

تعیین بیشینه دبی خروجی ناشی از شکافت سد خاکی با استفاده از هوش مصنوعی

علیرضا بابائیان امینی^۱، حبیب حکیمزاده^{۲*} و وحید نورانی^۳

^۱ دانشجوی دکترای سازه‌های هیدرولیکی، دانشگاه صنعتی سهند

^۲ دانشیار دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی سهند

^۳ دانشیار دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز

چکیده

پدیده شکست از مسائلی است که در ساخت هر نوع سد مطرح می‌گردد. خساراتی که ممکن است پس از شکست بوجود آید، به اهمیت مسأله می‌افزاید. با توجه به پیچیدگی مسأله به خصوص در سدهای خاکی، هنوز مدل مناسبی ارائه نشده است. برای پدیده‌های پیچیده، امروزه از روش‌های نوینی مانند هوش مصنوعی استفاده می‌گردد. از جمله این روش‌های هوش مصنوعی می‌توان به شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و برنامه‌ریزی ژنتیک (GP) اشاره نمود. در این مقاله نیز، با توجه به پیچیدگی مسأله شکافت، به مطالعه نحوه تعیین بیشینه دبی خروجی از شکافت سد خاکی پرداخته شده و برای بدست آوردن آن از روش‌های هوش مصنوعی استفاده گردیده است. بدین منظور با استفاده از نتایج موجود سدهای خاکی شکافته شده در طول تاریخ، یک مدل شبکه عصبی مصنوعی و یک مدل برنامه‌ریزی ژنتیک (GP) در نظر گرفته شده است. نتایج حاصله نشان می‌دهد که هر دو روش از قابلیت قابل قبولی نسبت به سایر روش‌های کلاسیک موجود برخوردار هستند.

واژگان کلیدی: شکافت، سد خاکی، هوش مصنوعی، شبکه عصبی مصنوعی، برنامه‌ریزی ژنتیک.

۱- مقدمه

می‌باشند که مدل‌ها و روش‌های ارائه شده آنها نیز براین اساس واقع شده‌اند. از آنجا که مکانیزم خرابی سد خاکی بسیار پیچیده بوده و نیاز به دانش‌های مختلفی از جمله هیدرودینامیک، مکانیک خاک و انتقال رسوب دارد، محققین دو روش متمایز را برای مدلسازی در نظر می‌گیرند: مدل‌های مبتنی بر فیزیک مسأله^۲ و مدل‌های جعبه سیاه^۳ [۱]. در حالت کلی، مدل‌های فیزیکی موجود [۴ و ۵] می‌توانستند به صورت بسیار مناسب پاسخگو باشند ولی به دلیل استفاده از فرضیات بسیار ساده کننده در آنها، این امر اتفاق نمی‌افتد. بنابراین پژوهشگران در جهت گسترش آن کوشا نبوده و در مطالعاتشان در سال‌های اخیر به مدل‌های جعبه سیاه روی آورده‌اند. البته باید متذکر شد که از جمله مزیت‌های روش جعبه سیاه، عدم نیاز به تعیین دقیق مشخصات هندسی و مصالح سد است که در فازهای اولیه طراحی، دسترسی کامل به چنین اطلاعاتی عملاً میسر نمی‌باشد. در تعیین پهنه‌بندی سیلاب بعد از شکست در مراحل اولیه طرح‌ها، داشتن مقدار تقریبی بیشینه دبی خروجی از سد از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. با توجه به قابلیت‌های مدلسازی جعبه سیاه [۶]، محققین مختلف با استفاده از بعضی ابزار برآزش

با تجزیه و تحلیل آمار مربوط به شکست سدها، می‌توان به اهمیت مسأله شکست واقف گردید. سدها مزایای متعددی برای جامعه بشری فراهم می‌کنند، اما شکست آنها می‌تواند بسیار خطرناک باشد. با توجه به اهمیت مسأله، در کشورهای پیشرفته‌ای مانند ایالات متحده، از سال ۱۹۷۹ تعیین نقشه‌های پهنه‌بندی سیلاب پس از شکست در دستور کار طراحی سدها قرار گرفته است [۱]. در کشورمان نیز در سال‌های اخیر، مسأله شکست مورد توجه قرار گرفته بطوری که در فاز طراحی سد، باید نقشه‌های پهنه‌بندی سیلاب ناشی از آن نیز تهیه گردد. به عنوان نمونه می‌توان به دو مورد اخیر، سد آیدوغموش (میانه) که توسط شمسایی و موسوی [۲] و سد شهید مدنی (اهر) که توسط حسن‌زاده و نورانی [۳] انجام گردیده اشاره نمود که در این راستا مدل‌سازی فرآیند شکافت سد خاکی اولین و مهمترین گام می‌باشد. پژوهشگران مختلف، شکافت سد خاکی را به روش‌های متعددی مورد بررسی و مطالعه قرار داده‌اند. آنان با مروری بر ادبیات این فرآیند به این نتیجه رسیده‌اند که خرابی‌ها، به طور عمده ناشی از پدیده آبگذری از تاج سد^۱ و پدیده رگاب^۲

² Piping

³ Physically based model

⁴ Black box

¹ Overtopping

هیدروگراف واحد خروجی از حوضه آبریز شهری را تعیین کردند. Aytke و Kisi در سال ۲۰۰۸، با استفاده از (GP) برنامه‌ریزی ژنتیک مدلسازی رسوبات معلق را انجام دادند [۱۲]. در مقاله حاضر سعی گردیده از روش‌های هوش مصنوعی برای مدلسازی بیشینه دبی خروجی از شکافت سد استفاده کرده و ضمن بررسی قابلیت‌های هر یک، نتایج آنها با مدل‌های کلاسیک موجود مقایسه گردد.

۲- شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی، ترکیبی از عناصر ساده‌ای هستند که بطور موازی با یکدیگر عمل می‌کنند. این عناصر در علم بیولوژی عصب نامیده می‌شود. در بحث شبکه‌های عصبی، تعدادی مقادیر ورودی و تعدادی مقادیر هدف خواهند بود که یادگیری شبکه با استفاده از آنها صورت خواهد گرفت. هر نرون در یک شبکه عصبی، دارای یک ورودی مانند p و یک خروجی مانند a می‌باشد که بوسیله یک تابع محرک و (یا تابع تبدیل) دو پارامتر ضریب وزن (w) و بایاس (b) به هم مرتبط می‌گردند. شبکه چند لایه پیشرو که بیشترین کاربرد را در مسائل مهندسی دارد، دارای یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چند لایه مخفی می‌باشد که با توجه به مسأله مورد نظر تعداد لایه مخفی تعیین می‌گردد. تعداد لایه‌های مخفی، حداقل یک است و اثبات گردیده است که شبکه‌های عصبی سه‌لایه می‌توانند برای هر مسأله‌ای پاسخگو باشند [۱۳]. ولی انتخاب تعداد لایه‌های مخفی متعدد فقط می‌تواند تعداد مراحل آموزش شبکه را کم یا زیاد کند. ساختاری که بیشتر برای شبکه‌های عصبی در علم مهندسی آب استفاده می‌گردد، ساختار پس انتشار پیشخور^۴ می‌باشد. ساختار پیشخور، بدین معنی است که ارتباط نرون فقط از یک نرون لایه ورودی به دیگر نرون لایه مخفی یا از یک نرون لایه مخفی به نرون در لایه خروجی امکان‌پذیر است و نرون‌های داخل یک لایه با هم ارتباط ندارند.

هدف اصلی در آموزش شبکه عصبی، تعیین مقادیر w و b در لایه‌های مختلف موجود می‌باشد. برای رسیدن به این منظور داده‌های موجود، به دو گروه آموزش و آزمون تقسیم می‌گردند و شبکه با داده‌های آموزشی، برای دست یافتن به خطای حداقل، آموزش می‌بیند و با داده‌های آزمون مقدار خطا کنترل شده و حالت بهینه انتخاب می‌گردد. در این بررسی، از ضریب تبیین^۵

و با استفاده از داده‌های تاریخی بدست آمده از شکست‌های واقعی، روابطی را ارائه داده‌اند. مطالعه نتایج حاصل از این روش‌ها، در مورد شکافت سدهای خاکی، نهایتاً نشان می‌دهد که نتایج بدست آمده از دقت کافی برخوردار نیستند. البته عدم دقت کافی و بوجود آمدن مدل‌های مختلف صرفاً ناشی از نقص مدلسازی نمی‌باشد و در مواردی بستگی به نحوه اندازه‌گیری مقادیر واقعی نیز دارد. همچنین بررسی‌های اخیر نشان می‌دهد که متغیرهایی مثل تاریخچه ساخت، شرایط محیطی، هندسه، ورودی مخزن در زمان خرابی، رطوبت موجود و میزان تراکم نیز می‌توانند در پارامترهای شکافت تأثیر بسزایی داشته باشند و نتایج را تحت تأثیر قرار دهند [۷].

امروزه، روش‌های جعبه سیاه هوش مصنوعی به عنوان توابع خودسازگار و خودیادگیر، قابلیت وسیعی در مدلسازی و پیش‌بینی مسائل پیچیده را دارند. از جمله روش‌های هوش مصنوعی، شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱ و برنامه‌ریزی ژنتیک^۲ (GP) است که در علم مهندسی آب مورد استفاده قرار گرفته‌اند. شبکه‌های عصبی مصنوعی در موارد زیادی بویژه زمانی که روابط فیزیکی کاملاً شناخته شده نمی‌باشند، بکار گرفته می‌شود. این روش نیازی به دانستن فرآیند پدیده ندارد و زیر مجموعه روش‌های جعبه سیاه می‌باشد. این روش در اصل، یک مدل غیر خطی است و می‌تواند متغیرهای زمانی را نیز دخالت دهد. پژوهشگران زیادی در زمینه مهندسی آب از این روش استفاده کرده‌اند. Campolo و همکاران [۸] در سال ۱۹۹۹، از داده‌های بارش در ایستگاه‌های مختلف برای پیش‌بینی تراز آب خروجی از حوضه استفاده کردند. نورانی و همکاران [۶] در سال ۲۰۰۸، پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی و در سال ۲۰۰۹، پیش‌بینی بارش ماهانه حوضه آبریز ليقوان چای را انجام دادند [۹]. در دو مقاله جامع، ثوری و کاربردهای متنوع شبکه‌های عصبی مصنوعی در زمینه‌های مختلف مهندسی آب توسط انجمن مهندسين عمران ایالات متحده^۳ ارائه شده است [۱۰].

از دیگر روش‌های هوش مصنوعی، برنامه‌ریزی ژنتیک است که در سال‌های اخیر از آن استفاده می‌شود. عملکرد آن شبیه شبکه‌های عصبی است ولی به جای متغیرهای عددی با عملگرها سر و کار دارد و نهایتاً می‌تواند رابطه‌ای نیز برای مسأله مورد نظر ارائه دهد. از این روش نیز محققین مختلف در زمینه مهندسی آب استفاده کرده‌اند. Rabunal و همکاران [۱۱] در سال ۲۰۰۷،

¹ Artificial Neural Networks

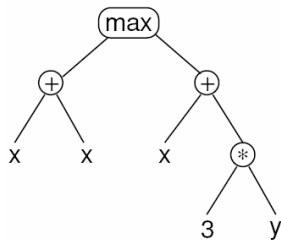
² Genetic Programming

³ ASCE

⁴ Back-propagation feed-forward

⁵ Determination Coefficient (R^2)

GP همانند طبیعت، یک روند تصادفی دارد و هرگز نمی‌توان نتایج آن را تضمین نمود. این روش، در طول روند یادگیری، خود را با حالت ایده‌آل می‌سنجد و به آن نزدیک‌تر می‌شود. بدین منظور توابعی وجود دارند که میزان این گرایش را می‌سنجند (تابع جریمه). مزیتی که GP نسبت به سایر تکنیک‌های هوش مصنوعی از جمله الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی دارد، این است که نتیجه را به صورت یک رابطه نیز می‌تواند ارائه دهد، هر چند که در موارد بسیاری این رابطه می‌تواند طولانی باشد. GP مدل پیشرفته‌ای از تکنیک الگوریتم ژنتیک است. در الگوریتم ژنتیک، برای بدست آوردن جواب بهینه یک سری داده اولیه برگزیده می‌شوند، با این هدف که تابعی به نام تابع برازش را کمینه گردانند. در GP نیز روند مشابهی وجود دارد اما به جای اعداد از عملگرهای اولیه استفاده می‌گردد. در این روش، یک جواب اولیه (جمعیت اولیه) توسط برنامه، در نظر گرفته می‌شود و متعاقباً جمعیت‌های اولیه با آمیزش‌های مختلف تکثیر می‌یابند. مدل ساده این روش استفاده از ساختار درختی است، که در شکل (۱) نمونه‌ای از آن نمایش داده شده است.



شکل ۱- نمایش مدل درختی رابطه
Max[(x+x),(x+3y)]

۴- پارامترهای شکافت

هدف نهایی مطالعه شکافت سد خاکی، تعیین پهنه‌بندی سیلاب پس از شکافت در پایین دست سد می‌باشد. برای نیل به این هدف، پارامترهای شکافت سد خاکی باید تعیین گردند. این پارامترها عبارتند از: هیدروگراف خروجی از سد، اندازه شکافت سد در زمان‌های مختلف و زمان کل فرآیند شکافت. مهمترین این پارامترها، هیدروگراف خروجی از سد می‌باشد. البته در مواردی از جمله فازهای اولیه طراحی، تعیین بیشینه دبی خروجی از سد نیز می‌تواند بسیار مهم باشد. متخصصین امر برای تعیین این دبی از روابط مختلفی استفاده می‌کنند که از جمله آنها می‌توان به موارد زیر اشاره نمود: کوستا^۴ [۱۵] در سال

مطابق رابطه (۱) و جذر میانگین مربع خطاها^۱ مطابق رابطه (۲)، در انتخاب جواب بهینه استفاده شده است.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_i - \hat{Q}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Q_i - \bar{Q})^2} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_i - \hat{Q}_i)^2} \quad (2)$$

که در این روابط، \hat{Q}_i : دبی محاسباتی، Q_i : دبی مشاهداتی، \bar{Q} : متوسط دبی مشاهداتی و n : تعداد داده‌ها می‌باشد. بهترین جواب زمانی حاصل می‌گردد که مقدار رابطه‌ی نخست به یک و مقدار رابطه‌ی دوم به صفر نزدیک گردد. کنترل این ضرایب برای داده‌های آموزش و داده‌های آزمون، موجب می‌گردد که شبکه دچار فرا آموزش^۲ نگردد. در روش شبکه‌های عصبی، برای جلوگیری از کوچک شدن بیش از حد وزن‌ها و استفاده بهینه از تابع محرک، داده‌های مورد استفاده، نرمالیزه یا استاندارد می‌شوند. برای این منظور روش‌های متعددی ارائه شده که در این بررسی، از رابطه‌ی زیر استفاده گردیده است.

$$y_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (3)$$

پس از بی‌بعد کردن داده‌ها، مجموعه داده‌ها به دو بخش آموزشی (۸۰٪ داده‌ها) و آزمونی (۲۰٪ داده‌ها) تقسیم شده است. برای تابع فعال‌سازی از تابع Tansig، استفاده گردیده است. برای آموزش شبکه‌های عصبی تا کنون روش‌های مختلفی پیشنهاد گردیده است که از مهمترین آنها می‌توان به الگوریتم پس انتشار لئونبرگ - مارکوارت (LM) و الگوریتم ارتجاعی (RP) اشاره کرد که در این مطالعه الگوریتم پس انتشار لئونبرگ - مارکوارت انتخاب شده و برای روند آموزش از نوع الگو (Epoch) استفاده شده است.

۳- برنامه‌ریزی ژنتیک (GP)

GP از جمله تکنیک‌های هوش مصنوعی^۳ است که توسط Koza در سال ۱۹۹۲ بسط داده شده [۱۴] و امروزه در علوم مختلف از جمله علوم مهندسی آب مورد توجه قرار گرفته است.

¹ Root Mean Square Error

² Overtraining

³ Artificial Intelligence

⁴ Costa

جدول ۱- مشخصات آماری سدها

دبی ماکزیمم (m ³ /s)	حجم مخزن (m ³)	ارتفاع سد (m)		
۶۵۱۲۰	۳/۱×۱۰ ^۴	۷۷/۴	بیشینه	۷
۷۱	۵۶۷۴۰	۳/۳۵	کمینه	
۵۷۴۶	۳۰/۳×۱۰ ^۶	۱۸/۴۵	متوسط	
۱۳۹۳۶	۶۸/۴×۱۰ ^۶	۱۷/۰۹	انحراف معیار	
۸۵۰۰	۳۰/۸×۱۰ ^۶	۳۵/۱	بیشینه	۷
۶۰	۷۴۰۱	۵/۷۹	کمینه	
۳۴۵۶	۱۳/۶×۱۰ ^۶	۱۷/۷۵	متوسط	
۳۶۳۳	۱۵/۱×۱۰ ^۶	۱۰/۶۱	انحراف معیار	

در این جدول مقادیر بیشینه، کمینه، متوسط و انحراف معیار مربوط به ارتفاع سد، حجم مخزن و بیشینه دبی مربوط به سدهای شکافته شده، آورده شده است. همانطور که در جدول (۱) ملاحظه می‌شود دسته داده‌های آموزش طوری انتخاب شده‌اند که مقادیر بیشینه و کمینه پارامترها در این دسته واقع گردند، چرا که مدل‌های هوش مصنوعی دارای قابلیت برون‌یابی ضعیفی هستند.

برای بدست آوردن بیشینه دبی خروجی در نخستین مرحله، ارتفاع سد، مرحله دوم حجم مخزن و مرحله بعدی ارتفاع سد و حجم مخزن به طور توأم برای ورودی شبکه معرفی گردید. هر شبکه آموزش یافته، می‌تواند با میزان خطاهای مختلف، مقدار بیشینه دبی خروجی را ارائه دهد. همچنین مقایسه نتایج هر شبکه، می‌تواند میزان حساسیت و اهمیت پارامترهای ارتفاع سد و حجم مخزن را مشخص سازد. بدین منظور، لایه ورودی شبکه در مرحله اول فقط دارای یک نرون (ارتفاع سد)، مرحله دوم دارای یک نرون (حجم مخزن) و مرحله نهایی دارای دو نرون (ارتفاع سد و حجم مخزن) در نظر گرفته شد. برای لایه خروجی نیز یک نرون (بیشینه دبی خروجی) و برای تنها لایه مخفی تعداد نرون‌های مختلفی در نظر گرفته شد. تعداد نرون‌های لایه مخفی با توجه به ضریب تبیین (R^2) طوری تغییر داده شد تا بهترین جواب (یعنی نزدیک شدن ضریب تبیین به یک) حاصل گردد. جدول (۲)، نتایج حاصل از سه شبکه را نشان داده و در شکل (۲) نمودار دبی مشاهداتی در مقابل دبی محاسباتی برای حالت سوم ارائه شده است.

با توجه به جدول (۲) و در نظر گرفتن R^2 و $RMSE$ ، تعیین دبی خروجی از سد تأثیرپذیر از دو پارامتر ارتفاع سد و حجم مخزن می‌باشد و با داشتن این دو پارامتر تخمین مناسبی از بیشینه دبی حاصل می‌گردد.

۱۹۸۵، با استفاده از نتایج ۳۱ سد شکسته شده، رابطه‌ی زیر را برای حداکثر دبی خروجی (Q_p) از شکافت ارائه داد:

$$Q_p = 0.763 V_w H_w^{0.42} \quad (۴)$$

که در آن داریم: V_w : حجم مؤثر مخزن (m^3)، H_w : ارتفاع مؤثر سد (m) و Q_p : بیشینه دبی خروجی (m^3/s) می‌باشد. فرولیچ^۱ [۱۶] در سال ۱۹۹۵، با مطالعه ۶۳ سد خاکی خراب شده، رابطه‌ی زیر را برای حداکثر دبی خروجی از سد ارائه کرد:

$$Q_p = 0.607 V_w^{0.295} H_w^{1.24} \quad (۵)$$

و بی^۲ [۱۷] در سال ۱۹۹۶، با استفاده از داده‌های فرولیچ، یک آنالیز ابعادی را انجام داد و رابطه‌ی ذیل را ارائه کرد:

$$Q_p = 0.0443 g^{0.5} V_w^{0.367} H_w^{1.4} \quad (۶)$$

که در آن g : شتاب گرانشی (m/s^2) می‌باشد. روابط فوق، روابط نمایی هستند که از آنالیزهای عددی بدست آمده‌اند. روابط بدست آمده از روش‌های هوش مصنوعی، توابعی غیرخطی با ضرایب متعدد هستند که دارای انعطاف‌پذیری بیشتری می‌باشند. همچنین روش برنامه‌ریزی ژنتیک می‌تواند روابط متعدد با مقدار خطای بسیار کمتر را به سادگی حاصل کند. در مقاله حاضر با استفاده از داده‌های جمع‌آوری شده موجود و دو روش شبکه‌های عصبی مصنوعی و برنامه‌ریزی ژنتیک، رابطه‌ای بین ارتفاع سد و حجم مؤثر مخزن با بیشینه دبی خروجی برقرار گردیده است.

۵- ارائه مدل هوش مصنوعی

برای مدل هوش مصنوعی، از داده‌های جمع‌آوری شده توسط Wahl [۱] در سال ۱۹۹۸، استفاده گردیده است. ایشان مشخصات هندسی ۱۰۸ سد شکسته شده و پارامترهای شکست آنها را که بین سال‌های ۱۸۶۴ - ۱۹۹۶ اتفاق افتاده، جمع‌آوری کرده است. با توجه به اینکه در روش هوش مصنوعی، امکان فرا آموزش داده‌ها توسط این ابزار وجود دارد، از اینرو ۸۰٪ داده‌ها به عنوان داده‌های آموزشی و ۲۰٪ داده‌ها به عنوان داده‌های آزمون در نظر گرفته شد بطوری که مقادیر متوسط و انحراف معیار آنها نزدیک به هم باشند. جدول (۱)، مشخصات آماری داده‌های آموزش و آزمون را نشان می‌دهد.

¹ Froehlich
² Webby

$$Q_p = (H_w - \sqrt{H_w - V_w - 1} - 06977) * (\sqrt{H_w - .4623}) * (H_w + Ln(V_w)) \quad (7)$$

این روابط، مطابق جدول (۳) دارای ضریب تبیین بالاتر برای آموزش و ضریب تبیین پایین‌تر نسبت به آزمون بودند. پس از بررسی روابط تجربی موجود، عملگرهای GP صرفاً به صورت ضرب و جذر تعریف گردید و روابط مختلف با ضریب تبیین‌های متفاوت حاصل گردید. از بین آنها روابط زیر انتخاب گردید که دارای ضریب تبیین مناسب‌تری بودند.

مشخصات GP روابط (۷)، (۸) و (۹) در جدول (۳)، آمده است.

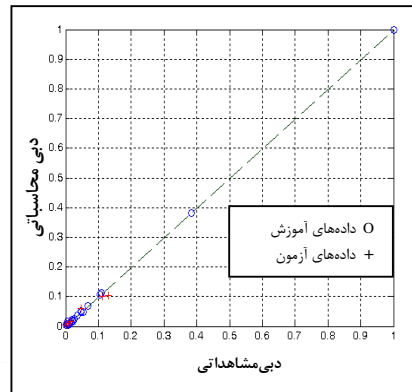
$$Q_p = H_w^{2.5} \quad (8)$$

$$Q_p = 0.6971 * H_w^{1.5} * V_w^{0.25} \quad (9)$$

جدول ۳- مشخصات مدل‌های GP

	جمعیت اولیه	تعداد نسل	R ² (آموزش)	R ² (آزمون)
رابطه (۷)	۲۵	۵۰	۰/۹۸۲۴	۰/۶۲۵۵
رابطه (۸)	۸	۲۰۰	۰/۹۳۶۴	۰/۴۷۹۹
رابطه (۹)	۱۵	۵۰	۰/۹۷۱۳	۰/۶۹۲۹

با توجه به جدول (۳)، رابطه (۹)، دارای ضریب تبیین بهتری نسبت به رابطه (۸) می‌باشد و می‌توان نتیجه گرفت که بکارگیری ارتفاع سد و حجم مخزن نتیجه بهتری می‌دهد. همچنین بررسی تمامی روابط حاصله از GP، نشان داد که مقدار حجم مخزن در تعیین بیشینه دبی از اهمیت کمتری برخوردار است و رابطه‌ای مستقل از ارتفاع سد حاصل نگردید. این موضوع از نتایج ANN نیز قابل استنباط است. در ضمن رابطه (۹)، نشان می‌دهد که درجه توانی ارتفاع سد بیشتر از حجم مخزن است و در تأیید روابط تجربی است. نکته قابل توجه دیگر اینکه، با دقت در توان ارتفاع سد در روابط تجربی و رابطه حاصل از GP، سیر صعودی آن در مدل‌های مختلف از ۰/۴۲ در مدل Costa به ۱/۲۴ در مدل Froehlich، ۱/۴ در مدل Webby و ۱/۵ در مدل GP ملاحظه می‌گردد. مقایسه ANN و GP نیز حاکی از این موضوع می‌باشد. این امر نشان می‌دهد که با وجود داده‌های بیشتر و آنالیز حساسیت آنها با ابزار GP می‌توان به روابط مناسب‌تری دست یافت. جهت مقایسه روش‌های مختلف برای داده‌های موجود، نتایج مربوط به هرکدام در جدول (۴)، آورده شده است.



شکل ۲- نمودار تغییرات دبی مشاهداتی نسبت به محاسباتی به صورت بی‌بعد شده

جدول ۲- مشخصات شبکه عصبی و نتایج حاصله

H _w , V _w	V _w	H _w	ورودی شبکه
۲-۷-۱	۱-۲-۱	۱-۱۱-۱	ساختار شبکه
۱۰۰	۹۰	۱۰۰	تعداد تکرار آموزش
۰/۹۹۱۰	۰/۹۰۲۱	۰/۹۹۸۳	R ² (آموزش)
۰/۰۰۳۸	۰/۰۶۵۶	۰/۰۰۸۸	RMSE (آموزش)
۰/۹۳۲۵	۰/۶۴۸۷	۰/۸۳۲۰	R ² (آزمون)
۰/۰۱۳۲	۰/۰۳۰۲	۰/۰۲۰۹	RMSE (آزمون)

همچنین می‌توان اظهار داشت که از بین دو پارامتر مذکور، ارتفاع سد پارامتر مهمتری است، چرا که ضریب تبیین مربوط به ارتفاع سد بسیار بیشتر از ضریب تبیین مربوط به حجم مخزن می‌باشد. بررسی روابط تجربی موجود نیز، حاکی از این مطلب می‌باشد. بطوری‌که با توجه به روابط (۴)، (۵) و (۶) ارتفاع سد از درجه‌نمایی بالاتری نسبت به حجم مخزن برخوردار است. از معایب ANN، این است که برای استفاده در داده‌های جدید باید شبکه با مشخصات موجود در رایانه اجرا گردد تا نتیجه بدست آید. روش مشابهی که امروزه ارائه شده و زیر مجموعه ابزار هوش مصنوعی می‌باشد، برنامه‌ریزی ژنتیک است که قادر است نهایتاً یک رابطه نیز ارائه دهد. در این راستا، سری داده‌های موجود برای یک مدل GP تعریف و پس از آنالیزهای متعدد و تعریف عملگرهای مختلف، بهترین جواب‌ها با ضریب تبیین بالای ۰/۹ انتخاب گردیدند. عیب این روش‌ها طولانی بودن روابط بود که از ارزش آنها می‌کاست بطوری‌که ضریب تبیین آنها به ضرایب تبیین ANN نیز می‌رسید. یک نمونه از آنها مطابق رابطه (۷) ارائه شده است.

۷- مراجع

- [1] Wahl, T.L., "Prediction of embankment dam breach parameters", Dam safety research report, 1998, DSO-98-004.
- [۲] شمسایی، ا.، موسوی، س.، "تخمین پارامترهای شکست سد خاکی و روندیابی سیلاب ناشی از آن"، اولین کنگره مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی شریف، ۱۳۸۳.
- [۳] حسنزاده، ی.، نورانی، و.، "مدلسازی شکافت سد خاکی شهید مدنی و پهنه‌بندی سیلاب پس از آن"، پروژه تحقیقاتی، سازمان آب منطقه‌ای استان آذربایجان شرقی، ۱۳۸۶.
- [4] Wang, Z. and Bowles, D.S., "Three dimensional non-cohesive earthen dam breach model", *Advances in Water Resources*, 2006, 29, 1528-1545.
- [5] Fread, D.L., "An erosion model for earthen dam failures", National Weather Service, Office of Hydrology, 35p, 1988.
- [6] Nourani, V., Asghari Mogaddam, A. and Nadiri, A., "An ANN-based model for spatiotemporal groundwater level forecasting", *Hydrological Processes*, 2008, 22, 5054-5066.
- [7] Morris, M., Hanson, G. and Hassan, M., "Improving the accuracy of breach modelling: why are we not progressing faster?", *Journal of Flood Risk Management*, 2008, 1, (3) 150-161.
- [8] Campolo, M., Andreussi, P. and Soldati, A., "River flood forecasting with neural network model", *Water Resources Research*, 1999, 35(4), 1191-1197.
- [9] Nourani, V., Alami, M.T. and Aminfar, M.H., "A combined neural-wavelet model for prediction of Ligvanchai watershed precipitation", *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2009, 22, 466-472.
- [10] ASCE Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology, "Artificial neural networks in hydrology. 1, 2: Preliminary concepts", *Journal of Hydrologic Engineering*, 2000, 5(2), 115-137
- [11] Rabunal, J. R., Puertas, J., Suarez, J. and Rivero, D., "Determination of the unit hydrograph of a typical urban basin using genetic programming and artificial neural networks", *Hydrological Processes*, 2007, 21, 476-485.
- [12] Aytek, A. and Kisi, O., "A genetic programming approach to suspended

جدول ۴- ضریب تبیین مربوط به روش‌های مختلف

مدل	Costa	Froehlich	Webby	GP	ANN
R^2 (آموزش)	۰/۳۸۲۲	۰/۸۳۹۹	۰/۹۱۰۲	۰/۹۷۱۳	۰/۹۹۱۰
R^2 (آزمون)	-	-	-	۰/۶۹۲۹	۰/۹۳۲۵

مقادیر جدول (۴)، نشان می‌دهد که ANN دارای دقت بیشتری نسبت به GP و روش‌های تجربی موجود می‌باشد. همچنین انتخاب داده‌ها به صورت ۸۰٪ برای آموزش و ۲۰٪ برای آزمون میزان کارایی بیشتر ANN را نشان می‌دهد. برای روابط تجربی ۱۰۰٪ داده‌ها، استفاده گردیده است. از عمده معایب ANN، این است که برای استفاده در داده‌های جدید باید شبکه با مشخصات موجود در رایانه اجرا گردد تا نتیجه بدست آید. از عمده مزایای GP ارائه یک رابطه توأم می‌باشد که مطابق جدول (۴)، دارای ضریب تبیین بالاتری نسبت به روابط موجود می‌باشد.

۶- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

از پارامترهای شکافت سدهای خاکی، تعیین دبی خروجی از شکافت از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در این مطالعه، از دو روش هوش مصنوعی برای تعیین آن استفاده گردیده است. بدین منظور از داده‌های واقعی سدهای خاکی شکافته شده بهره گرفته شده و مدلسازی به روش هوش مصنوعی انجام یافته است. این مدل در مقایسه با روابط موجود از دقت بالایی برخوردار می‌باشد. در مقایسه روش‌های هوش مصنوعی با یکدیگر، شبکه‌های عصبی مصنوعی از انعطاف‌پذیری بیشتری نسبت به GP برخوردار می‌باشد، چرا که GP در صدد یافتن یک رابطه مشخص و محدود است در صورتی که برای شبکه‌های عصبی مصنوعی چنین محدودیتی وجود ندارد و پارامترهای مجهول زیادی در یافتن جواب نهایی وارد می‌شوند. در مطالعه حاضر، از تعداد داده‌های محدودی استفاده شده که در صورت موجود بودن داده‌های واقعی و آزمایشگاهی بیشتر، می‌توان آنها را بهبود بخشید. همچنین در تعیین بیشینه دبی خروجی، پارامترهای زیادی وارد می‌شوند که بدلیل عدم کافی بودن داده‌های جمع آوری شده، از تأثیر آنها صرف نظر گردید. شایان ذکر است که با توجه به پیشرفت تکنولوژی و وسایل اندازه‌گیری دقیق‌تر در عصر حاضر و برداشت داده‌های بیشتر، می‌توان با ابزار هوش مصنوعی علاوه بر بیشینه دبی، هیدروگراف خروجی از سد را نیز بدست آورد که آن را بعنوان پیشنهاد برای تحقیقات آتی می‌توان قلمداد نمود.

- [15] Costa, J.E., " Floods from dam failures ", U.S geological Survey Open –File Report 85-560, Denver, Colorado, 54p, 1985.
- [16] Froehlich, D.C., "Peak outflow from breached embankment dam", Journal of Water Resources Planning and Management, 1995, 121(1), 90-97.
- [17] Webby, M.G., discussion of "Peak outflow from breached embankment dam", Journal of Water Resources Planning and Management, 1996, 122(4), 316-317.
- sediment modeling", Journal of Hydrology, 2008, 351, 288-298.
- [13] Hornik, K., Stinchcombe, M. and White, H., "Multilayer feedforward networks are universal approximators", Neural Networks, 1989, 2, 359-366.
- [14] Koza, J.R., "Genetic programming on the programming of computers by means of natural selection" MIT Press: Cambridge, MA, 1992.

Archive of SID