

بررسی آزمایشگاهی آبشستگی در پایاب جام پرتابه ای و مدل سازی و حساسیت سنجی عوامل اثرگذار با استفاده از شبکه عصبی

اقبال خرمی^۱، محمد مهدی حیدری^{۲*} و رسول قبادیان^۳

۱، ۲ و ۳- به ترتیب: دانشجوی دکتری سازه‌های آبی؛ استادیار؛ و دانشیار گره مهندسی آب، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران mm.heidari@razi.ac.ir
تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۲/۱۵؛ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۳/۶

چکیده

پرتاب کننده های جامی، به عنوان یکی از انواع سیستم‌های استهلاک انرژی با صرفه، همواره مورد توجه مهندسان هیدرولیک بوده‌اند. آبشستگی در بستر پایین دست این سازه به دلیل برخورد جت جریان وجود دارد. در این تحقیق عوامل موثر بر آبشستگی شناسایی و با بهره‌گیری از شبکه عصبی و شاخص‌های حساسیت، اثر آنها بر عمق آبشستگی بررسی و معلوم شد بیشترین شاخص حساسیت عمق آبشستگی مربوط به دبی جریان است، به طوری که افزایش ۱۰ درصد در این متغیر باعث افزایش ۸/۵ درصد در عمق آبشستگی می‌شود. در مدل شبکه عصبی اگر تعداد لایه پنهان یک عدد، تابع انتقال تانژانت هیپربولیک و نوع آموزش شبکه لوبنبرگ مارکوارت باشد، دقت شبکه عصبی در برآورد حداکثر عمق آبشستگی بهتر است. در این تحقیق برای ارائه رابطه‌ای مناسب به منظور تخمین عمق فرسایش از برنامه‌ریزی بیان ژن نیز استفاده شد. متوسط خطای مدل GEP در تخمین عمق چاله فرسایش ۸/۳ درصد است که دقت مناسب این مدل را نشان می‌دهد. همچنین، با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی برداشت شده، متوسط خطا در برآورد عمق آبشستگی توسط شبکه عصبی و رابطه پیشنهادی به ترتیب ۹/۳ و ۹/۸ است، که با توجه به پارامترهای آماری، دقت مناسبی برای تخمین عمق آبشستگی دارند.

واژه های کلیدی

تخمین عمق فرسایش، پرش اسکی، مدل شبکه عصبی، شاخص‌های حساسیت

مقدمه

رودخانه و بروز خسارات به سرریز شود. بنابراین، برای مستهلک کردن انرژی جنبشی زیاد در پایاب سدها از سازه‌های مختلفی از جمله حوضچه آرامش، سرریز پلکانی (Parsaie & Haghiahi, 2021) و جام پرتابه‌ای و ایجاد پرش اسکی (Parsaie et al., 2016) استفاده می‌شود. جام پرتابه‌ای و ایجاد پرش اسکی از

احداث سد در رودخانه باعث افزایش تراز سطح آب و انرژی پتانسیل آب می‌شود و در نتیجه جریان عبوری از روی سرریز سد در موقع سیلاب با سرعت زیادی به پایین دست منتقل می‌شود. انرژی جنبشی زیاد آب می‌تواند باعث آبشستگی مصالح کف

و ابعاد چاله فرسایش در پایین دست جام پرتابه‌ای مطالعاتی بر اساس روش‌های تحلیلی، تجربی، داده‌های آزمایشگاهی و مدل‌های هوش مصنوعی صورت گرفته است. ورونز (Veronese, 1937) رابطه ۱ را برای تخمین حداکثر عمق فرسایش در پایین دست یک جت ریزشی با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی ارائه داد:

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

که در آن،

d_s = عمق چاله فرسایش (متر)؛ q = دبی در واحد عرض مجرا (مترمکعب در ثانیه در متر)؛ و H = اختلاف انرژی در بالادست و پایین دست سازه (متر).

در رابطه فوق، عمق پایاب و قطر ذرات رسوبی، که از عوامل مهم در تخمین میزان آبشستگی هستند، در نظر گرفته نشده است. ماسون و آروموگان (Mason & Arumugan, 1985) روابطی را که پیش از آن محققان به منظور تخمین حداکثر عمق آبشستگی در پایاب جت ریزشی ارائه داده بودند، با استفاده از ۴۷ سری داده آزمایشگاهی و ۲۶ سری داده صحرایی تجزیه و تحلیل کردند. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که دقت معادله‌های مارتینز (Martins, 1975) و چی و کانگ (Chee & Kung, 1974) و سازمان مطالعه و توسعه تجهیزات برق فرانسه نسبت به سایر معادله‌ها بهتر است (Mason & Arumugan, 1985). این محققان می‌گویند اگر از شدت جریان، ارتفاع ریزش و اندازه ذرات در روابط پیش‌بینی عمق آبشستگی استفاده شود، نتایج دقیق‌تر خواهد شد و بر این اساس رابطه ۲ را برای محاسبه حداکثر عمق آبشستگی ارائه دادند:

روش‌های استهلاک انرژی است که به دلیل باصرفه بودن ساخت آنها مورد توجه مهندسان هیدرولیک است. انرژی جریان در جام پرتابی از طریق پخش شدن جت خروجی جریان در هوا و برخورد جت با حوضچه استغراق در پایاب مستهلک می‌شود. با اینکه قسمتی از انرژی جریان عبوری از جام پرتابی در اثر پراکنده شدن در هوا و برخورد با توده آب پایین دست مستهلک می‌شود، اما این جت آب توانایی تخریب بستر و آبشستگی بستر پایاب را دارد. به عبارت دیگر، به دلیل برخورد جت آب با پایاب، نوسان فشار دینامیکی در کف رودخانه ایجاد می‌شود که با نفوذ به خلل و فرج مصالح بستر منجر به گسیختگی مصالح و جابه‌جایی آنها می‌گردد. این فرآیند آنقدر ادامه می‌یابد تا حفره نهایی فرسایش ایجاد شود. در این شرایط یا جت آب انرژی کافی برای جابه‌جایی ذرات را ندارد یا جریان‌های ثانویه بالا برنده قدرت لازم برای انتقال مصالح از حفره را نخواهند داشت. بررسی موقعیت و حداکثر عمق حفره آبشستگی در پایاب جام پرتابی اهمیت زیادی دارد. اگر عمق آبشستگی زیاد باشد و در نزدیکی سازه اتفاق افتد، باعث افزایش دبی نشت، افزایش پدیده جوشش و در نهایت واژگونی و تخریب سد یا بخشی از آن می‌شود. موقعیت چاله آبشسته شده وابسته است به نوع سازه استهلاک انرژی و الگوی جریان در بالادست جام که در این زمینه تحقیقات آزمایشگاهی و عددی توسط پارسائی و همکاران (Parsaie et al., 2016) صورت گرفته است. با تخمین ابعاد چاله فرسایش قبل از احداث سازه، در صورت نیاز می‌توان با افزایش عمق آب در حوضچه استغراق یا احداث سنگ‌چین یا بلوک‌های بتنی، از میزان فرسایش و بروز خطرهای احتمالی جلوگیری کرد. در چند دهه اخیر برای تخمین عمق، موقعیت

بررسی آزمایشگاهی آبشستگی در پایاب جام پرتابه ای و مدل سازی و...

فشار دینامیکی وابسته به عمق پایاب مربوط به تحقیقات بولارت (Bollaert, 2002) استفاده کردند. عظمت‌اله و همکاران (Azamathulla *et al.*, 2005) میزان حداکثر عمق فرسایش در پایین دست جام پرتابه‌های را با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش‌بینی کردند و نشان دادند که روش شبکه عصبی مصنوعی، نسبت به روابط تجربی، در تخمین عمق چاله فرسایش دقیق تر است. این محققان با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی رابطه ۴ را برای تخمین عمق آبشستگی در پایاب جام پرتابه‌ای ارائه دادند:

$$\frac{d_s}{h} = 6.914 \left(\frac{q}{\sqrt{gh^3}} \right)^{0.694} \left(\frac{H}{h} \right)^{0.0815} \left(\frac{R}{h} \right)^{-0.233} \left(\frac{d_{50}}{h} \right)^{0.196} (\phi)^{0.196} \quad (4)$$

که در آن،

$R =$ شعاع جام پرتابه‌ای (متر).

مانسو و همکاران (Manso *et al.*, 2007) در پژوهشی نمونه‌های واقعی آبشستگی را با روابط موجود و مدل فیزیکی مقایسه کردند. نمونه‌های واقعی براساس آمار واقعی سدهایی انتخاب شدند که پس از ۱۳، ۱۵ و ۱۹ سال از بهره‌برداری، سیلاب‌های بزرگی را عبور داده بودند و کف بستر بدلیل آبشستگی زیاد باعث ایجاد خطرهایی برای بدنه سد شده بود. این محققان مدل فیزیکی این سدها را ساختند و روی آنها آزمایش کردند و با ارزیابی روابط موجود، ضریب‌های اصلاحی برای روابط ارائه دادند.

کاستیلو و کاریلو (Castillo & Carillo, 2017) با استفاده از روش‌های تجربی، نیمه تجربی و مدل عددی به برآورد آبشستگی در پایاب جام پرتابه‌ای سد توچر پرداختند و مدل فیزیکی این سد را با مقیاس ۱:۵۰ در اکوادور ساختند. متوسط قطر ذرات

$$d_s = 3.27 \frac{q^{0.6} H^{0.05} h^{0.15}}{g^{0.3} d_{50}^{0.1}} \quad (2)$$

که در آن،

d_{50} = قطر متوسط رسوبات بستر رودخانه (متر)؛
 g = شتاب ثقل (متر بر مجذور ثانیه)؛ و h = عمق آب پایاب (متر).

امانین (Amanian, 1995) با استفاده از دو سری مصالح دانه‌ای غیرچسبنده با قطر متوسط ۱/۲۷ و ۲/۰۳ سانتی‌متر در کانالی با طول، عرض و ارتفاع ۱۲، ۱۱ و ۵ فوت، آبشستگی را در سد آلین هینری (Allen Henry) بررسی و روابط موجود را ارزیابی کرد و در نهایت روابطی را برای تخمین ابعاد چاله آبکند ناشی از آبشستگی در پایاب جام‌های پرتابی ارائه داد. فرمول تخمین حداکثر عمق آبشستگی که وی ارائه داد مطابق رابطه ۳ است.

$$d_s = 0.249 \frac{q^{0.93} H^{0.65} (\sin \phi)^{0.6}}{h^{0.715} d_{50}^{0.33}} \quad (3)$$

که در آن،

ϕ = زاویه لبه جام پرتابه‌ای (رادیان).

اناندل (Annandle, 1995) برای تعیین آستانه آبشستگی مصالح در مقابل توان فرساینده جریان، روشی به نام شاخص فرسایش‌پذیری توسعه داد. این روش می‌تواند برای پیش‌بینی آبشستگی در هر گونه مصالح خاکی از سنگ تا خاک‌های دانه‌ای چسبنده و غیرچسبنده کاربرد داشته باشد. جرج و اناندل (George & Annandle, 2010) در بررسی تئوری-آزمایشگاهی آبشستگی را در سد بلواستون بررسی کردند. در این تحقیق مدل آزمایشگاهی با مقیاس ۳۶:۱ ساخته شد. این محققان در بستر مدل گراول یکنواخت به قطر ۱ سانتی‌متر ریختند و برای برآورد میزان آبشستگی از شاخص فرسایش اناندل و ضریب

با تعیین متغیرهای مهم در میزان آبشستگی می‌توان نوع راهکارهای حفاظتی به‌منظور کاهش چاله فرسایش را انتخاب کرد. برای مثال، افزایش عمق پایاب یا طراحی سنگ‌چین (افزایش قطر متوسط ذرات کف بستر) از این‌گونه راهکارهای حفاظتی است. در صورتی که حساسیت عمق آبشستگی به عمق پایاب بیش از افزایش قطر متوسط ذرات باشد، می‌توان با احداث سازه‌ای در پایین‌دست رودخانه و ایجاد پس‌زدگی آبشستگی را کاهش داد.

محققان در گذشته معادله‌هایی برای تعیین عمق آبشستگی در پایین‌دست جام پرتابه‌ای ارائه دادند، اما این معادله‌ها کامل نیستند و هر یک مشکل خاصی دارد. مثلاً در روابطی که ورونز (Veronese, 1937)، ماسون و آرومگان (Mason & Arumugan, 1985) و امانیان (Amanian, 1995) ارائه داده‌اند برخی از عوامل موثر بر آبشستگی مانند شعاع جام یا زاویه لبه جام پرتابه‌ای وجود ندارد. کامل‌ترین رابطه که در بیشتر منابع به آن اشاره شده، رابطه عظمت‌اله و همکاران (Azamathulla *et al.*, 2005) است. در این رابطه، عمق فرسایش با افزایش قطر متوسط رسوبات بیشتر می‌شود که این با تحقیقات پیشین مغایرت دارد.

برنامه‌ریزی بیان ژن مجموعه‌ای از الگوریتم‌های فرگشتی است که به صورت خودکار می‌تواند روابط حاکم بر پدیده را تولید کند. الگوریتم آن نیز مانند ساختار درختی هستند که اندازه، شکل و ترکیب آنها به واسطه یادگیری تغییر می‌کند. این برنامه‌ها مانند موجودات زنده در کروموزومی ساده و خطی با درازای ثابت رمزگذاری می‌شوند. در دهه‌های اخیر استفاده از آن برای تعیین روابط حاکم بر پدیده‌های هیدرولیکی افزایش یافته است. پارسائی و همکاران (Parsaei *et al.*, 2017) با استفاده از برنامه‌ریزی

رسوب در مدل آزمایشگاهی ۲۰ میلی‌متر و مدت زمان تعادل برای هر آزمایش ۹۰ دقیقه در نظر گرفته شد. نتایج این تحقیق نشان داد که در شبیه‌سازی عددی، انتخاب مدل آشفتگی و ضریب بار بستر در فرمول میر پیترو و مولر اهمیت زیادی دارد که تا دو برابر می‌تواند در نتایج به‌دست آمده تفاوت ایجاد کند. حق‌یابی (Haghiabi, 2017) با استفاده از روش رگرسیون غیرخطی چند متغیره در زمینه پیش‌بینی فرسایش در پایاب جام‌های پرتابی تحقیق کرد. در این تحقیق محدوده دبی از ۹ تا ۲۰۴ لیتر در ثانیه، هد کل ۲/۷۹ تا ۱۷۹/۶ سانتی‌متر، شعاع جام از ۰/۱ تا ۰/۶۱ متر، زاویه لبه جام ۰/۱۲۶ تا ۰/۷۸ رادیان، عمق آب پایاب ۲/۹ تا ۶/۹ سانتی‌متر، متوسط قطر ذرات ۲ تا ۸ میلی‌متر و عمق فرسایش آزمایش‌ها در محدوده ۵/۱ تا ۵۵ سانتی‌متر بوده است. موحدی و همکاران (Movahedi *et al.*, 2019) آبشستگی را در پایین‌دست جام پرتابی سد خیرآباد به‌صورت عددی و مدل فیزیکی بررسی کردند. اندازه دانه‌ها از ۲ تا ۱۵ میلی‌متر، محدوده دبی از ۱۱۳ تا ۲۸۲ لیتر در ثانیه و زمان تعادل برابر ۲ ساعت بوده است. تعداد مش در مدل عددی منتخب شبیه‌ساز حدود ۲ میلیون در نظر گرفته شده است. عمق فرسایش برآورد شده در شبیه‌ساز عددی با مدل فیزیکی به‌طور متوسط حدود ۲/۷ درصد اختلاف داشته است.

با توجه به اینکه در آبشستگی بستر پایاب جام‌های پرتابه‌ای عوامل متعددی تاثیرگذارند، تعیین میزان اثر هر یک از این عوامل بر حداکثر عمق چاله فرسایش اهمیت دارد. با استفاده از روش تحلیل حساسیت می‌توان عواملی را شناسایی کرد که بیشترین و کمترین تاثیر بر میزان آبشستگی دارند.

کننده جامی شکل ارائه شد که دقت آن نسبت به سایر روابط بهتر است.

مواد و روش ها

به منظور دستیابی به هدفهای این پژوهش، ابتدا متغیرهایی استخراج شدند که بر حداکثر عمق چاله فرسایش موثرند. مطابق شکل ۱، متغیرهای موثر بر آبشستگی ناشی از جت ریزشی عبارتند از دبی در واحد عرض جام پرتابی، q ؛ اختلاف تراز سطح آب بالادست و پایین دست سرریز، H ؛ شعاع جام پرتابی، R ؛ زاویه لبه جام، ϕ ؛ عمق آب پایاب، d_w ؛ متوسط اندازه ذرات رسوب بستر، d_{50} ؛ شتاب ثقل، g ؛ جرم مخصوص آب و رسوبات (ρ_s, ρ_w) . بنابراین می توان نوشت:

$$d_s = f(q, H, R, \phi, d_w, d_{50}, g, \rho_w, \rho_s) \quad (5)$$

با استفاده از تئوری باکینگهام، معادله بدون بعد حاکم بر حداکثر عمق آبشستگی به صورت رابطه ۶ ارائه می شود:

$$\frac{d_s}{d_w} = g \left(\frac{q}{\sqrt{g d_w^3}}, \frac{H}{d_w}, \frac{R}{d_w}, \frac{d_{50}}{d_w}, \phi \right) \quad (6)$$

رابطه بالا را می توان به صورت رابطه ۷ نوشت:

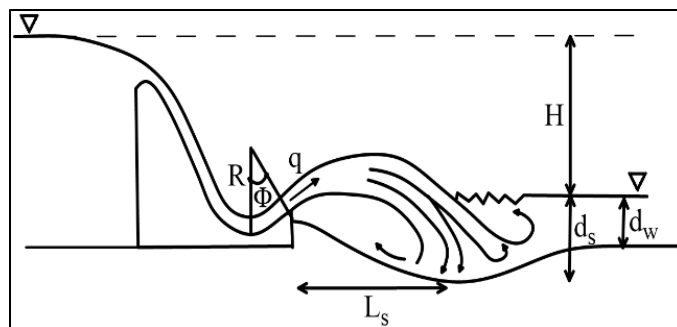
$$d_s^* = g(q^*, H^*, R^*, d_{50}^*, \phi) \quad (7)$$

بیان ژن و روش های دیگر به بررسی راندمان تله اندازی در سدهای تاخیری پرداختند و روابطی برای آن ارائه دادند. این محققان همچنین با استفاده از آزمون گاما تاثیر عوامل موثر بر راندمان تله اندازی را بررسی و موثرین پارامتر را مشخص کردند.

در تحقیق حاضر، در ابتدا پارامترهای موثر بر آبشستگی پایین دست جام پرتابه ای تعیین و استفاده از تحلیل ابعادی، پارامترهای بدون بعد به دست آورده شد. سپس شبکه عصبی برای تخمین حداکثر عمق آبشستگی آموزش داده شد و توابع انتقال، تعداد لایه ها و نوع آموزش شبکه به صورت بهینه انتخاب شد. با استفاده از شبکه عصبی و تحلیل حساسیت، میزان اثر متغیرهای مختلف بر حداکثر عمق آبشستگی مشخص شد. همچنین رابطه ای با دقت بالا برای پیش بینی حداکثر عمق آبشستگی پایین دست جام پرتابه ای با استفاده از برنامه ریزی بیان ژن ارائه شد. به طور کلی مهم ترین نوآوری این پژوهش شامل موارد زیر است:

حساسیت سنجی عوامل موثر بر آبشستگی مصالح غیر چسبنده در پایاب جام پرتابه ای با استفاده از شبکه عصبی بررسی و مهم ترین عامل اثرگذار بر عمق چاله فرسایش تعیین شد.

به کمک برنامه ریزی بیان ژن رابطه ای برای تخمین حداکثر عمق چاله فرسایش در پایین دست پرتاب



شکل ۱- شماتیک آبشستگی در جام پرتابی و متغیرهای موثر بر چاله آبشستگی

Fig. 1- Schematic of scouring in the sky jump and variables affecting the scouring hole

مدل شبکه عصبی

داده‌های ورودی و خروجی شبکه عصبی را می‌توان به صورت رابطه ۸ بیان کرد (Rumelhart *et al*, 1986):

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^N W_{ji} X_i + b_{ji}\right) \quad (8)$$

که در آن،

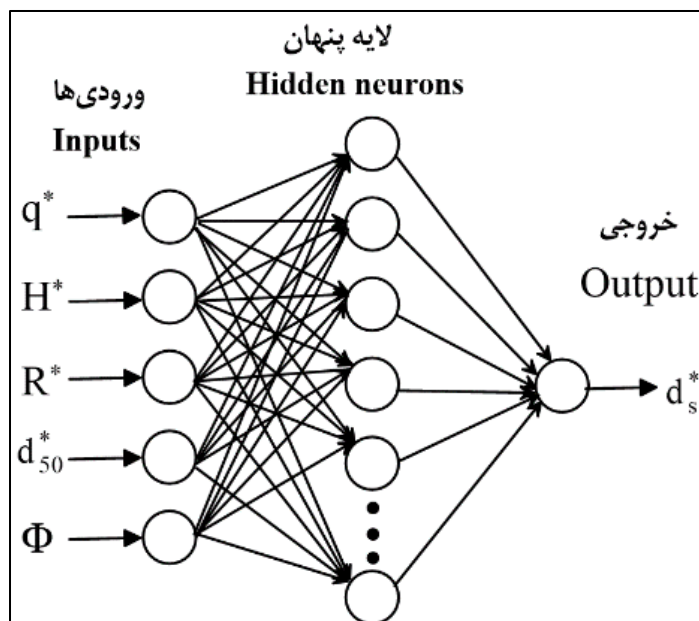
x_i = مقدار گره لایه نام؛ y_i = مقدار گره لایه نام؛ N = تعداد گره‌ها؛ b_{ji} = مقدار بایاس؛ w_{ji} = وزن اتصال بین گره‌های x_i و y_j و f تابع انتقال.

در شبکه عصبی، داده‌ها به سه دسته تقسیم می‌شوند: داده‌های آموزش، داده‌های آزمایش، و داده‌های معتبرسازی. داده‌های آموزش به آن دسته از داده‌هایی گفته می‌شود که برای آموزش شبکه استفاده خواهند شد و مقادیر بایاس و وزن اتصال نرون‌ها با استفاده از این داده‌ها به دست می‌آید. داده‌های اعتبارسنجی برای اندازه‌گیری عمومیت شبکه به کار می‌روند.

در فرآیند آموزش، خطای مجموعه آموزشی و اعتبارسنجی باید کاهش یابد. به هر حال زمانی که شبکه سعی در تطابق بیش از حد با داده‌ها داشته باشد، خطای معتبرسازی افزایش می‌یابد. داده‌های آزمایش در فرآیند آموزش، کاربردی نیستند و از آنها برای مقایسه مدل‌های مختلف استفاده می‌شود.

در این پژوهش، از ۹۳ داده موجود ۶۰ داده به عنوان داده‌های آموزشی و ۱۵ و ۱۸ داده به ترتیب به عنوان داده اعتبارسنجی و آزمایش بکار برده شده است. شکل ۲ ساختار شبکه عصبی مورد استفاده در تحقیق حاضر را نشان می‌دهد.

شبکه عصبی مصنوعی روش شبیه‌سازی هوشمند است که از مطالعه سیستم شبکه عصبی موجودات زنده الهام گرفته شده است (Nayak *et al*, 2006). یکی از متداول‌ترین شبکه‌های عصبی مورد استفاده، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه‌ای است (Haykin, 1994). این شبکه از یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چند لایه بین آنها تشکیل شده است که مستقیماً به داده‌های ورودی و خروجی متصل نیستند. در لایه ورودی، متغیرهای موثر بر پدیده دریافت و بدون هیچ پردازشی به لایه بعدی منتقل می‌شوند. پردازش‌ها در لایه پنهان صورت می‌گیرد و شبکه می‌تواند یک یا چند لایه میانی داشته باشد. تعداد لایه‌های میانی را طراح تعیین می‌کند و طی فرآیند آزمون و خطا به دست می‌آید. لایه خروجی، نگاشت و بردارهای خروجی قرار دارد و نتایج مربوط به متغیر پدیده را نشان می‌دهد. هر لایه شامل گروهی از سلول‌های عصبی (نورون) است که عموماً با کلیه نورون‌های لایه‌های دیگر در ارتباط هستند، مگر اینکه کاربر ارتباط بین نورون‌ها را محدود کند. نورون‌های هر لایه با سایر نورون‌های همان لایه ارتباطی ندارند. ساختار پرسپترون چند لایه به توابع غیرخطی نیاز دارد که به طور پیوسته مشتق پذیر باشد. اغلب، این تابع به شکل تابع باینری، سیگموئید، تانژانت هیپربولیک خطی یا گوسی و سکانت هیپربولیک در نظر گرفته می‌شود. متداول‌ترین نوع شبکه عصبی مصنوعی که بیشتر در مهندسی استفاده می‌شود شبکه‌های عصبی چند لایه پیشخور همراه با ناظر است که از روش پس انتشار خطا برای آموزش کمک می‌گیرد. رابطه



شکل ۲- شبکه عصبی طراحی شده در پژوهش حاضر
Fig. 2- Neural Networks in the present study

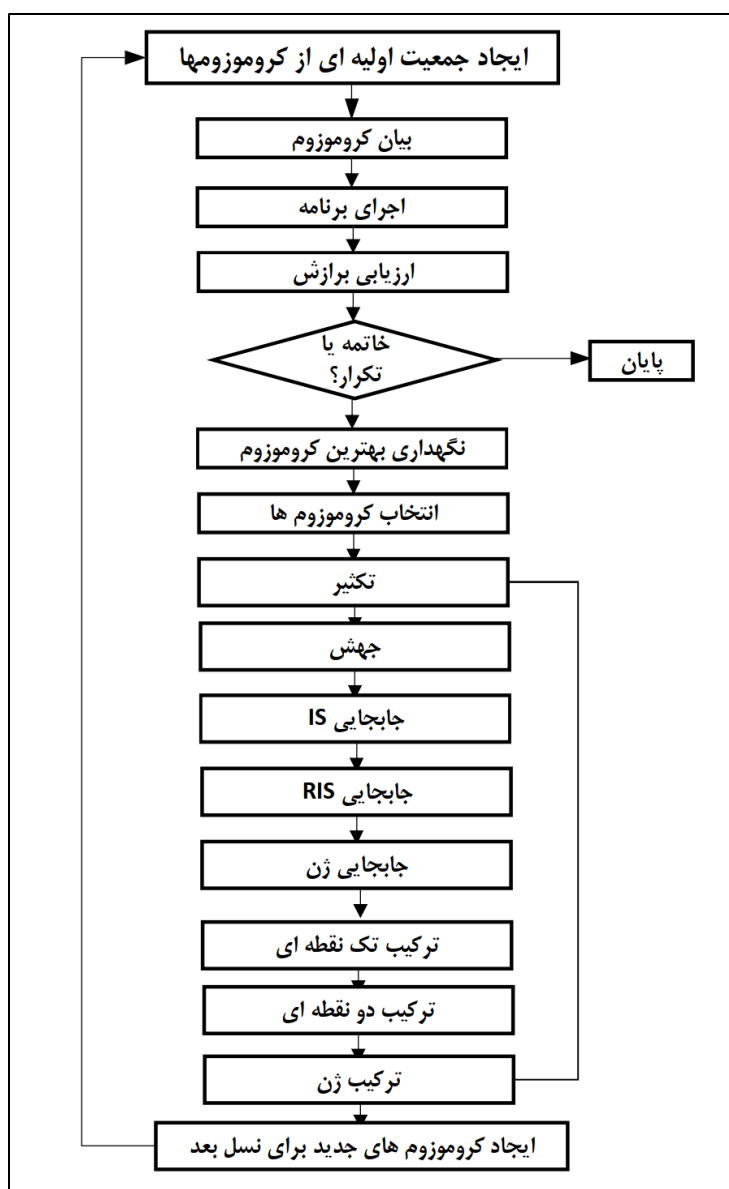
برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)^۱

برنامه‌ریزی بیان ژن، که در ادامه سیر تکاملی مدل‌های هوشمند به وجود آمده است، جزء روش‌های الگوریتم گردش محسوب می‌شود و تمامی آنها بر نظریه تکامل داروین استوار است. معیار تنوع ژنتیک ساده و عملگری ژنتیک در سطح کروموزوم و چند ژنی بودن آن در GEP یکی از نقاط قوت محسوب می‌شود. این الگوریتم گردش با تعریف یک تابع هدف در قالب معیارهای کیفی و اندازه‌گیری و مقایسه روش‌های متفاوت حل و با به‌کارگیری فرآیندی گام به گام، تصحیح ساختار داده‌های به‌کار گرفته می‌شود و در آخر، حل مناسب ارائه می‌گردد. الگوریتم و فرآیند برنامه‌ریزی بیان ژن به صورت گام به گام در شکل ۳ نشان داده شده است. روند حل برنامه به صورت تولید نسل، تلاقی، جهش و تولید مثل است.

ساختار بهینه شبکه عصبی تحت تاثیر متغیرهایی مانند تعداد نورون‌ها در لایه پنهان، توابع محرک بین نورون‌ها و تعداد لایه‌های پنهان است. طراحی بهینه شبکه عصبی با روش آزمون و خطا ایجاد می‌شود.

برای دستیابی به ساختار بهینه شبکه عصبی، توابع محرک (سیگموئید، تانژانت هیپربولیک، خطی، سیگموئید خطی و تانژانت هیپربولیک خطی)، تعداد لایه‌های پنهان (از ۱ تا ۵) و نوع آموزش (گرادیان توام، لئونبرگ مارکوآرت، کویک پراپ، دلتا بار دلتا و مومنتوم) استفاده و ساختار بهینه بر اساس حداقل میزان مربعات خطا تعیین شد. لازم است گفته شود در این پژوهش برای معماری شبکه عصبی چند لایه پرسپترون از نرم افزار نروسولوشن استفاده شد.

1- Gene Expression Programming



شکل ۳- الگوریتم مورد استفاده در برنامه ریزی بیان ژن

Fig. 3- Algorithms used in Gene Expression Programming

تحقیق صورت می‌گیرد. پس از آن کروموزومها به شکل بیان درختی قرار می‌گیرند و با تابع برآزش ارزیابی می‌شوند. توقف در صورتی است که به راه حلی مناسب دست یافته‌شود و یا رسیدن نسلها به اندازه معین صورت گیرد. در این حالت، بهترین حل ارائه می‌شود. در این شرایط، اگر شرط توقف یافت نشود نخبه‌گزینی صورت می‌گیرد و بقیه راه‌حل‌ها

روش برنامه‌ریزی بیان ژن بدین صورت است که کروموزومهای خطی با طول ثابت شبیه‌سازی آنچه در الگوریتم ژنتیک می‌گذرد، عمل می‌کنند و به‌صورت شاخه‌ای در برنامه‌نویسی ژنتیک ترکیب می‌شوند. در مرحله اول در الگوریتم به تولید جمعیت اولیه می‌انجامد به این صورت که با در نظر گرفتن اطلاعات ورودی یا تصادفی درباره موضوع

پ- انتخاب ساختار و معماری کروموزومها: اندازه طول هر راس ۷ و تعداد ژن ها ۳ عدد انتخاب شد. نتایج به دست آمده نشان می دهد وقتی تعداد ژن و طول سر به ترتیب بزرگ تر از ۳ و ۷ می شود عملکرد مدل GEP در مراحل آموزش و تست بهبود نمی یابد. تعداد کروموزومها نیز ۵۰ در نظر گرفته شد.

ت- انتخاب تابع پیوندی: فقط عملگرهای اتصال جمع یا ضرب می توانند برای پیوند درختان فرعی انتخاب شوند.

ث- تعیین مقدار عملگرهای ژنتیکی: در این مطالعه از ترکیبی از عملگرهای ژنتیکی مانند جهش و ترکیب استفاده شد که شامل سه نوع جابه جایی و سه نوع نو ترکیبی است.

مجموعه داده های مورد استفاده

به منظور بررسی حداکثر عمق آبشستگی در پایاب جام پرتابی، یک فلوم آزمایشگاهی در آزمایشگاه هیدرولیک گروه مهندسی آب دانشگاه رازی ساخته شد. طول کانال آزمایشگاهی ۱۵، عرض ۰/۵ و ارتفاع ۱ متر است. مدل آزمایشگاهی شامل سرریز اوجی، شوت و پرتاب کننده جامی از جنس آهن گالوانیزه است که با دستگاه برش لیزری با دقت ۰/۱ میلی متر ساخته شده است. مدل سرریز اوجی به عرض ۵۰ سانتی متر، ارتفاع ۴۵ سانتی متر و طول ۵۹ سانتی متر طراحی شده است و دارای یک شوت با شیب ۰/۷:۱ و یک جام پرتابی با شعاع ۱۵ سانتی متر و زاویه لبه خروجی ۴۵ درجه است. شکل ۴ نمایی از مدل آزمایشگاهی سرریز را به همراه پرتاب کننده جامی نشان می دهد.

به صورت گزینشی خواهد بود. این فرآیند برای چند نسل تکرار می شود و با پیشرفت نسل کیفیت آن نیز بهبود خواهد یافت. در این پژوهش، فرآیند مدل سازی آبشستگی پایاب جام پرتابی با استفاده از برنامه ریزی بیان ژن در گام های زیر اجرا شد:

الف- انتخاب تابع برازش مناسب: در این مطالعه تابع ریشه مربع خطای نسبی (RRSE) به عنوان تابع برازش انتخاب شد.

$$RRSE_i = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (P_{ij} - T_j)^2}{\sum_{j=1}^n (T_j - \bar{T})^2}} \quad (9)$$

که در آن

P_{ij} = مقدار برآورد شده حداکثر چاله فرسایش توسط کروموزوم i برای تناسب j ; T_j = مقدار واقعی عمق فرسایش برای تناسب j ; و \bar{T} = مقدار متوسط T_j .

پس از آن، تابع تناسب کروموزوم i (f_i) با استفاده از رابطه (۱۰) محاسبه می شود:

$$f_i = 1000 / (1 + RRSE_i) \quad (10)$$

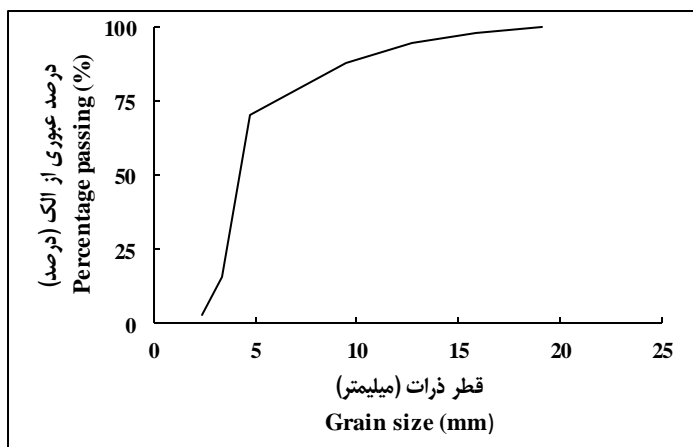
ب- انتخاب مجموعه متغیرهای ورودی و مجموعه توابع به منظور تولید کروموزومها: در این مسئله مجموعه ترمینالها متشکل از متغیرهای مستقل (دبی جریان، ارتفاع ریزش، عمق پایاب، قطر ذرات، شعاع جام و زاویه لبه جام) و از عملگرهای ریاضی (+, ×, ÷, -) و توابع مختلف (توان، تانژانت و...) استفاده می شود.



شکل ۴- تصاویر مدل آزمایشگاهی
Fig. 4- Laboratory model image

متوسط رسوبات مورد استفاده در پایین دست سرریز ۴/۳ میلی‌متر و ضریب یکنواختی آن ۱/۵۹ است. شکل ۵، دانه‌بندی رسوبات کف فلوم آزمایشگاهی را نشان می‌دهد.

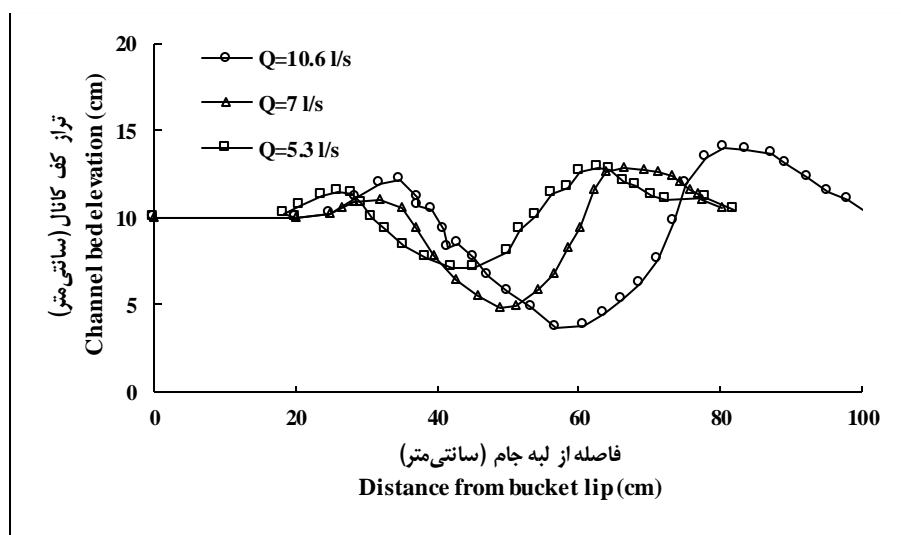
دبی عبوری از مجموعه آزمایشگاهی ۱۰/۶ تا ۲۱/۲ لیتر بر ثانیه بر متر، ارتفاع ریزش آب ۰/۳ تا ۰/۳۸ متر، عمق پایاب ۰/۰۲۸ تا ۰/۱ متر، شعاع جام ۰/۱۵ متر و زاویه لبه جام ۴۵ درجه است. قطر



شکل ۵- دانه بندی مصالح بستر
Fig. 5- Granulation of downstream materials

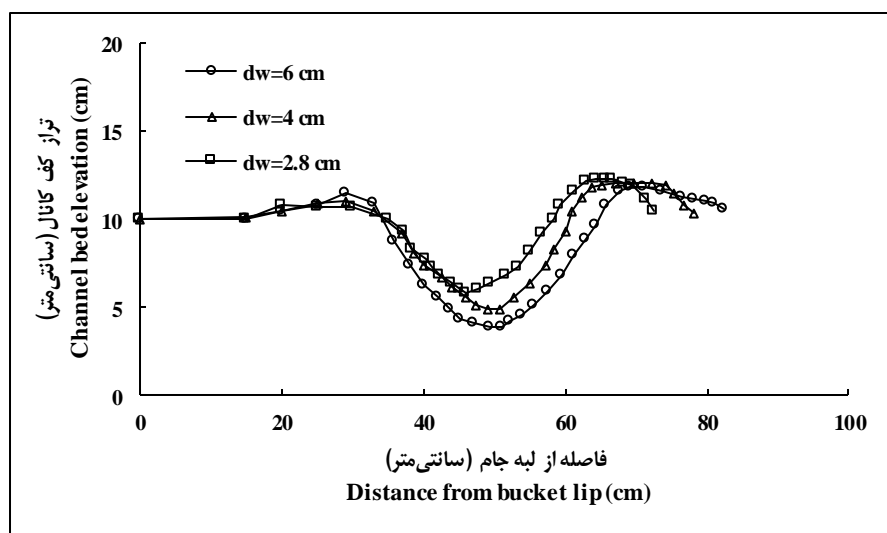
بررسی آزمایشگاهی آبشستگی در پایاب جام پرتابه ای و مدل سازی و...

به منظور تعیین حداکثر عمق حفره آبشستگی، پروفیل طولی فرسایش که از کنار فلوم قابل مشاهده است، با دوربین عکس برداری و سپس با استفاده از نرم افزار Grapher 10 رقومی شد. با تغییر دبی و عمق آب پایاب، آزمایش های مختلفی اجرا شد که در شکل های ۶ و ۷ نمونه های از داده های برداشت شده آورده شده است.



شکل ۶- نمونه ای از تاثیر دبی بر پروفیل طولی چاله آبشستگی

Fig. 6- the Effect of discharge on the longitudinal profile of the scour hole



شکل ۷- نمونه ای از تاثیر عمق پایاب بر پروفیل طولی چاله آبشستگی

Fig. 7- the effect of tail water depth on the longitudinal profile of the scour hole

در پژوهش حاضر علاوه بر داده های برداشت شده، از داده های مربوط به تحقیق عظمت اله و همکاران (Azamathulla et al., 2005) نیز استفاده شده است. در جدول ۱ محدوده تغییرات پارامترهای فیزیکی و هیدرولیکی داده های مورد استفاده در این تحقیق آورده شده است.

در پژوهش حاضر علاوه بر داده های برداشت شده، از داده های مربوط به تحقیق عظمت اله و همکاران (Azamathulla et al., 2005) نیز استفاده شده است. در جدول ۱ محدوده تغییرات پارامترهای فیزیکی و هیدرولیکی داده های مورد استفاده در این تحقیق آورده شده است.

جدول ۱- محدوده تغییرات پارامترهای موثر بر میزان آبشستگی در آزمایش‌های مختلف

Table 1- Range of changes in parameters affecting scour rate in different experiments

متغیر Variable	زاویه لبه جام (رادیان) Lip angle (rad)	شعاع جام (متر) Bucket radius (m)	قطر ذرات (میلیمتر) Bed material size (mm)	عمق پایاب (متر) Tail water depth (m)	ارتفاع ریزش (متر) Total head (m)	دبی در واحد عرض (متر مکعب بر ثانیه بر متر) Discharge intensity (m ³ /s/m)
حداکثر Maximum	0.78	0.61	8	0.265	1.79	0.2
حداقل Minimum	0.174	0.1	2	0.029	0.28	0.009

که در آن‌ها،
 S_i = مقدار عمق چاله آبشستگی پیش‌بینی شده
 توسط شبکه عصبی شده؛ \bar{S} = میانگین داده‌های
 محاسباتی؛ O_i = مقدار عمق چاله آبشستگی
 مشاهداتی؛ و \bar{O} = میانگین داده‌های مشاهداتی.
 بالا بودن ضریب تبیین بیانگر دقت قابل قبول
 مدل و برتری آن نسبت به مدل دیگر است،
 همچنین مقادیر MSE و NMSE اگر کمتر باشند
 یعنی دقت مدل بیشتر است.
 معیار نش-ساتکلیف از رابطه ۱۴ تعیین می‌شود.
 این شاخص می‌تواند در بازه $[-\infty, 1]$ تغییر کند و
 براساس مقدار این معیار و مطابق جدول ۲ نتیجه
 ارزیابی تعیین می‌شود.

برای ارزیابی نتایج حاصل از مدل‌های مختلف
 شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه نتایج نهایی با مقادیر
 مشاهده شده از پارامترهای آماری ضریب تبیین، R^2 ،
 مربع میانگین خطای استاندارد، MSE، مربع میانگین
 خطای استاندارد نرمال شده، NMSE و معیار
 نش-ساتکلیف، NSE مطابق رابطه‌های ۱۱ تا ۱۴
 استفاده شده است.

$$R^2 = \left(\frac{\sum(O_i - \bar{O})(S_i - \bar{S})}{\sqrt{\sum(O_i - \bar{O})^2 \sum(S_i - \bar{S})^2}} \right)^2 \quad (11)$$

$$MSE = \frac{\sum(O_i - S_i)^2}{n} \quad (12)$$

$$NMSE = \frac{\sum(O_i - \bar{O})^2}{\sum(O_i - \bar{O})^2} \quad (13)$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T (D_t - R_t)^2}{\sum_{t=1}^T (D_t - \bar{D}_t)^2} \quad (14)$$

جدول ۲- تعیین نتیجه ارزیابی براساس معیار نش-ساتکلیف

Table 2- Detemining the evaluation result nased on the nash-sutcliffe criterion

ضریب معیار نش-ساتکلیف NSE	نتیجه ارزیابی Performance Rating
0.75 < NSE < 1.00	بسیار خوب
0.65 < NSE < 0.75	خوب
0.5 < NSE < 0.65	رضایت بخش
NSE ≤ 0.5	غیر قابل قبول

نتایج و بحث

مدل شبکه عصبی

سیگموئید، تانژانت هیپربولیک، خطی، سیگموئید خطی و تانژانت هیپربولیک خطی برای تابع انتقال در نظر گرفته و مدل شبکه عصبی اجرا شد. نتایج حاصل از آموزش شبکه برای یافتن تابع انتقال بهینه در جدول ۳ نشان داده شده است.

توابع محرک بین نورون ها، تعداد لایه های پنهان و نوع آموزش بر دقت مدل شبکه عصبی تاثیر دارند. برای دستیابی به ساختار بهینه شبکه عصبی، توابع

جدول ۳- شاخص های آماری مربوط به تاثیر توابع انتقال مختلف در یادگیری شبکه عصبی

Table 3- Statistical indicators of different transmission functions in neural network learning

توابع انتقال	ضریب تبیین	مربع میانگین خطای استاندارد	مربع میانگین خطای استاندارد
Transmission functions	R ²	نرمال شده NMSE	MSE
سیگموئید Sigmoid	0.82	0.69	5.76
تانژانت هیپربولیک Hyperbolic tangent	0.94	0.12	1.54
خطی Linear	0.92	0.31	2.41
سیگموئید خطی Linear sigmoid	0.83	0.58	4.65
تانژانت هیپربولیک خطی Linear hyperbolic tangent	0.94	0.19	1.82

محرک ذکر شده کمترین مقدار خطا و بیشترین ضریب تبیین را دارد. تاثیر تعداد لایه های پنهان و نوع آموزش شبکه بر دقت خروجی مدل شبکه عصبی به ترتیب در جدول ۴ و ۵ آورده شده است.

جدول ۳ نشان می دهد که تابع انتقال تانژانت هیپربولیک بهترین تابع انتقال برای تخمین حداکثر عمق آبخستگی در پایاب جام پرتابه ای در شبکه عصبی است. نتایج خروجی از مدل با استفاده از تابع

جدول ۴- تاثیر تعداد لایه های میانی در یادگیری شبکه عصبی

Table 4- The effect of the number of intermediate layers on neural network learning

تعداد لایه ها	ضریب تبیین	مربع میانگین خطای استاندارد	مربع میانگین خطای استاندارد
Number of layers	R ²	نرمال شده NMSE	MSE
1	0.94	0.12	1.54
2	0.94	0.17	1.86
3	0.92	0.2	2.15
4	0.92	0.34	3.66
5	0.95	0.43	4.54

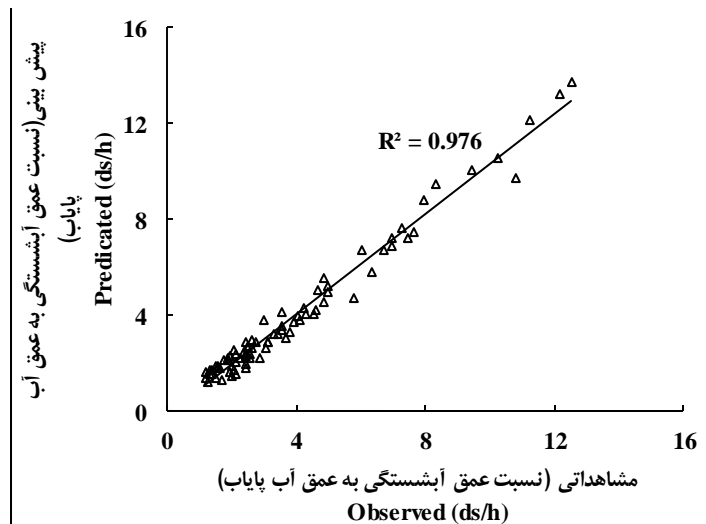
جدول ۵- بررسی تاثیر نوع آموزش در یادگیری شبکه عصبی

Table 5- Investigating the effect of training on neural network learning

نوع آموزش	ضریب تبیین	مربع میانگین خطای استاندارد نرمال شده	مربع میانگین خطای استاندارد
Type of training	R ²	NMSE	MSE
گرادیان توام	0.94	0.116	1.45
Gradient Conjugate			
لونیبرگ مارکوآرت	0.93	0.029	0.214
Levenberg-Marquardt			
کوئیک پراپ	0.95	0.096	1.32
Quickprop			
دلتا بار دلتا	0.93	0.157	1.95
Delta Bar Delata			
مومنتوم	0.93	0.118	1.54
Momentum			

بیشتر است. در شکل ۸، حداکثر عمق نسبی چاله فرسایش مشاهداتی و محاسباتی براساس مدل شبکه عصبی آورده شده است.

همان طور که دیده می‌شود، اگر تعداد لایه پنهان یک و نوع آموزش شبکه عصبی نیز لونیبرگ مارکوآرت باشد، دقت شبکه عصبی در برآورد حداکثر عمق آبشستگی



شکل ۸- مقادیر مشاهداتی و محاسباتی حداکثر عمق نسبی چاله فرسایش

Fig. 8- Observational and computational values of the maximum relative depth of the erosion hole

تخمین حداکثر عمق چاله فرسایش به ترتیب ۰/۹۳، ۰/۰۲۹، ۰/۲۱۴، ۰/۹۷۱ است که دقت مناسب مدل را نشان می‌دهد. دقت این مدل مطابق معیار نش-

ضریب تبیین، مربع میانگین خطای استاندارد، مربع میانگین خطای استاندارد نرمال شده و معیار نش-ساتکلیف برای خروجی مدل شبکه عصبی در

واکنش آن به عوامل بیرونی است، در این روش، رفتار پدیده نسبت به تغییرات پارامترهای ورودی سنجیده می شود. شاخص حساسیت پدیده را می توان به صورت رابطه ۱۵ تعریف کرد:

$$S_{Ids} = \frac{\partial ds/ds}{\partial I/I} \quad (15)$$

که در آن،

S_{Ids} = شاخص حساسیت نسبی عمق آبشستگی نسبت به متغیر ورودی؛ I = متغیرهای ورودی؛ ∂I = تغییرات پارامتر هیدرولیکی ورودی.

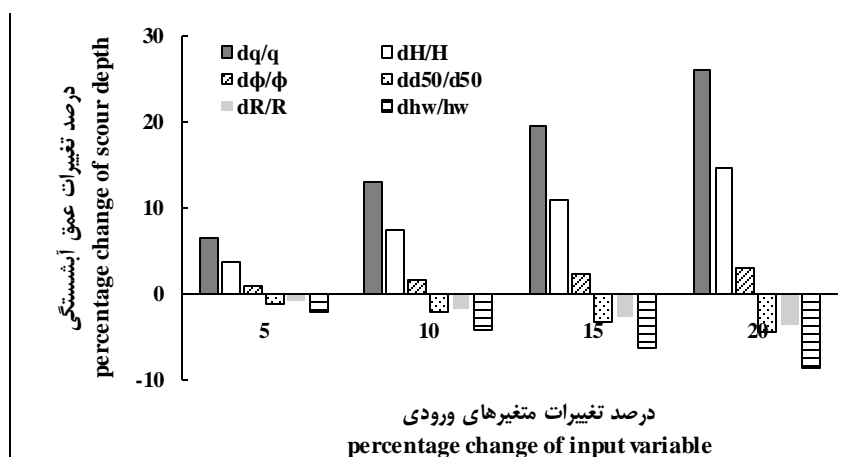
لازم است یادآوری شود متغیرهای ورودی شامل دبی جریان، ارتفاع ریزش، عمق پایاب، قطر ذرات، شعاع جام و زاویه لبه جام هستند. به منظور محاسبه شاخص حساسیت، یک پارامتر اثرگذار بر عمق آبشستگی متغیر و سایر پارامترها ثابت در نظر گرفته می شود و مدل شبکه عصبی برای مقادیر متعددی اجرا خواهد شد. میزان تاثیر متغیرهای ورودی بر عمق آبشستگی را می توان براساس خروجی مدل شبکه عصبی تعیین و سپس شاخص های حساسیت را محاسبه کرد. برای نمونه، در شبیه سازی برای دبی جریان، ارتفاع ریزش، عمق پایاب، قطر ذرات، شعاع جام و زاویه لبه جام به ترتیب ۰/۱۷۰۳ مترمکعب بر ثانیه بر متر، ۰/۵۰۸۳ متر، ۰/۱۶۶۷ متر، ۰/۰۰۴ متر، ۰/۴ متر و ۰/۴۷۲ رادیان در نظر گرفته شد و با تغییر دادن یک متغیر و ثابت نگه داشتن سایر پارامترها، تاثیر متغیر مورد نظر بر عمق آبشستگی بررسی گردید.

در شکل ۹ تاثیر متغیرهای ورودی بر عمق آب شستگی برای شبیه سازی مورد نظر آورده شده است.

ساتکلیف ارائه شده توسط موریاسی (Moriassi, 2007). بسیار خوب ارزیابی می گردد.

حساسیت سنجی عوامل موثر بر آبشستگی

دبی جریان، ارتفاع ریزش، عمق پایاب، قطر ذرات، شعاع جام و زاویه لبه جام بر عمق چاله فرسایش در پایین دست جام پرتابی اثر گذار هستند. مشاهدات آزمایشگاهی نشان می دهد افزایش دبی جریان و ارتفاع ریزش باعث افزایش انرژی جنبشی جریان می شود که این امر به افزایش پتانسیل حمل رسوب و افزایش عمق چاله فرسایش می انجامد. افزایش قطر متوسط رسوبات تأثیر معکوس در مقدار حداکثر عمق آبشستگی دارد، در واقع، آنچه در نحوه تشکیل حفره آبشستگی مؤثر است قدرت حمل جریان است که آن هم تحت تأثیر انرژی جنبشی جت و اندازه ذرات رسوب قرار دارد. هرچه دانه بندی ریزتر باشد، به دلیل افزایش پتانسیل حمل رسوب، میزان حداکثر عمق آبشستگی بیشتر می شود. عمق آب پایاب مانند بالشتک ضربه گیر عمل می کند و منجر به فاصله گرفتن هسته جت جریان و استهلاک انرژی جت می شود. بدین ترتیب در عمق های کم پایاب شاهد بیشترین آبشستگی خواهیم بود و با افزایش عمق پایاب، عمق آبشستگی کاهش می یابد. با بررسی داده های آزمایشگاهی مشخص شد، شعاع جام پرتابی رابطه عکس و زاویه لبه جام رابطه مستقیم با میزان آبشستگی دارد. حساسیت سنجی عوامل موثر بر حداکثر عمق آبشستگی و موضوع های اقتصادی در انتخاب مناسب نوع سازه مستهلک کننده انرژی کمک فراوانی به طراح می کند. با تعیین متغیرهای مهم در میزان آبشستگی می توان نوع راهکارهای حفاظتی به منظور کاهش چاله فرسایش را انتخاب کرد. حساسیت هر پدیده بیانگر میزان

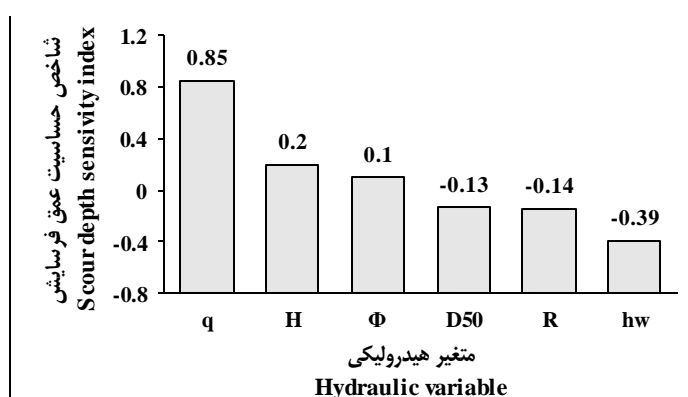


شکل ۹- نمونه‌ای از تاثیر متغیرهای ورودی بر عمق آب شستگی در پایاب جام پرتابی

Fig. 9- An example of the effect of input variables on the depth of scour in the bottom of the sky jump

و سپس متوسط آن محاسبه شد. شکل ۱۰ متوسط شاخص حساسیت عمق چاله فرسایش نسبت به عوامل موثر برای کلیه شبیه‌سازی‌ها را نشان می‌دهد.

برای شبیه‌سازی‌های زیاد، تحلیل حساسیت برای عمق فرسایش در پایاب جام پرتابه‌ای صورت گرفت. مقدار شاخص حساسیت برای هر شبیه‌سازی تعیین



شکل ۱۰- متوسط شاخص‌های حساسیت عمق فرسایش نسبت به متغیرهای ورودی در پایاب جام پرتابی

Fig. 10- Mean erosion depth sensitivity indices to input variables at the end of the sky jump

عکس با عمق پایاب، قطر ذرات و شعاع جام پرتابی دارد. بیشترین شاخص حساسیت عمق فرسایش ۰/۸۵ و مربوط است به دبی در واحد عرض جریان که این موضوع نشان می‌دهد اگر دبی در واحد عرض ۱۰ درصد افزایش یابد، مقدار حداکثر عمق چاله فرسایش ۸/۵ درصد بیشتر می‌شود. به عبارت دیگر، از بین متغیرهای اثرگذار بر چاله فرسایش، دبی در

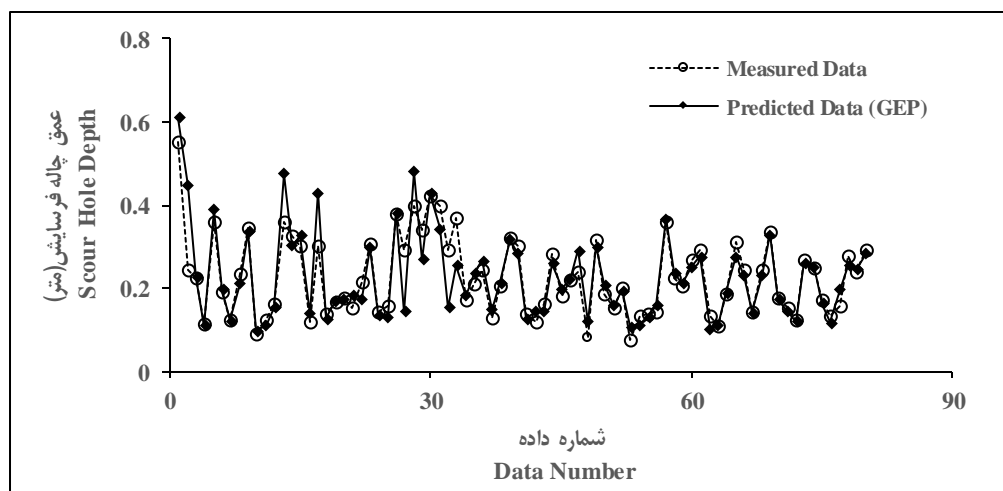
همانطور که دیده می‌شود، متوسط شاخص حساسیت عمق فرسایش نسبت به دبی در واحد عرض جریان، ارتفاع ریزش و زاویه لبه جام بیشتر از صفر است و این موضوع نشان می‌دهد که با افزایش این متغیرها، عمق چاله فرسایش افزایش می‌یابد. شاخص حساسیت حداکثر عمق فرسایش نسبت به سایر متغیرها کوچک‌تر از صفر است و در واقع رابطه

رابطه تخمین عمق چاله فرسایش

برای استخراج رابطه بر اساس GEP، مجموعه داده‌های اندازه گیری شده به دو گروه آموزشی و آزمایشی تقسیم می‌شوند. هشتاد درصد مجموعه داده‌ها به آموزش و بیست درصد آنها به مرحله آزمایش اختصاص داده شده‌اند. آموزش GEP پس از ۱۰۰۰۰ نسل به دلیل وجود تغییرات قابل اغماض در خطا خاتمه داده شد. پس از ۱۰۰۰۰ نسل، تابع تناسب همگرایی ۸۶۹/۴ به دست آمد و تغییرات قابل توجهی در آن مشاهده نشد. لازم است گفته شود در این تحقیق به منظور توسعه رابطه تخمین حداکثر میزان آبشستگی، از داده‌های عظیم‌تاله و همکاران (Azamathulla *et al.*, 2005) استفاده شد. در شکل (۱۱)، خروجی مدل GEP برای برآورد حداکثر عمق آبشستگی آورده شده است.

واحد عرض بیشترین تاثیر را دارد. با توجه به اینکه شاخص حساسیت عمق فرسایش نسبت به زاویه لبه جام کمترین مقدار است، بنابراین زاویه جام پرتابه‌ای کمترین تاثیر را بر عمق چاله فرسایش دارد. اگر زاویه جام پرتابه‌ای ۱۰ درصد افزایش یابد، عمق چاله فرسایش به‌طور متوسط حدود یک درصد افزایش می‌یابد.

به منظور کاهش مقدار چاله فرسایش می‌توان عمق آب پایاب را افزایش داد یا از سنگچین (افزایش قطر ذرات) استفاده کرد. اگر عمق آب پایاب یا قطر ذرات ۱۰ درصد افزایش یابد، حداکثر عمق چاله فرسایش به ترتیب حدود ۳/۹ و ۱/۳ کاهش می‌یابد. که با توجه به موضوع‌های اقتصادی و امکان‌پذیر بودن هر یک می‌توان گزینه مناسب را انتخاب کرد.



شکل ۱۱- مقادیر مشاهداتی و محاسباتی توسط برنامه بیان ژن در تخمین عمق چاله فرسایش

Fig. 11- Observational and computational values by gene expression program in estimating scour hole depth

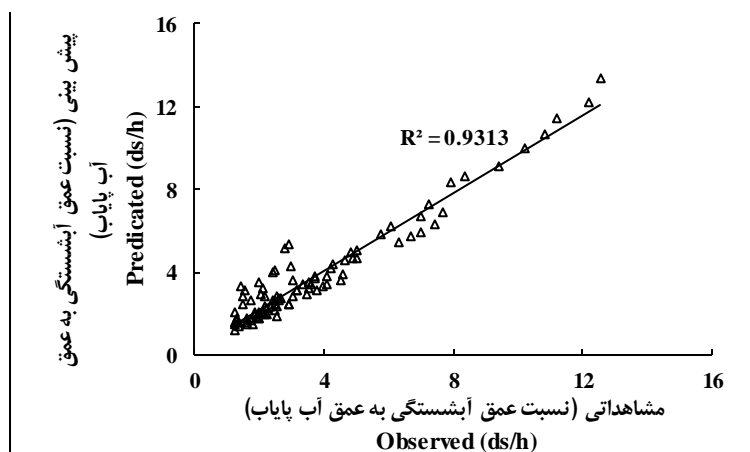
مربع میانگین خطای استاندارد ۰/۴۹ و معیار نش-ساتکلیف ۰/۹۳ است که نشان دهنده دقت مناسب برنامه بیان ژن در تخمین عمق چاله فرسایش است. براساس پارامترهای بی‌بعد ارائه شده در آنالیز ابعادی

با استفاده از پارامترهای آماری، دقت برنامه بیان ژن در پیش‌بینی عمق چاله فرسایش محاسبه شد. متوسط میزان خطا ۸/۳ درصد، ضریب تبیین ۰/۹۴، مربع میانگین خطای استاندارد نرمال شده ۰/۰۵۳،

و همچنین به کارگیری نرم افزار GEP رابطه ۱۶ در شکل ۱۲ مقادیر مشاهداتی و محاسباتی برای تخمین حداکثر عمق چاله فرسایش در پایین دست جام پرتابه‌ای ارائه شد:

$$d_s^* = 4(q^*)^{(0.93q^*)^{0.15}}(H^*)^{0.11} \times (R^*)^{-0.26}(d_{50}^*)^{-0.07} \phi \quad (16)$$

برابر ۰/۹۳ است.



شکل ۱۲- مقادیر مشاهداتی و محاسباتی با استفاده از رابطه ارائه شده در تخمین حداکثر چاله فرسایش

Fig. 12- Observational and computational values using the relation presented in estimating the maximum erosion hole

به منظور صحت‌سنجی بهتر مدل شبکه عصبی و در جدول ۶، مقایسه حداکثر عمق چاله فرسایش رابطه ارائه شده، ۱۳ آزمایش روی مدل آزمایشگاهی اندازه‌گیری شده و محاسباتی با مدل شبکه عصبی و اجرا و میزان حداکثر عمق فرسایش اندازه‌گیری شد. رابطه ارائه شده آورده شده است.

جدول ۶- مقایسه حداکثر عمق چاله فرسایش اندازه‌گیری شده و محاسبه شده

Table 6- Comparison of the maximum depth of erosion holes measured and calculated

پیش بینی شبکه عصبی	نسبت عمق آبشستگی به عمق آب پایاب	شعاع لبه خروجی (رادیان)	نسبت قطر متوسط ذرات بستر به عمق آب پایاب دست	نسبت شعاع جام به عمق آب پایاب دست	نسبت هد به عمق آب پایاب دست	عدد فرود	شماره
Nero	Eq (14)	teta	d ₅₀ /h	R/h	H/h	q/(gh ³) _{0.5}	No.
2.18	1.90	0.785	0.07	2.48	4.94	0.35	1
2.79	2.59	0.785	0.10	3.50	7.40	0.59	2
2.02	2.30	0.785	0.07	2.51	5.13	0.46	3
3.50	3.57	0.785	0.11	3.86	8.44	0.88	4
1.79	1.72	0.785	0.07	2.50	5.21	0.30	5
2.91	2.44	0.785	0.10	3.72	8.24	0.55	6
3.43	3.67	0.785	0.15	5.45	12.53	0.98	7
1.27	1.30	0.785	0.04	1.58	3.35	0.15	8
1.42	1.43	0.785	0.05	1.80	3.96	0.19	9
2.07	1.95	0.785	0.08	2.85	6.85	0.37	10
1.10	1.18	0.785	0.05	1.71	3.65	0.13	11
1.57	1.42	0.785	0.07	2.37	5.42	0.21	12
2.43	2.45	0.785	0.13	4.64	11.60	0.58	13

نش-ساتکلیف برای رابطه پیشنهادی برای کل داده‌های استفاده شده در پژوهش، برابر جدول ۷ است. همان طور که دیده می‌شود، برابر معیار نش-ساتکلیف ارائه شده توسط موریاسی (Moriasi, 2007) رابطه ارائه شده بسیار خوب ارزیابی می‌شود.

مقدار متوسط خطا برای مدل شبکه عصبی ۹/۳ و برای رابطه ارائه شده ۹/۸ است که نشان دهنده توانایی هر دو مدل برای پیش‌بینی حداکثر چاله فرسایش در پایین دست جام پرتابه‌ای است. ضریب تبیین، مربع میانگین خطای استاندارد، مربع میانگین خطای استاندارد نرمال شده و معیار

جدول ۷- پارامترهای آماری برای صحت سنجی رابطه ارائه شده

Table 7- Statistical parameters for estimating the Suggested equation

ضریب تبیین	مربع میانگین خطای استاندارد نرمال شده	مربع میانگین خطای استاندارد	معیار نش-ساتکلیف	داده
R ²	NMSE	MSE	NSE	Data
0.93	0.073	0.541	0.927	عظمت‌اله و همکاران (Azamathulla <i>et al.</i> , 2005)
0.89	0.168	0.080	0.832	آزمایشگاهی Labratoary
0.93	0.071	0.476	0.929	کل داده ها Total Data

در حساسیت سنجی عوامل موثر در آبشستگی و براساس خروجی مدل شبکه عصبی، متوسط درصد تغییرات عمق فرسایش نسبت به تغییر ۱۰+ درصد دبی در واحد عرض، اختلاف تراز سطح آب بالادست و پایین دست، زاویه لبه جام، قطر متوسط ذرات بستر، شعاع جام و عمق آب پایاب به ترتیب ۸/۵+، ۲+، ۱+، ۱/۳-، ۱/۴- و ۳/۹- درصد تعیین شد. در این پژوهش، با استفاده از داده های عظمت‌اله و همکاران و با به‌کارگیری نرم افزار GEP رابطه‌ای برای تخمین حداکثر میزان آبشستگی در پایاب جام پرتابه‌ای ارائه شد. به منظور صحت‌سنجی مدل شبکه عصبی و رابطه ارائه شده، ۱۳ آزمایش روی مدل آزمایشگاهی ساخته شده در این تحقیق اجرا شد که متوسط خطا برای مدل شبکه عصبی ۹/۳ و رابطه ارائه شده ۹/۸ درصد است که نشان دهنده توانایی مدل و رابطه پیشنهادی در تخمین آبشستگی است.

نتیجه‌گیری

با توجه به تعداد روابط تخمین عمق چاله فرسایش و پارامترهای متفاوت، نتایج دارای اختلاف زیاد و بعضاً با تاثیر متفاوت در آنها توسط محققان مختلف، انتخاب روشی به‌عنوان روش منتخب دشوار به نظر می‌رسد.

در این تحقیق، با در نظر گرفتن متغیرهای اثرگذار بر دقت شبکه و با استفاده از داده های آزمایشگاهی متعدد ساختار بهینه شبکه عصبی تعیین شد. توابع محرک، تعداد لایه‌های پنهان و نوع آموزش از عوامل موثر بر دقت شبکه عصبی هستند. نتایج به‌دست آمده نشان می‌دهند اگر از تعداد لایه پنهان یک عدد، تابع انتقال تانژانت هیپربولیک و نوع آموزش شبکه، لونیبرگ مارکوآرت باشد، دقت شبکه عصبی در برآورد حداکثر عمق آبشستگی بیشتر است.

مراجع

- Amanian, N. (1995). Scour below a flip bucket spillway (Ph. D. Thesis), Utah State University, Logan, Utah, USA.
- Annandale, G. (1995). Erodibility. *Journal of hydraulic research*, 33(4), 471-494.
- Annandale, G.W. (2006). *Scour Technology*. New York: McGraw-Hill.
- Azamathulla, H. M., Deo. M., & Deolalikar, P. (2006). Estimation of scour below spillways using neural networks. *Journal of Hydraulic Research*, 44(1), 61-69.
- Azamathulla, H. M., Deo. M., & Deolalikar, P. (2005). Neural networks for estimation of scour downstream of a ski-jump bucket. *Journal of Hydraulic Engineering*, 131(10), 898-908.
- Azamathulla, H. M. & Guven, A. (2012). Gene-expression programming for flip-bucket spillway scour. *Water Science and technology*, 65(11), 1982-1987.
- Azamathulla, H. M., Deo. M., & Deolalikar, P. (2008). Alternative neural networks to estimate the scour below spillways. *Advances in Engineering Software*, 39(8), 689-698.
- Bollaert, E. (2002). Transient Water Pressures in Joints and Formation of Rock Scour due to High-Velocity Jet Impact (PhD Thesis), Swiss Federal Institute of Technology, Lausanne, Switzerland.
- Castillo, L. G. & Carrillo, J. M. (2017). Comparison of methods to estimate the scour downstream of a ski jump. *International Journal of Multiphase Flow*, 92, 171-180.
- Haghiabi, A. (2017). Estimation of scour downstream of a ski-jump bucket using the multivariate adaptive regression splines. *Scientia Iranica*, 24(4), 1789-1801.
- Haykin, S. (1994). *Neural networks*. New York: Mac millan.
- Martins, R. B. F. (1973). *Contribution to the Knowledge on the Scour Action of Free Jets on Rocky River Beds. in Transactions of the 11th International Congress on Large Dams*, Vol. II, Question 41, Reply 44, Madrid. Spain.
- Martins, R. B. F. (1975). Scouring of Rocky River Beds by Free Jet Spillways. *International Water Power and Dam Construction*, 27(5), 152-153.
- Mason, P. J. & Arumugam, K. (1985). Free jet scour below dams and flip buckets. *Journal of Hydraulic Engineering*, 111(2), 220-235.
- Moriasi, D.N., Arnold, J.G., Van Liew, M.W., Bingner, R.L., Harmel, R.D. & Veith, T.L. (2007). Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE*, 50(3), 885-900.
- Movahedi, A., Kavianpour, M., & Yamini, A. (2019). Experimental and numerical analysis of the scour profile downstream of flip bucket with change in bed material size. *ISH Journal of Hydraulic Engineering*, 25(2), 188-202.
- Nayak, Satyaji Rao, Y. R., Sudheer, K. P. (2006). Groundwater level forecasting in a shallow aquifer using artificial neural. *Water Resources Management*, 2(11), 77-99.
- Parsaie, A., Azamathulla, H.M., & Haghiabi, A.H. (2017). Physical and numerical modeling of performance of detention dams. *Journal of Hydrology*, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2017.01.018>.
- Parsaie, A., Dehdar-Behbahani, S. & Haghiabi, A.H. (2016). Numerical modeling of cavitation on spillway's flip bucket. *Frontiers of Structural and Civil Engineering*, 10 (4):438-444.
- Parsaie, A. & Haghiabi, A. H. (2021). Hydraulic investigation of finite crested stepped spillways, *Water Supply*, 21 (5): 2437-2443.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. H., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323, 533-536.
- Veronese, A. (1937). Erosioni de Fondo a Valle di uno Scarico. *Annali dei Lavori Pubblici*, 75(9), 717-726.

Laboratory Study of Scouring in Ski-Jump and Modeling and Sensitization of Influencing Factors Using Neural Network

E. Khorami, M. M. Heidari* and R. Ghobadian

* Corresponding Author: Assistant Professor, Campus of Agriculture and Natural Resources, Razi University, Kermanshah, Iran. Email: : mm.heidari@razi.ac.ir

Received: 21 April 2022, Accepted: 27 May 2022

Extended Abstract

Introduction

Ski jump as one of the energy dissipater systems at the end of weir has always been considered by hydraulic engineers due to its cost-effectiveness. Despite the dissipation of a significant portion of the flow energy, the bottom bed is subject to scouring and can pose hazards to the structure. In recent decades, equations have been proposed to estimate the scour rate of this structure, each of which has a specific problem. For example, in some of these relationships, there are some factors that affect scouring, such as the bucket radius or the lip angle of bucket. The equation of Azmatullah *et al.* Is one of the most complete relationships mentioned in most sources. In this equation, the depth of scour increases with increasing mean sediment size of bed materials, which contradicts previous research.

In the present study, the neural network was trained to estimate the depth of scour and the transmission functions, number of layers and type of network training were optimally selected. Using neural network and sensitivity analysis, the effect of different variables on the maximum scour depth was determined. A high-precision relationship was presented to predict the scour depth in Downstream of flip Buckets using explicit genetic programming

Methodology

In order to investigate the maximum scour depth in flip-bucket, a laboratory model with a width of 0.5 m, height of 45 cm, length of 59 cm, bucket radius of 15 cm and lip angle of bucket of 45 degrees was constructed. The flow rate through the laboratory model is 7 to 21.2 lit/s/m, head between upper _reservoir_ water level and tail water level is 0.3 to 0.38 m, the tail water depth is 0.028 to 0.1 m and the D50 bed materials is 4.3 mm. In the present study, in addition to the measured laboratory data, used data related to the research of Azmatullah *et al.*

In this study, neural network has been used to predict the depth of scour hole. The optimal structure of the neural network is affected by variables such as the number of neurons in the latent layer, the stimulus functions between the neurons, and the number of latent layers.

In the present study, the optimal structure of the neural network was determined by trial and error.

It should be noted that in this study, NeuroSolutions software was used for the architecture of the multilayer neural network of perceptron.

Results and Discussion

Stimulus functions, number of hidden layers and type of training are factors that affect the accuracy of the neural network. In this study, the optimal structure of the neural network was determined by considering the variables affecting network accuracy and using various laboratory data. The results show that if the number of hidden layers of a number is a function of hyperbolic tangent transfer and network training type, Levenberg-Marquardt, the accuracy of the neural network in estimating the maximum scour depth is better.

Also in this study, the scour depth sensitivity index to discharge per unit width flow, upstream head, lip angle of bucket, bucket radius, tail water depth and mean sediment size were calculated. The average sensitivity index of scour depth to discharge per unit of flow width, fall height and lip angle of bucket is more than zero and this shows that with the increase of these variables, the depth of the scour hole increases. In order to reduce the amount of scour holes, the depth of the tail water can be increased or a riprap (increasing the particle diameter) can be used. According to the calculated sensitivity indices, if the depth of tail water or particle diameter increases by 10%, the maximum depth of the scour hole decreases by about 3.9 and 1.3, respectively. Depending on the economic considerations and the feasibility of each case, the appropriate option can be selected.

In this study, using the data of Azmatullah et al. And using GEP software, a relationship was presented to estimate the maximum scour rate in the flip bucket, with an average error rate of 9.8% which shows the model's ability to estimate scour.

Conclusions

In this study, a neural network model was given to estimate the depth of the scour hole in the flip bucket.

The results show that if the number of hidden layers of a number is a function of hyperbolic tangent transfer and the type of network training is Levenberg-Marquardt, the neural network accuracy in estimating the maximum scour depth is better. Also in this study, the sensitivity index of scour depth to input variables was calculated. The greatest effect on the scour depth is related to the water discharge per unit width rate, if the flow rate increases by 10%, the maximum depth of the scour hole will increase by 8.5%.

In this study, a relation was presented to estimate the depth of the erosion hole, the accuracy of which is evaluated very well according to the criteria.

Keywords: Estimation of scour depth - ski jump - neural network model - sensitivity indicators