



Projection of seepage and piezometric pressure in earth dams using soft computational models

Mohammad Najafzadeh

Assistant Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Civil and Surveying Engineering, Graduate University of Advanced Technology, Kerman, Iran

ABSTRACT: Earth dams are always one of the main components of water conservation projects. Nowadays, accurate estimation of piezometric pressure and seepage discharge in earth dams using numerical models and artificial intelligence (AI) approaches is one of the fundamental steps in their design studies. In this research, soft computing models including gene-expression programming (GEP), M5 algorithm and group method of data handling (GMDH) have been used to predict the piezometric pressure in the core and the seepage discharge through the body of Shahid Kazemi Boukan Earth Dam. For this purpose, the information recorded in the last 94 months has been used. The results showed that all of the applied models have permissible level of accuracy in the prediction of seepage discharge and piezometric pressure. The best performance in the piezometric pressure estimation is related to the M5 algorithm with a coefficient of determination (R^2) of 0.95 and root mean square error (RMSE) of 0.86. The GMDH by considering the two units (months) delay time and with $R^2=0.92$ and $RMSE=1.541$ modeled and predicted the seepage discharge, which was more accurate than other models. In general, increasing the time delay in the input information of models generally increases the performance of proposed models.

Review History:

Received: 2019-01-19
Revised: 2019-02-14
Accepted: 2019-03-03
Available Online: 2019-03-18

Keywords:

Seepage discharge
Piezometric pressure
Gene-expression programming
Group method of data handling
M5 algorithm

1. INTRODUCTION

Earth dams are one of the oldest hydraulic structures that has been constructed to save water and sometimes also for flood diversion. The history of the design and construction of earth dams dates back several thousand years ago. Considering the possibility of building earth dams in arid and semi-arid areas, the use of these structures to control the surface waters of seasonal is of high importance [1, 2]. Nowadays, with the development of instrumentation, as well as much research on earth dams and their related issues, it is possible to construct dams with large reservoirs [3]. With respect to the natural sensitive of the earth dam in relation to the hydraulic failure, in addition to using advanced instrumentation, numerical methods are also used to predict hydraulic flow characteristics such as pore pressure, hydraulic gradient, and seepage discharge in the earth's dams. It should be noted that the design carried out using numerical modeling is examined and evaluated by observing new samples from body of dam during the construction stages [4]. By installing the instrumentation after construction, the safety and health of the dam are monitored continuously. Due to the heterogeneity of the materials used in the earth dam and also the complexity of the hydraulic flow in different parts, it is always necessary to continuously monitor the parameters such as settlement, pore pressure, hydraulic gradient and seepage [5]. It should be noted that the recorded data from the instrumentation

provides with the most accurate information possible in relation to the health of the dam. Researchers evaluate the accuracy and performance of numerical models with these data. As mentioned, due to the complexity of the hydraulic flow in the body and the foundation of the earth's dams, today, in addition to numerical models, artificial intelligence (AI) methods were used to estimate the hydraulic parameters of earth dams. It can be said that the development of AI models is based on data recorded by instrumentation devices.

In this regard, Tayfur et al [6] proposed an Artificial Neural Network (ANN) model to predict the flow in a soil dam in Poland and compared its results with finite element results (FEM). The water level in the upstream and downstream of the dam as input variables and water levels in the piezometers fitted to the dam were considered as the output of the ANN model. Both models were calibrated by the piezometers fitted to the Jizierzco Dam. The water levels predicted by the ANN model were satisfactory as compared to the actual measured piezometers. The results of their research showed that the ANN model, like the FEM method, has a permissible level of accuracy. Sharghi et al. [7] designed and predicted leakage in the Sattarkhan earthquake using different types of artificial intelligence models including multilayer neuron networks (MLPs), support vector machines (SVMs) and adaptive neuro-fuzzy inference system. They considered three strategies for developing models that included different combinations of inputs. They used the surface water in the

*Corresponding author's email: moha.najafzadeh@gmail.com



Copyrights for this article are retained by the author(s) with publishing rights granted to Amirkabir University Press. The content of this article is subject to the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC-BY-NC 4.0) License. For more information, please visit <https://www.creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/legalcode>.

upstream and downstream of the dam to develop their model. Their research results showed that each of the models used has a precise accuracy in estimating leakage in the body of the Sattarkhan earthquake dam.

2. METHODOLOGY

- Case study

Boukan Dam was created on Zarrineh River (located at the North-West of Iran) to regulate and use the water and flood of that river and it was designed to irrigate the downstream lands located at the southeast of it. This Dam irrigate about 140,000 hectares of agricultural land. The height of the dam is about 50m and the length of the crest is 720m. The lake's volume of Boukan Dam is about 752 million cubic meters. Boukan dam is a reservoir dam that has been used for more than forty years. The location of this dam is shown in Figure 1. The seepage discharge after passing the core of dam, alluvial foundation and grout curtain is directed to the outlet using nine drain wells. The water from these wells is loaded into three collectors and finally poured into three small channels. Each collector summarized discharge of three wells.

- Group Method of Data Handling (GMDH)

GMDH, introduced by Ivakhnenko [8], is a self-organized AI method. The idea of developing GMDH was derived from Volterra's series. According to this idea, the relation between the input and output of each complex system can be approximated by an infinite series of polynomials. The algebraic form of Volterra series is presented in Equation (1).

$$y = w_0 + \sum_{i=1}^n w_i x_i + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n w_{ijk} x_i x_j x_k + \dots \quad (1)$$

Where, $w_i, w_{ij}, w_{ijk}, \dots$ are weights and x_i, x_j, x_k, \dots are inputs. In development of the first layer of GMDH network, pairs of inputs are introduced to neurons, individually. The number of neurons in the first layer is calculated as Equation (2).

$$\frac{n(n-1)}{2} \quad (2)$$

Where, n is input features. Ivakhnenko [8] stated that for modeling each complex system using GMDH network, a quadratic polynomial (Equation 3) of Volterra's series as governing equation (transfer function) on the neurons is enough.

$$y = \varphi(x_i, x_j) = w_0 + w_1 x_i + w_2 x_j + w_3 x_i x_j + w_4 x_i^2 + w_5 x_j^2 \quad (3)$$

- Genetic-Expression Programming

Genetic-expression programming (GEP) is a smart function fitting method the idea of which was based on genetic algorithm. The main point about GEP is the artificial evolution, which is a manifest characteristic of GEP. This means that GEP involved some artificial evolution such

as genes, multigene, mutation and so on. GEP developed a new formula based on mathematical operators such as (+, -, /, and *) and functions such as (ex, x, sin, cos, tan, lg, sqrt, ln, power). GEP conducts this operation by randomly generating a population of computer programs (represented by tree structures) and then mutating and crossing over the best performing trees to create a new population. Unlike conventional regression operation, where the researcher defines the structure of empirical formula, GEP automatically creates the structure of developed formula called semi-empirical formula. Final developed formula that is resulted from summarization of multigene, consists of one or more genes that is called GEP tree. To improve the performance of fitness (e.g. to reduce a model's sum of squared errors on a dataset), the genes are obtained increasingly. The final formula maybe weighted linear or nonlinear. The optimal weights for the genes are automatically obtained using the ordinary least squares to regress the genes against output data [9].

- M5 tree model

The M5 model, proposed by the Quinlan [10], is based on the classification tree method. The M5 model uses for the mapping the relation between the independent variables to the dependent variable and unlike the decision tree model in addition to qualities' data uses for the quantitative data. The M5 model is similar to the Piece-wise linear functions method which is a combination of the linear regression and tree regression method. The M5 model widely uses in the most area of the science. A linear or nonlinear regression proposes an equation for the all the data which researchers attempt to mathematical modeling whereas the M5 tree model try to divided data into several categories which named leaf. Modeling the relationship between input and out pout data which categorized in each leafs by the linear regression is the main process which is conducted in the M5 tree method.

3. DISCUSSION AND RESULTS

In this section, the results of modeling and estimating of piezometric pressure and seepage discharge in the body of Shahid Kazemi Boukan earth dam using soft computing methods are presented. Checking these data shows that they have historical records. In other words, these data can be investigated in terms of the time series; therefore, two scenario can be used to model the piezometric pressure (water level versus the piezometers). The first scenario is the modeling of the correlation of this data regardless of their time series. In this scenario, the goal is to model the relationship between the surface water level in the reservoir and the surface water in the piezometers. Considering this scenario involves the state of equilibrium of the system being examined. After more than four decades of operation, it seems that the dam system (flow in the dam body) has reached a state of equilibrium. In this section, the most important piezometer (piezometer installed in the core of earth dam) is modeled and the accuracy of the applied AI models for this piezometer will be investigated. The second approach, which follows the first approach, is to consider the time series in modeling. In other words, in designing input patterns for the development of artificial intelligence models, their time series are also considered. In the modeling of relation between elevation of water in

reservoir of dam and piezometric pressure. Regardless of their time series, the data shuffling technique can be used, but in the design of input patterns based on their time histories, that technique cannot be used. In this research, 70% of the data is used for training purposes and the rest is used for testing.

- Modeling and estimating piezometric pressure

In this section, the results of modeling and estimating of piezometric pressure in Shahid Kazemi Boukan dam using soft computing models including GMDH, GEP model, and M5 algorithm are presented. In order to achieve an optimal GEP tree model, the regulatory parameters such as functions, mutation rate, initial population of mutation ratio and number of generations should be determined by trial and error process. The model for the GEP model is presented in Equation (3). As is clear, this equation has three genomes. In this equation (Hw) the water level elevation in the reservoir of the dam and HP is the piezometric pressure. The genetic programming model has an error equal to ($R^2 = 0.97$ and $RMSE = 0.735$) in the training phase and ($R^2 = 0.97$ and $RMSE = 0.740$) in the testing phase. The M5 algorithm is classified as a tree algorithm, and is recommended for linear phenomena models (phenomena with linear behavior). According to regional water reports of West Azarbaijan, the relationship between the surface water level and the piezometric pressure at the core of the dam is almost linear. Therefore, it seems reasonable to use this method for the above problem. This developed model has only one branch and the derived linear function has been able to present the mathematical model of this phenomenon. Analysis of the statistical indices indicated that, in the training phase, the relationship between the water surface level inside the reservoir and the piezometric pressure in the core had the proper precision of the dam. The comparison of the developed mathematical model using this algorithm with previous models shows that the computation volume of this method is slightly smaller than that of GEP. This is worth noting that the volume of computations in the application of this method is less than the genetic programming model. To develop the GMDH, the first approach (modeling the relationship between the reservoir water surface and the piezometric pressure) used for the development of previous models is not effective because at least two input parameters are necessary for the development of this model. The performance of this model in different stages of development (training and experiment) shows that this model has the appropriate accuracy for modeling and predicting piezometric pressure in the core of Shahid Kazemi Boukan earth dam. Comparison of the performance of this model with the previous models shows that the computing volume of this model is less than Genetic programming model. A comparison of the performance of this model with the M5 algorithm also shows that both models have permissible level of accuracy. However, the GMDH for nonlinear models is also used.

- Modeling and estimating Seepage discharge

The development of artificial intelligence models to estimate and mathematical modeling the seepage discharge is based on the data recorded from this phenomenon. The same

approach used for modeling and estimating the pressure at the bottom of the dam will also be used in this section. In order to estimate the seepage discharge in the dam body, using artificial intelligence models used in this study, the water level elevation in the reservoir of the dam as input and seepage discharge were considered as the output of the models. In other words, in this section, the relationship between the water elevation and the seepage discharge is modeled. For the development of this model, only the water level (Hw) elevation in the reservoir and its time delays have been used. For modeling and estimating the seepage discharge using GEP, three scenarios were considered. In the first scenario, the goal of modeling (mathematical formula) is the relationship between the surface water level in the reservoir and the seepage discharge. In this scenario, the delay is not considered. In the second scenario, in the design of the pattern of input data for models, a time delay unit (one month) was used for the surface water level in the reservoir, and in the third scenario, to examine the effect of increasing the time delay on the modeling accuracy, in addition to the first time delay (one month), the second delay time (two months) was added to the input information. The developmental model for the first scenario with the R^2 of 0.85 and RMSE of 1.859 at the training stage and R^2 of 0.85 and RMSE of 1.395 at the testing stage has been able to model and estimate the seepage discharge. Adding a time delay unit in the genetic programming model increased the accuracy of the model with statistical indices $R^2 = 0.87$ and $RMSE = 1.668$ in the training stage in comparison with previous scenario in that the accuracy level has increased ($R^2 = 0.92$ and $RMSE = 1.428$). By increasing the second delay, the accuracy of the modeling at the training stage was obtained as $R^2 = 0.85$ and $RMSE = 1.239$ and in the test stage statistical parameters were $R^2 = 0.92$ and $RMSE = 1.406$ which did not increase significantly compared to the previous scenario.

CONCLUSIONS

In this study the pure pressure and seepage discharge of Bukan earth dam were modeled and predicted via soft computing methods including Genetic Programming, group method of data handling and M5 algorithms. Results of modeling and prediction of seepage discharge and piezometric pressure using utilized soft computing methods showed that all of them have suitable performance, however, the M5 algorithm with $R^2=0.95$ and $RMSE=0.87$ for pure pressure prediction and $R^2=0.87$ and $RMSE=1.59$ for seepage prediction has best performance. Results of modeling and prediction of pure pressure and seepage discharge shows that using times series information (one month as time delays) significantly improves the modeling accuracy.

REFERENCES

- [1] S. Dehdar-behbahani, A. Parsaie, Numerical modeling of flow pattern in dam spillway's guide wall. Case study: Balaroud dam, Iran, Alexandria Engineering Journal, 55(1) (2016) 467-473.
- [2] A. Parsaie, A.H. Haghiabi, Numerical Modeling of Flow Pattern in Spillway Approach Channel, Jordan Journal of Civil Engineering, 12(1) (2018) 1-9.
- [3] T. Stephens, Manual on small earth dams: a guide to siting, design and construction, Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO), 2010.

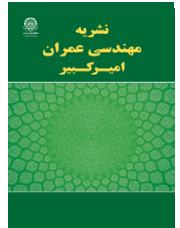
- [4] P. Taghvaei, S.F. Mousavi, A. Shahnazari, H. Karami, I. Shoshpash, Experimental and Numerical Modeling of Nano-clay Effect on Seepage Rate in Earth Dams, *International Journal of Geosynthetics and Ground Engineering*, 5(1) (2019) 1.
- [5] K. Reddy, T.B. Chander, U. Bhawsar, Steady-State Seepage Analysis of Embankment Dam using Geo Studio Software, *Journal of Advanced Research in Construction & Urban Architecture*, 3(1&2) (2018) 16-19.
- [6] G. Tayfur, D. Swiatek, A. Wita, P. Singh Vijay, Case Study: Finite Element Method and Artificial Neural Network Models for Flow through Jeziorsko Earthfill Dam in Poland, *Journal of Hydraulic Engineering*, 131(6) (2005) 431-440.
- [7] E. Sharghi, V. Nourani, N. Behfar, Earthfill dam seepage analysis using ensemble artificial intelligence based modeling, *Journal of Hydroinformatics*, 20(5) (2018) 1071-1084.
- [8] A.G. Ivakhnenko, *Polynomial Theory of Complex Systems*, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, SMC-1(4) (1971) 364-378.
- [9] H.M. Azamathulla. Gene-expression programming to predict scour at a bridge abutment. *Journal of Hydroinformatics*. 14 (2), (2012b), 324-331.
- [10] J.R. Quinlan. Learning with continuous classes. In Vol. 92 of 746 Proc., 5th Australian Joint Conf. on Artificial Intelligence, (1992), 343-348.

HOW TO CITE THIS ARTICLE

M. Najafzadeh, Projection of seepage and piezometric pressure in earth dams using soft computational models, Amirkabir J. Civil Eng., 52(7) (2020) 435-438.

DOI: [10.22060/ceej.2019.15667.5990](https://doi.org/10.22060/ceej.2019.15667.5990)





پیش‌بینی دبی نشت و فشار پیژومتریک در سدهای خاکی با استفاده از مدل‌های محاسبات نرم (مطالعه موردی: سد شهید کاظمی بوکان)

محمد نجف زاده*

استادیار گروه مهندسی آب، دانشکده مهندسی عمران و نقشه برداری، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان

تاریخچه داوری:

دریافت: ۱۳۹۷-۱۰-۲۹
بازنگری: ۱۳۹۷-۱۱-۲۵
پذیرش: ۱۳۹۷-۱۲-۱۲
ارائه آنلاین: ۱۳۹۷-۱۲-۲۷

کلمات کلیدی:

جریان تراوش
فشار پیژومتریک
روش دسته‌بندی گروهی داده‌ها
برنامه‌نویسی وراثتی
الگوریتم M5

خلاصه: سدهای خاکی همواره یکی از مؤلفه‌های اصلی پروژه‌های حفاظت آب‌و‌خاک هستند. امروزه تخمین دقیق فشار پیژومتریک و دبی نشت در سدهای خاکی با استفاده از مدل‌های عددی بر مبنای هوش مصنوعی یکی از اقدامات اساسی در مطالعات طراحی آن‌ها بشمار می‌آید. در این تحقیق با استفاده از مدل‌های محاسبات نرم شامل برنامه‌نویسی وراثتی^۱ (GP)، الگوریتم M5 و روش دسته‌بندی گروهی داده‌ها^۲ (GMDH) به پیش‌بینی فشار پیژومتریک درون‌هسته و دبی نشت سد خاکی سد شهید کاظمی بوکان پرداخته شده است. بدین منظور از اطلاعات ثبت‌شده در ۹۴ ماه اخیر استفاده شد. نتایج حاصل از مدل‌های هوشمند مذکور در مراحل آموزش و آزمایش نشان دادند که روش‌های بکار گرفته شده دارای دقت مناسبی در تخمین دبی نشت و فشار آب پیژومتریک هستند. بهترین عملکرد در تخمین فشار پیژومتریک مربوط به الگوریتم M5 با ضریب تبیین^۳ (R²) برابر با ۰/۹۵ و جذر میانگین مربعات خطا^۴ (RMSE) برابر با ۰/۸۶ است. مدل GMDH هم با در نظر گرفتن دو واحد (ماه) تأخیر زمانی و خطای ضریب تبیین ۰/۹۲ و جذر میانگین مربعات خطا ۱/۵۴۱ توانست دبی نشت را نسبت به سایر مدل‌ها ی هوشمند با دقت بهتری مدل‌سازی و پیش‌بینی کند. همچنین از تحقیق حاضر می‌توان نتیجه گرفت که به‌صورت کلی افزایش تأخیرات زمانی در اطلاعات ورودی مدل‌ها باعث افزایش سطح عملکرد مدل‌های پیشنهادی می‌شود.

- 1 Genetic Programming
- 2 Group Method of Data Handling
- 3 Coefficient of Determination
- 4 Root Mean Square Error

مقدمه

در گذشته به علت نبود ابزار دقیق جهت مشخص کردن هیدرولیک جریان درون محیط‌های متخلخل، به‌منظور کاهش خسارات ناشی از شکست سد، سدهای خاکی با ارتفاع کوتاه ساخته می‌شدند. به‌عبارت‌دیگر، احداث سدهای خاکی در گذشته بیشتر به‌صورت اجرای بند خاکی بوده است؛ اما امروزه با توسعه و پیشرفت ابزار دقیق و همچنین انجام تحقیقات بسیار زیادی در مورد سدهای خاکی و مسائل مربوط به آن‌ها، امکان ساخت سدهای بلند با مخازن بسیار بزرگ فراهم گردیده است [۳]. با توجه به حساس بودن سد خاکی نسبت به مسئله شکست هیدرولیکی سد، علاوه بر استفاده از ابزار

سدهای خاکی یکی از قدیمی‌ترین سازه‌های هیدرولیکی است که به‌منظور ذخیره آب و گاهی هم به‌منظور انحراف سیلاب ساخته شده‌اند. سابقه طراحی و ساخت سدهای خاکی به چندین هزار سال قبل برمی‌گردد. با توجه به امکان ساخت سدهای خاکی در مناطق خشک و نیمه‌خشک، استفاده از این سازه به‌منظور مهار آب‌های سطحی رودخانه‌های فصلی یا دائمی، بسیار مورد توجه قرار گرفته است [۱، ۲].

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات: moha.najafzadeh@gmail.com
m.najafzadeh@kgut.ac.ir



ترازهای اندازه‌گیری شده واقعی پیژومترها رضایت‌بخش بود. نتایج تحقیق آن‌ها نشان داد که مدل ANN همانند روش FEM دارای دقت مناسبی می‌باشد و در برخی موارد بهتر عمل می‌کند. ارسائین [۷] به مدل‌سازی و پیش‌بینی فشار آب منفذی و دبی نشت در سد خاکی جزیورسکو (ترکیه) با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخت. او برای توسعه مدل شبکه عصبی از داده‌های جمع‌آوری شده توسط پیژومترها و کلکتورها استفاده کردند. او برای از داده‌های مربوط به رقوم سطح آب در بالادست و پایین دست به‌عنوان ورودی‌های مدل و فشار پیژومتری درون سد و دبی جمع‌آوری شده توسط کلکتورها به‌عنوان خروجی مدل استفاده نمودند. مدل توسط داده‌شده دارای سه لایه بود شامل لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی. تابع سیگموئید به‌عنوان تابع فعال‌ساز برای نرون‌ها در نظر گرفته شد. قابل‌ذکر است که لایه پنهان مدل توسعه داده‌شده دارای شش نرون در لایه پنهان بود. نتیجه تحقیقات او نشان داد که شبکه عصبی دارای عملکرد مناسبی در تخمین دبی نشت و فشار پیژومتر دارد. آن‌ها تأثیر بهینه‌سازی با الگوریتم وراثتی را با روش لوببرگ مارکوات مقایسه نمودند. نتایج تحقیقات آن‌ها نشان داد که استفاده از الگوریتم فرا ابتکار وراثتی نتوانست دقت مدل‌سازی را نسبت به الگوریتم مارکوات لوببرگ به‌طور معنی‌داری افزایش دهد. میاو و همکاران [۸] با استفاده از مدل شبکه عصبی بهینه‌شده با استفاده از الگوریتم فرا ابتکاری وراثتی به پیش‌بینی دبی تراوش در سد خاکی دیالی (چین) پرداخت. آن‌ها با توسعه مدل خود از ۳۸۱ داده اندازه‌گیری و ثبت‌شده توسط ابزار دقیق استفاده نمودند. آن‌ها عملکرد مدل خود را رضایت‌بخش ارزیابی نمودند. پورکریمی کوکانه [۹] به مدل‌سازی نشت در بدنه و شالوده سد خاکی فیله خاص در استان زنجان در ایران پرداختند. به‌منظور مدل‌سازی نشت از نرم‌افزار Seep/W که بر مبنای روش المان محدود توسعه داده‌شده است استفاده گردید. آن‌ها برای صحت سنجی نتایج به‌دست‌آمده از نرم‌افزار Seep/W تعداد ۹۶ داده اندازه‌گیری شده (اندازه‌گیری شده با پیژومترهای نصب‌شده در بدنه سد) را مورد استفاده قرار گرفت. در ادامه آن‌ها برای بررسی عملکرد مدل‌های هوش مصنوعی در برآورد میزان نشت از روش دسته‌بندی گروهی داده‌ها استفاده شد. نتایج تحقیقات آن‌ها نشان داد که هر دو مدل Seep/W و هم مدل دسته‌بندی گروهی داده‌ها دارای دقت مناسبی در تخمین میزان نشت در سدهای خاکی

دقیق پیشرفته از روش‌های عددی نیز برای پیش‌بینی خصوصیات هیدرولیکی جریان مانند فشار آب منفذی، گرادیان هیدرولیکی و دبی نشت در سد خاکی به‌وفور استفاده می‌شود [۴]. بدین منظور در پروژه‌های سدهای خاکی بر مبنای اطلاعات حاصل از آزمایشات منابع قرصه طراحی صورت می‌گیرد. قابل‌ذکر است که طراحی انجام شده با استفاده از مدل‌سازی عددی مورد بررسی و ارزیابی قرار می‌گیرد. در حین ساخت نیز از قسمت‌های ساخته‌شده نمونه‌هایی برداشت می‌شود و با استفاده از مدل‌سازی عددی قلی و تعیین خصوصیات ژئوتکنیکی جدید طراحی بازبینی و ایمنی سد ارزیابی می‌شود [۵]. با نصب ابزار دقیق بعد از ساخت نیز ایمنی و سلامت سد مورد پایش مداوم قرار می‌گیرد. به دلیل ناهمگن بودن مصالح مورد استفاده در سد خاکی و همچنین پیچیده بودن هیدرولیک جریان در قسمت‌های مختلف آن، همواره نیاز است که پارامترهای نشست، فشار آب منفذی، گرادیان هیدرولیکی دبی نشت به‌طور مداوم پایش شوند. قابل‌ذکر است که داده‌های ثبت‌شده از ابزار دقیق، دقیق‌ترین اطلاعات ممکن در رابطه با سلامت سد را در اختیار قرار می‌دهند. محققان دقت و عملکرد مدل‌های عددی را با این داده‌ها ارزیابی می‌کنند. نتایج مدل‌های عددی به دلیل ساده‌سازی‌ها در مراحل توسعه و همچنین نبود اطلاعات لازم در همه قسمت‌ها همواره با عدم قطعیت‌هایی همراه است. همان‌طور که گفته شد به دلیل پیچیده بودن هیدرولیک جریان در بدنه و شالوده سد خاکی امروزه علاوه بر مدل‌های عددی روش‌های هوش مصنوعی برای مدل‌سازی و تخمین پارامترهای هیدرولیکی سدهای خاکی به کار گرفته شده‌اند. قابل‌ذکر است که توسعه مدل‌های هوش مصنوعی بر مبنای داده‌های ثبت‌شده توسط دستگاه‌های ابزار دقیق صورت می‌گیرد. در این زمینه تیفور و همکاران [۶] یک مدل شبکه عصبی مصنوعی^۱ (ANN) را جهت پیش‌بینی جریان در یک سد خاکی در لهستان پیشنهاد داده‌اند و نتایج آن را با نتایج المان محدود^۲ (FEM) مقایسه کرده‌اند. رقوم سطح آب در بالادست و پایین دست سد به‌عنوان متغیرهای ورودی و ترازهای آب در پیژومترهای نصب‌شده در سد، به‌عنوان خروجی مدل ANN در نظر گرفته شده بودند. هر دو مدل به‌وسیله پیژومترهای نصب‌شده در سد جزیورسکو^۳ کالیبره شدند. ترازهای آب پیش‌بینی شده توسط مدل ANN در مقایسه با

1 Artificial Neural Network (ANN)

2 Finite Element Method (FEM)

3 Jeziorsko

هر همه مدل‌های به کار گرفته شده دارای دقت مناسب در تخمین میزان نشت در بدنه سد خاکی ستارخان هستند. مروری بر تحقیقات گذشته نشان می‌دهد که مدل‌سازی و تخمین دبی نشت و فشار پیژومتریک در سدهای خاکی در مراحل مختلف طراحی و بهره‌برداری دارای اهمیت است. از طرف دیگر بررسی منابع نشان می‌دهد که مدل‌های هوش مصنوعی به‌طور موفقیت‌آمیزی بدین منظور به کار گرفته شده‌اند. در این تحقیق نیز دبی نشت و فشار پیژومتریک در بدنه سد خاکی شهید کاظمی بوکان استفاده از روش دسته‌بندی گروهی داده‌ها، الگوریتم $M5$ و برنامه‌نویسی وراثتی مدل‌سازی و پیش‌بینی خواهد شد.

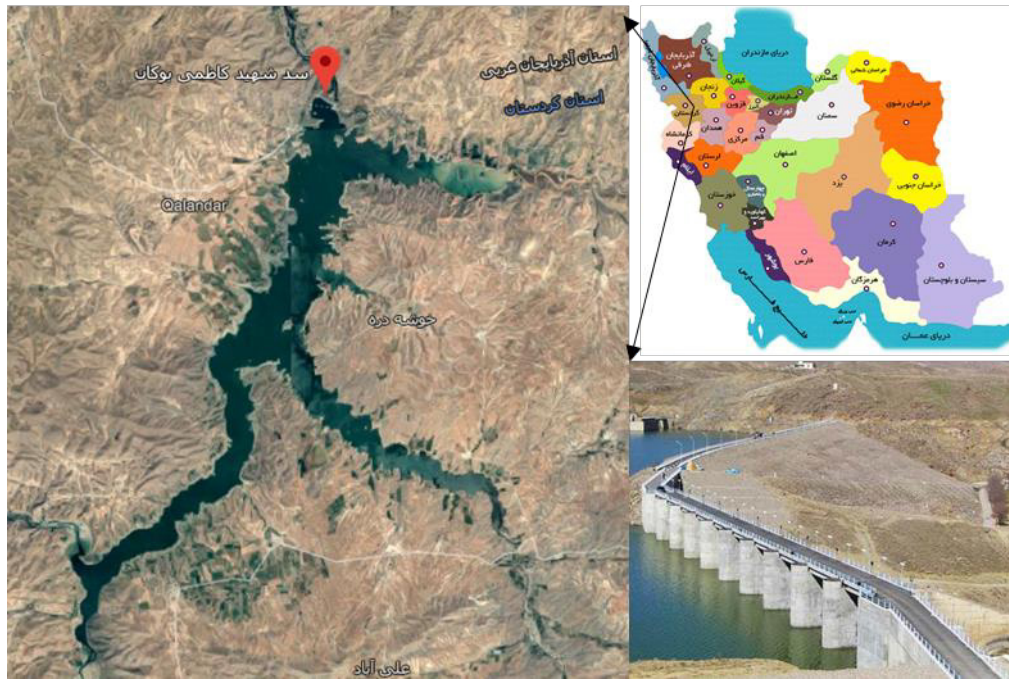
مواد و روش‌ها

معرفی منطقه مورد مطالعه

سد شهید کاظمی در ۳۵ کیلومتری جنوب شرقی شهر بوکان واقع در استان آذربایجان غربی احداث شده است. سد بوکان برای تنظیم و استفاده از آب و سیلاب‌های رودخانه زینه ایجاد شد و جهت آبیاری اراضی پایین دست سد در محل جنوب شرقی بوکان بر روی این رودخانه احداث شده است. این سد یک سد خاکی- سنگریزه‌ای با هسته مرکزی سیلتی-رسی است. حجم مخزن این سد در رقوم نرمال ۶۵۰ میلیون مترمکعب است که حجم مرده آن تقریباً ۱۱۷/۵ میلیون مترمکعب است. هدف از احداث سد شهید کاظمی بوکان آبیاری ۸۵۰۰۰ هکتار از اراضی دشت میاندوآب، کنترل سیلاب‌های مخرب، تنظیم سطح آب رودخانه زینه‌رود، تأمین آب شرب شهرهای بالادست و پایین دست سد و حفاظت از محیط‌زیست آبیان است. در شکل (۱) نمایی از موقعیت مکانی سد شهید کاظمی بوکان نشان شده است. برای مدل‌سازی و تخمین فشار پیژومتریک و دبی نشت از اطلاعات مربوط به رقوم سطح آب در مخزن سد به‌عنوان متغیر ورودی و از دبی نشت و رقوم سطح آب در پیژومتر نصب شده در هسته سد به‌عنوان خروجی استفاده شده است. داده‌های مورداستفاده از سازمان آب منطقه‌ای آذربایجان غربی تهیه شد. سری زمانی داده‌های اندازه‌گیری شده ماهانه است. به‌عبارت‌دیگر داده‌ها مربوط به اندازه‌گیری رقوم سطح آب درون پیژومترها در سد خاکی شهید کاظمی بوکان به‌صورت ماهیانه قرائت و ثبت شده است. قابل ذکر است که با توجه به ماهیت فیزیکی حرکت آب در خاک، ثبت ماهیانه این

است. نورانی و باباخانی [۱۰] از روش شبکه عصبی شعاعی در برآورد میزان تراوش سد خاکی ستارخان استفاده کردند. آن‌ها نتایج مدل شبکه عصبی شعاعی را با نتایج حل عددی معادلات لاپلاس مقایسه نمودند. نتایج مدل‌سازی و پیش‌بینی با استفاده از روش شبکه عصبی با توابع پایه شعاعی (RBF) حاکی از آن است که در مقایسه با روش تفاضل محدود این روش از دقت بالاتری رانکویک و همکاران [۱۱] با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی چندلایه به پیش‌بینی فشار پیژومتریک در سد خاکی دروازه آبرون شماره ۲ پرداختند. آن‌ها برای تهیه مدل شبکه عصبی خود انواع توابع انتقال مانند تانژانت هایپربولیک، سیگموئید، خطی و لگاریتم سیگموئید را بررسی نمودند. همچنین از رقوم سطح آب در مخزن سد به‌عنوان داده ورودی به مدل استفاده کردند و دبی نشت را به‌عنوان خروجی مدل در نظر گرفتند. نتایج مدل‌سازی آن‌ها دقت مناسب شبکه عصبی در تخمین فشار پیژومتریک درون سد را تأیید می‌کند. روشنگر و همکاران [۱۲] با استفاده از ترکیب مدل موجک با روش رگرسیون فرایند گوسی به پیش‌بینی دبی نشت روزانه از سد خاکی زونوز پرداختند. بدین منظور آن‌ها ابتدا با استفاده از مدل موجک سری زمانی داده‌های مربوط به نشت را تجزیه نمودند و در ادامه اطلاعات به‌دست‌آمده از مدل موجک را به مدل رگرسیون فرایند گوسی معرفی نمودند. آن‌ها در مدل‌سازی از رقوم سطح آب در مخزن و فشار پیژومترها به‌عنوان ورودی استفاده نمودند و دبی نشت به‌عنوان خروجی در نظر گرفته شد. نتایج تحقیقات آن‌ها نشان داد مدل توسعه داده شده توسط آن‌ها دارای دقت مناسبی در تخمین دبی نشت در سد خاکی زنون است. شرقی و همکاران [۱۳] به مدل‌سازی و پیش‌بینی نشت در سد خاکی ستارخان با استفاده از انواع مدل‌های هوش مصنوعی شامل شبکه‌های عصبی چندلایه (MLP)، ماشین بردار پشتیبان^۲ (SVM) و سیستم عصبی فازی استنتاجی تطبیقی (ANFIS)^۴ پرداختند. آن‌ها برای توسعه مدل‌های به کار گرفته شده سه استراتژی که شامل ترکیب‌هایی متفاوت از ورودی‌ها بود در نظر گرفتند. آن‌ها برای توسعه مدل خود از رقوم سطح آب در بالادست و پایین دست سد استفاده نمودند. قابل ذکر است که در طراحی ترکیب ورودی‌ها سری زمانی آن‌ها مدنظر قرار گرفته شد. نتایج تحقیقات آن‌ها نشان داد که

- 1 Radial Basis Function
- 2 Multi-Layer Perceptron
- 3 Support Vector Machine
- 4 Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی سد شهید کاظمی بوکان
 Fig. 1. Geographical location of Boukan Shahid Kazemi earth dam

این بدان معنی است که بیشترین تعداد نرون در لایه اول می‌تواند برابر $n(n-1)/2$ (تعداد متغیرهای ورودی) باشد. معیار انتخاب شایستگی، میزان خطای نرون‌ها است. شکل (۲) ساختار شماتیک مدل دسته‌بندی گروهی داده‌ها را نمایش می‌دهد. همان‌طور که در این شکل نشان داده شده است تعداد چهار متغیر در مدل‌سازی دخیل هستند که با x_1 تا x_4 مشخص شده‌اند. بنابراین بیشترین تعداد نرون در لایه اول حداکثر می‌تواند ۶ تا باشد که از این شش نرون پنج تا نرون شایستگی حضور در تشکیل لایه دوم را دارند. لذا تنها نرون‌هایی که در تشکیل ساختار نهایی مدل GMDH شرکت دارند نشان داده شده‌اند. تابع حاکم بر نرون‌ها از یک معادله درجه دوم (رابطه ۱) پیروی می‌کند. در این معادله x_1 و متغیرهای ورودی به نرون می‌باشند و w_i ها هم ضرایب این متغیرها هستند که در زمان آموزش مدل GMDH تعیین مقدار می‌شوند [۱۵].

$$Y = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_1^2 + w_4 x_2^2 + w_5 x_1 x_2 \quad (1)$$

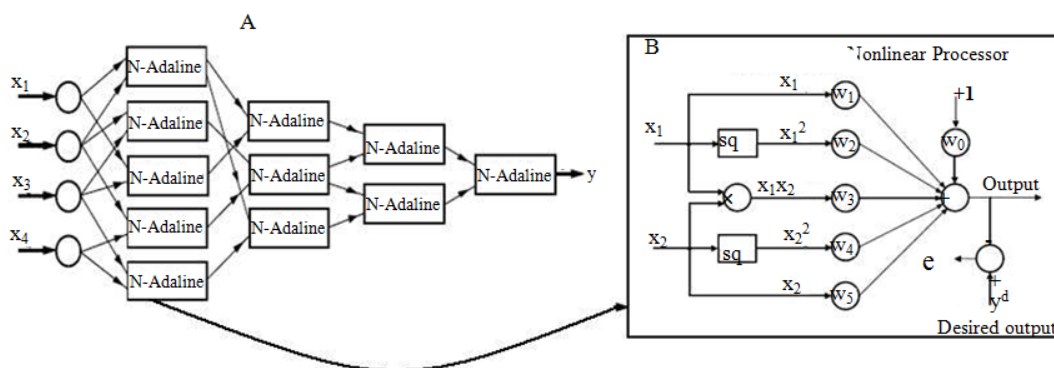
الگوریتم M۵

الگوریتم M۵ اولین بار توسط کوئینلن [۱۷] ابداع شد و سپس توسط ونگ و ویتن [۱۸] توسعه و بهبود یافت. الگوریتم M۵

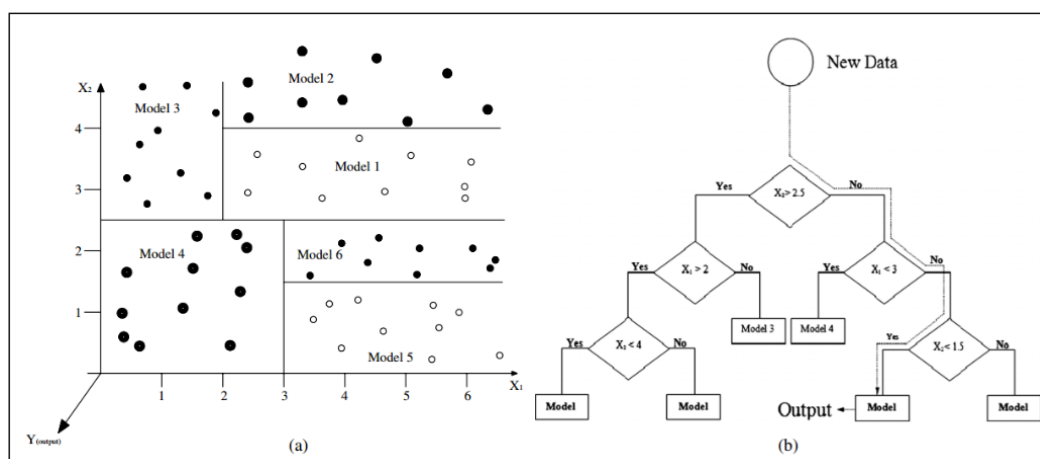
پدیده در سدهای خاکی قابل قبول است. تعداد داده‌های اندازه‌گیری شده از مسئله فشار پیژومتری درون سد خاکی شهید کاظمی بوکان مربوط به ۹۴ ماه اخیر بوده است. دبی نشت سد خاکی شهید کاظمی با رقوم سطح آب در مخزن سد تغییر می‌کند. بر اساس داده‌های ثبت شده توسط سازمان منطقه‌ای آذربایجان غربی برای رقوم‌های سطح آب کمتر از ۱۴۰۷ دبی نشت حدود صفر است. قابل ذکر است که دبی نشت توسط سه کانال که در سرتاسر سد گسترده شده‌اند جمع‌آوری شده و در نهایت به یک خروجی متصل می‌شوند و در ادامه با استفاده از یک سرریز دبی نشت اندازه‌گیری می‌شود.

روش دسته‌بندی گروهی داده‌ها

الگوریتم دسته‌بندی گروهی داده‌ها توسط ایواخنکو [۱۴] جهت تحلیل سیستم‌های پیچیده ارائه شد. مدل GMDH مانند شبکه عصبی چندلایه دارای لایه‌های ورودی، لایه(های) پنهان داخلی و لایه خروجی است. تفاوت مدل GMDH با شبکه عصبی چندلایه این است که انتقال اطلاعات از لایه ورودی به لایه‌های پنهان بر اساس شایستگی آن‌ها صورت می‌گیرد. علاوه بر این برخلاف شبکه عصبی چندلایه تنها اطلاعات دو پارامتر به هریک از نرون‌ها وارد می‌شود.



شکل ۲. نمایی شماتیک از مدل روش دسته‌بندی گروهی داده‌ها [۱۶]
 Fig. 2. Schematic diagram of Group Method of Data Handling model [16]



شکل ۳. تقسیم‌بندی فضای مسئله و ارائه مدل‌های خطی به ازای هر کدام از فضاها [۱۹]
 Fig. 3. Classification of search space and presentation of linear models related to each subdivision [19]

کار می‌رود به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$SDR = sd(T) - \sum \left| \frac{T_i}{T} \right| \times sd(T) \quad (2)$$

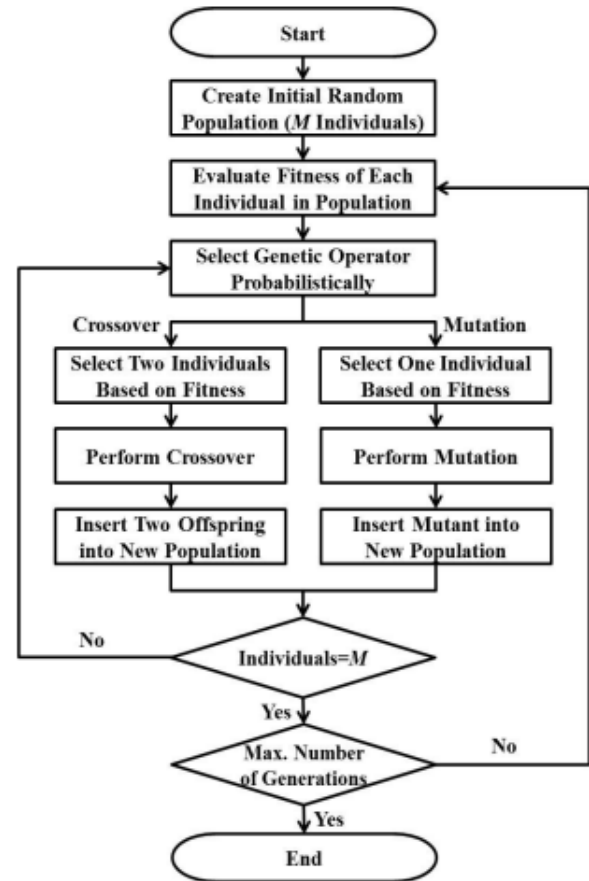
که در آن، sd معرف انحراف معیار، T شامل نمونه‌هایی است که به گره مورد نظر رسیده‌اند و T_i نمونه‌هایی است که از تقسیم گره مورد نظر بر اساس صفت انتخاب شده به دست آمده‌اند. الگوریتم $M5$ تمامی حالت‌های مختلف جهت ایجاد شاخه بر اساس صفت خاص را بررسی کرده و در نهایت حالتی را انتخاب می‌کند که بتواند بیشتر از حالت‌های دیگر تابع خطای فوق را کاهش دهد. پس از تکمیل الگوریتم درختی برای نمونه‌های موجود در هر گره داخلی یک مدل رگرسیون خطی چند متغیره برازش داده می‌شود. شکل (۳) نحوه تقسیم فضای مسئله به اجزای کوچک‌تر و کاربرد مدل‌های

شاخه‌های خود را به صورت دوتایی و تنها بر اساس یک متغیر ایجاد می‌کند. بدین گونه که بر اساس شرطی که در هر گره تعریف می‌شود، اطلاعات در آن گره به دو قسمت تقسیم می‌شوند. در الگوریتم $M5$ فضای مسئله به زیر دامنه‌هایی تقسیم شده و برای هر زیر دامنه یک مدل رگرسیون خطی چند متغیره برازش داده می‌شود. این الگوریتم جداسازی‌های ممکن را در فضای چند متغیره انجام داده و به‌طور خودکار مدل‌هایی را برای هر کدام از دامنه‌ها ایجاد می‌کند. در این الگوریتم از پارامتر انحراف معیار مقادیر هدف به‌عنوان معیار اندازه‌گیری خطا جهت ایجاد شاخه در هر گره استفاده می‌شود. بدین صورت که صفتی که موجب کاهش بیشتر انحراف معیار در هر گره می‌شود به‌عنوان صفت مورد نظر جهت ایجاد شاخه انتخاب می‌شود. کاهش انحراف استاندارد که به‌عنوان تابع خطا در الگوریتم $M5$ به

تولیدمثل از جمله مهم‌ترین عمل‌های ژنتیکی در برنامه‌نویسی وراثتی می‌باشند. عمل‌های دیگر از قبیل اصلاح ساختار با احتمال کمتری به کار گرفته می‌شوند. برنامه‌ریزی ژنتیک کار مدل‌سازی را با انتخاب تصادفی مدل‌هایی از فضای موجود شروع می‌کند. سپس بر اساس روش‌های مختلف انتخاب مانند رتبه‌بندی (افراد با برازندگی بیشتر رتبه‌های بالاتری کسب می‌کنند) و یا انتخاب تورنمنتی یا مسابقه‌ای (از مجموعه مدل‌های موجود مدل‌هایی به صورت تصادف انتخاب می‌شود و این افراد بر اساس برازندگی مرتب می‌شوند و برازنده‌ترین آن‌ها انتخاب می‌شوند) افرادی برای اعمال عملگرهای وراثتی مانند تلاقی یا جهش انتخاب می‌شوند. این عملگرهای وراثتی به افراد انتخاب‌شده فرزندان تولید می‌شوند. لازم به ذکر است که عملگر تلاقی ژن با والد مربوطه را حفظ می‌کند ولی جهش باعث تغییر ناگهانی در ساختارهای درختی می‌شود. فرایند مدل‌سازی با توجه به معیار خاتمه ادامه می‌یابد تا زمانی که این معیار ارضا شود [۲۲-۲۳]. شکل (۴) گردش کار فرآیند مدل‌سازی برنامه‌نویسی وراثتی را نشان می‌دهد.

نتایج و بحث

در این قسمت نتایج حاصل از مدل‌سازی و تخمین فشار پیژومتریک و دبی نشت در بدنه سد خاکی شهید کاظمی بوکان به کمک روش‌های رایانش نرم ارائه می‌شود. بررسی این داده‌ها نشان می‌دهد که این داده‌ها دارای ثبت تاریخی هستند. به عبارت دیگر این داده‌ها را می‌توان از لحاظ سری زمانی هم بررسی نمود؛ بنابراین برای مدل‌سازی فشار پیژومتریک (رقوم سطح آب درون پیژومترها) می‌توان دو سناریو در نظر گرفت. سناریو اول مدل‌سازی ارتباط تناظری این داده‌ها بدون در نظر گرفتن سری زمانی آن‌ها است. در این سناریو هدف بین رقوم سطح آب داخل مخزن و سطح آب درون پیژومترها است. در نظر گرفتن این سناریو مستلزم به حالت تعادل رسیدن سیستم مورد بررسی است. البته با گذشت بیش از چهار دهه از شروع بهره‌برداری آن به نظر می‌رسد که سیستم سد (جریان در بدنه سد) به حالت تعادل رسیده است. در این قسمت اطلاعات مهم‌ترین پیژومتر (پیژومتری که در درون هسته نصب شده است) مدل‌سازی و دقت مدل‌های هوش مصنوعی برای این پیژومتر بررسی خواهد شد. رهیافت دوم که در ادامه رهیافت اول مطرح می‌شود در نظر گرفتن سری زمانی در مدل‌سازی‌ها است. به عبارت دیگر در طراحی



شکل ۴. مراحل توسعه مدل برنامه‌نویسی وراثتی [۲۱]

Fig. 4. Stages for modeling Genetic Programming [21]

خطی را برای هرکدام از زیر دامنه‌ها با توجه به ساختار درختی نشان می‌دهد [۲۴، ۲۵].

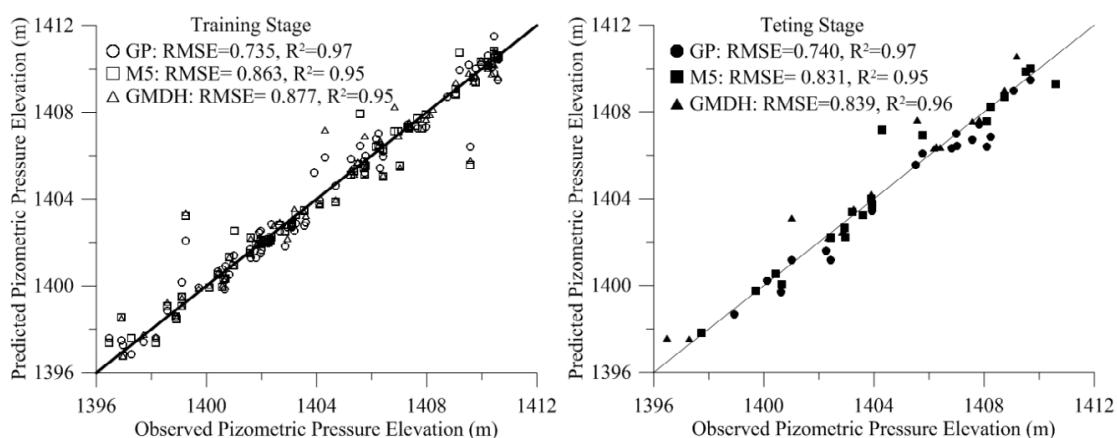
برنامه‌نویسی وراثتی

برنامه‌نویسی وراثتی (GP) از زیرشاخه‌های الگوریتم بهینه ساز وراثتی است که نخستین بار توسط کوزا [۲۱] معرفی شد. تفاوت برنامه‌نویسی وراثتی با الگوریتم بهینه ساز وراثتی در آن است که برنامه‌ریزی وراثتی از ساختار درختی برای بهینه‌سازی مسئله می‌کند در حالی که الگوریتم وراثتی بر روی شاخه‌های بیتی کار می‌کند. در برنامه‌نویسی وراثتی هیچ ساختار و ارتباطی میان متغیرهای ورودی و خروجی وجود ندارد و ساختار مدل و ضرایب بهینه نیز طی فرایند بهینه‌سازی به دست می‌آیند. ساختار درختی از مجموعه توابع (عملگرهای ریاضی مورد استفاده در فرمول‌ها) و ترمینال‌ها (متغیرهای مسئله و اعداد ثابت) ایجاد می‌شود. سه عمل ژنتیکی تلاقی، جهش و

جدول ۱. مقادیر پارامترهای تنظیم شده برای مدل برنامه نویسی وراثتی

Table 1. Values of setting parameters for Genetic Programming model

Parameter	Description of parameter	Setting of parameter
P1	Function set	times, minus, plus, square, tanh, exp, sin, cos
P2	Population size	200
P3	Mutation frequency %	0.94
P4	Crossover frequency %	50
P5	Number of replication	10
P6	Block mutation rate %	30
P7	Instruction mutation rate %	30
P8	Instruction data mutation rate %	40
P9	Homologous crossover %	95
P10	Program size	Initial 64, maximum 256



شکل ۵. عملکرد مدل های رایانش نرم در تخمین فشار بیژومتريک در هسته سد خاکی شهید کاظمی بوکان

Fig. 5. Performance of soft computing models in the piezometric pressure prediction through body of Boukan Shahid Kazemi earth dam

توابع، نرخ جهش، تعداد جمعیت اولیه نسبت جهش و تعداد نسل باید از طریق آزمون و خطا مشخص گردند. مقادیر تنظیم شده این پارامترها در این مطالعه در جدول (۱) آورده شده است. همانطور که در این جدول آورده شده است برای مدل سازی با استفاده از روش GP توابعی مانند سینوس، کسینوس، تانژانت، تابع نمایی و ... بکار گرفته شده اند. تعداد جمعیت اولیه برابر با ۲۰۰ است. نرخ جهش ۰/۹۴ درصد و نرخ جایگزینی برابر با ۵۰ درصد در نظر گرفته شده است. مدل مستخرج از مدل برنامه نویسی ژنتیک در معادله (۳) آورده شده است. همان طور که مشخص است این معادله دارای سه ژنوم است. در این معادله (H_w) رقوم سطح آب در مخزن سد و H_p فشار بیژومتريک درون هسته است. عملکرد مدل مستخرج از برنامه در مراحل آموزش و آزمایش در شکل های (۵) نشان داده شده است. همان طور که در این شکل نشان داده شده است، مدل برنامه نویسی

ورودی های مورد نیاز برای توسعه مدل های هوش مصنوعی سری زمانی آن ها نیز مدنظر قرار می گیرد. در مدل سازی ارتباط تناظری بدون در نظر گرفتن سری زمانی می تواند از تکنیک به هم ریختن داده ها استفاده کرد ولی در طراحی الگوی ورودی ها بر اساس تاریخچه زمانی نمی توان از تکنیک به هم ریختن داده ها استفاده کرد. در این تحقیق هفتاد درصد داده ها به منظور آموزش استفاده و مابقی برای آزمایش استفاده می شود.

مدل سازی و تخمین فشار بیژومتريک

در این قسمت نتایج مدل سازی و تخمین فشار بیژومتريک درون هسته سد شهید کاظمی بوکان با استفاده از مدل های رایانش نرم بکار گرفته شامل مدل GP، GMDH و الگوریتم M5 ارائه می شود. جهت دست بابی به مدل درخت بهینه GP، پارامترهای تنظیمی نظیر

گفت تا اینجا بهترین مدلی که بتواند ارتباط بین رقوم سطح آب در مخزن سد و فشارهای پیژومتریک درون هسته سد را مدل سازی نماید الگوریتم $M5$ است:

$$H_p = 286.301 + 0.791H_w \quad (۴)$$

برای توسعه مدل دسته بندی گروهی داده ها رهیافت اول (رابطه تناظری بین رقوم سطح آب در مخزن و فشار پیژومتریک) که برای توسعه مدل های قبلی به کار گرفته شد کارایی ندارد؛ زیرا حداقل دو پارامتر ورودی برای توسعه این مدل لازم است. به عبارت دیگر معادله حاکم بر نرون ها تابعی دومتغیره است که دو پارامتر برای ورودی آن لازم است. لذا ضروری است که برای استفاده از این روش حداقل از یک واحد تأخیر زمانی استفاده شود. به دلیل وجود دو پارامتر ورودی مدل توسعه داده شده فقط دارای یک نرون در لایه اول خواهد بود. معادله حاکم بر تک نرون در معادله (۵) ارائه شده است. نتایج مدل توسعه داده شده برای مدل سازی و پیش بینی فشار پیژومتریک درون هسته سد با استفاده از روش دسته بندی گروهی داده ها در شکل (۵) نشان داده شده است. بررسی عملکرد این مدل در مراحل مختلف توسعه (آموزش و آزمایش) نشان می دهد که این مدل دارای دقت مناسب برای مدل سازی و پیش بینی فشار پیژومتریک درون هسته سد خاکی شهید کاظمی بوکان است. مقایسه عملکرد این مدل با مدل های بکار گرفته شده قبلی نشان می دهد که حجم محاسبات این مدل نسبت به مدل های برنامه نویسی وراثتی به مراتب کمتر است. بررسی و مقایسه عملکرد این مدل با الگوریتم $M5$ نیز نشان می دهد که هر دو مدل دارای دقت بسیار مناسبی هستند. با این تفاوت که مدل دسته بندی گروهی داده ها برای مدل های غیرخطی هم به کار گرفته می شود. مدل غیرخطی مستخرج از شبکه $GMDH$ به صورت معادله (۵) می باشد.

$$H_p(H_w(t), H_w(t-1)) = -6496.960 - 2.956H_w(t) + 13.339H_w(t-1) - 0.001(H_w(t))^2 + 0.007(H_w(t-1))^2 - 0.004H_w(t) \times H_w(t-1) \quad (۵)$$

مدل سازی و تخمین دبی نشت

توسعه مدل های هوش مصنوعی جهت تخمین دبی نشت و همچنین مدل سازی ریاضی آن ها بر اساس داده های ثبت شده از این پدیده است. همان رهیافتی که برای مدل سازی و تخمین فشار درون هسته سد به کار گرفته شد در این قسمت نیز به کار گرفته

ژنتیک دارای خطایی برابر با ($R^2 = 0.97$ و $RMSE=0.735$) در مرحله آموزش و ($R^2 = 0.97$ و $RMSE=0.740$) در مرحله آزمایش است. بررسی این شکل نشان می دهد که مدل برنامه نویسی ژنتیک با دقت مناسبی می تواند فشار پیژومتریک درون هسته سد را مدل سازی و پیش بینی کند.

$$\begin{aligned} H_p &= bias + Gene 1 + Gene 2 + Gene 3 \\ Gene 1 \text{ and bias term :} & \\ &0.7633 H_w + 0.7633 \cos(H_w + \cos(H_w)) + 325.7 \\ Gene 2 : & \\ &0.4204 \cos(\cos(H_w) \text{ square}(H_w) + 5.889) \\ Gene 3 : & \\ &0.5142 \cos(2H_w - \text{square}(2H_w) - 18.18) \end{aligned} \quad (۳)$$

Simplified overall GP expression :

$$\begin{aligned} H_p &= 0.7633 H_w + 0.7633 \cos(H_w + \cos(H_w)) \\ &+ 0.4204 \cos(\cos(H_w) \text{ square}(H_w) + 5.889) \\ &+ 0.5142 \cos(2H_w - \text{square}(2H_w) - 18.18) + 325.7 \end{aligned}$$

الگوریتم $M5$ جزء الگوریتم های درختی دسته بندی می شود و بیشتر برای مدل پدیده های خطی (پدیده هایی که رفتار خطی دارند) توصیه شده است. بر اساس گزارش های آب منطقه ای استان آذربایجان غربی رابطه بین رقوم سطح آب و فشار پیژومتریک درون هسته سد تقریباً خطی است. لذا به کارگیری این روش برای مسئله مذکور قابل قبول به نظر می رسد. مدل مستخرج از الگوریتم $M5$ در معادله (۴) نشان داده شده است. این مدل توسعه داده شده فقط دارای یک شاخه است و تابع خطی (۵) توانسته است مدل ریاضی این پدیده را ارائه دهد. عملکرد مدل توسعه داده شده در مراحل آموزش و آزمایش در شکل (۵) نشان داده شده است. بررسی شاخص های خطای مدل توسعه داده شده نشان می دهد که در مرحله آموزش با ($R^2 = 0.95$ و $RMSE=0.863$) و در مرحله آزمایش با ($R^2 = 0.95$ و $RMSE=0.831$) جهت مدل سازی ریاضی ارتباط بین رقوم سطح آب درون مخزن و فشار پیژومتریک درون هسته دارای دقت مناسب است. مقایسه مدل ریاضی توسعه داده شده با استفاده از این الگوریتم با مدل های قبلی نشان می دهد که حجم محاسبات این روش در مقایسه با روش های برنامه نویسی وراثتی به صورت جزئی کمتر است. البته قابل ذکر است که حجم محاسبات در به کارگیری این روش نیز نسبت به مدل برنامه نویسی ژنتیک کمتر است. شاید بتوان

جدول ۲. عملکرد مدل‌های GP، الگوریتم M5 و GMDH در سناریوهای مختلف جهت تخمین دبی نشت
Table 2. Performance of GP, M5, and GMDH for various scenarios in the seepage prediction

مدلهای هوش مصنوعی			GP		M5		GMDH	
مرحله	متغیرهای ورودی	متغیر خروجی	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²
آموزش	Hw	Qs	1.859	0.85	1.595	0.88	-	-
	Hw,Hw(t-1)	Qs	1.668	0.87	1.280	0.91	1.736	0.87
	Hw,Hw(t-1), Hw(t-2)	Qs	1.929	0.85	1.239	0.93	1.239	0.93
آزمایش	Hw	Qs	1.935	0.85	2.554	0.73	-	-
	Hw,Hw(t-1)	Qs	1.428	0.92	1.227	0.97	2.239	0.77
	Hw,Hw(t-1), Hw(t-2)	Qs	1.406	0.92	1.541	0.92	1.541	0.92

حاصل شد که نسبت به سناریو قبلی افزایش چشمگیری دارد. با افزایش تأخیر زمانی دوم دقت مدل‌سازی به ترتیب در مرحله آموزش برابر با ($R^2 = 0.85$ و $RMSE=1.239$) و در مرحله آزمایش برابر با ($R^2 = 0.92$ و $RMSE=1.406$) حاصل شد که نسبت به سناریوی قبلی افزایش چشمگیر نداشت. به‌طور کلی بررسی این جدول نشان می‌دهد که اضافه کردن تأخیر زمانی دوم تأثیری چشمگیری در افزایش دقت مدل برنامه‌نویسی وراثتی مخصوصاً در مرحله آموزش دارد؛ لذا معادله ریاضی مستخرج از مدل GP برای سناریوی دوم (یک واحد تأخیر زمانی) به‌عنوان مدل نهایی انتخاب و در معادله (۶) ارائه شده است. عملکرد مدل برنامه‌نویسی وراثتی در سناریو سوم در شکل (۷) ارائه شده است.

$$Q_s = \text{bias} + \text{Gene 1} + \text{Gene 2} + \text{Gene 3}$$

Gene 1 and bias term:

$$0.7008 (H_w(t)) - 0.7008 \sin(0.3096 H_w(t-1) - \cos(H_w(t))) - 985.2$$

Gene 2:

$$1.735 \cos(0.1012 H_w(t-1)) - 1.735 \cos(0.3096 (H_w(t-1)) - \cos(H_w(t-1)))$$

Gene 3:

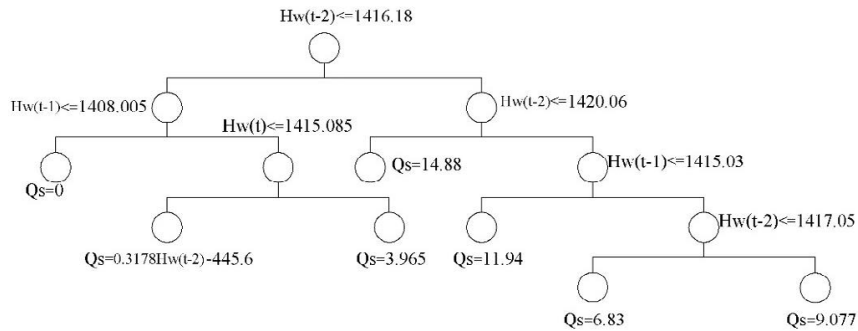
$$21.86 \cos(0.3269 H_w(t)) - 21.86 \sin(\cos(0.3269 H_w(t)))$$

Simplified overall GP expression :

$$Q_s = 0.7008 H_w(t) - 21.86 \sin(\cos(0.3269 H_w(t))) - 1.735 \cos(0.3096 H_w(t-1) - \cos(H_w(t-1))) - 0.7008 \sin(0.3096 H_w(t-1) - \cos(H_w(t))) + 21.86 \cos(0.3269 H_w(t)) + 1.735 \cos(0.1012 H_w(t-1)) - 985.2 \quad (6)$$

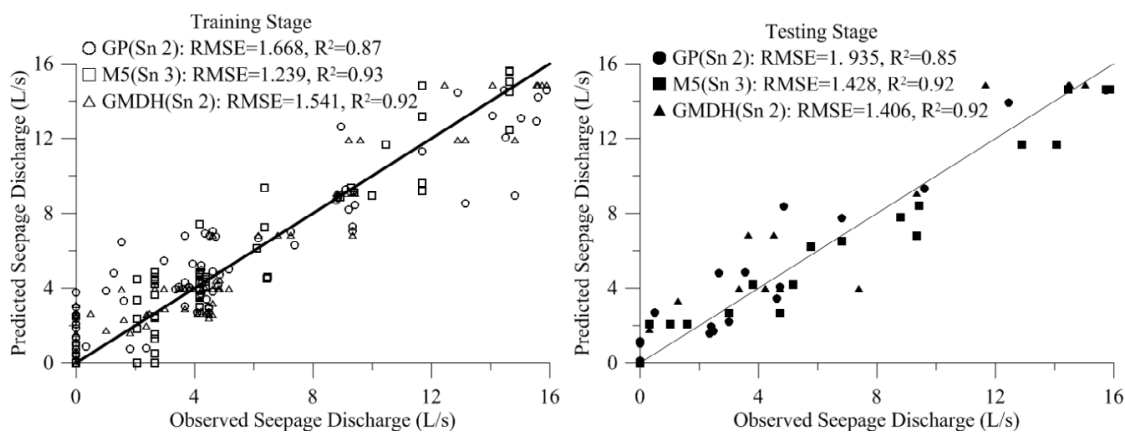
توسعه الگوریتم M5 جهت مدل‌سازی و پیش‌بینی پدیده‌ها شامل دو مرحله است که مرحله اول مرحله رشد و مرحله دوم مرحله هرس نامیده می‌شود. در مرحله اول با توجه به خوشه‌بندی داده‌ها و مرکز آن‌ها تعداد زیادی شاخه در نظر گرفته می‌شود که

خواهد شد. برای تخمین دبی نشت در بدنه سد خاکی با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی به کار گرفته شده در این مطالعه رقوم سطح آب در مخزن سد به‌عنوان ورودی و دبی نشت نیز خروجی مدل‌ها در نظر گرفته شد. به‌عبارت‌دیگر در این قسمت رابطه دبی اشل دبی نشت مدل‌سازی می‌شود. برای مدل‌سازی و تخمین دبی نشت با استفاده از مدل برنامه‌نویسی وراثتی همان تنظیمات ارائه شده در جدول (۱) استفاده شد. برای توسعه این مدل فقط از رقوم سطح آب (Hw) در داخل مخزن و تأخیرهای زمانی آن استفاده شده است. برای مدل‌سازی و تخمین دبی نشت با استفاده از برنامه‌نویسی ژنتیک سه سناریو مدنظر قرار گرفت. در سناریو اول هدف مدل‌سازی (فرمول ریاضی) رابطه بین رقوم سطح آب در مخزن و میزان دبی نشت است. در این سناریو تأخیر زمانی در نظر گرفته نمی‌شود. در سناریو دوم در طراحی الگوی داده‌های ورودی یک واحد تأخیر زمانی (یک ماه) برای رقوم سطح آب در مخزن استفاده شد و در سناریو سوم برای بررسی تأثیر افزایش تأخیرات زمانی بر دقت مدل‌سازی، علاوه بر تأخیر زمانی اول (یک ماه) تأخیر زمانی دوم (دو ماه) نیز به اطلاعات ورودی اضافه شد. نتایج حاصل از مدل‌سازی هر سه سناریو در جدول (۲) ارائه شده است. همان‌طور که در این جدول نشان داده شده است مدل برنامه‌نویسی وراثتی برای سناریو اول با شاخص خطای ($R^2 = 0.85$ و $RMSE=1.859$) در مرحله آموزش و ($R^2 = 0.85$ و $RMSE=1.395$) در مرحله آزمایش توانسته است دبی نشت را مدل‌سازی و تخمین بزند. اضافه کردن یک واحد تأخیر زمانی در مدل برنامه‌نویسی وراثتی باعث افزایش دقت مدل با شاخص‌های خطای ($R^2 = 0.87$ و $RMSE=1.668$) در مرحله آموزش و ($R^2 = 0.92$ و $RMSE=1.428$) در مرحله آزمایش



شکل ۶. ساختار الگوریتم M5 برای پیش‌بینی دبی نشت با استفاده از دو ماه تأخیر زمانی

Fig. 6. Structure of M5 algorithm for the seepage prediction using lag of two months

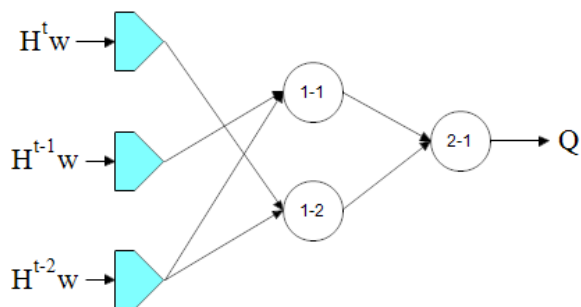


شکل ۷. عملکرد مدل‌های توسعه داده‌شده منتخب در پیش‌بینی دبی نشت از بدنه سد خاکی شهید کاظمی بوکان

Fig. 7. Performance of soft computing models in the seepage pressure prediction of Boukan Shahid Kazemi earth dam

لذا با توجه به جدول (۲) مدل مستخرج از الگوریتم M5 با توجه به سناریو سوم به‌عنوان مدل منتخب ارائه می‌شود. شکل درختی مدل ریاضی مستخرج الگوریتم M5 در شکل (۶) نشان داده شده است. برای کاربردی کردن معادله مستخرج در مسائل محاسباتی و به‌کارگیری آن به‌صورت زیر برنامه برای سایر مقاصد برنامه‌نویسی در رابطه (۷) ارائه شده است. در این رابطه $Hw(t)$ نشان‌دهنده رقوم سطح آب در ماه متناظر با دبی نشت و $Hw(t-1)$ و $Hw(t-2)$ به ترتیب نشان‌دهنده یک و دو واحد تأخیر زمانی برای رقوم سطح آب هستند. مقایسه عملکرد الگوریتم M5 با GP نشان می‌دهد که دقت الگوریتم M5 به‌صورت جزئی از مدل GP بیشتر است. البته قابل ذکر است که با توجه به پیچیده بودن هیدرولیک جریان در بدنه و شالوده سد خاکی رابطه دبی نشت و رقوم سطح آب در مخزن به طبع یک رابطه غیرخطی است؛ لذا توانایی الگوریتم M5 در تخمین دبی نشت با توجه به رقوم سطح آب در مخزن قابل قبول است. شکل (۷) عملکرد

در مرحله دوم برای افزایش کارایی و جلوگیری از آموزش بیش‌ازحد (جلوگیری از عملکرد محلی) تعدادی از این شاخه‌ها هرس می‌شود. برای مدل‌سازی و تخمین دبی نشت با استفاده از الگوریتم M5 نیز همان سه سناریو طراحی الگوی ورودی‌ها در نظر گرفته شد. عملکرد الگوریتم M5 در سناریوهای مختلف جهت تخمین دبی نشت در جدول (۲) ارائه شده است. دقت این مدل در سناریو اول برای مرحله آموزش ($R^2 = 0.88$ و $RMSE = 1/595$) و برای مرحله آزمایش ($R^2 = 0.73$ و $RMSE = 2/554$) به دست آمد. در ادامه تأثیر سناریوهای افزایش تأخیر زمانی مدنظر قرار گرفت. همان‌طور که در جدول (۲) آورده شده است افزایش تأخیرات زمانی تأثیری چشمگیری در افزایش دقت مدل‌سازی دارد. به‌طوری‌که شاخص‌های خطاب مدل توسعه داده‌شده در سناریو سوم در مرحله آموزش مرحله آموزش ($R^2 = 0.93$ و $RMSE = 1/239$) و برای مرحله آزمایش ($R^2 = 0.92$ و $RMSE = 1/541$) به دست آمد.



شکل ۸. ساختار مدل دسته‌بندی گروهی داده‌ها با به‌کارگیری دو ماه تأخیر زمانی

این سناریو نیز در جدول (۲) ارائه شده است. بررسی شاخص‌های خطا برای سناریو دوم این مدل در مرحله آموزش ($R^2 = 0.93$) و مرحله آزمایش ($R^2 = 0.92$) و $RMSE=1.239$ و $RMSE=1.541$ نشان داد که افزایش تأخیر زمانی دوم (دو ماه قبل) دارای تأثیر قابل‌ملاحظه‌ای در افزایش دقت مدل‌سازی و تخمین دبی نشت دارد. ساختار مدل توسعه داده شده GMDH در سناریوی دوم در شکل (۸) نشان داده شده است. ضرایب حاکم بر نرون‌های آن نیز در جدول (۳) ارائه شده است. عملکرد مدل GMDH توسعه داده شده در مراحل مختلف توسعه در شکل (۷) نشان داده شده است.

نتیجه‌گیری

سدهای خاکی به دلیل ضعیف بودن در برابر انواع شکست هیدرولیکی نیازمند پایش دقیق و همیشگی انواع پارامترهای هیدرولیکی جریان در بدنه و شالوده هستند. بدین منظور همواره در مراحل مختلف طراحی، ساخت و بهره‌برداری به کمک ابزار دقیق فشار پیزومتریک و دبی نشت اندازه‌گیری می‌شوند. مدل‌سازی و تخمین فشار پیزومتریک و دبی نشت به کمک رقوم سطح آب در

الگوریتم M5 را در مراحل آموزش و آزمایش با توجه به سناریو دوم نشان می‌دهد.

Number of rules in the tree: 7
 The tree:
 if $Hw(t-2) \leq 1416.18$
 if $Hw(t-1) \leq 1408.005$
 $y = 0$
 else
 if $Hw(t) \leq 1415.085$
 $y = -445.57 + 0.318Hw(t-2)$ (۷)
 else
 $y = 3.965$
 else
 if $Hw(t-2) \leq 1420.06$
 if $Hw(t-1) \leq 1415.03$
 $y = 11.935$
 else
 if $Hw(t-2) \leq 1417.05$
 $y = 6.8302$
 else
 $y = 9.077$
 else
 $y = 14.879$

مدل‌سازی و تخمین دبی نشت با استفاده از مدل دسته‌بندی گروهی داده مستلزم حداقل دو ورودی است لذا از این روش در مدل‌سازی تناظری رقوم سطح آب در مخزن و دبی نشت نمی‌توان استفاده کرد. بنابراین برای اجرای مدل دسته‌بندی گروهی داده‌ها رهیافت‌های استفاده از تأخیرات زمانی مدنظر قرار گرفت. نتایج حاصل از مدل‌سازی و تخمین دبی نشت با استفاده از مدل GMDH برای هر دو سناریو در جدول (۲) ارائه شده است. این مدل با شاخص‌های خطای ($R^2 = 0.87$ و $RMSE=1.736$) در مرحله آموزش و ($R^2 = 0.77$ و $RMSE=2.239$) در مرحله آزمایش دارای عملکرد مناسبی در تخمین دبی نشت در بدنه و شالوده سد خاکی شهید کاظمی بوکان است. قابل ذکر است که اثر افزایش تأخیر زمانی دوم بر دقت مدل‌سازی نیز مورد بررسی قرار گرفتن نتایج مدل‌سازی بر اساس

جدول ۳. ضرایب وزنی مورد استفاده در نرونهای مدل HDMG

Table 3. Weighting coefficients used in the neurons of the GMDH model

شماره لایه-شماره نرون	W0	W1	W2	W3	W4	W5
1-1	53303.445	124.879	-201.150	-0.051	0.065	0.013
1-2	39342.933	82.553	-139.059	-0.020	0.059	-0.018
2-1	0.123	0.580	0.380	-0.599	-0.627	1.229

- [4] P. Taghvaei, S.F. Mousavi, A. Shahnazari, H. Karami, I. Shoshpash, Experimental and Numerical Modeling of Nano-clay Effect on Seepage Rate in Earth Dams, *International Journal of Geosynthetics and Ground Engineering*, 5(1) (2019) 1.
- [5] K. Reddy, T.B. Chander, U. Bhawsar, Steady-State Seepage Analysis of Embankment Dam using Geo Studio Software, *Journal of Advanced Research in Construction & Urban Architecture*, 3(1&2) (2018) 16-19.
- [6] G. Tayfur, D. Swiatek, A. Wita, P. Singh Vijay, Case Study: Finite Element Method and Artificial Neural Network Models for Flow through Jeziorsko Earthfill Dam in Poland, *Journal of Hydraulic Engineering*, 131(6) (2005) 431-440.
- [7] D. Ersayın, Studying seepage in a body of earth-fill dam by (Artificial Neural Networks) ANNs, *İzmir Institute of Technology*, 2006.
- [8] X.Y. Miao, J.K. Chu, J. Qiao, L.H. Zhang, Predicting seepage of earth dams using neural network and genetic algorithm, in: *Advanced Materials Research*, Trans Tech Publ, 2012, pp. 3081-3085.
- [9] S.P. Kokaneh, S. Maghsoodan, H. MolaAbasi, A. Kordnaeij, Seepage evaluation of an earth dam using Group Method of Data Handling (GMDH) type neural network: A case study, *Scientific Research and Essays*, 8(3) (2013) 120-127.
- [10] V. Nourani, A. Babakhani, Integration of artificial neural networks with radial basis function interpolation in earthfill dam seepage modeling, *Journal of Computing in Civil Engineering*, 27(2) (2012) 183-195.
- [11] V. Ranković, A. Novaković, N. Grujović, D. Divac, N. Milivojević, Predicting piezometric water level in dams via artificial neural networks, *Neural Computing and Applications*, 24(5) (2014) 1115-1121.
- [12] K. Roushangar, S. Garekhani, F. Alizadeh, Forecasting Daily Seepage Discharge of an Earth Dam Using Wavelet–Mutual Information–Gaussian Process Regression Approaches, *Geotechnical and Geological Engineering*, 34(5) (2016) 1313-1326.
- [13] E. Sharghi, V. Nourani, N. Behfar, Earthfill dam seepage

مخزن سد یکی از راه‌های بررسی سلامت و ایمنی سد است. در این تحقیق به کمک روش‌های محاسبات نرم شامل مدل برنامه‌نویسی ژنتیک، الگوریتم M5 و روش دسته‌بندی گروهی داده‌ها فشار پیزومتریک در هسته و دبی نشت در کل سد خاکی شهید کاظمی بوکان مدل‌سازی و پیش‌بینی شد. نتایج مدل‌سازی نشان داد که مدل برنامه‌نویسی ژنتیک نتایج نشان داد که مدل برنامه‌نویسی وراثتی با سه ژنوم با دقت ($R^2 = 0.87$ و $RMSE=1.668$) در محله آموزش و ($R^2 = 0.92$ و $RMSE=1.428$) در مرحله آزمایش توانست دبی نشت را در مدل‌سازی و پیش‌بینی نماید. این مدل با دقت بسیار مناسب‌تری توانست فشار پیزومتریک درون‌هسته را با خطای ($R^2 = 0.97$ و $RMSE=0.735$) در مرحله آموزش و ($R^2 = 0.97$ و $RMSE=0.740$) در مرحله آزمایش مدل‌سازی و پیش‌بینی نماید. بررسی عملکرد الگوریتم M5 در تخمین فشار پیزومتریک درون‌هسته نشان داد که این مدل با ایجاد یک رابطه خطی ساده بین رقوم سطح آب در مخزن و فشار پیزومتریک در هسته می‌تواند با دقت مناسبی ($R^2 = 0.95$ و $RMSE=0.831$) در این پارامتر را پیش‌بینی نماید. همچنین این الگوریتم می‌تواند دبی نشت را با دقت ($R^2 = 0.93$ و $RMSE=1.239$) در محله آموزش و ($R^2 = 0.92$ و $RMSE=1.428$) در مرحله آزمایش مدل‌سازی و پیش‌بینی نماید. روش دسته‌بندی گروهی داده‌ها نشان داد که این مدل می‌تواند با دقت ($R^2 = 0.96$ و $RMSE=0.839$) فشار پیزومتریک درون‌هسته و با دقت ($R^2 = 0.92$ و $RMSE=1.406$) دبی نشت را در سد خاکی شهید کاظمی بوکان را مدل‌سازی و پیش‌بینی نماید.

منابع

- [1] S. Dehdar-behbahani, A. Parsaie, Numerical modeling of flow pattern in dam spillway's guide wall. Case study: Balaroud dam, Iran, *Alexandria Engineering Journal*, 55(1) (2016) 467-473.
- [2] A. Parsaie, A.H. Haghiabi, Numerical Modeling of Flow Pattern in Spillway Approach Channel, *Jordan Journal of Civil Engineering*, 12(1) (2018) 1-9.
- [3] T. Stephens, Manual on small earth dams: a guide to siting, design and construction, Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO), 2010.

- [19] M.K. Goyal, C.S.P. Ojha, Estimation of Scour Downstream of a Ski-Jump Bucket Using Support Vector and M5 Model Tree, *Water Resources Management*, 25(9) (2011) 2177-2195.
- [20] A. Behnood, V. Behnood, M. Modiri Gharehveran, K.E. Alyamac, Prediction of the compressive strength of normal and high-performance concretes using M5P model tree algorithm, *Construction and Building Materials*, 142 (2017) 199-207.
- [21] J.R. Koza, *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection*, Bradford, 1992.
- [22] A. Parsaie, A.H. Haghiabi, M. Saneie, H. Torabi, Applications of soft computing techniques for prediction of energy dissipation on stepped spillways, *Neural Computing and Applications*, (2016).
- [23] A. Parsaie, S. Ememgholizadeh, A.H. Haghiabi, A. Moradinejad, Investigation of trap efficiency of retention dams, *Water Science and Technology: Water Supply*, 18(2) (2017) 450-459.
- analysis using ensemble artificial intelligence based modeling, *Journal of Hydroinformatics*, 20(5) (2018) 1071-1084.
- [14] A.G. Ivakhnenko, *Polynomial Theory of Complex Systems*, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC-1(4) (1971) 364-378.
- [15] A. Parsaie, A.H. Haghiabi, Improving Modelling of Discharge Coefficient of Triangular Labyrinth Lateral Weirs Using SVM, GMDH and MARS Techniques, *Irrigation and Drainage*, 66(4) (2017) 636-654.
- [16] M. Masoumi Shahr-Babak, M.J. Khanjani, K. Qaderi, Uplift capacity prediction of suction caisson in clay using a hybrid intelligence method (GMDH-HS), *Applied Ocean Research*, 59 (2016) 408-416.
- [17] J.R. Quinlan, Learning with continuous classes, in: *5th Australian joint conference on artificial intelligence*, World Scientific, 1992, pp. 343-348.
- [18] Y. Wang, I.H. Witten, Induction of model trees for predicting continuous classes, (1996).

چگونه به این مقاله ارجاع دهیم

M. Najafzadeh, *Projection of seepage and piezometric pressure in earth dams using soft computational models*, *Amirkabir J. Civil Eng.*, 52(7) (2020) 1783-1796.

DOI: [10.22060/ceej.2019.15667.5990](https://doi.org/10.22060/ceej.2019.15667.5990)



