

بهینه‌یابی هندسه سرریز کنگره‌ای مثلثی با استفاده از مدل فازی-عصبی و الگوریتم تکامل تفاضلی (DE) (مطالعه موردی: سد UTE در ایالات متحده آمریکا)

خسرو حسینی^{۱*}، مهنا تاج‌نسابی^۲ و احسان جعفری‌ندوشن^۲

^۱ استادیار دانشکده مهندسی عمران دانشگاه سمنان

^۲ دانشجوی دکتری سازه‌های هیدرولیکی، دانشکده مهندسی عمران دانشگاه سمنان

چکیده

سرریزهای کنگره‌ای گزینه‌ای مناسب برای ساختگاه‌هایی هستند که در آن‌ها جانمایی انواع دیگر سرریزها منجر به افزایش بار آبی قابل توجهی در سد برای عبور سیلاب طراحی می‌باشد. استفاده از شکل هندسی مناسب برای سرریز به صورتی که بیش‌ترین گذردهی جریان را تحت شرایط خاص هیدرولیکی همراه با کاهش هزینه ساخت داشته باشد، امری ضروری است. در این تحقیق، از قابلیت سیستم استنتاج فازی و الگوریتم تکامل تفاضلی جهت بهینه‌کردن هندسه سرریز و ارضای شرایط هیدرولیکی مناسب استفاده گردیده است. از سیستم استنتاج فازی-عصبی ANFIS برای آموزش و ارزیابی مدل تهیه شده مبتنی بر داده‌های آزمایشگاهی به منظور تعیین ضریب آبگذری سرریز بهره گرفته شده است. از الگوریتم تکامل تفاضلی (DE) برای بهینه‌یابی هندسه سرریز با تعریف تابع هدف کمینه‌سازی حجم بتن‌ریزی با ارضای شرایط هیدرولیکی مناسب، استفاده شده است. نتایج به دست آمده از مدل نشان دهنده کاهش ۱۹/۲ درصدی در هزینه‌های بتن نسبت به طرح اجرا شده موجود می‌باشند.

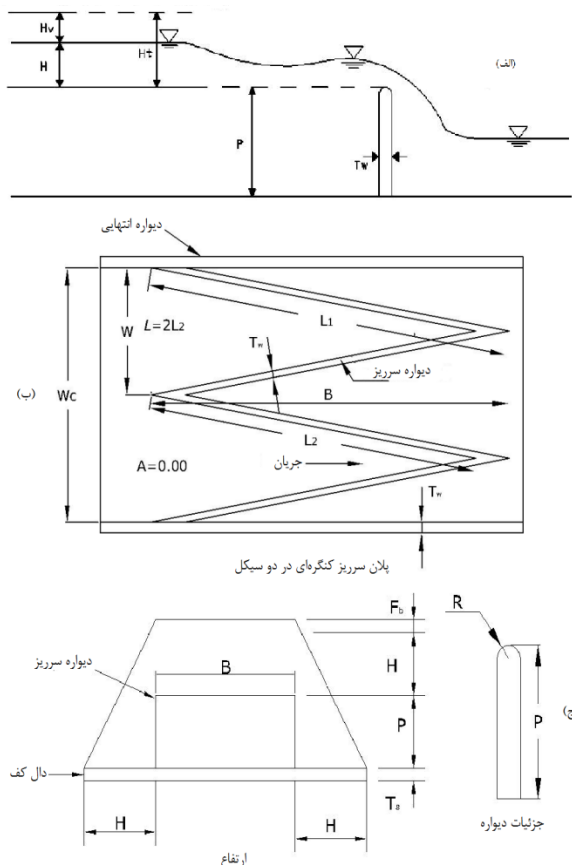
واژگان کلیدی: سرریز کنگره‌ای مثلثی، بهینه‌یابی هندسه سرریز، مدل فازی-عصبی، الگوریتم تکامل تفاضلی (DE).

۱- مقدمه

[۱]. پس از سال ۱۹۸۰ مؤسسات تحقیقاتی و فنی دیگر مانند دانشگاه جورجیا، اداره عمران ایالات متحده (USBR) و مرکز تحقیقات آب دانشگاه یوتا مطالعات جامع‌تری را انجام دادند. مطالعات دیگری نیز توسط Lux و Hinchcliff [۳]، Falvey [۴] و Tullis و همکاران [۵] انجام گردیده است. مهم‌ترین امتیازات توسعه کاربرد سرریزهای کنگره‌ای در رودخانه‌ها و مخازن سدها عبارتند از:

- ۱- محدودیت عرضی مقطع احداث سرریز جهت انتقال سیلاب بیشینه طراحی در مخازن سدها و نیز در شرایط رودخانه‌های نیمه کوهستانی و یا رودخانه‌های سیلاب دشتی با مقطع مرکب؛
- ۲- محدودیت ارتفاع سطح آب در بازه بالادست سرریز و خطر آبگرفتگی اراضی بالادست به خصوص در رودخانه سیلاب دشتی؛
- ۳- افزایش حجم مفید مخزن سدها از طریق افزایش ارتفاع ثابت سرریز با تأمین ظرفیت انتقال سیلابی سرریز؛
- ۴- اصلاح و توسعه طرح سرریزهای موجود جهت افزایش ظرفیت انتقال سیلاب؛
- ۵- سادگی ساخت، توجیه برتر اقتصادی و سهولت مدیریت بهره برداری در مقایسه با گزینه سرریز خطی با کنترل دریچه‌ای [۱]، [۲].

سرریزهای کنگره‌ای از جمله سازه‌های هیدرولیکی جهت تنظیم سطح آب و کنترل جریان در کانال‌ها، رودخانه‌ها و مخازن سدها به شمار می‌آیند. محور تاج این نوع سرریزها به صورت غیر مستقیم بوده و در نمایش سطح افقی، سرریز از دیواره‌های متصل به هم تشکیل شده و با هندسه مثلثی، دوزنقه‌ای، مستطیلی و قوسی می‌باشد که با تناوب در عرض جریان تکرار می‌گردد. معیار اصلی در طرح کنگره‌ای سرریزها، افزایش ظرفیت انتقال جریان روی سرریز با تاج ثابت و به ازای ارتفاع معین سطح آب در بالا دست سرریز می‌باشد. سابقه ساخت سرریزهای کنگره‌ای به قبل از سال ۱۹۲۰ می‌رسد [۱]. تا قبل از سال ۱۹۶۸ مطالعات اندکی به منظور بررسی و شناخت رفتار هیدرولیکی این نوع سرریزها انجام شده است. اکثر تحقیقات صورت گرفته بر روی سرریزهای کنگره‌ای مثلثی و دوزنقه‌ای شکل در پلان می‌باشند. اولین مطالعه بر روی سرریزهای کنگره‌ای به وسیله Taylor انجام گرفت [۲]. Hay و Taylor در سال ۱۹۷۰ روشی برای محاسبه دبی و طراحی این نوع سرریزها ارائه نمودند. در ادامه مطالعات آن‌ها، روش دیگری به وسیله Darvas در سال ۱۹۷۱ برای طراحی این سرریزها ارائه گردید



شکل ۱- نمایش پروفیل جریان عبوری از روی سرریز کنگره‌ای: الف) پلان سرریز کنگره‌ای مثلثی‌ای، ب) مقطع سرریز کنگره‌ای مثلثی

برخی از معیارهای مورد استفاده در طراحی سرریز کنگره‌ای به شرح زیر می‌باشند:

(۱) حداکثر نسبت هد آبی^۵ (H_t/P) برابر ۰/۹ در نظر گرفته می‌شود [۵]؛

(۲) به منظور کاهش اثرات تلاقی جت‌های آب، حداقل نسبت ظاهری عمودی^۶ (W/P) در طراحی مقادیر حداقل ۲ و ۲/۵ به ترتیب برای پلان‌های دوزنقه‌ای و مثلثی توسط Lux پیشنهاد گردیده است [۴]؛

(۳) حداکثر نسبت بزرگنمایی^۷ (l/W) پیشنهادی توسط Tullis و همکاران برابر ۹/۵ می‌باشد [۴، ۵]؛

(۴) در یک سرریز گنگره‌ای مثلثی و دوزنقه‌ای زاویه دیواره‌های هادی^۸ نسبت به امتداد جریان (α) به ترتیب توسط روابط (۲) و (۳) بیان می‌گردد:

توجه به مزایای ذکر شده در مورد سرریزهای کنگره‌ای هدف این تحقیق بهینه کردن هندسه سرریز که بیش‌ترین دبی عبوری را با توجه به شرایط ذکر شده در تحقیق را داراست می‌باشد. به همین منظور از مدل سیستم استنتاج فازی-عصبی ANFIS و الگوریتم تکامل تفاضلی برای بهینه‌یابی استفاده گردیده است.

از مدل سیستم استنتاج فازی-عصبی ANFIS برای تعمیم اطلاعات طراحی سرریز و از الگوریتم تکامل تفاضلی (DE) برای بهینه‌یابی استفاده گردیده است. برای ساخت سیستم استنتاج مجموعاً ۳۴ زوج داده استفاده گردید که ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش مدل ANFIS و ۲۰ درصد داده‌ها برای ارزیابی مدل به کار گرفته شده است. در قسمت ANFIS سعی شده است تا با استفاده از داده‌های موجود شامل دو متغیر ورودی زاویه دیوار سرریز در امتداد جریان و نسبت ارتفاع کل آب به ارتفاع سرریز، ضریب آبگذری سرریز محاسبه گردد. با به کارگیری الگوریتم تکامل تفاضلی و تعریف تابع هدف کمینه‌سازی حجم بتن مصرفی سرریز با ارضای شرایط هیدرولیکی، بهینه‌یابی هندسه سرریز صورت گرفت.

۲- بررسی پارامترهای سرریز کنگره‌ای

ظرفیت یک سرریز کنگره‌ای، تابعی از هد کل، طول سرریز و ضریب تخلیه سرریز می‌باشد. ضریب تخلیه سرریز نیز به ارتفاع کل آب (H_t) ، ارتفاع سرریز (P) ، ضخامت سرریز (T_w) ، شکل تاج و زاویه دیواره سرریز در امتداد جریان (α) بستگی دارد. رابطه محاسبه دبی در سرریزهای کنگره‌ای به صورت زیر می‌باشد [۵].

$$Q = \frac{2}{3} C_d L_2 \sqrt{2g} H_t^{1.5} \quad (1)$$

که در آن C_d ضریب تخلیه، Q دبی، H_t (m) ارتفاع کل آب و L_2 (m) طول مؤثر می‌باشند.

شکل (۱) نمای شماتیک از پروفیل جریان عبوری از روی سرریز کنگره‌ای مثلثی در مقطع و پلان نمایش می‌دهد که در این شکل، L_1 طول واقعی دیواره سرریز^۱، L_2 طول مؤثر دیواره سرریز^۲، T_w ضخامت سرریز، B طول سرریز^۳، W_c عرض کل سرریز، l طول سرریز در یک سیکل، W عرض هر سیکل سرریز، N تعداد سیکل‌ها^۴ می‌باشد.

5- Headwater ratio
6- Vertical aspect ratio/sidewall angle
7- Magnification ratio
8- Sidewall angle

1- Actual length of side leg
2- Effective length of side leg
3- Length of labyrinth
4- Number of cycles

۳-۱- معماری مدل ANFIS

نکته اصلی در طراحی مدل ANFIS، انتخاب سیستم استنتاج فازی^۴ است. برای سادگی کار، فرض می‌شود که FIS مورد بررسی از دو ورودی x و y و یک خروجی f تشکیل شده و همچنین پایگاه قانون در آن شامل دو قانون "اگر-آن‌گاه" از نوع تاکاگی-سوگنو باشد، همانند شکل (۳-الف) قوانین موجود در این سیستم عبارتند از:

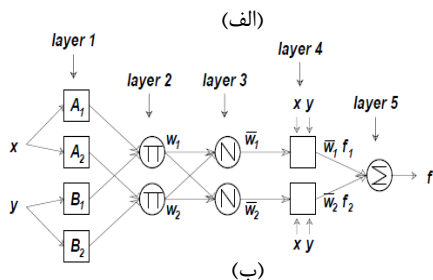
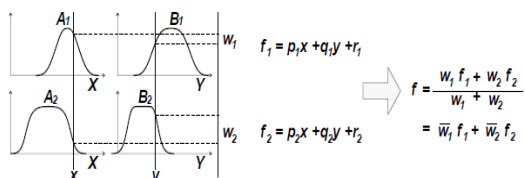
قانون اول) اگر x مساوی A_1 و y مساوی B_1 باشد، آن‌گاه طبق رابطه (۵)،

$$f_1 = p_1x + q_1y + r_1 \quad (5)$$

قانون دوم) اگر x مساوی A_2 و y مساوی B_2 باشد، آن‌گاه طبق رابطه (۶)،

$$f_2 = p_2x + q_2y + r_2 \quad (6)$$

که در روابط فوق A_1 ، A_2 و B_1 ، B_2 به ترتیب نواح عضویت برای ورودی‌های x و y بوده و p_1 ، q_1 ، r_1 ، p_2 ، q_2 و r_2 پارامترهای تابع خروجی هستند.



شکل ۳-الف) سیستم استنتاج فازی سوگنو با دو ورودی، دو قانون و یک خروجی، ب) معماری مدل ANFIS معادل سیستم

استنتاجی سوگنوی بخش [۷]

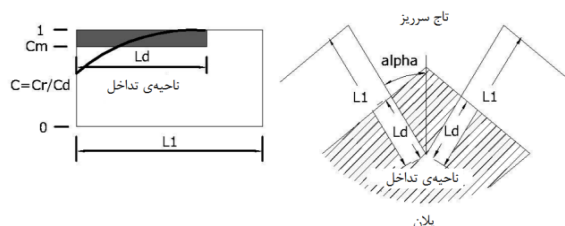
$$\alpha = \sin^{-1}\left(\frac{W}{2L_2}\right) \quad (2)$$

$$\alpha = \sin^{-1}\left(\frac{W-2A}{2L_2}\right) \quad (3)$$

۱) به منظور تأمین آبگذری حداکثر، مناسب‌ترین شکل تاج^۱ نیم‌دایره می‌باشد [۵]. با کاهش نسبت دماغه^۲ (A/W) ظرفیت سرریز افزایش می‌یابد [۲]:

۲) جهت محدود کردن اثرات تداخل جت‌ها نسبت طول آشفتگی به طول دیواره هادی بایستی کوچک‌تر یا مساوی 0.3 باشد. بیان دیگر مطلب اخیر به صورت رابطه (۴) ارائه شده است. در شکل (۲) ناحیه تداخل جریان نشان داده شده است [۶].

$$\frac{L_{de}}{L_1} = \frac{H}{L_1} \times 6.1 \times e^{-0.052\alpha} \leq 0.3 \quad (4)$$



شکل ۲- ناحیه تداخل جریان در پلان سرریز کنگره‌ای

۳- سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS)

مدل‌های فازی-عصبی که در سال ۱۹۹۳ توسط چنگ گسترش یافت، منطق فازی را با شبکه‌های عصبی مصنوعی^۳، جهت تسهیل فرآیند یادگیری و انطباق ترکیب می‌نماید [۷]. بدین صورت که مشکل اصلی در طراحی سیستم‌های فازی که همان به دست آوردن قواعد "اگر-آن‌گاه" فازی است را به وسیله استفاده مؤثر از قابلیت یادگیری ANN جهت تولید خودکار این قواعد و بهینه‌سازی پارامترها مرتفع می‌کند. مدل ANFIS از جمله مدل‌های فازی-عصبی است [۸].

که در آن \bar{W}_i ، خروجی لایه سوم و $\{p_i, q_i, r_i\}$ مجموعه پارامترهای خروجی هستند.

در لایه ۵، تنها گره موجود در این لایه، خروجی نهایی ANFIS را مطابق رابطه (۱۳) محاسبه می‌کند.

$$OP_i^5 = \text{Overall Output} = \sum_i \bar{W}_i f_i = \frac{\sum_i W_i f_i}{\sum_i W_i} \quad (13)$$

این شبکه بر اساس یادگیری نظارت شده آموزش داده می‌شود. بنابر این هدف ما دادن آموزش به شبکه تطبیقی است تا بتواند توابع غیر معین داده شده توسط داده‌های آموزش را تخمین زده و سپس مقادیر دقیق پارامترهای فوق را بیابد. در این روش، ANFIS یک الگوریتم آموزش ترکیبی شامل روش کاهش شیب و روش حداقل مربعات را به کار می‌گیرد تا پارامترها را بهینه نماید. روش کاهش شیب برای تنظیم پارامترهای غیرخطی بخش فرض $(\{\sigma_i, c_i\})$ و روش حداقل مربعات برای تعیین پارامترهای خطی بخش نتیجه $(\{p_i, q_i, r_i\})$ به کار می‌روند [۹].

نوع سیستم استنتاج فازی به کار رفته در این تحقیق همان طور که قبلاً نیز ذکر شد، سیستم سوگنو با توابع عضویت گوسین می‌باشد. برای آموزش مدل از الگوریتم آموزش ترکیبی با تعداد تکرار $\text{epoch}=30$ استفاده گردید.

این شبکه بر اساس یادگیری نظارت شده آموزش داده می‌شود. بنابر این هدف ما دادن آموزش به شبکه تطبیقی است تا بتواند توابع غیر معین داده شده توسط داده‌های آموزش را تخمین زده و سپس مقادیر دقیق پارامترهای فوق را بیابد. در این روش، ANFIS یک الگوریتم آموزش ترکیبی شامل روش کاهش شیب و روش حداقل مربعات را به کار می‌گیرد تا پارامترها را بهینه نماید [۹].

نوع سیستم استنتاج فازی به کار رفته در این تحقیق همان طور که قبلاً نیز ذکر شد، سیستم سوگنو با توابع عضویت گوسین می‌باشد. برای آموزش مدل از الگوریتم آموزش ترکیبی با تعداد تکرار $\text{epoch}=30$ استفاده گردید.

۳-۲- داده‌های مورد استفاده

با توجه به توضیحات داده شده، در این تحقیق از داده‌های آزمایشگاهی ارائه شده توسط Tullis و همکاران [۵] برای ساخت مدل استفاده گردید. سرریزهای مورد مطالعه در تحقیق مذکور به شکل کنگره‌ای مثلثی با تاج نیم‌دایره‌ای به شعاع $p/12$

معماری ANFIS معادل نیز در شکل (۳-ب) ارائه شده است. کارکرد مدل ANFIS مورد بحث، به شرح ذیل است [۷].
۱. در لایه ۱، درجه عضویت هر متغیر ورودی توسط گره‌های مربعی مشخص شده و خروجی OP_i^1 توسط روابط (۷) و (۸) تعریف می‌گردد.

$$OP_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad \text{for } i=1,2 \quad (7)$$

$$OP_i^1 = \mu_{B_{i-2}}(y) \quad \text{for } i=3,4 \quad (8)$$

در روابط بالا، x (یا y) ورودی به گره و A_i (یا B_{i-2}) مجموعه فازی مرتبط با این گره بوده که به وسیله شکل توابع عضویت آن مشخص می‌شود. با فرض تابع گوسین به عنوان تابع عضویت، خروجی OP_i^1 مطابق رابطه (۹) قابل محاسبه است.

$$OP_i^1 = \mu_{A_i}(x) = e^{-\frac{(x-c_i)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (9)$$

در رابطه فوق، $\{\sigma_i, c_i\}$ مجموعه پارامترهایی هستند که شکل تابع عضویت را در بازه [۰ و ۱] تغییر می‌دهند. در لایه ۲، سیگنال‌های ورودی به گره‌های دایره‌ای، در هم ضرب می‌شوند که با علامت Π مشخص شده است و خروجی OP_i^2 که نشان دهنده قدرت عملکرد یا وزن یک قانون است، مطابق رابطه (۱۰) محاسبه می‌شود.

$$OP_i^2 = W_i = \mu_{A_i}(x)\mu_{B_i}(y), \quad i=1,2 \quad (10)$$

در لایه ۳، گره i ام این لایه، که با N مشخص شده است، قدرت عملکرد نرمال شده را مطابق رابطه (۱۱) محاسبه می‌کنند.

$$OP_i^3 = \bar{W}_i = \frac{W_i}{W_1 + W_2}, \quad i=1,2 \quad (11)$$

در لایه ۴، گره i ام در این لایه، وزن قانون i ام را به سمت خروجی مدل با استفاده از رابطه (۱۲) محاسبه می‌کند.

$$OP_i^4 = \bar{W}_i f_i = \bar{W}_i (p_1 x + q_1 y + r_1) \quad (12)$$

نکته باید مد نظر قرار بگیرد که داده‌های موجود در یک خوشه، حداکثر شباهت را نسبت به هم و حداکثر تفاوت را با داده‌های خوشه‌های دیگر داشته باشند. برای استخراج قوانین سیستم فازی-عصبی با استفاده از روش خوشه‌بندی معمولی، مقادیر ورودی در لایه ۱، به چند خوشه تقسیم شده و هر قانون فازی با استفاده از دو یا تعداد بیشتری از توابع عضویت در لایه ۲ ساخته می‌شود. در نتیجه با افزایش تعداد قوانین، تعداد پارامترهای مربوط به آن نیز زیاد می‌گردد. برای حل این مشکل می‌توان از تکنیک خوشه‌بندی کاهش استفاده نمود که در آن قوانین بر اساس رابطه بین متغیرهای ورودی-خروجی ساخته می‌شوند. خوشه‌بندی کاهش بر اساس اندازه چگالی هر داده در فضای ورودی‌ها کار می‌کند. بدین صورت که در ابتدا فضای ورودی، نرمال شده و در مرحله بعد، هر داده به عنوان نقطه‌ای با پتانسیل قرار گرفتن در مرکز خوشه در نظر گرفته می‌شود. سپس اندازه چگالی در نقطه x_i با استفاده از رابطه (۱۴) تعریف می‌شود:

$$D_i = \sum_{j=1}^n \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{(r_a/2)^2}\right) \quad (14)$$

در رابطه فوق، r_a یک ثابت مثبت است. یک مجموعه داده هنگامی مقدار دانسیته (D_i) بالایی دارد که تعداد نقاط همسایگی آن زیاد باشد. بعد از محاسبه مقدار همسایگی برای هر نقطه، نقطه‌ای که دانسیته همسایگی بالاتری دارد به عنوان مرکز اولین خوشه انتخاب می‌گردد. اگر x_{cl} یک نقطه انتخاب شده با دانسیته D_{cl} باشد، آن‌گاه اندازه دانسیته برای داده x_i با استفاده از رابطه (۱۵) اصلاح خواهد شد.

$$D_i^{new} = D_i - D_{c1} e^{\left[-\frac{\|x_i - x_{c1}\|^2}{(r_b/2)^2}\right]} \quad (15)$$

در رابطه فوق، r_b یک ثابت مثبت برابر با $r_a = 1.5 r_b$ است. مقدار بهینه r_a و نسبت یادگیری به وسیله سعی و خطا مشخص می‌شود. فرآیند تعیین مرکز خوشه و دانسیته متناظر آن تا جایی تکرار می‌شود که تعداد مناسبی از مراکز خوشه‌ها تولید شوند [۹].

و ضخامت $p/6$ بوده و برای عرض ثابت W و تعداد سیکل‌های $1/5$ و همچنین مقادیر زاویه دیواره‌های سرریز α با تغییرات $1/5, 16, 21, 32, 49$ ساخته شده‌اند. آن‌ها با گذراندن دبی‌های مختلف از روی هر کدام از این سرریزها و با به دست آوردن H_t ، نمودارهایی بر حسب H/P و C_d برای زوایای مختلف سرریز ترسیم و از این نمودارها برای طراحی سرریز کنگره‌ای استفاده نمودند. مشخصات سرریز آزمایشگاهی مورد مطالعه در جدول (۱) نشان داده شده است. در تحقیق حاضر سعی شده است تا با استفاده از داده‌های موجود شامل دو متغیر ورودی، زاویه دیواره سرریز در امتداد جریان (α) و نسبت ارتفاع کل آب به ارتفاع سرریز (H/P) و متغیر خروجی ضریب گذردهی جریان (C_d) به ساخت مدل‌های فازی-عصبی ANFIS پرداخته شود. بدین صورت می‌توان از روابط به دست آمده از مدل استفاده نموده و به محاسبه ضریب گذردهی جریان از روی داده‌های ورودی جدید پرداخت.

جدول ۱- مشخصات مدل سرریز کنگره‌ای مثلثی به کار رفته

جهت مدل‌سازی ANFIS

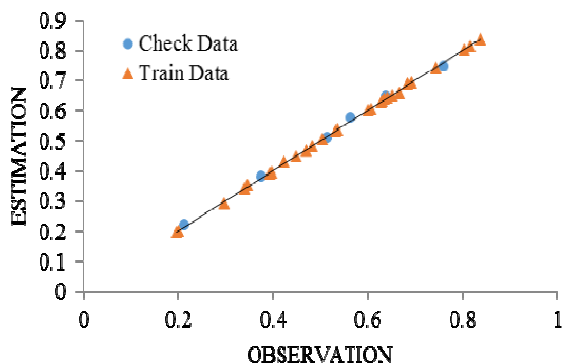
Z	α	L (m)	W (m)	P (m)	L/W	W/P
						تعداد سیکل
	۱۰/۵	۵/۰۵	۰/۹۲	۰/۱۵۲۴	۵/۵	۶/۰۴
	۱۶	۳/۱۸	۰/۹۲	۰/۱۵۲۴	۵/۵	۶/۰۴
	۲۱	۲/۵۶۷	۰/۹۲	۰/۱۵۲۴	۵/۵	۶/۰۴
	۳۲	۱/۷۳۶	۰/۹۲	۰/۱۵۲۴	۵/۵	۶/۰۴
	۴۹	۱/۲۲	۰/۹۲	۰/۱۵۲۴	۵/۵	۶/۰۴

۳-۳- ساختار مدل‌ها

برای ساخت سیستم استنتاج فازی و سپس محاسبه ضریب گذردهی جریان بر پایه الگوهای ورودی-خروجی در دسترس، از مدل ANFIS استفاده گردید. برای این منظور مجموعاً ۳۴ زوج داده مورد استفاده قرار گرفت که ۸۰ درصد آن برای آموزش مدل ANFIS و ۲۰ درصد آن برای ارزیابی مدل بکار رفت. قوانین فازی با استفاده از روش خوشه‌بندی کاهش ساخته شد. تحلیل خوشه‌بندی، تکنیکی است برای دسته‌بندی داده‌ها که طی آن مجموعه داده‌ها بر اساس شباهتشان، به مجموعه‌ای از خوشه‌ها (کلاس‌ها) تبدیل می‌شوند. در انجام خوشه‌بندی، این

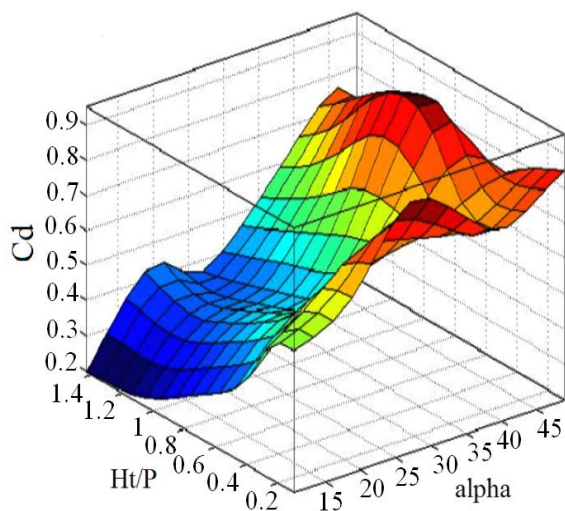
جدول ۲- نتایج ارزیابی مدل ANFIS ساخته شده

ارزیابی		آموزش		تعداد قوانین
۰/۹۹۸۸	CORR	۰/۹۹۹۹	CORR	
۰/۰۰۸۷	RSME	۰/۰۰۲۷	RMSE	
۰/۰۰۷۷۳	MAE	۰/۰۰۱۸۶	MAE	



شکل ۴- نمودار پراکندگی مقادیر مشاهداتی و تخمین زده شده C_d

شکل (۵) نشان دهنده سطح ایجاد شده بین متغیرهای ورودی شامل زاویه سرریز در امتداد جریان و نسبت H_t/P و همچنین متغیر خروجی شامل ضریب گذردهی جریان (C_d) می‌باشد که با استفاده از مدل ANFIS به دست آمده است.



شکل ۵- سطح ایجاد شده بین متغیرهای ورودی و خروجی

۳-۴ نتایج به دست آمده از مدل‌ها

به منظور ارزیابی عملکرد مدل‌های پیش‌بینی ساخته شده در این تحقیق، از سه شاخص آماری زیر استفاده شده است:
 ۱- ضریب همبستگی^۱ مطابق با رابطه (۱۶)،

$$CORR = \frac{\sum_{i=1}^n \{x_i^p - x^0\} \{x_i^p - x^p\}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n \{x_i^p - x^0\}^2 \sum_{i=1}^n \{x_i^p - x^p\}^2}} \quad (16)$$

۲- ریشه میانگین مربعات خطا^۲ مطابق با رابطه (۱۷)،

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \{x_i^o - x_i^p\}^2}{n}} \quad (17)$$

۳- میانگین قدر مطلق خطا^۳ مطابق با رابطه (۱۸)،

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i^o - x_i^p|}{n} \quad (18)$$

که در روابط فوق، x_i^o پارامتر مشاهده شده، x_i^p پارامتر تخمین زده شده و n تعداد داده‌هاست. شاخص CORR نمایانگر میزان رابطه بین داده‌های مشاهده شده و تخمین زده شده است. این ضریب در بازه -۱ و +۱ تغییر و هر چه مقدار آن به +۱ نزدیک‌تر باشد، نشان دهنده قوی‌تر بودن رابطه مستقیم بین متغیرهای مورد بررسی می‌باشد. RMSE باقی‌مانده بین داده‌های مشاهده شده و تخمین زده شده را ارزیابی می‌نماید. این شاخص فرض می‌کند که خطاهای بزرگ‌تر، از اهمیت بیشتری نسبت به خطاهای کوچک‌تر برخوردارند. MAE نیز میانگین وزنی خطاهای مطلق می‌باشد. لازم به ذکر است که RMSE و MAE نزدیک‌تر به صفر، تناسب بیشتر بین متغیرها را نشان می‌دهند [۱۰]. جدول (۲) شامل ارزیابی نتایج به دست آمده از مدل با توجه به پارامترهای فوق می‌باشد. همچنین نمودار پراکندگی شکل (۴) نیز به مقایسه مقادیر مشاهداتی و محاسباتی C_d می‌پردازد.

1- CORR (Correlation Coefficient)
 2- RMSE(Root Mean Square Error)
 3- (Mean Absolute Error) MAE

۴- الگوریتم تکامل تفاضلی

اندیس، $g=0,1,\dots,g_{\max}$ ؛ نشان دهنده نسلی است که بردار متعلق به آن است. در مجموع، هر بردار با یک اندیس i در جمعیت مشخص می‌شود ($i=0,\dots, NP-1$) و اندیس j ($j=0,1,\dots,D-1$)، نشان دهنده بعد است [۱۲].

۴-۲- جهش

الگوریتم تکاملی دیفرانسیلی نام خود را از عملگر جهش فاضلی خویش گرفته است.

عملگر جهش نقش ایجاد تنوع در جمعیت را بر عهده دارد. عملگر جهش در الگوریتم تکاملی دیفرانسیلی بر خلاف دیگر الگوریتم‌های تکاملی، نقش نسبتاً مهم‌تری نسبت به سایر عملگرها ایفا می‌کند. DE نسل قبل را جهش داده و جمعیتی به تعداد NP عضو تولید می‌کند. عملگر جهش تفاضلی نسبتی از تفاضل دو بردار جواب (بردار اول و دوم) را به یک بردار پایه (بردار سوم) اضافه می‌کند.

جهش تفاضلی بعد از این که جمعیت به صورت تصادفی مقداردهی اولیه شد، اختلاف دو برداری را که به صورت تصادفی انتخاب شده‌اند و همچنین این اختلاف با ضرب کردن در F (فاکتور مقیاس‌گذاری)، مقیاس‌گذاری شده را به بردار سوم اضافه می‌کند. رابطه (۲۰) چگونگی ترکیب سه بردار مختلف که به صورت تصادفی انتخاب شده‌اند را نشان می‌دهد [۱۲].

$$V_{i,g} = X_{r_0,g} + F \cdot (X_{r_1,g} - X_{r_2,g}) \quad (20)$$

بردار پایه با اندیس r_0 را می‌توان به روش‌های مختلفی تعیین کرد. ولی در این‌جا فرض شده که یک برداری است که به صورت تصادفی انتخاب می‌شود و اندیس آن با اندیس بردار هدف (i) متفاوت است.

فاکتور جهش در الگوریتم که همان F است عددی بزرگ‌تر از صفر و نزدیک به یک می‌باشد که نسبت سهم بردار تفاضلی در تولید نسل جدید را کنترل می‌کند.

شکل (۶) نحوه جهش بردارها در فضای دو بعدی را نشان می‌دهد.

الگوریتم تکامل تفاضلی^۱ یک استراتژی جستجوی شانس مبتنی بر جمعیت است که به وسیله استورن^۲ و پرایس^۳ در سال ۱۹۹۵ ارائه شد. این الگوریتم از یک عملگر جهش ساده که مبتنی بر تفاضل یک جفت بردار استفاده می‌کند. همچنین از یک مکانیزم جایگزینی ثابت استفاده می‌کند که در آن فرزند تازه متولد شده فقط با والد مربوطه‌اش رقابت می‌کند [۱۱].

الگوریتم DE جهت غلبه بر عیب اصلی الگوریتم ژنتیک، یعنی فقدان جستجوی محلی در این الگوریتم ارائه شده است. تفاوت اصلی بین الگوریتم‌های ژنتیکی و الگوریتم DE در عملگر انتخاب selection operators می‌باشد.

در اپراتور انتخاب GA، شانس انتخاب یک جواب به عنوان یکی از والدین وابسته به مقدار شایستگی آن می‌باشد. اما در الگوریتم DE، همه جواب‌ها دارای شانس مساوی جهت انتخاب شدن می‌باشند. یعنی شانس انتخاب شدن آن‌ها وابسته به مقدار شایستگی آن‌ها نمی‌باشد. پس از این که یک جواب جدید با استفاده از یک اپراتور جهش تنظیم و اپراتور crossover تولید شد، جواب جدید با مقدار قبلی مقایسه می‌شود و در صورت بهتر بودن جایگزین می‌شود. یکی از مزایای این الگوریتم داشتن حافظه‌ای می‌باشد که اطلاعات جواب‌های مناسب را در جمعیت فعلی حفظ می‌کند. دیگر مزیت این الگوریتم مربوط به عملگر انتخاب آن می‌باشد، در این الگوریتم همه جواب‌ها دارای شانس مساوی جهت انتخاب شدن به عنوان یکی از والدین می‌باشند.

۴-۱- ساختار جمعیت

الگوریتم تکامل تفاضلی یک جفت از جمعیت‌های برداری را نگهداری می‌کنند، این جمعیت‌ها شامل NP بردار D بعدی از پارامترهای مقدار حقیقی هستند. جمعیت فعلی که با px نشان داده می‌شود، ترکیبی از بردارهای $X_{i,g}$ است، که به صورت رابطه (۱۹) تعریف می‌شوند:

$$P_{x,g} = (x_{i,g}), \quad (19)$$

$$i = 0, 1, \dots, NP - 1, g = 0, 1, \dots, g_{\max}$$

$$X_{i,g} = (X_{j,i,g}),$$

$$j = 0, 1, \dots, D - 1.$$

1- Differential evolution (DE)

2- Storne

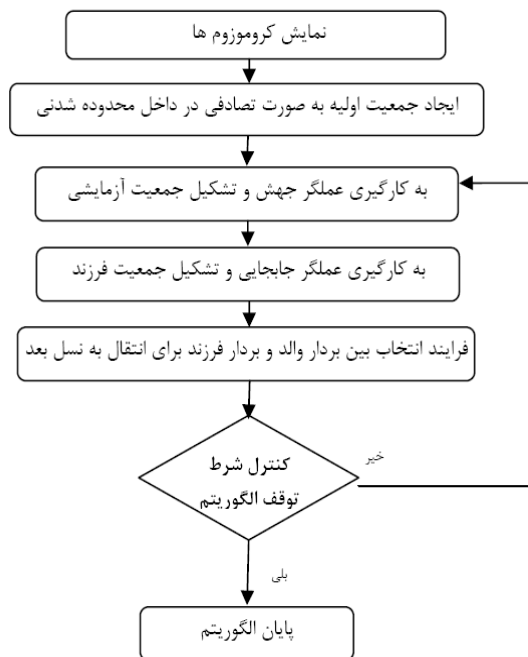
3- Price

حداقل برای یک نسل دیگر طبق رابطه (۲۲) حفظ می‌کند
[۱۲]:

$$x_{i,g+1} = \begin{cases} U_{i,g} & \text{if } f(U_{i,g}) < f(x_{i,g}) \\ x_{i,g} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (22)$$

وقتی جمعیت جدید تولید می‌شود، فرآیند جهش، جفتگیری (برش) و انتخاب را تا وقتی که برادر بهینه پیدا شود، یا این که ضابطه اتمام که از قبل تعیین شده است، ارضاء گردد. مزیت اصلی این استراتژی این است که با ممانعت از انتقال برادر والد و فرزند به صورت همزمان به نسل بعد از کم شدن تنوع جمعیت جلوگیری می‌نماید.

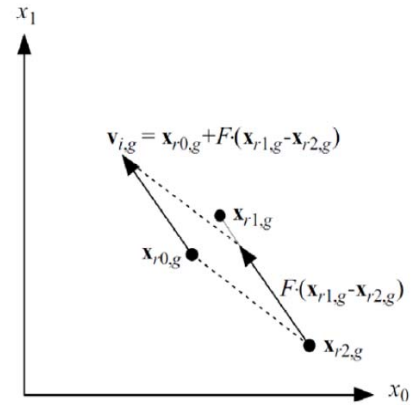
فرآیند جستجو تا زمانی که معیار توقف الگوریتم برآورده شود، ادامه می‌یابد. معمولاً معیار توقف الگوریتم می‌تواند بر مبنای ثابت ماندن تغییرات برازندگی بهترین جواب یا تکرار الگوریتم تا یک تعداد مشخص انتخاب شود. در شکل (۷) نمودار گردش ساختار اصلی الگوریتم‌های DE نشان داده شده است.



شکل ۷- نمودار گردش ساختار اصلی الگوریتم‌های DE

۵- بهینه‌سازی

با توجه به شکل (۱) روابط موجود بین پارامترهای مشخصه هندسه سرریز کنگره‌ای مثلثی عبارتند از:



شکل ۶- نحوه جهش برادرها در فضای دو بعدی

۴-۳- برش

بعد از جهش، برش دودویی یک جمعیت آزمایشی $PU_{i,g}$ را تولید می‌کند. مطابق با i امین برادر جمعیت و برادر جهش مربوطه‌اش، برش برادرهای آزمایشی $U_{i,g}$ مطابق قانون رابطه (۲۱) تولید می‌شود [۱۲]:

$$\begin{cases} V_{j,i,g} & \text{if } (rand_j(0,1) \leq C_r \text{ or } j = j_{ran}) \\ X_{j,i,g} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (21)$$

$$U_{i,g} = U_{j,i,g} = i = 1, 2, \dots, NP, j = 0, 2, \dots, D-1$$

C_r فاکتور برش در فاصله (0,1) است و احتمال تولید پارامترهای برادر سوم به کمک برادر جهش را تعیین می‌کند. اندیس j_{rand} یک عدد تصادفی انتخاب شده در فاصله [1, NP] و عهده دار این است که برادر آزمایشی شامل حداقل یک پارامتر از برادر جهش باشد.

۴-۴- انتخاب

فرایند انتخاب در DE با دیگر الگوریتم‌های ابتکاری متفاوت است. در سایر الگوریتم‌های تکاملی، افراد بازمانده برای نسل بعد به صورت احتمالی انتخاب می‌شوند در صورتی که در الگوریتم تکاملی دیفرانسیلی این انتخاب به صورت انتخاب قطعی بین برادر والد و برادر فرزند با در نظر گرفتن برازش آن دو صورت می‌گیرد.

اگر برادر آزمایشی، $U_{i,g}$ دارای مقدار تابع هدف کمتری از برادر هدف، $X_{i,g}$ باشد در نسل بعدی جایگزین برادر $X_{i,g}$ می‌شود در غیر این صورت، برادر هدف جایگاهش را در جمعیت

قیود مسئله شامل محدودیت‌هایی است که توسط محققین برای طرح سرریز کنگره‌ای ارائه نموده‌اند و در بخش (۲) به آن‌ها اشاره گردیده است. این قیود توسط روابط (۱-۲۴) الی (۵-۲۴) بیان شده‌اند.

$$Q_1 = \frac{2}{3} C_d L_e \sqrt{2g} H_t^{1.5} \geq Q_{design} \quad (1-24)$$

$$\frac{H_t}{P} < 0.9 \quad (2-24)$$

$$\frac{H_t}{P} < 0.9 \quad (3-24)$$

$$\frac{l}{w} < 9.5 \quad (4-24)$$

$$\frac{L_{de}}{L_1} = \frac{H}{L_1} \times 6.1 \times e^{-0.052\alpha} \leq 0.3 \quad (5-24)$$

از روش تفاضلات تکاملی به منظور تولید داده استفاده شده، به طوری که پارامترهای آن با توجه به جدول (۳) تنظیم شده است. همان طور که ذکر شد هر نفر جمعیت اولیه یک بردار چهار عنصری است که مقدارش به طور تصادفی در دامنه‌های هر پارامتر تولید شده‌اند.

جدول ۳- پارامترهای بهینه‌سازی

پارامتر	مقدار
محدوده پارامتر اول	[۱۰/۵ و ۴۹]
محدوده پارامتر دوم	[۱۰/۵ و ۳۰]
محدوده پارامتر سوم	[۷/۵ و ۱۰]
محدوده پارامتر چهارم	[۵ و ۶/۵]
فاکتور برش	۰/۷
فاکتور مقیاس‌گذاری	۰/۴
تعداد نسل	۱۰۰۰
تعداد جمعیت اولیه	۱۵۰ نفر

عرض هریک از سیکل‌ها: $W = \frac{W_c}{N}$ ، زاویه دیواره سرریز نسبت به امتداد جریان: $\alpha = \tan^{-1}(\frac{W}{2B})$ ، طول مؤثر یک زانو از تاج سرریز (L_2): $L_2 = \frac{W}{2 \sin \alpha}$ ، طول ساخته شده یک زانو از تاج سرریز (L_1): $L_1 = L_2 + \frac{TW}{\sin \alpha}$ ، طول کل دیواره‌ها (L): $L = 2N \cdot L_1$ ، عرض سرریز به موازات جریان ورودی (B): $B = L_2 \cdot \cos \alpha + \frac{TW}{\sin \alpha}$ و طول مؤثر کل: $L_e = 2N \cdot L_2$ و هد روی سرریز: H می‌باشد.

۵-۱- محاسبات جهت تعیین حجم بتن مصرفی

سرریز متشکل از دیواره‌های سرریز، دیواره انتهایی و دال کف می‌باشد. حجم هر یک از اجزای سرریز به صورت زیر محاسبه می‌گردند:

$$V_w = N \cdot L \cdot P \cdot T_w \quad \text{دیواره‌های سرریز}$$

$$V_e = (P + H_t + F_b) \cdot (B + H_t) \cdot 2 \cdot T_w \quad \text{دال کف انتهایی}$$

$$V_s = (B + 2H_t) \cdot W_c \cdot T_s$$

۵-۲- متغیرها و پارامترهای بهینه‌سازی

متغیرهای ورودی شامل حداکثر مجموع ارتفاع تاج سرریز و ارتفاع آب روی تاج آب در مخزن ($P + H_t$)، دبی طرح (Q_{design})، ارتفاع آزاد (F_b)، ضخامت دیوار سرریز (T_w)، ضخامت دال سرریز (T_s). در این تحقیق از یک کروموزوم چهار ژنی استفاده گردیده است. ژن‌های این کروموزوم به ترتیب، ارتفاع تاج سرریز (P)، ارتفاع کل آب روی تاج سرریز (H_t)، تعداد سیکل‌ها سرریز (N) و زاویه دیواره سرریز در امتداد جریان (α) می‌باشند. کلیه متغیرها از نوع پیوسته بوده، به جز تعداد سیکل‌های سرریز که از نوع متغیر گسسته محسوب می‌شوند. تابع هدف، کمینه نمودن حجم بتن مصرفی سرریز می‌باشد که حاصل جمع حجم اجزای سرریز می‌باشد.

$$\text{minimize} \rightarrow f(x) = NLPT_w + (P + H_t + F_b) \times (B + H_t) \times 2T_w + (B + 2H_t) \times W_c \times T_s \quad (23)$$

در هزینه‌هایی اجرایی را نیز در بر دارد. پارامترهای هندسی طرح پیشنهادی و طرح موجود به شرح جدول (۴) می‌باشد.

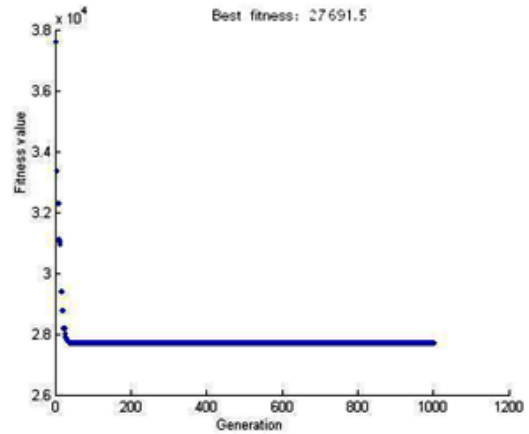
جدول ۴- مقایسه طرح فعلی با طرح پیشنهادی

پارامتر	طرح موجود	طرح بهینه به روش الگوریتم DE
ارتفاع سرریز (P)	۹/۱	۷/۸۵
ارتفاع کل آب روی سرریز (H_T)	۵/۷۹	۵/۸۳
ارتفاع کل آب نسبت به کفبند ورودی (H_T+P)	۱۴/۸۹	۱۲/۶۸
عرض تک سیکل (w)	۱۸/۳	۲۱/۳
طول دماغه (A)	۱/۵	۰
تعداد سیکل‌های سرریز (N)	۱۴	۱۲
نسبت بزرگنمایی (l/w)	۴	۳/۶۵
عرض سرریز در امتداد جریان (B)	۳۸/۸۳	۳۷/۲۶
طول کل تاج (L)	۱۰۳۱/۸	۹۳۵

۸- نتیجه‌گیری

مدل تئوری ارائه شده در این تحقیق، مدل بهینه‌سازی شکل سرریز کنگره‌ای مثلی با تابع هدف کمینه‌سازی حجم بتن مصرفی سرریز و ارضای شرایط هیدرولیکی و محدود بودن پارامترهای مؤثر می‌باشد. در این تحقیق همان‌طور که توضیح داده شد از مدل فازی-عصبی جهت آموزش داده‌ها و الگوریتم تکامل تفاضلی (DE) جهت بهینه‌یابی استفاده گردید.

در این مقاله، الگوریتم بهینه‌سازی تکامل تفاضلی در حل مسأله کمینه‌سازی حجم بتن مصرفی سرریز به کار گرفته شد. الگوریتم تکامل تفاضلی به دلیل دارا بودن فضای جستجوی گسترده به خوبی از بهینه‌های محلی فرار کرده و به جواب بهینه دست می‌یابد. انتخاب روش جهش و تقاطع و همچنین فرمولاسیون مسئله منجر به همگرا شدن نتایج شده است که این مسئله گواهی بر صحت روش‌ها و مدل ذکر شده می‌باشد. مقایسه نتایج حاصل از این روش با مقادیر موجود از وزن بتن به کار رفته در وضعیت فعلی تا ۱۹/۲٪ کاهش هزینه‌ها را نشان می‌دهد که این مسئله بیانگر نتایج بسیار مناسب این روش می‌باشد. آن‌چه در این بررسی برای مدل بهینه‌سازی در نظر گرفته شد، کمینه نمودن حجم بتن مصرفی می‌باشد و با توجه به این



شکل ۸- بهترین مقادیر تابع صلاحیت در هر نسل

۶- مطالعه موردی سد UTE در آمریکا

سد UTE یک سد خاکی به ارتفاع ۳۷ متر می‌باشد. ساخت سد در سال ۱۹۶۳ به اتمام رسید. این سد بر روی رودخانه Canadian در نیو مکزیکوی مرکزی احداث گردیده است. سرریز اولیه این سد یک سرریز روگذر اوجی با طول ۲۵۶ متر بوده است. این سد به گونه‌ای طراحی شده بود که در صورت نیاز بتوان حجم مخزن آنرا با استفاده از سیستم کنترل دریچه ای افزایش داد. پس از چند سال مسئولین امر از USBR خواستند تا راه حل‌هایی را به منظور اصلاح سیستم موجود ارائه دهند. ارزیابی طرح‌ها نشان داد که هزینه نصب سیستم کنترل دریچه-ای بالغ بر ۳۴ میلیون دلار خواهد شد. پس از بررسی چند راه حل دیگر استفاده از سرریز کنگره‌ای با هزینه ۱۰ میلیون دلار با صرفه‌ترین راه حل تشخیص داده شد. بدین لحاظ یک سرریز کنگره‌ای برای همان عرض کل ۲۵۶ متر به تعداد ۱۴ سیکل و طول معادل ۱۰۲۴ متر ساخته شد. این سرریز که در سال ۱۹۸۳ تکمیل شد می‌تواند تحت بار هیدرولیکی ۵/۷۹ متر، سیلابی معادل ۱۵۵۷۵ متر مکعب در ثانیه را از خود عبور دهد.

۷- نتایج به دست آمده از مدل بهینه‌سازی

در این تحقیق همان‌طور که ذکر شد، ابتدا از مدل فازی-عصبی جهت آموزش داده‌ها و الگوریتم تکامل تفاضلی جهت بهینه کردن هندسه سرریز کنگره‌ای مثلی جهت کاهش هزینه ساخت و ارضای شرایط هیدرولیکی مناسب مورد استفاده قرار گرفته است. نتایج به دست آمده از اجرای برنامه به طرز مناسبی نشان می‌دهد که طرح بهینه جایگزین مناسبی برای طرح کنونی می‌باشد. این در حالی است که طرح پیشنهادی ظرفیت عبوری مورد نظر را داشته و در عین حال در حدود ۱۹/۲٪ صرفه‌جویی

- Switzerland, 1985.
- [7] Jang, J. S. R., "ANFIS: Adaptive Network Based Fuzzy Inference System", *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1993, 23 (3), 665-683.
- [۸] انوری، ص.، "ارتقاء مدل‌های هوشمند جهت پیش‌بینی جریان رودخانه با استفاده از داده‌های توزیع مکانی اقلیمی و سطح برف"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد سازه‌های آبی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ۱۳۸۷.
- [9] Nayak, P., Sudheer, K., Rangan, D., Ramasa, K., "A Neuro-Fuzzy Computing Technique for Modeling Hydrological Time Series", *Journal of Hydrology*, 2004, 291, 52-66.
- [10] Chang, F. J., Chang Y. T., "Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for Prediction of Water Level in Reservoir", *Advances in Water Resources*, 2006, 29, 1-10.
- [11] Engelbrecht, A. P., "Computational Intelligence", 2nd Edition, John Wiley & Sons, US, 2007.
- [12] Price, K., Storn, R. M., Lampinen, J. A., "Differential Evolution a Practical Approach to Global Optimization", Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2005.
- موضوع، کاهش ۱۹ درصدی در هزینه‌های بتن ریزی حاصل می‌گردد. در یک بررسی دقیق‌تر چنانچه ابعاد سازه و هزینه‌های دیگر از جمله هزینه‌های قالب‌بندی، فولاد مصرفی و هزینه‌های حفاری در مطالعات موردی بررسی گردند، میزان کاهش از مقدار ۱۹ درصد نیز به مراتب بیشتر خواهد بود. پیشنهاد می‌گردد این روش با دیگر روش‌های بهینه‌سازی مقایسه و کارآیی آن‌ها مورد بررسی قرار گیرند.
- ۹- مراجع**
- [1] Falvey, H., "Hydraulic Design of Labyrinth Weirs", ASCE Press, Virginia, US, 2003.
- [2] Taylor, G., "The Performance of Labyrinth Weirs", PhD Thesis, University of Nottingham, UK, 1968.
- [3] Lux III, F. L., Hinchcliff, D., "Design and Construction of Labyrinth Spillways", 15th International Congress on Large Dam, Paris, France, 1985, pp 249-274.
- [4] Falvey, H. T., "Hydraulic Design of Labyrinth Weirs", ASCE Press, 2002.
- [5] Tullis, J. P., Nosratollah, A., Waldron, D., "Design of Labyrinth Spillways", *Journal of Hydraulic Engineering*, 1995, 121 (3), 247-255.
- [6] Magalhaes, A. P., "Labyrinth Weir Spillway", 15th Congress of Icold, Lausanne,

EXTENDED ABSTRACT

Optimization of the Geometry of Triangular Labyrinth Spillways, Using Fuzzy-Neural System and Differential Evolution Algorithm

Khosrow Hosseini*, Mohanna Tajnesaie, Ehsan Jafari Nodoushan

Faculty of Civil Engineering, University of Semnan, Semnan 35131-19111, Iran

Received: 14 May 2014; **Accepted:** 17 November 2014

Keywords:

Labyrinth spillway, Optimizqtion, Diffrential evolution algorithm, Neuro-Fuzzy systems

1. Introduction

Among different type of spillways, the labyrinth one is a useful structure for the reservoirs with narrow floodways. The most advantages of labyrinth spillways are as follows [1]:

- ability the maximum conveyance capacity through a confined width
- flood risk reduction upstream of reservoirs
- increase the reservoir volume
- most adapted with the other types of spillways applied in the rehabilitation processes
- low costs, simplicity in construction and maintenance programming
- The guidelines and design procedures are developed by [2]. Therefore, over the last 25 years, the use of labyrinth spillways has been significantly increased, particularly in the USA.

Some researches focused on the determination of the discharge capacity of labyrinth spillways using the artificial networks. But none of them were concentrated on the optimal design of labyrinth spillway. The present research is focused on optimal design of labyrinth spillways by decreasing the cost of spillway using DE algorithm. Adaptive neuro fuzzy interference system (ANFIS) model is utilized to estimate the discharge coefficient of spillway. Differential evolution algorithm (DE) is used to determine the best combination of design parameters to minimize the total construction cost of labyrinth spillway. Finally, the comparison of the results obtained from this research and the benchmark design represents 19 percent reduction in cost.

2. Methodology

2.1. Parameters defining spillway

Schematic triangular plan of the labyrinth spillway is illustrated in Fig. 1. The discharge-head relationship in labyrinth spillways is described by a general equation as:

$$Q = \frac{2}{3} C_d L_e \sqrt{2g} H_t^{1.5} \quad (1)$$

where, C_d is discharge coefficient, L_e is effective length of the spillway, H_t is total head over the spillway ($H_t = H + H_v$) and g is gravitational acceleration.

* Corresponding Author

E-mail addresses: khhosseini@semnan.ac.ir (Khosrow Hosseini), mtajnesaie@yahoo.com (Mohanna Tajnesaie), Ehsan_jafari64@yahoo.com (Ehsan Jafari Nodoushan).

2.2. Neuro Fuzzy system analysis

The neural-fuzzy model was developed by Chang in 1993. In this model, the Artificial Neural Network (ANN) and Fuzzy logic are combined, and called ANFIS, to simplify the training and conformity procedures. Using the training capability of ANN, the optimization of parameters is done automatically [2].

The first step in the design of ANFIS model is the choice of Fuzzy Inference System (FIS). Assume that the considered FIS has two inputs (x and y) and one output, f . For a first-order Sugeno fuzzy model, the common rules set with two fuzzy if-then rules are as follows:

$$\text{Rule 1: } \text{if } x = A_1, y = B_1 \text{ then } f_1 = p_1x + q_1y + r_1$$

$$\text{Rule 2: } \text{if } x = A_2, y = B_2 \text{ then } f_2 = p_2x + q_2y + r_2$$

In which, A_1, A_2, B_1 and B_2 are parameterized membership functions for x and y inputs and p_1, q_1, r_1, p_2, q_2 and r_2 are the parameters of the output function. The function of ANFIS model is as follows. In layer 1, the membership of each input variable is determined by rectangular nodes and the output OP_i^1 is defined by Eqs. (2) and (3):

$$OP_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad \text{for } i=1,2 \tag{2}$$

$$OP_i^1 = \mu_{B_{i-2}}(y) \quad \text{for } i=3,4 \tag{3}$$

Where $\mu_{A_i}(x)$ and $\mu_{B_{i-2}}(y)$ are appropriate parameterized membership functions and OP_i^1 is membership grade of fuzzy set A ($=A_1, A_2, B_1$ or B_2) and it specifies the degree to which the given input x (y) satisfies the quantifier A .

3. Results and discussion

The ANFIS model is constructed by using Tullis et al. [1] experiments models. The spillway crest shape is a semi-circle with $P/6$ inch thickness and other parameters such as number of cycles, width and height of weir are constant. The discharge coefficient is the output of the model while angle α and ratio H/P are considered as input data. 34 data points are used in the analysis by considering 80% of data for learning of the model and the remaining 20% for validating of the model. The variations of the discharge coefficient of the labyrinth spillway with α and H/P can be followed by considering Fig. 2. Performance evaluation criteria of the ANFIS model for both training and testing data sets were outlined in Table 2. The high values for CORR and also, low values for RMSE and MAE represent the performance of the model in both training and testing steps (Table 1). The comparison of the optimal design of DE procedure with the existing design was presented in Table 2.

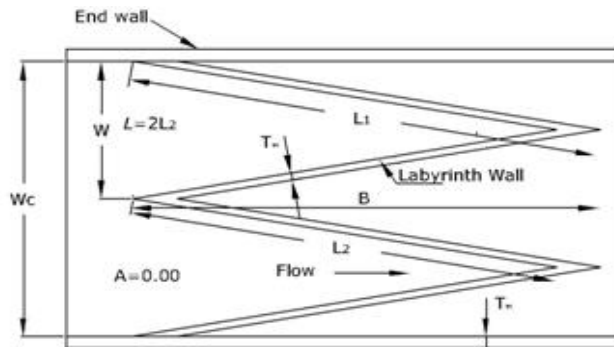


Fig. 1. Plan view of triangular labyrinth spillway

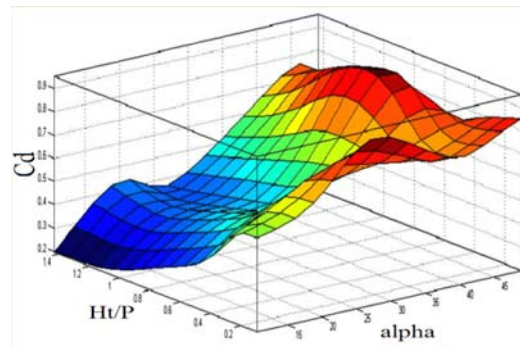


Fig. 2. Shel provided for input and output data

Table 1. ANFIS model evaluation

Validating	Learning	Criteria
0.9988	0.9999	CORR
0.0087	0.0027	RMSE
0.00773	0.00186	MAE

Table 2. Comparison the actual and optimized design

	Parameters								
	P (m)	H _t (m)	H _t +P (m)	W (m)	A (m)	N	L/W	B (m)	L (m)
Actual Design	9.1	5.79	14.89	18.3	1.5	14	4	38.83	1301.8
Optimized Design	7.85	5.83	12.68	21.3	0	12	3.65	37.26	9.35

P is the height of spillway, H_t is the total head over spillway, W is the width of cycle, A is the apex length, N is the no. of cycles, L/W is the magnification ratio, B is the spillway width along the stream lines and l is the total length of spillway

In the present study, DE procedure was adopted for the cost optimization of the labyrinth spillway of UTE dam. $F_b=0.6$ m, $T_s=0.3$ m and $T_w=0.5$ m was considered in the optimization methodology. The comparison of the optimal design of DE procedure with the existing design was presented in Table 2. It should be noted that the existing labyrinth spillway was designed using a trapezoidal plan, while the optimal design of DE has the triangular plan. In the costs analysis, it is supposed that the overall costs have a direct relationship to the volume of the structure. Hence, an overall reduction about 19.3% was obtained using DE.

4. Conclusions

The labyrinth spillway, which is a linear weir folded in plan-view to enhance its overall crest length in a confined width, continues to be a popular type of the control structures for releasing the flood water to the downstream area of dams because of advantages such as self-aeration, high discharging capacity and low water level fluctuation over the crest. An optimization methodology for the optimal design of labyrinth spillways was developed in the present study. The ANFIS model was considered to estimate the discharge coefficient of the labyrinth spillway as a function of α and H_t/P using available experimental data for two subsequent training and testing steps. The model was accurately estimated the discharge coefficient in different hydraulics conditions by considering three performance indices. A real benchmark design problem (i.e. Ute dam) was used to evaluate differential evolution (DE) algorithm and genetic algorithm (GA) for the minimization of the spillway cost. Several hydraulic conditions were adopted as the constraints for the optimization procedure. The simulation results showed that DE is better than GA in finding the optimal design and in the progression convergence of the solutions. Also, the results indicated that the developed methodology could substantially (up to almost 20%) decrease the total volume of the spillway structure as the cost index of it.

5. References

- [1] Tullis, J. P., Nosratollah, A., Waldron, D., "Design of Labyrinth Spillways", Journal of Hydraulic Engineering, 1995, 121 (3), 247-255.
- [2] Taylor, G., "The Performance of Labyrinth Weirs", PhD Thesis, University of Nottingham, UK, 1968.
- [3] Jang, J. S. R., "ANFIS: Adaptive Network Based Fuzzy Inference System", IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1993, 23 (3), 665-683.