



Determination of transient flow pressure losses due to leakage from pipe wall using intelligent algorithms

Kamran Mohammadi¹ ✉

¹ Corresponding Author, Assistant Professor, Department of Planning and Research Supervisory, Razi University, Kermanshah, Iran. E-mail : k_mohammadi@razi.ac.ir

ABSTRACT

Introduction

The use of intelligent and meta-heuristic algorithms has many applications in engineering sciences, which is generally achieved by advances in computer computing. Hydraulic is one of the sciences that researchers use intelligent algorithms widely. Transient flow is a type of unsteady flow whose analysis always has special complexities and time consuming. One of the most important characteristics of transient flow is the rate of losses, which determines the damping rate of pressure waves. On the other hand, pipelines have leaked in their walls over time for various reasons, therefore it is necessary to study losses in transient flow in the presence of leaks. So, due to the complexity of equations, boundary conditions, effective factors and time-consuming calculations, the use of intelligent algorithms in determining amount of head losses in pressure waves of transient flow (H_{LPW} – Head Loss of Pressure Wave) despite leakage in the pipe wall is helpful. In this study, according to the application of intelligent algorithms in the analysis and optimization of transmission pipelines, transient flows, leaks, pressure losses, etc., based on dimensional analysis, we use artificial neural networks (ANN), genetic algorithms (GA) and gene expression programming (GEP) to study and estimate the H_{LPW} and also provide an optimal relationship to determine and calculate this parameter. Also, the performance of the mentioned models has been compared with hydraulic inverse transient analysis (ITA) model.

Methodology

In this study, laboratory data were used from Mohammadi (2016). The laboratory model equipment used includes reservoir, pipe, and a valve (RPV). The pipe used is made of polyethylene with a working pressure of 10 bar, nominal diameter of 63 mm and length of 47 meters. A total of 120 series of experiments were performed by very fast closure of valve (almost instantaneous closure) at 6 discharges, 5 leak diameters and 4 different leak locations (Table 1).

Table 1- Range of variables during experiments

Parameters	Diameter (mm)	Pipe length (m)	Discharge (l/s)	Leak diameter (mm)	Distance of leak from reservoir (m)
Range	63	47	2 - 2.5 - 3 - 3.5 - 4 - 4.5	4 - 6 - 8 - 10 - 12	27 - 33 - 39 - 45

Applying Buckingham's π theorem and performing dimensional analysis and consideration (H_{LPW}) as one of the effective parameters during the experiments we will have:

$$f(Re_p, \frac{D_L}{D_p}, \frac{L_L}{D_p}, \frac{VT_c}{D_p}, \frac{H_{LL}}{D_p})=0 \quad (1)$$

Artificial Neural Networks (ANN)

In order to use the ANN technique, a network with 4 dimensionless parameters (Re_p), (D_L/D_p), (L_L/D_p) and (VT_c/D_p) for input variables and (H_{LPW}/D_p) as the target organized that consisted of 5 neurons in the middle layer. In this study, the neural network is preprocessor multilayer perceptron (MLP) that uses the Error Back-Propagation algorithm to generate the error signal.

Genetic Algorithms (GA)

In GA analysis, the following general equation is proposed to determine H_{LPW} :

$$H_{LPW}/D_p = a(Re_p)^b + c(D_L/D_p)^d + e(L_L/D_p)^f + g(VT_c/D_p)^h + i \quad (2)$$

In the above equation, the coefficients a, b, c, d, e, f, g, h and i are fixed parameters that have been tried to determine the best answer for them during the optimization process.

Gene Expression Programming (GEP)

In order to estimate the (H_{LPW}) using GEP method, the equation with the following form is presented:

$$H_{LPW}/D_p = A+B+C+D+E \quad (3)$$

Which A, B, C, D and E are terms to be determined by GEP.

Results and discussion

Application of ANN to determination of H_{LPW}

The data were randomly divided into two categories, with 70% of the data used for training and the remaining 30% for the network test phase. During the training process, the optimal learning rate was 0.1492 and the movement size coefficient was 0.89. In the training stage, the values of R^2 , RMSE and standard deviation were 0.989, 0.067 and 0.025, respectively, which indicates the accuracy of training. After completing the training, the test step was performed and the results are presented in Table 2. Statistical indices show that the trained multilayer perceptron has been able to successfully calculate the target values in best form.

Application of GA to determination of H_{LPW}

By converging the genetic algorithm to the absolute optimal solution, the equation of (H_{LPW}) was obtained as follows:

$$H_{L,PW}=78.87D_p Re_p^{0.15}+877.96D_p^{0.49} D_L^{0.51}-1.96D_p^{0.12} L_L^{0.88}-388.05D_p^{2.01} V T_c^{-1.01}+315.41D_p \quad (4)$$

Statistical indices show the average performance of GA in providing a equation for calculating $H_{L,PW}$. As shown in Table 2, with $R^2=0.721$, it had the weakest performance among intelligent algorithms.

Application of GEP to determination of $H_{L,PW}$

Statistical results related to the GEP model show that the obtained equation has $R^2=0.9015$ in the training phase and $R^2=0.905$ in the test phase, which shows the high accuracy of the equation:

$$A=(\cos(Re)-2.52)^3+[((-9.94\frac{D_L}{D_p})+Re-9.94)/(2\frac{L_L}{D_p})] \quad (5)$$

$$B=\exp\left[\sin\left(\sin\left(\frac{V T_c}{D_p}\right)\times\left[\frac{L_L}{9.53D_p}+\frac{0.64D_L}{D_p}\right]\right)^3\right] \quad (6)$$

$$C=[(\sin\left(\sqrt{\frac{D_L}{D_p}}\right)+\left(\frac{D_L}{D_p}-72.08\right))\times\sin\left(\frac{L_L}{D_p}+7.23\right)]-\frac{V T_c}{D_p} \quad (7)$$

$$D=\left[\left|\sin\left(8.23+\left(\frac{L_L}{D_p}\times Re^2\right)\right)\right|\times Re\right]+Re^{\frac{1}{3}} \quad (8)$$

$$E=\left(\frac{V T_c}{D_p}+\frac{D_L}{D_p}\right)+\frac{(9.87Re)+(Re\frac{D_L}{D_p})}{\frac{D_L}{D_p}\left(\frac{L_L}{D_p}+1\right)} \quad (9)$$

Comparison of intelligent algorithms with hydraulic analysis

In order to compare the efficiency of intelligent algorithms with the existing hydraulic analysis, the results calculated by ANN, GA and GEP have been compared with the results calculated by the hydraulic analysis of transient flow by invers transient analysis (ITA) method in presence of leakage with application of double coefficient instantaneous accelerated base (IAB) unsteady friction model.

Table 2- Range of variables during experiments

Method of calculation	R^2	RMSE	ME	MAPE	α
ITA	0.891	0.180	0.026	2.23%	1.033
ANN	0.987	0.019	0.004	1.82%	0.996
GA	0.721	6.892	0.537	12.24%	0.965
GEP	0.905	0.110	0.018	2.07%	1.028

Conclusions

The results showed that the ANN model has the best performance among the intelligent algorithms for calculation ($H_{L,PW}$). Also, ANN, GEP, ITA and GA models with R^2 equal to 0.987, 0.905, 0.891 and 0.721, have the best performance in estimation of ($H_{L,PW}$), respectively. In general, for estimation of ($H_{L,PW}$) some intelligent algorithms are more powerful than the existing hydraulic analyzer. Therefore, their use is recommended in both terms of reducing time and increasing the accuracy of calculations.

Keywords: Artificial neural network (ANN), Genetic algorithm (GA), Gene expression programming (GEP), Pressure wave losses, Leakage

Article Type: Research Article


Article history: Received: 14 December 2021 Revised: 24 April 2022 Accepted: 06 June 2022 ePublished: 23 August 2022

Cite this article: Mohammadi, K. (2022). Determination of transient flow pressure losses due to leakage from pipe wall using intelligent algorithms. *Advanced Technologies in Water Efficiency*, 2(2), 77-96. DOI: 10.22126/ATWE.2022.7254.1009





تعیین میزان افت نوسانات فشاری جریان های میرا بر اثر نشت از جدار لوله به کمک الگوریتم های هوشمند

کامران محمدی 

^۱ نویسنده مسئول، استادیار گروه برنامه ریزی و نظارت پژوهشی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران. رایانامه: k_mohammadi@razi.ac.ir

چکیده

الگوریتم های هوشمند که محصول پیشرفت در علوم رایانه می باشند، توانایی مهندسان در تحلیل و مدل سازی پدیده های هیدرولیکی پیچیده را به مقدار بسیار زیادی افزایش داده اند. از آن جمله، تحلیل جریان های میرا است که همواره بخش مهمی از هیدرولیک مجاری تحت فشار در انتقال و توزیع سیالات را به خود اختصاص می دهند. در این بین باگذشت زمان، خطوط لوله دچار شکستگی، نشت و ... می گردد. از سویی یکی از مهم ترین خصوصیات جریان های میرا، میزان افت در نوسانات فشاری است که این مسئله باوجود نشت از جداره لوله تشدید خواهد شد. در تحقیقات قبل به محاسبه و تخمین میزان افت ناشی از نشت به صورت مستقیم توجه چندانی نشده است. در این تحقیق سعی بر آن است تا با استفاده از الگوریتم های هوشمند نظیر شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، الگوریتم ژنتیک (GA) و برنامه ریزی بیان ژن (GP)، میزان افت امواج فشاری عبوری از روزه نشت در جدار لوله (HLPW) تعیین و کاربرد آن با تحلیل هیدرولیکی مقایسه گردد. بنابراین ابتدا به کمک آنالیز ابعادی، پارامترهای مؤثر بر (HLPW) مشخص و سپس در مجموع تعداد ۱۲۰ آزمایش با ۶ دبی، ۵ قطر نشت و ۴ محل نشت که بر روی لوله پلی اتیلن به قطر نامی ۶۳ میلی متر و به طول ۴۷ متر به انجام رسیده بود برای انجام تحقیق انتخاب شد. نتایج نشان داد مدل ANN بهترین عملکرد را در بین الگوریتم های هوشمند برای تخمین و محاسبه (HLPW) دارد. همچنین، به ترتیب مدل های ANN، GEP، ITA و GA با R^2 برابر ۰/۹۸۷، ۰/۹۰۵، ۰/۸۹۱ و ۰/۷۲۱ دارای بهترین عملکرد در تخمین (HLPW) هستند. به صورت کلی برخی الگوریتم های هوشمند در تخمین پارامتر (HLPW) از تحلیل گر هیدرولیکی موجود توانمندتر بوده و لذا استفاده از آن ها هم به لحاظ کاهش زمان و هم از جهت افزایش دقت محاسبات توصیه می گردد.

واژه های کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک، برنامه ریزی بیان ژن، افت نوسانات فشاری، نشت

نوع مقاله: مقاله پژوهشی

سابقه مقاله: دریافت: ۲۳ آذر ۱۴۰۰ اصلاح: ۰۴ اردیبهشت ۱۴۰۱ پذیرش: ۱۶ خرداد ۱۴۰۱ چاپ الکترونیکی: ۰۱ شهریور ۱۴۰۱

استناد: محمدی، ک. (۱۴۰۱). تعیین میزان افت نوسانات فشاری جریان های میرا بر اثر نشت از جداره لوله به کمک الگوریتم های هوشمند. فناوری های پیشرفته در بهره وری آب، ۲(۲)، ۷۷-۹۶. شناسه دیجیتال: 10.22126/ATWE.2022.7254.1009



© نویسنده گان

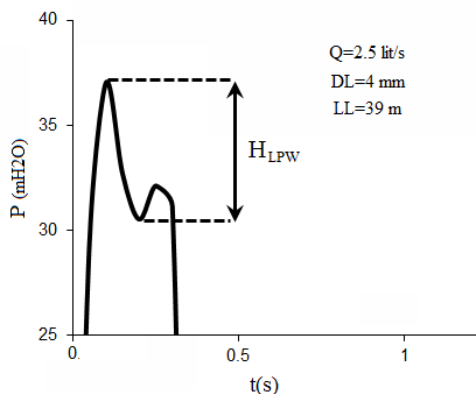
ناشر: دانشگاه رازی

مقدمه

استفاده از فناوری های پیشرفته به صورت روزافزون در علوم مختلف در حال گسترش است. در این میان الگوریتم های هوشمند و فرا کاوشی کاربردهای فراوانی در علوم مهندسی به خود اختصاص داده است و در میان مهندسان به دلیل توانایی های بسیاری که دارد دارای محبوبیت قابل قبولی است. این الگوریتم ها که عموماً با پیشرفت در محاسبات کامپیوتری حاصل شده اند امکان تحلیل پدیده های پیچیده را برای کاربران فراهم می آورند. هیدرولیک از بزرگ ترین علمی است که الگوریتم های هوشمند جایگاه خود را در بین محققین این زمینه به خوبی باز نموده و به کمک مهندسان آمده است. جریان های میرا نوعی از جریان های غیر ماندگار هستند که عوامل و پارامترهای مختلفی بر روی آن اثر گذار است و لذا تحلیل آن همواره دارای پیچیدگی های خاص خود بوده و معمولاً زمان بر است. یکی از مهم ترین خصوصیات جریان های میرا میزان افت آن ها است که روند استهلاک در نوسانات فشاری را مشخص می کند. خطوط لوله با گذشت زمان و به دلایل گوناگون در جدار خود دچار نشست شده که در نتیجه در شرایط واقعی، افت در جریان های میرا باید در حضور نشست مورد بررسی و تحلیل قرار بگیرد. بنابراین به دلیل پیچیدگی های فراوان معادلات، شرایط مرزی، عوامل مؤثر و زمان بر بودن محاسبات، استفاده از الگوریتم های هوشمند در تعیین میزان افت فشار در نوسانات فشاری جریان های میرا با وجود نشست در جدار لوله (Headloss of Pressue Wave – H_{LPW}) می تواند بسیار راهگشا باشد.

مبانی نظری و پیشینه پژوهش

تاکنون تحقیقات مختلفی در خصوص جریان های میرا در حضور نشست، چگونگی افت و روند استهلاک آن ها و همچنین کاربرد الگوریتم های هوشمند در علوم مرتبط با هیدرولیک ارائه شده است. شکل ۱ مقدار پارامتر میزان افت فشار در نوسانات فشاری جریان های میرا با وجود نشست در جدار لوله H_{LPW} را نشان می دهد. با تعیین پارامتر مورد اشاره، اکنون با استفاده از الگوریتم های هوشمند این امکان وجود دارد تا بتوان رابطه ای نیز جهت افت فشار ناشی از نشست در جریان های میرا ارائه نمود.



شکل ۱. نمایی از مقدار پارامتر H_{LPW} در موج فشاری جریان گذرا برای وجود نشست در خط لوله

شاملو و همکاران (۱۳۸۹) با کمک گرفتن از فن الگوریتم ژنتیک، به نشستیابی در خطوط لوله با استفاده از مدل سازی جریان غیر ماندگار پرداختند. نتایج نشان داد در لوله هایی که به مرور زمان یافتن ضریب اصطکاک مشکل است، این روش کمکی مضاعف می نماید. در این روش انجام مطالعات آزمایشگاهی برای عملی و امکان پذیر بودن در خط لوله انتقال ضروری است. این روش علاوه بر خط انتقال قابلیت اجرا برای شبکه های انتقال را نیز دارا است. نصیریان و همکاران (۱۳۹۲) با استفاده از الگوریتم ژنتیک و به کمک واسنجی فشارهای گرهی، به نشستیابی در شبکه های توزیع آب پرداختند. در این پژوهش روشی جدید مبتنی بر حذف مرحله ای گزینه های وجود نشست در شبکه به کمک الگوریتم ژنتیک مورد بررسی قرار گرفت. مطالعات انجام شده حاکی از کارایی خوب این روش در بهبود نشستیابی در شبکه بود. مقدم و همکاران (۱۳۹۳) به کمک الگوریتم ژنتیک با آشفستگی سریع (FMGA)، افزایش سرعت همگرایی تحلیل ها در بهینه سازی شبکه های توزیع آب را بررسی نمودند. نتایج نشان داد که FMGA قادر است با افزایش سرعت همگرایی در حل مسائل بهینه سازی شبکه های توزیع آب، راه حل بسیار عالی در مقایسه با نتایج دیگر محققین برای دو شبکه مرجع ارائه دهد. احدیان و کیان فرد (۱۳۹۵) با استفاده از برنامه ریزی خطی در حالت جریان میرا به بهینه سازی سامانه های

آبرسانی تحت فشار پرداختند. در این پژوهش ابتدا سامانه در حالت تجربی اجرا شده بررسی شد، سپس هر سه بخش سامانه از جمله لوله‌گذاری، سامانه پمپاژ و سازه‌های کنترلی جریان‌های میرا با استفاده از سیستم برنامه‌ریزی خطی بهینه شد. عطاری و فغفور مغربی (۱۳۹۵) روشی نوین را به‌منظور تعیین نشت با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی ارائه نمودند. در این روش آموزش شبکه با داده‌های آموزشی با اعمال نشت فرضی در گره‌های مشخصی از شبکه و برداشت فشار گرهی در آن گره انجام می‌پذیرد. سرکمریان و همکاران (۱۳۹۹) طی پژوهشی استفاده از مدل جایگزین شبکه عصبی مصنوعی به‌منظور کاهش محاسبات شناسایی نشت در شبکه‌های آبرسانی را مطالعه نمودند. در این تحقیق باهدف افزایش راندمان انجام محاسبات و کاهش زمان آن، استفاده از مدل‌های جایگزین در بخش بهینه‌سازی پیشنهاد شده است. به همین منظور دو الگوریتم جایگزین مبتنی بر اعضای جمعیت (PS) Pre-selection Strategy و (BS) Best Strategy مورد استفاده قرار گرفتند. نتایج نشان داد الگوریتم به‌کاررفته PS با ۷۸٪ صرفه‌جویی در زمان محاسبات عملکرد بهتری را دارا است. حاضری و همکاران (۱۴۰۰) کاربرد روش‌های بهینه‌سازی تک هدفه (GA) و چند هدفه (NSGA-II) را در طراحی شبکه‌های تحت فشار بررسی و مقایسه نمودند. نتایج این تحقیق نشان داد در هر دو روش، هزینه لوله‌گذاری تقریباً یکسان بوده و اختلاف آن‌ها کمتر از ۱٪ خواهد بود، اما زمان محاسبات کامپیوتری در روش NSGA-II حدود یک‌پنجاهم روش GA است. رستمی و درویشی (۱۴۰۰) در مقاله خود ترکیبی از روش حل معکوس جریان و الگوریتم فرا کاوشی را برای محاسبه مقدار و موقعیت نشت در شبکه‌های توزیع آب مورد بررسی قرار دادند. در روش پیشنهادی، تنها شماره گره‌های نشت به‌عنوان متغیر تصمیم در روش جستجوی هارمونی در نظر گرفته شده و دبی نشت با استفاده از حل معکوس معادلات پیوستگی و انرژی محاسبه می‌شود. نتایج نشان داد که روش مذکور موقعیت و مقدار نشت را حتی در حالتی که دبی نشت کم باشد با دقت بالایی تخمین می‌زند.

سالداریاگا و همکاران^۱ (۲۰۰۶) با استفاده از الگوریتم ژنتیک به یافتن آثار نشت در شبکه توزیع آب شهر Chia پرداختند. در این مطالعات مدلی محاسباتی توسعه داده شد که محدوده جریان‌های گذرا و همچنین جریان‌های ماندگار دارای نوسان را مورد بررسی قرار داد. این شهر به دلیل قطر پایین لوله‌های آن که از جنس PVC بودند انتخاب شد. نتایج عملکرد بسیار خوب مدل ارائه شده را نشان داد. رکا و مارتینز^۲ (۲۰۰۶) با استفاده از الگوریتم ژنتیک مدلی کامپیوتری به نام (GENOME) به جهت طراحی شبکه‌های آبیاری به‌صورت حلقه‌ای معرفی نمودند. این مدل به شکل لینک شده با مدل کامپیوتری EPANET عمل می‌نماید. جین و همکاران^۳ (۲۰۱۰) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی روشی را به کمک امواج صوتی جهت تشخیص نشت در شبکه‌های توزیع پیشنهاد دادند. در این تحقیق از شبکه عصبی مصنوعی به‌منظور طبقه‌بندی داده‌ها استفاده شد که درجه خودمشابهتی را در داده‌های ورودی معین می‌نمود. دقت روش پیشنهادی در پیدا کردن نشت‌ها در لوله‌های آب مدفون برابر ۹۲/۵٪ برآورد گردید. عبدا... و هرزالا^۴ (۲۰۱۳) با استفاده از مدلی آزمایشگاهی و تجزیه و تحلیل احتمالاتی شبکه عصبی چند مدلی، که یک سیستم تصمیم گیر است، نشتیابی را برای خطوط لوله به انجام رساندند. نتایج نشان‌گر کارایی خوب مدل ارائه شده بود. ماکایا و هنسل^۵ (۲۰۱۵) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، دینامیک سیال را در شبکه توزیع آب به‌منظور ایجاد فنی برای تعیین هدر رفت آب مدل‌سازی کردند. در این مطالعات مشخص شد که ANN می‌تواند آموزش دیده و با ۹۹٪ اطمینان جریان را پیش‌بینی نماید و بنابراین به عنوانی ابزار منقطع و کارآمد برای تعیین هدر رفت آب در شبکه‌های توزیع به‌کاربرده شود. مولالی و همکاران^۶ (۲۰۱۷) به کمک یک مدل شبکه عصبی مصنوعی پیش‌تغذیه شونده با الگوریتم پس انتشار بر پایه روابط رگرسیونی به بررسی بهینه‌سازی متغیرهای طراحی مخزن ضربه‌گیر تحت فشار پرداختند. نتایج به‌دست‌آمده برای اندازه‌های خروجی از نرم‌افزار Hammer برای متغیرهای طراحی مخزن ضربه‌گیر با شبکه عصبی مقایسه شد و مشخص گردید مدل شبکه عصبی مصنوعی اندازه‌های اقتصادی را نتیجه می‌دهد. ریاحی و همکاران^۷ (۲۰۱۸) از برنامه‌ریزی بیان ژن به‌منظور کاهش خطاهای ناشی از خطی سازی در تحلیل‌های دامنه نوسان جریان‌های گذرا در خطوط لوله پرداختند. در این تحقیق با استفاده از برنامه‌ریزی بیان ژن ضرایب تصحیحی جهت کاهش خطاهای ناشی از خطی سازی ارائه گردید که نتایج کاربرد آن نشان داد خطای سیستم با اعمال فاکتورهای تصحیحی به مقدار قابل توجهی کاهش می‌یابد. سان و همکاران^۸ (۲۰۱۹) مدلی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به‌منظور مدل‌سازی جریان‌های گذرا ارائه دادند.

¹ Saldarriaga et al

² Reza & Martí nez

³ Jin et al

⁴ Abdulla & Herzallah

⁵ Makaya & Hensel

⁶ Mowlali et al

⁷ Riyahi et al

⁸ San et al

این مدل همچنین آموزش داده شده بود تا معادلات دویعدی بوزینسک را تحلیل نماید. چاری و همکاران^(۲۰۲۰) با استفاده از ترکیب شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک روشی به منظور مدل سازی افت فشار در لوله های حاوی جریان های دوفازی پرداختند. در این مدل از شبکه عصبی مصنوعی به عنوان شبیه ساز حالات مختلف جریان و از الگوریتم ژنتیک به عنوان بهینه ساز داده های ورودی استفاده شد. نیکولینی و فالکومر^(۲۰۲۰) با استفاده از فن جدیدی که در استفاده از الگوریتم ژنتیک ارائه نمودند، شبکه توزیع آب شهر Udine را به جهت تخمین پارامترهای هدر رفت آب بررسی کردند. نتایج کاربرد مدل مذکور، کاهش تلفات، کالیبراسیون پارامترهای نشت و سیستم شبکه توزیع، به کارگیری حالت بهینه پمپاژ و کاهش مصرف انرژی بود. بهور کووز و همکاران^(۲۰۲۰) طی تحقیقی تشخیص نشت و تحلیل توپولوژی در خطوط لوله را با استفاده از ترکیب جریان های گذرا و شبکه های عصبی مصنوعی عملی ساختند. نتایج این پژوهش معین نمود در یک لوله به طول ۱۰۰۰ متر، در بیش از ۹۵٪ موارد موقعیت نشت با متوسط خطای کمتر از ۳ متر تخمین زده شد. نوح و همکاران^(۲۰۲۱) به استفاده از روش رگرسیون گیری چند ژنه در برنامه ریزی بیان ژن مدلی را جهت پیش بینی پارامترهای مدل حجم ذخیره عبوری در رودخانه های طبیعی تهیه نمودند. در این تحقیق به منظور اجتناب از کالیبراسیون هزینه بر پارامترهای مدل که با استفاده از آزمایش ها ردیابی انجام می گردد، دو پارامتر تجربی بدون نیاز به برنامه ریزی بیان ژن استخراج شده است. نتایج نشان داد مدل تهیه شده بر اساس برنامه ریزی بیان ژن می تواند در جهت صرفه جویی اقتصادی در تعیین مدل حجم ذخیره عبوری در رودخانه های طبیعی مفید واقع گردد.

همان طور که اشاره شد، در مطالعات پیشین الگوریتم های هوشمند مانند شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک و برنامه ریزی بیان ژن توسط محققین مختلف طی کاربردهای فراوان و متنوعی به منظور تحلیل و بهینه سازی در مسائل مربوط به شبکه های توزیع آب شرب، خطوط انتقال، جریان های گذرا، نشت، افت فشار و ... به کار برده شده اند که کاربرد آن ها توأم با موفقیت بوده است. بنابراین با توجه به اهمیت و ضرورت تعیین میزان افت فشار در نوسانات فشاری جریان های میرا با وجود نشت در جدار لوله (HLPW) که قبلاً به آن اشاره شد، به منظور اجتناب از ورود به پیچیدگی های فراوان معادلات و زمان بر بودن محاسبات، در این تحقیق با استفاده از الگوریتم های هوشمند به بررسی و تخمین میزان HLPW و همچنین ارائه رابطه ای بهینه جهت تعیین و محاسبه این پارامتر بر مبنای آنالیز ابعادی صورت گرفته خواهیم پرداخت.

روش پژوهش

به منظور تخمین پارامتر میزان افت فشار در نوسانات فشاری جریان های میرا با وجود نشت در جدار لوله (HLPW) در این تحقیق، از داده های آزمایشگاهی محمدی (۱۳۹۴) استفاده شد. تجهیزات مدل آزمایشگاهی به کار رفته شامل یک مخزن، لوله و شیر قطع و وصل انتهایی (RPV) است. لوله به کار رفته از جنس پلی اتیلن با فشار کاری ۱۰ bar به قطر نامی ۶۳ میلی متر (قطر داخلی ۵۳/۶ میلی متر) و به طول ۴۷ متر است. جدول (۱) نشان دهنده محدوده پارامترهای موجود در آزمایش ها است. با توجه به دمای متوسط محیط، آزمایش ها در دمای ۲۰ درجه سانتی گراد انجام پذیرفته و لذا اعداد رینولدز جریان در خط لوله در این تحقیق برای دبی های ۲، ۲/۵، ۳، ۳/۵، ۴ و ۴/۵ لیتر بر ثانیه به ترتیب برابر ۴۷۲۰۳، ۵۹۰۰۳، ۷۰۸۰۴، ۸۲۶۰۵، ۹۴۴۰۵ و ۱۰۶۲۰۶ به دست آمده اند. تعداد ۱۲۰ سری آزمایش به وسیله بستن خیلی سریع شیر در ۶ دبی، ۵ قطر نشت و ۴ محل مختلف نشت انجام و مقادیر HLPW برای هر سری آزمایش به واسطه حس گرهای موجود بلافاصله قبل و بعد از محل نشت ثبت و محاسبه شد (شکل ۲). در اینجا لازم به توضیح است که کاربرد روابط و نتایج این تحقیق مربوط به محدوده پارامترهای مورد استفاده در آزمایش ها است و برای دیگر حالات، بعد از صحت سنجی می توان از آن استفاده نمود.

جدول ۱. محدوده متغیرهای به کار رفته در مطالعات آزمایشگاهی

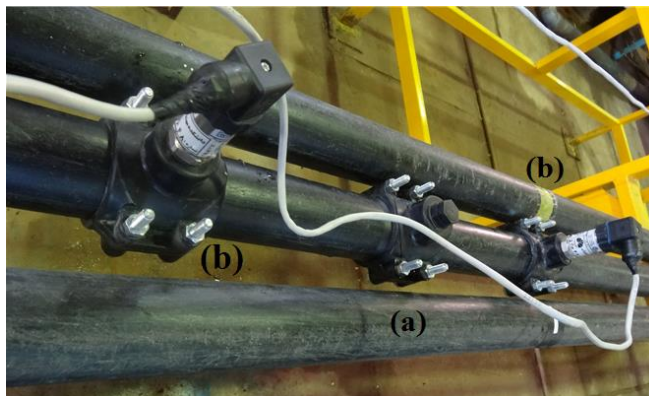
پارامتر	قطر لوله (mm)	طول لوله (m)	دبی (l/s)	قطر نشت (mm)	فاصله نشت از مخزن (m)
محدوده	۶۳	۴۷	۲ - ۲/۵ - ۳ - ۳/۵ - ۴ - ۴/۵	۴ - ۶ - ۸ - ۱۰ - ۱۲	۲۷ - ۳۳ - ۳۹ - ۴۵

¹ Chaari et al

² Nicolini & Falcomer

³ Bohorquez et al

⁴ Noh et al



شکل ۲. نمایی از (a) روزنه تعبیه‌شده در جدار لوله و (b) حس گر مبدل فشاری در آزمایش‌ها

آنالیز ابعادی

با اعمال قضیه π باکینگهام، انجام آنالیز ابعادی و مدنظر قرار دادن افت فشار در نوسانات فشاری جریان‌های میرا باوجود نشت در جدار لوله (H_{LPW}) به‌عنوان یکی از پارامترهای مؤثر در طول آزمایش‌ها، خواهیم داشت:

$$f(Re_p, Fr_p, Ma, \frac{D_L}{D_p}, \frac{L_p}{D_p}, \frac{L_L}{D_p}, \frac{H}{D_p}, \frac{VT_c}{D_p}, \frac{H_{LPW}}{D_p})=0 \quad (1)$$

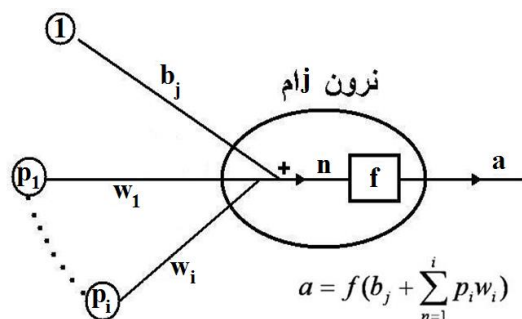
که در آن، سرعت متوسط جریان V ، قطر لوله D_p ، قطر روزنه نشت D_L ، طول لوله L_p ، ارتفاع آب در مخزن H ، زمان بسته شدن شیر T_c و فاصله نشت از ابتدای لوله L_L است و به دلیل ثابت بودن سه کمیت L_p ، H و D_p در آزمایش‌ها، می‌توان از دو پارامتر $\frac{L_p}{D_p}$ و $\frac{H}{D_p}$ صرف‌نظر کرد. به‌علاوه با مدنظر قرار دادن این که خط لوله به‌صورت افقی قرار دارد و نیروی ثقل بر روی آزمایش‌ها اثری نخواهد داشت و همچنین عدد ماخ در آزمایش‌ها بسیار کوچک بوده، لذا از دو مؤلفه بی‌بعد عدد فرود و عدد ماخ نیز صرف‌نظر می‌گردد. بنابراین داریم:

$$f(Re_p, \frac{D_L}{D_p}, \frac{L_L}{D_p}, \frac{VT_c}{D_p}, \frac{H_{LPW}}{D_p})=0 \quad (2)$$

همان‌طور که معین شد، روابطی که به دست خواهد آمد دارای ۵ پارامتر مختلف به شرح رابطه ۲ خواهد بود.

مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

شبکه عصبی به کار گرفته‌شده در تحقیق حاضر از معمول‌ترین نوع ANN بوده که در بسیاری از موارد مهندسی به‌کاررفته است. شبکه مذکور مجموعه‌ای از نرون‌های ورودی می‌باشند که لایه ورودی را تشکیل خواهند داد. یک‌لایه پنهان و یک‌لایه خروجی نیز در مدل ANN ارائه‌شده موجود است. داده‌های ورودی در طول شبکه و در مسیری روبه‌جلو به‌صورت لایه به لایه انتشار داده می‌شوند. این نوع شبکه عصبی را پیش‌تغذیه‌کننده یا پرسپترون چندلایه (MLP) می‌نامند (شکل ۳). تعداد نرون‌ها در لایه ورودی برابر با تعداد پارامترهای ورودی (۴ عدد) و تعداد نرون‌های لایه خروجی برابر با پارامترهای خروجی (۱ عدد) است. بنابراین به‌منظور استفاده از فن ANN لازم است شبکه‌ای با ۴ متغیر ورودی تحت عنوان پارامترهای بی‌بعد (Re_p) ، (D_L/D_p) ، (L_L/D_p) و (VT_c/D_p) و همچنین (H_{LPW}/D_p) به‌عنوان هدف تشکیل گردد. همچنین در این تحقیق، تعداد نرون‌های لایه میانی معادل یکی بیشتر از پارامترهای ورودی (۵ عدد) مورد استفاده قرار گرفته که به‌طور تجربی و با ارائه بهترین نتیجه معین شده است.



شکل ۳. نمایشی شماتیک از یک نرون در لایه ورودی شبکه MLP

نحوه انجام محاسبات مدل تک نرون در شکل ۳ نمایش داده شده است. p و a به ترتیب کمیت‌های ورودی و خروجی هر نرون می‌باشند. پارامتر w میزان اثرگذاری p روی a را نشان می‌دهد (وزن ارتباطی لایه‌ها) و از طرفی پارامتر b با مقدار $w \times p$ جمع شده و مجموع آن، مقدار ورودی خالص n برای تابع f خواهد بود. بنابراین مقدار خروجی تک نرون به شکل زیر محاسبه خواهد شد:

$$a = f(b_j + \sum_{n=1}^i p_i w_i) \quad (3)$$

در طی روند فوق، تابع غیرخطی f نقش انتقال دهنده محاسبات از لایه‌ای به لایه دیگر را عهده‌دار است. تابع مذکور به لحاظ تعاریف ریاضی باید هموار بوده و از میان توابعی که چنین خصوصیتی دارند، تابع سیگموئید $S(x) = 1/(1 + \exp(-a))$ در بیشتر تحلیل‌های مهندسی کاربرد دارد. با توجه به مطالب گفته شده، اگر شبکه‌ای عصبی با n نرون ورودی و h نرون در لایه میانی و یک خروجی را متصور باشیم، مقدار پارامتر خروجی از آن به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$Y = S_2 \left(\sum_{j=1}^h w_j \times \left(S_1 \left(b_j + \sum_{i=1}^n w_{i,j} \cdot p_i \right) \right) \right) \quad (4)$$

فرآیند و مسیر آموزش در ANN بدین گونه است که پارامترهای w و b به شکلی تغییر می‌یابد که رابطه ورودی و خروجی نرون باهدف موردنظر مطابقت داشته باشد. این فرآیند از دو مسیر متفاوت عبور در میان لایه‌ها شکل گرفته است، مسیر روبه جلو^۱ و مسیر رو به عقب^۲ در مسیر روبه جلو، بردار ورودی به نرون‌ها اعمال شده و تأثیر آن در شبکه و از لایه‌ای به لایه دیگر منتقل می‌گردد. در انتها مجموعه‌ای از خروجی‌ها تحت عنوان پاسخ واقعی شبکه تولید شده و وزن‌های سیناپسی شبکه معین خواهند شد. در مسیر رو به عقب، تمام وزن‌های سیناپسی با توجه قانون تصحیح خطا تنظیم می‌گردند. بدین شکل که پاسخ واقعی شبکه از پاسخ هدف کاسته می‌شود تا سیگنال خطا به وجود آید. سپس این سیگنال خطا در مسیر رو به عقب در شبکه انتشار می‌یابد. لذا این الگوریتم، پس انتشار خطا^۳ نامیده می‌شود.

مدل الگوریتم ژنتیک (GA)

فن الگوریتم ژنتیک برای اولین بار در سال ۱۹۷۵ میلادی معرفی گردید (هالند^۴؛ ۱۹۷۵) و سپس این الگوریتم به شکل گسترده‌ای در امور مهندسی، به خصوص در مسائل مربوط به بهینه‌سازی لوله‌های آب‌رسانی، سازه‌های آبی، کالیبراسیون، مدل‌های هیدرولوژیکی و ... مورد استفاده قرار گرفت. GA از بهترین فن‌ها در فرآیند بهینه‌سازی به شمار می‌آید زیرا روش الگوریتم ژنتیک در مقایسه با سایر روش‌های بهینه‌سازی دارای برتری‌هایی است که در ادامه به آن‌ها اشاره خواهیم کرد (سیواناندام و دیپا^۵؛ ۲۰۰۸). الگوریتم ژنتیک به مشتقات تابع هدف نیاز ندارد، بنابراین مشتق ناپذیر بودن تابع هدف برای حل مسئله مشکلی ایجاد نمی‌نماید. GA توانایی تلفیق با سایر فن‌های بهینه‌سازی را دارا است. کارایی الگوریتم ژنتیک در فضاهای با طراحی نامناسب و پیچیده به شکل تئوری و تجربی اثبات شده است. الگوریتم ژنتیک برای اجرای جستجوی مؤثر فقط به

1 Forward Pass
 2 Backward Pass
 3 Error Back-Propagation
 4 Holland
 5 Sivanandam & Deepa

مقادیر تابع هدف نیاز دارد و اطلاعات از پیش تعیین شده را نادیده می‌گیرد که این ویژگی الگوریتم ژنتیک را نسبت به سایر روش‌های جستجو مناسب‌تر می‌نماید.

هدف از انجام بهینه‌سازی در این تحقیق به دست آوردن یک رابطه بدون بعد برای تعیین افت فشار در نوسانات فشاری جریان‌های میرا با وجود نشت در جدار لوله (HLPW) جهت کمینه کردن تفاوت پاسخ این رابطه با افت فشار مشابه به دست آمده از نتایج آزمایشگاهی است. نظر به آنالیز ابعادی، رابطه پارامترهای بدون بعد ارائه شده (رابطه ۲) و انجام تحلیل‌های مختلف با فرم‌های گوناگون روابط، رابطه‌ای به شکل کلی زیر جهت تعیین HLPW پیشنهاد می‌گردد:

$$H_{LPW}/D_p = a(Re_p)^b + c(D_L/D_p)^d + e(L_L/D_p)^f + g(VT_c/D_p)^h + i \quad (5)$$

در رابطه فوق ضرایب $a, b, c, d, e, f, g, h, i$ پارامترهای ثابتی هستند که در طی فرآیند بهینه‌سازی سعی شده است تا بهترین پاسخ برای آن‌ها تعیین گردد. به شکلی که بین پارامترهای HLPW محاسباتی و آزمایشگاهی کمترین خطا وجود داشته باشد. لذا تابع هدف به شکل زیر خواهد بود:

$$\min(f) : f = \sum (H_{LPW-ex.} - H_{LPW-cal.})^2 \quad (6)$$

مدل برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)

برنامه‌ریزی بیان ژن برای اولین بار در سال ۱۹۹۹ توسط فریرا ارائه گردید. این مدل ترکیبی از GP و GA است که کروموزوم‌های خطی و ساده با طول ثابت، که در الگوریتم ژنتیک مورد استفاده قرار می‌گیرد و ساختارهای شاخه‌ای با اندازه‌ها و اشکال متفاوت، مانند درختان تجزیه در برنامه‌ریزی ژنتیک، ترکیب می‌شوند (فریرا؛ ۲۰۰۱). GP یکی از شاخه‌های هوش مصنوعی است که امروزه در شاخه‌های مختلف مهندسی آب مورد استفاده قرار می‌گیرد (بزرگ حداد و همکاران، ۲۰۱۷؛ پورزنگبار و همکاران، ۲۰۱۷). در GEP بهسازی‌ها در یک ساختار خطی انجام شده و پس از آن به شکل ساختار درختی بیان می‌شود. این مسئله باعث می‌گردد تنها ژنوم اصلاح شده به نسل بعد انتقال یافته و به ساختارهای سنگین برای تکثیر و جهش نیاز نباشد (فریرا، ۲۰۰۴). تفاوت بین سه الگوریتم GA، GP و GEP به این صورت است که در GA افراد رشته‌های خطی با طول ثابت و در GP نهادهای غیرخطی با اندازه‌ها و اشکال متفاوت (درختان تجزیه) می‌باشند، در حالی که در GEP افراد به صورت رشته‌های خطی با طول ثابت (ژنوم یا کروموزوم‌ها) کدگذاری شده و سپس به شکل نهادهای غیرخطی با اندازه‌ها و اشکال متفاوت (یعنی نمایش دیاگرام ساده یا بیان درختی) بیان خواهند شد. در این تحقیق از روش برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) نیز برای برآورد پارامتر افت فشار در نوسانات فشاری جریان‌های میرا با وجود نشت در جدار لوله (HLPW) استفاده شده است. رابطه ارائه شده دارای فرم کلی زیر است:

$$H_{LPW}/D_p = A + B + C + D + E \quad (7)$$

که A, B, C, D و E عباراتی می‌باشند که توسط GEP تعیین می‌شوند.

معیارهای مقایسه

در این بخش به بررسی توانایی و عملکرد فن‌های الگوریتم‌های هوشمند مانند مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، الگوریتم ژنتیک (GA) و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) در تخمین پارامتر افت فشار در نوسانات فشاری جریان‌های میرا با وجود نشت در جدار لوله (HLPW) و همچنین مقایسه آن‌ها با یکدیگر می‌پردازیم. شایان ذکر است جهت مقایسه و ارزیابی عملکرد مدل‌ها در تحقیق حاضر از شاخص‌های آماری جذر میانگین مربعات خطا (Root Mean Squares of Error-RMSE)، متوسط خطای مطلق (Mean Error-ME)، مجذور ضریب همبستگی (R^2)، شیب خط رگرسیون (α) و معیار درصد میانگین مطلق خطا (Mean Absolute Percentage of Error-MAPE) استفاده شد. روابط نام برده به‌قرار زیر می‌باشند:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n [(H_M)_i - (H_P)_i]^2} \quad (8)$$

$$ME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n [(H_M)_i - (H_P)_i] \quad (9)$$

$$R^2 = \frac{(\sum_{i=1}^n (H_P - \bar{H}_P)(H_M - \bar{H}_M))^2}{\sum_{i=1}^n (H_P - \bar{H}_P)^2 \sum_{i=1}^n (H_M - \bar{H}_M)^2} \quad (10)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \left| \frac{e_i}{Y_i} \right| \times 100 \quad (11)$$

که در روابط فوق n تعداد داده‌ها، H_M میزان افت فشار اندازه‌گیری شده، H_P مقدار افت فشار محاسبه‌شده، e_i اختلاف بین ارقام مشاهده‌ای و محاسبه‌ای (میزان خطا) و Y_i مقادیر مشاهده‌ای می‌باشند.

یافته‌ها

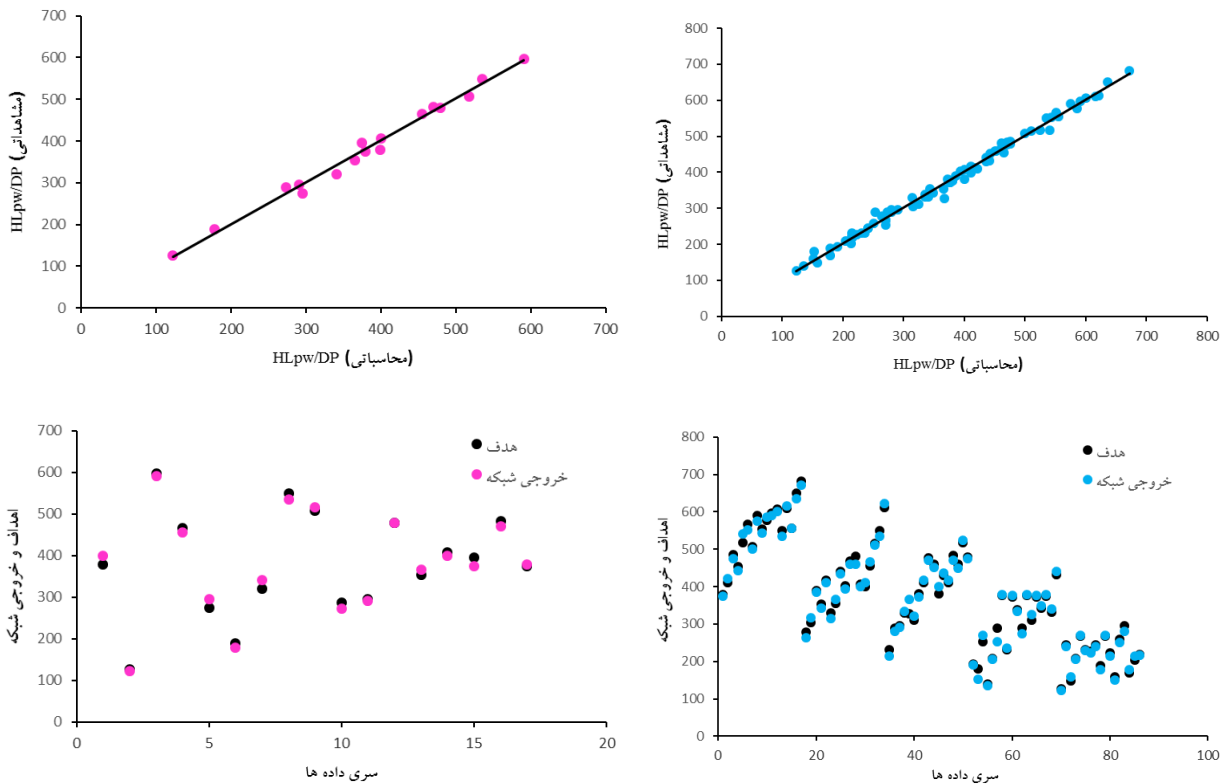
کاربرد ANN در تعیین HLPW

در تحقیق حاضر، داده‌ها به شکل تصادفی به دودسته مجزا تقسیم شده‌اند که ۷۰٪ داده‌ها به جهت آموزش (۸۴ سری داده) که از بین آن‌ها ۲۰٪ برای آزمودن مرحله آموزش یا واسنجی (۱۷ سری داده) و ۳۰٪ باقی‌مانده (۳۶ سری داده) نیز برای مرحله آزمون شبکه مورد استفاده قرار گرفته است. حال با معین شدن پارامترهای بی‌بعد ورودی و خروجی، شبکه‌ای با ۴ پارامتر ورودی و ۱ خروجی ایجاد شد. بعد از آن، شبکه مذکور جهت تعیین تعداد لایه‌های پنهان و تابع محرک تحت آزمون و خطا قرار گرفت. همچنین تعداد گره‌ها در لایه پنهان نیز به‌عنوان متغیر مورد آزمایش تعیین و نتایج به‌دست‌آمده مورد مقایسه قرار داده شد. در نهایت شبکه‌ای با تابع محرک سیگموئید، یک لایه پنهان و تعداد ۵ گره، حداقل مقدار خطا را به هنگام آموزش آزمون ایجاد کرد.

حداکثر تعداد تکرار جهت انجام آموزش، برابر ۶۰۰۰۰۰ تکرار تعیین شد. در طول فرآیند آموزش، نرخ یادگیری بهینه معادل ۰/۱۴۹۲ به دست آمد. از سویی چون مشکل الگوریتم پس انتشار خطا، احتمال افتادن شبکه در کمینه محلی، به‌جای کمینه مطلق است، به جهت حل مشکل مورد اشاره، ضریب اندازه حرکت برابر ۰/۸۹ قرار داده شد. در مرحله آموزش مقادیر R^2 ، RMSE و انحراف معیار محاسبه‌شده به ترتیب ۰/۹۸۹، ۰/۰۶۷ و ۰/۰۲۵ بود که نشان‌دهنده دقت آموزش است. این ارقام برای مرحله تست آموزش (واسنجی) به ترتیب ۰/۹۸۲، ۰/۰۶۶ و ۰/۰۲۶ محاسبه شد. بنابراین شبکه پرسپترون آموزش‌دیده به شکل قابل قبولی تخمین افت فشار در نوسانات فشاری جریان‌های میرا با وجود نشت در جدار لوله (HLPW) کالیبره شده است (شکل ۴).

حال پس از انجام مراحل آموزش و واسنجی، به جهت تخمین افت فشار در نوسانات فشاری جریان‌های میرا با وجود نشت در جدار لوله (HLPW) مرحله آزمون اجرا شده تا توانایی مدل در محاسبه پارامتر مورد نظر مشخص شود. همان‌طور که قبلاً گفته شد، در این مرحله تعداد ۳۶ سری داده که از ابتدا از دیگر داده‌ها جدا شده و در مرحله آموزش شبکه دخالت داده نشده‌اند، به‌عنوان ورودی به شبکه داده‌شده تا پس از تحلیل، خروجی شبکه تعیین و با ارقام اندازه‌گیری شده مورد مقایسه قرار گیرد. جدول ۲ تجزیه و تحلیل آماری نتایج به‌دست‌آمده از مقایسه مقادیر خروجی پیش‌بینی‌شده توسط شبکه عصبی را با مقادیر آزمایشگاهی برداشت و محاسبه‌شده برای پارامتر (HLPW) را نشان می‌دهد.

مهم‌ترین شاخص آماری که R^2 است نشان می‌دهد که پرسپترون چندلایه آموزش‌دیده با موفقیت توانسته مقادیر هدف را در مرحله آزمون محاسبه نماید و مقدار ۰/۹۸۷ برای این شاخص خود گواه این موضوع است. به‌علاوه با بررسی دیگر شاخص‌ها نیز از نشان‌دهنده کارایی مناسب مدل شبکه عصبی ارائه‌شده است. در بررسی‌های آماری، شاخص‌های ME و MAPE نسبت به R^2 و RMSE کم‌اهمیت‌تر هستند، اما مقادیر محاسبه‌شده ME و MAPE حاکی از آن است که شبکه عصبی مصنوعی آموزش‌دیده، با خطای بسیار کمی نسبت به مقادیر برداشت‌شده آزمایشگاهی، داده‌ها را محاسبه و پیش‌بینی می‌نماید. در شکل ۵ مقادیر خروجی برآورد شده و اندازه‌گیری شده برای پارامتر (HLPW/Dp) به همراه پارامتر α نشان داده‌شده است. پارامتر α کاملاً به عدد یک نزدیک است که این موضوع همچنین نشان می‌دهد مقادیر (HLPW) محاسبه‌ای با مقادیر مشاهده‌ای دارای اختلاف ناچیزی هستند.



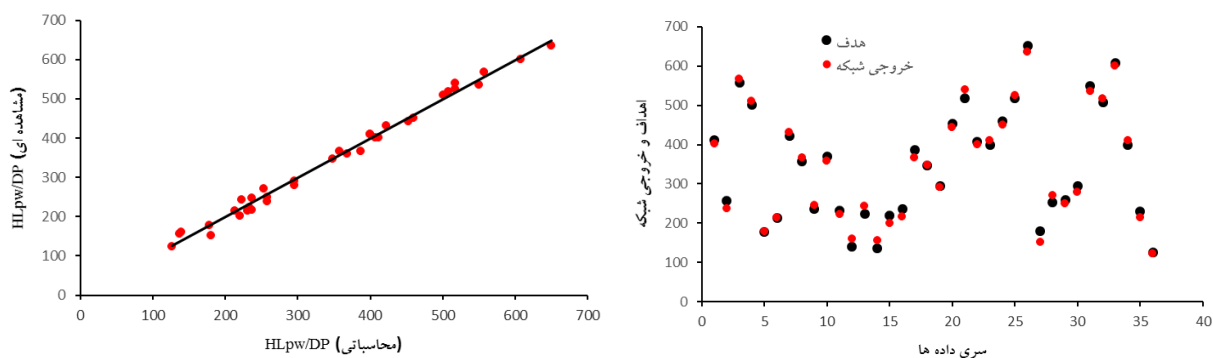
مرحله تست آموزش (واسنجی)

مرحله آموزش

شکل ۴. مقادیر خروجی برآورد شده و اندازه‌گیری شده (هدف - HLPw/DP)، به هنگام آموزش و تست آموزش شبکه ANN

جدول ۲. قیاس آماری نتایج پیش‌بینی شده شبکه عصبی و مقادیر آزمایشگاهی HLPw در مرحله آزمون

پارامتر آماری	R^2	RMSE	ME	MAPE	α
مقدار	۰/۹۸۷	۰/۰۱۹	۰/۰۰۴	٪ ۱/۸۲	۰/۹۹۶



شکل ۵. مقادیر اندازه‌گیری شده و محاسبه شده (HLPw/DP) توسط شبکه عصبی در مرحله آزمون

کاربرد GA در تعیین HLPW

همان گونه که می‌دانیم، تولید نسل‌ها در الگوریتم ژنتیک با استفاده از روش‌های احتمالاتی انجام می‌پذیرد، لذا تابع برازش برای هر یک از پارامترها چندین بار محاسبه شده تا پارامترهای بهینه الگوریتم مشخص و سپس و میانگین آن‌ها ملاک عمل قرار گیرد. از سوی دیگر، معمول‌ترین معیار برای اتمام فرآیند بهینه‌سازی حداکثر تعداد دوره تکرار است. تعداد دوره تکرار بزرگ باشد، منجر به افزایش زمان بهینه‌سازی شده و تعداد دوره تکرار کم نیز باعث احتمال عدم جستجوی کامل فضای پاسخ و کاهش امکان رسیدن به جواب‌های بهینه می‌گردد. بنابراین مشخص است که انتخاب مقدار مناسب تعداد تکرار برای الگوریتم ژنتیک، رسیدن به جواب‌های بهینه در کمترین زمان ممکن را میسر می‌سازد. لذا با انجام آنالیز حساسیت، همگرایی در حدود ۵۰۰ تکرار حاصل گردید. مقادیر بهینه پارامترهای کنترل GA در جدول ۳ ارائه گردیده است.

جدول ۳. مقادیر بهینه پارامترهای کنترل GA در بهترین برازش با داده‌های اصلی

پارامتر	مقدار - نوع
سرعت جهش (Mutation rate)	۵۰
تعداد نسل (Number of Generation)	۵۰۰
بازه انتقال (Migration intervals)	۴
اندازه جمعیت (Population size)	۱۰۰
باقیمانده هر نسل (Survivors per generation)	۵۰

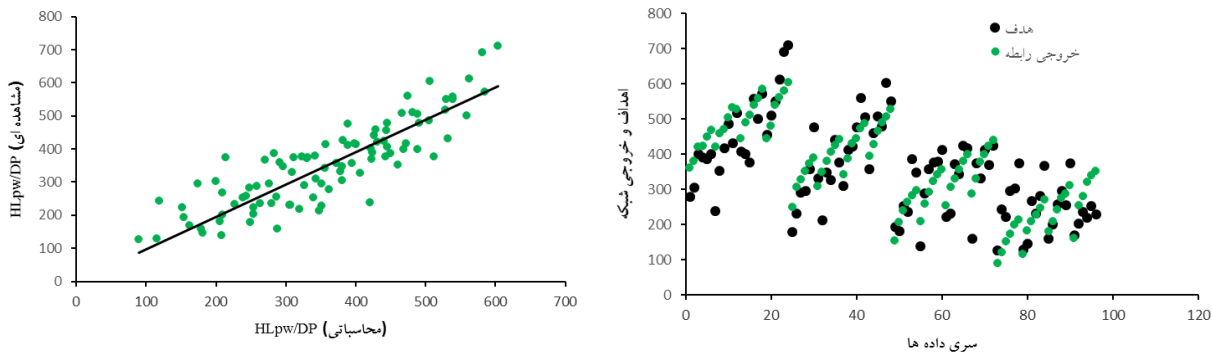
نهایتاً با همگرا شدن الگوریتم ژنتیک به جواب بهینه مطلق، پارامترهای a تا i به ترتیب برابر $۰/۸۸$ ، $۰/۹۶$ ، $۰/۵۱$ ، $۸۷۷/۹۶$ ، $۰/۱۵$ ، $۷۸/۸۷$ ، $۳۸۸/۰۵$ ، $-۱/۰۱$ و $۳۱۵/۴۱$ محاسبه شدند. لذا رابطه پارامتر افت فشار در نوسانات فشاری جریان‌های میرا با وجود نشت در جدار لوله (HLPW) مطابق فرم زیر به دست آمد:

$$\frac{HLPW}{D_p} = 78.87(Re_p)^{0.15} + 877.96 \left(\frac{D_L}{D_p}\right)^{0.51} - 1.96 \left(\frac{L_L}{D_p}\right)^{0.88} - 388.05 \left(\frac{VT_c}{D_p}\right)^{-1.01} + 315.41 \quad (12)$$

رابطه فوق را همچنین می‌توان به شکل زیر نوشت:

$$HLPW = 78.87 D_p Re_p^{0.15} + 877.96 D_p^{0.49} D_L^{0.51} - 1.96 D_p^{0.12} L_L^{0.88} - 388.05 D_p^{2.01} VT_c^{-1.01} + 315.41 D_p \quad (13)$$

در این مرحله رابطه به دست آمده از ۷۰٪ داده‌ها (۸۴ سری داده) در حالت بهینه مطلق با مقادیر R^2 و RMSE به ترتیب $۰/۷۴۹$ و $۶/۵۹۵$ محاسبه شده که نشان دهنده دقت نسبتاً پایین آن است. سپس رابطه محاسبه شده برای باقیمانده ۳۰٪ داده‌ها (۳۶ سری داده) مورد آزمون قرار گرفت که نتایج آن در جدول ۴ ارائه شده است.



شکل ۶. مقادیر اندازه‌گیری شده و محاسبه شده (HLPW/DP) توسط GA در مرحله آموزش

جدول ۴. قیاس آماری نتایج پیش‌بینی‌شده شبکه و مقادیر آزمایشگاهی HLPW در مرحله آزمون

پارامتر آماری	R^2	RMSE	ME	MAPE	α
مقدار	۰/۷۲۱	۶/۸۹۲	۰/۵۳۷	٪ ۱۲/۲۴	۰/۹۶۵

شاخص‌های آماری در مرحله آزمون نشان از عملکرد متوسط GA در ارائه رابطه‌ای برای تخمین و محاسبه پارامتر HLPW دارد. در مقایسه با الگوریتم ANN همان‌گونه که مشخص است، عملکرد نسبت به GA در تخمین پارامتر HLPW بسیار مناسب‌تر بوده و تنها ضعف ANN آن است که برای محاسبه HLPW رابطه‌ای ارائه نمی‌دهد و باید از خود شبکه آموزش‌دیده استفاده نمود.

کاربرد GEP در تعیین HLPW

در نخستین گام برای تعیین پارامتر افت فشار در نوسانات فشاری جریان‌های میرا با وجود نشت در جداره لوله (HLPW) و به منظور مشخص نمودن عبارات A, B, C, D و E در رابطه ۷، تولید جمعیت اولیه است که با استفاده از یک سری توابع و پایانه‌ها صورت می‌گیرد. سپس کروموزوم‌ها به صورت بیان درختی نشان داده می‌شوند. در مرحله بعد باید کارایی یا سازگاری هر عضو جمعیت کروموزوم‌ها را به کمک تابع برازش ارزیابی کرد. به این شکل با استفاده از تابع برازش و حفظ پاسخ‌های برتر و حذف پاسخ‌های نامناسب‌تر کم‌کم به پاسخ موردنظر نزدیک می‌شویم. با طی این روند، GEP بدون هیچ فرضیه و محدودیتی در ساختار رابطه بین متغیرهای وابسته و مستقل، رابطه‌ای مناسب بین پارامترهای بی‌بعد ارائه شده در قسمت آنالیز ابعادی برقرار می‌کند. همان‌طور که قبلاً گفته شد، جهت ارائه رابطه موردنظر از ۱۲۰ سری داده ثبت شده در آزمایش‌ها، ۸۴ سری برای آموزش و از این میان، ۱۷ سری داده برای تست آموزش (واسنجی) مورد استفاده قرار گرفته است. به علاوه ۳۶ سری داده باقیمانده برای مرحله آزمون نگه‌داشته شد تا با استفاده از آن‌ها کاربرد مدل برنامه‌ریزی بیان ژن در برآورد رابطه (HLPW) بررسی گردد. لذا بعد از معرفی داده‌ها و متغیرهای وابسته، پارامترهای لازم جهت پیش‌بینی (HLPW) انتخاب و به صورت دستی برای GEP وارد و این مقادیر برای اجراهای مختلف تا رسیدن بهترین برازش با داده‌های اصلی ادامه یافته است. مقادیر این پارامترها در جدول ۵ نشان داده شده است.

نتایج آماری مربوط به مراحل آموزش و تست آموزش (واسنجی) مدل GEP در جدول ۶ ارائه شده است. همچنین عبارات A, B, C, D و E در رابطه ۷ توسط مدل GEP معین و طی روابط ۱۴ تا ۱۸ نشان داده شده‌اند. رابطه به دست آمده دارای $R^2 = 0/9015$ در مرحله آموزش و $0/9083$ در مرحله تست آموزش است که نشان‌دهنده دقت بالای رابطه ارائه شده دارد.

جدول ۵. مقادیر پارامترهای تنظیمی ورودی مدل GEP در بهترین برازش با داده‌های اصلی

پارامتر	مقدار - نوع
اندازه سر (Head size)	۱۰
تعداد کروموزوم (Chromosomes)	۳۰
تعداد ژن‌ها (Number of gens)	۵
سرعت جهش (Mutation Rate)	۰/۰۴۴
سرعت وارونگی (Inversion Rate)	۰/۱
سرعت تلاقی با یک نقطه (One-point Recombination Rate)	۰/۳
سرعت تلاقی با دو نقطه (Two-point Recombination Rate)	۰/۳
سرعت تلاقی ژن (Gene Recombination Rate)	۰/۳
سرعت جابه‌جایی (Transposition Rate)	۰/۱
معیار خطای تابع برازش (Fitness Function Error Type)	RMSE
تابع مرتبط کننده (Linking Function)	جمع (+)

جدول ۶. قیاس آماری نتایج پیش‌بینی شده در مدل GEP و مقادیر آزمایشگاهی HLPW در مرحله آموزش و تست آموزش

پارامتر آماری	R ^۲	RMSE	MAPE
مرحله آموزش	۰/۹۰۲	۰/۰۸	٪ ۱/۹۶
مرحله تست آموزش (واسنجی)	۰/۹۰۸	۰/۰۷	٪ ۱/۹۳

$$A = (\cos(Re) - 2.52)^3 + [((-9.94 \frac{D_L}{D_p}) + Re - 9.94) / (2 \frac{L_L}{D_p})] \quad (14)$$

$$B = \exp \left[\sin \left(\sin \left(\frac{VT_c}{D_p} \right) \times \left[\frac{L_L}{9.53 D_p} + \frac{0.64 D_L}{D_p} \right] \right)^3 \right] \quad (15)$$

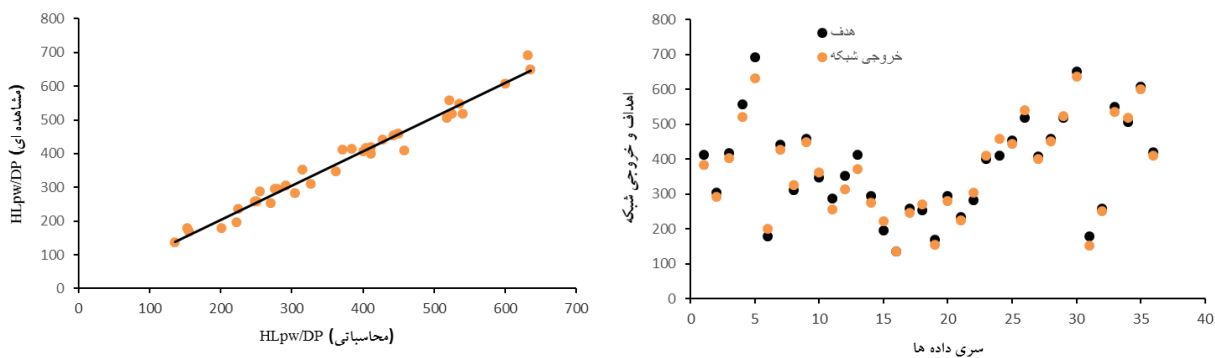
$$C = \left[\left(\sin \left(\sqrt{\frac{D_L}{D_p}} \right) + \left(\frac{D_L}{D_p} - 72.08 \right) \right) \times \sin \left(\frac{L_L}{D_p} + 7.23 \right) \right] - \frac{VT_c}{D_p} \quad (16)$$

$$D = \left(\left[\sin \left(8.23 + \left(\frac{L_L}{D_p} \times Re^2 \right) \right) \right] \times Re \right) + Re^{\frac{1}{3}} \quad (17)$$

$$E = \left(\frac{VT_c}{D_p} + \frac{D_L}{D_p} \right) + \frac{(9.87 Re) + (Re \frac{D_L}{D_p})}{\frac{D_L}{D_p} (\frac{L_L}{D_p} + 1)} \quad (18)$$

سپس در ادامه در مدل GEP با ثابت نگاه داشتن پارامترها در مرحله آموزش و واسنجی، مرحله آزمون (پیش‌بینی) برای ۳۶ داده باقیمانده انجام تا رابطه ارائه شده مورد آزمایش قرار گیرد. نتایج حاصل از این مرحله در مقایسه با مقادیر مشاهده‌ای در شکل ۷ و تحلیل آماری مربوطه نیز در جدول ۷ ارائه شده است.

آن گونه که از شاخص‌های آماری مشخص است، پارامترهای ضریب همبستگی R^۲ و شیب خط رگرسیون α نیز به ترتیب ۰/۹۰۵ و ۱/۰۱۸ بوده که حکایت از عملکرد بسیار خوب رابطه ارائه شده دارند. اکنون با در اختیار داشتن خصوصیات فیزیکی طول لوله، قطر لوله، زمان بستن شیر، دبی جریان، لزجت سیال و قطر نشت، پارامتر افت فشار در نوسانات فشاری جریان‌های میرا با وجود نشت در جدار لوله (HLPW) به راحتی از رابطه ۷ قابل محاسبه خواهد بود.



شکل ۷. مقادیر اندازه‌گیری شده و محاسبه شده (HLPW/Dp) توسط رابطه ارائه شده در مدل برنامه‌نویسی بیان ژن GEP

جدول ۷. قیاس آماری نتایج پیش‌بینی‌شده در مدل GEP و مقادیر آزمایشگاهی HLPW در مرحله آزمون

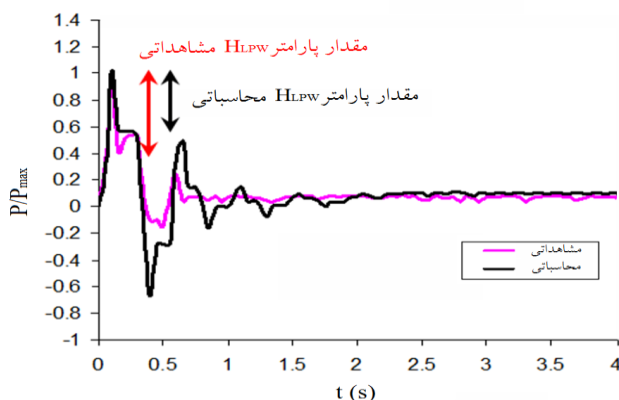
پارامتر آماری	R ²	RMSE	ME	MAPE	α
مقدار	۰/۹۰۵	۰/۱۱	۰/۰۱۸	٪ ۲/۰۷	۱/۰۲۸

مقایسه الگوریتم‌های هوشمند با تحلیل‌های هیدرولیکی

به‌منظور سنجش و مقایسه کارایی و عملکرد الگوریتم‌های هوشمند با تحلیل‌های هیدرولیکی موجود در ارتباط با شبیه‌سازی و حل معادلات جریان‌های گذرای سریع و به‌خصوص در حضور نشت در خط لوله، در این قسمت ارقام محاسبه‌شده توسط الگوریتم‌های هوشمند GA، ANN و GEP با ارقام محاسبه‌شده توسط تحلیل هیدرولیکی جریان گذرای سریع در حضور نشت مقایسه گردیده است. به جهت شبیه‌سازی جریان‌های گذرای سریع و به‌خصوص در حضور نشت در خط لوله، معادلات مونتوم و پیوستگی جریان‌های غیر ماندگار باوجود شرایط مرزی نشت (محمدی و همکاران، ۱۳۹۶ - شاملو و حقیقی، ۲۰۰۹ - مینیکنی و همکاران؛ ۲۰۱۳)، به کمک روش خطوط مشخصه (MOC) (چادری؛ ۲۰۱۴) و با استفاده از مدل اصطکاکی غیر ماندگار دو ضریبی شتاب لحظه‌ای (IAB) (چادری، ۲۰۱۴ - ویتکوفسکی و همکاران؛ ۲۰۰۶) برای داده‌های ارائه‌شده در حالی مورد شبیه‌سازی قرار گرفت که تأثیر خاصیت ویسکوالاستیک لوله در مدل لحاظ نشده است. در این روش مدلی کامپیوتری تهیه‌شده که به روش تحلیل معکوس جریان گذرا (ITA) که در آن تحلیل‌گر معکوس یک موتور جستجو است که تلاش می‌نماید تا بهترین پاسخ را برای مسئله کمینه‌سازی پیدا کند و از سوی دیگر، تحلیل‌گر جریان گذرا عمل شبیه‌سازی هیدرولیکی جریان گذرا را با در نظر گرفتن شرایط مرزی معین بر عهده دارد (کواس و راموس؛ ۲۰۰۱)، امواج فشاری گذرا را در حضور نشت شبیه‌سازی نموده و بهترین برازش آن با داده‌های آزمایشگاهی را ثبت می‌نماید. درواقع روش (ITA) تضمین می‌نماید به کمک روش (MOC) و با به‌کارگیری مدل اصطکاکی غیر ماندگار دو ضریبی شتاب لحظه‌ای (IAB)، شبیه‌سازی بهینه امواج آزمایشگاهی توسط تحلیل معادلات هیدرولیکی انجام پذیرد. سپس مقدار پارامتر (HLPW) محاسباتی از روی موج شبیه‌سازی‌شده محاسبه و استخراج می‌شود (شکل ۸). در این حالت تابع هدف برابر خواهد بود با:

$$Of = \sum_{i=1}^k (Hc_i - Ho_i)^2 \quad (۱۹)$$

که در آن Of تابع هدف، k تعداد بار فشاری محاسبه‌شده، Hc_i مقدار فشاری محاسباتی و Ho_i مقدار فشاری مشاهداتی می‌باشند. مقایسه آماری ارقام محاسبه‌شده پارامتر (HLPW) توسط و تحلیل معکوس معادلات هیدرولیکی جریان گذرای سریع در حضور نشت (ITA) و الگوریتم‌های هوشمند ANN، GA و GEP با ارقام ثبت‌شده آزمایشگاهی در جدول ۸ و نمودار شکل ۹ نشان داده‌شده است.



شکل ۸. شبیه‌سازی موج فشاری جریان گذرا در حضور نشت با استفاده از مدل اصطکاکی غیر ماندگار دو ضریبی به کمک روش ITA در مقایسه با نتایج آزمایشگاهی برای محل نشت ۳۹ متر، قطر روزنه نشت ۱۰ میلی‌متر و دبی ۳/۵ لیتر بر ثانیه

¹ Meniconi et al

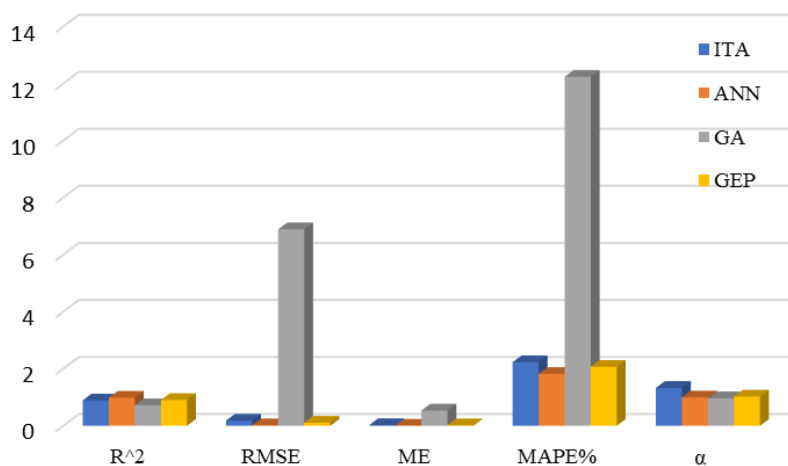
² Chaudhry

³ Vitkovsky et al

⁴ Covas & Ramos

جدول ۸. مقایسه آماری نتایج محاسبه شده در مدل ITA و الگوریتم های هوشمند ANN، GA و GEP با ارقام ثبت شده آزمایشگاهی

پارامتر HLPW					
روش محاسبه	R ²	RMSE	ME	MAPE	α
ITA	۰/۸۹۱	۰/۱۸۰	۰/۰۲۶	٪ ۲/۲۳	۱/۰۳۳
ANN	۰/۹۸۷	۰/۰۱۹	۰/۰۰۴	٪ ۱/۸۲	۰/۹۹۶
GA	۰/۷۲۱	۶/۸۹۲	۰/۵۳۷	٪ ۱۲/۲۴	۰/۹۶۵
GEP	۰/۹۰۵	۰/۱۱۰	۰/۰۱۸	٪ ۲/۰۷	۱/۰۲۸



شکل ۹. نمودار میله ای مقایسه آماری نتایج محاسبه شده در مدل ITA و الگوریتم های هوشمند ANN، GA و GEP با ارقام ثبت شده

آزمایشگاهی پارامتر HLPW

همان گونه که از ارقام جدول ۸ مشخص است، به ترتیب روش های شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، برنامه ریزی بیان ژن (GEP)، تحلیل معکوس جریان میرا (ITA) و الگوریتم ژنتیک (GA) در تخمین و محاسبه پارامتر افت فشار در نوسانات فشاری جریان های میرا با وجود نشت در جدار لوله (HLPW) توانا تر می باشند. این موضوع به خوبی روشنگر کاربرد مناسب الگوریتم های هوشمند و به خصوص روش های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و برنامه ریزی بیان ژن (GEP) در تخمین پارامتر HLPW است. از این طریق می توان با اجتناب از تحلیل معادلات پیچیده که به شکلی کاملاً زمان بر انجام می شوند، با اتکا بر الگوریتم های هوشمند، افت فشار در نوسانات فشاری جریان های میرا با وجود نشت در جدار لوله را محاسبه و پیش بینی نمود.

بحث

امروزه از فناوری های پیشرفته به منظور افزایش سرعت و دقت محاسبات و همچنین تخمین و پیش بینی موارد گوناگون در علوم مختلف استفاده می شود. از طرفی با توجه به این که هیدرولیک جریان در خطوط لوله معمولاً به صورت غیر ماندگار میرا بوده و تحلیل آن پیچیده و زمان بر است، در این تحقیق از الگوریتم های هوشمند شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، الگوریتم ژنتیک (GA) و برنامه ریزی بیان ژن (GEP) به منظور تعیین پارامتر افت فشار در نوسانات فشاری جریان های میرا با وجود نشت در جدار لوله (HLPW) استفاده شد و نتایج آن با نتایج حاصل از تحلیل های هیدرولیکی به روش آنالیز معکوس جریان میرا (ITA) مقایسه گردید. بدین منظور پس از استخراج مقدار (HLPW) از امواج آزمایشگاهی ثبت شده، به کمک آنالیز ابعادی، پارامترهای بی بعد مؤثر بر (HLPW) معین و سپس با آموزش الگوریتم های هوشمند مورد اشاره به منظور افزایش دقت و

کاهش زمان محاسبات، پارامتر (HLPW) به کمک پارامترهای بی‌بعد محاسباتی تخمین زده شد. از شاخص‌های آماری به جهت مقایسه عملکرد مدل‌های مختلف استفاده شده است.

نتیجه‌گیری

نتایج حاصل از این پژوهش نشان‌دهنده آن است که ارائه رابطه‌ای به‌منظور محاسبه افت فشار در نوسانات فشاری جریان‌های میرا با وجود نشت در جدار لوله (HLPW) گرچه ممکن است اما نتایج حاصل از آموزش الگوریتم‌های هوشمند هم در دقت محاسبات افزایش ایجاد نموده و هم در زمان انجام محاسبات کاهش قابل توجهی به وجود آورده است. اگر شاخص آماری R^2 را مبنای اصلی مقایسات آماری قرار دهیم (گرچه تمامی شاخص‌های آماری مؤید شاخص R^2 می‌باشند) در روابط ارائه‌شده، فرمولی که توسط GA ارائه گردیده است دارای R^2 برابر $0/721$ بوده و پایین‌ترین دقت و عملکرد را دارد. اگرچه کار کردن و انجام محاسبات با این فرمول نسبتاً ساده است اما دقت پایین آن، استفاده از آن را با چالش جدی مواجه می‌سازد به‌گونه‌ای که تنها برای یک حدس کاملاً اولیه از مقدار پارامتر هدف مناسب است. در رابطه ارائه‌شده توسط GEP مقدار R^2 برابر $0/905$ محاسبه شده است که حاکی از عملکرد مناسب و نسبتاً قوی این الگوریتم هوشمند است. همان‌طور که در روابط 14 تا 18 نمایان است، به‌رغم دقت نسبتاً مناسب، رابطه ارائه‌شده پیچیده بوده و کار کردن با آن به‌سادگی میسر نیست. در مدل ANN یک شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه با الگوریتم پس انتشار خطا آموزش داده شده است که با دقت R^2 برابر $0/987$ بهترین عملکرد را در بین الگوریتم‌های هوشمند داشته برای تخمین و محاسبه (HLPW) دقت کاملاً مناسبی است. در این حالت رابطه‌ای ارائه نشده و برآورد مقدار (HLPW) از طریق شبکه آموزش دیده انجام می‌پذیرد. در تحقیقات گذشته، به محاسبه مستقیم (HLPW) توجه چندانی نشده است و بیشتر تمرکز محققین بر روی نشت‌یابی و میزان میرایی امواج بوده است. به‌علاوه رابطه و روشی برای تخمین و محاسبه مستقیم آن نیز ارائه نگردیده است. بنابراین در این تحقیق امکان مقایسه با تحقیقات گذشته وجود نداشته و لذا خروجی مدل‌های الگوریتم هوشمند صرفاً با نتایج حاصل از شبیه‌سازی امواج فشاری در حضور نشت در جدار لوله به کمک روش تحلیل هیدرولیکی ITA مقایسه گردید. در روش ITA، مقدار پارامتر R^2 به‌منظور تخمین (HLPW) برابر $0/891$ است. لذا همان‌طور که توضیح داده شده، به ترتیب مدل‌های ANN، GEP، ITA و GA دارای بهترین عملکرد در تخمین (HLPW) می‌باشند. بررسی سایر شاخص‌های آماری RMSE، MAPE و ME نشان می‌دهد که همگی مؤید شاخص R^2 بوده و پارامتر α برای مدل‌های ANN، GEP، ITA و GA به ترتیب برابر $0/996$ ، $1/028$ ، $1/033$ و $0/965$ محاسبه شده است. مقادیر مورد اشاره نشان می‌دهد به‌صورت کلی مدل‌های GEP و ITA مقادیر محاسباتی را بیشتر از مقادیر آزمایشگاهی و مدل‌های ANN و GA مقادیر محاسباتی را کمتر از مقادیر آزمایشگاهی تعیین می‌نمایند. نتایج تحقیق به‌صورت کلی نشان داد برخی الگوریتم‌های هوشمند در تخمین پارامتر افت فشار در نوسانات فشاری جریان‌های میرا با وجود نشت در جدار لوله (HLPW) از تحلیل گر هیدرولیکی موجود حال حاضر توانمندتر بوده و لذا استفاده از آن‌ها و همچنین بررسی دیگر فن‌ها هم به لحاظ کاهش زمان و هم از جهت افزایش دقت محاسبات توصیه می‌شود. در پایان تأکید می‌گردد نتایج حاصله صرفاً منحصر به محدوده پارامترهای فیزیکی و هیدرولیکی آزمایش‌ها تحقیق حاضر بوده و در باقی موارد باید آزمایش‌ها جدید انجام و صحت موارد مورد اشاره درباره آن‌ها بررسی شود.

تقدیر و تشکر

بدین وسیله از دانشگاه شهید چمران اهواز که آزمایش‌ها مربوط به این تحقیق در آزمایشگاه هیدرولیک دانشکده مهندسی آب و محیط‌زیست آن دانشگاه انجام پذیرفته است قدردانی و تشکر به عمل می‌آید.

منابع

- احدیان، جواد، و کیان فرد، مجید. (۱۳۹۵). بهینه‌سازی سیستم‌های آبرسانی تحت فشار به روش برنامه‌ریزی خطی در حالت جریان میرا. مجله پژوهش آب ایران، ۱۰(۲)، ۴۶ - ۳۷. http://iwrj.sku.ac.ir/article_10477.html
- رستمی، ایمان، و درویشی، الهام. (۱۴۰۰). ترکیب روش حل معکوس و الگوریتم فرا کاوشی برای محاسبه مقدار و موقعیت نشت در شبکه‌های توزیع آب. نشریه علمی پژوهشی مهندسی آبیاری و آب ایران، ۱۱(۴۴)، ۸۷-۱۰۴. <https://dx.doi.org/10.22125/iwe.2021.133686>

- سرکمریان، سعید، اشرفی، سید محمد، حقیقی، علی، و محمد ولی سامانی، حسین. (۱۳۹۹). استفاده از مدل جایگزین شبکه عصبی مصنوعی به منظور کاهش محاسبات شناسایی نشت در شبکه های آب رسانی. نشریه مهندسی عمران امیرکبیر، ۵۲(۱۰)، ۱-۱۳.
<https://dx.doi.org/10.22060/ceej.2019.15980.6096>
- حاضری، آتنا، قبادیان، رسول، و حیدری، محمدمهدی. (۱۴۰۰). کاربرد و مقایسه روش های بهینه سازی تک هدفه (GA) و چند هدفه (NSGA-II) در طراحی شبکه های تحت فشار. مجله تحقیقات مهندسی سازه های آبیاری و زهکشی، ۲۲(۸۴)، ۱-۱۸.
<https://dx.doi.org/10.22092/idser.2021.355057.1477>
- شاملو، حمید، کیانفر، آناهیتا، و حقیقی، علی. (۱۳۸۹). نشت یابی در خطوط لوله با استفاده از مدل سازی جریان غیر ماندگار و الگوریتم ژنتیک. پنجمین کنگره ملی مهندسی عمران، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران. <https://civilica.com/doc/80729/>
- عطاری، محمد، و فغفور مغربی، محمود. (۱۳۹۵). روش نوین نشت یابی با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی. مجله آب و فاضلاب، ۲۹(۱)، ۱۴-۲۶.
<https://dx.doi.org/10.22093/wwj.2017.45360.2095>
- محمدی، کامران. (۱۳۹۴). تحلیل جریان گذرا به منظور نشت یابی در خطوط لوله. رساله دکتری، گروه سازه های آبی، دانشکده مهندسی آب و محیط زیست، دانشگاه شهید چمران اهواز.
- محمدی، کامران، فتحی مقدم، منوچهر، احدیان، جواد، و حقیقی پور، صادق. (۱۳۹۶). مطالعه اثر فاصله و قطر نشت بر مشخصات هیدرولیکی امواج فشاری جریان غیر ماندگار. مجله علوم و مهندسی آبیاری، ۴۰(۱)، ۳۷-۵۰.
<https://dx.doi.org/10.22055/jise.2017.12644>
- مقدم، علیرضا، علیزاده، امین، ضیایی، علی نقی، فرید حسینی، علیرضا، و فلاح هروی، دانیال. (۱۳۹۳). افزایش سرعت همگرایی در بهینه سازی شبکه های توزیع آب با استفاده از الگوریتم ژنتیک با آشفتنی سریع. نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)، ۲۸(۱)، ۲۲-۳۴.
<https://dx.doi.org/10.22067/jsw.v0i0.35734>
- نصیریان، علی، فغفور مغربی، محمود، و یزدانی، سیاوش. (۱۳۹۲). نشت یابی مرحله ای شبکه های توزیع آب بر اساس واسنجی فشارهای گرهی به روش الگوریتم ژنتیک. مجله تحقیقات منابع آب ایران، ۹(۲)، ۷۸-۸۳.
http://www.iwrr.ir/article_17528.html

References

- Abdulla, M. B., & Herzallah, R. (2013). Probabilistic Multiple Model Neural Network Based Leak Detection System: Experimental Study. Proceedings of International Conference on Modelling, Identification & Control (ICMIC).
- Ahadian, J., & Kianfred, M. (2016). Optimization of pressurized water supply systems by linear programming method in transient flow mode. Iranian Journal of Water Research, 10(2), 37-46. http://iwrr.sku.ac.ir/article_10477.html [In Persian]
- Attari, M., & Faghfor Maghribi, M. (2016). A new method of leak detection using artificial neural networks. Journal of Water and Wastewater, 29(1), 14 - 26. <https://dx.doi.org/10.22093/wwj.2017.45360.2095> [In Persian]
- Bohorquez, J., Alexander, B., Simpson, A., & Lambert, M. F. (2020). Leak Detection and Topology Identification in Pipelines Using Fluid Transients and Artificial Neural Networks, Journal of Water Resources and Planning Management. 146(6), 04020040. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0001187](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0001187)
- Bozorg-Haddad, O., Soleimani, S., & Loáiciga, H. A. (2017). Modeling Water-Quality Parameters Using Genetic Algorithm-Least Squares Support Vector Regression and Genetic Programming, Journal of Environmental Engineering, 143(7). [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)EE.1943-7870.0001217](https://doi.org/10.1061/(ASCE)EE.1943-7870.0001217)
- Chaari, M., Ben Hmida, J., Seibi, A. C., & Fekih, A. (2020). An Integrated Genetic-Algorithm / Artificial-Neural-Network Approach for Steady-State Modeling of Two-Phase Pressure Drop in Pipes. Journal of SPE Production & Operation, 35(03), 628-640. <https://doi.org/10.2118/201191-PA>
- Chaudhry, M. H. (2014). Applied Hydraulic Transients. Springer, New York. <https://link.springer.com/book/10.1007/978-1-4614-8538-4>

- Covas, D., & Ramos, H. (2001). Hydraulic transients used for leakage detection in water distribution systems. In: Proceedings of the 4th Conference on Water Pipeline Systems: Managing Pipeline Assets in an Evolving Market. York, UK.
- Ferreira, C. (2001). Gene expression programming: A new adaptive algorithm for solving problems. *Complex Systems*, 13 (2), 87-129. <https://doi.org/10.48550/arXiv.cs/0102027>
- Ferreira, C. (2004). Gene expression programming and the evolution of computer programs. Source: Castro, L.N., Von Zuben, F.J., (Eds.), *Recent Developments in Biologically Inspired Computing*, pages 82-103, Idea Group Publishing. <https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.170.8372&rep=rep1&type=pdf>
- Hazeri, A., Ghobadian, R., & Heidari, M. M. (2021). Application and Comparison of Single-Objective (GA) and Multi-Objective (NSGA-II) Optimization Methods in Optimal Design of Pressurized Network. *Irrigation and Drainage Structures Engineering Research*, 22(84), 1-18. <https://dx.doi.org/10.22092/idser.2021.355057.1477> [In Persian]
- Holland, J. H. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. The University of Michigan Press, Ann Harbor, MI. <https://mitpress.mit.edu/books/adaptation-natural-and-artificial-systems>
- Jin, Y., Yumei, W., & Ping, L. (2010). Approximate Entropy-based Leak Detection Using Artificial Neural Network in Water Distribution Pipelines. 11th Int. Conf. Control, Automation, Robotics and Vision, Singapore, 7-10th December. <https://doi.org/10.1109/ICARCV.2010.5707291>
- Makaya, E., & Hensel, O. (2015). Modelling flow dynamics in water distribution networks using artificial neural networks - A leakage detection technique. *International Journal of Engineering, Science and Technology*. 7(1), 33-43. <https://doi.org/10.4314/ijest.v7i1.4>
- Meniconi, S., Brunone, B., Ferrante, M., & Massari, C. (2013). Numerical and experimental investigation of leaks in viscoelastic pressurized pipe flow. *Journal of Drinking Water Engineering Science*, 6, 11-16. <https://doi.org/10.5194/dwes-6-11-2013>, 2013
- Moghaddam, A., Alizadeh, A., Ziaei, A. N., Farid Hosseini, A., & Fallah Heravi, D. (2014). Convergence Rate Improvement in Water Distribution Network Optimization Using Fast Messy Genetic Algorithm (FMGA). *Journal of Water and Soil*, 28(1), 22-34. <https://dx.doi.org/10.22067/jsw.v0i0.35734> [Persian]
- Mohammadi, K. (2016). *Transient Analysis for Leak Detection in Pipelines*. PhD Thesis, Department of Water Structures, Faculty of Water and Environmental Engineering, Shahid Chamran University, Ahvaz, Iran. <https://dx.doi.org/10.22055/jise.2017.12644> [In Persian]
- Mohammadi, K., Fathi Moghadam, M., Ahadian, J., & Haghhighipour, S. (2017). Study of the effect of leakage distance and diameter on hydraulic characteristics of unsteady flow pressure waves. *Journal of Irrigation Science and Engineering*, 40(1), 37 - 50. <https://dx.doi.org/10.22055/jise.2017.12644> [In Persian]
- Mowlali, N., Nerella, R., & Erva, V. R. (2017). Design of Air Chamber for Mitigating Transient Pressures in A Pumping Main. Proceedings of the 37th IAHR World Congress. August 13 – 18, Kuala Lumpur, Malaysia. <https://www.iahr.org/library/infor?pid=3157>
- Nasirian, A., Faghfor Maghribi, M., & Yazdani, S. (2013). Step-by-step leak detection of water distribution networks based on calibration of nodal pressures by genetic algorithm. *Iranian Journal of Water Resources Research*, 9(2), 78-83. http://www.iwrr.ir/article_17528.html [In Persian]
- Nicolini, M., & Falcomer, L. (2020). Genetic Algorithm for Calibration and Leakage Identification in Water Distribution System. 3rd IEEE International Conference on Knowledge Innovation and Invention. <https://doi.org/10.1109/ICKII50300.2020.9318899>
- Noh, H., Kwon, S., Seo, I. W., Beak, D., & Jung, S. H. (2021). Multi-Gene Genetic Programming Regression Model for Prediction of Transient Storage Model Parameters in Natural Rivers. *Water Journal*, (13), 76. <https://doi.org/10.3390/w13010076>

- Pourzangbar, A., Saber, A., Yeganeh-Bakhtiary, A., & Rasoul Ahari, L. (2017). Predicting scour depth at seawalls using GP and ANNs. *Journal of Hydroinformatics*, 19 (3), 349-363. <https://doi.org/10.2166/hydro.2017.125>
- Reca, J., & J. Martí'nez. (2006). Genetic algorithms for the design of looped irrigation water distribution networks, *Water Resources Research*, (42), W05416. <https://doi.org/10.1029/2005WR004383>
- Riyahi, M. M., Rahmanshahi, M., & Ranginkman, M. H. (2018). Frequency domain analysis of transient flow in pipelines; application of the genetic programming to reduce the linearization errors. *Journal of Hydraulic Structures*, 4(1), 75-90. <https://dx.doi.org/10.22055/jhs.2018.25596.1073>
- Rostami, A., & Darwish, A. (2021). Combining inverse solution method and meta-heuristic algorithm to calculate the amount and location of leaks in water distribution networks. *Journal of Irrigation and Water Engineering*, 11(44), 87-104. <https://dx.doi.org/10.22125/iwe.2021.133686> [In Persian]
- Saldarriaga, J. G., Fuentes, D. A. A., & Galvis, L. F. C. (2006). Implementation of The Hydraulic Transient and Steady Oscillatory Flow with Genetic Algorithms for Leakage Detection in Real Water Distribution Networks. 8th Annual Water Distribution Systems Analysis Symposium, Cincinnati, Ohio, USA, August 27-30. [https://doi.org/10.1061/40941\(247\)52](https://doi.org/10.1061/40941(247)52)
- San, O., Maulik, R., & Ahmed, M. (2019). An artificial neural network framework for reduced order modeling of transient flows. *Journal of Commun. Nonlinear Sci. Numer. Simul.*, (77), 271-287. <https://doi.org/10.1016/j.cnsns.2019.04.025>
- Sarkamarian, S., Ashrafi, S. M., Haghghi, A., & Mohammad Vali Samani, H. (2020). Using an alternative model of artificial neural network to reduce leak detection calculations in water supply networks. *Amirkabir Journal of Civil Engineering*, 52(10), 1 to 13. <https://dx.doi.org/10.22060/ceej.2019.15980.6096> [In Persian]
- Shamloo, H., Kianfar, A., & Haghghi, A. (2010). Leak detection in pipelines using unsteady flow modeling and genetic algorithm. 5th National Congress of Civil Engineering, Ferdowsi University, Mashhad, Iran. <https://civilica.com/doc/80729> [In Persian]
- Shamloo, H., & Haghghi, A. (2009). Leak detection in pipelines by inverse backward transient analysis. *Journal of Hydraulic Research*, 47(3), 311-318. <https://doi.org/10.1080/00221686.2009.9522002>
- Sivanandam, S. N., & Deepa, S. N. (2008). *Introduction to Genetic Algorithm*. Springer Verlag, Berlin, Heidelberg. <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-540-73190-0>
- Vitkovsky, J. P., Bergant, A., Simpson, A. R., & Lambert, M. F. (2006). Systematic Evaluation of One-dimensional Unsteady Friction Models in Simple Pipelines. *Journal of Hydraulic Engineering*, 132(7), 696-708. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9429\(2006\)132:7\(696\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9429(2006)132:7(696))