



Original Article

Estimating the Uplift Pressure under Hydraulic Structures with Dual end Cutoff Walls with Finite Element, Regression and Intelligent Approaches

Bahram Nourani, Solmaz Kamalinezhad, Farzin Salmasi, Morteza Ansari, Samira Roumianfar

- 1- Ph.D Alumnus, Regional Water Company of East Azarbijan, Tabriz. Iran.
- 2- M.Sc. Alumnus, Department of Water Engineering, University of Tabriz.Iran.
- 3- Professor Department of Water Engineering, University of Tabriz.Iran.
- 4- Msc. Alumnus, Regional Water Company of East Azarbijan, Tabriz.Iran.

Received:15/March/2025

Accepted:21/Sep/2025

Revised:27/May/2025

Published online:22/Dec/2025

* Corresponding Author's Email: Nourani.Bahrma@tabrizu.ac.ir

ARTICLE INFO

Keywords:

Cut-off Walls,
Finite Element Method,
Hydraulic Structure,
Intelligent Model,
Uplift Pressure

ABSTRACT

The amount of uplift pressure in under hydraulic structures plays a significant role in the dimensions and stability of engineering designs, so its determination and estimation by accurate methods is very important. The purpose of this study is to model and estimate the uplift pressure force at key points under floors with dual end cut-off walls. For this aim, first numerical simulations with finite element method (FEM) using SEEP/W software was performed and after extracting the results, three intelligent models ANN (MLP), ANN (RBF) and GEP and multiple nonlinear regression (MNLR) model were used to estimate the amount of uplift pressure at key points using the parameters affecting it and their performance were evaluated together. Evaluation of the obtained results was performed using statistical criteria R^2 , RMSE, RE% and KGE as well as graphic diagrams. The results of statistical criteria indicated the superiority of ANN (MLP) model over other approaches. Comparison of violin plots and related indexes showed that the data estimated by the ANN (MLP) model are very closely correlated with the FEM data. It should also be noted that in the this study, a series of nonlinear and explicit regression equations were presented to estimate the amount of uplift pressure at key points with the extracted data, which can be used by design engineers due to its higher accuracy.

Introduction

Uplift pressure exerted beneath hydraulic structures is a critical factor governing their structural stability and design dimensions. The accurate prediction of this force is therefore paramount for safe and economical engineering. While cutoff walls are widely used as an effective countermeasure to control seepage and reduce uplift, the specific configuration of dual end cutoff walls—particularly those of unequal depth—has remained a less explored area in existing literature. Traditional methods, including physical modeling and numerical simulations like the Finite Element Method (FEM), often involve significant computational cost, time, and expertise. This research gap necessitates the development of robust, accurate, and computationally efficient predictive models. The primary objective of this study is to model and estimate the uplift pressure force at key points (designated as C at the upstream point and E at the downstream point) beneath hydraulic structure floors equipped with dual end cutoff walls. To achieve this, the study leverages data from

How to cite: Nourani, B. Kamalinezhad, S. Salmasi, F. Ansari, M. Roumianfar, S. *Estimating the Uplift Pressure under Hydraulic Structures with Dual end Cutoff Walls with Finite Element, Regression and Intelligent Approaches*. Journal of Hydraulics and Water Science, 35 (4):45-43. <https://doi.org/10.22034/hws.2025.67753.1036>

How to cite:



This is an open-access article under the CC BY NC license
(<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>)



extensive numerical simulations to develop and compare the performance of multiple intelligent and regression models.

Materials and Methods

The research methodology was executed in a systematic, multi-stage process. First, a comprehensive numerical simulation was conducted using the Finite Element Method (FEM) implemented in SEEP/W software (part of the Geo-Studio package). A total of 90 numerical models were developed, encompassing various configurations of dual cutoff walls, including both equal-depth (30 models) and unequal-depth (60 models) scenarios. The influential dimensionless parameters considered were the ratio of floor width to foundation depth (B/D), the ratio of floor width to downstream cutoff depth (B/d_2), and the ratio of upstream to downstream cutoff depths (d_1/d_2). The model was validated against established analytical solutions, confirming its high accuracy.

Subsequently, the dataset generated from the FEM analysis (90 data points) was utilized to develop and train four distinct predictive models:

1. Intelligent Models:
 - Artificial Neural Network - Multi-Layer Perceptron (ANN-MLP)
 - Artificial Neural Network - Radial Basis Function (ANN-RBF)
 - Gene Expression Programming (GEP)
2. Regression Model:
 - Multiple Non-Linear Regression (MNLN)

For all models, 70% of the data (63 points) was used for training, and the remaining 30% (27 points) was used for testing. The models were designed to predict the percentage of uplift pressure at the key points (PC% and PE%) based on the three input parameters. The performance of each model was evaluated using a suite of statistical metrics, including the Coefficient of Determination (R^2), Root Mean Square Error (RMSE), Relative Error Percentage (RE%), and Kling-Gupta Efficiency (KGE), supplemented by graphical analyses such as scatter plots, violin plots, and density diagrams.

Results and Discussion

The findings of this study provide significant insights into both the physical phenomenon and the performance of the predictive models:

- Numerical Simulation Results: The FEM analysis successfully demonstrated the impact of varying cutoff wall configurations on seepage patterns and uplift pressure. For instance, increasing the B/d_2 ratio led to a rise in PC% (at C-key point) and a concurrent decrease in PE% (at E-key point). The study also produced a set of explicit, high-accuracy MNLN equations for directly estimating PC% and PE%, which are valuable for practical engineering design.
- Model Performance Comparison: The evaluation of the predictive models revealed a clear ranking in performance. The ANN-MLP model consistently outperformed all other approaches, achieving near-perfect agreement with the FEM data.
- For the test phase, the ANN-MLP model yielded exceptional statistical results: For PE%, $R^2=0.997$, RMSE=0.223%, RE=0.069%, KGE=0.997. For PC%, $R^2=0.999$, RMSE=0.015%, RE=0.184%, KGE=0.997.
- The relative error (RE%) for the superior ANN-MLP model was confined within an impressive range of less than $\pm 2\%$.
- Graphical analyses, particularly the violin and density plots, visually confirmed that the data estimated by the ANN-MLP model closely matched the distribution and statistics of the original FEM data.
- The overall ranking of models based on a comprehensive scoring system was: 1. ANN-MLP, 2. ANN-RBF, 3. GEP, and 4. MNLN for key point E, and a similar order for key point C, affirming the superiority of the ANN-MLP approach.

Conclusion

This study successfully demonstrates the application of intelligent computing techniques in geotechnical and hydraulic engineering. The research conclusively establishes that the ANN-MLP model is a highly superior, reliable, and accurate tool for estimating uplift pressure under hydraulic structures with complex dual cutoff wall configurations. Its performance surpasses that of other intelligent models (ANN-RBF, GEP) and regression (MNLN) methods. Furthermore, the study provides practicing engineers with two practical tools: a set of explicit MNLN equations for quick estimations and a highly precise ANN-MLP model for critical design scenarios. The methodologies and findings are directly applicable to the design and safety assessment of hydraulic infrastructures, enabling more efficient and risk-mitigated engineering solutions. Future work could focus on integrating a wider range of soil properties and structural geometries to further generalize the developed models.



تخمین مقدار زیر فشار بالابرنده در زیر سازه‌های هیدرولیکی با دیوارهای آب‌بند دوگانه انتهایی با روش‌های المان محدود، رگرسیونی و هوشمند

بهرام نورانی^{۱*}، سولماز کمالی‌نژاد^۲، فرزین سلماسی، مرتضی انصاری^۲، سمیرا رومیانفر

- ۱- فارغ‌التحصیل دکتری علوم و مهندسی آب- سازه‌های آبی، سازمان آب منطقه‌ای آذربایجان شرقی، تبریز، ایران.
 - ۲- فارغ‌التحصیل کارشناسی ارشد علوم و مهندسی آب- آبیاری و زهکشی، گروه مهندسی آب، دانشگاه تبریز.
 - ۳- استاد گروه مهندسی آب، دانشگاه تبریز.
 - ۴- دانشجوی دکتری عمران-مهندسی و مدیریت منابع آب، سازمان آب منطقه‌ای آذربایجان شرقی، تبریز، ایران.
- تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۲/۲۵
تاریخ ویرایش: ۱۴۰۴/۰۳/۰۶
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۶/۳۰
تاریخ انتشار آنلاین: ۱۴۰۴/۱۲/۰۱

* نویسنده مسئول: Nourani.Bahrma@tabrizu.ac.ir

چکیده

مقدار زیر فشار بالابرنده در زیر سازه‌های هیدرولیکی نقش بسزای در ابعاد و پایداری طرح‌های مهندسی دارد، لذا تعیین و تخمین آن با روش‌های دقیق بسیار حائز اهمیت می‌باشد. هدف از این تحقیق، مدل‌سازی و تخمین نیروی زیر فشار بالابرنده در نقاط کلیدی در زیر کف بندهایی با دو دیوار آب‌بند انتهایی می‌باشد. برای این منظور ابتدا شبیه‌سازی عددی با روش المان محدود (FEM) و با به کارگیری نرم‌افزار SEEP/W صورت گرفت و پس از استخراج نتایج، از سه مدل هوشمند ANN(MLP)، ANN(RBF) و GEP و مدل رگرسیونی چندگانه غیرخطی (MNLR) در تخمین مقدار زیر فشار بالابرنده در نقاط کلیدی با استفاده از پارمترهای موثر بر آن استفاده شد و عملکرد آن‌ها با یکدیگر مورد بررسی قرار گرفت. ارزیابی نتایج به‌دست‌آمده با استفاده از معیارهای آماری R^2 ، RMSE، RE% و KGE و همچنین نمودارهای گرافیکی انجام گردید. نتایج شاخص‌های آماری، برتری مدل ANN(MLP) نسبت به سایر روش‌ها را نشان داد. مقایسه نمودارهای ویولنی داده‌ها و شاخص‌های مربوط به آن نشان داد که داده‌های تخمین زده شده به وسیله مدل هوشمند ANN(MLP) با داده‌های حاصل از FEM تطابق بسیار نزدیکی را داراست. همچنین لازم به ذکر است، در تحقیق حاضر یکسری روابط رگرسیونی غیرخطی و صریحی نیز برای تخمین مقدار زیر فشار بالابرنده در نقاط کلیدی با داده‌های استخراج شده ارائه گردید که به دلیل داشتن دقت بالاتر و مطلوب ($RE\% < 2$ و $R^2 > 0.95$) می‌تواند مورد استفاده مهندسان طراح قرار گیرد.

کلمات کلیدی: دیوار آب‌بند، روش المان محدود، زیر فشار بالابرنده، سازه هیدرولیکی، مدل هوشمند

۱- مقدمه

دیوارهای آب‌بند، دیوارهایی هستند که برای کنترل تراوش در مقابل مسیر جریان آب در زیر سازه‌های هیدرولیکی و در درون زمین تعبیه می‌شوند. هدف اصلی از احداث این دیوارها کاهش پتانسیل نشست در زیر پی سازه هیدرولیکی در مقدار قابل قبول می‌باشد. معمولاً بهترین حالت در شرایطی خواهد بود که عمق آن‌ها تا بستر سنگی امتداد داشته باشد ولی با توجه به اینکه امتداد دادن آن تا بستر در بیشتر حالات از لحاظ اقتصادی مقرون به صرفه نمی‌باشد به همین دلیل برای فارغ شدن از این مشکل می‌توان تعداد آن‌ها را افزایش و در مقابل عمق آن‌ها را کاهش داد. لازم است در این شکل از اجرا فاصله آن‌ها در حد مطلوب انتخاب شود تا هدف مورد نظر یعنی افزایش طول مسیر جریان فراهم گردد (Shamsai, 2004).

معمولاً دیوارهای بالادست و پایین‌دست به ترتیب جهت کنترل نیروی ناشی از جریان نشستی و گرادیان هیدرولیکی خروجی مورد استفاده قرار می‌گیرند. در تحقیق پیش‌رو، حالت‌های مختلفی از ترکیب دیوارهای آب‌بند دوگانه انتهایی مورد ارزیابی قرار رفت و سپس با نتایج به دست آمده سعی گردید تا روابط صریح و مناسبی برای برآورد مقدار زیرفشار بالا برنده فراهم آید که تا به حال ارائه این روابط در حالت وجود دیوارهای آب‌بند دوگانه انتهایی برابر از لحاظ عمق توسط (Jain and Reddy (2011) میسر بوده است.

(Sedeghi Asl et al. (2005) به بررسی اثر موقعیت بهینه پرده آب‌بند قائم در کاهش نشست و سرعت جریان در زیر سازه‌های آبی با استفاده از مدل عددی پرداختند و به این نتیجه رسیدند که بهترین مکان برای کنترل نشست و زیرشویی، به ترتیب در پاشنه و پنجه سد می‌باشد. (Ghobadian & Khodaei (2010) تأثیرات دیوار آب‌بند و زهکش بر نیروی زیرفشار و گرادیان خروجی زیر سازه‌های آبی با حل عددی معادله عمومی جریان آب در خاک به روش احجام محدود را مورد بررسی قرار دادند. نتایج مطالعات آن‌ها نشان داد که با احداث یک دیوار آب‌بند در هر وضعیت مکانی مقدار گرادیان خروجی نسبت به گرادیان خروجی مبنا (بدون دیوار آب‌بند) کاهش می‌یابد. همچنین بیشترین نیروی زیر فشار و کمترین گرادیان هیدرولیکی خروجی در موقعیتی که دیوار آب‌بند در پایین‌دست احداث شود، دیده می‌شود. (Zainal (2011) به بررسی اثر زاویه دیوار آب‌بند در کاهش نشست، نیروی بالا برنده و گرادیان خروجی پرداخت و نتایج نشان داد که بهترین زاویه برای کاهش مقدار فوق‌الذکر به ترتیب ۶۰، ۱۲۰ الی ۱۳۵ و ۴۵ الی ۷۵ درجه می‌باشد.

(Jain & Reddy (2011) یک روش برای به محاسبه فشار بالا برنده در انتهای سازه و گرادیان هیدرولیکی خروجی در حالتی که دو دیوار آب‌بند درست در دو انتهای سازه قرار گیرد را به روش تحلیلی ارائه نمودند. در روش تحلیلی ایشان حتماً باید عمق دو دیوار آب‌بند یکسان باشند، تا روابط پیشنهاد شده برای زیرفشار در نقاط

کلیدی و گرادیان هیدرولیکی خروجی مورد استفاده قرار بگیرد. (Mansuri & Salmasi (2013) به بررسی اثر طول زهکش افقی و دیوار آب‌بند بر نشست و نیروی زیرفشار در سدهای خاکی ناهمگن با شبیه‌سازی عددی پرداختند. در این تحقیق طول‌های مختلف زهکش و همچنین عمق و موقعیت‌های مختلف دیوار در زیر سد با نرم‌افزار SEEP/W مورد بررسی قرار دادند و به این نتیجه دست یافتند که با افزایش طول زهکش افقی، سبب افزایش ناچیز مقدار نشست و گرادیان هیدرولیکی می‌شود و مناسب‌ترین موقعیت دیوار آب‌بند در وسط پی سد می‌باشد و با افزایش عمق دیوار مقدار نشست کاهش می‌یابد.

(Mansuri et al. (2014) به بررسی اثر موقعیت‌های مختلف دیوار آب‌بند با زاویه‌های مختلف در زیر یک سد مخزنی بر میزان زیرفشار پرداختند و نتایج حاصل از این مطالعه نشان داد که مایل نمودن دیوار آب‌بند باعث کاهش نیروی زیرفشار می‌گردد. (Mortazavi & Soleiman (2015) به بررسی نشست از سد خاکی با نرم‌افزارهای SEEP/W و SEEP/W3D پرداختند که در این تحقیق، گرادیان هیدرولیکی در دو نرم‌افزار دوعبده و سه‌بعدی برابر با ۰/۵ به‌دست آمد که از گرادیان هیدرولیکی بحرانی کمتر می‌باشد. همچنین نتایج این تحقیق نشان داد اگر دیوار آب‌بند در پنجه سد قرار گیرد در کاهش نشست بیشتر مؤثر خواهد بود و گرادیان هیدرولیکی خروجی تقریباً سه‌چهارم گرادیان هیدرولیکی بحرانی خواهد بود. (Sartibi et al. (2020) به بررسی تأثیر فاصله و عمق سپرها بر کاهش نیروی بالا برنده و گرادیان هیدرولیکی خروجی در زیر سدهای وزنی پرداختند. نتایج این تحقیق نشان داد که در صورت وجود تنها یک دیوار آب‌بند در پاشنه سد با افزایش عمق نیروی بالا برنده، گرادیان هیدرولیکی کاهش می‌یابد. همچنین نتایج بررسی آن‌ها در حالتی که بیش از یک دیوار آب‌بند در پی سد احداث شود نشان داد که نیروی بالا برنده در حالت کاهش فاصله آن‌ها از هم و گرادیان هیدرولیکی خروجی در صورت افزایش فاصله آن‌ها نسبت به هم کاهش پیدا می‌کند. (Norouzi et al. (2020) تأثیر دیوار آب‌بند بر گرادیان و نشست از سد سنگ‌ریزه‌ای سبلان را با استفاده از مدل عددی بررسی نمودند. نتایج نشان داد بیشینه گرادیان در پی سد سبلان در محل دیوار آب‌بند اتفاق می‌افتد و همچنین محل بهینه دیوار آب‌بند در جهت حداقل دبی نشست در پاشنه و در جهت حداقل گرادیان در پنجه هسته می‌باشد.

(Salmasi et al. (2020) به بررسی تأثیر نحوه قرارگیری دیوارهای آب‌بند از لحاظ عمق و فاصله در زیر سازه‌های هیدرولیکی در جهت کاهش نیروی بالا برنده و گرادیان هیدرولیکی خروجی پرداختند. نتایج نشان داد که با افزایش فاصله دو دیوار آب‌بند نسبت به هم و افزایش عمق دیوار آب‌بند انتهایی، گرادیان هیدرولیکی خروجی کاهش می‌یابد. هنگامی که دو دیوار آب‌بند در ابتدا و انتهای سازه قرار داشته باشند، مقدار گرادیان هیدرولیکی خروجی نسبت به

جریان در زیر سازه‌های هیدرولیکی با دو دیوار آب‌بند انتهایی هم‌عمق و غیر هم‌عمق به روش عددی با شرایط مرزی معین با استفاده از روش المان محدود و با به کارگیری نرم‌افزار SEEP/W که جزئی از بسته نرم‌افزاری Geo-Studio می‌باشد، شبیه‌سازی گردید. پس از صحت‌سنجی نتایج به دست آمده با نتایج حالت خاص (دیوارهای آب‌بند دوگانه انتهایی هم‌عمق)، روابط رگرسیونی صریحی با دقت بالاتر برای تخمین مقادیر زیرفشار بالابرنده در نقاط کلیدی که برای حالت‌های مختلف کارگذاری (برابر و نابرابر از لحاظ عمق) مورد استفاده قرار بگیرد، معرفی گردید تا مهندسان طراح در کارهای اجرایی از آن‌ها در طراحی‌ها و یا تخمین‌های اولیه خود استفاده نمایند. به علاوه، با نتایج حاصل از شبیه‌سازی عددی در تحقیق حاضر، یکسری مدل‌های هوشمند و رگرسیونی برای تخمین دقیق مقدار زیرفشار بالابرنده در نقاط کلیدی توسعه داده شد و عملکرد این روش‌های مختلف داده‌کاوی با استفاده از معیارهای آماری عددی و گرافیکی مختلف مورد مقایسه قرار گرفت و در نهایت بهترین مدل تخمینی جهت تعیین مقدار زیرفشار بالابرنده با استفاده از پارامترهای موثر بر آن معرفی گردید.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- معادلات حاکم

معادله عمومی جریان در محیط‌های متخلخل، رابطه داری می‌باشد که در تلفیق با رابطه پیوستگی به رابطه ریچاردز تبدیل می‌شود که به فرم رابطه (۱) بیان می‌گردد (Anonymous, 2012):

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(k_x \frac{\partial h}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(k_y \frac{\partial h}{\partial y} \right) + Q = \frac{\partial \theta}{\partial t} \quad (1)$$

که در آن، h بار آبی کل (متر)، Q نرخ جریان در واحد حجم (یک بر ثانیه)، شاخص رطوبت حجمی آب (متر مکعب بر متر مکعب)، k_x هدایت هیدرولیکی در جهت x (متر بر ثانیه)، k_y هدایت هیدرولیکی در جهت y (متر بر ثانیه) و t زمان (ثانیه) می‌باشند. رابطه (۱) در شرایط دائمی به فرم زیر تغییر می‌یابد:

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(k_x \frac{\partial h}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(k_y \frac{\partial h}{\partial y} \right) + Q = 0 \quad (2)$$

در صورتی که محیط همگن و ایزوتروپ باشد $k=k_x=k_y$ و هیچ جریانی به محیط خاک وارد و خارج نشود) رابطه (۲) به شکل رابطه (۳) ساده‌تر می‌شود که به معادله لاپلاس معروف است:

$$\nabla^2 h = 0 \quad (3)$$

برای حل معادله حاکم، در تحقیق حاضر به روش اجزا محدود (FEM) از نرم‌افزار SEEP/W که متعلق به بسته نرم‌افزاری-Geo-Studio می‌باشد، استفاده شده است. این نرم‌افزار قادر است تا رابطه ریچاردز را با شرایط مرزی و اولیه معین حل نماید (Anonymous, 2012).

حالتی که دیوار آب‌بند در موقعیت یک سوم و دوسوم نسبت به دیوار آب‌بند ابتدایی باشد، کمتر می‌باشد.

محدودیت در تجهیزات، زمان، هزینه و در برخی موارد عدم ایجاد تشابه کامل بین جریان طبیعی و مدل‌های فیزیکی- هیدرولیکی در مطالعات تجربی از یک سو و نیاز به تخصص، زمان بر بودن محاسبات و مشکل بودن تعیین دقیق شرایط مرزی و اولیه مسئله در مدل‌های عددی از طرف دیگر و احساس نیاز به تخمین و پیش‌بینی دقیق یک پارامتر معین با استفاده از پارامترهای موثر بر آن در برخی مسائل و پدیده‌های پیچیده موجود سبب گردیده است که گرایش به استفاده از مدل‌های هوشمند در سال‌های اخیر به طور فزاینده‌ای گسترش پیدا کند. در سال‌های اخیر محققین در زمینه‌های مختلف به منظور برآورد و تخمین پدیده‌های مختلف از مدل‌های هوشمند بهره می‌برند که این روش‌ها در صنعت آب نیز در زمینه‌های مختلفی هم‌چون مسائل ژئوتکنیکی، هیدرولوژیکی، هیدرولیکی و ... مورد توجه محققان و متخصصان قرار گرفته است که با بهره گرفتن از این علم و با توسعه مدل‌های هوشمند به تخمین و پیش‌بینی موارد مطرح در موضوعات آبی می‌پردازند.

Emami et al. (2017) به بررسی پیش‌بینی تراوش از بدنه سد خاکی شهید کاظمی بوکان با استفاده از پارامترهای آماری شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. نتایج این بررسی نشان داد که شبکه عصبی با استفاده از ۸۶۴ داده پیرومتری به خوبی آموزش دیده و از دقت و سرعت بالایی در پیش‌بینی پدیده تراوش برخوردار بوده است. Sharghi et al. (2019) به بررسی ارزیابی و کاربرد مدل‌های ترکیبی هوش مصنوعی برای تخمین هد پیرومتریک سد خاکی پرداختند. در این تحقیق، پیرومترهای مربوطه با مدل‌های ANN، ANFIS، SVR و ARIMA مدل‌سازی شد و ترکیب مدل به سه روش میانگین‌گیری خطی ساده، میانگین‌گیری خطی وزن‌دار و ترکیب غیرخطی با شبکه عصبی مصنوعی، برای افزایش کارایی صورت گرفت. نتایج نشان داد که مدل ترکیبی غیرخطی با شبکه عصبی می‌تواند روش مناسبی برای مدل‌سازی پدیده‌هایی غیرخطی نظیر تخمین هد پیرومتریک باشد. همچنین در موقعیت پیرومتر نزدیک به بالادست به دلیل همبستگی بیشتر با سری زمانی بالادست سد، نتایج مطلوب و دقیق‌تری نسبت به پیرومتر دورتر از بالادست حاصل می‌شود.

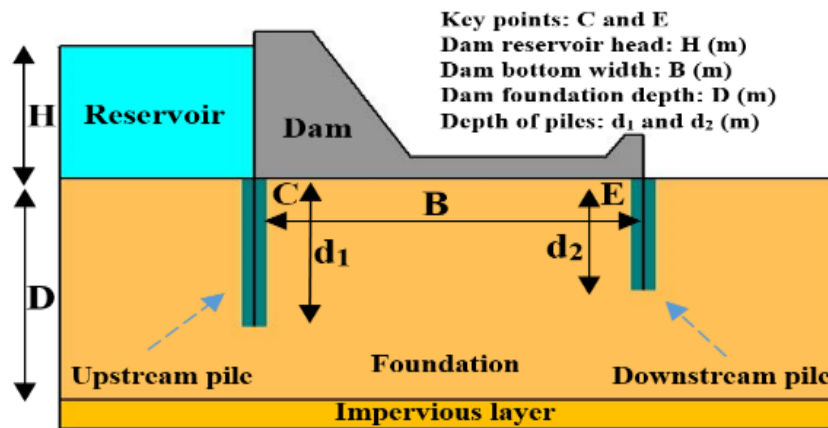
بررسی تحقیقات انجام گرفته نشان داده که تا به امروز بررسی خصوصیات جریان در زیر سازه‌های هیدرولیکی در شرایط به کارگیری دیوارهای آب‌بند دوگانه انتهایی نابرابر از لحاظ عمق نسبت به هم کمتر مورد توجه قرار گرفته است. لذا در تحقیق حاضر تأثیر نحوه قرارگیری دیوارهای آب‌بند دوگانه انتهایی برابر و نابرابر از لحاظ عمق کارگذاری در زیر سازه‌های هیدرولیکی بر خصوصیات جریان از زیر سازه هیدرولیکی به ویژه مقدار زیرفشار بالابرنده در نقاط کلیدی مورد بررسی قرار گرفت. بدین منظور در تحقیق حاضر ابتدا خصوصیات

۲-۲-

بررسی درصد مقدار زیرفشار بالا برنده در نقاط کلیدی ابتدایی بالابرنده در زیر سازه های هیدرولیکی، تعداد ۹۰ مدل عددی (تعداد ۳۰ مدل عددی در شرایط وجود دیوار آب بند هم عمق و ۶۰ مدل در شرایط غیر هم عمق) مورد شبیه سازی قرار گرفت. در این تحقیق عواملی همچون عمق دیوار آب بند در بالادست (d_1) و عمق دیوار آب بند در پایین دست (d_2)، فاصله افقی دیوارها از هم یا عرض سازه هیدرولیکی (B) و عمق فونداسیون به عنوان پارامترهای موثر در

۲-۳- ویژگی های مواد و روش ها

به منظور بررسی اثر دیوارهای آب بند دوگانه بر مقدار زیرفشار بالابرنده در زیر سازه های هیدرولیکی، تعداد ۹۰ مدل عددی (تعداد ۳۰ مدل عددی در شرایط وجود دیوار آب بند هم عمق و ۶۰ مدل در شرایط غیر هم عمق) مورد شبیه سازی قرار گرفت. در این تحقیق عواملی همچون عمق دیوار آب بند در بالادست (d_1) و عمق دیوار آب بند در پایین دست (d_2)، فاصله افقی دیوارها از هم یا عرض سازه هیدرولیکی (B) و عمق فونداسیون به عنوان پارامترهای موثر در



شکل ۱- چگونگی قرارگیری دیوارهای آب بند در زیر سازه هیدرولیکی به همراه پارامترهای مورد بررسی

Fig. 1 Placement of cut-off walls under the hydraulic structure along with the parameters under study

به دلیل داشتن شرایط مشابه مورد مقایسه قرار گرفت و نتایج این بررسی نشان داد که در تعداد شبکه حدود ۱۵۰۰۰ به بالا تغییرات درصد خطای نسبی در تخمین زیرفشار بالابرنده نقاط تقریباً ثابت می ماند، به همین دلیل در استخراج نتایج از شبیه سازی عددی، تعداد شبکه ها در حدود ۱۵۰۰۰ مد نظر قرار گرفت.

۲-۴- توسعه مدل های هوشمند و رگرسیونی

۲-۴-۱- مدل شبکه عصبی مصنوعی

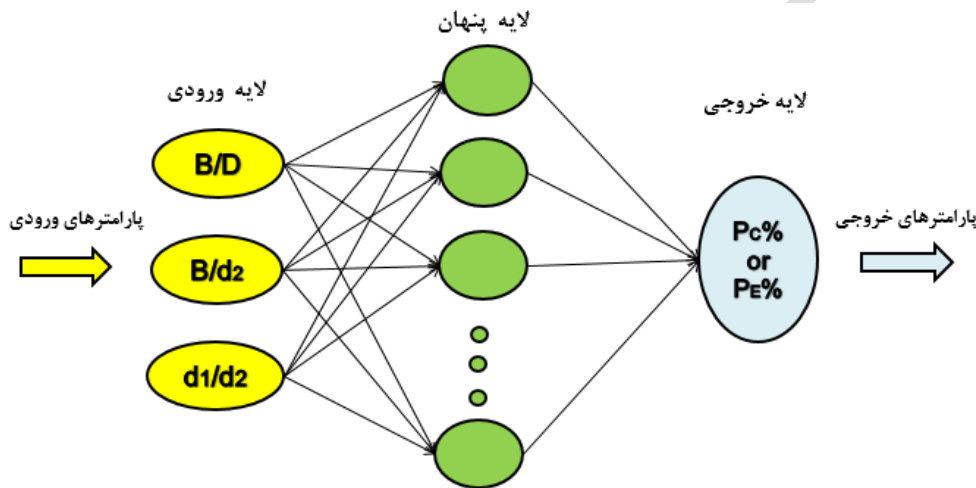
شبکه های عصبی مصنوعی به عنوان یکی از قدیمی ترین روش های داده کاوی در علوم مهندسی مطرح می باشد. شبکه عصبی مصنوعی (ANN) متشکل از مجموعه ای از نرون ها با ارتباطات داخلی بین یکدیگر می باشد که قادر است بر اساس اطلاعات و داده های ورودی، جواب های خروجی را تهیه نماید. یکی از مهم ترین ساختارها در شبکه عصبی مصنوعی، شبکه چند لایه پیشخور می باشد. به طور معمول این شبکه ها شامل مجموعه ای از نرون های پایه می باشند که

برای انجام مدل سازی عددی، محیط متخلخل به صورت همگن و ایزوتروپ با ضریب هدایت هیدرولیکی اشباع 1×10^{-5} متر در ثانیه در نظر گرفته شده است. هدایت هیدرولیکی برای دیوارهای آب بند در زیر سازه صفر (غیر قابل نفوذ) در نظر گرفته شده است (هر چند دیوارهای آب بند می توانند بسته به جنس دارای نفوذپذیری اندکی باشند ولی در این تحقیق با توجه به شرایط تحقیق جین و ردی این شرایط یکسان مورد بررسی قرار گرفت). شرایط مرزی مربوط به تراز آب در بالادست و پایین دست سازه هیدرولیکی به صورت بار آبی ثابت به ترتیب برابر ۳۰ و صفر متر و مرزهای مربوط به کف سازه هیدرولیکی و همچنین کف و دیواره محیط متخلخل زیر سازه هیدرولیکی به صورت جسم صلب (غیر قابل نفوذ) در نظر گرفته شده است.

در تحقیق حاضر برای جلوگیری از تاثیر اندازه شبکه ها در حل معادلات حاکم، آزمون مستقل از شبکه صورت گرفت و تعداد شبکه مناسب انتخاب شد. برای این منظور درصد خطای نسبی زیرفشار بالابرنده در نقطه معین از محدوده مساله برای تعداد شبکه های مختلف محاسبه گردید و با نتایج روش مطرح شده (Jain & Reddy (2011

تخمین درصد مقادیر زیر فشار بالا برنده در نقطه کلیدی ابتدایی ۱-۸-۳ و ۳-۱۵-۱ و در نقطه کلیدی انتهایی ۱-۳-۳ و ۱-۱۷-۳ به دست آمد (شکل ۲). در این تحقیق از نرم افزار STATISTICA 12 جهت ایجاد مدل های فوق الذکر بهره برده شده است و در این نرم افزار معماری بهینه از طریق تنظیم محدوده نرون ها و توابع انتقال یا محرک مختلف و در نهایت بررسی نتایج حاصل شده است.

تشکیل دهنده لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی می باشد (Lippmann, 1987). شبکه های عصبی مصنوعی تحت دو رویکرد شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) و شبکه عصبی پایه شعاعی (RBF) ارائه شده اند که در این میان شبکه پرسپترون چند لایه (MLP) به طور گسترده توسط محققان مختلف مورد استفاده قرار می گیرد. در تحقیق حاضر از هر دو شبکه عصبی فوق الذکر استفاده گردید. بهینه ترین ساختار برای هر دو شبکه عصبی برای



شکل ۲- شماتیکی از ساختار شبکه عصبی با یک لایه پنهان

Fig. 2 Schematic of the structure of a neural network with one hidden layer

- تولید یک جمعیت جدید از فرمول ها
- گام سوم تا نیل به حداکثر تعداد تولید، تکرار خواهد شد. در تحقیق حاضر اندازه سر برابر ۷، تعداد کروموزم ها برابر با ۳۰، تعداد ژن ها در هر کروموزم برابر با ۳، نرخ جهش برابر با ۰/۰۴۴، معیار خطای برازش RMSE و تابع پیوند جمع انتخاب گردید (این مقادیر با توجه به تحقیقات مختلف و مشلبه در مقادیر پیش فرض تنظیم شده اند). همچنین جهت انتخاب توابع انتخابی مورد نیاز در مدل GEP نیز ابتدا حالت های مختلفی از ترکیب توابع مد نظر قرار گرفت (جدول ۱) و سپس با انتخاب تعداد جمعیت برابر ۶۰۰۰ نتایج مدل GEP استخراج گردید و نتایج هر حالت مورد مقایسه قرار گرفت. برای داده های تحقیق حاضر، حالت دوم و حالت اول به ترتیب برای نقاط کلیدی E و C نتایج بهتری را ارائه دادند که برای مقایسه با دیگر مدل های توسعه داده شده در تحقیق حاضر، از نتایج استخراجی برای این حالات مد نظر استفاده شده است.

۲-۴-۲- مدل برنامه ریزی بیان ژن

مدل برنامه ریزی بیان ژن (GEP) تعمیم یافته الگوریتم ژنتیک بوده و یک تکنیکی با برنامه ریزی خودکار می باشد که راه حل مسئله را می تواند با استفاده از برنامه کامپیوتری ارائه کند (Dehghani, 2015). در این روش در ابتدای فرآیند هیچگونه رابطه تابعی در نظر گرفته نشده و این روش قادر به بهینه سازی ساختار مدل و مولفه های آن می باشد. مراحل برنامه ریزی بیان ژن به صورت زیر است:

- تولید یک جمعیت اولیه از فرمول ها که این فرمول ها از ترکیب تصادفی مجموعه توابع (عملگرهای ریاضی مورد استفاده در فرمول ها) و ترمینال ها (متغیرهای مسئله و اعداد ثابت) ایجاد می شوند.
- هر یک از افراد مذکور با استفاده از توابع برازش مورد ارزیابی قرار می گیرند.

جدول ۱- توابع و عملگرهای مورد بررسی در تحقیق حاضر برای مدل GEP.

Table 1 Functions and operators examined in the present study for the GEP model

حالت	عملگرهای اعمالی در مدل
حالت اول	$+, -, \times, \div$
حالت دوم	$+, -, \times, \div, power(x)$

حالت سوم	$+, -, \times, \div, power(x), Ln(x), Exp(x)$
حالت چهارم	$+, -, \times, \div, power(x), Ln(x), Exp(x), sin(x), cos(x), Tan(x)$

کلیدی معرفی گردید. در هر دو مدل ۷۰ درصد کل داده‌های موجود (۶۳ عدد) برای دوره آموزش و ۳۰ درصد آن‌ها (۲۷ عدد) نیز برای دوره آزمون مورد استفاده قرار گرفته است.

۲-۵- معیارهای ارزیابی دقت

برای ارزیابی، توانایی و دقت عملکرد هر کدام از مدل‌های هوشمند و رگرسیونی به کار گرفته شده در تخمین مقدار زیر فشار در نقاط کلیدی معین در تحقیق حاضر، از چهار شاخص آماری استفاده شده است. معیارهای ارزیابی جهت تخمین شامل ضریب تعیین (R^2)، جذیر میانگین مربعات خطا (RMSE)، درصد خطای نسبی ($RE\%$) و کارایی کلینگ-گوپتا (KGE) می‌باشند که از روابط ارائه شده در جدول ۲ محاسبه می‌گردند. شاخص KGE مزیت جامعیت دارد زیرا ترکیبی از همبستگی (R)، نسبت میانگین (β) و نسبت واریانس (γ) است و ارزیابی متوازی از دقت، بایاس و تغییرپذیری ارائه می‌دهد. برخلاف R^2 که فقط همبستگی خطی را اندازه می‌گیرد (و ممکن است در داده‌های غیرخطی گمراه‌کننده باشد) یا RMSE که حساس به مقیاس و نقاط پرت است، شاخص KGE بایاس سیستماتیک و توزیع داده‌ها را در نظر می‌گیرد که برای پدیده‌های هیدرولیکی مانند زیر فشار بالا برنده (با توزیع‌های غیر نرمال) حیاتی است که مورد سنجش قرار گیرد و در ارزیابی‌های عملکردی از آنها بهره برده شود. در شکل ۳، فرآیند کلی جهت استخراج داده‌ها از شبیه‌سازی عددی (FEM) و استفاده از آن‌ها در توسعه مدل‌های هوشمند و رگرسیونی نشان داده شده است.

۳-۴-۲- مدل رگرسیونی چندگانه غیر خطی

در تحقیق حاضر از مدل‌های رگرسیونی چندگانه غیرخطی نیز جهت ارائه روابط و توسعه مدل‌های تخمین‌کننده مقادیر زیر فشار در نقاط کلیدی استفاده شد. در این تحقیق ابتدا چندین فرم از روابط رگرسیونی با استفاده از نرم‌افزار SPSS مورد آزمایش قرار گرفت و در نهایت روابط رگرسیونی چندگانه به فرم روابط (۴) و (۵) در ارائه و توسعه مدل‌ها در جهت تخمین مقادیر زیر فشار در نقاط کلیدی ابتدایی و انتهایی سازه هیدرولیکی به ترتیب انتخاب گردید که در این روابط، a, b, c, d به‌عنوان ضرایب ثابت در نظر گرفته می‌شوند که به‌ازای حداقل میانگین مربعات خطا بین داده‌های مشاهداتی و تخمینی، برآورد می‌گردند.

$$P_C \% = \left(\frac{hc}{H} \times 100 \right) = a \times \left(\frac{B}{D} \right)^b \times \left(\frac{B}{d_2} \right)^c \times \left(\frac{d_1}{d_2} \right)^d \quad (4)$$

$$P_E \% = \left(\frac{he}{H} \times 100 \right) = a \times \left(\frac{B}{D} \right)^b \times \left(\frac{B}{d_2} \right)^c \times \left(\frac{d_1}{d_2} \right)^d \quad (5)$$

در تحقیق حاضر از سه مدل هوشمند شامل ANN(MLP)، ANN(RBF) و GEP و یک مدل رگرسیونی چندگانه غیرخطی (MNLR) در تخمین مقدار زیر فشار بالا برنده در نقاط کلیدی ($P_C\%$ و $P_E\%$) با استفاده از سه پارامتر بی‌بعد $B/D, d_1/d_2$ و B/d_2 استفاده شده است. تعداد کل داده‌های تولید شده ۹۰ عدد می‌باشد. در همه این مدل‌ها، پارامترهای بی‌بعد $B/D, d_1/d_2$ و B/d_2 به‌عنوان ورودی و پارامتر بی‌بعد $P_C\%$ و $P_E\%$ یعنی درصد زیر فشار بالا برنده در نقاط

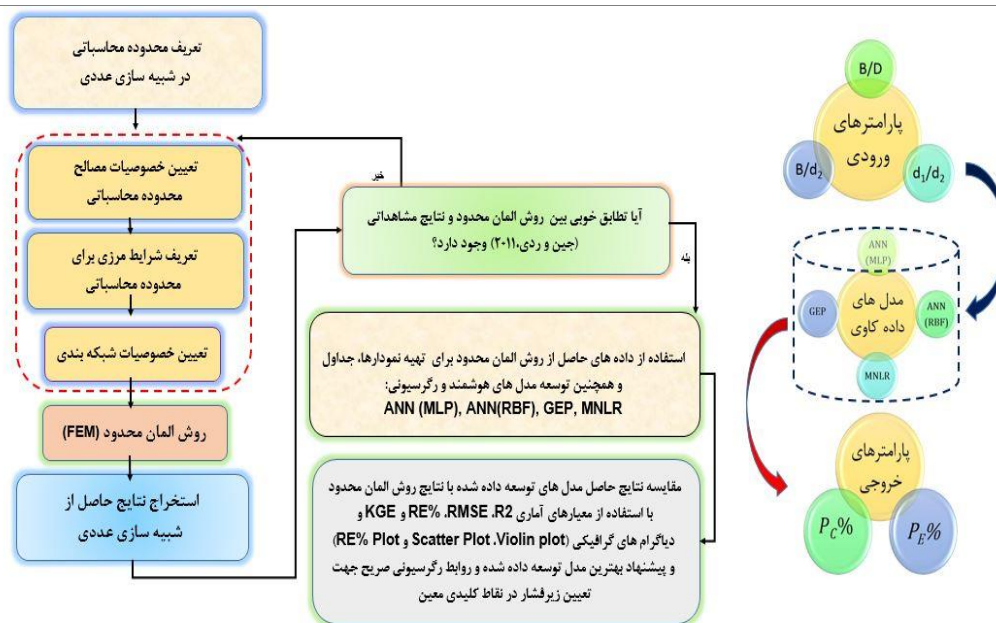
جدول ۲- شاخص‌های آماری مورد استفاده در تحقیق حاضر

Table 2- Statistical indicators used in the present study

معیار ارزیابی	محدوده	کیفیت	رابطه
$R^2 = \frac{\left[\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})(E_i - \bar{E}) \right]^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2 \sum_{i=1}^n (E_i - \bar{E})^2}$	$0 \leq R^2 \leq 1$		(۶)
$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{n}}$	$0 \leq RMSE \leq +\infty$		(۷)
$RE\% = \frac{\sum_{i=1}^n O_i - P_i }{\sum_{i=1}^n O_i } \times 100$	$0 \leq RE\% \leq 100$		(۸)
	$0.7 < KGE < 1.00$	خیلی خوب	
	$0.6 < KGE < 0.7$	خوب	
	$0.5 < KGE \leq 0.6$	رضایت بخش	(۹)
	$0.4 < KGE \leq 0.5$	قابل قبول	
	$KGE \leq 0.4$	نا مطلوب	

$$KGE = 1 - \sqrt{(R-1)^2 + (\beta-1)^2 + (\gamma-1)^2} \quad \gamma = \frac{CV_P}{CV_O} = \frac{\frac{\sigma_P}{P}}{\frac{\sigma_O}{O}}$$

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



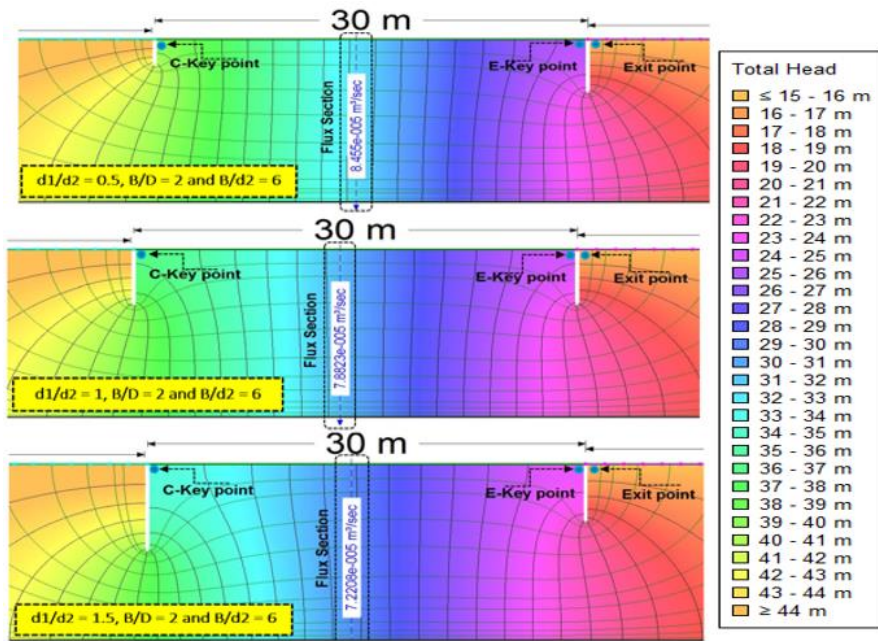
شکل ۳- شماتیکی از مراحل انجام گرفته جهت توسعه مدل‌های هوشمند و رگرسیونی جهت برآورد و تخمین زیر فشار بالابرنده

Fig. 3 Schematic of the steps taken to develop intelligent and regression models for estimating and estimating uplift pressure

۳- نتایج و بحث

که مشاهده می‌گردد تغییر در نسبت عمق کارگذاری برای دیوارهای آب‌بند دوگانه سبب تغییرات نحوه حرکت خطوط جریان، خطوط هم‌پتانسیل و میران جریان نشستی از زیر سازه هیدرولیکی شده است. لازم به ذکر است، مقدار جریان نشستی عبوری از زیر سازه هیدرولیکی برای شرایط فوق‌الذکر به ترتیب $۰/۰۰۰۰۷۸۸$ ، $۰/۰۰۰۰۸۴۵$ و $۰/۰۰۰۰۷۲۲$ مترمکعب بر ثانیه به دست آمد.

شکل ۴ نتایج حاصل از شبیه‌سازی عددی جریان نشستی از زیر سازه هیدرولیکی در حالت وجود دو دیوار آب‌بند در شرایط $B/D=۲$ و $B/d_2=۶$ ، $d_2/d_1=۰/۵$ ، $۱/۵$ را نشان می‌دهد. در این شکل تغییرات بار آبی کل از بالادست تا پایین‌دست سازه هیدرولیکی در ارتباط با خطوط جریان ترسیم شده است (شبهه جریان). همانطور



شکل ۴- نتایج حاصل از شبیه سازی عددی برای شرایط مختلف با روش المان محدود

Fig. 4 Results from numerical simulation for different conditions using the finite element method

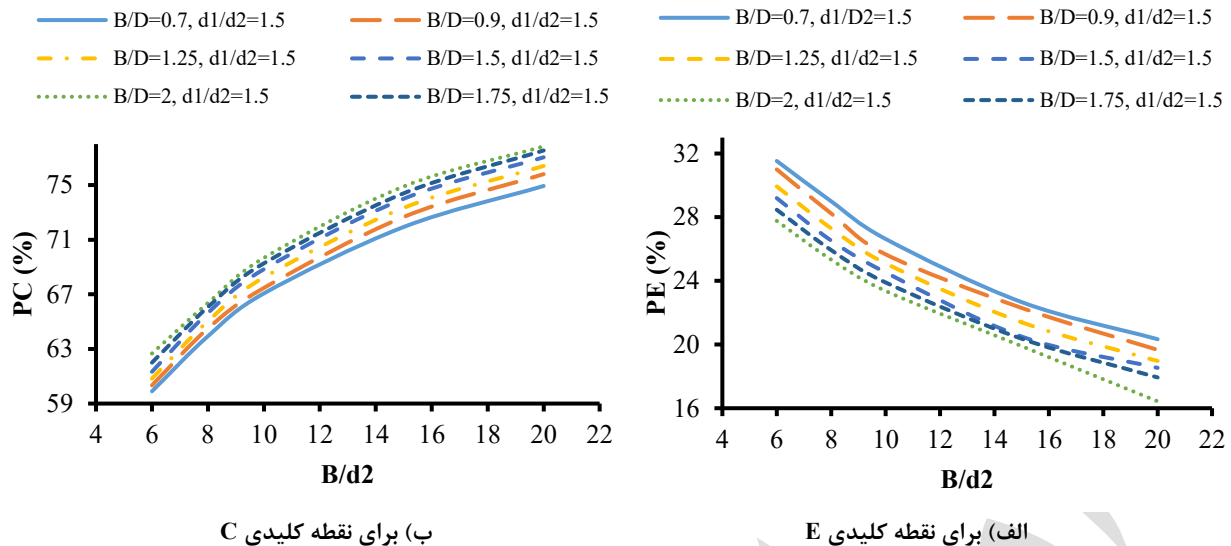
کلیدی C بسنده گردید. در شکل ۵ به عنوان نمونه تغییرات درصد مقادیر زیرفشار بالا برنده نقطه کلیدی C و E (یعنی PC% و PE%) به ازای تغییرات B/d₂ در شرایط مختلفی از پارامتر B/D برای ۱/۵، B/d₂=d₁/d₂ نشان داده شده است. ملاحظه می گردد که با افزایش B/d₂ مقدار PC% افزایش می یابد و این افزایش با بیشتر شدن پارامتر B/d₂ بیشتر هم می گردد، این در حالی است که برای همان تغییرات مقدار PE% روند کاهش دارد و این کاهش با افزایش B/d₂ بیشتر نیز می گردد.

در جدول ۳ نتایج حاصل از صحت سنجی نتایج شبیه سازی عددی در تحقیق حاضر با نتایج حاصل از روش ارائه شده توسط Jain & Reddy (2011) برای شرایط حضور دو دیوار آب بند هم اندازه از لحاظ عمق در نقطه کلیدی C ارائه شده است. همان طور که مشاهده می گردد روش عددی تحت این شرایط می تواند، نتایج با دقت بالاتر و دقیقی را برآورد نماید. نتایج حاصل از بررسی ها حاکی از آن است که چنین شرایطی برای نقاط و حتی پارامترهای دیگر نیز برقرار می باشد و جهت نشان دادن دقت و صحت نتایج مدل عددی به نتایج مقایسه ای نقطه

جدول ۳- مقایسه نتایج حاصل از روش جین و ردی (۲۰۱۱) و شبیه سازی عددی برای شرایط یکسان

Table 3. Comparison of results from the Jain and Reddy (2011) method and numerical simulation for the same conditions

B/d ₂	d ₁ /d ₂	B/D	Pc% (جین و ردی، ۲۰۱۱)	Pc% (شبیه سازی عددی)	B/d ₂	d ₁ /d ₂	B/D	Pc% (جین و ردی، ۲۰۱۱)	Pc% (شبیه سازی عددی)
۶	۱	۱/۲۵	۳۰/۵۳۸	۳۱/۹۰۰	۶	۱	۱/۷۵	۲۹/۷۴۲	۳۰/۸۰۰
۸	۱	۱/۲۵	۲۶/۹۰۰	۲۸/۵۶۷	۸	۱	۱/۷۵	۲۶/۱۴۱	۲۷/۳۷۰
۱۰	۱	۱/۲۵	۲۴/۳۸۰	۲۶/۰۰۰	۱۰	۱	۱/۷۵	۲۳/۶۵۱	۲۴/۹۳۳
۱۵	۱	۱/۲۵	۲۰/۳۸۹	۲۱/۹۰۰	۱۵	۱	۱/۷۵	۱۹/۷۱۷	۲۰/۹۰۰
۲۰	۱	۱/۲۵	۱۷/۹۶۰	۱۹/۳۳۳	۲۰	۱	۱/۷۵	۱۷/۳۲۹	۱۸/۳۰۰
۶	۱	۱/۵	۳۰/۱۲۳	۲۹/۳۳۲	۶	۱	۲	۲۹/۳۸۷	۳۰/۲۳۲
۸	۱	۱/۵	۲۶/۵۰۵	۲۷/۹۰۰	۸	۱	۲	۲۵/۸۰۰	۲۶/۹۰۰
۱۰	۱	۱/۵	۲۴/۰۰۱	۲۵/۴۶۷	۱۰	۱	۲	۲۳/۳۲۱	۲۴/۴۳۷
۱۵	۱	۱/۵	۲۰/۰۴۱	۲۱/۴۰۰	۱۵	۱	۲	۱۹/۴۱۱	۲۰/۴۳۳
۲۰	۱	۱/۵	۱۷/۶۳۴	۱۸/۹۰۰	۲۰	۱	۲	۱۷/۰۴۲	۱۷/۹۴۰



شکل ۵- تغییرات $P_E\%$ و $P_C\%$ در مقابل B/d_2 به ازای $d_1/d_2=1/5$
Fig. 5 Changes in $P_C\%$ and $P_E\%$ versus B/d_2 for $d_1/d_2=1/5$

می‌گردد این روابط رگرسیونی علاوه بر برآورد مستقیم مقادیر درصد زیرفشار بالابرنده، از یک دقت مناسبی نیز جهت تخمین اولیه برخوردار می‌باشند که می‌توانند در طراحی مقدماتی با اطمینان خاصی بدون نیاز به نرم‌افزار پیچیده مورد استفاده قرار گیرند.

جدول ۴- معادلات رگرسیونی برای تخمین زیرفشار بالابرنده ($6 \leq B/d_2 \leq 20$, $0.7 \leq B/D \leq 2$, $0.5 \leq d_1/d_2 \leq 1.5$)

Table 4. Regression equations for estimating lift underpressure ($6 \leq B/d_2 \leq 20$, $0.7 \leq B/D \leq 2$, $0.5 \leq d_1/d_2 \leq 1.5$)

روابط رگرسیونی	R^2	RMSE	RE%
$P_E\% = 68.167 \times \left(\frac{B}{d_2}\right)^{-0.417} \times \left(\frac{B}{D}\right)^{-0.114} \times \left(\frac{d_1}{d_2}\right)^{-0.081}$	0.991	0.421%	1.46
$P_C\% = 52.594 \times \left(\frac{B}{d_2}\right)^{0.138} \times \left(\frac{B}{D}\right)^{0.038} \times \left(\frac{d_1}{d_2}\right)^{-0.152}$	0.955	1.523%	1.74

عملکرد هر یک از این مدل‌ها پرداخته شد. برای رسیدن به این هدف در نرم‌افزارهای مورد استفاده (STATISTICA 12 و Gene Xpro Tools 4.0) از ۷۰ درصد کل داده‌ها برای مرحله آموزش و ۳۰ درصد کل داده‌ها برای مرحله آزمون استفاده گردید. در جدول ۵ شاخص‌های آماری مجموعه کل داده‌ها نشان داده شده است.

بعد از استخراج نتایج کل مدل‌های شبیه‌سازی شده در تحقیق حاضر، یکسری روابطی که با استفاده از آن مقادیر زیرفشار بالابرنده در هر یک از نقاط کلیدی C و E را ارائه نمایید مورد بررسی قرار گرفت که نتایج آن در جدول ۵ ارائه شده است. همان‌طور که مشاهده

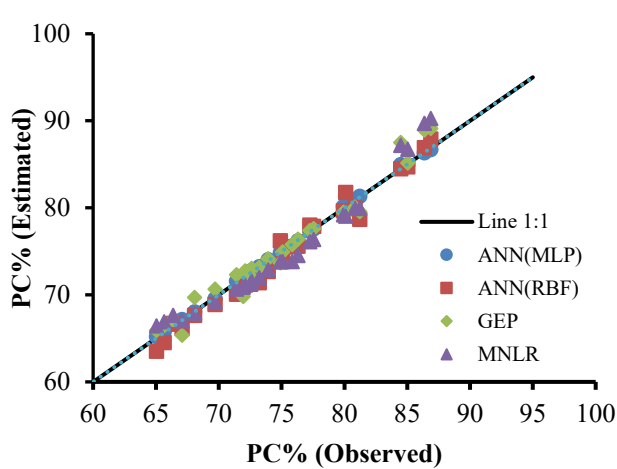
در تحقیق حاضر، در حالت کلی ۹۰ مدل عددی شبیه‌سازی گردید و سپس مقادیر زیرفشار بالابرنده در نقاط کلیدی مورد نظر در هر یک از مدل‌های شبیه‌سازی شده استخراج گردید و با بهره‌گیری از نتایج حاصل از شبیه‌سازی عددی، به تخمین مقادیر زیرفشار بالابرنده در هر یک از نقاط کلیدی (C و E) با مدل‌های هوشمند و رگرسیونی و ارزیابی

جدول ۵- محدوده پارامترها برای کل داده‌های مورد استفاده جهت توسعه مدل‌ها در تحقیق حاضر

Table 5. Parameter ranges for all data used to develop models in the present study

	$P_E\%$	$P_C\%$	B/d_2	B/D	d_1/d_2
حداقل	۱۶/۴۳	۵۹/۹۰	۶	۰/۷	۰/۵
حداکثر	۳۴/۹۰	۸۷/۰۰	۲۰	۲	۱/۵
میانگین	۲۵/۲۸	۷۵/۱۴	۱۱/۸۰	۱/۳۵	۱

انحراف معیار	۴/۷۴	۹۶/۶۰	۵/۰۷	۰/۴۵۴	۰/۴۰۸
ضریب تغییرات	۰/۱۸۷	۱/۲۸۶	۰/۴۳۰	۰/۳۳۶	۰/۴۰۸

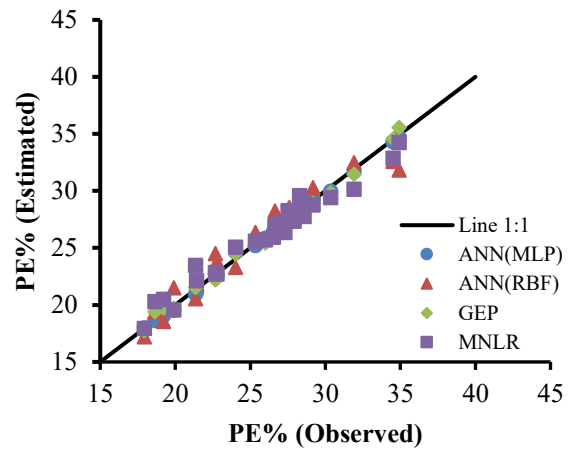


ب) برای نقطه کلیدی E

شکل ۶- نمودار پراکندگی داده‌ها برای مرحله آزمون در مدل‌های توسعه داده شده در تحقیق حاضر

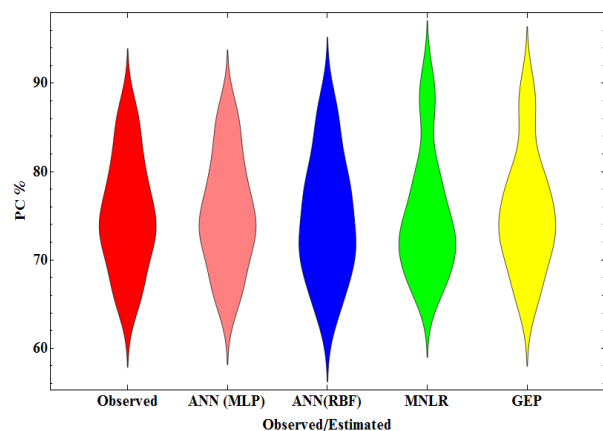
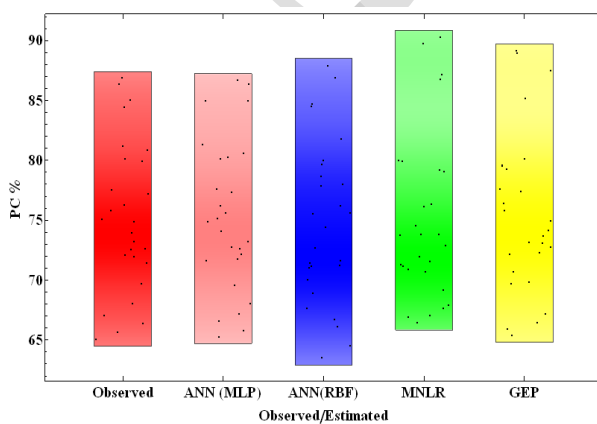
Fig 6. Data scatter diagram for the testing phase in the models developed in the present study

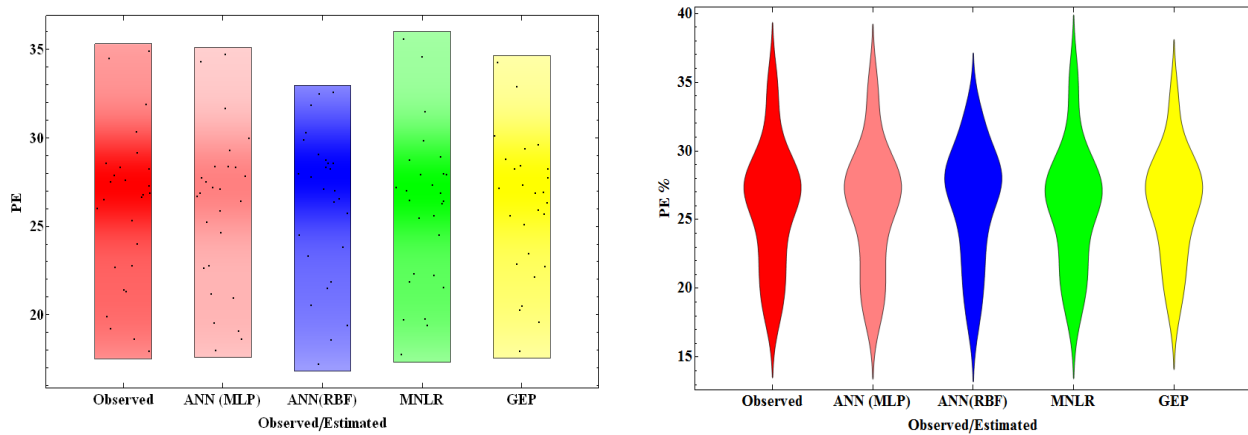
میانگین (۵۰ درصد)، چارک اول (۲۵ درصد) و حداقل برای داده‌های شبیه‌سازی شده با مدل عددی و تخمینی با روش‌های هوشمند و رگرسیونی فوق‌الذکر در جدول ۶ و ۷ به ترتیب برای نقاط کلیدی C و E ارائه شده است. با مقایسه بصری نمودارهای چگالی و ویولنی داده‌های مرحله آزمون برای مدل‌های فوق‌الذکر و نتایج مقادیر شاخص‌های استخراجی از این نمودارها که در جدول ۶ و ۷ آورده شده است مشاهده می‌گردد که نمودارهای چگالی و ویولنی و همچنین شاخص‌های آن در مدل ANN(MLP) در مقایسه با دیگر مدل‌های توسعه داده شده در تحقیق حاضر، تطابق بسیار نزدیکی با داده‌های حاصل از شبیه‌سازی با روش مدل عددی FEM را دارد.



الف) برای نقطه کلیدی C

در شکل ۷ نمودارهای چگالی و ویولنی داده‌ها در مرحله آزمون برای داده‌های به دست آمده از روش FEM و تخمین زده شده با مدل‌های هوشمند ANN(MLP)، ANN(RBF) و GEP و مدل رگرسیونی MNLR نشان داده شده است. نمودار ویولنی ترکیبی از نمودار جعبه‌ای و چگالی هسته‌ای است که توزیع داده‌ها، میانگین، چارک‌ها، نقاط پرت و شکل توزیع مانند چولگی یا چند وجهی را نشان می‌دهد. این نمودار اجازه می‌دهد تا همپوشانی توزیع‌ها، تفاوت‌های ساختاری و انحرافات بصری ارزیابی گردد این در حالی است که شاخص‌های آماری مانند R^2 یا RMSE نمی‌توانند این گونه عمل نمایند. مقادیر شاخص‌های استخراجی از نمودارهای فوق‌الذکر یعنی مقادیر حداکثر، چارک سوم (۷۵ درصد)،





شکل ۷- نمودار ویولنی و چگالی داده‌ها برای مرحله آزمون در مدل‌های توسعه داده شده در تحقیق حاضر
 Fig 7. Violin plot and data density for the testing phase in the models developed in the present study

جدول ۶- مقادیر حداکثر، چارک سوم، میانه، چارک اول و حداقل مقدار زیر فشار در دوره آزمون (نقطه کلیدی C)

Table 7. Maximum, third quartile, median, first quartile, and minimum values of uplift peresure in testing phase (point C)

Pc%	FEM	ANN(MLP)	ANN(RBF)	MNLR	GEP
حداکثر	۸۶/۸۶۶	۸۶/۶۹۰	۸۷/۹۰	۹۰/۲۵	۸۹/۱۱
چارک سوم (۷۵ درصد)	۸۰/۱۰	۸۰/۲۲	۷۹/۶۸	۷۹/۲۱	۷۹/۵۱
میانگین (۵۰ درصد)	۷۴/۹۰	۷۴/۸۵	۷۴/۴۰	۷۳/۷۷	۷۴/۱۷
چارک اول (۲۵ درصد)	۷۱/۴۰	۷۱/۶۰	۷۰/۰۶	۷۰/۶۷	۷۰/۶۷
حداقل	۶۵/۰۳	۶۵/۲۴	۶۳/۵۲	۶۶/۴۴	۶۵/۳۸

جدول ۷- مقادیر حداکثر، چارک سوم، میانه، چارک اول و حداقل مقدار زیر فشار در دوره آزمون (نقطه کلیدی E)

Table 7. Maximum, third quartile, median, first quartile, and minimum values of uplift peresure in testing phase (point E)

PE%	FEM	ANN(MLP)	ANN(RBF)	MNLR	GEP
حداکثر	۳۴/۹۰	۳۴/۷۱۱	۳۲/۵۹	۳۵/۵۷	۳۴/۲۵
چارک سوم (۷۵ درصد)	۲۸/۳۲	۲۸/۳۹	۲۸/۷۳	۲۷/۹۹	۲۸/۴۴
میانگین (۵۰ درصد)	۲۶/۷۸	۲۶/۸۷	۲۷/۱۱	۲۶/۴۶	۲۶/۸۹
چارک اول (۲۵ درصد)	۲۲/۶۶	۲۲/۶۴	۳۰/۲۹	۲۲/۲۱	۲۲/۸۶
حداقل	۱۷/۹۳	۱۷/۹۸	۱۷/۱۹	۱۷/۷۴	۱۷/۹۴

برخوردار می‌باشند. لازم به ذکر است، مدل ANN(MLP) نسبت به مدل‌های ANN(RBF)، GEP و MNLR از دقت بالایی برخوردار می‌باشد و نتایج آن به نتایج مشاهداتی (استخراجی از مدل عددی در تحقیق حاضر) نزدیک‌تر می‌باشد (جدول ۸).

در جدول ۸ معیارهای آماری برای هر یک از مدل‌های توسعه داده شده در تحقیق حاضر برای مرحله آزمون به صورت یکجا آورده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌گردد مقدار KGE برای همه مدل‌ها در محدوده خیلی خوب یعنی ($0.7 < KGE \leq 1$) قرار دارد. بنابراین از کیفیت خوبی در تخمین پارامتر مورد نظر یعنی زیر فشار بالابرنده در نقاط کلیدی C و E

جدول ۸- مقایسه مدل‌های ANN(MLP)، ANN(RBF)، GEP و MNLR برای مرحله آزمون

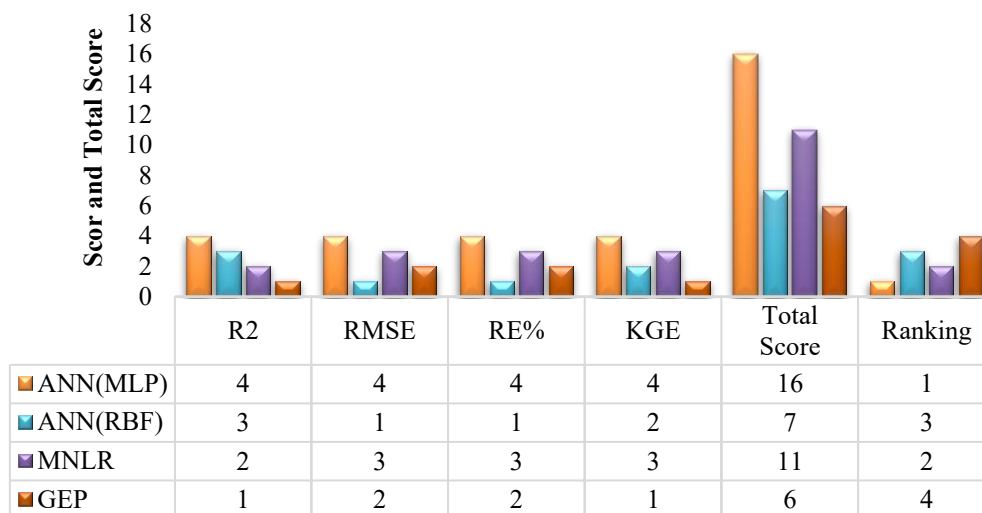
Table 8. Comparison of ANN(MLP), ANN(RBF), GEP and MNLR models for the testing phase

For (PE%)	ANN(MLP)	ANN(RBF)	MNLR	GEP
R2	۰/۹۹۷	۰/۹۴۱	۰/۹۹۱	۰/۹۶۵
RMSE%	۰/۲۲۳	۱/۰۸۴	۰/۴۲۲	۰/۹۲۸

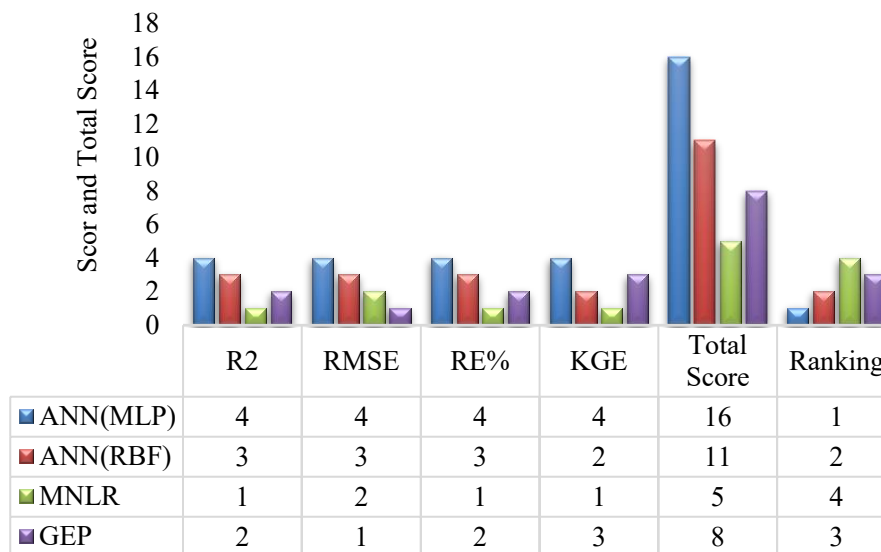
RE%	۰/۰۶۹	۳/۳۰۱	۱/۴۵۹	۲/۸۱۸
KGE	۰/۹۹۷	۰/۹۱۳	۰/۹۷۵	۰/۸۲۷
For (Pc%)	ANN(MLP)	ANN(RBF)	MNLR	GEP
R2	۰/۹۹۹	۰/۹۸۲	۰/۹۵۵	۰/۹۶۷
RMSE%	۰/۰۱۵	۱/۰۷۴	۱/۱۶۱	۱/۲۳۸
RE%	۰/۱۸۴	۱/۳۰۲	۱/۷۴۱	۱/۲۳۱
KGE	۰/۹۹۷	۰/۸۸۸	۰/۸۶۰	۰/۹۱۸

امتیاز را به دست آورده و بالاترین رتبه (رتبه اول) را نیز در مقایسه با دیگر مدل‌ها کسب نموده است. پس از این مدل، مدل MNLR، مدل ANN(RBF) و مدل GEP به ترتیب رتبه دوم، سوم و چهارم را به خود اختصاص دادند (شکل ۸)، این درحالی است که این رتبه‌بندی برای تخمین زیرفشار بالا برنده در نقطه کلیدی C تغییر کرده است به طوری که پس از مدل ANN(MLP) نوع دیگر این شبکه عصبی یعنی مدل ANN(RBF) در رتبه دوم و مدل‌های GEP و MNLR نیز به ترتیب رتبه‌های سوم و چهارم را به خود اختصاص داده‌اند (شکل ۹).

شکل‌های ۸ و ۹ نمره کل اکتسابی و رتبه‌بندی نهایی برای کل مدل‌های توسعه داده شده در تحقیق حاضر برای تخمین زیرفشار بالا برنده در نقاط کلیدی C و E را نشان می‌دهند. نمره کل از مجموع امتیازهای گرفته شده در هر یک از شاخص‌های آماری به کار گرفته شده یعنی R^2 ، RMSE، RE% و KGE به دست آمده است. با توجه به نمره کل به دست آمده برای هر کدام از مدل‌های توسعه داده شده برای تخمین زیرفشار بالا برنده در نقطه کلیدی E، مشاهده می‌گردد که مدل ANN(MLP) نسبت به سایر مدل‌های توسعه داده شده بیشترین



شکل ۸- نمودار رتبه‌بندی مدل‌های توسعه داده شده در تحقیق حاضر برای نقطه کلیدی E
Fig 8. Ranking chart of the models developed in the present study for E-key point



شکل ۹- نمودار رتبه‌بندی مدل‌های توسعه داده شده در تحقیق حاضر برای نقطه کلیدی C
Fig 9. Ranking chart of the models developed in the present study for C-key point

۴. نتیجه‌گیری نهایی

در این تحقیق به توسعه مدل‌های رگرسیونی چندگانه غیرخطی (MNLR) و سه مدل هوشمند ANN(MLP)، ANN(RBF) و GEP در تخمین مقدار درصد فشار بالا برنده در زیر سازه‌های هیدرولیکی با استفاده از پارامترهای مؤثر بر آن (B/D ، B/d_2 و d_1/d_2) پرداخته شد. برای این منظور از داده‌های شبیه‌سازی شده به روش المان محدود (FEM) استفاده گردید. برای رسیدن به برنامه و ساختاری که بتواند روابط بین ورودی‌ها و خروجی مدل را تعمیم دهد، لازم است برنامه آموزش داده شود. بدین منظور پارامترهای ورودی و خروجی به دو دسته تقسیم‌بندی گردید. در کل مدل‌های توسعه داده شده پارامترهای مؤثر فوق‌الذکر به عنوان ورودی و پارامتر درصد زیر فشار بالا برنده در نقاط کلیدی ابتدایی و انتهایی به عنوان خروجی معرفی گردید. لازم به ذکر است مقادیر ۷۰ و ۳۰ درصد به ترتیب برای مرحله آموزش و آزمون در مدل‌ها انتخاب گردید. ارزیابی نتایج به دست آمده با استفاده از معیارهای آماری R^2 ، RMSE، RE% و KGE و همچنین دیگر معیارهای گرافیکی انجام گردید. نتایج معیارهای آماری، برتری مدل آب‌بند، تأثیر این پارامتر نیز مورد بررسی قرار گیرد.

در این تحقیق به توسعه مدل‌های رگرسیونی چندگانه غیرخطی (MNLR) و سه مدل هوشمند ANN(MLP)، ANN(RBF) و GEP در تخمین مقدار درصد فشار بالا برنده در زیر سازه‌های هیدرولیکی با استفاده از پارامترهای مؤثر بر آن (B/D ، B/d_2 و d_1/d_2) پرداخته شد. برای این منظور از داده‌های شبیه‌سازی شده به روش المان محدود (FEM) استفاده گردید. برای رسیدن به برنامه و ساختاری که بتواند روابط بین ورودی‌ها و خروجی مدل را تعمیم دهد، لازم است برنامه آموزش داده شود. بدین منظور پارامترهای ورودی و خروجی به دو دسته تقسیم‌بندی گردید. در کل مدل‌های توسعه داده شده پارامترهای مؤثر فوق‌الذکر به عنوان ورودی و پارامتر درصد زیر فشار بالا برنده در نقاط کلیدی ابتدایی و انتهایی به عنوان خروجی معرفی گردید. لازم به ذکر است مقادیر ۷۰ و ۳۰ درصد به ترتیب برای مرحله آموزش و آزمون در مدل‌ها انتخاب گردید. ارزیابی نتایج به دست آمده با استفاده از معیارهای آماری R^2 ، RMSE، RE% و KGE و همچنین دیگر معیارهای گرافیکی انجام گردید. نتایج معیارهای آماری، برتری مدل

منابع

- Anonymous, 2012. GEO-SLOPE, Seepage Modeling with SEEP/W 2012.
- Dehghani R, Ghorbani MA, Tashnehlab M, Rikhteghar Ghiasi A and Asadi A, 2015. Comparison and evaluation of Bayesian neural network, gene expression programming, support vector machine and

- multiple linear regression in river discharge estimation (case study: Sufi Chay Basin) Irrigation and Water Engineering, 5(20): 66-85 (In Persian).
- Emami S, Arvanghi H and Parsa J, 2017. Evaluation estimate the seepage of the dam embankment using statistical parameters of Artificial Neural Network

- (ANN). Dam and Hydroelectric Powerplant, 4(14): 24-34 (In Persian).
- Ghobadian R and Khodaei K, 2010. Effects of cutoff wall and drain on uplift pressure and exit gradient under hydraulic structure by numerical solution of general equations of fluid flow in soil using finite volume method. Journal of Water and Soil (Agricultural Sciences and Technology), 23(4): 148-160, doi.org/10.22067/jsw.v0i0.2479 (In Persian).
 - Jain AK and Reddi LN, 2011. Finite-depth seepage below flat aprons with equal end cutoffs. Journal of Hydraulic Engineering, 137(12), 1659-1667, [doi.org/10.1061/\(ASCE\)HY.1943-7900.0000459](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HY.1943-7900.0000459).
 - Lippmann R, 1987. An intrudaction to computing with neural nets. ACM SIGARCH Computer Architecture News, 16(1), 7-25, [doi.org /10.1145/44571.44572](https://doi.org/10.1145/44571.44572).
 - Mansuri B and Salmasi F, 2013. Effect of horizontal drain length and cutoff wall on seepage and uplift pressure in heterogeneous earth dam with numerical simulation. Journal of Civil Engineering and Urbanism, 3(3): 114-121.
 - Mansuri B, Salmasi F and Oghati B, 2014. Effect of location and angle of cutoff wall on uplift pressure in diversion dam. Geotechnical and Geological Engineering, 32, 1165-1173, doi.org/10.1007/s10706-014-9774-3.
 - Mortazavi M and Soleimani S, 2015. Leakage analysis of embankment dams using SEEP/W, 3D SEEP Software. Journal of Applied Environmental and Biological Sciences, 5(10): 122-128.
 - Norouzi R, Salmasi F and Arvanaghi H, 2020. Uplift pressure and hydraulic gradient in Sabalan Dam. Applied Water Science, 10(111), doi.org/10.1007/s13201-020-01195-2.
 - Salmasi F, Nourani B and Abraham J, 2020. Investigation of the effect of the different configurations of double-cutoff walls beneath hydraulic structures on uplift forces and exit hydraulic gradients. Journal of Hydrology, 586, 124858, doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.124858.
 - Sartibi N, Salmasi F, Abraham J and Dalir AH, 2021. Investigation of the tffect of depth and distance between cutoff walls on uplift force for gravity dams. International journal of Environmental Science and Technology, 18(6): 1361-1378, doi.org/10.1007/s13762-020-02867-x.
 - Sedghi Asl M, Rahimi H and Khaleghi H, 2005. Investigating the effect of optimal position of vertical sealing wall in reducing leakage and flow velocity under water structures using a numerical model, in: 5th Iran Hydraulic Conference, Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran (In Persian).
 - Sharghi E, Nourani V and Behfar N, 2018. Evaluation and application of ensemble AI-based models for estimating piezometric heads in earth fill dams. Iran-Water Resources Research, 14(4): 160-169 (In Persian).
 - Shamsai A. 2004. Desigh and constraction of storage dams, Vol. (3), Concrete dams. Iran university of Science and Technology.
 - Zainal AKE. 2011. The effects of cutoff wall angle on seepage under dams. Journal of Engineering, 17(5): 1109-1131.