

Evaluating Cracks in Concrete Dams using Meta-heuristic Algorithms and Artificial Neural Networks

Somayeh Emami¹, Javad Parsa^{2*}, Hojjat Emami³

1- Ph.D. Student of Hydraulic Structures, Department of Water Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran

2 -Assistant Professor, Department of Water Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran

3- Assistant Professor, Faculty of Engineering, University of Bonab, Bonab, Iran

ABSTRACT

Necessity to a complete and accurate analysis of the crack behavior in concrete dams using new methods is felt due to the sensitivity of the cracking problem in these dams. Meanwhile, meta-heuristic algorithms have a very good performance and accuracy in evaluating and predicting problems rather than other methods. In this study, Zayandehrood arch concrete dam has been chosen as the case study and the displacements in the cracks of this dam have been investigated by using election algorithm (EA). Water level and concrete temperature from 2000 to 2013 were considered as input parameters and also horizontal and vertical displacement of cracks were selected as output parameters. The results were compared with genetic algorithm (GA) and artificial neural networks (ANN). To evaluate the performance of the proposed method, three statistical criteria including correlation coefficient (R^2), root mean square error (RMSE) and Nash-Sutcliff efficiency (NSE) were utilized. The results show that EA has a higher efficiency with $R^2 = 0.96$, $RMSE = 0.022$ and $NSE = 0.74$, compared to GA and ANN. However, due to the lack of sufficient data, the amount of regression coefficient for spillway cracks was lower than the dam cracks. It is concluded that for evaluating the displacements of cracks in concrete dams and predicting their variations in future, meta-heuristic algorithms can be utilized as a very exact and powerful method. These methods can help dam managers and decision-makers in monitoring and vulnerability analysis of dams during their operation.

ARTICLE INFO

Receive Date: 30 September 2019

Revise Date: 08 May 2020

Accept Date: 17 May 2020

Keywords:

Cracking
Concrete Dam
Displacement
Election Algorithm
Zayandehrood Dam

All rights reserved to Iranian Society of Structural Engineering.

doi: <https://dx.doi.org/10.22065/jsce.2020.203517.1957>

*Corresponding author: Javad Parsa
Email address: jparsa@tabrizu.ac.ir

الگوریتم‌های فراابتکاری و روش از استفاده با بتنی سدهای ارزیابی ترک خوردگی

شبکه‌ی عصبی مصنوعی

سمیه امامی^۱، جواد پارسا^{۲*}، حجت امامی^۳

۱- دانشجوی دکتری مهندسی آب، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

۲- استادیار، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

۳- استادیار، دانشگاه بناب، بناب، ایران

چکیده

با توجه به حساسیت موضوع ترک خوردگی در سدهای بتنی، نیاز به انجام آنالیز کامل و دقیق در خصوص رفتار ترک در این سدها با استفاده از روش‌های نوین احساس می‌شود. در این بین، الگوریتم‌های فرا ابتکاری از کارایی و دقت بسیار مناسبی در خصوص ارزیابی و تخمین مسائل، نسبت به دیگر روش‌های نوین برخوردار می‌باشند. در این پژوهش با استفاده از الگوریتم فرا ابتکاری انتخابات (EA) و با لحاظ داده‌های تراز آب و دمای بتن طی سال‌های ۱۳۹۲-۱۳۷۹ به عنوان پارامترهای ورودی و مقدار تغییر مکان افقی و قائم ترک‌ها به عنوان پارامترهای خروجی، نحوه‌ی تغییرات ترک‌های سد بتنی قوسی زاینده‌رود مورد ارزیابی قرار گرفت و نتایج با روش الگوریتم ژنتیک (GA) و شبکه‌ی عصبی مصنوعی (ANN) مقایسه گردید. برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، از سه آماره شامل ضریب تبیین (R^2)، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و معیار نش- ساتکلیف (NSE) استفاده شده است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد الگوریتم EA با کسب مقادیر $R^2=0.96$ و $RMSE=0.022$ و $NSE=0.74$ در مقایسه با دو روش الگوریتم GA و شبکه‌ی عصبی مصنوعی (ANN)، از کارایی بالاتری برخوردار است و البته مقدار ضریب رگرسیون برای ترک‌های سرریز به دلیل عدم وجود داده‌های کافی، کم‌تر از ترک‌های سد حاصل شد. به طور کلی می‌توان نتیجه گرفت که برای ارزیابی تغییرات ترک‌های سدهای بتنی و پیش‌بینی روند تغییرات آن‌ها در آینده، الگوریتم‌های فرا ابتکاری روشی بسیار دقیق و قدرتمند محسوب شده و به وسیله این روش‌ها می‌توان دید بسیار خوبی بر وضعیت آسیب دیدگی سدهای بتنی پیدا نمود.

کلمات کلیدی: ترک خوردگی، سد بتنی، تغییر مکان، الگوریتم انتخابات، سد زاینده‌رود.

شناسه دیجیتال:		سابقه مقاله:				
doi:	https://dx.doi.org/10.22065/jsce.2020.203517.1957	چاپ	انتشار آنلاین	پذیرش	بازنگری	دریافت
	10.22065/jsce.2020.203517.1957	۱۴۰۰/۰۶/۳۱	۱۳۹۹/۰۲/۲۸	۱۳۹۹/۰۲/۲۸	۱۳۹۹/۰۲/۱۹	۱۳۹۸/۰۷/۰۸
جواد پارسا jparsa@tabrizu.ac.ir					*نویسنده مسئول: پست الکترونیکی:	

۱- مقدمه

ترک خوردگی بتن از اهمیت بالایی برخوردار است و می‌تواند ناشی از عوامل مختلفی باشد. مهم‌ترین علت این امر می‌تواند ناشی از بیش‌تر شدن مقدار تنش کششی اعمال شده از تنش کششی مجاز باشد. به‌طور معمول ترک خوردگی در سازه‌های بتنی زمانی رخ می‌دهد که تغییری در بتن (سازه‌ی بتنی) ایجاد شود. این تغییر می‌تواند ناشی از تغییر در متغیرهایی از قبیل تراز آب، دما، حجم بتن یا نیروهای وارده باشد. در این میان از بین سازه‌های بتنی مختلف، سدها از اهمیت ویژه‌ای برخوردارند، چرا که هر نوع آسیبی که موجب رها شدن آب از مخزن سد گردد، خسارت جبران‌ناپذیری در پی خواهد داشت [۱ و ۲]. معادلات و روابط زیادی برای تعیین عرض ترک خوردگی ارائه شده‌اند که در مورد سدهای بتنی این روابط از دقت کافی برخوردار نیستند [۳]. یکی از راه‌کارهای موجود برای ارزیابی ترک خوردگی در سدهای بتنی استفاده از روش‌های نوین هم‌چون شبکه‌های عصبی مصنوعی، الگوریتم‌های بهینه‌سازی و غیره است که یکی از مهم‌ترین کاربرد این روش‌ها تخمین و تقریب تابع است. برای سدها می‌توان با استفاده از این روش‌ها، گسیختگی‌شان را تخمین و حتی کنترل نمود [۱]. تاکنون مطالعات متعددی در خصوص بررسی ترک خوردگی در سازه‌های بتنی و به خصوص سدها انجام شده است. خلیلیان‌پور [۱] نحوه‌ی تغییرات ترک‌های سد بتنی زاینده‌رود را با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج نشان داد برای تمام ترک‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی مقادیر شاخص خطا، مقادیر کاملاً مناسبی به دست آمد و مقادیر پیش‌بینی شده به مقادیر واقعی بسیار نزدیک هستند. تناکیان و همکاران [۲] محل ترک در سدهای بتنی وزنی را توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش‌بینی نمودند. در این تحقیق، جهت تعیین رابطه بین پارامترها و پیش‌بینی محل ترک از روش شبکه‌های پیش‌خور^۱ در شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده نمودند. خروجی‌های حاصل از شبیه‌سازی‌های انجام شده گویای این مطلب است که مستعدترین نقاط برای شروع ترک در سد، پاشنه سد، یک چهارم ارتفاع سد از پاشنه و محل شروع ماهیچه سد می‌باشند. نوایی‌نیا و همکاران [۳] به ارزیابی پاسخ غیرخطی سدهای بتنی با مدل‌سازی ترک به روش چرخشی و ثابت پرداختند. تحلیل‌ها با استفاده از روش المان محدود و با بهره‌گیری از برنامه نویسی کامپیوتری به زبان فرترن انجام شد. نتایج نشان داد که بسته به مورد، هر یک از دو روش، مدل‌سازی ترک (روش ترک پخشی چرخانی و ترک پخشی ثابت) از مزایا و معایب نسبی برخوردار می‌باشد. پتروسکی [۴]، گودمانسون [۵]، دیمارگوناس و پایپتس [۶] و دوکا و همکاران [۷] از اولین محققین تشخیص محل و بررسی میزان ترک می‌باشند. کالایر و کاراتون [۸]، جیا و همکاران [۹]، حریری اردبیلی [۱۰]، لین و همکاران [۱۱]، وانگ و هانگ [۱۲]، ژانگ و همکاران [۱۳] و لین و همکاران [۱۴] شکست لرزه‌ای سدهای بتنی وزنی و بتنی قوسی را با در نظر گرفتن اندرکنش سد و مخزن مورد ارزیابی قرار دادند. آن‌ها در این آنالیز از مدل ترک پخشی چرخان استفاده نمودند و اثرات ترک خوردگی در پاسخ لرزه‌ای سد را بررسی کردند و نشان دادند که ترک خوردگی در محل تمرکز تنش رخ می‌دهد و اولین ترک در سد در محل تغییر شیب در پایین‌دست سد مشاهده می‌شود. خاجی و جوهرزاده [۱۵] نتیجه گرفتند که شبکه‌های آموزش دیده به‌صورت مطلوبی طول ترک را پیش‌بینی می‌کنند. لطف‌اللهی یقین و همکاران [۱۶] به تشخیص ترک در سازه سد بتنی دو قوسی کارون ۱ (شهید عباسپور) با استفاده از آنالیز مویک پرداختند. نتایج مطالعه‌ی آن‌ها نشان داد تبدیل مویک، قابلیت بالایی در تحلیل سیگنال پاسخ دینامیکی یا استاتیکی دارد. هم‌چنین با بررسی انواع مویک در مقیاس‌های مختلف، مویک‌های Haar، Db، Coif، Bior، Sym و Dmey به‌عنوان مویک‌های مفید در تشخیص ترک معرفی شدند. علیجانی اردشیر و همکاران [۱۷] به تحلیل غیرخطی سدهای بتنی وزنی با احتساب تغییر مکان ناشی از حرکت نرمال ریزگسل‌ها در پی سد به روش لاگرانژی پرداختند. نتایج نشان داد تغییر مکان کم ریزگسل‌ها سبب ایجاد ترک در بدنه‌ی سد می‌شود. پیربوداکی و همکاران [۱۸] ترک خوردگی لرزه‌ای سد بتنی کوینا^۲ را با استفاده از روش المان محدود توسعه یافته و تبدیل زمان-فرکانس شناسایی نموده و نتیجه گرفتند که با بررسی و مقایسه پنجره زمان-فرکانس پاسخ سازه و پارامترهای مودال به‌دست آمده از مدل عددی می‌توان به سیر تغییرات فیزیکی به‌وجود آمده در سازه و زمان شروع ترک خوردگی پرداخت. احمدی و امینی مزرعه نو [۱۹] با انتخاب سد بتنی وزنی کوینا به عنوان یک مطالعه موردی، روند تأثیرگذاری ترک خوردگی در پاسخ کلی سد و پایداری سازه تحت اثر بارگذاری سیلاب را مطالعه نمودند. نتایج به‌دست آمده حاکی از آن بود که اعمال فشار آب داخل

¹ Feed-forward network

² Koyna

ترک، تأثیر قابل ملاحظه‌ای در روند خرابی سد و هم‌چنین بیشینه‌ی تراز سیلاب قابل تحمل توسط سازه خواهد داشت. قاضی مرعشی و استادحسین [۲۰] پاسخ شکست لرزه‌ای سد بتنی کوینا هندوستان را با استفاده از مفهوم مکانیک شکست غیرخطی برای مدل‌سازی شکست کششی بتن تحت شرایط بارگذاری دینامیکی مورد بررسی قرار دادند. نتایج آنالیزهای غیرخطی انجام شده بر روی سد بتنی وزنی کوینا با رکورد زلزله کوینا حاکی از ایجاد تنش‌های کششی بسیار بیش‌تر از مقاومت کششی در سطح مشترک سد و پی در بالادست و ناحیه گردن سد بوده و ترک‌های به‌وجود آمده از نظر شکل و موقعیت مشابه الگوی ترک نتیجه شده از آنالیزهای دیگر محققین و آزمایش میز لرزان می‌باشد. پیروزنیا و مرادلو [۲۱] تحلیل لرزه‌ای غیرخطی سد بتنی وزنی تقویت شده به وسیله‌ی حائل نگهدارنده آسفالتی ارائه نمودند. جهت نشان دادن تأثیر حائل نگهدارنده بر بهبود پاسخ لرزه‌ای سد وزنی بتنی و کاهش ترک‌های ایجاد شده در نزدیکی بدنه‌ی بالادست، سد کوینا در کشور هند به کمک نرم‌افزار انسیس^۳ تحت آنالیز و تحلیل قرار گرفت. نتایج نشان داد ترک‌خوردگی‌ها تنها در مقطع سطح مشترک سد و فونداسیون توسعه می‌یابند و ترک‌خوردگی در حال پیشروی در قسمت شکستگی شیب پایین‌دست به سمت بالادست بدنه سد مشاهده نگردید. دریکوند و همکاران [۲۲] به بررسی رفتار سد تنظیمی گتوند در اثر ترک‌خوردگی با استفاده از نرم‌افزار آباکوس پرداختند. پارامترهایی که به‌عنوان متغیر در نظر گرفته شده‌اند شامل، طول متغیر برای ترک و زاویه ترک بودند. نتایج نشان داد که در مورد تأثیر زاویه ترک، بدترین حالت برای مقطع سد زمانی است که ترک زاویه منفی داشته باشد. هم‌چنین افزایش طول ترک باعث افزایش مقادیر جابجایی، تنش و عکس‌العمل‌های تکیه‌گاهی در سد شده است.

الشافی و همکاران [۲۳] با پیش‌بینی فاصله‌ی بین ترک‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی به این نتیجه رسیدند که اجزا ضخیم بایستی اصلاح گردند. در تحقیق دیگری الشافی و همکاران [۲۴] به تعیین عرض ترک برای اعضای بتنی ضخیم و نازک با استفاده از شبکه‌های عصبی پرداختند و گزارش کردند که نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی نسبت به قوانین موجود در آیین‌نامه‌ها دقیق‌تر است. علیجانی اردشیر و همکاران [۲۵] با استفاده از مکانیک شکست غیرخطی مدل‌های مختلف ترک اندود را مورد مقایسه قرار داده و نتیجه گرفتند که مدل ترک اندود چرخشی نسبت به سایر مدل‌ها باید در محاسبه تنش در سدها بهتر عمل نموده و ارزیابی واقع‌بینانه‌تری از پروفیل ترک خوردگی در سدها ارائه می‌دهد. وو و همکاران [۲۶] وضعیت ترک در سدهای بتنی را براساس روش آنتروپی مورد تجزیه و تحلیل قرار داده و نتیجه گرفتند روش پیشنهادی می‌تواند به‌طور مؤثری زمان وقوع و موقعیت ترک‌های سد را پیش‌بینی کند. داسیلوا و لوسنا [۲۷] مدلی مبتنی بر یادگیری ماشین (CNN) جهت بررسی و تشخیص ترک‌های سطوح بتنی توسعه دادند. نتایج نشان داد مدل توسعه داده شده با دقت ۹۲/۲۷ درصد برای تشخیص ترک در سطوح بتنی موفق عمل نموده است.

با توجه به مطالعات انجام شده، اکثر تحقیقات به کارایی مدل شبکه عصبی مصنوعی و نیز مدل‌های خطی و غیرخطی هم‌چون مکانیک شکست غیرخطی جهت بررسی ترک در سدهای بتنی پرداخته‌اند و پژوهش‌های محدودی در ارتباط با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی جهت بررسی و تخمین ترک سدهای بتنی انجام شده است. با توجه به این که بروز و گسترش ترک‌ها در سدهای بتنی بسیار مهم بوده و نقش به‌سزایی در عملکرد غیرخطی آن‌ها ایفا می‌کند، لذا موضوع ترک خوردگی در سدهای بتنی، نیاز به انجام آنالیز کامل و دقیق در خصوص رفتار ترک در این سدها با استفاده از روش‌هایی نوین و قدرتمند از جمله الگوریتم‌های هوش جمعی احساس می‌شود. هدف از انجام این تحقیق ارزیابی ترک خوردگی سد بتنی زاینده‌رود با استفاده از الگوریتم انتخابات (EA) و مقایسه نتایج آن با روش‌های الگوریتم ژنتیک و شبکه‌ی عصبی مصنوعی می‌باشد.

۲- منطقه مورد مطالعه (سد بتنی قوسی زاینده‌رود)

سد زاینده‌رود یک سد بتنی دو قوسی ضخیم است که در ۱۱۰ کیلومتری غرب اصفهان واقع شده و به‌ترتیب در طول و عرض جغرافیایی ۵۰ درجه و ۴۶ دقیقه شرقی و ۳۲ درجه و ۴۴ دقیقه شمالی قرار دارد (شکل ۱). این سد از ۲۸ بلوک با مقطع افقی ذوزنقه‌ای و به عرض متوسط ۱۶ متر تشکیل شده که این بلوک‌ها توسط درزهای ساختمانی هیلکوئیدال از یکدیگر تفکیک شده‌اند. تراز آب حداکثر و

³ ANSYS

نرمال مخزن این سد به ترتیب ۲۰۶۳ و ۲۰۵۹ متر است. حجم مفید مخزن برابر با ۱۰۹۰ میلیون متر مکعب و هنگامی که تراز آب حداکثر باشد مساحت مخزن ۵۴ کیلومتر مربع است [۲۸].



شکل ۱: موقعیت جغرافیایی حوضه آبریز سد زاینده‌رود [۱]

مشخصات سد زاینده‌رود در جدول ۱، ارائه شده است.

جدول ۱: مشخصات سد زاینده‌رود [۱]

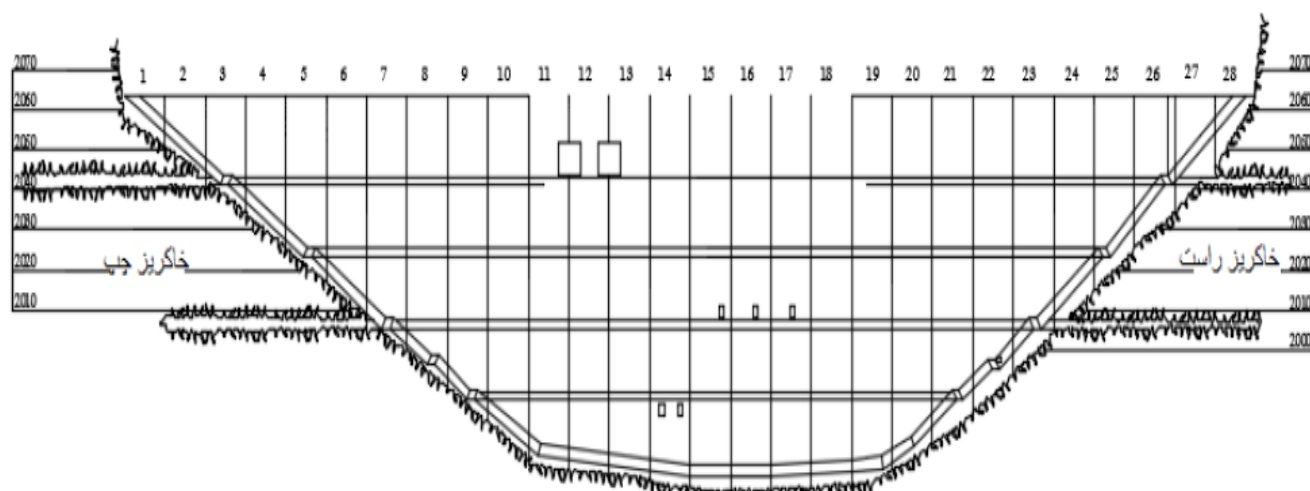
تراز	پارامتر
۲۰۶۳ متر	تراز تاج
۴۵۰ متر	طول تاج
۶/۵ متر	عرض تاج
۱۰۰ متر	ارتفاع از پی
۲۸/۷ متر	ضخامت قوس تحتانی
۵۳۵ هزار مترمکعب	بتن‌ریزی بدنه
۳۰۰ هزار مترمکعب	حجم خاکبرداری

۲-۱- بررسی ترک‌های سد زاینده‌رود

سد زاینده‌رود دارای ۲۸ بلوک می‌باشد (شکل ۲). شماره‌بندی که برای این بلوک‌ها انجام شده به صورتی است که از بالادست سد به آن نگاه شود. در میان ۲۸ بلوک ذکر شده، ترک‌های ۴ بلوک به همراه ترک‌های سرریز سمت چپ مورد بررسی قرار گرفته است. بلوک‌هایی که ترک‌هایشان برای بررسی انتخاب شده‌اند عبارتند از بلوک‌های ۱۱، ۲۰، ۲۱ و ۲۶. به دلیل این که در سمت راست سد مقدار مقاومت خاکریز و در نتیجه پایداری سد کم‌تر است، لذا از ۴ بلوک انتخاب شده، ۳ بلوک مربوط به نیمه‌ی راست سد می‌باشد. همین عامل سبب می‌شود که میزان آسیب‌دیدگی و ترک در نیمه‌ی راست سد زاینده‌رود بیش‌تر باشد و به همین دلیل بیشتر ترک‌های انتخابی مربوط

به این نیمه می‌باشند. در حالت کلی، هر بلوک دارای ۵ ایستگاه می‌باشد که شماره‌گذاری ترک‌های مورد بررسی نیز براساس شماره‌های این ایستگاه‌ها صورت گرفته است. از این پس، به جای ترک ایستگاه شماره مورد نظر، صرفاً ترک شماره مورد نظر نوشته شده است مثلاً در جایی که به بررسی ترک ۱ بلوک ۱۱ اشاره شده است، منظور بررسی ترک ایستگاه ۱ از بلوک ۱۱ می‌باشد. روند کار به این صورت است که از بلوک ۱۱ دو ترک ایستگاه‌های ۱ و ۲، از بلوک ۲۰ دو ترک ایستگاه‌های ۲ و ۳، از بلوک ۲۱ ترک ایستگاه ۱، از بلوک ۲۶ ترک‌های هر ۵ ایستگاه و از سرریز سمت چپ نیز ترک‌های هر ۵ ایستگاه انتخاب شده‌اند (جدول ۲). به عبارت دیگر ۱۰ ترک از سد و ۵ ترک از سرریز مورد بررسی قرار گرفته‌اند که از ۱۰ ترک سد ۸ ترک مربوط به نیمه‌ی سمت راست و ۲ ترک مربوط به سمت چپ می‌باشند.

سرریز سد زاینده‌رود نیز دارای ۵ ترک است که به‌خصوص در مواردی که تراز آب مخزن، حداکثر باشد وضعیت این ترک‌ها می‌تواند از اهمیت بالای برخوردار باشد.

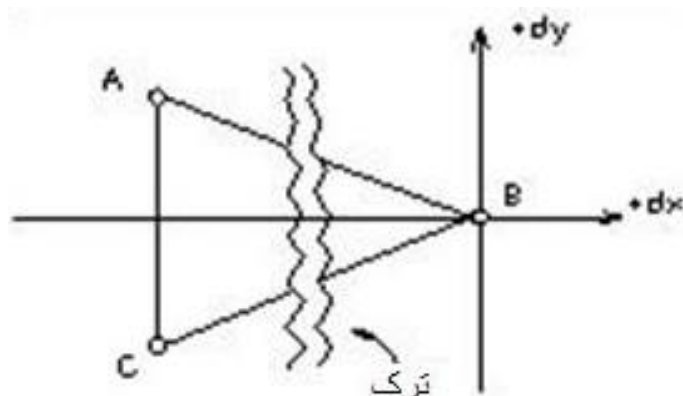


شکل ۲: طرح شماتیک ۲۸ بلوک سد زاینده‌رود [۱]

جدول ۲: مشخصات ترک‌های مورد بررسی در سد زاینده‌رود [۱]

شماره ترک	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱۴	۱۵
شماره ایستگاه در بلوک مورد نظر	۱	۲	۲	۳	۱	۱	۲	۳	۴	۵	۱	۲	۳	۴	۵
بلوک	۱۱	۱۱	۲۰	۲۰	۲۱	۲۶	۲۶	۲۶	۲۶	۲۶	سرریز چپ	سرریز چپ	سرریز چپ	سرریز چپ	سرریز چپ

هر ترک درون یک مثلث ABC قرار گرفته است به گونه‌ای که نقطه‌ی B در یک طرف ترک و نقاط A و C در طرف دیگر آن قرار دارند (شکل ۳).



شکل ۳: نحوه‌ی قرارگیری ترک در مثلث ABC [۱]

در نهایت مقادیری که باید مورد بررسی قرار گیرند، مقادیر dx و dy نقطه‌ی B می‌باشند. این مقادیر در واقع تغییر مکان افقی و قائم ترک‌ها هستند که مقدار آن‌ها به مقادیر AB و BC بستگی دارد و مقدار dx و dy از روابط ۱ و ۲ به دست می‌آید:

$$dx = 0.5 (BC + AB) \quad (1)$$

$$dy = 1 (BC - AB) \quad (2)$$

۳- مواد و روش‌ها

۳-۱- الگوریتم انتخابات

الگوریتم انتخابات (EA) از پدیده انتخابات الهام گرفته شده است. الگوریتم EA، یک استراتژی چند عاملی و مبتنی بر جمعیت است که در آن هر عامل جستجو، یک فرد نامیده می‌شود [۲۹]. برای یک مسئله با متغیرهای p_1, p_2, \dots, p_N ، هر فرد P_i از آرایه‌ای از مقادیر ممکن برای متغیرها تشکیل شده است:

$$P_i = [x_1, x_2, \dots, x_N] \quad (3)$$

شایستگی هر فرد با ارزیابی تابع E بر روی مقادیر متغیرها متناسب با تابع هدف مسئله محاسبه می‌شود. برخی از بهترین افراد در جمعیت انتخاب می‌شوند تا به عنوان کاندیدا باشند و مابقی افراد رأی‌دهندگان را تشکیل می‌دهند که هر کدام به عنوان حامی یک کاندیدا می‌باشد. رأی‌دهندگان براساس تشابه عقاید، بین کاندیداها تقسیم می‌شوند. برای انجام این کار، رأی‌دهنده v_k به عنوان حامی کاندیدی c_i انتخاب می‌شود (معادله ۴):

$$P_i = \{v_k : \|E_{v_k} - E_{c_i}\| < \|E_{v_k} - E_{c_j}\| \quad \forall 1 \leq j \leq N_c\} \quad (4)$$

P_i حزب i و N_c تعداد کاندیداهای اولیه می‌باشند. E_{v_k} و E_{c_i} به ترتیب شایستگی کاندیدی c_i و رأی‌دهنده v_k را نشان می‌دهد. هر رأی‌دهنده دقیقاً به یک کاندیدا اختصاص داده می‌شود. در پیاده‌سازی‌های صورت گرفته، ۷ درصد از جمعیت اولیه به عنوان تعداد کاندیداها در نظر گرفته می‌شوند. پس از تشکیل احزاب سیاسی، کاندیداها تبلیغات انتخاباتی را شروع می‌کنند. تبلیغات انتخاباتی بنیان الگوریتم EA را تشکیل می‌دهد که شامل سه مولفه تبلیغات مثبت، تبلیغات منفی و ائتلاف است.

در الگوریتم EA، تبلیغات مثبت، با انتقال برخی از صفات هر کاندیدا به حامیان خود شبیه‌سازی شده است. برای انجام این کار، در درون هر حزب، متغیرهای N_s از هر کاندیدا به صورت تصادفی انتخاب می‌شود و با متغیرهای انتخابی از رأی‌دهندگان جایگزین می‌شود. N_s به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$N_s = [X_s \times S_c] \quad (5)$$

S_c تعداد متغیرهای کاندیدا و X_s نرخ انتخاب است.

متغیرهای انتخاب شده با ضریب ω وزن دهی می شوند و سپس در رأی دهندگان جایگزین می شوند. مقدار جدید متغیر i در یک رأی دهنده در مرحله تبلیغات مثبت به صورت زیر محاسبه می شود:

$$X_{i\text{new}} = \omega X_{i\text{old}} \quad (6)$$

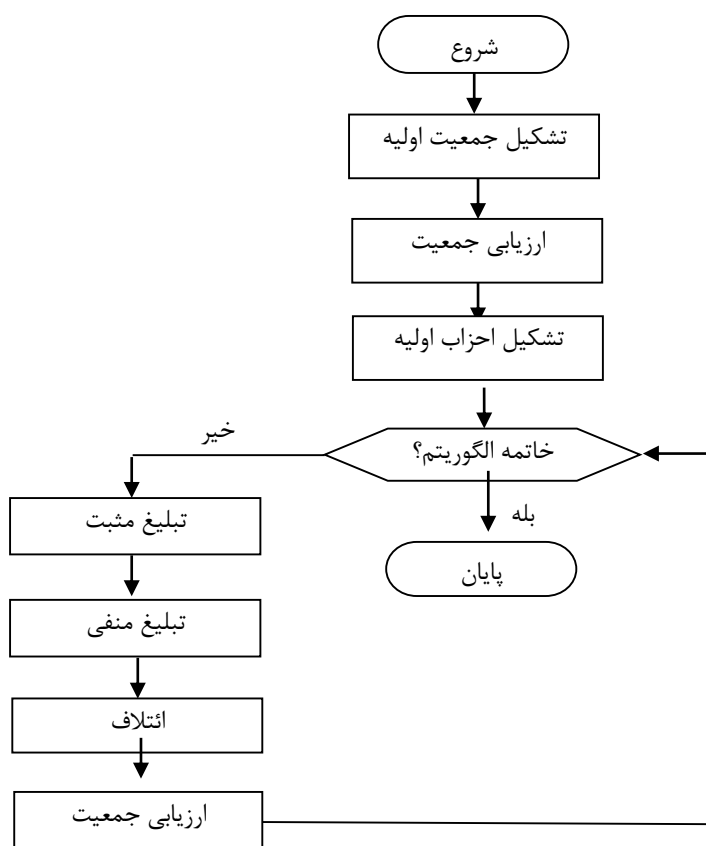
به صورت زیر تعریف شده است:

$$\omega = \frac{1}{|E_{ci} - E_{vk}| + 1} \quad (7)$$

در مرحله تبلیغات منفی، کاندیداها سعی می کنند رأی دهندگان دیگر کاندیداها را به سمت خود جذب کنند. اگر کاندیدای یک حزب در مقایسه با دیگر کاندیداها ضعیف ترین فرد باشد؛ در این صورت آن حزب، ضعیف در نظر گرفته می شود. برای مدل سازی تبلیغات منفی، ابتدا تعدادی از رأی دهندگان از حزب ضعیف انتخاب می شوند. سپس مسابقه ای بین احزاب قدرتمند صورت می گیرد تا مشخص شود رأی دهندگان انتخاب شده به کدام حزب ملحق شوند. برای انتخاب رأی دهندگان ضعیف از ضعیف ترین حزب، فاصله شایستگی بین رأی دهندگان و ضعیف ترین کاندیدا محاسبه می شود و سپس ۵ درصد از دورترین کاندیداها انتخاب می شوند. فاصله بین رأی دهندگان انتخاب شده و کاندیداها قدرتمند محاسبه شده و رأی دهندگان به نزدیک ترین کاندیداها تخصیص داده می شوند. در مرحله ائتلاف، چندین کاندیدا به همدیگر ملحق شده و یک حزب جدید تشکیل می دهند. بین کاندیداهایی که تلاش می کنند به همدیگر ملحق شوند، یک کاندیدا به صورت تصادفی انتخاب می شود تا به عنوان کاندیدای پیشرو^۴ باشد و کاندیداهای باقی مانده به عنوان کاندیدای تبعیت کننده^۵ در نظر گرفته می شوند. در ائتلاف، تمامی تبعیت کنندگان و حامیان آن ها به عنوان رأی دهندگان جدید کاندیدای پیشرو در نظر گرفته می شود. تا زمانی که شرایط خاتمه الگوریتم ارضا نشده است، عملگرهای تبلیغات مثبت، تبلیغات منفی و ائتلاف به صورت مکرر بر روی جمعیت اعمال می شوند تا جمعیت را برای نیل به بهینه سراسری سوق دهند. در نهایت، فرآیند بهنگام سازی خاتمه می یابد و کاندیدای با بیش ترین رأی به عنوان برنده انتخابات اعلام می شود. برنده معادل با بهترین راه حل یافته شده برای مسئله بهینه سازی است [۲۹]. شکل ۴ فلوجارت الگوریتم EA را نشان می دهد.

⁴ Leader Candidate

⁵ Follower Candidates



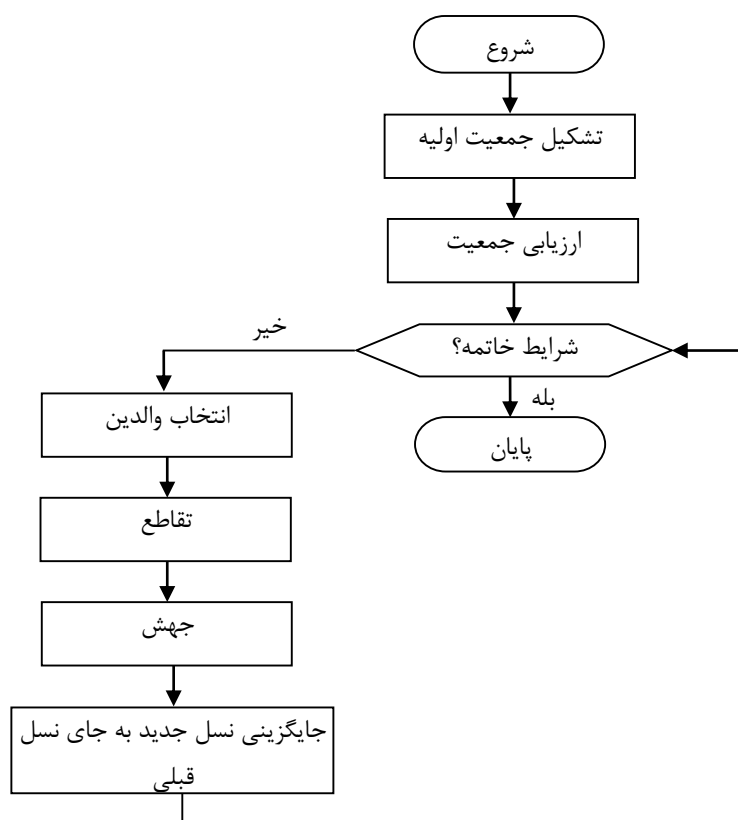
شکل ۴: فلوچارت الگوریتم انتخابات

۳-۲- الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک (GA)، به عنوان یک الگوریتم محاسباتی بهینه‌سازی با در نظر گرفتن مجموعه‌ای از نقاط فضای جواب در هر تکرار محاسباتی به نحو مؤثری نواحی مختلف فضای جواب را جستجو می‌کند [۳۰]. در مکانیزم جستجو، گرچه در مقدار تابع هدف تمام فضای جواب محاسبه نمی‌شود ولی مقدار محاسبه شده تابع هدف برای هر نقطه، در متوسط‌گیری آماری تابع هدف برای هر نقطه و در متوسط‌گیری آماری تابع هدف در کلیه زیرفضاهایی که آن نقطه به آن‌ها وابسته بوده دخالت داده می‌شود و این زیر فضاها به‌طور موازی از نظر تابع هدف، متوسط‌گیری آماری می‌شوند. این مکانیزم را توافقی ضمنی می‌گویند. این روند باعث می‌شود که جستجوی فضا به نواحی از آن که متوسط آماری تابع هدف در آن‌ها زیاد بوده و امکان وجود نقطه بهینه مطلق در آن‌ها بیش‌تر است، سوق پیدا کند. چون در این روش برخلاف روش‌های تک‌مسیری فضای جواب به‌طور همه جانبه جستجو می‌شود، امکان کم‌تری برای همگرایی به یک نقطه بهینه محلی وجود خواهد داشت. امتیاز دیگر این الگوریتم آن است که هیچ محدودیتی برای تابع بهینه شونده، هم‌چون مشتق‌پذیری یا پیوستگی لازم نیست و در روند جستجو، تنها به تعیین مقدار تابع هدف در نقاط مختلف نیاز هست و هیچ اطلاعات کمکی دیگری، همانند مشتق تابع مورد استفاده قرار نمی‌گیرد. لذا این الگوریتم در حل مسائل مختلف اعم از خطی، پیوسته یا گسسته استفاده می‌شود و به سهولت با مسائل مختلف قابل تطبیق است. در هر تکرار هر یک از رشته‌های موجود در جمعیت رشته‌ها، رمزگشایی شده و مقدار تابع هدف برای آن به‌دست می‌آید. بر اساس مقادیر به‌دست آمده تابع هدف در جمعیت رشته‌ها، به هر رشته یک عدد برازندگی نسبت داده می‌شود. این عدد برازندگی احتمال انتخاب را برای هر رشته تعیین خواهد کرد. بر اساس این احتمال انتخاب، مجموعه‌ای از رشته‌ها انتخاب شده و با اعمال عملکردهای ژنتیکی روی آن‌ها رشته‌های جدید جایگزین رشته‌هایی از جمعیت اولیه می‌شوند تا تعداد جمعیت رشته‌ها در تکرارهای محاسباتی مختلف ثابت باشد. مکانیزم‌های تصادفی که روی انتخاب و حذف رشته‌ها عمل می‌کنند به گونه‌ای هستند که رشته‌هایی که عدد

برازندگی بیشتر دارند، احتمال بیشتری برای ترکیب و تولید رشته‌های جدید داشته و در مرحله جایگزینی نسبت به دیگر رشته‌ها مقاوم‌تر هستند. بدین لحاظ جمعیت دنباله‌ها در یک رقابت بر اساس تابع هدف در طی نسل‌های مختلف، کامل شده و متوسط مقدار تابع هدف در جمعیت رشته‌ها افزایش می‌یابد. به‌طور کلی در این الگوریتم ضمن آن‌که در هر تکرار محاسباتی توسط عملگرهای ژنتیکی نقاطی جدید از فضای جواب مورد جستجو قرار می‌گیرند، مکانیزم انتخاب نیز روند جستجوی نواحی از فضا را که متوسط آماری تابع هدف در آن‌ها بیشتر است، کنکاش می‌کند. الگوریتم‌های ژنتیک، جستجوی اصلی را در فضای پاسخ به اجرا می‌گذارند. این الگوریتم‌ها با تولید نسل آغاز می‌شوند که وظیفه ایجاد مجموعه نقاط جستجوی اولیه به نام «جمعیت اولیه»^۶ را بر عهده دارند و به‌طور انتخابی یا تصادفی تعیین می‌شوند. از آنجایی که الگوریتم‌های ژنتیک برای هدایت عملیات جستجو به سمت نقطه بهینه از روش‌های آماری استفاده می‌کنند، در فرآیندی که به انتخاب طبیعی وابسته است، جمعیت موجود به تناسب برازندگی افراد آن برای نسل بعد انتخاب می‌شود. سپس عملگرهای ژنتیکی شامل انتخاب، پیوند (ترکیب)، جهش و دیگر عملگرهای احتمالی اعمال شده و جمعیت جدید به‌وجود می‌آید. پس از آن جمعیت جدیدی جایگزین جمعیت پیشین می‌شود و این چرخه ادامه می‌یابد. معمولاً جمعیت جدید برازندگی بیشتر دارد، این بدان معناست که از نسلی به نسل دیگر جمعیت بهبود می‌آید. هنگامی جستجو نتیجه‌بخش خواهد بود که به حداکثر نسل ممکن رسیده باشیم یا همگرایی حاصل شده باشد و یا معیارهای توقف برآورده شده باشد [۳۱].

به‌طور کلی می‌توان گفت این الگوریتم مبتنی بر تکرار بوده و اصول اولیه آن از علم ژنتیک اقتباس گردیده است. در الگوریتم ژنتیک (GA)، ابتدا به‌طور تصادفی جامعه‌ای از کروموزوم‌ها ایجاد و سپس برازندگی آن‌ها محاسبه و تعیین می‌گردد. در ادامه به‌وسیله عملگرهای پیوند و جهش جامعه‌ای جدید با مقادیر برازندگی بالاتر تولید می‌شود. اصول کاری الگوریتم ژنتیک در شکل ۵ ارائه شده است.



شکل ۵: فلوچارت الگوریتم ژنتیک

⁶ Initial Population

۳-۳- شبکه‌ی عصبی مصنوعی

تمامی مسائل بهینه‌سازی شامل دو مرحله مدل‌سازی و برنامه‌ریزی است که به ترتیب شامل تشکیل تابع هدف، قیود و محدودیت‌ها (مرحله اول، مدل‌سازی) و تعیین شرایط بهینه در رسیدن به جواب ایده‌آل (مرحله دوم، برنامه‌ریزی) می‌باشند [۳۲]. شبکه عصبی مصنوعی متشکل از مجموعه‌ای از نرون‌ها با ارتباطات داخلی بین یکدیگر می‌باشد که قادر است براساس اطلاعات و داده‌های ورودی، جواب‌های خروجی را تهیه نماید. این سیستم از شمار زیادی عناصر پردازشی فوق‌العاده به هم پیوسته به نام نرون تشکیل شده که برای حل یک مسئله با هم هماهنگ عمل می‌کند. هر شبکه عصبی از سه لایه ورودی، مخفی و خروجی تشکیل شده است (شکل ۶). در هر لایه تعدادی پردازشگر به نام نرون وجود دارد. لایه یا لایه‌های مخفی، اطلاعات دریافت شده از لایه ورودی را پردازش کرده و در اختیار لایه خروجی قرار می‌دهند. تابع انتقال بیان‌کننده پاسخ هر نرون به سیگنال ورودی آن نرون است [۳۳].

مجموعه کل ورودی به نرون از رابطه ۸، به‌دست می‌آید:

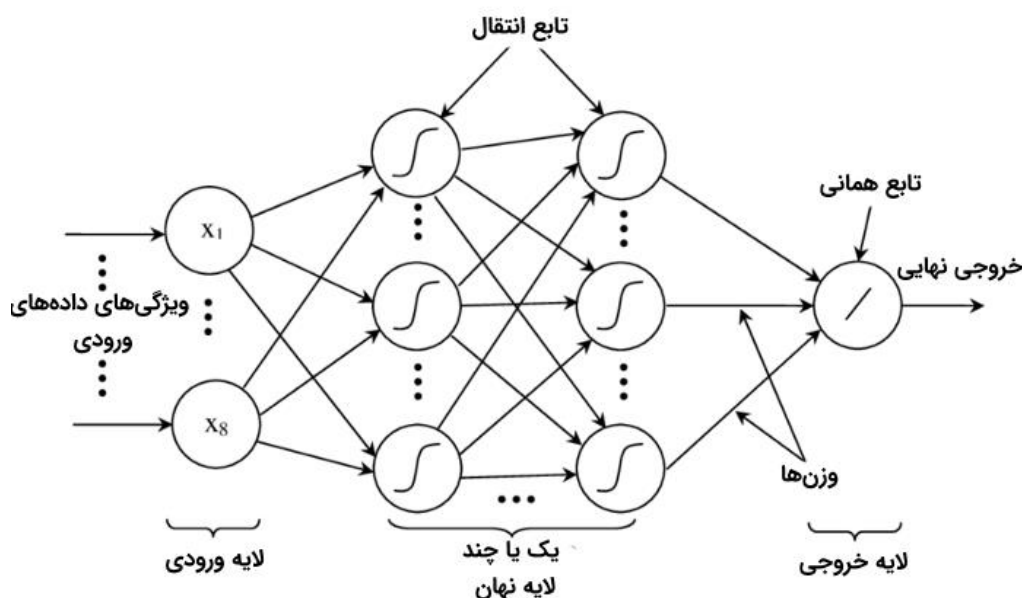
$$net_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i \quad (8)$$

که در آن، net_j کل ورودی به نرون، x_i لایه ورودی و w_{ij} شدت اتصال نرون‌ها می‌باشد که در طول فرآیند یادگیری مشخص می‌شوند. در مرحله‌ی بعدی سطح خروجی تعیین شده از نرون به روی جمع ورودی‌ها اعمال می‌شود.

توابع انتقال معمول مورد استفاده در شبکه‌های عصبی مصنوعی تابع سیگموئید^۷ و تانژانت هیپربولیک^۸ می‌باشد. هر شبکه با دریافت مثال‌هایی آموزش می‌بیند. آموزش فرآیندی است که در نهایت منجر به یادگیری می‌شود. یادگیری شبکه، زمانی انجام می‌شود که وزن‌های ارتباطی بین لایه‌ها چنان تغییر کند که اختلاف بین مقادیر پیش‌بینی شده و محاسبه شده در حد قابل قبولی باشد [۳۲]. تابع فعالیت مورد استفاده در پژوهش حاضر، تابع سیگموئید بوده و خروجی شبکه، ۰ و ۱ می‌باشد، که به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$f(s_j) = \frac{1}{1 + e^{-s_j}} \quad (9)$$

در این رابطه، $f(s_j)$ معرف تابع سیگموئید می‌باشد.



شکل ۶: شبکه عصبی سه لایه پیش‌رو با الگوریتم آموزش انتشار برگشتی [۳۴]

⁷ Sigmoid

⁸ Hyperbolic Tangent

در جدول ۳، تفاوت مدل‌های مورد استفاده در پژوهش حاضر ارائه شده است.

جدول ۳: مقایسه استاندارد مدل‌های مورد استفاده [۳۵ و ۳۶]

ویژگی	مدل
<ul style="list-style-type: none"> - نیازی به اطلاع از معادلات حاکم بر پدیده مورد بررسی ندارند. - جزو تکنیک‌های جستجو (روش‌های به‌گزینی) هستند. - هدف پیدا کردن جواب بهینه از بین انبوه جواب‌های ممکن است. - امکان یافتن جواب بهینه برای مسائلی که راه‌حل تحلیلی یا دقیق برای آن‌ها وجود ندارد را فراهم می‌کند. 	الگوریتم‌های EA و GA
<ul style="list-style-type: none"> - برای شناسایی سیستم‌های پیچیده مناسب است. - بر اساس نوع و تکنیک آموزش داده شده به شبکه، جواب مناسب را ارائه می‌کند. - این شبکه قابل آموزش و یادگیری است. - جهت پیش‌بینی مسائل پیچیده که دارای حل دقیق یا تحلیلی نیستند قابل استفاده است. 	شبکه‌ی عصبی مصنوعی

۴- آزمایش‌ها و بحث

به طور کلی، در انجام آزمایش‌ها مراحل زیر طی شده است:

- آماده‌سازی و تحلیل داده‌ها شامل بررسی همبستگی
- نرمال‌سازی داده‌ها
- ارزیابی و مقایسه الگوریتم‌های انتخابات و ژنتیک و شبکه‌ی عصبی مصنوعی در تخمین و ارزیابی دقیق تغییرات افقی و قائم ترک‌های سد بتنی
- تخمین روند تغییرات ترک‌های موجود در سد بتنی با استفاده از مدل‌های انتخابات، ژنتیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی
- بررسی تأثیر عوامل دمای بتن و تراز آب مخزن بر تغییرات ترک‌های سد بتنی زاینده‌رود
- ارائه‌ی راهکار برای کاهش میزان اندازه‌گیری‌های تغییرات ترک‌های سد بتنی
- کنترل مقادیر اندازه‌گیری شده برای تغییر مکان ترک‌های سد زاینده‌رود با مقادیر تخمین زده شده به علت دقت بالای برآوردهای انجام شده توسط الگوریتم انتخابات

۴-۱ مجموعه داده

در این پژوهش، دما و تراز آب سال‌های آماری ۱۳۹۲-۱۳۷۹ به‌عنوان ورودی و ابعاد طولی و عرضی ترک مورد نظر به‌عنوان خروجی در نظر گرفته شده است. تمامی داده‌های موجود از لحاظ همگن بودن توسط آزمون همگنی نرمال استاندارد مورد بررسی قرار گرفته‌اند. از ۷۰ درصد داده‌ها جهت آموزش و از ۲۰ درصد دیگر جهت صحت‌سنجی مدل استفاده شد. با توجه به این‌که وارد کردن داده‌ها به‌صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت مدل می‌شود، بنابراین ورودی‌ها و خروجی‌ها باید طبق فرمول‌های زیر در بازه $[L, H]$ ، که در این پژوهش معادل $[۰, ۱]$ انتخاب گردید، استاندارد شوند، از این‌رو داده‌های ورودی به مدل‌ها به‌صورت روابط ۱۰ تا ۱۲ نرمال‌سازی شدند [۳۷]:

$$X^* = mX_i + b \quad (10)$$

$$m = \frac{H-L}{\text{Max}(X) - \text{Min}(X)} \quad (11)$$

$$b = \frac{\text{Max}(X)L - \text{Min}(X)H}{\text{Max}(X) - \text{Min}(X)} \quad (12)$$

که X^* متغیر نرمال‌سازی شده و X_i متغیر اصلی است.

۴-۲- معیارهای کارایی

با استفاده از پارامترهای ضریب تبیین، مجذور مربعات خطا^۹، معیار نش- ساتکلیف و خطای میانگین مربعات مطابق معادلات ۱۳ تا ۱۶، قابلیت روش‌های پیشنهادی مورد ارزیابی قرار گرفت [۳۸].

۴-۲-۱- ضریب تبیین

$$R^2 = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \right]^2 \quad (13)$$

۴-۲-۲- مجذور میانگین مربعات خطا

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2} \quad (14)$$

۴-۲-۳- معیار نش- ساتکلیف

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (15)$$

۴-۲-۴- خطای میانگین مربعات

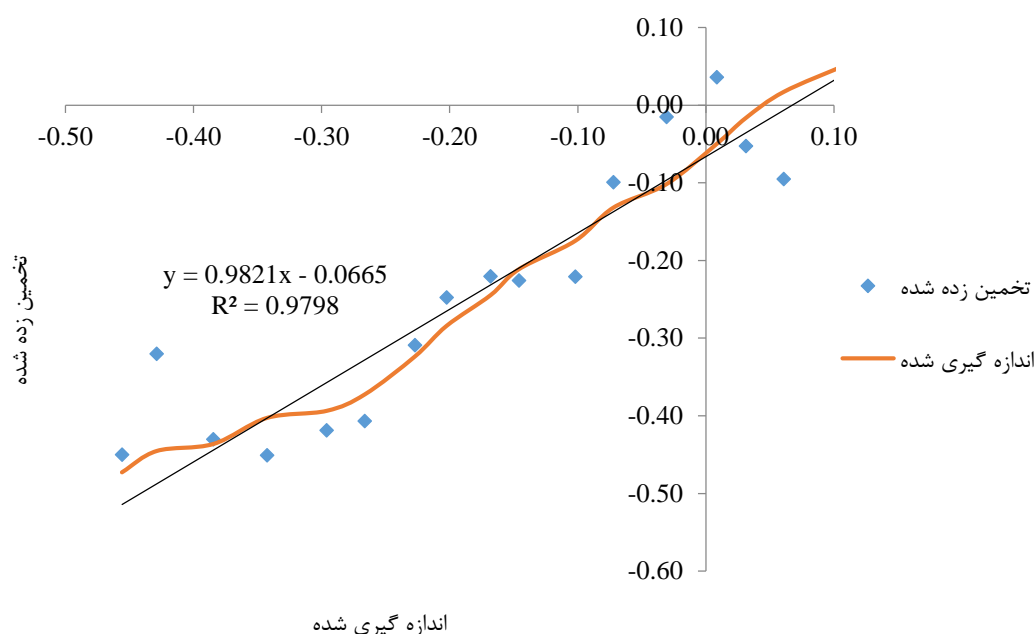
$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (16)$$

که در این روابط، X_i مقادیر تخمین زده شده، Y_i مقادیر مشاهده شده، \bar{x} میانگین x و \bar{Y} میانگین Y می‌باشد. مقدار ایده‌آل به ترتیب برای R^2 و $RMSE$ برابر با یک و ۱ تا ۱۰ درصد می‌باشد. مقدار معیار نش- ساتکلیف (NSE) از ۱ تا منفی بی‌نهایت تغییر می‌کند، به طوری که محدوده‌های ۱-۰/۷۵ و ۰/۳۶-۰/۷۵ و کم‌تر از ۰/۳۶ به ترتیب بیانگر عملکرد بسیار خوب، رضایت‌بخش و ضعیف مدل می‌باشد. همچنین مقدار مطلوب MSE از صفر در عملکرد عالی تا بی‌نهایت تغییر می‌کند.

۴-۳- صحت‌سنجی الگوریتم پیشنهادی

جهت بررسی ترک خوردگی سد بتنی زاینده‌رود، الگوریتم پیشنهادی به تعداد ۱۰۰۰ اجرا گردید. به منظور صحت‌سنجی نتایج حاصل از مدل‌سازی، با فرض ثابت بودن تمامی ضرایب و پارامترهای به‌دست آمده، نتایج حاصل از مدل‌ها با داده‌های اندازه‌گیری شده، مقایسه گردید. پس از انجام تحلیل حساسیت و یافتن مقادیر بهینه برای پارامترهای مؤثر الگوریتم و به کارگیری آن‌ها در مدل‌ها، ابعاد طولی و عرضی ترک مورد نظر که خروجی مدل‌ها را شامل می‌شوند، محاسبه شدند. پس از نرمالیزه کردن داده‌ها، مراحل آموزش و صحت‌سنجی برای هر یک از ترک‌ها اجرا گردید. نتایج حاصل از مقادیر برآورد شده با مقادیر اندازه‌گیری شده در شکل ۷، مقایسه شده است.

⁹ Root Mean Squared Error



شکل ۷: رگرسیون مقایسه مقادیر برآورد شده با مقادیر اندازه گیری شده

با توجه به شکل ۷ و معادله رگرسیونی به دست آمده، مشاهده می شود نتایج حاصل از اجرای الگوریتم EA مطلوب می باشد و این امر بیانگر کارایی و دقت بالای این الگوریتم است.

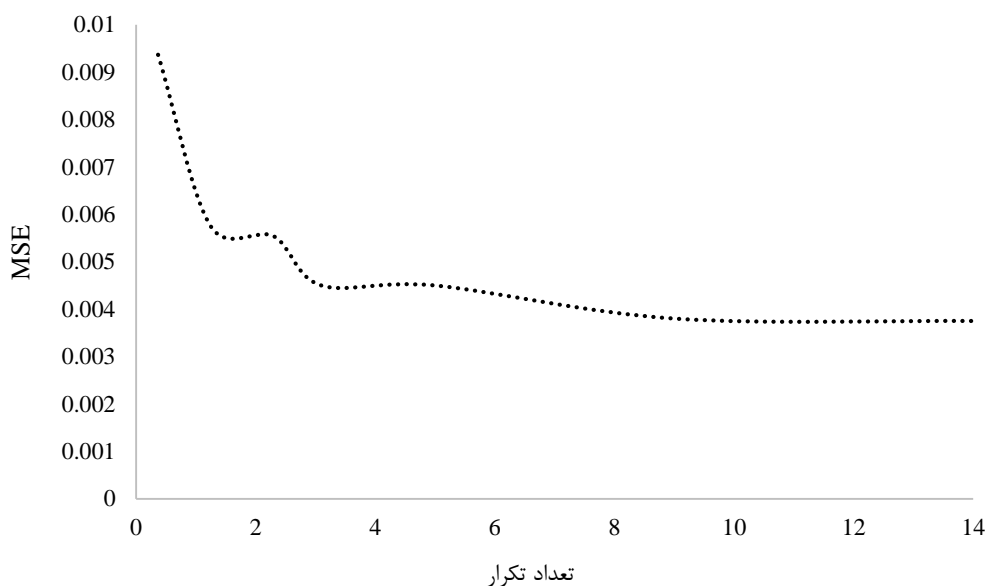
۴-۴- بررسی همگرایی الگوریتم پیشنهادی

به منظور بهتر شدن کارایی الگوریتم های انتخابات و ژنتیک، سعی و خطاهایی برای به دست آوردن بهترین مقدار برای هر پارامتر انجام شد که این پارامترها در جدول ۴ آورده شده است. اندازه جمعیت ۱۰۰ و تعداد تکرار الگوریتم برابر ۱۰۰۰ در نظر گرفته شده است.

جدول ۴: پارامترهای مورد استفاده در الگوریتم های EA و GA

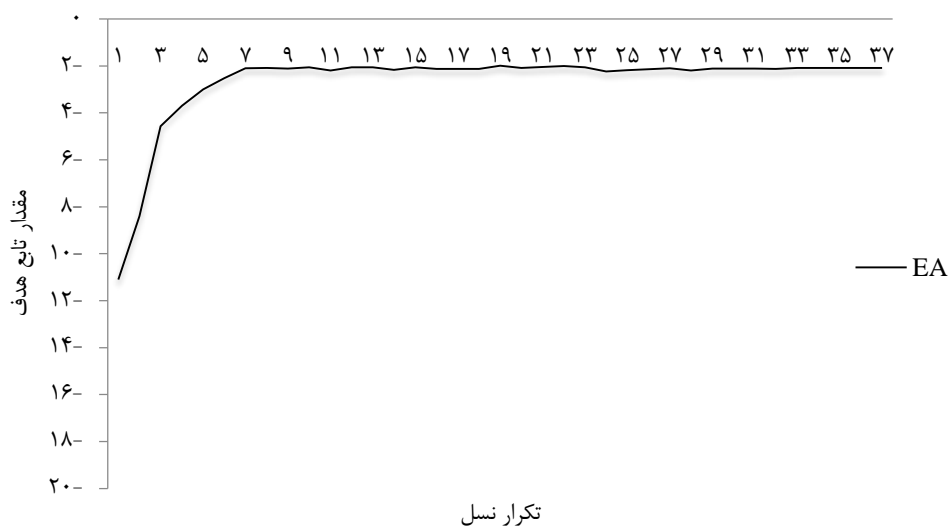
پارامتر	الگوریتم
اندازه جمعیت اولیه: ۱۰۰ نرخ تقاطع: ۰/۶ نرخ جهش: ۰/۵	GA
اندازه جمعیت اولیه: ۱۰۰ تعداد کاندیداها: ۷ تعداد رأی دهندگان: ۹۳ نرخ ائتلاف: ۰/۲ نرخ انتخاب: ۰/۳	EA

با توجه به شکل ۸، بهترین عملکرد برای الگوریتم EA پس از ۱۰ تکرار به دست می آید که برای اعتبارسنجی با توجه به مقدار بهینه که ۰/۰۱ است، مقدار $MSE = 0.0035-0.004$ حاصل شده است.



شکل ۸: بهترین عملکرد الگوریتم EA

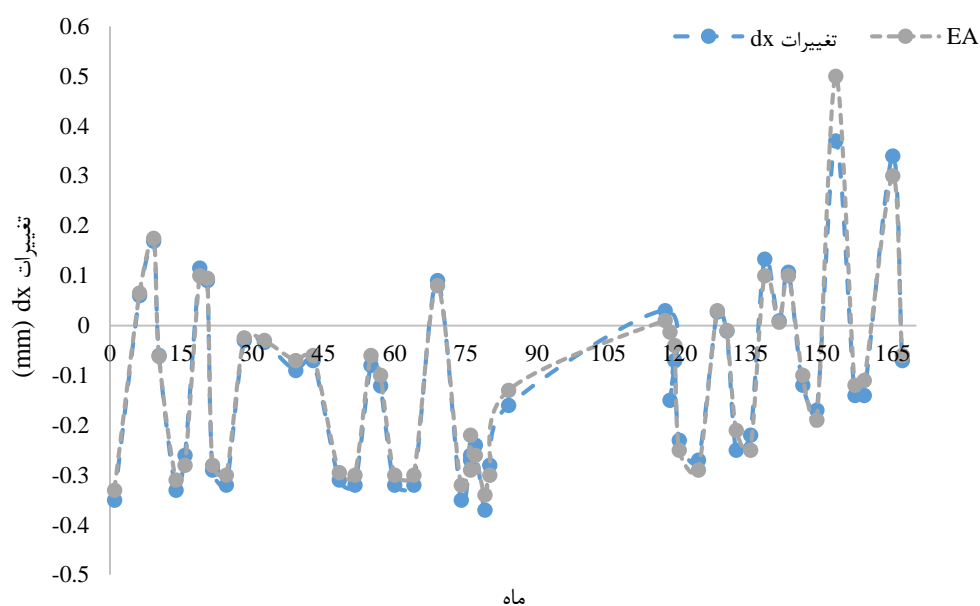
نمودار همگرایی الگوریتم EA در شکل ۹ نشان داده شده است که بیانگر نرخ همگرایی بالای این الگوریتم در برآورد تابع هدف مسئله مورد نظر می باشد.



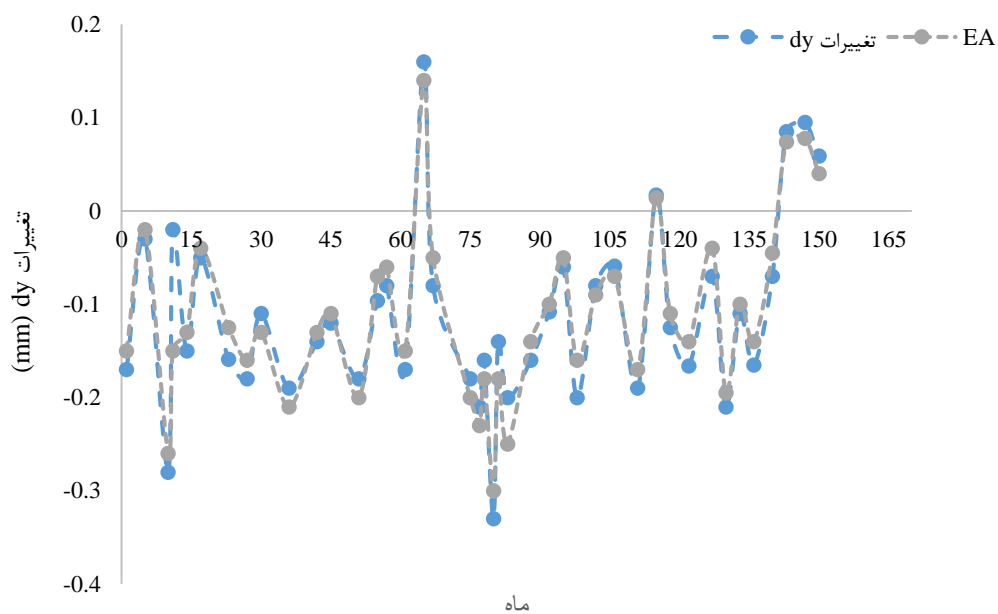
شکل ۹: نمایش نرخ همگرایی الگوریتم انتخابات

۴-۵- بررسی تغییر مکان افقی و قائم ترکها

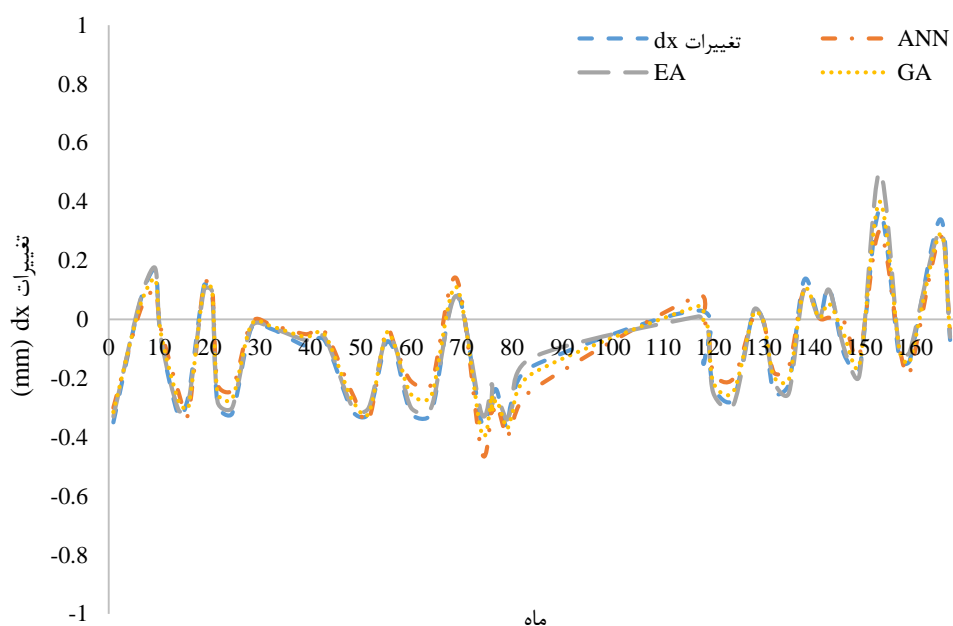
در شکل های ۱۰ تا ۱۳، مقایسه بین تغییرات dx و dy اندازه گیری شده و برآورد شده توسط الگوریتم های EA، GA و روش شبکه ی عصبی مصنوعی ارائه شده است. با توجه به این که داده ها به صورت ماهیانه بررسی شده اند، لذا هر یک از شماره های واقع در محور افقی شکل های ۱۰ تا ۱۳، بیانگر یک تاریخ مشخص می باشند (به طور مثال، شماره ۱، نشان دهنده تاریخ ۱۳۷۹/۱/۲۸ است).



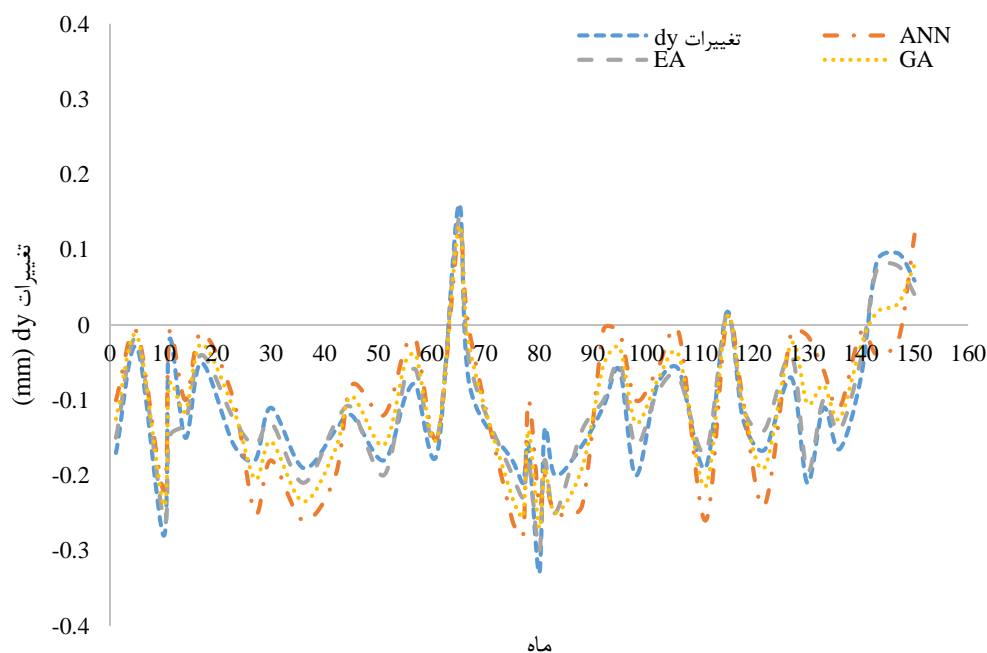
شکل ۱۰: مقایسه نحوه‌ی تغییرات dx ترک ۱ پیش‌بینی شده توسط الگوریتم EA و اندازه‌گیری شده



شکل ۱۱: مقایسه نحوه‌ی تغییرات dy ترک ۱ پیش‌بینی شده توسط الگوریتم EA و اندازه‌گیری شده



شکل ۱۲: مقایسه نحوه‌ی تغییرات ترک dx ترک ۱ پیش‌بینی شده توسط مدل‌های EA، GA و ANN با داده‌های اندازه‌گیری شده



شکل ۱۳: مقایسه نحوه‌ی تغییرات ترک dy ترک ۱ پیش‌بینی شده توسط مدل‌های EA، GA و ANN با داده‌های اندازه‌گیری شده

با توجه به شکل‌های بالا، در ترک‌های نشان داده شده از مجموعه‌ی مورد بررسی، مقادیر dx و dy تخمین زده شده تطابق مناسبی با مقادیر اندازه‌گیری شده دارند. همچنین مشخص می‌شود که نتایج حاصل از اجرای الگوریتم EA در مقایسه با الگوریتم GA و روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی، مطابقت بسیار خوبی با مقادیر اندازه‌گیری شده دارد. بخش‌هایی از دو شکل ۱۰ و ۱۱، که مقادیر اندازه‌گیری شده و تخمین زده شده روی هم قرار گرفته‌اند، بیانگر دقت بالای برآورد توسط الگوریتم EA می‌باشند. همچنین با توجه به نتایج حاصله، می‌توان بیان کرد مهم‌ترین دلیل ترک خوردگی سد زاینده‌رود، تغییر دما می‌باشد به نحوی که در اثر تغییر دما مقدار تنش حرارتی که در بتن ایجاد می‌شود، از ظرفیت کششی بتن بیش‌تر می‌شود (نسبت تنش کششی ایجاد شده در اثر تغییر دما در بتن از ۱ بیش‌تر می‌شود).

همچنین زمانی که سطح آب در مخزن بیشینه باشد، تنش کششی کمی به رویه‌ی سد اعمال می‌شود، لذا زمانی که تراز آب مخزن بیشینه باشد، احتمال ایجاد ترک (کششی) در رویه کم است.

۴-۶- تحلیل خطا

نتایج خطای بین روش‌های تخمین ترک خوردگی و داده‌های اندازه‌گیری شده با استفاده از شاخص‌های آماری معرفی شده در بخش دوم، در جدول ۵ مورد مقایسه قرار گرفته‌اند.

جدول ۵: ارزیابی کارایی روش‌های تخمین ترک خوردگی سد

NSE			RMSE			R ²			مقدار شاخص
ANN	GA	EA	ANN	GA	EA	ANN	GA	EA	
۰/۳۷	۰/۴۲	۰/۷	۰/۰۳۷	۰/۰۳۹	۰/۰۲۴	۰/۹۲	۰/۹۱	۰/۹۵	

همان‌گونه که از نتایج جدول ۵ مشاهده می‌شود مقادیر شاخص‌های ارزیابی برای الگوریتم EA در محدوده مناسب‌تر و قابل قبول‌تری نسبت به روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی و الگوریتم GA قرار دارند. با توجه به اینکه الگوریتم EA با تعداد کم‌تری از پارامترها در مقایسه با دو روش GA و شبکه‌ی عصبی مصنوعی سازگار است، لذا نتایج حاصل از آن در تخمین و مدل‌سازی ترک‌های سد، مطلوب‌تر بوده و توانایی بالاتری در حل مسئله مورد بررسی در این پژوهش دارد. پس از حصول موفقیت و کارایی الگوریتم EA، این الگوریتم برای سایر ترک‌ها نیز اجرا شد که نتایج مقدار شاخص‌های ارزیابی برای سایر ترک‌ها در جدول ۶ و شکل‌های ۱۲ و ۱۳، با روش‌های الگوریتم GA و ANN مقایسه شده است.

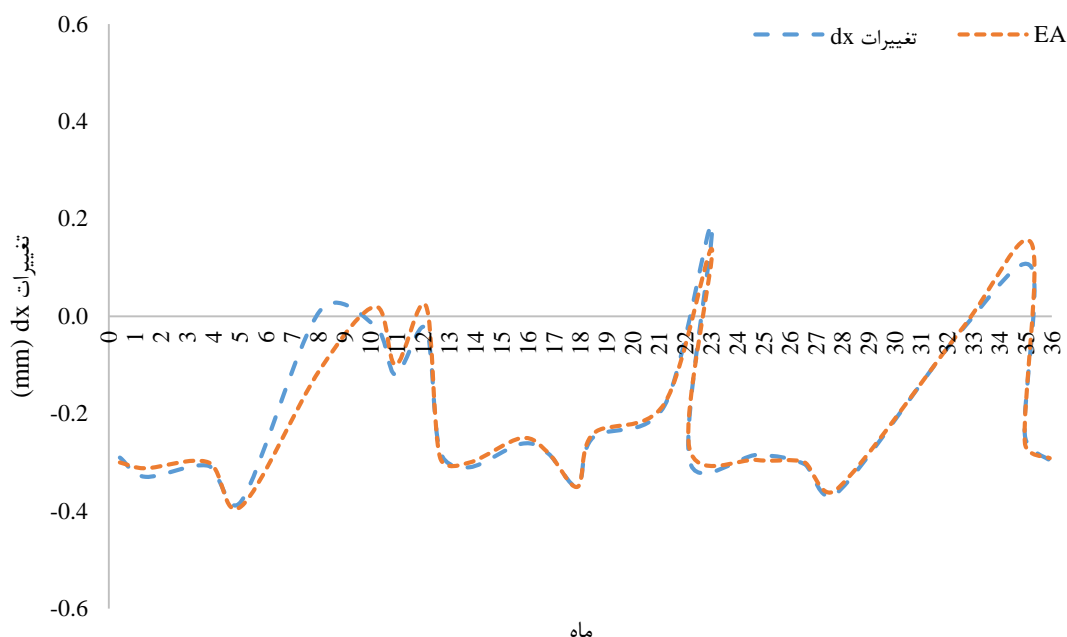
جدول ۶: نتایج مقدار شاخص‌های ارزیابی برای سایر ترک‌ها

NSE			RMSE			R ²			مقدار شاخص ترک‌های ۲۰، ۲۱ و ۲۶
ANN	GA	EA	ANN	GA	EA	ANN	GA	EA	
۰/۳۵	۰/۴	۰/۷۲	۰/۰۳۲	۰/۰۳۴	۰/۰۲۲	۰/۹۳	۰/۹۱	۰/۹۷	
۰/۳۱	۰/۳۴	۰/۷۴	۰/۰۳۴	۰/۰۳۷	۰/۰۲۸	۰/۹	۰/۸۸	۰/۹۴	مقدار شاخص ترک‌های سرریز

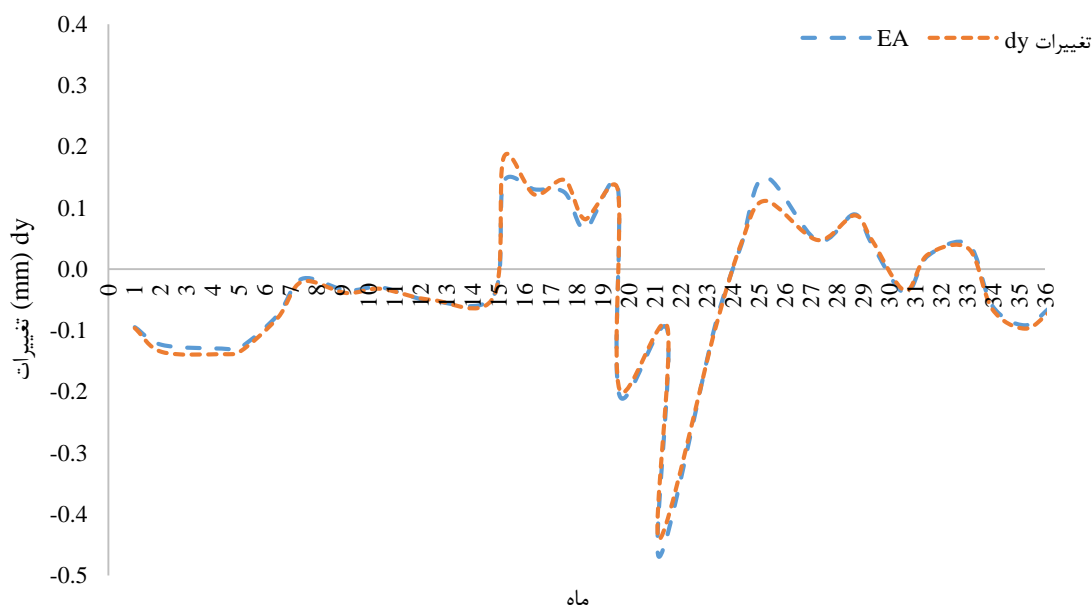
همان‌گونه که مشاهده می‌شود، نتایج حاصل از الگوریتم EA با مقدار $R^2=0.97$ در مقایسه با دو روش دیگر از دقت بالایی برخوردار می‌باشد. با توجه به جدول ۶، نتایج مدل‌های مورد بررسی از جمله نتایج الگوریتم EA برای ترک‌های سد از دقت بالاتری برخوردارند. بیش‌تر بودن مقدار خطا برای ترک‌های سرریز در مقایسه با ترک‌های سد، به این دلیل است که داده‌های اندازه‌گیری شده مربوط به سد از سال ۱۳۷۹-۱۳۹۲ بوده، ولی داده‌های مربوط به سرریز از سال ۱۳۸۲-۱۳۹۲ می‌باشند، بدین معنی که داده‌های اندازه‌گیری شده مربوط به سرریز، ۳۶ ماه (۳۶ داده) از داده‌های سد کم‌تر است. بنابراین پنج ترک سرریز به دلیل این‌که داده‌های آن‌ها کم‌تر است، دقت نتایجشان نیز کم‌تر می‌باشد. همچنین در بین ترک‌های سد، دقت نتایج ترک‌های بلوک ۲۶ که داخل گالری‌ها قرار دارند، در مقایسه با سایر ترک‌ها مطلوب‌تر به دست آمد که در نتیجه می‌توان اندازه‌گیری تغییرات ترک برای این ترک‌ها را نسبت به دیگر ترک‌ها کم‌تر انجام داد.

۴-۷- بررسی تغییرات ترک‌ها

جهت بررسی دقیق‌تر نحوه‌ی تغییرات مکان افقی و قائم ترک‌ها با استفاده از نتایج خروجی دو ترک بلوک ۱۱ (به دلیل بالاتر بودن دقت نتایج در این بلوک)، نحوه‌ی تغییرات افقی و قائم ترک ۱ طی سال‌های ۱۳۹۰-۱۳۹۲ بررسی شده است (شکل‌های ۱۴ و ۱۵). جهت مقایسه‌ی بهتر، بازه‌ی کوچک‌تری (۳۶ داده) مورد مقایسه قرار گرفت. هر کدام از شماره‌های واقع در محور افقی بیانگر یک تاریخ است، به‌گونه‌ای که منظور از شماره‌های ۱ و ۳۶ در محور افقی، به‌ترتیب بیانگر تاریخ‌های ۱۳۷۹/۰۱/۲۸ و ۹۲/۱۲/۲۴ می‌باشند.



شکل ۱۴: مقایسه نحوه‌ی تغییرات dx تخمین زده شده و اندازه‌گیری شده ترک شماره ۱ طی سال‌های ۱۳۹۰-۱۳۹۲



شکل ۱۵: مقایسه نحوه‌ی تغییرات dy تخمین زده شده و اندازه‌گیری شده ترک ۱ طی سال‌های ۱۳۹۰-۹۲

با توجه به شکل‌های ۱۴ و ۱۵، مقادیر dx و dy به ترتیب در ماه‌های بهمن و اسفند سال ۱۳۹۰، بیش‌ترین مقدار را دارا می‌باشند و بیش‌ترین اختلاف را با دیگر dx و dy ‌های تخمین زده شده دارند، به‌نحوی که حداکثر میزان اختلاف dx و dy خروجی در این بازه زمانی با مقادیر اندازه‌گیری شده در حدود ۰/۱ تا ۰/۲ میلی‌متر می‌باشد. دلیل این امر نوسانات فصلی دما است که موجب ایجاد تغییراتی در کرنش و در نتیجه، تغییراتی در تغییر مکان‌ها و تنش‌های محاسبه شده می‌شود، چرا که آن‌ها می‌توانند باعث بسته شدن کامل و بازشدگی مجدد ترک‌ها شوند. به علاوه، تغییرات دمایی می‌تواند یکی از دلایل ترک خوردگی در بدنه سد باشد. همچنین کم‌ترین میزان تغییر مکان‌های افقی و قائم ترک‌های سد نیز مربوط به دی و بهمن ماه سال ۱۳۹۱ می‌باشد. لذا نتیجه گرفته می‌شود که الگوریتم

EA از دقت بالایی در تخمین تغییر مکان‌های افقی و قائم ترک‌های سد در طی ماه‌های دی، بهمن و اسفند دو سال ۱۳۹۱-۱۳۹۰ برخوردار است، به‌نحوی که مقدار ضریب همبستگی مقادیر تخمین زده شده برای این دوره زمانی، نزدیک به ۱ می‌باشد. بنابراین با توجه به نتایج حاصل در این بخش، می‌توان با اطمینان به نتایج به‌دست آمده از اجرای الگوریتم EA و با تعیین مقادیر دما و تراز آب برای موارد آتی با استفاده از الگوریتم EA مقدار dx و dy را تخمین زده و از برآوردهای حاصله جهت برنامه‌ریزی در اقدامات نگهداری و هم‌چنین بازرسی‌ها بهره‌جست.

۴-۸- تعیین معادله تغییرات مکان افقی و قائم

جهت تعیین معادله‌ای برای داده‌های خروجی حاصل از الگوریتم EA از رگرسیون غیرخطی استفاده شد. برای به‌دست آوردن بهترین معادله، با در نظر گرفتن dx و dy به‌عنوان متغیر وابسته بر حسب متغیرهای مستقل شامل دما و تراز آب، معادلاتی برای dx و dy استخراج گردید. قابل ذکر است که این معادلات تقریبی می‌باشند و تلاش بر آن است که معادله‌ای تعیین شود که کم‌ترین خطا را داشته باشد. معادلات ۱۷ و ۱۸، با دارا بودن مقدار خطای نسبی 0.01572 و 0.01745 و ضریب همبستگی 0.98 و 0.96 به‌عنوان بهترین روابط معرفی می‌شوند.

$$dx=10.88-0.0048 x+0.038 y \quad (17)$$

$$dy=6.11-0.0032 x+0.003 y \quad (18)$$

در معادلات ۱۷ و ۱۸ پارامترهای x و y به ترتیب بیانگر مقادیر تراز آب و دما می‌باشند.

۴-۹- مقایسه الگوریتم پیشنهادی با روش‌های موجود

جهت اثبات کارایی مدل (الگوریتم EA) به‌کار گرفته شده، نتایج حاصل از پژوهش حاضر با نتایج تحقیقات خلیلیان‌پور (۱۳۹۵) که با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی، به بررسی ترک خوردگی سدهای بتنی پرداخته بودند، مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج بیانگر این است که الگوریتم EA با متوسط مقادیر RMSE برابر با 0.024 در ارزیابی تغییرات ترک‌ها در مقایسه با نتایج شبکه‌ی عصبی مصنوعی با مقدار RMSE برابر با 0.037 موفق‌تر عمل نموده و این حاکی از برتری کارایی مدل (الگوریتم EA) به‌کار گرفته شده در پژوهش حاضر است.

۵- نتیجه‌گیری

هدف از انجام این پژوهش، ارزیابی ترک خوردگی سد بتنی زاینده‌رود با استفاده از الگوریتم EA و مقایسه نتایج آن با نتایج روش شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک می‌باشد که از داده‌های ۱۳ ساله (۱۳۹۲-۱۳۷۹) دما و تراز آب به‌عنوان ورودی مدل‌ها استفاده شد. خروجی‌های حاصل گویای این مطلب است که مدل‌های مورد استفاده برآورد خوبی از تغییر مکان‌های افقی و قائم ترک‌ها ارائه نموده‌اند. نتایج مدل‌های مورد بررسی نشان داد که این مدل‌ها برای ترک‌های سد از دقت بالاتری برخوردارند. نتایج به‌دست آمده نشان داد که الگوریتم انتخابات (EA) در مقایسه با روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی (ANN) و الگوریتم ژنتیک (GA) دارای دقت بالاتری (با متوسط ضریب تبیین برابر با 0.95) در تخمین ترک‌ها می‌باشد. هم‌چنین نتایج حاکی از آن بود که بهترین عملکرد الگوریتم EA زمانی حاصل شد که مقدار $MSE = 0.0035 - 0.004$ بود. بنابراین با استفاده از الگوریتم EA می‌توان تغییرات ترک‌های سد بتنی را با دقت بالایی ارزیابی کرد و تخمین‌های نزدیک به واقعیت انجام داد، زیرا مقادیر شاخص خطای RMSE و NSE در محدوده رضایت‌بخشی قرار دارند و هم‌چنین مقدار ضریب تبیین نیز به ۱ خیلی نزدیک است. کم‌ترین میزان تغییر مکان‌های افقی و قائم ترک‌های سد مربوط به دی و بهمن ماه سال ۱۳۹۱ می‌باشد. مقادیر ابعاد ترک‌ها به‌ترتیب در ماه‌های بهمن و اسفند سال ۱۳۹۰، بیش‌ترین مقدار را دارا می‌باشند و بیش‌ترین اختلاف را با دیگر ابعاد ترک‌های تخمین زده شده دارند، به‌نحوی که حداکثر میزان اختلاف ابعاد ترک‌ها در این بازه زمانی با مقادیر اندازه‌گیری شده در حدود 0.1 تا 0.2 میلی‌متر می‌باشد. دلیل این امر نوسانات فصلی دما است که موجب ایجاد تغییراتی در تغییر مکان‌ها و کرنش و در نتیجه،

در تنش‌های محاسبه شده می‌شود، چرا که تنش‌های حرارتی ایجاد شده و به تبع آن تغییر مکان‌های متناظر می‌توانند باعث کاهش و افزایش ابعاد ترک‌ها شوند. نتایج حاصله در پژوهش حاضر حاکی از آن است که در صورتی که برای ارزیابی ترک خوردگی سد بتنی زاینده‌رود از الگوریتم‌های فرا ابتکاری به خصوص الگوریتم EA استفاده شود، برای سال‌های آتی با داشتن دمای بتن و تراز آب، می‌توان مقادیر dx و dy را با دقت مناسب‌تری تخمین زد. همچنین پیشنهاد می‌گردد در مطالعات آتی اندازه‌گیری‌های تغییر مکان ترک‌های سد، زمانی که مقدار dx و dy بحرانی است، انجام شود که در نتیجه موجب کاهش هزینه‌ها و افزایش ضریب ایمنی سد نیز خواهد شد.

مراجع

- [1] Khalilianpour, M. R. (2016). *Evaluation of the concrete dams cracking using neural networks*. MSc. of Hydraulic Structures. Faculty of Civil Engineering, University of Shahrkord.
- [2] Tonakian, A., Najafnia, N., and Azizian, Gh. R. (2013). Preliminary location of cracks in concrete dams by weighted artificial neural networks. In: *7th National Congress on Civil Engineering*. Shahid Nikbakht Engineering University, Zahedan.
- [3] Nawayeniya, B., Naseri, N., Kalani Sarokalaji, L., and Vaseghi Amiri, C. (2014). Evaluation of nonlinear response of concrete concrete weights with cracking modeling using rotary and fixed method. In: *The first national congress of engineering structures of Iran*. 21 and 22 January, Tehran.
- [4] Petroski, H. (1981). Simple static and dynamic models for the cracks elastic beam. *International Journal of Fracture*, 17(4), 71-76.
- [5] Gudmundson, P. (1982). Eigenfrequency changes of structures due to cracks, notches or other geometrical changes. *Journal of the Mechanics and Physics of Solids*, 30(5), 339-353.
- [6] Dimarogonas, A. and Paipets, S. (2013). Analytical Methods in Rotor Dynamics: Second Edition. *Elsevier Applied Sciences*, 2-12.
- [7] Douka, E. Loutridis, S., and Trochidis, A. (2003). Crack identification in beams using wavelet analysis. *International Journal of Solids and Structures*, 40(13), 3557-3569.
- [8] Calayir, Y. and Karaton, M. (2005). Seismic Fracture Analysis of Concrete Gravity Dams including Dam-Reservoir Interaction. *Computers and Structures*, 83, 1595-1606.
- [9] Jia, J. S. and Li, X. Y. (2008). Dam heel cracking problem in high arch dams and new measure for solution. *Journal of Hydraulic Engineering*, 39, 1183-1188.
- [10] Hariri-Ardebili, M. A. and Seyed-Kolbadi, S. M. (2015). Seismic cracking and instability of concrete dams: Smeared crack approach. *Engineering Failure Analysis*, 52, 45-60.
- [11] Lin, P. Liu, X. L. Hu, S. Y., and Li, P. J. (2016). Large deformation analysis of a high steep slope relating to the Laxiwa reservoir, China. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 49, 2253-2276.
- [12] Wang, W. and Huang, H. (2018). Cracking Risk and Overall Stability Analysis of Xulong High Arch Dam: A Case Study. *Applied Sciences*, 8(12), doi.org/10.3390/app8122555.
- [13] Zhang, X. F., Wang, X. P., Y. Huang, S., and Li, Y. (2018). Simulation study on temperature stress of RCC arch dam under cold wave conditions. *Water Resources and Water Engineering*, 29, 192-197.
- [14] Lin, P., Shi, J., Zhou, W. Y., and Wang, R. K. (2018). 3D geomechanical model tests on asymmetric reinforcement and overall stability relating to the Jinping I super-high arch dam, *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 102, 28-41.
- [15] Khaji, N. and Javaherzadeh, M. (2017). Application of Neural Networks in Determining the Cracking Severity of Beam-shaped Beams. In: *The third National Civil Engineering Congress*.
- [16] Lotfollahi Yaghin, M., Shamsaie, A., and Hesari, M. A. (2011). The use of static wavelet transform (SWT) to identify the cracking of arched concrete dams, under frequency analysis. *Journal of Civil Engineering*, 11(3), 27-40.
- [17] Alijani Ardehsir, M., Nawayeniya, B., & Ahmadi, M. T. (2016). Nonlinear analysis of concrete concrete weights under normal gradient fault of the site. *Journal of Structural and Construction Engineering (JSCE)*, 3(2), 133-155.
- [18] Piroboudaghi, S., Tarinejad, R. and Alami, M. T. (2016). 2D Seismic cracking identification of concrete gravity dams based on extended finite element method and wavelet transform. *Modares Mechanical Engineering*, 16, 207-217.
- [19] Ahmadi, M. T. and Amini Mazraenoo, M. (2017). Water pressure inside the crack in the behaviour of concrete concrete weighing under the influence of flood load. *Sharif Journal of Civil Engineering*, 33(1.4), 22-37.
- [20] Ghazi Marashi, A. and Hussein, H. (2017). Turkey's analysis in concrete concrete weights using finite element method and using nonlinear failure mechanics criterion. In: *8th National Congress of Civil Engineering, Faculty of Civil Engineering*, Babol, Iran.
- [21] Pirooznia, A. and Mordloo, A. J. (2017). Seismic Improvement of Concrete Gravity Dam Strengthened by Asphalt Buttressing. *Journal of Structural and Construction Engineering (JSCE)*, Available at: doi.10.22065/JSCE.2018.104564.1374.

- [22] Derikvand, Z., Kiamanesh, H. and Hedayat, N. (2018). Investigating the effect of crack length and angle on the behavior of concrete weights: a case study of Gotvand deviation regulation dam. *Journal of Structural and Construction Engineering (JSCE)*, Available at: doi.10.22065/JSCE.2019.145317.1663.
- [23] Elshafey, A. A., Dawood, N., Marzouk, H., and Haddara, M. (2013). Predicting of crack spacing for concrete by using neural networks. *Engineering Failure Analysis*, 31, 344-359.
- [24] Elshafey, A. A., Dawood, N., Marzouk, H., and Haddara, M. (2013). Crack width in concrete using artificial neural networks. *Engineering Structures*, 52, 676-686.
- [25] Alijani-Ardeshir, M., Navayinia, B., and Ahmadi, M. T. (2016). Comparative study of different smeared crack models for concrete dam. *Journal of Gradevinar*, 71(4), 305-318.
- [26] Wu, B., Wu, Zh., Chen, B., and Su, H. (2016). Crack status analysis for concrete dams based on measured entropy. *Science in Technological Sciences*, 59(5), 777-782.
- [27] Dasilva, W. R. L. and Lucena, D. S. (2018). Concrete Cracks Detection Based on Deep Learning Image Classification. *Proceedings*, 2(489).
- [28] Rahimi, D. and Mohammadi, Z., (2017). Hydrological Drought Evaluation of Zayandeh Rood Dam Basin with SWSI Index. *Geography Space Journal*, 7(25), 221-234.
- [29] Emami, H. and Derakhshan, F. (2015). Election algorithm: A new socio-politically inspired strategy. *AI Communications*, 28, 591-603.
- [30] Goldberg, D. E. (1989). *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*, addison-wesley, reading, ma. *NN Schraudolph and J*, 3(1).
- [31] Eshghi, K. and Karimi Nasab, M. (2016). Analysis of Algorithms and design of meta-heuristic methods. Sharif University Press.
- [32] Menhaj, M. B. (1998). Computational Intelligence. No. 1. The Basic of Artificial Neural Networks, Amirkabir University.
- [33] Demuth, H. and Beale, M. (2006). Neural network toolbox users guide: for use with MATLAB. The Math. Works.
- [34] Heidari, A., Tavakoli, D., & Fakharian, P. (2013). Approximate eigenvalue of plate by artificial neural networks. *Journal of Modeling in Engineering*, 11, 49-62.
- [35] Taghizadeh Mehrjardi R., Sarmadian, F., Savaghebi, Gh. R., O, M., Nourayer, T., Rousta, M. J., and Rahimiyan, M. H. (2013). (Comparison of Neuro-Fuzzy, Genetic Algorithm, Artificial Neural Network and Multivariate Regression for Prediction of Soil Salinity (Case study: Ardakan City). *Journal of Range and Watershed Management*, 66, 207-222.
- [36] Tabatabaiejad, S. A. R., Barjasteh, M., & Kamari, M. (2016). Application of artificial neural networks and genetic optimization algorithm to estimate the ratio of dissolved gas to oil bubble point in south-western Iran. *Scientific Journal of Oil & Gaz Exploration & Production*, 134, 62-67.
- [37] Larose, D. T. (2005). *Discovering knowledge in data: an introduction to data mining*. Jhon Wiley & Sons Inc, 240 p.
- [38] Gorbani, M. A., Shahabboddin, Sh., Zare Haghi, D., Azani, A., Bonakdari, H., and Ebtehaj, I. (2017). Application of Firefly Algorithm-Based Support Vector Machines for Prediction of Filed Capacity and Permanent Wilting Point. *Soil and Tillage Research*, 172, 32-38.