده از کارآمدی شبکه‌های عصبی مصنوعی، به خصوص سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی، در ایجاد نگاشت بین پارامترهای ورودی (مستقل) و پارامتر پیش‌بینی (هدف) و همچنین مقایسه دو مدل ANFIS و SVM با مدل‌های تجربی و در نهایت تعیین بهترین مدل در تخمین میزان ضریب دبی با توجه به معیارهای ارزیابی انجام گرفت. در این تحقیق از داده‌های آزمایشگاهی کومار و همکاران (Kumar et al., 2012) در برآورد ضریب دبی سرریزهای لبه تیز قوسی استفاده شد. با توجه به نتایج جدول 1، از میان ساختارهای مختلفی که برای ساختمان شبکه

- Kindsvater, C.E and Carter, R.W. 1959. Discharge characteristics of rectangular thin-plate weirs. Transactions, American Society of Civil Engineers. 124.1:772-801.
- Kisi, O. 2007. The potential of different ANN techniques in evapotranspiration modeling. Journal of Hydrological Process. 22.14: 2449-2460.
- Kumar, S., Ahmad, Z., Mansoor, T., Himanshu, S.K. 2012. Discharge Characteristics of Sharp Crested Weir of Curved Plan-form. Research Journal of Engineering Sciences. 1.4: 16-20.
- Lee, W and Hoops, J.A. 1996. Prediction of Cavitation Damage for Spillways. Journal of Hydraulic Engineering. 122.9: 481-488.
- Liong, S.Y., Gautam, T.R., Khu, S.T., Babovic, V., Keijzer, M., Muttil, N. 2002. Genetic programming, A new paradigm in rainfall runoff modeling. JAWRA Journal of the American Water Resources Association. 38.3: 705-718.
- Lohani, A.K., Goel, N.K and Bhatia, K.K.S. 2007. Deriving stage-discharge-sediment concentration relationships using fuzzy logic. Hydrological Sciences Journal. 52.4:793-807.
- Nourani, V., Kisi, O., Komasi, M. 2011. Two hybrid Artificial Intelligence approaches for modeling rainfall-runoff process. Journal of Hydrology. 402.1-2:41-59.
- Roushangar, K and Alizadeh, F. 2015. Suitability of different modelling strategies in predicting of solid load discharge of an alluvial river. 36th world congress of IAHR. 1-10.
- Roushangar, K., Vojoudi, F and Shiri, J. 2014. Modeling river total bed material load discharge using artificial intelligence approaches (based on conceptual inputs). Journal of Hydrology. 514: 114-122.
- Saneie, M., SheikhKazemi, J., Azhdary Moghaddam, M. 2016. Scale Effects on the Discharge Coefficient of Ogee Spillway with an Arc in Plan and Converging Training Walls, Civil Engineering Infrastructures Journal. 49.2: 361-374
- Swamee, P.K., Shekhar, C.H., Talib, M. 2011. Discharge characteristics of skew weirs" Journal of Hydraulic Research. 49.6: 818-820.
- دست آمده این پژوهش با سایر مدل‌های پیشنهادی محققان یاد شده مقایسه شد و از نتایج آن چنین بر می‌آید که در میان تمام روش‌های پیش‌بینی، روش شبکه عصبی - فازی (ANFIS) دقت بالاتری نسبت به دیگر روش‌ها از خود نشان می‌دهد، پس از آن روش ماشین بردار پشتیبان، مدل بعدی ظهیری است که در مقایسه با رابطه کلاسیک کومار - همکاران، با تقریب ضعیف‌تری مقادیر اندازه‌گیری شده را شبیه‌سازی کرده است و در نهایت روش کومار-همکاران به عنوان ضعیف‌ترین روش معرفی گردید. نتایج برتر مدل‌های مذکور متناسب با بار آبی بالادست، ارتفاع سرریز و زاویه انحنای قوس محوری، حاکی از برقراری ارتباط مستقیم میزان ضریب دبی این نوع سرریز با مشخصات جریان است. نتیجه حاصل، با عملکرد مناسب و قابل قبول هر دو روش قابل تایید است.

## منابع

ظهیری، ع. 1394. استخراج رابطه ضریب دبی در سرریزهای قوسی به کمک شبکه برنامه‌ریزی ژنتیک، نشریه آبیاری و زهکشی ایران. 9.2: 323-334.

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

Asthana, K.C., Syed Tahir, H and Syed, Y. 1961. Flow over curved weirs. Water and Energy International. 18.8: 744-761.

Chen, Q., Dai, G., Liu, H. 2002. Volume of Fluid Model for Turbulence Numerical Simulation of Stepped Spillway Overflow. Journal of hydraulic engineering. 128.7:683-688.

Cortes, C and Vapnik, V. 1995. Support-vector networks, Machine Learning. 20.3: 273.

Jang, J.S.R. 1993. ANFIS: Adaptive-Network Based fuzzy inference system. IEEE Tran's system, Man, Cybernetic. 23.3: 665-685.

Khan, M.S and Coulibaly, P. 2006. Application of Support Vector Machine in lake Water Level Prediction. Journal of Hydrologic Engineering. 11.3: 199-205.

## Comparison of Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) and Support Vector Machines(SVM) for discharge capacity prediction of a sharp-crested weirs

A. Foroudi Khowr<sup>1</sup>, M. Saneie<sup>\*2</sup>, M. Azhdari Moghaddam<sup>3</sup>

Recived: Sep.04, 2016

Accepted: Aug.05, 2017

### Abstract

The aim of this study is to apply different methods to investigation the discharging capacity of a sharp-crested curved plan-form weirs through the Adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS) and Support Vector Machines (SVM) techniques. Subsequently, For training and testing of the proposed equation, experimental data of Kumar et al, have been used and prediction of discharge coefficient through the ANFIS and SVM were compared with equations were proposed with Kumar et al and Zahiri. The result showe that proposed artificial inteligince models have sutable accuracy and also result of superior models is related to total upstream head, spillway height and the angle of curvature of axis curve which demonstrate direct relationship between discharge coefficient and hydraulic properties. Moreover, the performance of ANFIS model is a bit better than SVM technique with relatively low error and high correlation values. Determination coefficient of the proposed equation for discharge coefficient have been calculated as 0.993 for the ANFIS model with Hybrid training method and two point Gaussian membership function, Also this parameter calculated for SVM with RBF Kernel type and with having values include 3, 10 and 0.1 that is related to  $\gamma, c$  and  $\epsilon$  respectively as 0.98 for testing phases.

**Keywords:** Artificial intelligence models, Curveture angle, Discharge capacity, Sharp crested Weir

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

2- Associate Professor, Hydraulic Structures., Soil Conservation and Watershed Management Research Institute (SCWMRI), Agricultural Research Education and Extension Organization (AREEO), Tehran, Iran

3- Associate Professor, Hydraulic Structures, Academic staff of Faculty of Civil Eng., Univ. of Sistan and Baluchestan, Iran. Ring

(\*-Corresponding Author Email: Drsaneie@gmail.com)