

شبیه‌سازی فشار آب حفره‌ای در بدنه سدهای خاکی در زمان ساخت با ترکیب الگوریتم‌های فرا ابتکاری و ANFIS

حسین حکیمی خانسر*، علی حسین‌زاده دلیر، جواد پارسا و جلال شیری^۱

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۵/۱؛ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۴/۲۰)

چکیده

پیش‌بینی دقیق فشار آب حفره‌ای در بدنه سدهای خاکی در زمان ساخت با روش‌های دقیق یکی از مهم‌ترین ارکان در مدیریت پایداری سدهای خاکی است. هدف کلی از این تحقیق توسعه مدل‌های ترکیبی، بر مبنای سیستم استنتاج عصبی فازی و الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری است. در این راستا الگوریتم‌های فرا ابتکاری بهینه‌ساز شامل الگوریتم ژنتیک (GA)، ازدحام ذرات (PSO)، تفاضل تکاملی (DE)، کلونی مورچگان برای فضای پیوسته (ACOR)، جستجوی هارمونی (HS)، رقابت استعماری (ICA)، کرم شب تاب (FA) و گرگ خاکستری (GWO) به‌منظور بهبود عملکرد آموزش سیستم استنتاج عصبی فازی، استفاده شد. سه ویژگی شامل تراز خاکریزی، زمان ساخت سد و تراز مخزن (آبگیری) حاصل از ابزار دقیق سد به‌عنوان ورودی مدل‌های ترکیبی انتخاب شدند. ارزیابی‌هایی انجام شده از مقایسه مدل‌های ترکیبی با شاخص‌های آماری، نشان‌دهنده دقت قابل قبول هر هشت مدل ترکیبی است. نتایج تحقیق نشان داد مدل ترکیبی الگوریتم ژنتیک در دوره آزمون با مقادیر R^2 ، RMSE، NRMSE و MAE به ترتیب برابر با مقادیر ۰/۹۵۴۰، ۰/۴۸۶، ۰/۱۲۳۲ و ۰/۰۳۴۵، بهترین عملکرد را نسبت به سایر الگوریتم‌های بهینه‌ساز دارد. همچنین الگوریتم‌های ترکیبی ANFIS-GA، ANFIS-PSO، ANFIS-FA، ANFIS-HS، ICA، ANFIS-GWO، ANFIS-DE و ANFIS-ACOR در بهبود آموزش شبکه ANFIS و پیش‌بینی فشار آب حفره‌ای در بدنه سدهای خاکی در زمان ساخت، دارند.

واژه‌های کلیدی: سد خاکی، ANFIS، الگوریتم‌های فرا ابتکاری، فشار آب حفره‌ای، ابزار دقیق سد

۱. گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

*: مسئول مکاتبات: پست الکترونیکی: hakimi1904@yahoo.com

مقدمه

سدها و مخازن ذخیره آب نقشی اساسی در توسعه مسائل اقتصادی و تأمین آب در کشور دارند. سدهای خاکی در بین انواع مختلف سدها به علت صرفه‌های اقتصادی، آسانی در اجرا، در دسترس بودن مصالح اجرایی و عملکرد سازه‌ای اهمیت ویژه‌ای دارند (۲۸). ابزارگذاری در حین ساخت برای اطمینان از ایمنی، حداقل کردن هزینه‌های ساخت، کنترل روش و برنامه ساخت، فراهم کردن محافظت قانونی و فراهم کردن اطلاعات برای اندازه‌گیری کمیت‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد (۲۵). سه پارامتر مهم که در تمام سدهای خاکی اندازه‌گیری می‌شوند، فشار آب حفره‌ای، تنش کل و نشست خاک است، زیرا افزایش این پارامترها باعث ناپایداری سد خواهد شد. اکثر مطالعات صورت گرفته در مورد پیش‌بینی این سه پارامتر در سدهای خاکی در زمان ساخت به صورت مدل عددی است. از جمله می‌توان به مطالعات نوتسون و همکاران (۱۱)، راشدی و حایری (۲۳)، سلماسی و همکاران (۲۴)، اسدی و صبا (۳)، کاماسی و بیرانوند (۱۲)، مویکس و همکاران (۱۵) اشاره کرد. با بررسی این منابع، می‌توان گفت: نیاز به تخصص، محاسبات طولانی‌تر و تعیین دقیق شرایط اولیه و هندسه دقیق مسئله در مدل‌سازی عددی، یکی از موانع اصلی در استفاده گسترده از مدل‌های عددی است. از بین بردن دو محدودیت فقدان یک مدل جامع برای همه سدها و کمبود اطلاعات ژئوتکنیک در ایران باعث شد تا از مدل‌های هوش مصنوعی در این تحقیق استفاده شود. فشار آب حفره‌ای در بدنه سد خاکی در زمان ساخت به عواملی مثل مدت زمان ساخت سد، تراز و سرعت خاکریزی، تراز و سرعت آب‌گیری و ... در زمان ساخت سدهای خاکی، بستگی دارد که توزیع آن در هر پروژه تصادفی است؛ بنابراین با توجه به پیچیدگی و نبود قطعیت‌های زیاد در این پدیده، به‌کارگیری مدل‌های هوش مصنوعی و جعبه سیاه، که ورودی و خروجی مشاهداتی را دریافت کرده و فرایند مورد نظر را تخمین می‌زنند، می‌تواند در بهبود مدل‌سازی این‌گونه پدیده مؤثر باشد (۲۰). از میان روش‌های هوش مصنوعی به شبکه‌های عصبی و

سیستم‌های فازی بیشتر توجه شده است. با توجه به گسترش کاربرد روش‌های فرا ابتکاری و الگوریتم‌های داده کاوی، استفاده از سیستم استنتاج عصبی فازی کلاسیک به تنهایی مناسب نیست، بنابراین برای بهینه کردن ساختار ANFIS می‌توان از الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری بهره جست. رانوکویچ و همکاران (۲۲) رفتار یک سد بتنی را با استفاده از رگرسیون بردار پشتیبان مدل‌سازی کردند که نتایج بیانگر این بود که مدل‌های محاسبات نرم نتایج دقیقی را ارائه می‌کند. نوکویچ و همکاران (۱۹) از یک مدل فازی-عصبی برای تخمین فشار آب حفره‌ای پیزومترهای سد Iron Gate2 استفاده کردند که مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل شناسایی بر اساس SVR با داده‌های تجربی خاکی از آن بود که مدل شناسایی SVR نتایج دقیقی ارائه می‌کند. نورانی و همکاران (۱۷) برای بررسی فشار آب حفره‌ای پیزومترهای یک سد خاکی در ایران، مدل‌های ANN با استفاده از داده‌های تراز آب بالادست-پایین دست سد ایجاد کردند و نتایج به‌دست آمده را با نتایج مدل FEM مقایسه کردند و به این نتیجه رسیدند که مدل ANN می‌تواند جایگزین به‌نسبت مناسبی برای مدل عددی FEM باشد. تافیو و همکاران (۲۶) جریان داخل سدی در لهستان را به روش المان محدود و شبکه عصبی بررسی کردند. آنها سطح آب در بالادست و پایین دست سد را به‌عنوان ورودی و سطح آب در داخل پیزومتر را به‌عنوان خروجی مدل عصبی قرار دادند. این پژوهشگران نتایج حاصل از مدل‌سازی شبکه عصبی را دقیق‌تر از مدل‌سازی توسط المان محدود عنوان کردند و به این نتیجه رسیدند که مدل‌سازی توسط شبکه عصبی برای بررسی سطح آب در داخل خاک، نتایج مناسب‌تری دارد. نورانی و باباخانی (۱۶) برای مدل‌سازی نشست از سدها، از ادغام شبکه مصنوعی با روش RBF استفاده کردند. آنها به این نتیجه رسیدند که شبکه عصبی به سبب انعطاف‌پذیری آن قادر به پیش‌بینی مناسبی از مقادیر نشست خواهد بود. پارسا و همکاران (۲۰) به انتخاب ویژگی‌های مؤثر و مدل‌سازی تنش خاک در سد خاکی کبودوال در زمان ساخت با شبکه عصبی به کمک یک الگوریتم بهینه‌ساز پرداختند. با

سرعت بارگذاری در حین ساخت سد، ارزیابی رفتار پی و بدنه سد به‌ویژه در بخش میانی بدنه برای تغییرشکل‌پذیری پی در این بخش، برای بررسی فشار آب حفره‌ای در زمان ساخت سد، استفاده شد. در این مقطع از بدنه سد مجموعاً ۱۱ پیزومتر الکتریکی به‌ترتیب ۳ پیزومتر در داخل بدنه سد، یک پیزومتر در حد فاصل پی و بدنه سد و ۷ پیزومتر در داخل پی سد مدنظر قرار گرفته است. در این مقطع از همه پیزومترهای نصب شده در بدنه سد به نام‌های EP19.6، EP19.7، EP19.8، EP19.9 که جانمایی این پیزومترها را در شکل ۲ مشاهده می‌کنید، استفاده شد. پیزومتر EP19.6 در قسمت میانی و در مرکز مقطع عرضی بین پی و بدنه سد و در تراز ۱۶۰ متر و پیزومتر EP19.7 در تراز ۱۷۰ متر و نزدیک مخزن و قبل از فیلتر و زهکش و پیزومتر EP19.8 در قسمت میانی و در مرکز مقطع عرضی کمی دورتر از پی سد و در تراز ۱۶۶ متر و همچنین پیزومتر EP19.9 بعد از فیلتر و زهکش و در تراز ۱۷۰ متر قرار دارند (شکل ۱) (۶).

برای انجام مطالعه حاضر از داده‌های ابزار دقیق سد کبودال، گرفته شده از شرکت آب منطقه‌ای استان گلستان، استفاده شده است. طول دوره آماری ۴ ساله است (۶).

سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی (ANFIS)

سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی (ANFIS) شامل شبکه‌های عصبی چند لایه‌ای هستند و از الگوریتم‌های یادگیری شبکه عصبی و منطق - فازی به‌منظور طراحی نگاهت غیرخطی بین فضای ورودی و خروجی بهره می‌گیرند. این سیستم با توجه به توانایی در ترکیب قدرت زبانی یک سیستم فازی با قدرت عددی یک شبکه عصبی، توفیق بسیاری در مدل‌سازی و کنترل سیستم‌های پیچیده داشته‌اند. سیستم ANFIS در ابتدا توسط جانگ و همکاران (۷) معرفی شد. پس از آن به‌عنوان یکی از ابزارهای تقریب‌ساز توابع حقیقی پیوسته (و با هر مقدار دلخواه و درجه دقت) در سطح جهانی استفاده شد. این سیستم از نظر عملکرد شباهت زیادی به سیستم‌های استنتاج - فازی دارد (۸).

اجرای الگوریتم هیبریدی و تحلیل حساسیت و روش انتخاب ویژگی، تراز خاکریزی و زمان ساخت سد، مؤثرترین ویژگی‌ها در مدل‌سازی تنش کل در سلول‌های منتخب بودند.

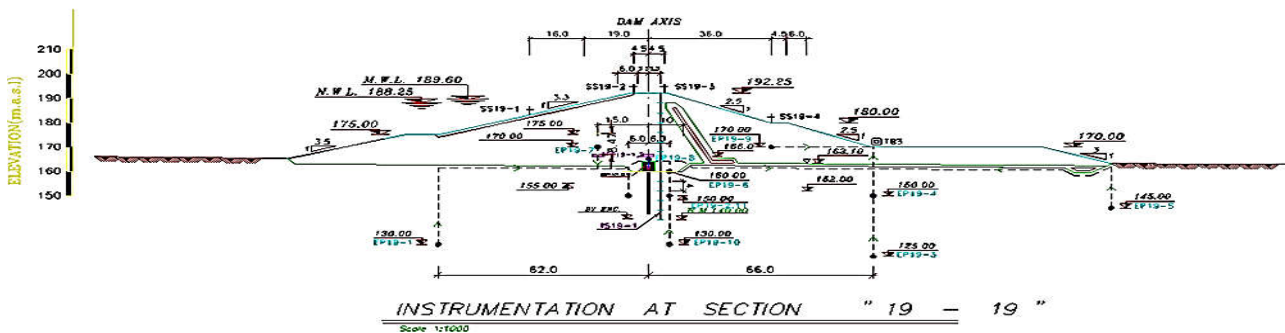
در این مطالعه برای اولین بار، سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی بهبود یافته و بهینه شده، برای پیش‌بینی فشار آب حفره‌ای در بدنه سدهای خاکی در زمان ساخت مدنظر قرار گرفته است. از آنجا که ساختار سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی بر اساس یک شبکه پیشرو است، در بیشتر مواقع به مسائل ایستا محدود می‌شود، برای غلبه بر این مشکل از ترکیب ۸ الگوریتم‌های فرا ابتکاری برای آموزش سیستم عصبی - فازی و بروزرسانی پارامترها و ساختار آن استفاده شده است و در نهایت بهترین مدل‌ها با توجه به شاخص‌های آماری برای پیش‌بینی فشار آب حفره‌ای در بدنه سدهای خاکی در زمان ساخت، توسعه داده شده است.

مواد و روش‌ها

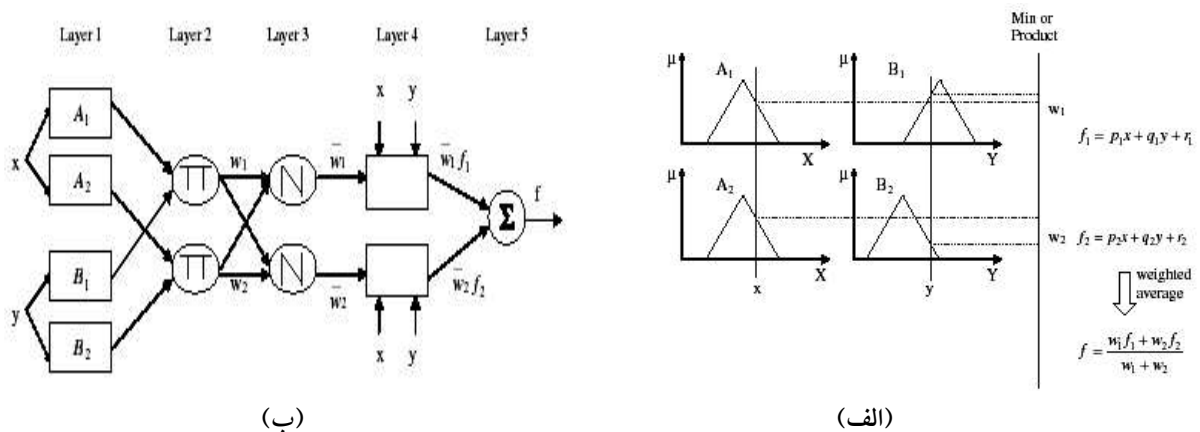
سد مورد مطالعه

سد کبودال (قره‌سو زرین گل) در اطراف شهر علی‌آباد و در ۴۰ کیلومتری شرق گرگان واقع در مسیر گرگان - مشهد قرار دارد. این سد در استان گلستان در شمال شرق ایران و در حد فاصل طول جغرافیایی ۵۴ درجه و ۴۰ دقیقه تا ۵۴ درجه و ۵۶ دقیقه شرقی و عرض‌های جغرافیایی ۳۶ درجه و ۵۴ دقیقه تا ۳۷ درجه و ۶۰ دقیقه شمالی قرار دارد. سد کبودال همگن و دارای فیلتر و زهکش مایل است. طول تاج سد ۱۳۷۲ متر و حداکثر ارتفاع از پی ۳۲/۲۵ متر است. ارتفاع از بستر ۳۰/۵ متر و همچنین تراز بستر سد ۱۶۲ متر از سطح دریا و حداقل تراز آب در مخزن ۱۷۱ متر از سطح دریا و نیز حداکثر تراز نرمال آب ۱۸۸/۲۵ متر از سطح دریا است. ضخامت در پی ۱۰ متر و آب قابل تنظیم سالیانه حدود ۵۵ میلیون مترمکعب است (شکل ۱) (۶).

از مقطع عرضی ۱۹ (مقطع عرضی بخش میانی بدنه و پی سد) به‌علت حساسیت پی و بدنه سد کبودال در خصوص نحوه و



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی، مقطع تیپ و جانمایی ابزار دقیق نصب شده در مقطع عرضی شماره ۱۹



شکل ۲. الف) مدل فازی مرتبه اول سوگنو با دو متغیر ورودی (x و y) و ب) لایه‌های موجود در ساختار مدل ANFIS

شامل دو قانون فازی "اگر - آنگاه" است؛ می‌تواند به صورت روابط (۱) و (۲) نشان داده شود:

$$f_1 = P_1 A_1 + q_1 B_1 + r_1 \quad (1)$$

قانون دوم: اگر x برابر A₂ و y برابر B₂ باشد آنگاه:

$$f_2 = P_2 A_2 + q_2 B_2 + r_2 \quad (2)$$

سامانه استنتاج عصبی- فازی تطبیقی به‌کار گرفته شده در تحقیق حاضر، معادل مدل فازی از مرتبه سوگنو است. در سامانه عصبی- فازی با توجه به داده‌های ورودی، درجه عضویت، قوانین و توابع درجه عضویت خروجی تعیین می‌شود. یک سیستم استنتاج فازی با دو متغیر x و y یک متغیر خروجی f در نظر گرفته می‌شود. مدل فازی مرتبه اول سوگنو که

می‌تواند به منظور شناسایی مسائل سخت در توابع هدف که ویژگی‌های پیچیده مانند چندمنظوره بودن، غیرمداوم بودن، غیرقابل تشخیص و ... دارند، به کار برده شود. این الگوریتم‌ها یک جمعیت راه حل را مدیریت و دستکاری می‌کنند و جستجوی خود را برای راه‌حل‌های عمده در مورد بقای تاکتیک‌های مناسب انجام می‌دهند. به‌طور کلی، پردازش الگوریتم ژنتیک به تعیین شش موضوع اساسی نیاز دارد: ۱. کروموزوم‌های نماینده؛ ۲. انتخاب تابع؛ ۳. عملگرهای ژنتیک؛ ۴. ایجاد جمعیت اولیه؛ ۵. شرایط پایانی؛ ۶. تابع ارزیابی (۵).

الگوریتم تکامل تفاضلی یا DE

این الگوریتم برای غلبه بر عیب اصلی الگوریتم‌های ژنتیکی یعنی فقدان جستجوی محلی در این الگوریتم‌ها ارائه شده است. تفاوت اصلی بین الگوریتم‌های ژنتیکی و الگوریتم DE در ترتیب عملگرهای جهش و تلاقی (باز ترکیبی) و همچنین در نحوه کار عملگر انتخاب است. این الگوریتم از یک عملگر تفاضلی برای تولید جواب‌های جدید بهره می‌گیرد که این عملگر باعث مبادله اطلاعات بین اعضای جمعیت می‌شود. یکی از مزایای این الگوریتم داشتن حافظه است که اطلاعات جواب‌های مناسب را در جمعیت فعلی حفظ می‌کند. دیگر مزیت این الگوریتم مربوط به عملگر انتخاب آن است. در این الگوریتم همه اعضای یک جمعیت شانس مساوی برای انتخاب شدن به‌عنوان یکی از والدین را دارند. به این صورت که نسل نوزاد با نسل والد از نظر میزان شایستگی که توسط تابع هدف سنجیده می‌شود، مقایسه می‌شود. سپس بهترین اعضا به‌عنوان نسل بعدی وارد مرحله بعد می‌شوند. به‌طور کلی این الگوریتم دارای چهار مرحله اساسی ارزش‌دهی، جهش، تقاطع یا باز ترکیبی و درنهایت انتخاب است. مهم‌ترین ویژگی‌های الگوریتم DE، سرعت بالا، سادگی و قدرتمند بودن آن است (۱۳).

بهینه‌سازی کلونی مورچگان برای فضای پیوسته یا ACOR

الگوریتم مورچگان پیوسته یک الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر

سیستم فازی حاصل در شکل ۲ نشان داده شده است. متغیر خروجی f عبارت از میانگین وزنی خروجی‌های مربوط به هر یک از قانون‌های گفته شده است. همچنین این شکل الگوریتم ساده‌ای از عملکرد و ارتباط بین لایه‌ها در مدل استنتاج عصبی فازی تطبیقی را نشان می‌دهد. همچنین در این سیستم‌ها در مرحله آموزش، با اصلاح ویژگی‌های درجه عضویت بر اساس میزان خطای قابل قبول، مقادیر خروجی به مقادیر واقعی نزدیک‌تر می‌شوند. روش‌های آموزش رایج در ANFIS، روش پس انتشار خطا و هیبرید است. در روش پس انتشار خطا با استفاده از الگوریتم شیب نزولی خطا، مقدار خطا به سمت ورودی‌ها پخش می‌شود و ویژگی‌ها تصحیح می‌شوند. از ترکیب روش گرادیان نزولی و کمترین مربعات خطا در روش هیبرید استفاده می‌شود. انتخاب تصادفی داده‌ها مسئله‌ای است که در آموزش و آزمون شبکه ANFIS باید به آنها توجه کرد.

بهینه‌سازی ازدحام ذرات یا PSO

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات یکی از مهم‌ترین الگوریتم‌های بهینه‌سازی هوشمند است که در حوزه هوش ازدحامی جای می‌گیرد. این روش یک روش محاسباتی تکاملی است که توسط کندی و ابره‌ارت (۱۰) ارائه شده است. بهینه‌سازی ازدحام ذرات از رفتار اجتماعی پرندگان الهام گرفته شده است. این روش از تعدادی از ذرات (راه‌حل‌های نامزد) که در فضای جستجو به دنبال یافتن بهترین راه حل هستند، استفاده می‌کند. در همین حال همه ذرات به‌سوی بهترین ذره‌ای (بهترین راه حل) که در مسیرشان وجود دارد، حرکت می‌کنند. به بیان دیگر، ذرات بهترین راه‌حل‌های خود را به‌عنوان بهترین راه حل کلی در نظر می‌گیرند (۱۰).

الگوریتم ژنتیک پیوسته یا GA

الگوریتم‌های ژنتیک، الگوریتم‌هایی هستند که برای تقلید اصول تکامل زیستی در سیستم ژنتیک طبیعی طراحی شده‌اند. GA روش نمونه‌گیری تصادفی شناخته می‌شود. این الگوریتم

الگوریتم رقابت استعماری (ICA)

الگوریتم رقابت استعماری الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر جمعیت است که از مزایای سیاست مانند مفاهیم اجتماعی و فرهنگی در فرایند بهینه‌سازی استفاده کرده است. الگوریتم در ابتدا توسط یک جمعیت اولیه، یعنی کشورهای امپریالیستی تنظیم شده است. هر کشور امپریالیستی شامل مستعمرات و کشورهای دیگر است. کشورهای امپریالیستی با هم رقابت می‌کنند و سعی می‌کنند بر دیگر کشورها غلبه کنند و آنها را به مستعمرات خود اضافه کنند. این رقابت هسته الگوریتم تکاملی، رقابت استعماری را ایجاد می‌کند. در طول فرایند رقابت، امپراتوری‌های ضعیف‌تر سقوط می‌کنند و مستعمرات آنها توسط امپراتوری قوی‌تر تصاحب می‌شود. این فرایند ادامه دارد تا یکی از امپراتوری‌ها با موقعیت مشخص، مستعمرات آن باقی بماند. نظریه اصلی و اطلاعات جزئی درباره الگوریتم ICA را می‌توان در مقالات مربوط به بخش منابع بررسی کرد (۴).

الگوریتم گرگ خاکستری

الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری به اختصار GWO در گروه الگوریتم‌های هوش جمعی قرار دارد و مانند خیلی از الگوریتم‌های فرا ابتکاری دیگر، الهام گرفته از طبیعت است و اساس آن ساختار سلسله مراتبی است که رفتار اجتماعی گرگ‌های خاکستری را در زمان شکار، مدل‌سازی می‌کند. در پیاده‌سازی الگوریتم GWO، چهار نوع از گرگ‌های خاکستری، مانند: آلفا، بتا، دلتا و امگا برای مدل‌سازی سلسله مراتبی رهبری گرگ‌های خاکستری استفاده شده است که سه گام اصلی برای شکار، شامل: جستجو برای طعمه، محاصره طعمه و حمله به طعمه، اجرا می‌شوند. نتایج حاصل از توابع محک گوناگون، حاکی از عملکرد مطلوب الگوریتم در مقایسه با الگوریتم‌های مشابه است (۱۴).

ترکیب ANFIS با الگوریتم‌های فرا ابتکاری

طراحی و آموزشی سیستم‌های استنتاج فازی (FIS) و سیستم

کلونی مورچه است که توسط سوچا و دوریگو پیشنهاد شده است. این الگوریتم سعی دارد متاهوریستیک الگوریتم مورچگان در فضای گسسته (ACOR) را دنبال کند. ساختار آن به کاربر اجازه حل مسائل بهینه‌سازی ترکیبی (گسسته-پیوسته) را می‌دهد. قانون الگوریتم مورچگان پیوسته در انتخاب مقادیر متغیر در فضای جستجو با توزیع احتمال پیوسته بیان می‌شود. ایده اصلی این الگوریتم استفاده از یک توزیع احتمال پیوسته با استفاده از یک تابع چگالی احتمال (PDF) به جای استفاده از یک توزیع احتمال گسسته است. برای این منظور الگوریتم تابع گوسی را به کار می‌گیرد، اما یک تابع گوسی به تنهایی نمی‌تواند دو نقطه از فضا را که کاندید بهینه هستند نشان دهد، بنابراین نیازمند یک کرنل گوسی است که مجموع وزن‌دار از چندین تابع گوسی واحد g است (۱).

الگوریتم کرم شب تاب

الگوریتم کرم شب تاب، الهام گرفته از طبیعت، در اصل توسط یانگ (۵) به عنوان یک نوع از روش‌های هوش مصنوعی نورهایی تولید می‌کنند که الگوی نوری هر کدام با دیگری متفاوت است. آنها به منظور جذب جفت و شکار از این نور استفاده می‌کنند، میزان این نور رابطه مستقیم با جذابیت کرم شب تاب دارد. با لحاظ کردن میزان نور هر کرم به عنوان مقدار تابع هدف، می‌توان رفتار کرم‌های شب تاب را به صورت یک الگوریتم بهینه‌ساز مدل کرد (۳۰).

الگوریتم جستجوی هارمونی یا HS

هارمونی یکی از مؤلفه‌های موسیقی است که برای گوش‌نوازتر شدن و تقویت محتوای موسیقی به آن افزوده می‌شود و طراحی مناسب آن، نیازمند آگاهی به اصول علم هارمونی (حداقل در حد تجربی) است. از مدل‌سازی و شبیه‌سازی فرایندی که یک آهنگ‌ساز برای هارمونیزه کردن یک قطعه موسیقی طی می‌کند، الگوریتمی استخراج شده است که امروزه آن را به نام جستجوی هارمونی می‌شناسیم (۲۹).

۷۰ درصد داده‌ها به‌طور تصادفی برای آموزش و ۳۰ درصد باقیمانده برای آزمون استفاده شده است).

۳. ایجاد یک سیستم فازی پایه با استفاده از متغیرهای ورودی و یک متغیر خروجی

۴. به‌دست آوردن کلیه پارامترهای توابع عضویت مربوط به ورودی‌ها و خروجی‌های سیستم فازی پایه

۵. تنظیم پارامترهای توابع عضویت و بخش نتیجه قوانین اگر-آنگاه سیستم فازی استنتاجی سیستم فازی توسط الگوریتم بهینه‌سازی فرا ابتکاری

۶. برگرداندن سیستم فازی دارای بهترین مقادیر پارامترهای تنظیم به‌عنوان نتیجه نهایی یک سیستم عصبی فازی تطبیقی بهینه

۷. مقایسه عملکرد مدل‌های ترکیبی مختلف توسعه داده شده با استفاده از شاخص‌های آماری

در این تحقیق کدهای مربوط به الگوریتم‌های بهینه‌ساز با کد مربوط به مدل ANFIS در محیط متلب ۲۰۱۴ با هم ترکیب شده و آموزش ANFIS با این الگوریتم‌ها انجام شده است. شکل ۳ نحوه ترکیب مدل ANFIS با الگوریتم‌های بهینه‌ساز مورد مطالعه را نشان می‌دهد. در این تحقیق ترکیب ANFIS با الگوریتم‌های فرا ابتکاری بهینه‌ساز شامل الگوریتم ژنتیک (GA)، ازدحام ذرات (PSO)، تفاضل تکاملی (DE)، کلونی مورچگان برای فضای پیوسته (ACOR)، جستجوی هارمونی (HS)، رقابت استعماری (ICA)، کرم شب تاب (FA) و گرگ خاکستری (GWO) به‌صورت علائم اختصاری به‌ترتیب برابر ANFIS-ACOR، ANFIS-DE، ANFIS-PSO، ANFIS-GA، ANFIS-GWO و ANFIS-FA، ANFIS-ICA، ANFIS-HS، نشان داده شده است.

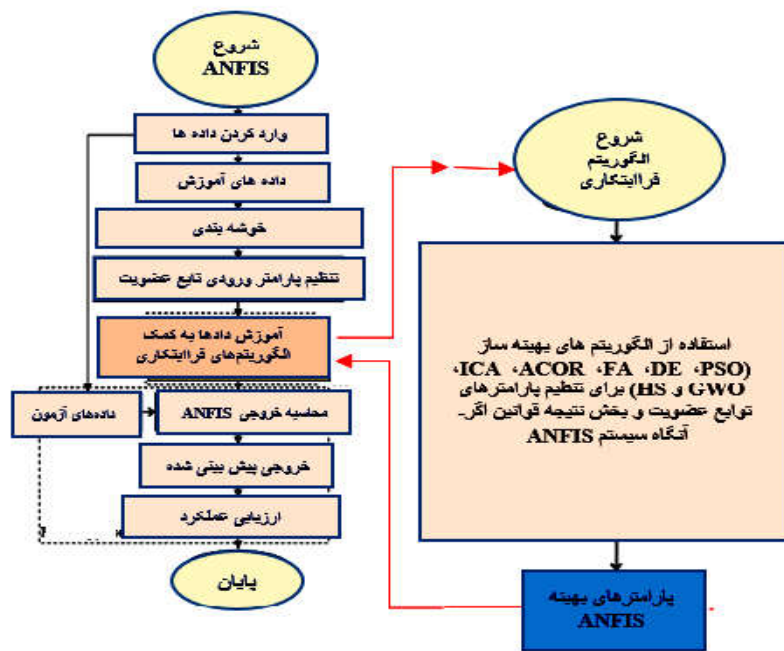
ارزیابی مناسب بودن مدل

در این تحقیق از شاخص‌های آماری ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) برحسب کیلوپاسکال (kPa)، ریشه میانگین مربعات خطای نرمال شده (NRMSE)، ضریب تبیین (R^2)، میانگین خطای مطلق (MAE)، و نیز میانگین هندسی نسبت

استنتاج عصبی فازی یا (ANFIS) اغلب با استفاده از رویکردهای کلاسیک، نظیر گردان زولی و پس انتشار انجام می‌پذیرد (۲۱). اما در این مطالعه، از الگوریتم‌های فرا ابتکاری در طراحی بهینه سیستم‌های فازی نوع تاکاگی-سوگنو-کانگ (TSK) استفاده شده است. ساختار سیستم استنتاج عصبی فازی بر پایه یک سیستم استنباط فازی است که پارامترهای بخش‌های فرض و نتیجه قوانین اگر-آنگاه فازی توسط یک مدل شبکه عصبی تنظیم می‌شود. از آنجا که الگوریتم یادگیری شبکه عصبی مبتنی بر استفاده از روش‌های بهینه‌سازی بر مبنای شیب توابع است، که امکان دارد جواب نهایی الگوریتم یادگیری و پارامترهای تنظیم شده در نقاط بهینه موضعی محبوس شوند. بنابراین استفاده از روش‌های جستجو یا بهینه‌سازی فرا ابتکاری برای برطرف کردن این مشکل، قابل بررسی است. در واقع در این مطالعه، با ترکیب الگوریتم‌های تکاملی و فرا ابتکاری، با سیستم‌های عصبی فازی، سعی شده است تنظیم مقادیر بهینه برای پارامترهای این سیستم، به الگوریتم‌های بهینه‌سازی هوشمند واگذار شود. در این نوع مدل ترکیبی روند بهینه‌سازی پارامترها بر اساس استفاده از داده‌های ورودی-خروجی است. بر اساس این داده‌ها پارامترهای توابع عضویت و بخش نتیجه قوانین اگر-آنگاه سیستم فازی استنتاجی در آن به‌صورتی تنظیم می‌شود که مقدار خطای مدل در پیش‌بینی داده‌های متغیر خروجی (فشار آب حفره‌ای) یا همان متغیر بخش نتیجه قوانین فازی کمینه باشد. بنابراین باید به این روش تمامی مقادیر بهینه پارامترهای موجود در یک سیستم فازی استنتاجی را تعیین کرد. مراحل توسعه این مدل در شبیه‌سازی فشار آب حفره‌ای در بدنه سدهای خاکی در زمان ساخت بر مبنای سیستم ترکیبی عصبی فازی تطبیقی و ۸ الگوریتم بهینه‌سازی فرا ابتکاری به‌طور خلاصه به‌شرح زیر است:

۱. مشخص کردن ورودی‌ها و خروجی سیستم‌های توسعه داده شده

۲. نرمال‌سازی و ساخت مجموعه داده‌های مربوط به بخش آموزش و آزمون برای مدل ترکیبی (در توسعه تمامی مدل‌ها از



شکل ۳. روندنمای الگوریتم های فرا ابتکاری ترکیب شده با ANFIS

مدل های ترکیبی و O_i مقدار ویژگی واقعی از ابزار دقیق سد و N نمایانگر تعداد داده ها است.

هر چه شاخص ضریب تبیین (R^2) نزدیک تر به یک باشد نشان دهنده کارایی مناسب مدل و تطابق داده های ورودی و خروجی از مدل ها است. هر اندازه ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) برحسب کیلوپاسکال (kPa)، ریشه میانگین مربعات خطای نرمال شده (NRMSE) و میانگین خطای مطلق (MAE) به صفر نزدیک تر باشند، نشان می دهد که خروجی ها دقیق تر بوده و مقادیر واقعی و پیش بینی شده به هم نزدیک ترند (۱۸). از شاخص میانگین هندسی نسبت خطا (GMER) برای مشخص کردن بیش برآورد و یا کم برآورد مدل، استفاده شد. علت استفاده از شاخص GMER ارجحیت آن نسبت به سایر شاخص ها است. اگر مقدار GMER کمتر یا بیشتر از یک باشد به ترتیب بیان کننده کم برآورد یا بیش برآورد مدل ها است (۲). چون روش مدل سازی به کمک روش های هوش مصنوعی، یک روش داده محور است و درک قبلی از روابط بین متغیرها وجود ندارد، یک تحلیل اولیه روی شرایط داده ها، نرمال سازی و به

خطا (GMER) برای بررسی و ارزیابی دقت مدل ها استفاده شد. شاخص های مذکور با استفاده از روابط زیر قابل محاسبه هستند:

$$R^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O}_i)(P_i - \bar{P}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O}_i)^2 \sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P}_i)^2}} \right)^2 \quad (3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{N}} \quad (4)$$

$$MAE = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n |P_i - O_i| \right] \quad (5)$$

$$GMER = \exp \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \ln \left(\frac{P_i}{O_i} \right) \right] \quad (6)$$

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}}{O_i} \quad (7)$$

در روابط اخیر به ترتیب P_i مقدار ویژگی محاسبه شده از

توزیع نامتقارن آنها با کشیدگی به سمت مقادیر کوچک‌تر وجود دارد. همچنین چولگی مثبت بدین معنی است که در توزیع نامتقارن در این ویژگی‌ها با کشیدگی به سمت مقادیر بالاتر دیده می‌شود. همچنین مقادیر تعداد داده‌های به‌کار رفته در پیزومترهای EP19.6, EP19.7, EP19.8, EP19.9 به ترتیب ۱۷۸، ۱۹۰، ۱۹۰ و ۱۷۷ هستند.

ورودی مدل‌های ترکیبی

با بررسی داده‌های پیزومترهای مورد مطالعه در مقطع ۱۹ از سد کبودال، در ابتدا تراز خاکریزی (F) برحسب (m.a.s.l)، تراز آب مخزن (R) برحسب (m.a.s.l)، زمان ساخت سد (T) برحسب (day)، سرعت خاکریزی برحسب $\left(\frac{\text{m.a.s.l}}{\text{day}}\right)$ و سرعت آبیگری برحسب $\left(\frac{\text{m.a.s.l}}{\text{day}}\right)$ به‌عنوان ورودی و فشار آب حفره‌ای (P) برحسب (kPa) ایجاد شده در زمان ساخت، به‌عنوان خروجی مدل‌های ترکیبی انتخاب شد. سپس آنالیز همبستگی برای تصمیم‌گیری درباره تأخیر زمانی داده‌ها و حذف ورودی‌ها با همبستگی پایین با استفاده از نرم‌افزار SPSS نسخه ۲۰۱۴ انجام شده است. در این راستا از تابع خود همبستگی، تأخیر (۰ تا ۱۰) و محدوده اطمینان ۹۵ درصد استفاده شده است (شکل ۴). (مقادیر منفی، بیانگر زمان قبل و مقادیر مثبت، نشان‌دهنده زمان بعد است). با توجه به خروجی نرم‌افزار SPSS در شکل ۴ برای پیزومتر EP19.9 واضح است که با تأخیر زمانی منفی همبستگی بین ویژگی‌ها کاهش یافته است، در نتیجه شرایط فعلی مقادیر ورودی‌های مذکور می‌توانند به‌عنوان ورودی برای مدل‌های ترکیبی کافی باشند. همچنین در این پیزومتر ویژگی‌های سرعت آبیگری و سرعت خاکریزی به‌علت همبستگی پایین و نیز قرار نگرفتن در محدوده اطمینان از ورودی مدل‌های ترکیبی حذف شده است. این روند در سه پیزومتر دیگر نیز مشاهده شد، به‌علت تشابه شکل‌ها و محدودیت در صفحات مقاله شکل‌های مربوط به سه پیزومتر دیگر آورده نشده است.

مقیاس در آوردن متغیرها برای عملکرد بهتر این نوع مدل‌ها بهتر است انجام گیرد. بنابراین با استفاده از رابطه ۸ داده‌ها بین ۰/۱ تا ۰/۹ نرمال شدند تا برای معرفی به مدل‌ها در مراحل آموزش و آزمون آماده شوند. مقیاس‌بندی داده‌ها ضروری نیست. با وجود این مقیاس‌بندی و انتقال اعداد به یک محدوده، بسیار توصیه شده است (۹):

$$x_n = \left[0.8 * \left(\frac{(x - x_{\min})}{(x_{\max} - x_{\min})} \right) \right] + 0.1 \quad (8)$$

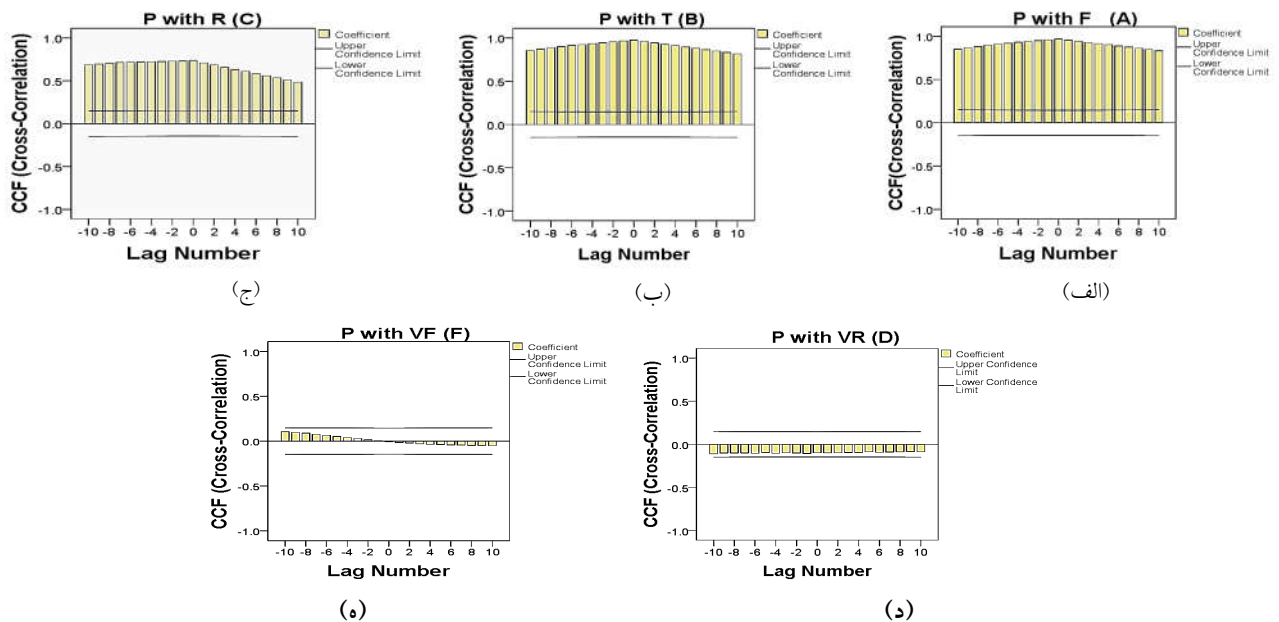
در رابطه بالا مقادیر x_{\max} ، x_{\min} ، x ، x_n به ترتیب داده‌های نرمال شده، داده‌های اصلی، کمینه داده‌ها و بیشینه داده‌ها هستند. از دیاگرام تیلور (۲۷) نیز برای ارزیابی مدل‌های ترکیبی در این مطالعه استفاده شده است. تیلور دیاگرامی را با استفاده از شاخص‌های آماری، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) برحسب کیلوپاسکال (kPa) و ضریب همبستگی برای ارزیابی عملکرد مدل‌های مختلف ارائه کرد. این دیاگرام به‌صورت نقطه‌ای در یک طرح قطبی ارائه شده است که نقاط مدل‌های مختلف در آن موجود است و هر روشی که نقطه مربوط به آن به نقطه مرجع (فشار آب حفره‌ای مشاهده شده در این مسئله) نزدیک‌تر باشد نتایج دقیق‌تری را ارائه می‌دهد.

ویژگی‌های آماری

آمار توصیفی متغیرهای اندازه‌گیری شده توسط ابزار دقیق سد برای هر یک از سلول‌های فشارسنجی در جدول ۱ آورده شده‌اند. بیشترین ضریب تغییرات (CV)، میانه، انحراف معیار (SD)، میانگین در مورد متغیرهایی که به‌عنوان ورودی مدل هوش مصنوعی به‌کار رفتند در تمام سلول فشارسنجی به ترتیب زمان ساخت سد (T)، تراز خاکریزی (F)، تراز آب مخزن (R)، هستند. در مورد چولگی و ویژگی‌های ورودی نیز در پیزومترهای قبل از فیلتر و زهکش تراز آب مخزن و زمان ساخت سد دارای چولگی منفی و تراز خاکریزی دارای چولگی مثبت است و در پیزومتر نصب شده بعد از فیلتر و زهکش، چولگی در همه ویژگی‌ها منفی است. چولگی منفی بدین معنی است که در

جدول ۱. آمار توصیفی ویژگی‌های ورودی

پیزومتر	ویژگی (واحد)	میانگین	میانه	انحراف معیار	کمینه	بیشینه	ضریب تغییرات	چولگی
Ep19.6	(m.a.s.l) F	۱۸۴/۵۸	۱۸۳/۹۵	۵	۱۷۶/۸	۱۹۲/۵۶	۱۵/۷۶	۰/۴
	(m.a.s.l) R	۱۷۰/۷	۱۷۱/۱۷	۱/۸۳	۱۸۴/۷۵	۱۷۳/۷۹	۹/۰۴	-۲/۳۹
	(day) T	۲۲۷۹/۳۸	۲۲۸۵	۳۸۳/۹۲	۱۵۲۴	۲۸۹۵	۱۳۷۱	-۰/۰۷
EP19.7	(KPa) P	۲۷/۳۵	۲۹/۳۹	۱۱/۸۱	۰	۴۳/۵۲	۴۳/۵۲	-۰/۳۷
	(m.a.s.l) F	۱۸۳/۴۹	۱۸۲/۳۸	۴/۰۲	۱۷۷/۳۰	۱۸۸/۸۲	۱۱/۵۲	۰/۰۱
	(m.a.s.l) R	۱۷۰/۴۱	۱۷۱/۱۵	۲/۱۸	۱۶۴/۶۵	۱۷۴/۱۱	۹/۴۶	-۱/۷۶
EP19.8	(day) T	۲۲۱۳/۷۳	۲۲۴۹	۴۲۳/۸۳	۱۳۶۱	۲۸۹۹	۱۵۳۸	-۰/۱۸
	(KPa) P	۲۶/۷۶	۲۴/۵۷	۱۹/۲۵	-۸/۴۲	۵۲/۷۰	۶۱/۱۲	-۰/۳۰
	(m.a.s.l) F	۱۸۴/۲۹	۱۸۲/۱۰	۵/۱۷	۱۷۷/۷۰	۱۹۲/۷۹	۱۵/۰۹	۰/۴۷
EP19.9	(m.a.s.l) R	۱۷۰/۴۱	۱۷۱/۱۵	۲/۱۸	۱۶۴/۶۵	۱۷۴/۱۱	۹/۴۶	-۱/۷۶
	(day) T	۲۲۳۳/۷۳	۲۲۴۹	۴۲۳/۸۳	۱۳۶۱	۲۸۹۹	۱۵۳۸	-۰/۱۸
	(KPa) P	۲۷/۳۵	۱۷/۵۱	۲۲/۱۶	-۵/۱۶	۶۰/۳۲	۶۵/۴۸	۰/۰۲
EP19.9	(m.a.s.l) F	۱۷۹/۸۲	۱۷۹/۸۸	۰/۶۰	۱۷۷/۵۵	۱۸۰/۲۵	۲/۷۰	-۱/۹۰
	(m.a.s.l) R	۱۷۰/۷۷	۱۷۱/۱۷	۱/۷۷	۱۶۴/۷۵	۱۷۴/۱۱	۹/۳۶	-۲/۴۷
	(day) T	۲۲۹۱/۳۲	۲۲۹۵	۳۷۹/۳۷	۱۵۵۴	۲۸۹۹	۱۳۴۵	-۰/۰۶
(KPa) P	-۴/۵۰	-۱۲/۲۴	۲۰/۴۲	-۲۵/۶۶	۴۶/۵۲	۷۲/۱۸	۰/۸۸	۰/۸۸



شکل ۴. آنالیز همبستگی داده‌های ورودی EP19.9: الف) همبستگی متقابل بین تراز خاکریزی و فشار آب حفره‌ای، ب) همبستگی متقابل بین زمان ساخت و فشار آب حفره‌ای، ج) همبستگی متقابل بین تراز آب مخزن و فشار آب حفره‌ای، د) همبستگی متقابل بین سرعت آبگیری و فشار آب حفره‌ای، ه) همبستگی متقابل بین سرعت خاکریزی و فشار آب حفره‌ای

نتایج و بحث

مدل‌سازی و اعمال روش‌ها

در این بخش در ابتدا با مدل سیستم استنتاج عصبی فازی کلاسیک شبیه‌سازی فشار آب حفره‌ای در بدنه سدهای خاکی در زمان ساخت، در ۴ پیزومتر منتخب توسعه داده شد. با توجه به جدول ۲ و شاخص‌های آماری در دوره آموزش و آزمون، سیستم استنتاج عصبی فازی کلاسیک در سه پیزومتر انجام دهد ولی در پیزومتر EP19.9 نسبت به سه پیزومتری قبلی ضعیف‌تر عمل کرده است. از شاخص میانگین هندسی نسبت خطا (GMER) برای مشخص کردن بیش برآورد و یا کم برآورد مدل، استفاده شد. همان‌طور که از جدول ۲ استنباط می‌شود، در داده‌های آموزشی همه پیزومترهای مذکور در مدل سیستم استنتاج عصبی فازی کلاسیک، بیش برآورد جزئی رخ داده است. در داده‌های آزمون در پیزومتر EP19.6 بیش برآورد جزئی و در بقیه پیزومترها کم برآورد جزئی رخ داده است.

به خاطر عملکرد ضعیف سیستم استنتاج عصبی فازی کلاسیک در پیزومتر EP19.9، در ادامه مدل‌سازی برای این پیزومتر توسط ترکیب الگوریتم‌های فرا ابتکاری و ANFIS توسعه داده شد و نتایج مربوط با معیارهای مختلف آماری در هر دو بخش آموزش و آزمون برای همه مدل‌های ترکیبی ارائه و مقادیر خروجی واقعی با خروجی حاصل از مدل‌های ترکیبی مقایسه شد و در پایان مقایسه‌ای بین مدل‌های سیستم استنتاج عصبی فازی کلاسیک و مدل‌های ترکیبی در این پیزومتر انجام گرفت. این امر در مدل‌های ترکیبی مورد مطالعه، مقایسه ساختار بهبودیافته سیستم استنتاج عصبی فازی با استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری در مقایسه با ساختار سیستم استنتاج عصبی فازی کلاسیک را نشان می‌دهد.

اندازه‌های متفاوت جمعیت، روش انتخابی و تقاطع‌های متفاوت برای مدل ANFIS-GA مدنظر قرار گرفت. نتایج در این مدل نشان داد که روش انتخاب چرخه رولت به‌طور کلی، دقت بیشتری در تخمین فشار آب حفره‌ای نسبت به روش

انتخابی تورنمنت و تصادفی داشته است. برای مدل ANFIS-PSO اندازه ازدحام متفاوت، ضرایب سرعت اجتماعی و شناختی متفاوتی مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که با افزایش پیچیدگی ورودی، خطای این مدل افزایش می‌یابد. برای مدل ANFIS-ACOR تعداد متفاوت جمعیت، عامل تشدید و نرخ انحراف بررسی شده است. در الگوریتم هیبرید ANFIS-DE، پارامترهای متفاوتی از اندازه جمعیت، وزن جهش و احتمال انجام باز ترکیبی یا تقاطع در نظر گرفته شد. بنا به پیشنهاد استورن و پرایس (۲۶)، پارامتر وزن جهش معمولاً بین ۰ تا ۲ و پارامتر احتمال انجام باز ترکیبی یا تقاطع مقداری بین ۰ تا ۱ به خود اختصاص می‌دهد. در مورد مدل ANFIS-FA از اندازه جمعیت، میزان جذابیت کرم درخشان‌تر، فاصله بین دو کرم شب تاب، متفاوت استفاده شد. در مورد مدل ANFIS-ICA از تعداد کشورها، تعداد امپراتوری‌ها و احتمال انقلاب متفاوت استفاده شد. برای مدل ANFIS-GWO از اندازه جمعیت، ضرایب آلفا، بتا و امگای متفاوت و در نهایت برای مدل ANFIS-HS از اندازه جمعیت، نرخ حافظه هارمونی و نرخ تنظیم دانگ‌های صدا متفاوت استفاده شد. همچنین تعداد تکرار برای همه مدل‌های ترکیبی ۱۰۰۰ در نظر گرفته شد. دقت مراحل آموزش و آزمایش برای مدل‌های ترکیبی مورد مطالعه، در جدول ۳ نشان داده شده است. در این پژوهش، الگوریتم‌های فرا ابتکاری به نحوی در ساختار مدل ANFIS استفاده می‌شوند که ضرایب ثابت تابع عضویت گوسین بهینه شوند. جدول ۳ مقادیر بهینه برای مدل‌های مختلف ترکیبی را نشان می‌دهد.

نتایج به‌دست آمده از جدول ۴ و شاخص‌های آماری نشان‌دهنده برتری استفاده از سیستم استنتاج عصبی فازی با الگوریتم‌های الگوریتم ژنتیک، ازدحام ذرات، رقابت استعماری، جستجوی هارمونی نسبت به الگوریتم‌های گرگ خاکستری، کرم شب تاب، کلونی مورچگان برای فضای پیوسته و تفاضل تکاملی در بخش آموزش و آزمون دارد ولی در حالت کلی نتایج حاکی از دقت قابل قبول هر چهار مدل ترکیبی است. نتایج تحقیق نشان داد مدل ترکیبی الگوریتم ژنتیک در دوره

جدول ۲. مؤلفه‌های آماری مربوط به پیزومترهای مختلف در دوره آموزش و آزمون مدل ANFIS

Test					Train					Piezometer
R ²	RMSE	NRMSE	MAE	GMRE	R ²	RMSE	NRMSE	MAE	GMRE	
۰/۹۹۳۳	۰/۰۱۸۰	۰/۰۵۳۱	۰/۰۱۰۵	۱/۰۰۵۹	۰/۹۹۷۲	۰/۰۱۱۴	۰/۳۴۲۰	۰/۰۰۸۴	۱/۰۰۰۲	Ep19.6
۰/۹۹۱۸	۰/۰۲۶۱	۰/۰۷۷۱	۰/۰۱۳۰	۱/۹۷۸۸	۰/۹۹۹۵	۰/۰۰۵۷	۰/۰۱۷۱	۰/۰۰۲۵	۱/۰۰۰۱	Ep19.7
۰/۹۹۶۶	۰/۰۱۵۹	۰/۰۴۶۹	۰/۰۰۹۴	۰/۹۹۲۱	۰/۹۹۹۸	۰/۰۰۴۱	۰/۰۱۲۳	۰/۰۰۲۱	۳	Ep19.8
۰/۹۹۰۵	۰/۰۶۴۲	۰/۰۱۸۹۷	۰/۰۴۲۸	۰/۹۹۵۴	۰/۹۲۹۴	۰/۰۵۶۷	۰/۱۷۰۳	۰/۰۳۴۸	۱/۰۰۹۳	Ep19.9

جدول ۳. مقادیر بهینه الگوریتم WCA

ANFIS-DE	ANNFIS-ACOR	ANFIS-FA	ANFIS-GWO	ANFIS-HS	ANNFIS-ICA	ANFIS-PSO	ANFIS-GA	Model
۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	تعداد جمعیت
۱۰۰۰	۱۰۰۰	۱۰۰۰	۱۰۰۰	۱۰۰۰	۱۰۰۰	۱۰۰۰	۱۰۰۰	تعداد تکرار
-۱۰۰۱۰	-۱۰۰۱۰	-۱۰۰۱۰	-۱۰۰۱۰	-۱۰۰۱۰	-۱۰۰۱۰	-۱۰۰۱۰	-۱۰۰۱۰	حد بالا و پایین
۳۰۰۰	۳۰۰۰	۳۰۰۰	۳۰۰۰	۳۰۰۰	۳۰۰۰	۳۰۰۰	۳۰۰۰	تعداد اپوک‌ها (epochs)
pCR=۰/۱	zeta=۱ q=۰/۵	m=۱ gamma=۱ alpha=۰/۲	—	HMS=۲۰	nEmp=۵۰ mu=۰/۱ pR=۰/۱	c1=۲ c2=۲	mu=۰/۱ pc=۰/۷	پارامترهای دیگر

Mu= ضریب جذب، gamma= اندازه حافظه هارمونی، HMS= احتمال انقلاب، pR= تعداد امپراتوری‌ها، nEmp= ثابت اجتماعی، c2= ثابت شناختی، c1= درصد تقاطع، pc= نرخ جهش، Mu= ضریب جذب، alpha= احتمال تقاطع، pCR= عامل شدت، q= نسبت انحراف-فاصله، zeta= ضریب جهش، نور

جدول ۴. مؤلفه‌های آماری مربوط به پیزومتر EP19.9 در دوره آموزش و آزمون مدل‌های مختلف ترکیبی ANFIS

Test					Train					Model
R ²	RMSE	NRMSE	MAE	GMRE	R ²	RMSE	NRMSE	MAE	GMRE	
۰/۹۵۴۰	۰/۰۴۸۶	۰/۱۲۳۲	۰/۰۳۴۵	۰/۹۸۷۹	۰/۹۶۶۷	۰/۰۴۱۷	۰/۱۲۵۳	۰/۰۲۶۶	۱/۰۰۲۹	ANFIS-GA
۰/۹۵۰۱	۰/۰۴۹۶	۰/۱۴۳۰	۰/۰۳۸۴	۰/۹۸۰۱	۰/۹۵۱۰	۰/۰۴۸۴	۰/۱۴۵۴	۰/۰۳۷۹	۰/۹۸۰۰	ANFIS-PSO
۰/۹۴۴۱	۰/۰۵۱۲	۰/۱۵۰۷	۰/۰۴۱۲	۱/۰۱۷۵	۰/۹۴۳۹	۰/۰۵۱۰	۰/۱۵۳۲	۰/۰۴۰۹	۱/۰۱۶۹	ANFIS-ICA
۰/۹۴۲۱	۰/۰۵۸۱	۰/۱۷۰۸	۰/۰۴۳۰	۰/۹۷۹۸	۰/۹۴۰۹	۰/۰۵۷۸	۰/۱۷۳۶	۰/۰۴۲۴	۰/۹۷۸۱	ANFIS-HS
۰/۹۴۱۰	۰/۰۵۹۸	۰/۱۷۳۵	۰/۰۴۵۶	۰/۹۷۵۴	۰/۹۴۰۱	۰/۰۵۷۹	۰/۱۷۶۳	۰/۰۴۴۱	۰/۹۷۶۱	ANFIS-GWO
۰/۹۲۱۴	۰/۰۶۷۵	۰/۱۹۴۷	۰/۰۵۶۴	۰/۹۸۲۴	۰/۹۲۰۴	۰/۰۶۵۸۹	۰/۹۸۰	۰/۰۵۵۴	۰/۹۷۵۴	ANFIS-FA
۰/۸۸۷۵	۰/۰۸۸۲	۰/۲۵۹۵	۰/۰۷۲۱	۱/۰۲۳۸	۰/۸۸۵۷	۸۷۸	۰/۲۶۳۸	۰/۰۷۳۱	۱/۰۲۲۸	ANFIS-ACOR
۰/۸۶۵۲	۰/۰۹۲۴	۰/۲۷۱۶	۰/۰۸۲۱	۱/۰۳۵۲	۰/۸۶۵۱	۰/۰۹۱۹	۰/۲۷۶۱	۰/۰۸۱۴	۱/۰۳۰۱	ANFIS-DE

آزمون مقادیر R^2 ، RMSE، NRMSE و MAE به ترتیب برابر با ۰/۹۵۴۰، ۰/۰۴۸۶، ۰/۱۲۳۲ و ۰/۰۳۴۵ و همچنین مدل ترکیبی ازدحام ذرات در دوره آزمون با مقادیر R^2 ، RMSE، NRMSE و MAE به ترتیب برابر با ۰/۹۰۱، ۰/۰۴۹۶، ۰/۱۴۳۰ و ۰/۰۳۸۴ نسبت به مدل‌های ترکیبی دیگر از قابلیت بالاتری در تخمین فشار آب حفره‌ای در بدنه سدهای خاکی در زمان ساخت، برخوردار هستند. با توجه به بهبود عملکرد بخش آموزش و آزمون سیستم ترکیبی استنتاج عصبی فازی و الگوریتم‌های فرا ابتکاری الگوریتم ژنتیک ازدحام ذرات خروجی این مدل‌های ترکیبی نسبت به سیستم استنتاج عصبی فازی کلاسیک، به داده‌های اصلی نزدیک‌تر است.

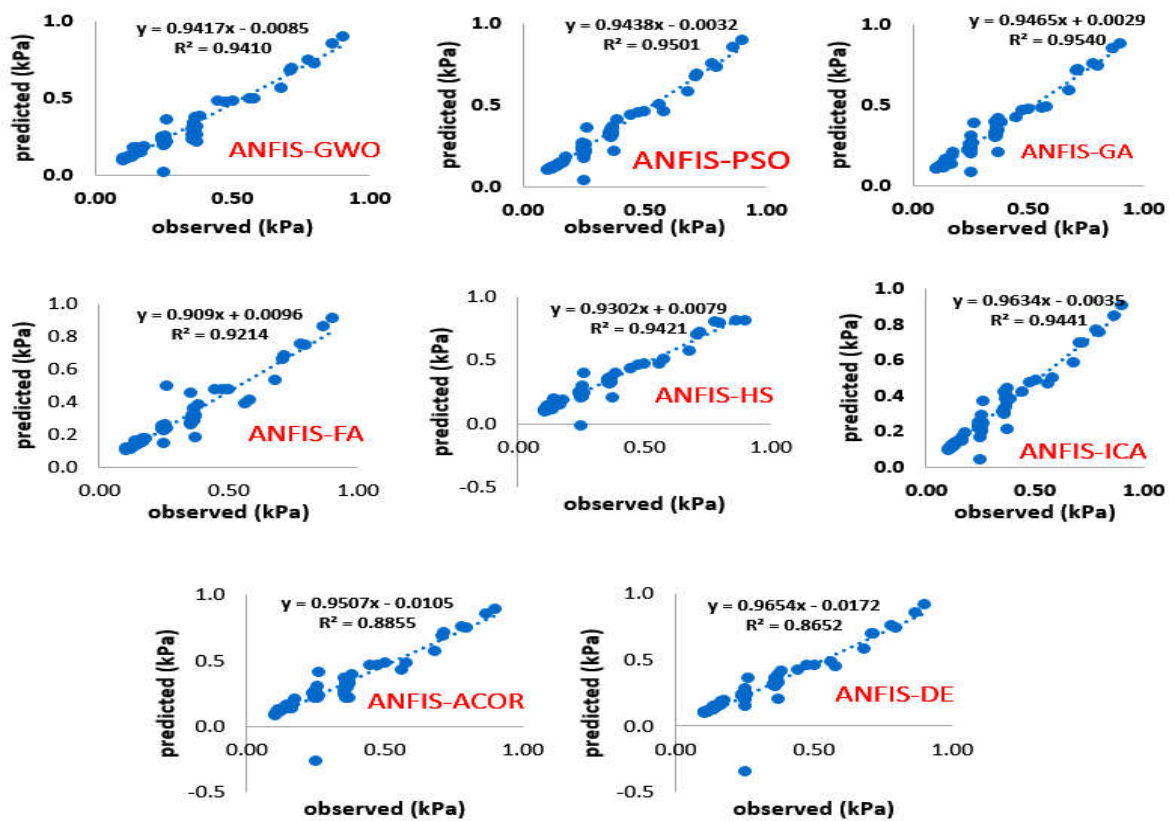
شکل ۵ پراکنش مقادیر خروجی واقعی (ابزار دقیق سد) در برابر خروجی مدل‌های ترکیبی به دست آمده از ۸ الگوریتم فرا ابتکاری در مرحله آزمون را در طول دوره آماری ۴ ساله سد کبودال نشان می‌دهد. همان‌گونه که در این شکل مشاهده می‌شود، پیش‌بینی مقادیر فشار آب حفره‌ای در بدنه سدهای خاکی در زمان ساخت با مدل‌های ترکیبی الگوریتم ژنتیک و ازدحام ذرات با ANFIS نزدیک‌تر به مقادیر واقعی است لذا می‌توان از این دو مدل به عنوان دو مدل برتر در پیش‌بینی فشار آب حفره‌ای در بدنه سدهای خاکی در زمان ساخت، با دقت قابل قبولی استفاده کرد.

با توجه به نتایج جدول ۳ و شکل ۵، می‌توان این نتیجه را گرفت که در ترکیب الگوریتم‌های فرا ابتکاری با مدل ANFIS در همه الگوریتم‌های بهینه‌ساز لزوماً جواب‌های بهتری نسبت به روش‌های کلاسیک آموزش ANFIS نمی‌دهند و باید کارایی این مدل‌های ترکیبی در شرایط متفاوت ژئوتکنیکی در سد دیگر و با ساختگاه جدید بررسی شود.

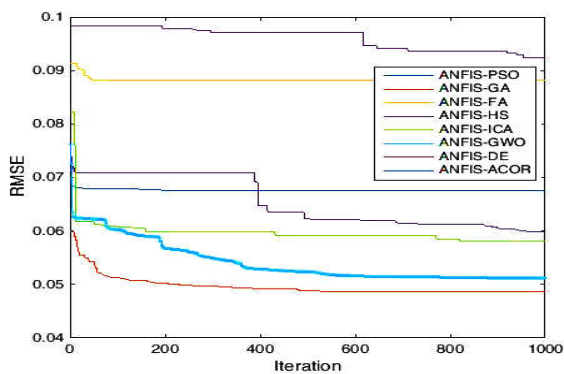
آموزش ساختار سیستم استنتاج عصبی فازی روی این مجموعه داده با استفاده از جعبه ابزار موجود در نرم‌افزار MATLAB نشان داد، فرایند آموزش برای همه مدل‌های ترکیبی کندتر و وقت‌گیر است ولی استفاده از الگوریتم فرا ابتکاری الگوریتم ژنتیک ازدحام ذرات، شاخص‌های عملکردی

سیستم استنتاج عصبی فازی را بهبود داده است. لازم به ذکر است که مدل‌های ترکیبی در این مطالعه از نظر سرعت از مدل سیستم استنتاج عصبی فازی کلاسیک ضعیف‌تر بوده است؛ چرا که در مدل سیستم استنتاج عصبی فازی کلاسیک فرایند آموزش شامل یک مرحله است و نیاز به تکرار دوره‌های آموزشی نیست حال آنکه استفاده از ترکیب سیستم استنتاج عصبی فازی با الگوریتم بهینه‌سازی فرا ابتکاری در فرایند آموزش نیازمند انتخاب جمعیت جدید و تکرار در هر مرحله برای رسیدن به نقطه بهینه است که زمان بیشتری صرف آن می‌شود؛ با این حال بهبود شاخص‌های عملکردی در پیش‌بینی فشار آب حفره‌ای در بدنه سدهای خاکی در زمان ساخت، که بسیار مهم است و با تخریب سد ارتباط تنگاتنگی دارد می‌تواند این مورد را پوشش دهد.

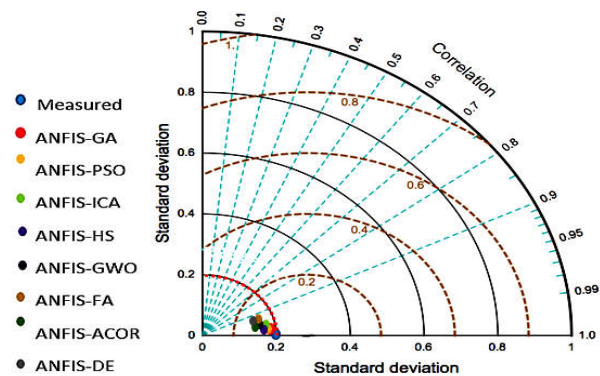
شکل ۶، روند همگرایی الگوریتم‌های مختلف ترکیبی در پیرومتر EP19.9 را نشان می‌دهد. همان‌طوری که در این شکل مشاهده می‌شود سه الگوریتم ژنتیک، ازدحام ذرات و رقابت استعماری دارای روند همگرایی بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها هستند و زودتر به جواب بهینه همگرا شده‌اند. علت عملکرد بهتر مدل ترکیبی سیستم استنتاج عصبی فازی با الگوریتم‌های فرا ابتکاری الگوریتم ژنتیک ازدحام ذرات نسبت به سایر الگوریتم‌ها را می‌توان به آموزش خوب سیستم استنتاج عصبی فازی و ایجاد قوانین مناسب با توجه به تغییرات در ساختار سیستم استنتاج عصبی فازی در این دو مدل دانست. دقت بالای این مدل‌ها در مقایسه با مدل‌های ترکیبی دیگر نشان‌دهنده عملکرد آنها برای فرار از بیشینه و کمینه‌های محلی است که باعث می‌شود ANFIS-GA به عنوان ابزاری قدرتمند برای تخمین فشار آب حفره‌ای در هنگام ساخت سدهای خاکی به کار رود. این مسئله را می‌توان با پیچیدگی مسئله بهینه‌سازی توضیح داد. همچنین با توجه به شکل ۶، نتایج نشان داد که در ترکیب ۸ الگوریتم با ANFIS اختلاف زیادی در همگرایی در چند الگوریتم وجود دارد. همه اینها بیانگر این است که الگوریتم‌های GA، PSO در گرفتن مقادیر بهینه، موفق‌تر از مدل‌های دیگر بوده‌اند که این نشان‌دهنده این است که این



شکل ۵. مقایسه بین مقادیر پیش‌بینی و مشاهده‌ای در پیزومتر EP19.9 در مدل‌های مختلف ترکیبی



(ب)



(الف)

شکل ۶. الف) دیاگرام تیلور و ب) روند همگرایی الگوریتم‌های مختلف ترکیبی در پیزومتر EP19.9

انحراف از معیار، قطاع‌های سیاه رنگ مربوط به ضریب همبستگی و قطاع‌های قهوه‌ای ریشه میانگین مربعات خطا را در دیاگرام تیلور نشان می‌دهند. این عوامل برای مدل‌های ترکیبی محاسبه شده و نتایج به صورت نقاط دایره‌ای رنگی

الگوریتم‌ها دارای استراتژی اکتشاف بهتری بوده و گام حرکت بهینه مؤثرتری را انتخاب کرده‌اند. همچنین شکل ۶ روش‌های مورد مطالعه را با دیاگرام تیلور مورد مقایسه و مطالعه قرار داده است. محورهای افقی و عمودی هر دو

روی شکل ۶ نشان داده شده است. در این دی‌گرام نقطه مرجع نقطه فشار آب حفره‌ای مشاهده شده است و هر نقطه‌ای که به نقطه مرجع نزدیک‌تر باشد مقادیر دقیق‌تری را شامل می‌شود. با توجه به این شکل نزدیک‌ترین نقطه به نقطه مرجع نقطه مربوط به مدل ANFIS-GA است که شامل بهترین نتیجه است.

نتیجه‌گیری

در این مطالعه پارامترهای مؤثر بر فشار آب حفره‌ای در بدنه سدهای خاکی در زمان ساخت، بیان و از آنها استفاده شد. به علت فقدان پارامترهای ژئوتکنیکی و عدم اندازه‌گیری آنها در زمان ساخت سدهای خاکی، سه ویژگی شامل تراز خاکریزی، زمان ساخت سد و تراز مخزن (آبگیری) به‌عنوان ورودی نمونه‌های ترکیبی انتخاب شدند. از ترکیب الگوریتم‌های فرا ابتکاری شامل الگوریتم‌های ژنتیک، ازدحام ذرات، تفاضل تکاملی و کلونی مورچگان برای فضای پیوسته، جستجوی هارمونی، الگوریتم رقابت استعماری، کرم شب تاب و گرگ خاکستری، برای آموزش سیستم عصبی - فازی و بروزرسانی پارامترهای آن استفاده شد. در نهایت بهترین مدل‌ها برای پیش‌بینی فشار آب حفره‌ای در بدنه سدهای خاکی در زمان ساخت، توسعه داده شد که این روش مشکلات آموزش الگوریتم‌های بر پایه گرادیان را ندارد. در همه مدل‌های توسعه داده شده در این مطالعه با افزایش تعداد متغیرهای ورودی، دقت شبیه‌سازی بهبود یافت. نتایج شبیه‌سازی نشان داد که

مدل‌های ترکیبی طراحی شده با دقت مناسبی به پیش‌بینی فشار آب حفره‌ای در بدنه سدهای خاکی در زمان ساخت، پرداخته است. در شبیه‌سازی سیستم پیشنهادی در این مطالعه، استفاده از الگوریتم فرا ابتکاری الگوریتم ژنتیک و ازدحام ذرات در آموزش ANFIS موجب افزایش دقت در پیش‌بینی شد. بر اساس مجموع شاخص‌های آماری، بعد از دو مدل ترکیبی ANFIS-GA، ANFIS-PSO، مدل سیستم استنتاج عصبی فازی به ترتیب با الگوریتم‌های رقابت استعماری و جستجوی هارمونی، گرگ خاکستری، کرم شب تاب دارای عملکرد مطلوب و الگوریتم‌های کلونی مورچگان و تفاضل تکاملی برای فضای پیوسته عملکرد پایین‌تری را از خود نشان داده‌اند. میزان عملکرد ترکیب سیستم استنتاج عصبی فازی با الگوریتم ژنتیک به‌عنوان سیستم ترکیبی برتر، از بقیه مدل‌های ترکیبی بیشتر است. همچنین روند همگرایی الگوریتم‌های مورد بررسی در مدل‌های ترکیبی به ترتیب با ترکیب ANFIS با الگوریتم‌های ژنتیک و ازدحام ذرات، از سایر الگوریتم‌ها بیشتر است. پیشنهاد می‌شود برای سایر کمیت‌های سد خاکی مثل نشست، تراوش و تنش خاک نیز مدل‌سازی با مدل‌های ترکیبی مذکور انجام شود. همچنین در مطالعه‌های آتی از دیگر الگوریتم‌های فرا ابتکاری برای آموزش ANFIS در پیش‌بینی فشار آب حفره‌ای در بدنه سدهای خاکی در زمان ساخت، استفاده شود و نتایج حاصل با نتایج به‌دست آمده از این مطالعه مقایسه شود.

منابع مورد استفاده

1. Afshar, A., F. Massoumi, A. Afshar and M. A. Mariño. 2015. State of the art review of ant colony optimization applications in water resource management. *Water Resources Management* 29(11): 3891-3904.
2. Amiri Mijan, F., H. Shirani, I. Esfandiarpour, A. Besalatpour and H. Shekofteh. 2019. Identifying the determinant factors influencing S index in calcareous. *Journal of Water and Soil Science* 23(3): 381-394.
3. Asadi, H., K. Shahedi, R. C. Sidle and S. M. Kalam Heris. 2019. Prediction of Suspended Sediment Using Hydrologic and Hydrogeomorphic Data within Intelligence Models. *Iran-Water Resources Research* 15(3): 105-119.
4. Atashpaz Gargari, E. and C. Lucas. 2007. Imperialist competitive algorithm: an algorithm for optimization inspired by imperialistic competition. Paper presented at the 2007 IEEE congress on evolutionary computation.

5. Dasgupta, K., B. Mandal, P. Dutta, J. K. Mandal and S. Dam. 2013. A genetic algorithm (ga) based load balancing strategy for cloud computing. *Procedia Technology* 10: 340-347.
6. Hakimi Khansar, H. 2021. Simulation of behavior the Kabudval Dam during construction with 3D numerical modeling. *Amirkabir Journal of Civil Engineering*. 53(9): 20-20. doi:10.22060/ceej.2020.18172.6790
7. Jang, J. S. R., C. T. Sun and E. Mizutani. 1997. Neurofuzzy and Software Computing: a Computational Approach to Learning and Machine Intelligence. New Jersey.: Prentice-Hall.
8. Jeon, Y. S. and H. S. Yang. 2004. Development Of A Back Analysis Algorithm Using Flac. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences* 41: 447-453.
9. Karunanithi, N., W. J. Grenney, D. Whitley and K. Bovee. 1994. Neural networks for river flow prediction. *Journal of Computing in Civil Engineering* 201-220.
10. Kennedy, J. 2010. Particle swarm optimization. Paper presented at the Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks.
11. Knutsson, K., P. Viklander and S. Knutsson. 2018. Benefits of advanced constitutive modeling when estimating deformations in a tailings dam. *Journal of Earth Sciences and Geotechnical Engineering* 8(1): 1-19.
12. Komasi M and B. Beiranvand. 2020. Study of vertical and horizontal displacements of eyvashan earth dam using instrumentation and numerical analysis. *Iranian Journal of Soil and Water Research* 51(1): 245-256.
13. Mirjalili, S. 2016. Dragonfly algorithm: a new meta-heuristic optimization technique for solving single-objective, discrete, and multi-objective problems. *Neural Computing and Applications* 27(4): 1053-1073.
14. Mirjalili, S., S. M. Mirjalili and A. Lewis. 2014. Grey wolf optimizer. *Advances in Engineering Software* 69: 46-61.
15. Mouyiaux, A., C. Carvajal, P. Bressolette, L. Peyras, P. Breul and C. Bacconnet. 2018. Probabilistic stability analysis of an earth dam by Stochastic Finite Element Method based on field data. *Computers and Geotechnics* 101:34-47.
16. Nourani, V. and A. Babakhani. 2013. Integration of artificial neural networks with radial basis function interpolation in earthfill dam seepage modeling. *Journal of Computing in Civil Engineering* 27(1): 183-195.
17. Nourani, V., E. Sharghi and M. H. Aminfar. 2012. Integrated ANN model for earthfill dams seepage analysis: Sattarkhan dam in Iran. *Artificial Intelligence Research* 1(2): 22-37.
18. Nouri, M. and F. Salmasi. 2017. Predicting seepage of earth dams using artificial intelligence techniques. *Irrigation Sciences and Engineering (JISE)* 42(1): 83-97.
19. Novakovic, A., V. Rankovic, N. Grujovic, D. Divac and N. Milivojevic. 2014. Development of neuro-fuzzy model for dam seepage analysis. *Annals of the Faculty of Engineering Hunedoara* 12(2): 133-136.
20. Parsa, J., H. Hakimi Khansar, A. Hoseinzadeh dalir and J. Shiri. 2021. Simulation of soil stress in earth dams using artificial intelligence models and determination of effective features. *Amirkabir Journal of Civil Engineering* 54(1): 14-14. doi:10.22060/ceej.2021.18682.6925.
21. Rabiei, M. H., M. T. Aalami and S. Talatahari. 2019. Performance evaluation of a hybrid ANFIS model and meta-heuristic algorithms in optimal operation of dam reservoir. *Water and Soil Science* 29(1): 1-14.
22. Ranković, V., N. Grujović, D. Divac and N. Milivojević. 2014. Development of support vector regression identification model for prediction of dam structural behaviour. *Structural Safety* 48: 33-39.
23. Rashidi, M. and S. M. Haeri. 2017. Evaluation of behaviors of earth and rockfill dams during construction and initial impounding using instrumentation data and numerical modeling. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering* 9(4): 709-725.
24. Salmasi, F., H. Hakimi Khansar and B. Norani. 2019. Investigation of the structure of the dam body during construction and its comparison with the analytical results using PLAXIS software (the case study of Kaboodvall Dam). *Journal of Water and Soil Science* 22(4): 155-171.
25. Storn, R. and K. Price. 1997. Differential evolution - a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. *Journal of Global Optimization* 11: 341-359.
26. Tayfur, G., D. Swiate, A. Wita and V. Singh. 2005. Case study: finite element method and artificial neural network models for flow through Jeziorsko Earth fill dam in Poland. *Journal of Hydraulic Engineering* 131(3): 431-440.
27. Taylor, K. E. 2001. Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram. *Journal of Geophysical Research* 106(7): 7183-7192.
28. Vafaeian, M. 2015. Earth Dams & Rockfill Dams. Isfahan: Arkan Danesh
29. Yang, X. S. 2009. Harmony search as a metaheuristic algorithm Music-inspired harmony search algorithm (pp. 1-14): Springer.
30. Yang, X. S. 2010. Firefly algorithm, stochastic test functions and design optimisation. *International Journal of Bio-Inspired Computation* 2(2): 78-84.

Simulation of Pore Water Pressure in the Body of Earthen Dams during Construction Using Combining Meta-Heuristic Algorithms and ANFIS

H. Hakimi Khansar*, A. Hosseinzadeh Dalir, J. Parsa and J. Shiri¹

(Received: July 22-2020; Accepted: July 11-2021)

Abstract

Accurate prediction of pore water pressure in the body of earth dams during construction with accurate methods is one of the most important components in managing the stability of earth dams. The main objective of this research is to develop hybrid models based on fuzzy neural inference systems and meta-heuristic optimization algorithms. In this regard, the fuzzy neural inference system and optimizing meta-heuristic algorithms including genetic algorithms (GA), particle swarm optimization algorithm (PSO), differential evolution algorithm (DE), ant colony optimization algorithm (ACOR), harmony search algorithm (HS), imperialist competitive algorithm (ICA), firefly algorithm (FA), and grey wolf optimizer algorithm (GWO) were used to improve training system. Three features including fill level, dam construction time, and reservoir level (dewatering) obtained from the dam instrumentation were selected as the inputs of hybrid models. The results showed that the hybrid model of the genetic algorithm in the test period had the best performance compared to other optimization algorithms with values of R^2 , RMSE, NRMSE, and MAE equal to 0.9540, 0.0866, 0.1232, and 0.0345, respectively. Also, ANFIS-GA, ANFIS-PSO, ANFIS-ICA, and ANFIS-HS hybrid algorithms performed better than ANFIS-GWO, ANFIS-FA, ANFIS-ACORE, and ANFIS-DE in improving ANFIS network training and predicting pore water pressure in the body earthen dams at the time of construction.

Keywords: Earth dam, ANFIS, Meta-heuristic algorithms, Pore water pressure, Dam instrumentation.

1. Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran.

*: Corresponding author, Email: hakimi1904@yahoo.com