

## پیش‌بینی ضریب دبی سرریزهای مثلثی در پلان با استفاده از مدل ترکیبی مبتنی بر سیستم نرو-فازی و الگوریتم تکامل تفاضلی

فرشاد حیاتی<sup>۱</sup>

بهرروز یعقوبی<sup>۲\*</sup>

محمدعلی ایزد بخش<sup>۳</sup>

### چکیده

سرریزها برای تنظیم جریان و اندازه‌گیری دبی در داخل مجاری باز مورد استفاده قرار می‌گیرند. سرریزها به شکل‌های مستطیلی، مثلثی، دایره‌ای و مثلثی در پلان به کار گرفته می‌شوند. در این مطالعه ضریب دبی سرریزهای مثلثی در پلان با استفاده از یک مدل ترکیبی مبتنی بر سیستم استنباط فازی-عصبی تطبیقی و الگوریتم تکامل تفاضلی پیش‌بینی شد. سیستم استنباط فازی عصبی تطبیقی یک نوع شبکه عصبی مصنوعی است که مجموعه‌ای از قوانین فازی اگر-آنگاه است که قابلیت تقریب پارامترهای غیرخطی را دارد. در این مطالعه، از الگوریتم تکامل تفاضلی برای افزایش کارایی سیستم استنباط فازی عصبی تطبیقی با تنظیم توابع عضویت و سپس به حداقل رساندن مقادیر خطا استفاده گردید. علاوه بر این، الگوریتم تکامل تفاضلی یک الگوریتم تکاملی قدرتمند در روش‌های بهینه‌سازی است که استفاده‌های فراوانی در کاربردهای عملی دارد. در این تحقیق، برای ارزیابی توانایی مدل ترکیبی از شبیه‌سازی‌های مونت‌کارلو استفاده شد. علاوه بر این، از روش اعتبارسنجی چندلایه برای اعتبارسنجی نتایج مدل‌سازی استفاده گردید که مقدار  $k$  در این روش برابر با ۵ در نظر گرفته شد. سپس با استفاده از پارامترهای مؤثر بر ضریب دبی، شش مدل ترکیبی معرفی گردید. بر اساس نتایج شبیه‌سازی، مدل برتر مقدار ضریب دبی را به‌عنوان تابعی از عدد فرود جریان، زاویه رأس سرریز، نسبت طول سرریز به ارتفاع آن، نسبت هد جریان به ارتفاع سرریز و نسبت عرض کانال به طول سرریز تخمین زد. مقادیر درصد میانگین مطلق خطا، خطای جذر میانگین مربعات و ضریب همبستگی برای مدل برتر به ترتیب مساوی ۱/۶۴۴، ۰/۰۱۶ و ۰/۹۷۲ محاسبه شد. بر اساس تجزیه و تحلیل نتایج مدل‌سازی، عدد فرود جریان، مؤثرترین پارامتر در مدل‌سازی ضریب دبی سرریزهای مثلثی در پلان شناسایی شد.

### واژه‌های کلیدی

الگوریتم تکامل تفاضلی، سیستم استنباط فازی-عصبی تطبیقی، سرریز مثلثی، ضریب دبی

۱. دانشجوی دکتری منابع آب، گروه مهندسی آب، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران

۲. گروه مهندسی آب، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران \*byaghubi@gmail.com

۳. گروه مهندسی آب، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران

## مقدمه

معمولاً یک سرریز عمود بر جهت جریان برای اندازه‌گیری و کنترل جریان درون کانال‌های اصلی استفاده می‌شوند. سرریزها به شکل‌های مختلف از قبیل مستطیلی، مثلثی، دایره‌ای و مثلثی در پلان مورد استفاده قرار می‌گیرند. به دلیل اهمیت و کاربرد گسترده سرریزها، مطالعات آزمایشگاهی، تحلیلی و عددی مختلفی بر روی رفتار هیدرولیکی این نوع از سازه‌ها صورت گرفته است. رهباک<sup>۱</sup> در سال ۱۹۲۹ رفتار جریان بر روی یک سرریز لبه تیز مستطیلی را مورد ارزیابی قرار داد. وی یک معادله برای محاسبه ضریب دبی سرریزهای لبه تیز مستطیلی پیشنهاد داد. او معادله ضریب دبی را به‌عنوان تابعی از هد جریان روی سرریز به ارتفاع سرریز ارائه کرد. ضریب دبی معادله رهباک بدون در نظر گرفتن اثرات لزجت و موئینگی است. استرلکوف<sup>۲</sup> در سال ۱۹۶۴ در یک مطالعه تحلیلی و با فرض اینکه جریان عبوری از روی سرریزهای لبه‌تیز دوبعدی است، ضریب دبی این نوع از سازه‌های هیدرولیکی را برای وضعیتی که نسبت هد جریان روی سرریز به ارتفاع سرریز کوچک‌تر از ۱۰ است مورد بررسی قرار داد. هی و تیلور<sup>۳</sup> در سال ۱۹۷۰ رفتار هیدرولیکی جریان عبوری از روی سرریزهای کنگره‌ای را برای شرایط هندسی مختلف مورد بررسی آزمایشگاهی قرار دادند. نتایج مطالعه آن‌ها نشان داد که قرارگیری صفحات به شکل مثلثی نسبت به حالت کنگره‌ای دارای بازدهی بیشتری است. تولیس<sup>۴</sup> و همکاران در سال ۱۹۹۵ مطالعه‌ای بر روی ظرفیت آبگذری سرریزهای کنگره‌ای مثلثی انجام دادند. آن‌ها پارامترهای مؤثر بر روی ضریب دبی این شکل از سرریزهای نرمال را تعیین نمودند. آن‌ها نشان دادند که ضریب دبی سرریزهای کنگره‌ای مثلثی تابعی از ارتفاع تاج سرریز، کل هد روی سرریز، ضخامت دیواره، شکل تاج، شکل رأس و زاویه رأس سرریز کنگره‌ای است. ورملتون و تسانگ<sup>۵</sup> در سال ۲۰۰۰ رفتار هیدرولیکی سرریزهای نرمال، مستطیلی و مثلثی در پلان را مورد مطالعه آزمایشگاهی قرار دادند. آن‌ها تأثیرات

هوادهی را بر روی ظرفیت تخلیه این نوع سرریزها را مورد ارزیابی قرار دادند و نشان دادند که سرریز مثلثی در پلان در مقایسه با سرریزهای دیگر و با طول معادل، از بازدهی بیشتری برخوردار است. تولیس<sup>۶</sup> و همکاران در سال ۲۰۰۷ در یک مطالعه آزمایشگاهی، اثرات استغراق را بر روی رفتار هیدرولیکی سرریزهای کنگره‌ای مورد بررسی قرار دادند و رابطه‌ای را، بین دبی عبوری از روی تاج و هد جریان روی سرریز به دست آوردند. کومار<sup>۷</sup> و همکاران در سال ۲۰۱۱ مشخصات هیدرولیکی سرریزهای مثلثی در پلان را مورد مطالعه آزمایشگاهی قرار دادند. آن‌ها برای محاسبه ضریب دبی سرریزهای مثلثی در پلان روابطی را برحسب مشخصات هندسی سرریز و پارامترهای هیدرولیکی جریان ارائه نمودند. اخیراً محاسبات نرم و روش‌های هوش مصنوعی به‌عنوان یک روش کارآمد و مفید برای پیش‌بینی پدیده‌های پیچیده و غیرخطی هیدرولیکی استفاده شده‌اند. به‌عنوان مثال، اژداری مقدم<sup>۸</sup> و همکاران در سال ۲۰۱۰ با ترکیب مدل ANFIS و الگوریتم ژنتیک ضریب دبی سرریزهای کنگره‌ای را مدل‌سازی نمودند. امیرآقلمو<sup>۹</sup> و همکاران در سال ۲۰۱۳ با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنباط فازی عصبی تطبیقی، ظرفیت آبگذری سرریز جانبی دوزنقه‌ای کنگره‌ای را در شرایط جریان زیربحرانی مدل‌سازی نمودند. آن‌ها نشان دادند که سیستم استنباط فازی-عصبی تطبیقی مقادیر ضریب دبی را با دقت بیشتری مدل‌سازی می‌کند. همچنین زاجی<sup>۱۰</sup> و همکاران در سال ۲۰۱۴ ضریب دبی سرریزهای جانبی مثلثی را با استفاده از الگوریتم‌های مختلف شبکه عصبی و بهینه‌سازی ازدحام ذرات مدل‌سازی کردند. آن‌ها با تجزیه و تحلیل نتایج مدل‌های عددی بیان نمودند که الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات، مقادیر ضریب دبی را با دقت بیشتری مدل‌سازی می‌کند. حسینی<sup>۱۱</sup> و همکاران در سال ۲۰۱۶ سرریزهای کنگره‌ای را با استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری بهینه‌سازی نمودند.

<sup>۱</sup>. Tullis

<sup>۲</sup>. Kumar

<sup>۳</sup>. Azhdary Moghaddam

<sup>۴</sup>. Emiroglu

<sup>۵</sup>. Zaji

<sup>۶</sup>. Hosseini

<sup>۱</sup>. Rehbock

<sup>۲</sup>. Strelkoff

<sup>۳</sup>. Hay

<sup>۴</sup>. Tullis

<sup>۵</sup>. Wormleaton

Rule 2: IF  $x$  is  $A_2$ ,  $y$  is  $B_2$ , and  $z$  is  $C_2$ , (۲)  
 THEN  $f_2 = p_2x + q_2y + r_2z + s_2$

که  $f_1$  و  $f_2$  تابع خروجی قانون اول و دوم (به ترتیب) را نشان می‌دهند. به‌طور کلی یک سیستم ANFIS دارای ۵ لایه مختلف است. هر گره در لایه اول دارای یک تابع گره تطبیقی به‌صورت زیر است.

$$O_{1,i} = \varphi A_i(x) \quad i = 1, 2 \quad (۳)$$

که  $O_{1,i}$  تابع عضویت یک مجموعه فازی مانند  $A$  است،  $A_i$  برچسب زبانی مانند "بزرگ" یا "کوچک" هست که به تابع گره وابسته است و  $x$  ورودی گره  $i$  ام است. تابع عضویت، درجه ورودی  $x$  را که در دامنه  $[۱ و ۰]$  قرار دارد را مشخص می‌کند. تابع عضویت مورد استفاده در این مطالعه از نوع گوسی است که به شکل زیر بیان می‌شود:

$$\mu_{A_i}(x) = \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (۴)$$

$C_i$  و  $\sigma_i$  مجموعه پارامترهایی هستند که انتخاب دقیق آن‌ها، تأثیر قابل توجهی بر نتایج مدل‌سازی دارد و  $\mu$  تابع عضویت است. به‌طوری‌که با تغییر مقادیر این پارامترها، تابع گوسی با اشکال متفاوتی به دست می‌آید. از این‌رو، توابع عضویت متفاوتی برای  $A_i$  وجود دارد (یانگ، ۱۹۹۳). پارامترهای این لایه به‌عنوان پارامترهای مقدم شناخته می‌شوند. هر گره در لایه دوم در سیگنال‌های ورودی ضرب می‌شود و محصول تولیدشده را به‌عنوان خروجی ارائه می‌دهد. خروجی هر گره به‌عنوان قدرت آتش<sup>۵</sup> یا میزان فعالیت قانون شناخته می‌شود:

$$O_{2,i} = w_i = \varphi A_i(x) \varphi B_i(y) \varphi C_i(z) \quad i = 1, 2 \quad (۵)$$

در لایه سوم، نسبت قدرت آتش قانون  $i$  ام به مجموع قوانین آتش برای گره  $i$  ام به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad i = 1, 2 \quad (۶)$$

هر گره در لایه چهارم به‌صورت تابع زیر ارائه می‌شود:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i z + s_i) \quad (۷)$$

از یک طرف، مهم‌ترین پارامتر یک سرریز، ضریب دبی محسوب می‌شود که نقش بسزایی در طراحی این نوع از سازه‌های هیدرولیکی دارند. به‌طور کلی تخمین و شبیه‌سازی این پارامتر دارای نکته‌های حائز اهمیت است که توجه پژوهشگران فراوانی را به خود جلب کرده است. از طرف دیگر، الگوریتم‌های فرا ابتکاری برای شبیه‌سازی ضریب دبی سرریزهای مثلثی در پلان به‌صورت محدود، بکار گرفته شده‌اند؛ بنابراین، در این مطالعه، برای اولین بار ضریب دبی سرریزهای مثلثی در پلان توسط مدل فرا ابتکاری (ANFIS-Differential evolution algorithm) (ANFIS-Differential evolution algorithm) تخمین زده می‌شود. به بیان دیگر، توابع عضویت مدل ANFIS توسط الگوریتم تکامل تفاضلی بهینه‌سازی می‌شود. سپس تأثیر پارامترهای مختلف بر روی ظرفیت آبگذری سرریزهای مثلثی در پلان مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. در انتها، مدل برتر و پارامتر مؤثر در پیش‌بینی ضریب دبی معرفی می‌شود.

## مواد و روش‌ها

### سیستم‌های استنتاج فازی عصبی تطبیقی ۱

سیستم‌های استنتاج فازی عصبی تطبیقی (ANFIS) یک روش داده‌کاوی است که اولین بار توسط یانگ<sup>۲</sup> در سال ۱۹۹۳ ارائه شده است. این روش توانایی پیش‌بینی توابع واقعی پیچیده با درجه قابل قبولی را دار است. این روش دارای یک ساختار متشکل از تعدادی گره<sup>۳</sup> است که به‌صورت مستقیم با یکدیگر در ارتباط هستند. هر یک از گره‌ها دارای توابعی هستند که شامل پارامترهایی با قابلیت تنظیم‌پذیری هستند (یانگ و همکاران، ۱۹۹۷). اگر یک سیستم استنتاج فازی<sup>۴</sup> (FIS) دارای سه پارامتر ورودی  $x$ ،  $y$  و  $z$  به‌عنوان ورودی و پارامتر خروجی  $f$  در نظر بگیریم، با فرض داشتن دو قانون فازی، داریم:

Rule 1: IF  $x$  is  $A_1$ ,  $y$  is  $B_1$ , and  $z$  is  $C_1$ , (۱)  
 THEN  $f_1 = p_1x + q_1y + r_1z + s_1$

۱. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS)

۲. Jang

۳. Node

۴. fuzzy inference systems (FIS)

۵. Firing strength

جمعیت جهت دستیابی به جواب مسئله دارد. به طور کلی این الگوریتم شامل ۵ مرحله کلی است که در ادامه بیان می شوند:

مقداردهی اولیه<sup>۷</sup>: قبل از تولید جمعیت اولیه، حدود بالا و پایین مربوط به هر پارامتر باید تعریف شود. دو بردار  $N$  بعدی مقداردهی شده اولیه (که  $N$  ابعاد پارامتر یا تعداد پارامترها است)  $X_{Min}$  و  $X_{Max}$  به منظور ذخیره این مقادیر، تعریف می شود (پرایس و همکاران، ۲۰۰۵). پس از تعریف حدود اولیه، یک مولد عدد تصادفی  $rand_j [0,1]$  پارامترهای هر بردار را در محدوده تعریف شده، به صورت تصادفی، مقداردهی می کند. علاوه بر آن، به هر پارامتر از بردار یک شاخص جمعیت  $(i=1, \dots, Np)$  اختصاص داده می شود. مولد تولید اعداد تصادفی، یک توزیع غیریکنواخت از اعداد تصادفی در دامنه  $[0, 1]$  را تولید می کند. بردار جمعیت حاصل از تعداد  $N$  تا  $Np$  پارامتر، به شکل زیر تولید می شوند:

$$x_{i,j} = rand_j [0, 1] \cdot (x_{i,max} - x_{j,min}) + x_{j,min} \quad (9)$$

$j=1,2,\dots,N$  تعداد پارامترهای یک بردار است که باید در طول فرایند آموزش، بهینه سازی شوند. همچنین،  $i=1,2,\dots,Np$  تعداد بردارهای پارامتر جمعیت است که با استفاده از رابطه (۱)، محاسبه می شوند.

ارزیابی و جستجوی بهترین جواب: پس از اینکه جمعیت اولیه، تعریف شد و مقادیر اولیه به بردارهای مختلف، اختصاص داده شد، مقدار هدف برای هر بردار محاسبه می شود و با بهترین جواب به دست آمده جهت رسیدن به هدف بهینه، مقایسه می شود. این مقدار ذخیره می شود و پس از مقایسه با همه جواب ها در تکرارهای مختلف، به روزرسانی می شود. در DE، مقادیر تابع هدف توسط سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی<sup>۸</sup> (ANFIS) محاسبه می شود و نه یک شبیه ساز، به طوری که ترکیب DE و ANFIS، کاهش قابل توجه در تعداد اجراهای<sup>۹</sup> شبیه سازی و زمان آن ها را به همراه دارد.

که  $\{p_i, q_i, r_i, s_i\}$  مجموعه پارامترها هستند و  $\bar{w}$  خروجی لایه سوم است. هر پارامتر در این لایه تحت عنوان پارامترهای تالی، شناخته می شوند. در نهایت، گره موجود در لایه ۵ که به عنوان گره خروجی شناخته می شود به صورت جمع تمامی سیگنال های ورودی به صورت زیر محاسبه می شود:

$$O_{5,i} = \sum_{i=1} \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_{i=1} w_i f_i}{\sum_{i=1} f_i} \quad (8)$$

روش پارتیشن بندی شبکه ای<sup>۱</sup> (GP) یکی از پرکاربردترین روش ها جهت تولید سیستم های استنتاج فازی اولیه برای ANFIS است که در مطالعات مختلف، نتایج بسیار خوبی را ارائه داده است. در این روش فضای ورودی و خروجی به تعداد مشخصی فاصله تقسیم بندی می شوند. هر شبکه یک ناحیه فازی را توصیف می کند و نواحی تداخلی بین شبکه ها یک سطح خروجی پیوسته را به وجود می آورد (هو<sup>۲</sup>، ۲۰۰۷) [۱۳]. توابع عضویت همه متغیرهای فرضی بر اساس تجربه و دانش قبلی تعریف می شود. با استفاده از توابع عضویت می توان سیستم داده ورودی و خروجی را بهینه سازی کرد. فرآیند یادگیری از خروجی صفر شروع می شود و در طول فرآیند یادگیری به تدریج قوانین فازی و توابع، آموزش می بینند (کوبانر<sup>۳</sup>، ۲۰۱۱).

### الگوریتم تکامل تفاضلی

الگوریتم تکامل تفاضلی<sup>۴</sup> (DE) یک الگوریتم بهینه سازی کلی<sup>۵</sup> قدرتمند است که توسط استورن و پرایس<sup>۶</sup> (۱۹۹۵) معرفی شده است. DE یک الگوریتم جستجوی مبتنی بر فرد موازی است که از تعدادی از جمعیت  $(Np)$  استفاده می کند. هر جمعیت یک بردار  $N$  بعدی (عموماً برابر با تعداد متغیرهایی هست که باید بهینه شوند) در هر نسل است به طوری که برای هر جمعیت، مقدار تابع هدف، محاسبه و ارزیابی می شود؛ بنابراین، این الگوریتم با استفاده از عملگرهای ساده بر روی این بردارها، سعی بر تکامل این

<sup>۱</sup>. grid partitioning

<sup>۲</sup>. Hu

<sup>۳</sup>. Cobaner

<sup>۴</sup>. Differential Evolution (DE)

<sup>۵</sup>. global

<sup>۶</sup>. Storn and Price

<sup>۷</sup>. Initialization

<sup>۸</sup>. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems

<sup>۹</sup>. Run

داشتند، جایگزین می‌شوند و در این صورت نتایج باقی می‌مانند.

معیار توقف: پس از تولید یک نسل، بهترین جواب، به‌روزرسانی می‌شود و معیارهای تعریف‌شده جهت کنترل پایان یافتن بهینه‌سازی یا ادامه دادن آن در نسل‌های بعدی، بررسی می‌شود. در اغلب موارد، تعداد تکرارهای در نظر گرفته‌شده برای مسئله موردنظر، به‌عنوان معیار توقف مورد استفاده قرار می‌گیرند. در عمل، در هنگام بهینه‌سازی می‌توان نتایج را کنترل کرد و تغییرات را بررسی کرد تا بتوان، زمان پایان مسئله را تعیین کرد. در این مطالعه، بیشترین تعداد تکرارها و یا رسیدن مقدار تابع هدف به  $10E-8$  به‌عنوان معیار توقف در نظر گرفته‌شده است.

### بهینه‌سازی ANFIS با استفاده از الگوریتم DE

در این مطالعه، جهت بهینه‌سازی مقدار توابع عضویت ANFIS، از الگوریتم تکامل تفاضلی استفاده می‌شود. مزیت این روش کاهش هزینه‌های محاسباتی برای یک توپولوژی داده‌شده، است. در این قسمت الگوریتم ارائه‌شده در این مقاله روش ترکیبی نرو-فازی و الگوریتم تکامل تفاضلی به‌صورت شکل (۱) مرحله‌به‌مرحله توضیح داده می‌شود:

در ابتدا با استفاده از یک ماتریس که داده‌های مربوط به ضریب دبی در سرریزهای مثلثی در آن ارائه‌شده است، داده‌های شبکه تعیین می‌شود. داده‌ها به دو قسمت داده-های آموزش و آزمون تقسیم می‌شوند. با استفاده از داده-های مرتب‌شده، آموزش ANFIS شروع می‌شود. روند آموزش به سیستم این امکان را می‌دهد که پارامترهای تعریف‌شده به‌عنوان ورودی و یا خروجی مدل را تنظیم کند. روند آموزش زمانی متوقف می‌شود که معیارهای تعیین‌شده جهت توقف برنامه، ارضا شوند. بعد از تعیین داده‌های آموزش، نوع توابع عضویت و سیستم استنتاج فازی با استفاده از تطبیق پارامترهای تابع عضویت بهینه می‌شود که در این مطالعه از الگوریتم تکامل تفاضلی جهت

جهش<sup>۱</sup>: عملگر جهش در اولین مرحله از تولید جمعیت جدید از بردارهای مقاداری اولیه شده، مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این مرحله، برای هر جواب (به‌صورت یک فرد<sup>۲</sup>) در جمعیت  $i$  و نسل  $G$ ،  $(X_i^G, i=1,2,\dots, NP)$ ، یک بردار جهش  $(V_i^{G+1})$  با استفاده از روابط زیر، تعریف می‌شود:

$$V_i^{G+1} = X_{r1}^G + F(X_{r2}^G - X_{r3}^G) \quad (10)$$

$$V_i^{G+1} = X_{best}^G + F(X_{r1}^G - X_{r2}^G) \quad (11)$$

$$V_i^{G+1} = X_i^G + F(X_{best}^G - X_i^G) + F(X_{r1}^G - X_{r2}^G) \quad (12)$$

$$V_i^{G+1} = X_{r1}^G + F(X_{r2}^G - X_{r3}^G) + F(X_{r4}^G - X_{r5}^G) \quad (13)$$

که در آن  $X_{r1}^G, X_{r2}^G, X_{r3}^G, X_{r4}^G, X_{r5}^G$  بردارهای جواب هستند که با یکدیگر متفاوت‌اند و به‌صورت تصادفی انتخاب می‌شوند،  $X_{best}^G$  بهترین جواب به‌دست‌آمده و  $F$  ثابت جهش است که دارای مقداری بین صفر و یک می‌باشد. ضریب  $F$  نقش کنترل سرعت همگرایی را به عهده دارد.

تقاطع<sup>۳</sup>: در DE، به‌منظور در نظر گرفتن تنوع جواب‌های تولیدشده و افزایش همگرایی مدل، عملگر تقاطع مورد استفاده قرار می‌گیرد. با استفاده از ثابت تقاطع CR که در دامنه صفر و یک قرار دارد، پارامترهای بردار تولیدشده با بردار جهش و بردار مربوطه ( $i$ ) در جمعیت اصلی، در یک جواب آزمایشی<sup>۴</sup>، کپی می‌شود. برای هر پارامتر یک مقدار تصادفی در دامنه [۰ و ۱] تولید می‌شود و با CR مقایسه می‌شود. اگر مقدار این پارامتر بزرگ‌تر از مقدار CR بود، مقدار این پارامتر از والدین گرفته می‌شود و در غیر این صورت، از بردار جهش گرفته می‌شود.

انتخاب<sup>۵</sup>: آخرین مرحله مربوط به انتخاب بهترین جمعیت، مقایسه جواب‌ها در جمعیت قبلی با نتایج مربوط به بردار آزمایشی و نهایتاً انتخاب بهترین نتیجه است. بدین منظور، مقادیر هدف مربوط به هر بردار آزمایشی محاسبه می‌شود و با نتایج مربوط به والدین مقایسه می‌شود. اگر جواب‌های مربوط به جواب جدید، عملگر بهتری نسبت به والدین

<sup>۱</sup>. Mutation

<sup>۲</sup>. individual

<sup>۳</sup>. Crossover

<sup>۴</sup>. trial

<sup>۵</sup>. Selection

پارامتر	محدوده پارامتر موردنظر
$\theta(Degree)$	۳۰-۱۸۰
$w(m)$	۰/۰۹۲۴-۰/۱۰۷۵
$h(m)$	۰/۰۰۸-۰/۰۷۳
$Q(m^3 s^{-1})$	۰/۰۰۱۲-۰/۰۱۲۵
$L(m)$	۰/۲۸۰-۱/۰۸۲

### ضریب دبی

ضریب دبی سرریزهای لبه تیز را به‌عنوان تابعی از دبی جریان ( $Q$ )، طول سرریز ( $L$ ) و ارتفاع تاج سرریز ( $h$ ) در نظر گرفتند (رهباک، ۱۹۲۹):

$$C_d = \frac{3}{2} \frac{Q}{\sqrt{2gLh^3}} \quad (14)$$

همچنین کومار و همکاران در سال ۲۰۱۱ در مطالعه آزمایشگاهی خود مقادیر زاویه رأس سرریز مثلثی در پلان، ارتفاع سرریز، هد روی سرریز، دبی جریان و طول سرریز را اندازه‌گیری کردند؛ بنابراین در مطالعه حاضر، عدد فرود ( $Fr$ )، زاویه رأس سرریز مثلثی در پلان ( $\theta$ )، نسبت طول سرریز به ارتفاع آن ( $L/w$ )، نسبت هد جریان به ارتفاع سرریز ( $h/w$ ) و نسبت عرض کانال به طول سرریز ( $B/L$ ) به‌عنوان پارامترهای ورودی تعریف می‌شوند. همچنین به‌منظور بررسی تأثیر همه پارامترها، شش مدل عددی مختلف با استفاده از پارامترهای مذکور تولید می‌گردند. به‌عبارت‌دیگر با ترکیب پارامترهای مذکور شش مدل ANFIS-DE معرفی شده که نحوه ترکیب پارامترهای مختلف برای مدل‌های ANFIS-DE در شکل (۳) قابل مشاهده است.

در مطالعه حاضر، به‌منظور سنجش توانایی مدل‌های عددی از شبیه‌سازی‌های مونت کارلو استفاده گردیده است. شبیه‌سازی‌های مونت کارلو یک طبقه‌بندی گسترده از الگوریتم‌های محاسباتی هستند که از نمونه‌گیری‌های تصادفی برای محاسبه نتایج عددی استفاده می‌کنند. روش‌های مونت کارلو معمولاً برای شبیه‌سازی پدیده‌های فیزیکی و معادلات ریاضیاتی که اغلب حل آن‌ها با استفاده از روش‌های متداول مقدور نیست استفاده می‌شوند. همچنین،

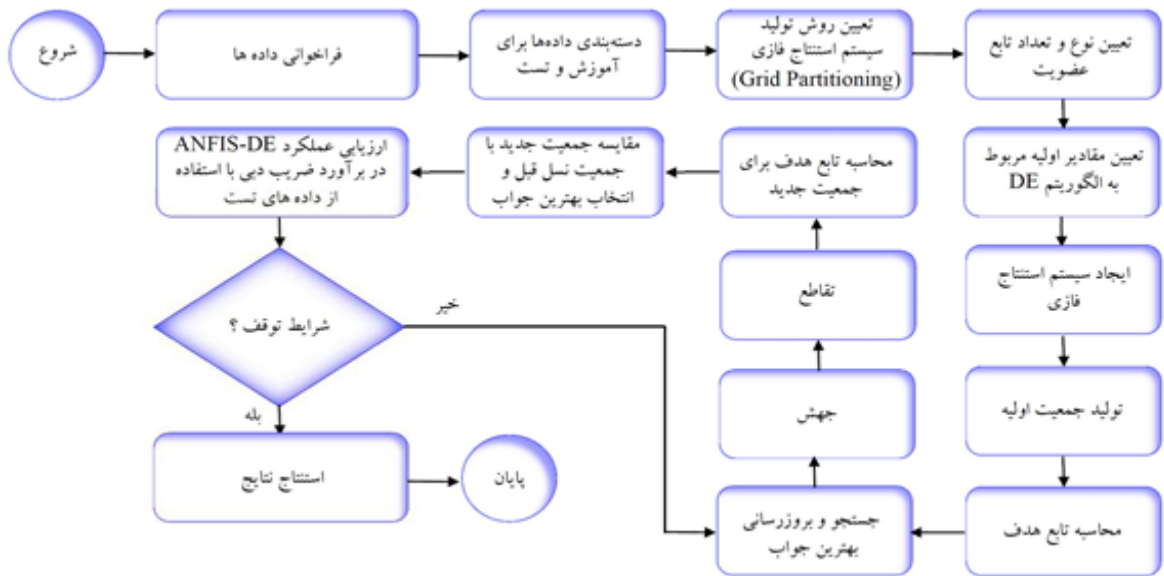
تعیین پارامترهای وابسته به توابع عضویت در سیستم استنتاج فازی استفاده می‌شود. در ادامه یک بردار که دارای  $N$  بعد مختلف می‌باشد، ( $N$  تعداد توابع عضویت است)، تعریف می‌شود. این بردار شامل پارامترهای تابع عضویت است که با استفاده از الگوریتم تفاضل تکاملی مقدار آن‌ها بهینه می‌شود. مقدار تابع هدف تعریف شده در این مطالعه به‌صورت تابع میانگین مربعات خطا<sup>۱</sup> می‌باشد. در ادامه، جستجو جهت یافتن جواب‌های بهتر و به‌روزرسانی بهترین جواب، انجام می‌شود و عملگرهای مربوط به الگوریتم تکامل تفاضلی شامل جهش، تقاطع و انتخاب، اعمال می‌شوند. در ادامه مقدار تابع هدف محاسبه می‌شود و با در نظر گرفتن رسیدن به همگرایی و یا پایان یافتن تعداد تکرارها، شرایط توقف کنترل می‌شود. در صورت رسیدن به شرایط توقف، بهینه‌سازی پایان می‌یابد و مقادیر بهینه‌شده با استفاده از داده‌های مربوط به آزمون مدل، مقدار ضریب دبی را برآورد می‌کنند. در غیر این صورت، مجدداً جستجو جهت یافتن بهترین جواب ادامه می‌یابد.

### مدل آزمایشگاهی

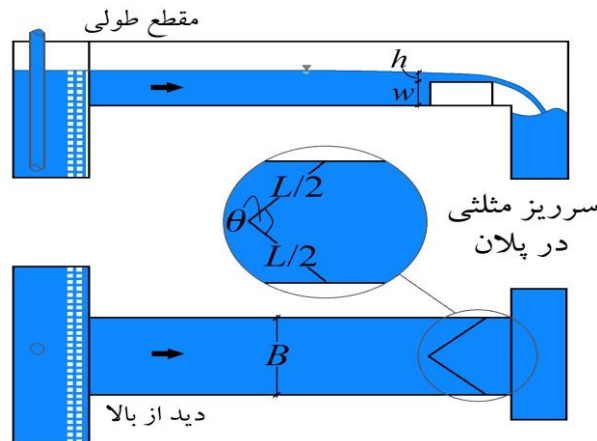
در مطالعه حاضر برای اعتبار سنجی مدل‌های ANFIS-DE ضریب دبی سرریزهای مثلثی از نتایج آزمایشگاهی کومار و همکاران در سال ۲۰۱۱ برگرفته می‌شود. مدل آزمایشگاهی متشکل از یک کانال مستطیلی به طول ۱۲ متر، عرض ۰/۲۸ متر و ارتفاع ۰/۴۱ متر، است. در مدل آزمایشگاهی مذکور سرریز مثلثی در فاصله ۱۱ متری از ابتدای کانال مستطیلی نصب شده است. در جدول (۱) دامنه پارامترهای آزمایشگاهی اندازه‌گیری شده مرتب گردیده است. در این جدول پارامترهای  $\theta$ ،  $w$ ،  $h$ ،  $Q$  و  $L$  زاویه رأس سرریز مثلثی در پلان، ارتفاع تاج سرریز، هد روی سرریز، دبی جریان و طول سرریز مثلثی در پلان می‌باشند. همچنین طرح شماتیک مدل آزمایشگاهی در شکل (۲) قابل مشاهده است.

جدول (۱): دامنه پارامترهای آزمایشگاهی اندازه‌گیری شده

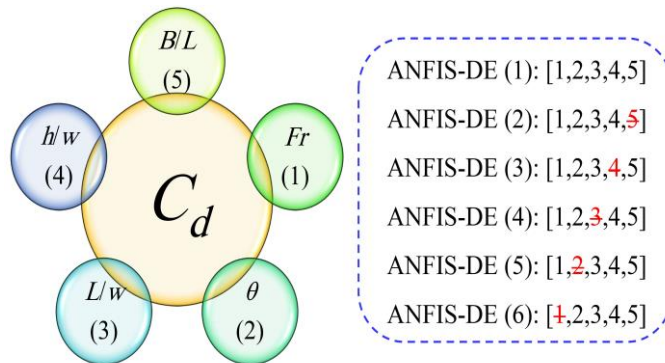
<sup>۱</sup>. MSE



شکل (۱): فلوچارت روش ترکیبی ANFIS-DE جهت برآورد ضریب دبی در سرریزهای مثلثی



شکل (۲): طرح شماتیک مدل آزمایشگاهی



شکل (۳): نحوه ترکیب پارامترهای ورودی برای شبیه‌سازی ضریب دبی توسط مدل ANFIS-DE

روش اعتبارسنجی چندلایه‌ای<sup>۱</sup> برای صحت‌سنجی مدل‌های مذکور بهره گرفته می‌شود. در مطالعه حاضر مقدار  $k$  برابر ۵ انتخاب گردیده است. در روش اعتبارسنجی چندلایه‌ای، مجموعه داده‌ها به صورت تصادفی به  $k$  نمونه فرعی با اندازه مساوی تقسیم می‌شود. سپس در میان نمونه‌های فرعی، یک نمونه به عنوان داده‌های اعتبارسنجی انتخاب شده و باقی مانده داده‌ها ( $k-1$ ) به عنوان آزمون مدل مذکور استفاده می‌شوند. در ادامه روند صحت‌سنجی،  $k$  بار تکرار شده و هر کدام از نمونه‌های فرعی  $k$ ، دقیقاً یک بار به عنوان داده‌های اعتبارسنجی مورد استفاده قرار می‌گیرند. نتایج به دست آمده از  $k$  لایه‌ی مشخص، متوسط‌گیری شده و به عنوان یک تخمین با دقت مناسب ارائه می‌شود. لازم به ذکر است که مهم‌ترین مزیت این روش، تکرار تصادفی نمونه‌های فرعی در روند آزمون و آموزش مدل عددی برای کلیه داده‌ها است. به بیان دیگر، هر داده دقیقاً یک بار به عنوان داده اعتبارسنجی مدل هوش مصنوعی استفاده می‌شود.

**بحث و نتیجه‌گیری**

در این مطالعه برای ارزیابی دقت مدل‌های عددی از شاخص‌های آماری درصد میانگین مطلق خطا<sup>۲</sup> (MAPE)، خطای جذر میانگین مربعات<sup>۳</sup> (RMSE) و ضریب همبستگی (R) استفاده می‌شوند.

به منظور شناسایی مدل برتر و تعیین پارامتر مؤثر در شناسایی ضریب دبی سرریزهای مثلثی در پلان، شش مدل مختلف معرفی می‌شود. در شکل (۴) مقایسه ضریب دبی مدل‌سازی شده با مقادیر آزمایشگاهی برای مدل‌های مختلف ANFIS-DE نشان داده شده است. مدل ANFIS-DE (1) مقادیر ضریب دبی را برحسب کلیه پارامترهای ورودی از قبیل عدد فرود، زاویه رأس سرریز مثلثی در پلان، نسبت طول سرریز به ارتفاع آن، نسبت هد جریان به ارتفاع سرریز و نسبت عرض کانال به طول سرریز در پلان است. برای مدل ANFIS-DE (5) مقادیر درصد میانگین مطلق خطا، خطای جذر میانگین مربعات و ضریب همبستگی به ترتیب برابر ۱/۸۴۷، ۰/۰۱۸ و ۰/۹۶۸ به دست آمده است. برای شبیه‌سازی ضریب دبی توسط مدل ANFIS-DE (5)، تأثیر زاویه رأس سرریز مثلثی در پلان

مطلق خطا (MAPE) و خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) به ترتیب برابر ۱/۶۴۴ و ۰/۰۱۶ محاسبه گردیده است. همچنین مقدار شاخص آماری ضریب همبستگی برای ANFIS-DE (1) مساوی ۰/۹۷۲ است. بر اساس نتایج مدل‌سازی ضریب دبی با استفاده از الگوریتم ترکیبی ANFIS-DE (1) مدل ANFIS-DE مقادیر ضریب دبی سرریزهای مثلثی در پلان را با دقت قابل قبولی تخمین می‌زند. سپس برای شناسایی پارامتر مؤثر در مدل‌سازی ضریب دبی، تأثیر هر یک از پارامترهای ورودی حذف می‌شود؛ بنابراین، پنج مدل ANFIS-DE (2) تا ANFIS-DE (6) با ترکیبی از چهار پارامتر ورودی، مقادیر ضریب دبی را مدل‌سازی می‌کنند. برای ANFIS-DE (2) تأثیر نسبت عرض کانال به طول سرریز حذف شده است. برای این مدل مقادیر درصد میانگین مطلق خطا، خطای جذر میانگین مربعات و ضریب همبستگی به ترتیب مساوی ۱/۷۸۱، ۰/۰۱۷ و ۰/۹۶۹ به دست آمده است. در میان مدل‌های با چهار پارامتر ورودی، مدل ANFIS-DE (2) دارای بیشترین دقت در تخمین ضریب دبی است. همچنین برای مدل ANFIS-DE (3) مقدار ضریب همبستگی مساوی ۰/۹۶۲ است. این در حالی است که مقدار RMSE برای مدل، ۰/۰۱۹ محاسبه گردیده است. برای این مدل تأثیر نسبت هد جریان به ارتفاع سرریز نادیده گرفته شده است. در ادامه نتایج مدل ANFIS-DE (4) نیز مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. مشابه مدل ANFIS-DE (3)، مقدار ضریب R برای مدل ANFIS-DE (4) نیز مساوی ۰/۹۶۲ محاسبه شده است. بر اساس نتایج مدل‌سازی‌ها، مقدار MAPE و RMSE به ترتیب برابر ۲/۱۷۶ و ۰/۰۲۲ تخمین زده شده است. این مدل مقادیر ظرفیت آگذری سرریزهای مثلثی در پلان را به عنوان تابعی از عدد فرود، زاویه رأس سرریز مثلثی در پلان، نسبت هد جریان به ارتفاع سرریز و نسبت عرض کانال به طول سرریز مثلثی در پلان است. برای مدل ANFIS-DE (5) مقادیر درصد میانگین مطلق خطا، خطای جذر میانگین مربعات و ضریب همبستگی به ترتیب برابر ۱/۸۴۷، ۰/۰۱۸ و ۰/۹۶۸ به دست آمده است. برای شبیه‌سازی ضریب دبی توسط مدل ANFIS-DE (5)، تأثیر زاویه رأس سرریز مثلثی در پلان

<sup>۱</sup>. k-fold cross validation

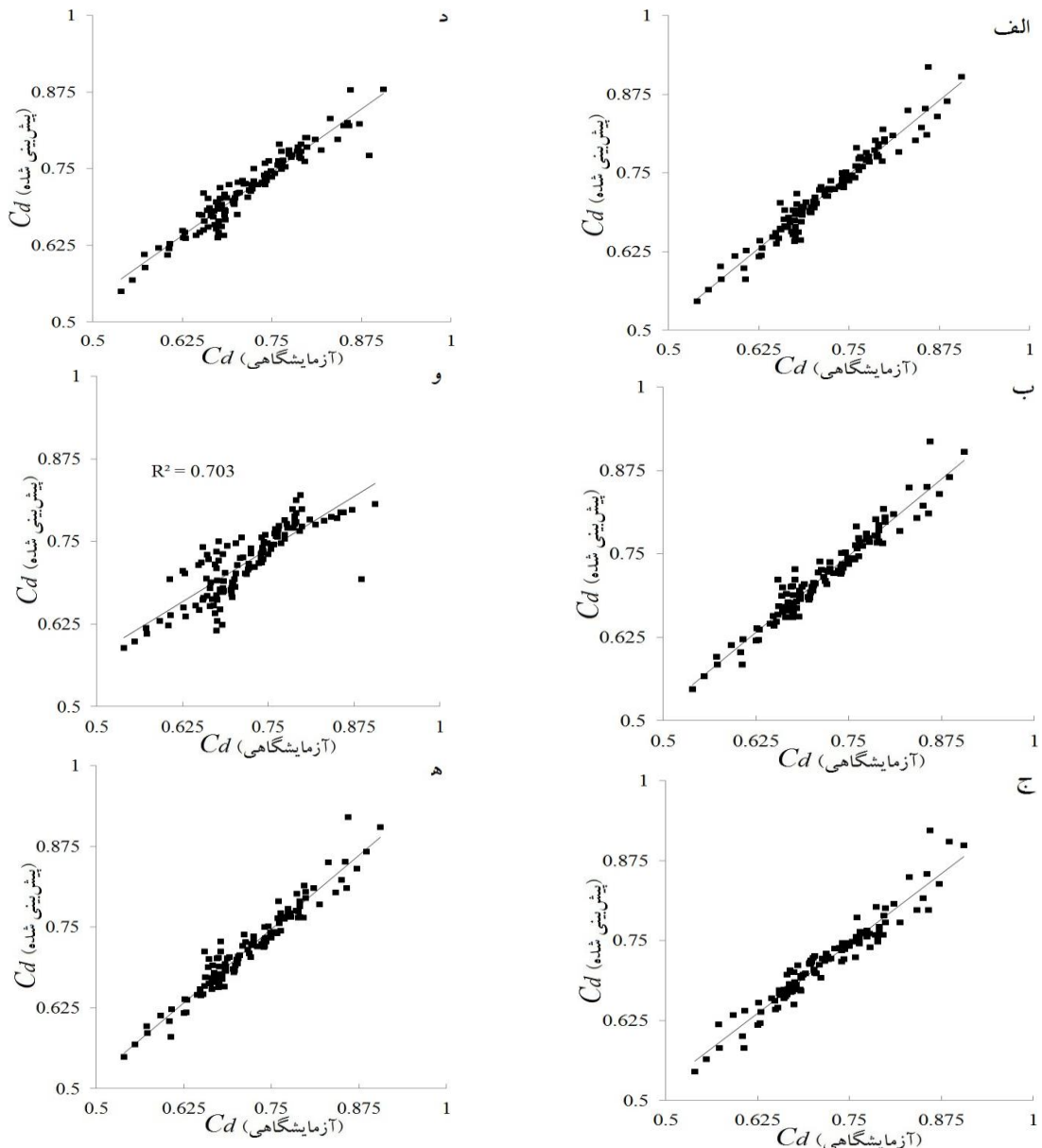
<sup>۲</sup>. Main Absolute Percentage Error

<sup>۳</sup>. Root Main Square Error



نسبت هد جریان به ارتفاع سرریز و نسبت عرض کانال به طول سرریز مدل‌سازی می‌نماید. بر اساس نتایج مدل‌سازی، مدل (1) ANFIS-DE به‌عنوان مدل برتر معرفی می‌شود. این مدل تأثیر کلیه پارامترهای ورودی را در نظر می‌گیرد. همچنین بر اساس تجزیه و تحلیل نتایج مدل‌های شش‌گانه ANFIS-DE، عدد فرود جریان به‌عنوان مؤثرترین پارامتر ورودی در شبیه‌سازی ضریب دبی سرریزهای مثلثی در پلان در نظر گرفته می‌شود. نتایج کلیه مدل‌های ترکیبی در جدول (۲) مرتب‌شده است.

نادیده گرفته شده است. در میان کلیه مدل‌های با چهار پارامتر ورودی، مدل (6) ANFIS-DE دارای بیشترین مقدار خطا و کمترین مقدار همبستگی است. برای مدل مذکور مقادیر  $MAPE$ ،  $RMSE$  و  $R$  به ترتیب مساوی  $۰/۳۸$ ،  $۰/۳۸$  و  $۰/۸۳۸$  به دست آمده است. برای تخمین ضریب دبی توسط (6) ANFIS-DE، تأثیر عدد فرود جریان نادیده گرفته شده است. این مدل مقادیر ضریب دبی را با استفاده از پارامترهای ورودی از قبیل زاویه رأس سرریز مثلثی در پلان، نسبت طول سرریز به ارتفاع آن،



شکل (۴): مقایسه ضریب دبی مدل‌سازی شده با مقادیر آزمایشگاهی برای مدل‌های الف- (1) ANFIS-DE (ب- (2) ANFIS-DE (3) ANFIS-DE (د- (4) ANFIS-DE (ه- (5) ANFIS-DE (و- (6) ANFIS-DE

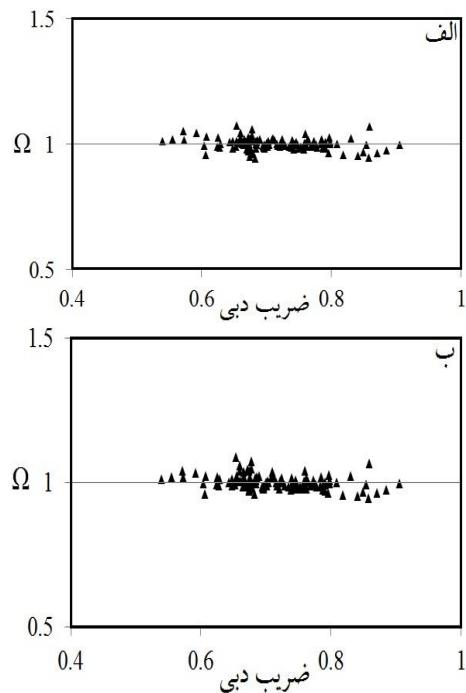
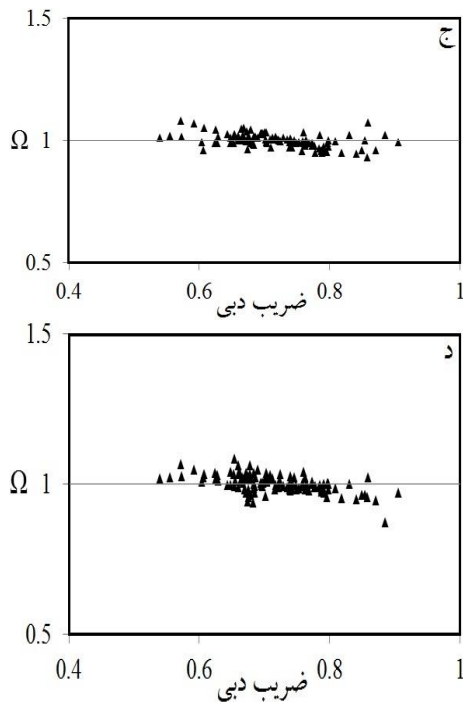
جدول (۲): نتایج کلیه مدل‌های ترکیبی

	R	RMSE	MAPE
۰/۹۷۲	۰/۰۱۶	۱/۶۴۴	ANFIS-DE 1
۰/۹۶۹	۰/۰۱۷	۱/۷۸۱	ANFIS-DE 2
۰/۹۶۲	۰/۰۱۹	۱/۹۶۲	ANFIS-DE 3
۰/۹۶۲	۰/۰۲۲	۲/۱۷۶	ANFIS-DE 4
۰/۹۶۸	۰/۰۱۸	۱/۸۴۷	ANFIS-DE 5
۰/۸۳۸	۰/۰۳۸	۳/۷۹۰	ANFIS-DE 6

در ادامه به منظور بررسی دقیق‌تر نتایج مدل‌های ANFIS-DE پارامتر به صورت نسبت ضریب دبی مدل‌سازی شده به مقدار آزمایشگاهی تعریف می‌شود. نزدیک بودن مقدار پارامتر  $\Omega$  به عدد یک نشان‌دهنده عملکرد مناسب‌تر مدل عددی مذکور در مقایسه با سایر مدل‌ها است. در شکل (۵) تغییرات پارامتر  $\Omega$  در مقابل تغییرات ضریب دبی سرریزهای مثلثی در پلان نشان داده شده است. همچنین مقادیر  $\Omega$  حداکثر، حداقل و متوسط برای مدل‌های شش‌گانه ANFIS-DE در جدول (۳) نشان داده شده است. به عنوان مثال، برای مدل (ANFIS-DE 1) مقادیر  $\Omega$  حداکثر، حداقل و متوسط به ترتیب مساوی ۱/۰۷۲،

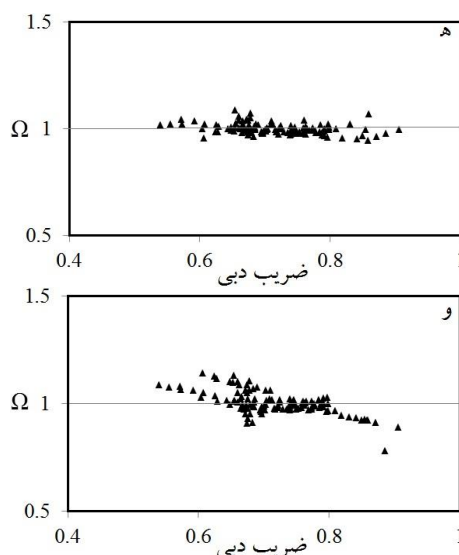
۰/۹۴۲ و ۰/۹۹۹۹ است. این در حالی است که مقدار  $\max \Omega$  برای مدل (ANFIS-DE 2) برابر ۱/۰۸۷ به دست آمده است. در بین کلیه مدل‌های شش‌گانه، بزرگ‌ترین مقدار  $\Omega$  (ave برای مدل 6) تخمین زده شده است؛ بنابراین مدل‌های (1) ANFIS-DE، (2) ANFIS-DE و (5) ANFIS-DE در مقایسه با سایر مدل‌های معرفی شده، ضریب دبی را نزدیک به نتایج آزمایشگاهی مقایسه می‌کند. همچنین مقادیر پارامترهای تابع عضویت گوسی بهینه‌سازی شده مربوط به مدل برتر در جدول (۴) ارائه شده است.

در ادامه به منظور بررسی دقیق‌تر نتایج مدل‌های ANFIS-DE پارامتر به صورت نسبت ضریب دبی مدل‌سازی شده به مقدار آزمایشگاهی تعریف می‌شود. نزدیک بودن مقدار پارامتر  $\Omega$  به عدد یک نشان‌دهنده عملکرد مناسب‌تر مدل عددی مذکور در مقایسه با سایر مدل‌ها است. در شکل (۵) تغییرات پارامتر  $\Omega$  در مقابل تغییرات ضریب دبی سرریزهای مثلثی در پلان نشان داده شده است. همچنین مقادیر  $\Omega$  حداکثر، حداقل و متوسط برای مدل‌های شش‌گانه ANFIS-DE در جدول (۳) نشان داده شده است. به عنوان مثال، برای مدل (ANFIS-DE 1) مقادیر  $\Omega$  حداکثر، حداقل و متوسط به ترتیب مساوی ۱/۰۷۲،



جدول (۳):  $\Omega$  حداکثر، حداقل و متوسط برای مدل‌های شش‌گانه ANFIS-DE

	$\Omega_{(max)}$	$\Omega_{(min)}$	$\Omega_{(ave)}$
ANFIS-DE(1)	۱/۰۷۲	۰/۹۴۲	۰/۹۹۹۹
ANFIS-DE(2)	۱/۰۸۷	۰/۹۴۴	۱/۰۰۰۱
ANFIS-DE(3)	۱/۰۸۳	۰/۹۳۰	۱/۰۰۰۱
ANFIS-DE(4)	۱/۰۸۵	۰/۸۷۱	۱/۰۰۰۲
ANFIS-DE(5)	۱/۰۸۷	۰/۹۴۴	۱/۰۰۰۱
ANFIS-DE(6)	۱/۱۴۲	۰/۷۸۲	۱/۰۰۰۳



شکل (۵): تغییرات پارامتر  $\Omega$  در مقابل ضریب دبی سرریزهای مثلثی در پلان برای مدل‌های الف- ANFIS-DE(1) ب- ANFIS-DE(2) ج- ANFIS-DE(3) د- ANFIS-DE(4) ه- ANFIS-DE(5) و- ANFIS-DE(6)

	DE	Fr	$\Theta$	L/w	h/w	B/L
MF (1)	$\sigma$	۱/۸۳۳	۰/۵۹۱	۳/۲۷۳	۰/۱۱۳	۱/۲۰۸
	c	۲/۶۲۸	۰/۵۴۵	۱/۵۴۸	۰/۲۵۵	۱/۲۶۶
MF (2)	$\sigma$	۱/۴۱۴	۱/۰۹۷	۱/۸۵۸	۰/۲۷۰	۱/۲۸۷
	C	۱/۸۵۴	۲/۱۴۴	۳/۴۱۳	۰/۴۰۹	۱/۸۲۸

جدول (۴): مقادیر بهینه‌شده تابع عضویت گوسی با استفاده از الگوریتم تکامل تفاضلی

پارامتر مؤثر در مدل‌سازی ضریب دبی سرریزهای مثلثی در پلان، شش مدل ANFIS-DE مختلف معرفی شد. با تجزیه و تحلیل نتایج مدل‌سازی، مدل برتر معرفی گردید. این مدل مقدار ضریب دبی را برحسب عدد فرود جریان، زاویه رأس سرریز مثلثی در پلان، نسبت طول سرریز به ارتفاع آن، نسبت هد جریان به ارتفاع سرریز و نسبت عرض کانال به طول سرریز مثلثی در پلان پیش‌بینی کرد. همچنین، عدد فرود جریان نیز مؤثرترین پارامتر ورودی در مدل‌سازی ضریب دبی سرریزهای مثلثی در پلان با استفاده از الگوریتم ترکیبی ANFIS-DE به دست آمد.

### نتیجه‌گیری کلی

سرریزها برای اندازه‌گیری دبی و تنظیم جریان در داخل کانال‌های باز مورد استفاده قرار می‌گیرند. سرریزها با شکل‌های مستطیلی، مثلثی، دایره‌ای و مثلثی در پلان برای اهداف مختلف هیدرولیکی استفاده می‌شوند. سرریزهای مثلثی در پلان در مقایسه با سرریزهای مستطیلی با طول معادل، دبی بیشتری را از روی خود عبور می‌دهد. در این مطالعه، ضریب دبی سرریزهای مثلثی در پلان با استفاده از الگوریتم ترکیبی ANFIS-DE مدل‌سازی شد. برای توسعه مدل ترکیبی، از الگوریتم‌های سیستم استنباط فازی-عصبی تطبیقی (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) و تکامل تفاضلی (Differential Evolution) استفاده شد. برای شناسایی مدل برتر و

مراجع

10. Rehbock, T. (1929). Discussion of "precise weir measurements" by E.W. Schoder and K.B. Turner. *Trans*, 93:1143–1162.
11. Storn, R. Price, K. (1995) "Differential Evolution – A Simple and Efficient Adaptive Scheme for Global Optimization over Continuous Spaces", Technical Report for International Computer Science Institute, Berkeley, TR-95-012.  
Price, K.V. Storn, R. Lampinen, J. (2005) "Differential Evolution: A Practical Approach to Global Optimization", Springer.
12. Strelkoff, T. (1964). Solution of highly curvilinear gravity flows. *Journal of Engineering Mechanics Division*, 90(3):195–221.
13. Tullis BP, Amanian N, Waldron D. 1995. Design of labyrinth spillways. *Journal of Hydraulic Engineering*, 121(3):247-255.
14. Tullis BP, Young JC, Chandler MA. 2007. Head-discharge relationships for submerged Labyrinth weirs. *Journal of Hydraulic Engineering*, 133(3):248-253.
15. Wormleaton PR, Tsang CC. 2000. Aeration performance of rectangular planform labyrinth weirs. *Journal of Environmental Engineering*, 126(5):456-465.
16. Zaji AH, Bonakdari H. (2014). Performance evaluation of two different neural network and particle swarm optimization methods for prediction of discharge capacity of modified triangular side weirs. *Flow Measurement and Instrumentation*, 40:149-156.
17. Hosseini K, Nodoushan EJ, Barati R, Shahheydari, H. (2016). Optimal design of labyrinth spillways using meta-heuristic algorithms. *KSCE Journal of Civil Engineering* 20(1):468-477.
1. Azhdary Moghaddam M, Amanian N, Jafari Nodoushan E. (2010). Geometry optimization of triangle labyrinth spillway using anfis models and genetic algorithms. *Journal of Modeling in Engineering* 7(19):57-69.
2. Bagheri, S. & Heidarpour, M. (2010). Flow over rectangular sharp-crested weirs. *Journal of Irrigation Science*, 28:173–179.
3. Cobaner M (2011) Evapotranspiration Estimation by two Different Neuro-Fuzzy Inference Systems. *J Hydrol* 398(3–4):299–302.
4. Emiroglu ME, Kisi O. 2013. Prediction of Discharge Coefficient for Trapezoidal Labyrinth Side Weir Using a Neuro-Fuzzy Approach. *Water Resour Manage*. 27:1473-1488.
5. Hay N, Taylor G. 1970. Performance of labyrinth weirs. *Journal of Hydraulic Engineering*, 96(11):2337-2357.
6. Hu YC (2007) Sugeno Fuzzy Integral for Finding Fuzzy if–Then Classification Rules. *Appl Math Comput* 185:72–83.
7. Jang JSR (1993) ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Trans Syst Manage Cybernet* 23(3):665–685.
8. Jang JSR, Sun CT, Mizutani E (1997) *Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*, Prentice-Hall. Upper Saddle River, NJ.
9. Kumar, S. Ahmad, Z. Mansoor, T. 2011. A new approach to improve the discharging capacity of sharp-crested triangular plan form weirs. *Flow Measurement and Instrumentation*, 22(3):175-180.

## Predicting discharge coefficient of Triangular Plan Form Weirs using Hybrid Model based on Fuzzy Systems and Differential Evolution Algorithm

Farshad Hayati 1

Behrooz Yaghobi \*2

Mohammad Ali Izadbakhsh 3

### Abstract

In practice, weirs are utilized to adjust and measure the flow within open canals. Additionally, this type of hydraulic structures is employed in various shapes such as rectangular, triangular, circular and triangular plan forms. In this study, the discharge coefficient of triangular plan form weirs is forecasted using a fuzzy system based model (ANFIS) as well as the differential evolution (DE) algorithm. The adaptive neuro-fuzzy inference system is a type of artificial neural networks consisting of a set of IF–THEN fuzzy rules with learning ability to estimate nonlinear parameters. In this study, the differential evolution algorithm is used to improve the capability of ANFIS by adjusting the membership functions and subsequently minimizing the error value. Moreover, the differential evolution is a powerful evolutionary algorithm among optimization approaches which has numerous applications in various scientific fields. Also, to examine the performance of hybrid models, the Monte Carlo simulations (MCs) are implemented. In this research, the k-fold Cross Validation with k equal to 5 is used for validating the numerical models. Then, six hybrid models are developed using the input parameters. Based on the simulation results, the superior model forecasts the discharge coefficient in terms of the Froude number, the weir vertex angle, the ratio of the weir length to the weir height, the ratio of the head above the weir crest to the weir height and the channel width to the weir length. For the superior model, Mean Absolute Percent Error (*MAPE*), Root Mean Square Error (*RMSE*) and the correlation coefficient (*R*) are calculated 1.644, 0.016 and 0.972, respectively. Furthermore, the Froude number is detected as the most effective parameter in modeling the discharge coefficient of triangular plan form weirs.

### Key words:

Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems, Differential evolution algorithm, Discharge coefficient, Triangular plan form weir

---

1. Ph.D. Candidate, Department of Water Engineering, Kermanshah Branch, Islamic Azad University, Kermanshah, Iran

2.\* Department of Water Engineering, Kermanshah Branch, Islamic Azad University, Kermanshah, Iran (Corresponding Author)

3. Department of Water Engineering, Kermanshah Branch, Islamic Azad University, Kermanshah, Iran