

کاهش حداکثر عمق آبشستگی پایین دست سرریز جام پرتابی از طریق بهینه یابی هندسه سرریز (مطالعه موردی سرریز سد مخزنی آزاد کردستان)

احسان جعفری ندوشن^{۱*}

چکیده

کارایی حوضچه پرتابی، علاوه بر کیفیت ناحیه ای که جریان با آن برخورد می کند به ارتفاع سقوط جت، زاویه پرتاب جریان آب، عمق پایاب و غلظت جت بستگی دارد. با افزایش ارتفاع سقوط جت، سرعت سقوط بیشتر و در نتیجه اندازه حرکت تخریب بیشتر خواهد بود. هرچه عمق پایاب بیشتر باشد، انرژی جت نفوذی بیشتر مستهلک خواهد شد. چنانچه ناحیه برخورد ویژگی های متفاوت با آنچه در طراحی در نظر گرفته شده داشته باشد، ممکن است (پدیده آبشستگی) به وارد شدن خسارت هایی به سازه سد منجر شود. به این منظور در این پژوهش از قابلیت سیستم استنتاج فازی و الگوریتم تکامل تفاضلی جهت بهینه کردن هندسه سرریز جام پرتابی در جهت کاهش عمق آبشستگی پایین دست جت پرداخته شد. برای ساخت سیستم استنتاج فازی و سپس محاسبه عمق آبشستگی بر پایه الگوهای ورودی-خروجی در دسترس، از مدل سیستم استنتاج فازی-عصبی (ANFIS) استفاده گردید. ابتدا در مدل ANFIS به آموزش داده های ورودی و خروجی با استفاده از داده های آزمایشگاهی پرداخته شد است. در نهایت با به کارگیری الگوریتم تکامل تفاضلی و با استفاده از خروجی مدل ANFIS به بهینه یابی هندسه سرریز جامی پرتابی با تعریف تابع هدف کمینه سازی عمق حفره آبشستگی در پایین دست سرریز جام پرتابی پرداخته شد. مدل مورد نظر با طرح موجود و فرمول ورونس (۱۹۳۷) و میسون و آروموگام (۱۹۸۴) مقایسه گردید که نتایج نشان دهنده کارا و بهینه بودن مدل الگوریتم تکامل تفاضلی می باشد به طوری که عمق آبشستگی در مدل الگوریتم تکامل تفاضلی نسبت به طرح موجود و فرمول ورونس (۱۹۳۷) و میسون و آروموگام (۱۹۸۴) به ترتیب ۱/۴۴، ۳/۴۴ و ۹/۴۴ متر کاهش عمق آبشستگی را در پی دارد.

واژه های کلیدی

سرریز جام پرتابی، بهینه یابی هندسه سرریز، ابعاد حفره آبشستگی، مدل فازی-عصبی، الگوریتم تکامل تفاضلی.

۱. استادیار گروه مهندسی عمران، واحد بیجار، دانشگاه آزاد اسلامی، بیجار، ایران. e.jafari@iaubijar.ac.ir

مقدمه

در نتایج آن‌ها مشاهده می‌شود. از طرفی دیگر روابط موجود به منظور تخمین عمق چاله آبشستگی توسعه داده شده‌اند و بنابراین قادر به تخمین سایر ابعاد چاله مثل پهنا و فاصله تشکیل آن تا پایین دست سرریز نیستند (عظمت ا... و همکاران^۴، ۲۰۰۵).

امروزه مطالعات تخمین ابعاد چاله آبشستگی با رویکرد نوینی از مدل‌های هوشمند جایگزین شده‌اند. این مدل‌ها برتری‌هایی نسبت به مدل‌های آماری و همچنین مطالعات آزمایشگاهی دارند به‌طور کلی عملکرد مدل‌های هوش مصنوعی عموماً رضایت‌بخش‌تر از معادلات رگرسیونی کلاسیک است و این به علت خطاهای کم و ضریب همبستگی بالای این روش‌ها است.

عظمت ا... و همکاران در سال ۲۰۰۵ بیان داشتند روابط قدیمی برای محاسبه‌ی حداکثر عمق چاله فرسایش دارای محدودیت‌هایی است. آن‌ها برای این کار از روش تناوبی رگرسیون به شکل شبکه عصبی استفاده کردند. برای محاسبه‌ی حداکثر عمق چاله فرسایش پایین دست سرریز پرتابی برای مقادیر مشخص تراز آب و دبی از روش پسخور^۶ استفاده شد. درواقع داده‌های واقعی نسبت به داده‌های آزمایشگاهی که تحت کنترل صورت می‌گیرد، بیانگر شرایط طبیعی تری است. در اینجا نتایج شبکه‌ی عصبی با مشاهدات سد واقعی کالیبره می‌شود و در نهایت با روابط قدیمی مقایسه می‌شود.

عظمت ا... و همکاران در سال ۲۰۰۷ بیان داشت که پیش-بینی عمق چاله فرسایش پایین دست سرریز پرتابی ناتمام مانده است، باوجوداینکه تحلیل‌های بی‌شماری در این زمینه انجام شده‌است. در این پژوهش از روش فازی عصبی استفاده شده است. نتایج با معادلات رگرسیون و طرح شبکه عصبی مقایسه شد و نشان داد که روش عصبی فازی معتبرتر است.

عظمت ا... و همکاران در سال ۲۰۰۸ ابزار کامپیوتری دیگری برای پیش‌بینی عمق چاله فرسایش به نام الگوریتم ژنتیک را بکار برد که توجه محققین را در مهندسين عمران به خود جلب کرده بود. داده‌های اندازه‌گیری شده‌ی واقعی

امروزه از جام پرتابی، به دلیل داشتن اطمینان قابل قبول در زمینه استهلاک انرژی، به‌طور وسیعی در سراسر جهان استفاده می‌گردد. در حوضچه‌های پرتابی که جام پرتابی یکی از اجزای آن است، هنگامی که جریان از تندآب وارد جام می‌شود، مقداری از انرژی آن در جام مستهلک می‌گردد (چانسون^۱، ۲۰۰۴).

تاکنون پژوهش‌های انجام گرفته در زمینه جام‌های پرتابی بیشتر متکی به روش آزمایشگاهی بوده است؛ و طراحی این جام‌ها معمولاً بر اساس روابط تجربی و ساخت مدل فیزیکی که بسیار هزینه‌بر است، صورت می‌گیرد. در این زمینه ورونس^۲ در سال ۱۹۳۷ با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی رابطه تجربی (۱) را برای تخمین عمق چاله آبشستگی در پایین دست یک جریان ریزشی ارائه نمودند (چی و کونگ^۳، ۱۹۷۱).

$$d_s = 1.9q^{0.54}H_1^{0.225} \quad (1)$$

در معادله (۱) از میان پارامترهای مؤثر بر چاله آبشستگی، فقط از دو پارامتر دبی (q) و ارتفاع آبشار (H) استفاده شده است، در صورتی که جنس مصالح پایین دست و عمق پایاب می‌تواند تأثیر زیادی بر این پدیده داشته باشد. همچنین در پژوهش دیگر میسون و آروموگام^۴ در سال ۱۹۸۴ با استفاده از نتایج مدل‌های آزمایشگاهی رابطه تجربی (۲) را برای محاسبه عمق چاله آبشستگی ارائه کردند.

$$d_s = 3.27 \frac{q^{0.6} H_1^{0.05} d_w^{0.15}}{g^{0.3} d^{0.1}} \quad (2)$$

که در آن d شاخص قطر ذرات بستر و مطابق پیشنهاد ایشان برابر d50 قطر متوسط ذرات است. d_w و g نیز به ترتیب عمق پایاب و شتاب جاذبه می‌باشند. همان‌طور که مشاهده می‌شود در این رابطه عمق پایاب و اندازه ذرات بستر وجود دارد، اما به زاویه جت آب و شعاع جام توجه نشده است. به‌هرحال از مزایای رابطه‌های تجربی ارائه شده، آسان بودن استفاده از آن‌ها و نیاز نداشتن به داده‌های ورودی زیاد است؛ اما از آنجاکه این روابط بر مبنای تعداد محدودی مطالعات آزمایشگاهی به دست آمده‌اند، معمولاً خطاهای نسبتاً بزرگی

۴. Mason and Arumugan

۵. Azamathullah et al.

۶. Feedback control system

۱. Chanson

۲. Veronese

۳. Chee and Kung

حجتی و همکاران^۶ در سال ۱۳۹۵ به بهینه‌سازی زاویه جام پرتابی مثلثی و عرض سرریز شوت با استفاده از الگوریتم ژنتیک پرداختند و نشان دادند که الگوریتم ژنتیک پتانسیل بالایی برای طراحی طراحی هندسه سرریز جامی پرتابی دارد. همچنین حسینی و همکاران^۷ در سال ۲۰۱۶ با به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک به بهینه‌سازی هزینه سرریز کنگره‌ای با در نظر گرفتن شرایط هیدرولیکی پرداختند.

با توجه به نکات ذکر شده در مورد سرریزهای جام پرتابی هدف این پژوهش کاهش حداکثر عمق آبشستگی پایین‌دست سرریز جام پرتابی از طریق بهینه‌یابی هندسه سرریز است به همین منظور از مدل سیستم استنتاج فازی-عصبی^۸ و الگوریتم تکامل تفاضلی به‌صورت تلفیقی برای بهینه‌یابی استفاده گردیده است. برای ساخت سیستم استنتاج فازی و عمق حفره آبشستگی بر پایه الگوی ورودی و خروجی در دسترس می‌توان از مدل ANFIS بهره جست. برای این منظور مجموعاً ۵۶ زوج داده استفاده گردید؛ که ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش مدل ANFIS و ۲۰ درصد داده‌ها برای ارزیابی مدل بکار گرفته شده است. در قسمت ANFIS سعی شده است تا با استفاده از داده‌های موجود شامل پنج متغیر ورودی شامل زاویه سرریز پرتابی $\frac{d_s}{H_3}$ و متغیر خروجی $\frac{q}{H_3\sqrt{gH_3}}$ و $\frac{X_1}{H_3}$ ، $\frac{E_j}{H_3}$ ، $\frac{d_{50}}{H_3}$ ، (α) مدل‌های فازی-عصبی ANFIS پرداخته شود. بدین صورت می‌توان با استفاده از مدل ساخته‌شده به محاسبه عمق حفره آبشستگی از روی داده‌های ورودی جدید پرداخت. با بکارگیری الگوریتم تکامل تفاضلی و تعریف تابع هدف کمینه‌سازی عمق حفره با ارضای شرایط هیدرولیکی دلخواه و مناسب به بهینه‌یابی هندسه سرریز پرداخت. برخلاف اکثر پژوهش‌ها انجام گرفته در این زمینه جهت کمینه کردن عمق آبشستگی به‌طور مستقیم از داده‌های پیش‌بینی‌شده مدل ANFIS بکار گرفته شده است.

بررسی پارامترهای سرریز جام پرتابی

برای توسعه‌ی الگوریتم ژنتیک مورد استفاده قرار گرفت. مقایسه‌ی پژوهش قبلی با این پژوهش عظمت^۱ نشان داد که الگوریتم ژنتیک کارایی خوبی برای پیش‌بینی عمق چاله فرسایش دارد. پارامترهای مؤثر در تخمین چاله از قبیل تراز آب، دبی، اندازه‌ی متوسط ذرات بستر، دسته-بندی کیفیت مصالح بستر و نسبت وزنی ذرات با الگوریتم ژنتیک در جریان است.

عظمت^۱ و همکاران در سال ۲۰۰۸ آموزش‌ها و پیکربندی-های مختلف شبکه عصبی را برای پیش‌بینی عمق چاله فرسایش ناشی از سرریز پرتابی را بررسی کردند. ورودی‌های برنامه مشخصات تراز آب و دبی سرریز بود. معیارهای آزمایش مدل، ضریب همبستگی، متوسط خطا، متوسط قدر مطلق خطا و متوسط مجذور خطا بود. این پژوهش نشان داد که روابط قدیمی می‌تواند با یکی از روش‌های محاسباتی با نرم‌افزار جایگزین شود.

آرون^۱ در سال ۲۰۰۸ پیش‌بینی پارامترهای چاله فرسایش از قبیل حداکثر عمق، عرض و طول چاله‌ی ناشی از سرریز پرتابی را با استفاده از رگرسیون خطی و روش توابع پایه شعاعی^۲ بر پایه‌ی فن ماشین بردار پشتیبان^۳ انجام داد. مدل-های مختلف با دو معیار خطای ضریب همبستگی و انحراف معیار مقایسه شدند. بررسی نشان داد که روش توابع پایه شعاعی بر پایه‌ی فن ماشین بردار پشتیبان برای داده‌های حاضر در مقایسه با روش خطی رگرسیون بیشتر رضایت-بخش است. ماشین بردار پشتیبان یک روش کلاسه‌بندی و رگرسیونی است که بر پایه‌ی اصل بهینه‌کرده جداسازی داده‌ها است. برای هر گروه از داده‌ها یک حد بالا انتخاب می‌کند و خطای بد طبقه‌بندی شدن داده‌ها را کاهش می-دهد.

نقی خانی و همکاران^۴ در سال ۱۳۹۳ به تخمین ابعاد چاله آبشستگی پایین‌دست جام پرتابی سدها با استفاده از مدل محاسبات دانه‌ای^۵ پرداختند و به این نتیجه رسیدند که مدل محاسبات دانه‌ای به‌طور محسوسی دارای دقت بالاتری در تخمین عمق آبشستگی دارند.

۵. Grain computation model (GRC)

۶. Hojjati et al.

۷. Hosseini et al.

۸. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

۱. Arun

۲. Radial Basis Functions(RBF)

۳. Support Vector Machine (SVM)

۴. Naghi Khani et al.

d_{50} : اندازه قطر ذرات مواد بستر محل برخورد جت به متر
(قطر متوسط دانه‌های بستر)

H_3 : اندازه‌ی عمق آب در حوضچه استغراق (عمق پایاب)
به متر

q : مقدار دبی آب در واحد عرض سرريز برحسب مترمربع
بر ثانیه

W_b : پهناي سرريز جامی شکل به متر

g : شتاب ثقل برحسب متر بر مجذور ثانیه

θ : زاویه‌ی استقرار طبیعی مصالح بستر به درجه

پارامترهایی که بیانگر ابعاد هندسی حفره آبکته بوده و
روابطی برای آن‌ها به دست آمده است به شرح زیر هستند:

d_s : حداکثر عمق فرسایش حفره آبکته به متر

Vol : حجم مواد کنده شده از چاله به مترمکعب

X_1 : فاصله‌ی لبه‌ی سرريز تا محل شروع حفره آبکته به
متر

X_2 : فاصله‌ی لبه‌ی سرريز تا محل حداکثر عمق فرسایش
به متر

X_3 : فاصله‌ی لبه‌ی سرريز تا محل پایان حفره آبکته به متر
 L_s : طول حفره آبکته به متر

W_{X1} : عرض بالایی حفره آبکته در نقطه‌ی شروع حفره به
متر

W_{ds} : عرض حفره آبکته در محل حداکثر عمق حفره به
متر

W_{max} : حداکثر پهناي حفره آبکته به متر

H_{bar} : ارتفاع مصالح کنده و انباشته شده به متر

W_{bar} : عرض مصالح کنده و انباشته شده به متر

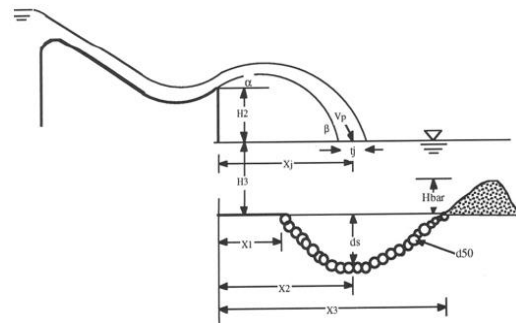
با استفاده از کلیه‌ی پارامترهای فوق و انجام آنالیز ابعادی،
یک سری پارامترهای بدون بعد وابسته و مستقل به شرح
ذیل به دست آمده است:

الف) پارامترهای وابسته:

$$\frac{d_s}{H_3}, \frac{Vol}{H_3^3}, \frac{X_1}{H_3}, \frac{X_2}{H_3}, \frac{X_3}{H_3}, \frac{(W_{X1} - W_b)}{H_3}, \quad (5)$$

$$\frac{(W_{max} - W_b)}{H_3}, \frac{(W_{ds} - W_b)}{H_3}, \frac{H_{bar}}{H_3}, \frac{(W_{bar} - W_b)}{H_3}$$

امانیا و اوروز^۱ در ۱۹۹۳ با انجام آزمایش‌هایی بر روی مدل
هیدرولیکی ساخته شده در آزمایشگاه آب یوتا^۲ در آمریکا، یک
سری معادله برای پیش‌بینی ابعاد حفره آبکته^۳ در محل
برخورد جت پرتابی حاصل از سرريزهای جامی شکل به دست
آورد. در این فرمول‌ها اثر پارامترهایی چون انرژی جت، زاویه‌ی
ورود جت به حوضچه‌ی استغراق و عمق آب در حوضچه مورد
تأکید قرار گرفت.



شکل (۱): پارامترهای سرريز جامی پرتابی و حفره آبکته

(امانیا و اوروز، ۱۹۹۳)

پارامترهایی که در شکل گرفتن حفره‌ی آبکته در محل برخورد
جت پرتابی حاصل از سرريز جامی شکل مؤثر می‌باشند طبق
شکل (۱) عبارتند از:

E_j : انرژی جت آب در لبه‌ی سرريز جامی شکل به متر

$$E_j = H_2 + \frac{d_n}{2} + \frac{V_j^2}{2g} \quad (3)$$

d_n : ضخامت عمق آب در لبه‌ی سرريز جامی شکل به متر

V_j : سرعت جت آب در لبه‌ی سرريز جامی شکل به متر بر
ثانیه

$$V_j = \sqrt{2g(H_1 - h_1)} \quad (4)$$

H_1 : اختلاف ارتفاع سطح آب دریاچه سد تا لبه‌ی سرريز به
متر

h_1 : افت انرژی از دریاچه‌ی سد تا لبه‌ی سرريز به متر

H_2 : اختلاف ارتفاع جت آب در لبه سرريز و سطح آب
حوضچه استغراق به متر

α : زاویه سرريز پرتابی به درجه

β : زاویه ورودی جت به حوضچه استغراق به درجه

^۳Water hole

۱. Amanian and Urroz

۲. Utah Water Research Laboratory

(ب) پارامترهای مستقل:

$$(۶) \quad \frac{q}{H_3 \sqrt{gH_3}}, \frac{E_j}{H_3}, \frac{d_{50}}{H_3}, \alpha$$

مدل مورد استفاده این پژوهش دارای یک حوضچه بالادست، تندآبراه (شوت)، سرریز جامی شکل، حوضچه استغراق و کانال خروجی بود. طول شوت تقریباً مساوی ۶ متر و ۷۰ سانتیمتر، شعاع جام ۳۰ سانتیمتر و پهنای آن مساوی ۴۳ سانتیمتر بود. ابعاد حوضچه‌ی استغراق مساوی ۳ متر و ۶۵ سانتیمتر طول، ۳ متر و ۳۵ سانتیمتر عرض و ۱ متر و ۵۰ سانتیمتر ارتفاع بود. ضخامت ارتفاع سنگریزه‌های موجود در حوضچه در محل برخورد جت هم مساوی ۶۰ سانتیمتر بود. اندازه‌ی سنگریزه‌های مورد آزمایش در دو نوع مختلف با d50 مساوی ۳/۸ سانتیمتر و ۲/۵ سانتیمتر در نظر گرفته شده است. زاویه‌ی سرریز جامی شکل (α) هم در سه اندازه‌ی مختلف ۲۲/۵، ۳۰ و ۴۵ درجه به کار برده شده است. ارتفاع آب در حوضچه‌ی استغراق (H_3) برای انجام آزمایش‌ها از ۱۵ سانتیمتر تا ۳۵ سانتیمتر بوده است. مقدار دبی در واحد عرض سرریز از ۷۵ لیتر در ثانیه تا ۱۶۰ لیتر در ثانیه متغیر بوده است (امانیان و اوروز، ۱۹۹۳)

سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS)

مدل‌های فازی - عصبی که در سال ۱۹۹۳ توسط جنگ^۱ گسترش یافت، منطق فازی را با شبکه‌های عصبی - مصنوعی^۲، جهت تسهیل فرآیند یادگیری و انطباق ترکیب می‌نماید (جنگ، ۱۹۹۳). 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 بهینه سازی پارامترها مرتفع می‌کند. مدل ANFIS از جمله مدل‌های فازی - عصبی است.

معماری مدل ANFIS

نکته اصلی در طراحی مدل ANFIS، انتخاب سیستم استنتاج فازی^۳ 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^۴ باشد، همانند شکل ۳. (ا). قوانین موجود در این سیستم عبارتند از:

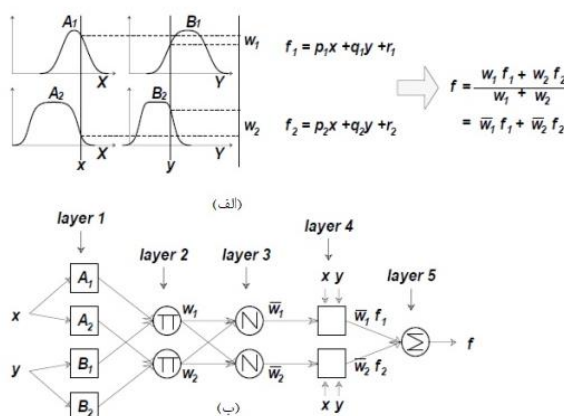
قانون اول: اگر x مساوی A1 و y مساوی B1 باشد، آنگاه طبق رابطه (۷)،

$$(۷) \quad f_1 = p_1x + q_1y + r_1$$

قانون دوم: اگر x مساوی A2 و y مساوی B2 باشد، آنگاه طبق رابطه (۸)،

$$(۸) \quad f_2 = p_2x + q_2y + r_2$$

که در روابط فوق A1، A2 و B1، B2 به ترتیب توابع عضویت برای ورودی‌های x و y بوده و $p_1, q_1, r_1, p_2, q_2, r_2$ پارامترهای تابع خروجی هستند.



شکل (۲): (الف) سیستم استنتاج فازی سوگنو با دو ورودی، دو قانون و یک خروجی؛ (ب) معماری مدل ANFIS معادل سیستم استنتاجی سوگنوی بخش الف (جنگ، ۱۹۹۳).

معماری ANFIS معادل نیز در شکل (۲) الف ارائه شده است. کارکرد مدل ANFIS مورد بحث، به شرح ذیل است (جنگ، ۱۳۹۳). در لایه ۱، درجه عضویت هر متغیر ورودی توسط گره‌های مربعی مشخص شده و خروجی OP_i^1 توسط روابط (۹) و (۱۰) تعریف می‌گردد.

$$(۹) \quad OP_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad \text{for } i = 1, 2$$

$$(۱۰) \quad OP_i^1 = \mu_{B_{i-2}}(y) \quad \text{for } i = 3, 4$$

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^۵

۴. Takagi-Sugeno fuzzy system

۱. Gaussian Function

۱. Jannng

۲. Artificial Neural Networks(ANN)

۳. Fuzzy Inference System(FIS)

به عنوان تابع عضویت، خروجی OP_1^1 مطابق رابطه (۱۱) قابل محاسبه است.

$$OP_1^1 = \mu_{A_i}(x) = \frac{e^{-\frac{(x-c_i)^2}{2\sigma_i^2}}}{e^{-\frac{(x-c_i)^2}{2\sigma_i^2}}} \quad (11)$$

در رابطه فوق، $\{\sigma_i, c_i\}$ مجموعه پارامترهایی هستند که شکل تابع عضویت را در بازه $[0, 1]$ تغییر می دهند. در لایه ۲، سیگنال های ورودی به گره های دایره ای، در هم ضرب می شوند - که با علامت Π مشخص شده است - و خروجی OP_1^2 که نشان دهنده قدرت عملکرد یا وزن یک قانون است، مطابق رابطه (۱۲) محاسبه می شود.

$$OP_1^2 = w_i = \mu_{A_i}(x)\mu_{B_i}(y), \quad i = 1, 2 \quad (12)$$

در لایه ۳، گره i ام این لایه که با N مشخص شده است، قدرت عملکرد نرمال شده را مطابق رابطه (۱۳) محاسبه می کنند.

$$OP_1^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2 \quad (13)$$

در لایه ۴، گره i ام در این لایه، وزن قانون i ام را به سمت خروجی مدل با استفاده از رابطه (۱۴) محاسبه می کند.

$$OP_1^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i(p_i x + q_i y + r_i) \quad (14)$$

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 (۱۵) محاسبه می کند.

$$OP_1^5 = \text{Overall Output} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (15)$$

این شبکه بر اساس یادگیری نظارت شده آموزش داده می شود؛ بنابراین هدف ما دادن آموزش به شبکه تطبیقی است تا بتواند توابع غیر معین داده شده توسط داده های 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 بکار می گیرد تا پارامترها را بهینه نماید (انوری، ۱۳۸۷).

نوع سیستم استنتاج فازی بکار رفته در این پژوهش همان طور که قبلاً نیز ذکر شد، سیستم سوگنو با توابع

داده های مورد استفاده

مقدار همان گونه که بیان شد در این پژوهش از داده های آزمایشگاهی ارائه شده توسط امانیان و اوروز در سال ۱۹۹۳ برای ساخت مدل استفاده گردید. سرریزهای مورد مطالعه در پژوهش مذکور مطابق شکل (۱) در سه اندازه ی مختلف ۲۲/۵، ۳۰ و ۴۵ درجه ساخته شده اند که α عبارت است از زاویه سرریز پرتابی به درجه، آن ها با گذراندن دبی های مختلف از روی هر کدام از این سرریزها پارامترهایی که در شکل گرفتن حفره ی آبکنه در محل برخورد جت پرتابی مؤثر می باشند را مورد بررسی قرار دادند. در پژوهش حاضر سعی شده است تا با استفاده از داده های موجود شامل پنج متغیر ورودی، زاویه سرریز پرتابی (α) ، $\frac{d_{50}}{H_3}$ ، $\frac{E_j}{H_3}$ ، $\frac{X_1}{H_3\sqrt{gH_3}}$ و $\frac{q}{H_3}$ متغیر خروجی $\frac{d_s}{H_3}$ به ساخت مدل های فازی- عصبی ANFIS پرداخته شود. بدین صورت می توان از روابط به دست آمده از مدل استفاده نموده و به محاسبه عمق حفره آبشستگی از روی داده های ورودی جدید پرداخت.

ساختار مدل ها

برای ساخت سیستم استنتاج فازی و سپس محاسبه عمق حفره آبشستگی بر پایه الگوهای ورودی- خروجی در دسترس، از مدل ANFIS استفاده گردید. برای این منظور مجموعاً ۵۶ 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 خوشه بندی کاهشی ساخته شد. آنالیز خوشه بندی، فنی است برای دسته بندی داده ها که طی آن مجموعه داده ها براساس شباهتشان، به مجموعه ای از خوشه ها (کلاس ها) تبدیل می شوند. در انجام خوشه بندی این نکته باید مدنظر قرار بگیرد که داده های موجود در یک خوشه، حداکثر شباهت را نسبت به هم و حداکثر تفاوت را با داده های خوشه های دیگر داشته باشند. برای استخراج قوانین سیستم فازی- عصبی با استفاده از روش خوشه بندی معمولی، مقادیر ورودی در لایه ۱، به چند خوشه تقسیم شده و هر قانون فازی با استفاده از دو یا تعداد

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i^o - x_i^p)^2}{n}} \quad (۱۹)$$

۳- میانگین قدر مطلق خطا^۴:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i^o - x_i^p|}{n} \quad (۲۰)$$

که در روابط فوق، x_i^o پارامتر مشاهده شده، x_i^p پارامتر تخمین زده شده و n تعداد داده هاست. شاخص ضریب همبستگی نمایانگر میزان رابطه بین داده های مشاهده شده و تخمین زده شده است. این ضریب در بازه ۱- و ۱+ تغییر و هرچه مقدار آن به ۱+ نزدیک تر باشد، نشان دهنده قوی تر بودن رابطه مستقیم بین متغیرهای مورد بررسی است. ریشه میانگین مربعات خطا باقیمانده بین داده های مشاهده شده و تخمین زده شده را ارزیابی می نماید. این شاخص فرض می کند که خطاهای بزرگ تر، از اهمیت بیشتری نسبت به خطاهای کوچک تر برخوردارند... میانگین قدر مطلق خطا نیز میانگین وزنی خطاهای مطلق می باشد. لازم به ذکر است که ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین قدر مطلق خطا نزدیک تر به صفر، تناسب بیشتر بین متغیرها را نشان می دهند (چانگ^۵، ۲۰۰۶). جدول (۱) شامل ارزیابی نتایج به دست آمده از مدل با توجه به پارامترهای فوق می باشد همچنین نمودار پراکندگی شکل (۳) زیر نیز به مقایسه مقادیر مشاهداتی و محاسباتی عمق حفره آبستگي می پردازد:

جدول (۱): نتایج ارزیابی مدل ANFIS ساخته شده با خروجی

ردیف	آموزش	ارزیابی	
		ضریب همبستگی	ضریب همبستگی
۱	۱	۰/۹۸۸۲	۰/۹۸۸۲
۲	۰/۳۸	۰/۱۱۷۲	۰/۱۱۷۲
۳	۰/۲	۰/۱۰۰۹	۰/۱۰۰۹

بیشتری از توابع عضویت در لایه ۲ ساخته می شود. در نتیجه با افزایش تعداد قوانین، تعداد پارامترهای مربوط به آن نیز زیاد می گردد. برای حل این مشکل می توان از فن خوشه بندی کاهشی استفاده نمود که در آن قوانین بر اساس رابطه بین متغیرهای ورودی-خروجی ساخته می شوند. خوشه بندی کاهشی بر اساس اندازه چگالی هر داده در فضای ورودی ها کار می کند. بدین صورت که در ابتدا فضای ورودی، نرمال شده و در مرحله بعد، هر داده به عنوان نقطه ای با پتانسیل قرار گرفتن در مرکز خوشه در نظر گرفته می شود. سپس اندازه چگالی در نقطه x_i با استفاده از رابطه (۱۶) تعریف می شود:

$$D_i = \sum_{j=1}^n \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{(r_a/2)^2}\right) \quad (۱۶)$$

در رابطه فوق، r_a یک ثابت مثبت است. یک مجموعه داده هنگامی مقدار چگالی (D_i) بالایی دارد که تعداد نقاط همسایگی آن زیاد باشد. بعد از محاسبه مقدار همسایگی برای هر نقطه، نقطه ای که چگالی همسایگی بالاتری دارد به عنوان مرکز اولین خوشه انتخاب می گردد. اگر x_{c1} یک نقطه انتخاب شده با چگالی D_{c1} باشد، آنگاه اندازه چگالی برای هر داده x_i با استفاده از رابطه (۱۷) اصلاح خواهد شد.

$$D_i^{new} = D_i - D_{c1} e^{\left[-\frac{\|x_i - x_{c1}\|^2}{(r_b/2)^2}\right]} \quad (۱۷)$$

در رابطه فوق، r_b یک ثابت مثبت برابر با $r_a = 1.5$ است. مقدار بهینه r_a و نسبت یادگیری به وسیله سعی و خطا مشخص می شود. فرآیند تعیین مرکز خوشه و چگالی متناظر آن تا جایی تکرار می شود که تعداد مناسبی از مراکز خوشه ها تولید شوند (نایاک و همکاران^۱، ۲۰۰۴).

نتایج به دست آمده از مدل ها

به منظور ارزیابی عملکرد مدل های پیش بینی ساخته شده در این پژوهش، از سه شاخص آماری زیر استفاده شده است:

۱- ضریب همبستگی^۲:

$$CORR = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i^o - \bar{x}^o)(x_i^p - \bar{x}^p)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i^o - \bar{x}^o)^2 \sum_{i=1}^n (x_i^p - \bar{x}^p)^2}} \quad (۱۸)$$

۲- ریشه میانگین مربعات خطا^۳:

۴. Mean Absolute Error

۵. Chang

۱. Nayak et al.

۲. Correlation Coefficient (CORR)

۳. Root Mean Square Error

که در آن F نشان دهنده یک پارامتر کنترل جهش است که بر اختلال اضافه شده توسط وزن بردارهای مختلف $r_3 \in [1, \dots, NP]$ که به طور تصادفی انتخاب شده است تأثیر می گذارد. پس از جهش، اپراتور برش برای افزایش تنوع بردارهای پارامتر آشفته انجام می شود. یک بردار دنباله $U_{i,G} = [u_{1,i,G}, u_{2,i,G}, \dots, u_{D,i,G}]$ را می توان با استفاده از یک ترکیب دودویی بردار فرزند $V_{i,G}$ و بردار والد $X_{i,G}$ مطابق رابطه (۲۳) تولید کرد (وایلی و سونس، ۲۰۰۷).

$$U_{j,i,G} = \begin{cases} V_{j,i,G} & \text{rand}_j(0,1) \leq CR \text{ or } j = j_{rand} \\ X_{j,i,G} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (23)$$

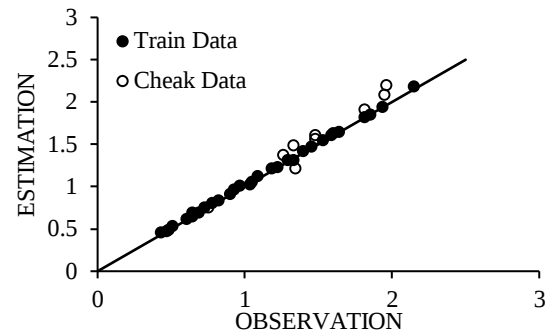
CR فاکتور برش در فاصله $[0,1]$ است و احتمال تولید پارامترهای بردار سوم به کمک بردار جهش را تعیین می کند. اندیس j_{rand} ، یک عدد تصادفی انتخاب شده در فاصله $[1,D]$ و عهده دار این است که بردار آزمایشی شامل حداقل یک پارامتر از بردار جهش باشد. در نهایت، اپراتور انتخاب برای انتخاب جمعیت بعدی بین جمعیت مسیر و جمعیت هدف مورداستفاده قرار می گیرد با فرض به حداقل رساندن تابع هدف به صورت رابطه (۲۴) محاسبه می شود (پرایس و استورن، ۲۰۰۵):

$$X_{i,G+1} = \begin{cases} U_{i,G} & \text{if } f(U_{i,G}) < f(X_{i,G}) \\ X_{i,G} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (24)$$

بنابراین، همه افراد نسل بعدی به خوبی یا بهتر از همتایان خود در نسل فعلی هستند. با ایجاد نسل جدید، جهش، فرآیند برش و انتخاب تا زمانی که بردار مطلوب به دست آید یا یکی از معیارهای همگرایی به دست آید ادامه می یابد.

معرفی متغیرها و پارامترهای بهینه سازی

داده های ورودی شامل حداکثر مجموع ارتفاع تاج سرریز و ارتفاع آب روی تاج آب در مخزن $(P+H_t)$ ، دبی طرح (Q_{design}) و d_{50} می باشد. در این پژوهش از یک کروموزوم سه ژنی استفاده گردیده است. ژن های این کروموزوم به ترتیب، زاویه سرریز پرتابی به درجه (α) ، عمق آب پایین دست (H_3) و اختلاف ارتفاع جت آب در لبه سرریز و سطح آب حوضچه استغراق به متر (H_2) می باشند. کلیه متغیرها از نوع پیوسته می باشند. تابع هدف: در این تحقیق



شکل (۳): نمودار پراکندگی مقادیر مشاهداتی و تخمین

زده شده عمق بی بعد شده آبشستگی $(\frac{d_s}{H_3})$ خروجی مدل

ANFIS

الگوریتم تکامل تفاضلی^۱

الگوریتم تکاملی دیفرانسیل یک استراتژی نسبتاً جدید بر اساس جمعیت است که توسط پرایس و استورن^۲ در سال ۱۹۹۵ ارائه شد. پیشنهاد شده است. الگوریتم تکامل تفاضلی با استفاده از مفاهیم مشترک دیگر الگوریتم های فرا ابتکاری، از جمله تقاطع، جهش و اپراتورهای انتخاب و برخی از ویژگی های منحصر به فرد توسعه داده شده است که آن را از بسیاری دیگر متفاوت کرده است. تفاوت اصلی بین این الگوریتم و الگوریتم های دیگر این است که جهش دیفرانسیل را برای افزایش مقادیر جهش به مقادیر درست آن انجام می دهد به طور کلی استراتژی اصلی الگوریتم تکامل تفاضلی به شرح زیر می باشد:

الگوریتم تکامل تفاضلی با یک جمعیت تصادفی آغاز می شود که ماتریس $D * NP$ را تولید می کند که NP تعداد آرایه ها و D بعد است. مولفه j از بردار i می تواند به صورت زیر تولید شود:

$$X_{j,i,0} = X_{j,min} + rand_{i,j} \cdot (X_{j,max} - X_{j,min}) \quad (21)$$

به طوری که $rand_{i,j}$ یک مقدار تصادفی به طور یکنواخت توزیع شده در محدوده $[0, 1]$ است و $i=1,2,\dots, NP$ ، $j=1,2,\dots, D$ و $X_{j,min}$ و $X_{j,max}$ به ترتیب کران بالا و پایین متغیر j هستند. پس از مقدار دهی اولیه، بردارهای جهش، $V_{i,G}$ بر اساس هر عضو جمعیت $X_{i,G}$ با استفاده از استراتژی جهش به صورت زیر تولید می شوند.

$$V_{i,G} = X_{r1,G} + F \cdot (X_{r2,G} - X_{r3,G}) \quad (22)$$

تابع هدف کاهش عمق و حفره آبشستگی می باشد. $\text{minimize} \rightarrow f(x) = ds$

قید مسئله شامل محدودیت است که مشکلی از نظر پایداری برای سرریز ایجاد نکند که این محدودیت شامل حداقل فاصله ی لبه ی سرریز تا محل شروع حفره آبکنه می باشد که در شکل (۱) با پارامتر X_1 نشان داده شده است. این پارامتر بسته به طول افقی پرش جت از روی سرریز دارد که با توجه به مدل موجود حداقل فاصله شروع

جدول (۲): پارامترهای بهینه سازی

پارامتر	مقدار
تعداد جمعیت اولیه	۱۵۰ نفر
تعداد نسل	۱۰۰۰
فاکتور مقیاس گذاری	۰/۴
فاکتور برش	۰/۷
محدوده پارامتر اول	[۲۰ و ۴۵]
محدوده پارامتر دوم	[۵ و ۲۵]
محدوده پارامتر سوم	[۲ و ۱۰]

در این پژوهش همان طور که ذکر شد ابتدا از مدل فازی-عصبی جهت آموزش داده ها و الگوریتم تکامل تفاضلی جهت بهینه کردن هندسه سرریز جامی پرتابی جهت کاهش عمق حفره آبشستگی مورداستفاده قرار گرفته است. مدل موردنظر با مدل آزمایشگاهی امانیان و اوروز (۱۹۹۳) و فرمول ورونس (۱۹۳۷) و میسون و آروموگام (۱۹۸۴) مقایسه گردید که نتایج همان طور که در جدول (۳) نشان داده شده نشان دهنده کارا و بهینه بودن مدل الگوریتم تکامل تفاضلی می باشد به طوری که عمق آبشستگی در مدل الگوریتم تکامل تفاضلی نسبت به طرح موجود و فرمول ورونس (۱۹۳۷) و میسون آروموگام و (۱۹۸۴) به ترتیب ۱/۴۴، ۳/۴۴ و ۹/۴۴ متر کاهش عمق آبشستگی را در پی دارد.

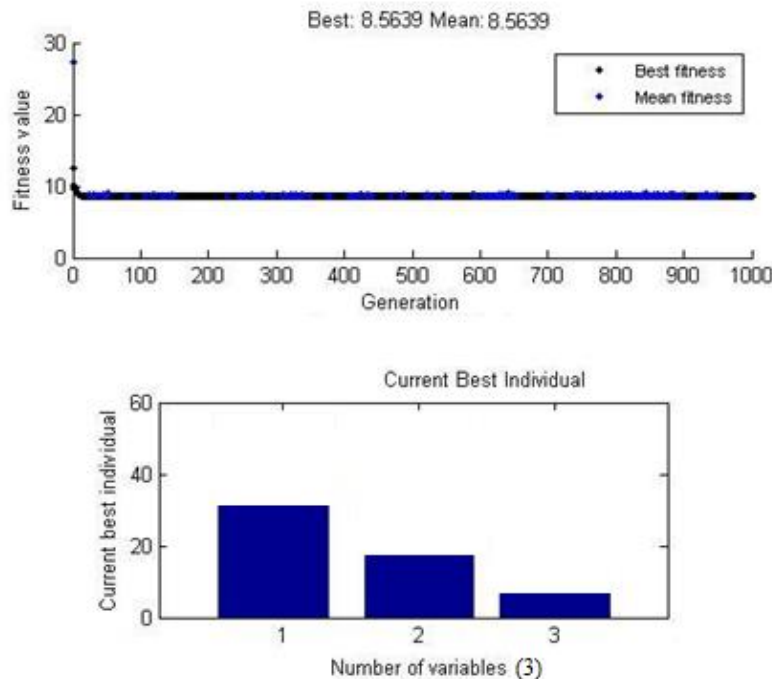
مطالعه موردی

سد مخزنی آزاد در منطقه شهرستان مریوان بر روی رودخانه چم گوره^۱ از سرشاخه های مهم رودخانه آزاد می باشد. سیستم تخلیه سیلاب این سد شامل کانال ورودی، سرریز اوجی درپچه دار، تنداب، پرتاب کننده و پیاب پرتاب کننده می باشد که در سمت چپ بدنه سد جانمایی گردیده است. به منظور استهلاک انرژی جریان عبوری از سرریز، در انتهای تنداب پرتاب کننده طرح گردیده است. پرتاب کننده در فاصله افقی ۲۷۴/۵۳ متر از آستانه سرریز به تراز ۱۳۸۴/۲۵ متر به شعاع ۱۵ متر تحت زاویه ۴۶ درجه، تراز لبه پرتاب کننده ۱۳۸۵ متر پایاب به تراز ۱۳۸۰ متر می باشد.

نتایج به دست آمده از مدل بهینه سازی

جدول (۳): مقایسه پارامترهای بهینه شده سرریز جامی پرتابی از مدل الگوریتم تکامل تفاضلی با مدل موجود و فرمول های تجربی

پارامتر	طرح موجود (سد مخزنی آزاد)	فرمول میسون و آروموگام (۱۹۸۴)	فرمول ورونس (۱۹۳۷)	طرح بهینه (جهت مینیم کردن عمق آبشستگی)
q: دبی واحد عرض (m ³ /s)	۳۳	۳۳	۳۳	۳۳
α : زاویه سرریز پرتابی به درجه	۴۶	۴۶	۴۶	۳۱/۳
W _b : عرض پرتاب کننده (m)	۳۰	۳۰	۳۰	۳۰
H ₂ : اختلاف ارتفاع جت آب در لبه سرریز و سطح آب حوضچه استغراق (m)	۵	۵	۵	۷/۲
H ₁ : اختلاف ارتفاع سطح آب دریاچه سد تا لبه ی سرریز (m)	۸۸	۸۸	۸۸	۸۸
H ₃ : اندازه ی عمق آب در حوضچه استغراق (عمق پایاب) (m)	۱۷	۱۷	۱۷	۲۰
d _s : حداکثر عمق فرسایش حفره آبکنه (m)	۱۰	۱۲	۱۸	۸/۵۶



شکل (۴): بهترین مقادیر تابع صلاحیت در هر نسل

نتیجه گیری

که این مسئله گواهی بر صحت روشها و مدل ذکر شده می باشد. مدل موردنظر با مدل آزمایشگاهی امانیان و اوروز (۱۹۹۳) و فرمول ورونس (۱۹۳۷) و میسون و آروموگام (۱۹۸۴) مقایسه گردید که نتایج همان طور که در جدول (۳) نشان داده شده نشان دهنده کارا و بهینه بودن مدل الگوریتم تکامل تفاضلی می باشد به طوری که عمق آبشستگی در مدل الگوریتم تکامل تفاضلی نسبت به طرح موجود، فرمول میسون و ورونس به ترتیب ۱/۴۴، ۳/۴۴ و ۹/۴۴ متر کاهش

مدل تئوری ارائه شده در این پژوهش، مدل بهینه سازی شکل سرریز جامی شکل با تابع هدف کمینه سازی عمق آبشستگی و ارضای شرایط هیدرولیکی می باشد. در این پژوهش همان طور که توضیح داده شد از مدل فازی-عصبی جهت آموزش داده ها و الگوریتم تکامل تفاضلی جهت بهینه یابی استفاده گردید. انتخاب روش جهش و تقاطع و همچنین فرمولاسیون مسئله منجر به همگرا شدن نتایج شده است؛

- 12-Hosseini K, Nodoushan EJ, Barati R, Shahheydari H. 2016. Optimal design of labyrinth spillways using meta-heuristic algorithms. KSCE J Civ Eng 20(1):468-477
- 13-Jang, J.S.R. 1993. ANFIS: adaptive network based fuzzy inference system. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 23 (3), 665-683.
- عمق آبشستگی را در پی دارد. در انتها پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌ها آتی بهینه‌سازی چند هدفه که هزینه‌های اجرایی نیز بهینه شود، مد نظر قرار گیرد.

14-Mason, P. J. and Arumugam, K. 1984. "Free Jet Scour Below Dams and Flip Bucket." Journal of Hydraulic Engineering. Vol. 111. No. 2. pp. 220-235

15-Nayak, P. Sudheer, K. Rangan, D. Ramasa, K. 2204. A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series, Journal of Hydrology, Vol. 291, pp. 52-66.

16-V.price, K. M.Storn, R. A.Lampinen, J. 2005. Differential Evolution a practical Approach to Global Optimization, Springer-Verlag Berlin Heidelberg.

17-Wiley,J and sons. 2007. Computational Intelligence, second Edition 2007

منابع

- ۱- انوری ص. ارتقاء مدل‌های هوشمند جهت پیش‌بینی جریان رودخانه با استفاده از داده‌های توزیع مکانی اقلیمی و سطح برف (۱۳۸۷)، پایان‌نامه کارشناسی ارشد سازه‌های آبی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران.
- ۲- حجتی، س.ح. حجتی، س.ه. نیشابوری، س.ع. بهینه‌سازی زاویه جام پرتابی مثلثی و عرض سرریز شوت با استفاده از الگوریتم ژنتیک (۱۳۹۵)، مجله علمی- پژوهشی، دوره شانزدهم، شماره ۲.
- ۳- نقی خانی، ع. نوری، ر. شیخیان، ح. قیاسی، ب. تخمین ابعاد چاله آبشستگی پایین‌دست جام پرتابی سدها با استفاده از مدل محاسبات دانه ای ۱۳۹۳، مجله علمی و پژوهشی، دوره ۹، شماره ۳.

4- Amanian, N. and Urroz, G.E. 1993. "Prediction of Scour Geometry below Flip Bucket Spillway." The Association of Dam Safety Officials. Baltimore

5- Azamathullah, H. M. Ab Ghani, A. and Zakaria, N. A. 2007. "An ANFIS Based Approach for Predicting the Scour Below Flip-Bucket Spillway." Riverside Kuching, Sarawak, Malaysia.

6-Azamathullah, H. M. Ab Ghani, A. Zakaria, N. A. Lai, S. H. Chang, C. K. Leow, C. S. and Abuhasan, Z. 2008. "Genetic Programming to Predict Ski-Jump Bucket spillway scour." Journal of Hydrodynamics. Vol. 4, pp. 477-484. Science Direct

7-Azamathullah, H. M. Deo, M. C. and Deolalikar, P. B. 2005. "Neural Networks for Estimation of Scour Downstream of a Ski-Jump Bucket." Journal of Hydraulic Engineering, ASCE. pp. 898-908.

8-Chang, F. -J. Chang Y. -T. 2006. Adaptive neuro-fuzzy inference system for prediction of water level in reservoir. Advances in Water Resources, Vol. 29, pp. 1-10.

9-Chanson H, 2004. The Hydraulic of Open Channel Flow. Elsevier, 496p.

10-Chee, S.P. and Kung, T. 1971. "Stable Profile of Plunge Basins." Water Resources Bulletin (Journal of the American Water Resources Association). Vol. 7, No.2. April.

11-Goel, Arun. 2008. "Estimation of Scour Downstream of Spillways Using SVM Modeling." Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science. San Francisco, USA.