



## Using Artificial Neural Network surrogate model to reduce the calculations of leak detection in water distribution networks

S. Sarkamaryan<sup>1</sup>, S. M. Ashrafi<sup>2\*</sup>, A. Haghghi<sup>3</sup>, H. Mohammad Vali Samani<sup>3</sup>

<sup>1</sup> PhD graduate, Civil Engineering Department, Faculty of Civil Engineering and Architecture, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran.

<sup>2</sup> Assistant professor, Civil Engineering Department, Faculty of Civil Engineering and Architecture, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran

<sup>3</sup> Professor, Civil Engineering Department, Faculty of Civil Engineering and Architecture, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran.

**ABSTRACT:** The leak detection parameters in the inverse transient analysis (ITA) are obtained in an inverse approach by solving a nonlinear programming problem using metaheuristic algorithms such as genetic algorithms (GA). Beside its high capability in deriving the leak detection parameters, the ITA method is computationally complex and costly. Applying optimization techniques like GA can reduce the complexity of the ITA method. This study aims to increase the computational efficiency by employing surrogate models in the optimization process of the ITA method. The surrogate model is in fact a simulated sample of the main model capable of approximately calculating the objective function in a fraction of a second. The way these models are integrated into the optimization model highly affects their success or failure. To this end, two algorithms incorporating population-based surrogate models, namely (Pre-selection Strategy) PS and (Best Strategy) BS, were presented. To evaluate and compare the results, a distribution network was used to identify the leak detection parameters. The results indicated an increase in the computational efficiency compared to the ITA method integrated with the GA. The PS algorithm demonstrated the highest performance by reducing the objective function and time complexity by 58% and 78%, respectively.

### Review History:

Received: 2019-03-12

Revised: 2019-09-30

Accepted: 2019-12-10

Available Online: 2019-12-15

### Keywords:

Computational efficiency

Inverse Analysis

Metaheuristic Algorithm

Optimization

Transient.

## 1-INTRODUCTION

The Inverse Transient Analysis (ITA) method can be considered as one of the most prominent modeling methods developed in pressurized pipelines for leak detection [1]. Although this method has been successful so far, due to the application of the GA optimization algorithm, the identification of leak parameters involves high computational costs [2]. Therefore, it is limited to systems with simplified boundary conditions, and its performance is reduced in most water supply systems composed of a complex configuration. Considering the issues raised in this study, it is attempted to provide a number of specific solutions to maintain both the computational structure and to increase the accuracy and speed of access to leak parameters. In this regard, the idea of using surrogate models to solve the ITA problem arises. The most important advantage of surrogate models is to simulate the original search space at a cheaper computational cost [3]. The Artificial Neural Network (ANN) surrogate model is one of the surrogate models that has managed to achieve successful results while being simple and cost-effective [4]. The implementation approach of surrogate model within the problem-solving process is very important [5]. In this regard, this study uses two implementation methods of the ANN surrogate model, namely PS and BS and compare the achieved results.

\*Corresponding author's email: ashrafi@scu.ac.ir

## 2- METHODOLOGY

The basic structure of the surrogate models of PS and BS is similar to that of the GA algorithm, except that during the optimization process in each generation, some members of the population are evaluated by the original simulator function and the rest by the ANN surrogate model. Since this study aims to determine the performance of algorithms with surrogate models of PS and BS in the leak detection process of the ITA method, a water supply network is used to find leak parameters. The configuration of the water supply network is described in Fig. 1, and other related specifications of this water supply network are provided in Haghghi and Shamloo's (2011) research [6].

## 3-RESULTS AND DISCUSSION

The algorithms with surrogate models of PS and BS were evaluated for the accuracy of the obtained results and the convergence rate of the objective function whose results were compared with those of the conventional ITA algorithm. Due to the random parameters in the structure of all algorithms, each method was evaluated ten times. The examination of the accuracy of the results showed that the least error rate was related to the surrogate model of PS and the BS algorithm, respectively (Fig. 2). The accuracy of the results is increased due to a smarter selection of children in the objective function minimization algorithm.



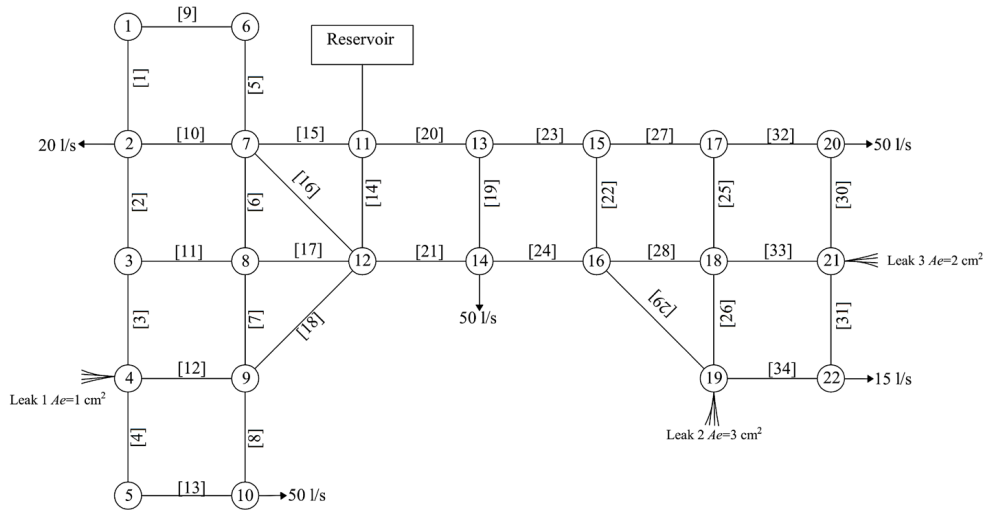


Fig. 1. Water Supply Network layout

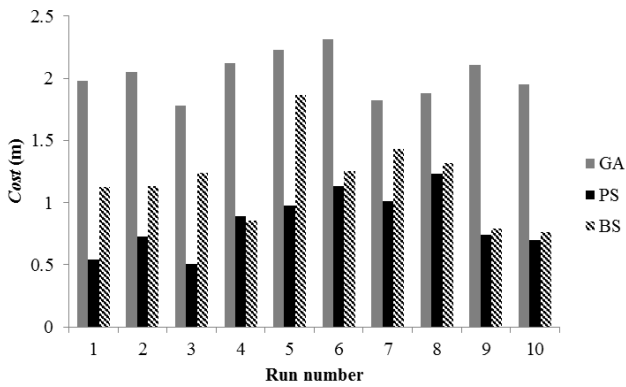


Fig. 2. Results of the evaluation of water supply network objective function 10 times using different algorithms

To compare the trend of convergence rate, the objective function minimization process is examined in each of the computational algorithms up to the stopping condition of

NFE = 6,000 (Fig. 3). A careful examination of the results shows that the PS algorithm has a faster objective function minimization process than other algorithms. The PS algorithm is followed by the BS and GA algorithms, respectively. Due to the quicker detection of optimal areas in the search space, the leak detection process speeds up as a result of learning the patterns in the structure of the surrogate models.

#### 4- CONCLUSION

The present study showed that using the ANN surrogate model along with the approach of the PS and BS algorithms would increase the computational efficiency of the ITA method. In the PS and BS methods, using the information obtained during the optimization process in the search space, the ANN surrogate model guides the optimization process pathway, which ultimately reduces the number of main simulator evaluations. Thus, using these algorithms, repetitive calculations can be avoided in solving optimization problems, especially in stochastic methods. Given the successful application of the ANN surrogate model in the optimization process of the ITA method, the application of

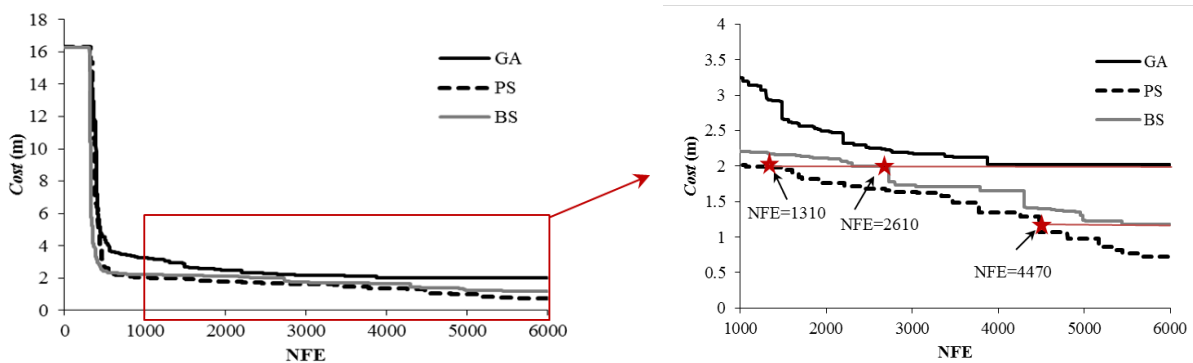


Fig. 3. Minimization of the objective function of the water supply network versus NFE

other surrogate models, as well as the design of other surrogate model management strategies in the optimization process, is suggested for future research.

## REFERENCES

- [1] dna noitceted egakael ,bidA .A ,ihgihgaH .A ,nayramakraS .S sisylana tneisnart esrevni eht yb skrowten epip fo noitarbilac lanruoJ ,noitalumis egakael rof snoitcnuf naissuaG yb defiidom (8102) (4)76 ,auqA-ygolonhceT dna hcraeseR :ylppuS retaW fo .314-404
- [2] dna retawhserf egakael fo noitceteD ,somaR .M.H ,ihgihgaH .A lartnec gnisu skrowten gnknird ni noitarbilac rotcaf noitcirf (2102) (8)62 ,tnemeganam secruoser retaW ,noitazimitpo ecrof .3632-7432
- [3] evisnepxe ni ecnegilletni lanoitatupmoC ,hoG .K-.C ,enneT .Y ,aideM ssenisuB & ecneicS regnirpS ,smelborp noitazimitpo .(0102)
- [4] tnemeganam desab-laudividnI ,ffohdneS .B ,nij .Y ,gninärG .L noitacilppa htiw noitazimitpo yranoitulove rof sledom-atem fo yranoitulove :ni ,noitazimitpo edalb lanoisnemid-eerht ot ,regnirpS ,stnemnorivne niatrecnu dna cimanyd ni noitatu pmoc .052-522 .pp ,(7002)
- [5] etagorruS fo ydutS nosirapmoC A ,uohZ .A ,gnahZ .J ,oaH .H :ni ,noitazimitpO yranoitulove ni noitceleserP desaB ledom ,regnirpS ,gnitupmoC tnegilletni no ecnerefnoc lanoitanretnI .827-717 .pp ,(8102)
- [6] ni noitareneg tneisnarT ,oolmahS .M.W.E.C.I.P.J.H ,ihgihgaH .813-113 (1102) (6)461 ,noitceted kael rof skrowten epip

### HOW TO CITE THIS ARTICLE

S. Sarkamaryan, S. M. Ashrafi, A. Haghghi, H. Mohammad Vali Samani, *Using Artificial Neural Network surrogate model to reduce the calculations of leak detection in water distribution networks*, Amirkabir J. Civil Eng., 52(10) (2021) 645-648.

DOI: [10.22060/ceej.2019.15980.6096](https://doi.org/10.22060/ceej.2019.15980.6096)







## استفاده از مدل جایگزین شبکه عصبی مصنوعی به منظور کاهش محاسبات شناسایی نشت در شبکه‌های آبرسانی

سعید سرکمریان<sup>۱</sup>، سید محمد اشرفی<sup>۲\*</sup>، علی حقیقی<sup>۳</sup>، حسین محمد ولی سامانی<sup>۴</sup>

<sup>۱</sup> فارغ التحصیل دکتری، گروه عمران، دانشکده مهندسی عمران و معماری، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران.  
<sup>۲</sup> استادیار، گروه عمران، دانشکده مهندسی عمران و معماری، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران.  
<sup>۳</sup> استاد، گروه عمران، دانشکده مهندسی عمران و معماری، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران.  
<sup>۴</sup> استاد، گروه عمران، دانشکده مهندسی عمران و معماری، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران.

### تاریخچه داوری:

دریافت: ۱۳۹۷-۱۲-۲۱  
بازنگری: ۱۳۹۸-۰۷-۰۸  
پذیرش: ۱۳۹۸-۰۹-۱۹  
ارائه آنلاین: ۱۳۹۸-۰۹-۲۴

### کلمات کلیدی:

الگوریتم فراکاوشی  
بهینه‌سازی  
تحلیل معکوس  
جریان گذرا  
راندمان محاسباتی

**خلاصه:** دست‌یابی به پارامترهای نشت در روش تحلیل معکوس جریان گذرا (ITA) به صورت معکوس و با حل یک مسئله برنامه‌ریزی غیرخطی توسط الگوریتم‌های فراکاوشی همچون الگوریتم ژنتیک (GA) انجام می‌شود. با وجود توانایی بالای روش ITA در یافتن پارامترهای نشت، استفاده از الگوریتم GA در این روش سبب می‌شود تا از نظر کارایی محاسباتی، نیازمند صرف هزینه و زمان محاسباتی زیادی باشد. دلیل این امر را می‌توان ماهیت حرکات تصادفی و تکاملی تدریجی الهام گرفته شده از طبیعت در الگوریتم GA دانست. در این پژوهش با هدف افزایش راندمان محاسباتی، استفاده از مدل‌های جایگزین در بخش فرایند بهینه‌سازی روش ITA پیشنهاد می‌شود. مدل جایگزین در واقع نمونه شبیه‌سازی شده مدل اصلی بوده که قادر است مقدار تقریبی تابع هدف را در کسری از ثانیه محاسبه کند. نحوه به کارگیری این مدل‌ها در فرایند بهینه‌سازی در موفقیت استفاده از این روش‌ها تأثیر بسزایی دارد. در همین راستا دو الگوریتم دارای مدل جایگزین مبتنی بر اعضای جمعیت با عناوین Pre-selection Strategy (PS) و Best Strategy (BS) معرفی می‌شوند. به منظور ارزیابی و مقایسه نتایج، از یک شبکه آبرسانی با هدف یافتن پارامترهای نشت استفاده شده است. نتایج، افزایش راندمان محاسباتی را نسبت به استفاده از الگوریتم GA در روش ITA نشان دادند. الگوریتم PS توانست با کاهش ۵۸٪ میزان تابع هدف و صرفه‌جویی زمان محاسباتی ۷۸٪ نسبت به الگوریتم GA بهترین عملکرد را به خود اختصاص دهد.

### ۱- مقدمه

ماده حیاتی بسته به کشور، منطقه و سیستم انتقال و توزیع، از ۳ تا ۷ درصد میزان آب ورودی در کشورهای پیشرفته تا بیش از ۵۰ درصد، در بعضی از کشورهای توسعه نیافته متغیر است [۱]. بنابراین، تشخیص مؤثر نشت و احیای لوله‌های فرسوده به طور بالقوه می‌تواند باعث صرفه‌جویی مقادیر زیادی آب و میلیون‌ها ریال هزینه مالی شود. با توجه به اهمیت این موضوع تاکنون تکنیک‌ها و روش‌های متنوعی به منظور شناسایی نشت در خطوط لوله توسعه داده شده است که از مهم‌ترین آن‌ها می‌توان به (۱) تزریق مواد ردیاب به جریان سیال در داخل خط لوله، (۲) بازرسی الکترومغناطیسی از داخل خط لوله، (۳) تجزیه و تحلیل سیگنال‌های ثبت شده توسط دستگاه پیگ<sup>۱</sup> Pig (۴) ابزاری است شبیه به یک پیستون، که آزادانه همراه با سیال

با تبدیل شدن آب به یک منبع کمیاب در بسیاری از نقاط جهان، توسعه روش‌هایی برای مدیریت کارآمد این ماده حیاتی اهمیت فزاینده‌ای پیدا کرده است. مسئله کمبود منابع آب را به سادگی نمی‌توان حل کرد، اما با بهره‌برداری اصولی و علمی از منابع آب موجود و جلوگیری از هدر رفتن آب، می‌توان نیازها و کمبودهای حال و آینده را به نحو مطلوب مدیریت نمود. در همین راستا ارائه طرح‌ها و مطالعه روش‌های نوین نشت‌یابی در خطوط لوله می‌تواند خدمت شایانی به جامعه مهندسان باشد که از آن می‌توان در راستای بهبود عملکرد و افزایش بازدهی سیستم‌های مدیریت آب کشور بهره گرفت. در راستای مطالعات صورت گرفته میزان هدر روی این

\* نویسنده عهده‌دار مکاتبات: ashrafi@scu.ac.ir

1 pipeline inspection gauge



در درون لوله حرکت می‌کند، ۴) تجزیه و تحلیل تغییرات دمای ناشی از نشت با استفاده از سنسورهای گرمایی مادون قرمز یا فیبر نوری در خارج خط لوله، ۵) شناسایی فرکانس‌های راداری یا رادیویی ساطع شده از فرستنده‌های مستقر در داخل خطوط لوله و ۶) تجزیه و تحلیل معکوس سیگنال‌های جریان گذرا (آنالیز امواج فشار ثبت شده توسط سنسورهای داخلی درون خطوط لوله در حالت جریان ناماندگار) اشاره کرد [۲]. هر کدام از روش‌های پیش‌گفته دارای مزایا و معایبی می‌باشند که باید با توجه به شرایط موجود در هر سیستم، مورد استفاده قرار گیرند. در میان روش‌های معرفی شده، روش‌های ۱ تا ۵ جزء روش‌های ابزار دقیقی محسوب می‌شوند که مدام نیازمند بازدید مکرر و صرف هزینه‌های هنگفت می‌باشند. در مقابل این روش‌ها، روش شماره ۶ یعنی روش مدل‌سازی تحلیل معکوس جریان گذرا قرار دارد که در سال‌های اخیر جایگاه ویژه‌ای در نزد مهندسان یافته است. به‌خصوص با در نظر گرفتن این نکته این روش از نظر هزینه بسیار اندک بوده و توانایی استفاده در هر زمانی، را دارا می‌باشد [۳]. ویتکوفسکی<sup>۱</sup> و همکاران در سال ۲۰۰۱ [۴]، کاپلان<sup>۲</sup> و همکاران در سال ۲۰۰۳ [۵]، حقیقی و همکاران در سال ۲۰۰۸ [۶]، از جمله محققانی بودند که از این روش در جهت شناسایی نشت در خطوط لوله انتقالی بهره گرفتند و توانستند به نتایج موفقیت‌آمیزی دست یابند. هم‌چنین پدار<sup>۳</sup> و لیجت<sup>۴</sup> در سال ۱۹۹۲ [۷]، ویتکوفسکی<sup>۵</sup> و همکاران در سال ۲۰۰۰ [۸]، شاملو و حقیقی در سال ۲۰۱۲ [۹]، حقیقی و همکاران در سال ۲۰۱۲ [۱۰]، لین در سال ۲۰۱۷ [۱۱] و سرکمریان و همکاران ۲۰۱۸ [۱۲]، نیز از جمله کسانی بودند که با توسعه روش تحلیل معکوس جریان گذرا توانستند نتایج رضایت بخشی را در زمینه نشت‌یابی در شبکه‌های آبرسانی کسب کنند.

روش تشخیص نشت با استفاده از تحلیل معکوس جریان گذرا شامل تفسیر سیگنال‌های القا شده توسط مانور بهره‌برداری از شیر است. هرگونه تغییر در شرایط مرزی سیستم همچون نشت، سبب تغییر در شکل سیگنال جریان گذاری ایجاد شده در سیستم می‌شود. این ویژگی به‌عنوان یک راهنمای کلیدی برای توسعه روش ITA محسوب می‌شود. با وجود موفقیت روش ITA، این نکته را

می‌بایست متذکر شد که این روش به دلیل حل عددی مسئله به‌صورت گام‌های زمانی متوالی در تمامی گره‌های محاسباتی، از منظر راندمان محاسباتی، پرهزینه و زمان بر است. این امر سبب محدود شدن این روش به سیستم‌های با شرایط مرزی ساده شده و کارایی این روش را در اغلب شبکه‌های آبرسانی که از یک پیکربندی پیچیده تشکیل شده‌اند، پایین آورده است. در حل چنین مسائل پرهزینه مهندسی، تجربه نشان داده که استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین به‌خصوص فرایند داده‌کاوی توانسته سبب افزایش کارایی محاسباتی شود [۱۳]. در این‌گونه موارد استفاده از تشخیص‌دهنده‌های الگوهی محاسباتی همچون مدل جایگزین شبکه عصبی مصنوعی<sup>۶</sup> (ANN) می‌تواند بسیار مفید واقع شود [۱۴]. شبکه‌های عصبی مصنوعی در سال‌های اخیر مورد توجه بسیاری از محققین قرار گرفته‌اند. ساختار این شبکه‌ها از سیستم عصبی انسان الهام گرفته شده و توانایی آموزش و پردازش داده‌ها را دارند. استفاده از چنین ابزاری در عین سادگی و کم‌هزینه بودن می‌تواند بسیار کارآمد باشد. این شبکه‌ها به دلیل توانایی تقریب توابع پیچیده، می‌توانند ارتباط میان ورودی‌ها و خروجی‌های نظیر را تعیین نموده و با استفاده از قابلیت تعمیم دهی، در شرایطی که برای آن‌ها معرفی نشده نیز، عملکرد مناسبی از خود نشان دهند. این پژوهش نیز در نظر دارد تا با استفاده از مدل ANN سبب افزایش کارایی محاسباتی روش نشت‌یابی ITA شود. در سال‌های اخیر مطالعاتی نیز در زمینه نشت‌یابی در شبکه‌های آبرسانی با کمک مدل ANN انجام شده از جمله کپتو<sup>۷</sup> و پلاگاک<sup>۸</sup> در سال ۲۰۰۳ با هدف تشخیص نشت در شبکه‌های آبرسانی با استفاده از شبکه عصبی چند لایه‌ای پرسپترون توانستند میزان محاسبات را به اندازه ۲۰ درصد نسبت به روش متداول آن کاهش دهند [۱۵]. سیواپراگاسم<sup>۹</sup> و همکاران در سال ۲۰۰۷ با استفاده از بانک اطلاعات هیدرولیکی یک شبکه (شامل نشت‌ها و فشار در خطوط لوله)، یک شبکه عصبی را به‌گونه‌ای آموزش دادند تا در بسیاری از ارزیابی‌ها نیاز به اجرای شبیه‌ساز زمان بر هیدرولیکی نباشد [۱۶]. رومانو<sup>۱۰</sup> و همکاران در سال ۲۰۱۱، با استفاده از تحلیل تغییرات جریان و فشار در شبکه توزیع آب واقعی توسط سنسورهای زمان واقعی و با

6 Artificial Neural Network

7 Caputo

8 Pelagagge

9 Sivapragasam

10 Romano

1 Vitkovsky

2 Kapelan

3 Pudar

4 Liggett

5 Vitkovský

مجهولی دارند و باید برای مسئله مورد نظر بدست آیند. به منظور تعیین پارامترهای شبکه عصبی و آموزش آن الگوریتم‌های مختلفی وجود دارد که از جمله آن‌ها می‌توان به الگوریتم‌های گرادیان نزولی، لوبگر-مارکوارت و مومنتوم اشاره کرد.

## ۲-۲- کاربرد مدل جایگزین ANN در روند نشت‌یابی تحلیل معکوس جریان گذرا

همان‌طور که پیش‌تر بیان شد روش ITA از مطرح‌ترین روش‌های مدل‌سازی است که در خطوط لوله تحت فشار به منظور شناسایی نشت توسعه داده شده است. پایه و اساس این روش استفاده از امواج فشاری جریان گذرا می‌باشد که از طریق پدیده ی ضربه قوچ در خطوط لوله تولید می‌گردد. امواج فشاری ایجاد شده در طول خطوط لوله به صورت رفت و برگشتی حرکت کرده و در خطوط لوله تحت تأثیر شرایط سیستم از جمله نشت‌های موجود قرار خواهند گرفت. با ثبت مقادیر این تغییرات فشار نسبت به زمان و تحلیل آن‌ها، می‌توان به اطلاعات منعکس شده از سیستم از جمله تعیین پارامترهای نشت دست یافت. دست‌یابی به پارامترهای مجهول نشت در روش ITA به صورت معکوس خواهد بود. روند حل بدین صورت خواهد بود که از یک طرف مقادیر اندازه‌گیری‌های سیگنال فشار جریان گذرا توسط فشارسنج‌هایی در مکان‌هایی تحت عنوان سایت‌های اندازه‌گیری (با

کمک یک مدل شبیه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی توانستند با هزینه محاسباتی بسیار پایین، پارامترهای نشت را شناسایی کنند [۱۷]. عطاری و مغربی در سال ۲۰۱۸ با کمک تولید داده‌های آموزشی و اعمال نشت فرضی در گره‌های مشخصی از شبکه و برداشت فشار گرهی توانستند با حداقل برداشت اطلاعات هیدرولیکی از نوع فشارها، علاوه بر تعیین موقعیت نشت‌های موجود گرهی، میزان نشت در هر یک از گره‌ها را نیز با دقت مناسبی تعیین کنند [۱۸]. با توجه به موارد بیان شده استفاده از مدل جایگزین ANN در فرایند نشت‌یابی می‌تواند بر روی راندمان محاسباتی تأثیر بسزایی داشته باشد. در همین راستا در پژوهش حاضر دو سناریوی استفاده از مدل جایگزین ANN با عناوین PS و BS که در ساختار روش ITA وارد می‌شوند، معرفی و بر روی یک شبکه آبرسانی با هدف تعیین پارامترهای نشت اعمال می‌شوند. در نهایت عملکرد روش‌های پیشنهادی در مقابل روش متداول ITA مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

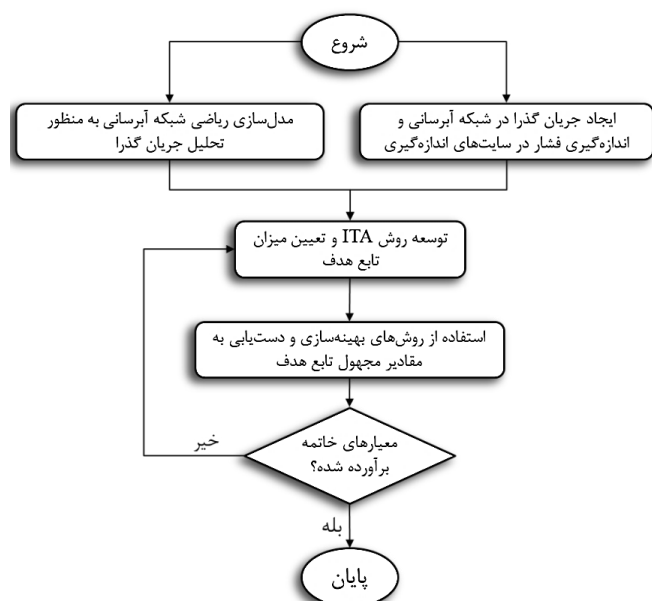
## ۲- مواد و روش‌ها

### ۲-۱- مدل شبکه عصبی

یک شبکه عصبی مصنوعی، از سه لایه ورودی، خروجی و لایه‌های پنهان (پردازش) تشکیل می‌شود. هر لایه شامل گروهی از سلول‌های عصبی (نورون) است که با نورون‌های لایه‌های دیگر در ارتباط هستند. نورون کوچک‌ترین واحد پردازشگر اطلاعات است که اساس عملکرد شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد. از منظر ریاضی عملکرد شبکه‌های عصبی با استفاده از توابع انتقالی، ضرایب وزنی و بایاس‌ها شبیه‌سازی می‌شود. شبکه‌های عصبی متنوعی وجود دارند که از رایج‌ترین آن‌ها می‌توان به شبکه عصبی چند لایه پرسپترون اشاره کرد. رابطه (۱) خروجی حاصل از مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی با یک ورودی، یک لایه میانی و یک خروجی را بیان می‌کند [۱۳]:

$$y(x) = \sum_{j=1}^{N_m} w_j F(\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i + b_j) + b_0 \quad (1)$$

در رابطه فوق  $n$  تعداد نرون‌های ورودی (معمولاً برابر با تعداد ابعاد مسئله است)،  $N_m$  تعداد نرون‌های لایه مخفی و  $F$  تابع انتقالی<sup>۱</sup> نامیده می‌شود. پارامترهای  $w$  و  $b$  نیز به ترتیب مقادیر وزن و بایاس شبکه عصبی را تشکیل می‌دهند. این پارامترها مقادیر

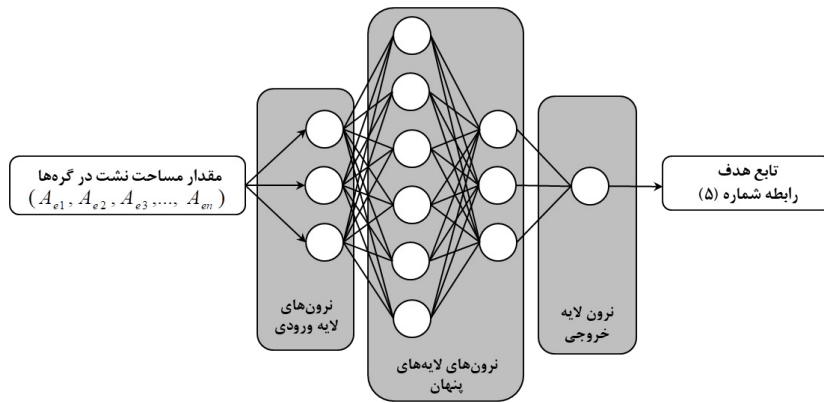


شکل ۱. روندنمای الگوریتم ITA با هدف تعیین نشت

Fig. 1. Flowchart of the ITA algorithm for leak detection

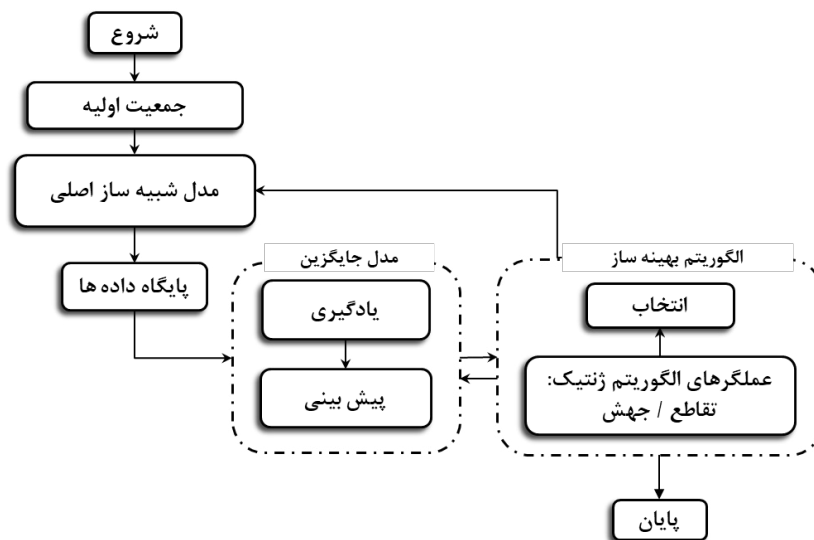
1 Transfer function





شکل ۲. ساختار مدل جایگزین ANN در فرایند نشت‌یابی روش ITA

Fig. 2. The structure of the ANN surrogate model in the leak detection process of the ITA method



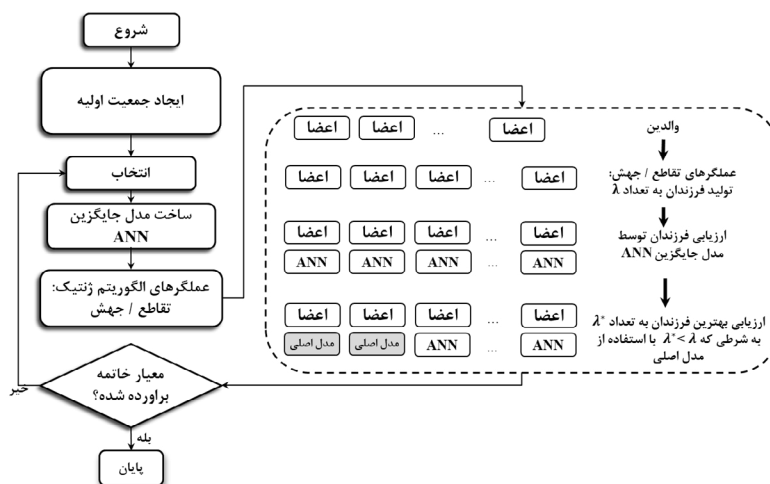
شکل ۳. روند کلی استفاده از مدل‌های جایگزین در فرایند بهینه‌سازی

Fig. 3. The general process of using surrogate models in the optimization process

محاسباتی تعریف می‌شود، که می‌بایست مقدار آن کمینه شود (حل مسئله بهینه‌سازی). کمینه کردن این تابع هدف با توجه به ساختار مسئله ITA، نیازمند استفاده از الگوریتم‌های قوی بهینه‌سازی همچون الگوریتم GA است (شکل ۱). این در حالی است که الگوریتم GA به دلیل ماهیت حرکات تصادفی و تکاملی تدریجی الهام گرفته شده از طبیعت نیازمند تعداد زیاد ارزیابی تابع هدف بوده که سبب می‌شود حل مسئله ITA از منظر محاسباتی هزینه‌بر شود [۱۳]. در این بخش می‌بایست با استفاده از مدل جایگزین ANN سرعت دسترسی به جواب‌های بهتر را افزایش داد. به منظور استفاده از مدل جایگزین ANN در ابتدا می‌بایست مقادیر ورودی و خروجی آن مشخص شوند. بدین ترتیب مطابق با روند شناسایی پارامترهای نشت در روش ITA،

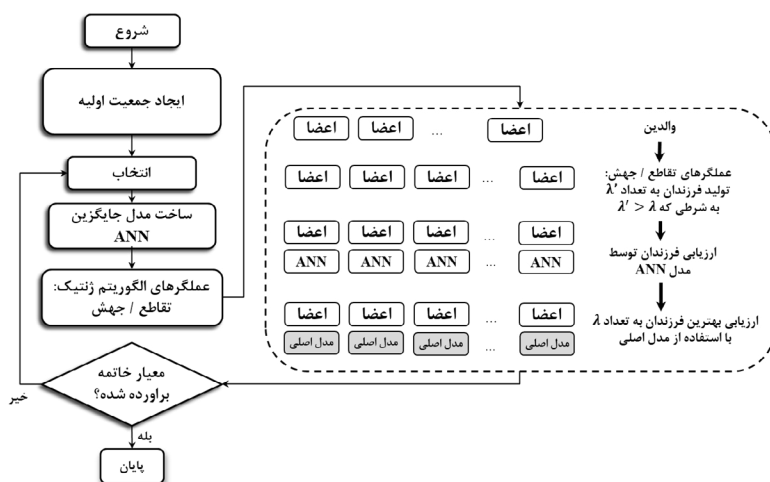
نام سیگنال فشار مشاهداتی) و از طرف دیگر مدل هیدرولیکی جریان گذرا با استفاده از معادلات هیدرولیکی حاکم توسعه داده می‌شود. پارامترهای نشت به‌عنوان پارامترهای ورودی مدل هیدرولیکی محسوب می‌شوند. از آنجایی که مقادیر دقیق این پارامترها از پیش مشخص نیست می‌بایست مقادیر فرضی برای آن‌ها در نظر گرفته شود. با فرض پارامترهای عنوان شده سیگنال فشار جریان گذرای حاصل از مدل هیدرولیکی (با نام سیگنال فشار محاسباتی) بدست می‌آید. بدیهی است که به منظور تعیین دقیق پارامترهای نشت می‌بایست مقادیر فشار محاسباتی میزان اختلاف ناچیزی با مقادیر فشار مشاهداتی داشته باشد. در همین راستا تابع هدفی به صورت مجذور مربع اختلاف بین مقادیر سیگنال فشار مشاهداتی و





شکل ۴. الگوریتم روش بهترین استراتژی (BS)

Fig. 4. Best Strategy (BS) methodology algorithm



شکل ۵. الگوریتم روش پیش انتخابی (PS)

Fig. 5. Pre-Selection (PS) methodology algorithm

اعضای جمعیت همانند الگوریتم GA می باشد. با این تفاوت که در این روش در طول فرایند بهینه سازی در هر نسل، برخی از اعضای جمعیت توسط تابع شبیه ساز اصلی و مابقی توسط مدل جایگزین ANN مورد ارزیابی قرار می گیرند. انتخاب اعضایی که می بایست توسط تابع شبیه ساز اصلی مورد ارزیابی قرار گیرند می تواند به صورت تصادفی و یا مطابق یک راهبرد خاص باشد. در همین راستا دو سناریو با عناوین PS و BS در ادامه معرفی و تشریح خواهند شد. پیش از معرفی این الگوریتمها لازم است تا پارامترهایی که مورد استفاده قرار می گیرند، معرفی شوند.

تعداد فرزندان حاصل از عملگرهای تقاطع<sup>۲</sup> و جهش<sup>۳</sup> در

مقادیر ورودی مدل جایگزین ANN شامل مقادیر مساحت نشت در گره های محاسباتی مدل هیدرولیکی بوده و مقادیر خروجی نیز مقدار تابع هدف (معادله شماره ۵ که در بخش های آتی تشریح می شود) می باشد (شکل ۲).

نحوه قرار گرفتن مدل جایگزین ANN در فرایند بهینه سازی تابع هدف از اهمیت بسیاری برخوردار بوده و بر روی راندمان محاسباتی تأثیر بسزایی خواهد گذاشت. از روش های موفق در این زمینه روش مدیریت مدل بر پایه اعضای جمعیت<sup>۱</sup> (مدیریت اعضا محور) بوده (مطابق شکل ۳) که در این پژوهش نیز از این روش استفاده خواهد شد [۱۴، ۱۹، ۲۰]. ساختار اصلی تشکیل دهنده روش مدیریت برپایه

2 Cross over

3 Mutation

1 Individual-based model management

جدول ۱. مشخصات خطوط لوله در شبکه آبرسانی

Table 1. Specifications of pipeline in the water supply network

pipe	L(m)	a(m/s)	f	D(mm)	pipe	L(m)	a(m/s)	f	D(mm)
۱	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۴	۲۵۰	۱۸	۱۲۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۳	۲۰۰
۲	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۴	۲۵۰	۱۹	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۳	۳۰۰
۳	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۳	۲۰۰	۲۰	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۲۵	۳۰۰
۴	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۳	۲۰۰	۲۱	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۲۵	۲۵۰
۵	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۲۵	۲۵۰	۲۲	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۳	۲۵۰
۶	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۲۵	۲۵۰	۲۳	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۳	۲۵۰
۷	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۳	۲۰۰	۲۴	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۳	۲۵۰
۸	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۳	۲۵۰	۲۵	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۲۵	۲۵۰
۹	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۳	۲۰۰	۲۶	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۳	۲۵۰
۱۰	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۳	۲۰۰	۲۷	۱۲۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۳	۲۵۰
۱۱	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۳	۲۰۰	۲۸	۱۲۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۳	۲۵۰
۱۲	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۴	۲۰۰	۲۹	۱۲۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۳	۲۵۰
۱۳	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۴	۲۵۰	۳۰	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۲۵	۲۵۰
۱۴	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۳	۳۰۰	۳۱	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۲۵	۲۵۰
۱۵	۱۲۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۳	۳۰۰	۳۲	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۳	۲۵۰
۱۶	۱۲۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۴	۲۰۰	۳۳	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۳	۲۰۰
۱۷	۱۲۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۳	۲۵۰	۳۴	۹۰۰	۱۰۰۰	۰/۰۳	۲۰۰

به تعداد ( $\lambda_{mu}^*$  و  $\lambda_{cr}^*$ ) به نحوی که  $\lambda_{mu}^* < \lambda_{mu}$  و  $\lambda_{cr}^* < \lambda_{cr}$  انتخاب شده و توسط شبیه‌ساز اصلی محاسبه می‌شوند. فرزندان که توسط شبیه‌ساز اصلی ارزیابی می‌شوند در مجموعه داده‌ها قرار می‌گیرند. سایر فرزندان یعنی ( $\lambda_{mu} - \lambda_{mu}^*$  و  $\lambda_{cr} - \lambda_{cr}^*$ ) توسط مدل جایگزین ANN تخمین زده می‌شوند (شکل ۴).

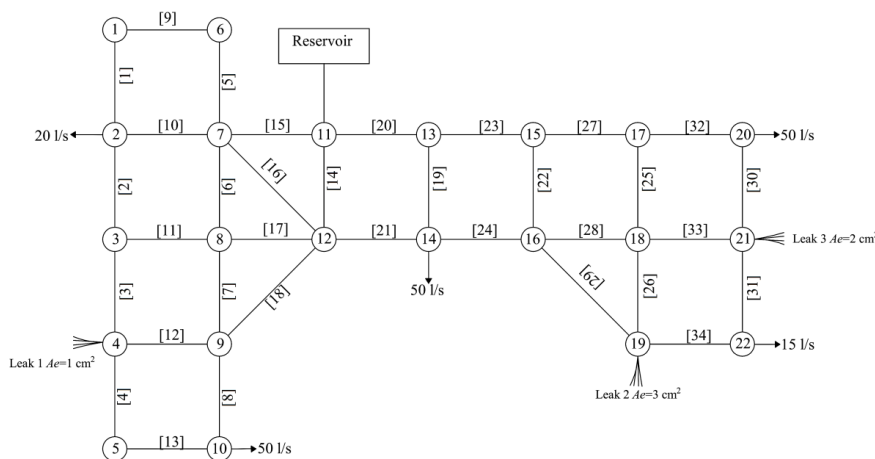
#### ۴-۲- روش پیش انتخابی (Pre-selection Strategy)

در این روش در طول فرایند بهینه‌سازی ابتدا فرزندان به تعداد  $\lambda_{mu}'$  و  $\lambda_{cr}'$  به صورتی که  $\lambda_{mu}' > \lambda_{mu}$  و  $\lambda_{cr}' > \lambda_{cr}$  تولید می‌شوند. در ادامه تمام فرزندان تولید شده، توسط مدل جایگزین ANN مورد ارزیابی می‌گیرند. با ارزیابی مقادیر حاصل از مدل جایگزین ANN، تعداد ( $\lambda_{mu}^*$  و  $\lambda_{cr}^*$ ) به نحوی که  $\lambda_{mu}^* = \lambda_{mu}$  و  $\lambda_{cr}^* = \lambda_{cr}$ ، از بهترین فرزندان (کمترین مقادیر بدست آمده از مدل ANN)، انتخاب و در نهایت توسط تابع شبیه‌ساز اصلی مورد ارزیابی قرار

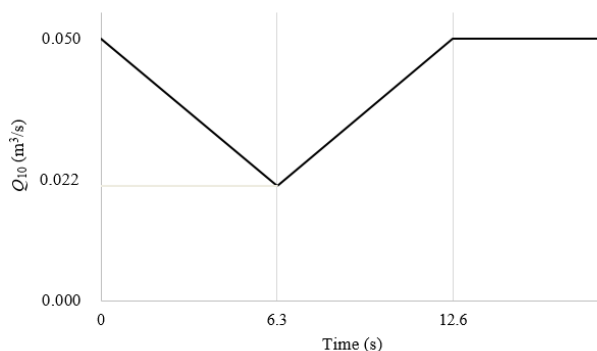
الگوریتم متداول GA، که با مقادیر  $\lambda_{mu}$  و  $\lambda_{cr}$  مشخص می‌شوند. تعداد فرزندان حاصل از عملگرهای تقاطع و جهش در الگوریتم‌های PS و BS، که با مقادیر  $\lambda_{mu}'$  و  $\lambda_{cr}'$  مشخص می‌شوند. تعداد فرزندان که در طول فرایند بهینه‌سازی توسط شبیه‌ساز اصلی محاسبه می‌شوند که با مقادیر  $\lambda_{mu}^*$  و  $\lambda_{cr}^*$  مشخص می‌شوند.

#### ۴-۳- روش بهترین استراتژی (Best Strategy)

در این روش در ابتدا فرزندان به تعداد ( $\lambda_{mu}'$  و  $\lambda_{cr}'$ ) با استفاده از عملگرهای تقاطع و جهش تولید خواهند شد. تعداد فرزندان تولید شده مشابه با تعداد فرزندان حاصل از الگوریتم GA یعنی ( $\lambda_{mu} = \lambda_{mu}'$  و  $\lambda_{cr} = \lambda_{cr}'$ ) می‌باشد. پس از تولید فرزندان، تمامی آن‌ها توسط مدل جایگزین ANN تخمین زده می‌شوند. پس از آن فرزندان که دارای کمترین مقادیر محاسبه شده توسط مدل ANN



شکل ۶. پیکربندی شبکه آبرسانی [۲۲]  
Fig. 6. Water Supply Network layout



شکل ۷. نحوه ایجاد جریان گذرا در گره شماره ۱۰  
Fig. 7. Transient excitation at node 10

می گیرند (شکل ۵).  
هد پیزومتریک لحظه‌ای) و  $Q$  (دبی لحظه‌ای) می‌باشد. به‌منظور حل این معادلات از روش عددی خطوط مشخصه<sup>۱</sup> MOC استفاده می‌شود. برای این منظور دو معادله فوق به صورت خطی با یکدیگر ترکیب شده و یک معادله دیفرانسیل کامل را تشکیل خواهند داد. پس از آن با انتگرال‌گیری در امتداد خطوط محاسباتی و تشکیل یک شبکه محاسباتی با گام زمانی  $\Delta t$ ، گام مکانی  $\Delta x = a \times \Delta t$  و تعریف شرایط مرزی جریان گذرا تحلیل خواهد شد [۲۱]. معادلات جبری نهایی برای هر گره محاسباتی شامل دو مجهول فشار و دبی لحظه‌ای خواهند بود که با حل هم‌زمان این معادله این مجهولات بدست می‌آیند.

#### ۲-۶- مدل‌سازی نشت در جریان گذرا

میزان هدر رفت جریان در خطوط لوله به شکل روزنه، خصوصیات

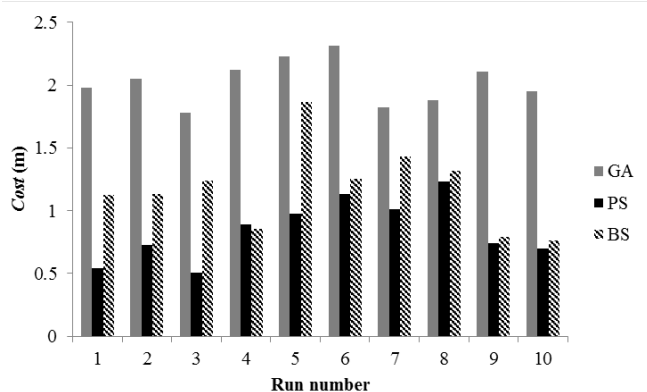
۲-۵- معادلات حاکم بر جریان گذرا  
جریان گذرا در یک خط لوله با مانور تغییرات در دبی خروجی ایجاد می‌گردد. در بسیاری از مسائل مهندسی جهت توصیف این جریان از معادلات بقای جرم و بقای اندازه حرکت به صورت معادلات (۲) و (۳) استفاده می‌گردد [۲۱]:

$$\frac{\partial H}{\partial t} + \frac{a^2}{gA} \frac{\partial Q}{\partial x} = 0 \quad (2)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial t} + gA \frac{\partial H}{\partial x} + \frac{fQ|Q|}{2DA} = 0 \quad (3)$$

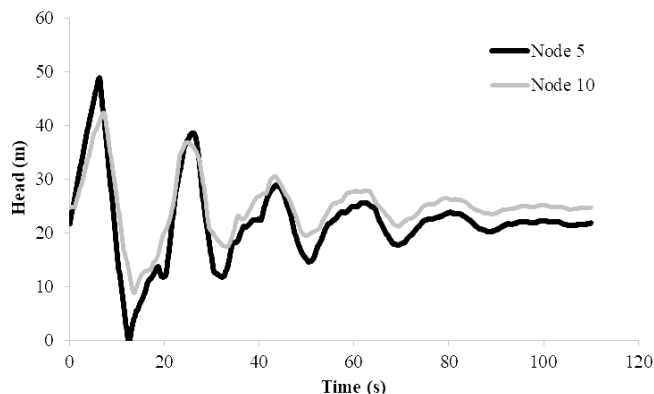
در روابط بالا،  $x$  (مختصات در راستای محور لوله)،  $t$  (زمان)،  $a$  (سرعت موج)،  $D$  (قطر لوله)،  $A$  (مساحت سطح مقطع لوله)،  $g$  (شتاب گرانش)،  $f$  (ضریب اصطکاک داریسی-وایسباخ)،  $H$

1 Method of Characteristic



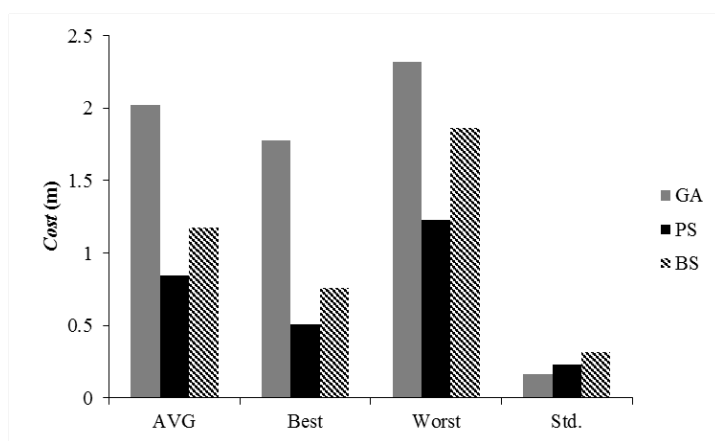
شکل ۹. نتایج حاصل از ۱۰ مرتبه ارزیابی تابع هدف شبکه آبرسانی با استفاده الگوریتم‌های مختلف

Fig. 9. Results of the evaluation of water supply network objective function 10 times using different algorithms



شکل ۸. تغییرات هد فشاری ناشی از جریان گذرای ایجاد شده در مکان‌های اندازه‌گیری (گره ۵ و ۱۰)

Fig. 8. Pressure head changes caused by the transient flow formed at the measurement locations (nodes 5 and 10)



شکل ۱۰. نتایج آماری حاصل از ۱۰ مرتبه کمینه‌سازی تابع هدف شبکه آبرسانی

Fig. 10. Statistical results of the minimization of water supply network objective function 10 times

فشار مشاهداتی و محاسباتی تعریف می‌شود و می‌بایست مقدار آن کمینه شود. در واقع مقادیر فشار محاسباتی باید اختلاف ناچیزی با مقادیر فشار مشاهداتی از شبکه داشته باشند.

$$\text{Minimize } Cost(A_{e1}, A_{e2}, A_{e3}, \dots, A_{en}) = \sqrt{\sum_{i=1}^{MS} \sum_{j=1}^N (H_{ij} - H'_{ij})^2} \quad (5)$$

$$\text{Subject to: } 0 \leq A_{e2} \leq A_{e\max}$$

در رابطه فوق،  $Cost$  تابع هدف،  $H_{ij}$  و  $H'_{ij}$  به ترتیب مقادیر محاسبه‌شده و مقادیر مشاهده‌شده هد فشار در سایت  $i$  و زمان  $j$  می‌باشند.  $MS$  تعداد مکان‌های اندازه‌گیری فشار در شبکه و  $N$  تعداد گام‌های زمانی در زمان مدل‌سازی جریان گذرا می‌باشند.

جریان گذرا و ارتفاع از سطح مبنا بستگی دارد. مقدار این پارامتر با استفاده از معادله روزنه به صورت رابطه (۴) بیان می‌شود [۲۱]:

$$Q_{lk} = A_e \sqrt{2g(H_l - Z_l)} \quad (4)$$

در این رابطه  $Q_{lk}$  دبی خروجی ناشی از نشت،  $A_e$  مساحت مؤثر نشت،  $H_l$  تراز پیزومتریک و  $Z_l$  تراز ارتفاعی محل نشت نسبت به سطح مبنا می‌باشد.

#### ۲-۷- تحلیل معکوس جریان گذرا

همان‌طور که پیش‌تر بیان شد فرایند بهینه‌سازی توسط یک تابع هدف هدایت می‌شود که به صورت مجذور مربع اختلاف بین مقادیر

جدول ۲. پارامترهای مربوط به الگوریتم‌های مختلف  
Table 2. Parameters for different algorithms

a) GA								
تعداد جمعیت اولیه	تعداد جمعیت تکاملی	درصد اعضای تقاطع	درصد اعضای جهش	نرخ تأثیر جهش بر روی ژن‌ها				
۴۰۰	۴۰	۰/۵	۰/۲	۰/۰۴				
b) PS								
تعداد لایه‌های مخفی	تعداد نرون‌ها	توابع انتقالی لایه‌های مخفی	تابع انتقالی لایه خروجی	الگوریتم یادگیری	$\lambda'_{cr}$	$\lambda'_{mu}$	$\lambda^*_{cr}$	$\lambda^*_{mu}$
۲	۲۰-۱۵	Tan-Sigmoid; Tan-Sigmoid	Purelin	Gradient descent	$\times \lambda_{cr}$ ۲	$۳ \times \lambda_{mu}$	$\lambda_{cr}$	$\lambda_{mu}$
c) BS								
تعداد لایه‌های مخفی	تعداد نرون‌ها	توابع انتقالی لایه‌های مخفی	تابع انتقالی لایه خروجی	الگوریتم یادگیری	$\lambda'_{cr}$	$\lambda'_{mu}$	$\lambda^*_{cr}$	$\lambda^*_{mu}$
۲	۲۰-۱۵	Tan-Sigmoid; Tan-Sigmoid	Purelin	Gradient descent	$\lambda_{cr}$	$\lambda_{mu}$	$\lambda_{cr}$ ۰/۴×	$\lambda_{mu}$ ۰/۲×

## ۳-نشت یابی در شبکه آبرسانی

### ۳-۱- معرفی شبکه آبرسانی

به منظور ارزیابی الگوریتم‌های معرفی شده در فرایند ITA از یک شبکه آبرسانی مصنوعی با هدف یافتن پارامترهای نشت استفاده می‌شود. منظور از شبکه آبرسانی مصنوعی، شبکه تئوری غیر آزمایشگاهی می‌باشد. این شبکه‌ها فرضی و تئوری بوده و مشخصات به کار گرفته شده در آن‌ها مطابق فرض محقق می‌باشد. به همین دلیل می‌توان شرایط بسیار متنوعی برای آن‌ها در نظر گرفت. شبکه آبرسانی مذکور از ۳۴ خط لوله و ۲۲ گره تشکیل شده است. مشخصات خطوط لوله و پیکربندی شبکه آبرسانی به ترتیب در جدول ۱ و شکل ۶ مشخص شده‌اند [۲۲]. تغذیه این شبکه توسط یک مخزن با هد پیزومتریک ۳۰ m در گره شماره ۱۱ انجام می‌شود. سایت‌های برداشت پاسخ جریان گذرای ایجاد شده در گره‌های شماره ۵ و ۱۰ ( $MS=2$ )، و زمان تحلیل جریان گذرا  $TS=110$  s در نظر گرفته شده است. گام مکانی برابر با  $\Delta x=100$  m در نظر گرفته شده است. با توجه به مقدار گام مکانی و شرط پایداری روش عددی (عدد کورانت برابر با ۱)، مقدار گام زمانی برابر با  $\Delta t=0.1$  s بدست می‌آید.

به منظور ایجاد جریان گذرای بهینه با توجه به کار تحقیقاتی شامل و حقیقی در سال ۲۰۱۰ [۹]، مطابق شکل ۷ میزان دبی جریان

خروجی از گره شماره ۱۰ از ۵۰ lit/s به ۲۲ lit/s در مدت زمان ۵/۳ کاهش پیدا کرده و مجدداً در همین مدت زمان، میزان دبی جریان خروجی به ۵۰ لیتر بر ثانیه افزایش پیدا می‌کند. تغییرات هد فشاری ناشی از جریان گذرای ایجاد شده در گره‌های ۵ و ۱۰ در شکل ۸ نشان داده شده‌اند.

از آنجایی که مکان نشت از پیش مشخص نبوده و وجود آن در هر جای شبکه امکان‌پذیر می‌باشد، لازم است تا تمام گره‌های محاسباتی به جز گره مخزن (گره شماره ۱۱) به‌عنوان پتانسیل محل وجود نشت در نظر گرفته شوند. در نتیجه تعداد متغیرهای تصمیم حل مسئله برابر با ۲۱ عدد خواهد بود. حدود تغییرات متغیرهای تصمیم‌گیری (مساحت نشت‌ها) برای تمامی گره‌ها  $0 \leq Ae(cm^2) \leq 10$  در نظر گرفته شده است. شبکه مورد نظر به صورت عددی مطابق روش محاسباتی MOC به همراه مدل‌سازی شرایط مرزی در نرم‌افزار MATLAB شبیه‌سازی شده است.

### ۳-۲- تنظیم پارامترهای مربوط به هر الگوریتم

پارامترهای موجود در الگوریتم‌های بهینه‌سازی همچون درصد اعضای جهش در الگوریتم GA، نقش مهمی را در نتیجه نهایی بدست آمده از این الگوریتم‌ها ایفا می‌کنند. به منظور تنظیم این پارامترها

جدول ۳. نتایج مساحت نشت در گره‌های مختلف در بهترین عملکرد الگوریتم‌های مختلف

Table 3. Results of leakage area at different nodes in the best performance of different algorithms

Node	True Ae (cm <sup>2</sup> )	Approach			Node	True Ae (cm <sup>2</sup> )	Approach			
		PS	BS	GA			PS	BS	GA	
۱	۰	۰/۰۰۸	۰/۰۰۵	۰/۰۰۴	۱۳	۰	۰/۰۴	۰/۰۰۵	۰/۰۵۶	
۲	۰	۰/۰۰۴	۰/۰۴۵	۰/۰۲	۱۴	۰	۰/۰۰۸	۰/۰۱۲	۰/۰۴۷	
۳	۰	۰/۰۴	۰	۰/۰۱	۱۵	۰	۰/۰۶	۰/۰۲۳	۰/۰۶۷	
۴	۱	۰/۸۶۵	۰/۹۲	۰/۸۵	۱۶	۰	۰/۰۵	۰/۰۲۱	۰/۰۲۵	
۵	۰	۰/۰۴	۰/۰۵۵	۰/۰۴۵	۱۷	۰	۰/۰۲۳	۰/۰۱۵	۰/۰۷۸	
۶	۰	۰/۰۰۳	۰/۰۴	۰/۰۸	۱۸	۰	۰/۰۰۱	۰/۰۱۸	۰/۰۵۴	
۷	۰	۰/۰۰۱	۰/۰۳۵	۰/۰۹۸	۱۹	۳	۲/۸۸	۲/۷۸	۲/۳۲	
۸	۰	۰/۰۰۸	۰/۰۰۵	۰/۰۴	۲۰	۰	۰/۰۳۶	۰/۰۵۴	۰/۰۸۷	
۹	۰	۰	۰/۰۰۱	۰/۰۰۲	۲۱	۲	۲/۱۶	۱/۶۵	۱/۱۷	
۱۰	۰	۰/۰۲	۰/۰۲۱	۰	۲۲	۰	۰/۰۴۵	۰/۰۱۵	۰/۰۲۴	
۱۲	۰	۰/۰۰۶	۰/۰۲	۰/۰۰۸						
Overall Absolute differences (cm <sup>2</sup> )		PS			BS			GA		
		۰/۸۰۸			۱/۰۴			۲/۴۰۵		

جایگاه دوم و سوم قرار می‌گیرند.

به منظور درک بهتر عملکرد روش‌های مختلف، مقادیر مربوط به پارامترهای آماری شامل مقادیر میانگین، بهترین و بدترین میزان تابع هدف و هم‌چنین میزان انحراف معیار<sup>۳</sup> پاسخ‌ها در شکل ۱۰ نشان داده شده است. مقدار میانگین تابع هدف برای الگوریتم‌های PS، BS و GA به ترتیب برابر با ۰/۸۴، ۱/۱۷ و ۲/۰۲ می‌باشد. با مشاهده مقادیر می‌توان عنوان نمود، کمترین میزان میانگین تابع هدف به الگوریتم PS اختصاص داشته که نسبت به الگوریتم‌های BS و GA به اندازه ۲۸٪ و ۵۸٪ کمتر می‌باشد. این امر برتری روش PS نسبت به سایر روش‌ها را نشان می‌دهد. علاوه بر مقدار میانگین تابع هدف، با مقایسه مقادیر سایر پارامترهای آماری همچون بدترین و بهترین پاسخ نیز برتری روش PS را می‌توان نشان داد. به منظور بررسی دقیق‌تر عملکرد هر کدام از الگوریتم‌ها، بهترین نتایج بدست آمده مربوط به مقادیر نشت مربوط در میان ۱۰ مرتبه ارزیابی تابع هدف شبکه آبرسانی در جدول ۳ نشان داده شده است.

با مقایسه مقادیر نشت بدست آمده و میزان واقعی نشت در گره‌ها، می‌توان عنوان کرد که با وجود مقداری خطا، مکان‌های اصلی نشت

می‌توان از روش آنالیز حساسیت<sup>۱</sup> استفاده کرد. آنالیز حساسیت بیان می‌کند که اگر مقدار یک پارامتر با فرض ثابت بودن سایر پارامترها تغییر کند، میزان تابع هدف چه تغییری خواهد کرد. بهترین مقدار برای هر متغیر زمانی خواهد بود که به ازای آن، تابع هدف کمینه شود.

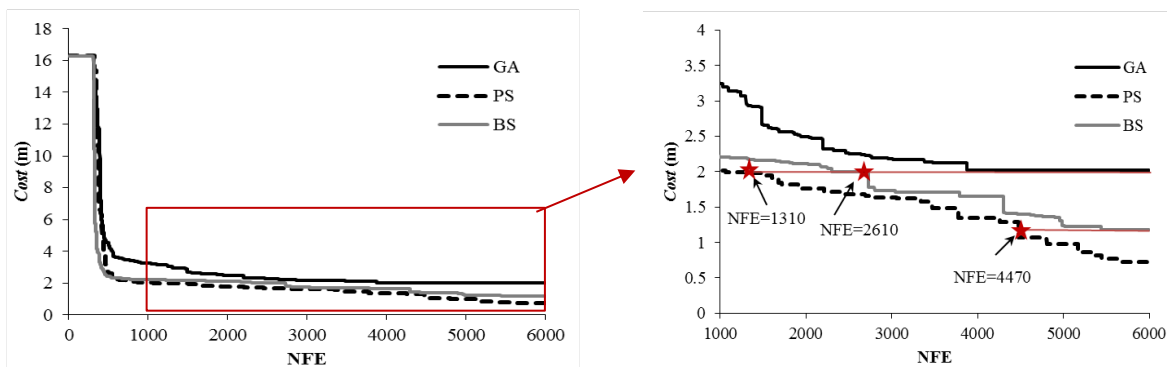
#### ۴- نتایج و بحث

به منظور بررسی عملکرد الگوریتم‌های دارای مدل جایگزین ANN و مقایسه آن‌ها با روش متداول ITA (که در آن از الگوریتم متداول GA استفاده می‌شود)، هر کدام از روش‌ها ۱۰ مرتبه مورد ارزیابی قرار گرفتند. شرط توقف این الگوریتم‌ها تعداد ۶۰۰۰ مرتبه ارزیابی تابع شبیه‌ساز اصلی<sup>۲</sup> (NFE) قرار داده شده است. نتایج حاصل از ۱۰ مرتبه اجرای الگوریتم‌های مختلف در شکل ۹ نشان داده شده است. مقایسه نتایج حاصل از عملکرد الگوریتم‌های مختلف در شکل ۹ نشان می‌دهد که الگوریتم مدل جایگزین PS بهترین عملکرد را در میان الگوریتم‌های مختلف داشته و توانسته کمترین مقادیر را به خود اختصاص دهد. پس از الگوریتم PS الگوریتم‌های BS و GA در

1 Sensitivity Analysis

2 Number of Function evaluation

3 Standard Deviation



شکل ۱۱. روند کمینه‌سازی تابع هدف شبکه آبرسانی در مقابل NFE

Fig. 11. Minimization of the objective function of the water supply network versus NFE

ترتیب هر کدام از الگوریتم‌ها که با تعداد کمتری از ارزیابی‌های تابع هدف به این مقدار آستانه رسیده باشد دارای سرعت همگرایی بالاتری خواهد بود. در همین راستا به منظور مقایسه سرعت عملکرد الگوریتم GA و با سایر الگوریتم‌ها میزان پاسخ نهایی تابع هدف آن یعنی  $2/0.2$  به‌عنوان معیار محاسباتی در نظر گرفته می‌شود. الگوریتم‌های PS و BS برای رسیدن به این مقدار تابع هدف نیازمند ۱۳۱۰ و ۲۶۱۰ مرتبه NFE می‌باشند. این بدان معنی است که الگوریتم‌های PS و BS دارای صرفه‌جویی محاسباتی به ترتیب به اندازه  $78\%$  و  $56\%$  نسبت به الگوریتم GA می‌باشند. مشابه با بررسی صورت گرفته، مقایسه دو الگوریتم PS و BS نیز نشان می‌دهد که الگوریتم PS برای دستیابی به بهترین پاسخ الگوریتم BS یعنی مقدار  $1/17$ ، تنها نیازمند ارزیابی  $4470$  مرتبه NFE می‌باشد. در نتیجه الگوریتم PS دارای صرفه‌جویی محاسباتی به اندازه  $25\%$  نسبت به الگوریتم BS می‌باشد. مقایسه نتایج حاصل، برتری محاسباتی روش‌های مدل جایگزین را نسبت به روش متداول ITA در سرعت دست‌یابی به نتایج نشان می‌دهد. علت افزایش راندمان محاسباتی این روش‌ها را می‌توان در انتخاب هوشمندانه‌تر فرزندان عنوان کرد که شانس ایجاد پاسخ‌های بهتر را افزایش می‌دهد. در واقع در این الگوریتم‌ها بخشی از محاسبات به مدل جایگزین ANN که از نظر محاسباتی کم‌هزینه می‌باشند، انتقال می‌یابد. مقایسه نتایج میان روش‌های دارای مدل جایگزین PS و BS نشان می‌دهد که روش PS در شاخص‌های مقیاسی معرفی شده (میزان خطای حاصل از نتایج بدست آمده با مقادیر واقعی و سرعت همگرایی تابع هدف) از عملکرد برتری برخوردار می‌باشد. علت این امر را می‌توان چنین بیان کرد که در محاسبات روش PS تعداد

در تمامی الگوریتم‌ها به درستی شناسایی شده‌اند. در ردیف انتهایی جدول ۳ میزان مجموع خطای مطلق<sup>۱</sup> مساحت نشت با هدف مقایسه عملکرد الگوریتم‌ها محاسبه شده است. با مقایسه نتایج، می‌توان عنوان نمود که کمترین میزان خطا مربوط به الگوریتم PS با مقدار  $0/808$  می‌باشد. میزان خطا در الگوریتم PS نسبت به الگوریتم‌های BS و GA به ترتیب برابر با  $23\%$  و  $66\%$  کمتر می‌باشد. پس از الگوریتم PS، الگوریتم BS با میزان خطای  $1/04$  در جایگاه دوم قرار می‌گیرد. با توجه به نتایج بدست آمده در یک جمع‌بندی، می‌توان عنوان نمود که الگوریتم‌های دارای مدل جایگزین در تعداد ارزیابی محدود تابع هدف نسبت به الگوریتم GA قادر به یافتن پاسخ‌های دقیق‌تری هستند.

به منظور مقایسه روند سرعت همگرایی، روند کاهش میزان تابع هدف در هر کدام از الگوریتم‌ها محاسباتی تا شرط توقف  $6000$  مرتبه ارزیابی تابع هدف مورد بررسی قرار می‌گیرد. به منظور محاسبه زمان محاسباتی از یک PC با پردازنده core i7 CPU 2.4 GHz و RAM 8 GB استفاده شده است. روند کمینه‌سازی تابع هدف شبکه آبرسانی در مقابل NFE در شکل ۱۱ نشان داده شده است. با مقایسه روند کاهش الگوریتم‌های مورد استفاده می‌توان بیان نمود که الگوریتم PS نسبت به سایر الگوریتم‌ها دارای روند کاهش تابع هدف سریع‌تری می‌باشد. پس از الگوریتم PS، به ترتیب الگوریتم‌های BS و GA قرار می‌گیرند.

به منظور مقایسه عددی سرعت همگرایی الگوریتم‌ها می‌توان یک مقدار آستانه را به عنوان معیار محاسباتی در نظر گرفت. بدین

1 Overall Absolute differences



محاسبات تکراری به‌خصوص در روش‌های استوکاستیک اجتناب کرد. با در نظر گرفتن این نکته که این روش‌ها از نظر هزینه بسیار اندک بوده، استفاده از این روش‌ها در حل مسائل دنیای واقعی به دلیل کاهش هزینه محاسباتی از اهمیت بسیاری برخوردار است. با توجه به موفقیت استفاده از مدل جایگزین ANN در فرایند بهینه‌سازی روش ITA استفاده از سایر مدل‌های جایگزین و همچنین طراحی استراتژی‌های دیگر مدیریت مدل جایگزین در فرایند بهینه‌سازی در پژوهش‌های آتی پیشنهاد می‌شود.

### مراجع

- [1] R. Puust, Z. Kapelan, D. Savic, T.J.U.W.J. Koppel, A review of methods for leakage management in pipe networks, 7(1) (2010) 25-45.
- [2] I. Barradas, L.E. Garza, R. Morales-Menendez, A. Vargas-Martínez, Leaks detection in a pipeline using artificial neural networks, in: Iberoamerican Congress on Pattern Recognition, Springer, (2009), pp. 637-644.
- [3] S. Sarkamaryan, A. Haghighi, A.J.J.o.W.S.R. Adib, Technology-Aqua, Leakage detection and calibration of pipe networks by the inverse transient analysis modified by Gaussian functions for leakage simulation, 67(4) (2018) 404-413.
- [4] J.P. Vitkovsky, M.F. Lambert, A.R. Simpson, X.-J. Wang, An experimental verification of the inverse transient technique for leak detection, in: 6th Conference on Hydraulics in Civil Engineering: The State of Hydraulics; Proceedings, Institution of Engineers, Australia, (2001), pp. 373.
- [5] Z.S. Kapelan, D.A. Savic, G.A. Walters, A hybrid inverse transient model for leakage detection and roughness calibration in pipe networks, Journal of Hydraulic Research, 41(5) (2003) 481-492.
- [6] A. Haghighi, C. Covas, H. Ramos, Modified inverse transient analysis for leak detection of pressurized pipes, BHR group pressure surges, (2012).
- [7] R.S. Pudar, J.A. Liggett, Leaks in pipe networks, Journal of Hydraulic Engineering, 118(7) (1992) 1031-1046.
- [8] J.P. Vitkovský, A.R. Simpson, M.F. Lambert, Leak detection and calibration using transients and genetic

اعضای انتخاب شده (فرزندان حاصل از تقاطع و جهش) به منظور پیش ارزیابی توسط مدل جایگزین ANN، می‌تواند بیش از تعداد اعضای موجود باشد. این امر تعداد جست‌وجوگرهای موجود را در فضای تصمیم‌گیری مسئله ITA افزایش داده که سبب افزایش شانس دستیابی به بهینه سراسری خواهد شد.

### ۵- نتیجه‌گیری

هنگامی که تعداد متغیرهای تصمیم‌گیری در روش ITA افزایش یابد، حل آن از یک طرف با مشکل زمان زیاد پردازش محاسباتی روبرو شده و از طرف دیگر به دلیل وجود پاسخ‌های محلی در فضای جست‌وجو، موفقیت آن با مشکل مواجه خواهد شد. در پژوهش حاضر تلاش شد تا با معرفی روش‌های هوشمند محاسباتی از جمله استفاده از مدل‌های جایگزین به جای تابع اصلی، علاوه بر حفظ ساختار محاسبات، دقت و سرعت دسترسی به نتایج افزایش یابد. در همین راستا از دو روش مشارکت مدل جایگزین ANN بر پایه اعضای جمعیت موجود در هر نسل الگوریتم GA با عناوین PS و BS استفاده شد. به منظور ارزیابی عملکرد روش‌های مذکور در روند حل مسئله ITA از اطلاعات مربوط به یک شبکه آبرسانی استفاده شد. نتایج حاصل از روش‌های PS و BS با الگوریتم GA از دو جنبه دقت نتایج بدست آمده و روند کاهش تابع هدف مورد مقایسه قرار گرفتند. نتایج نشان دادند که روش‌های PS و BS نسبت به روش GA از منظر دقت عملکردی و سرعت دستیابی به نتایج، دارای برتری محاسباتی می‌باشند. بدین صورت که الگوریتم PS توانست با کاهش ۵۸٪ میزان تابع هدف و صرفه‌جویی زمان محاسباتی ۷۸٪ نسبت به الگوریتم GA بهترین عملکرد را به خود اختصاص دهد. پس از آن الگوریتم BS با کاهش ۴۲٪ و صرفه‌جویی زمان محاسباتی ۵۶٪ نسبت به الگوریتم GA نیز در رتبه دوم قرار گرفت. پژوهش حاضر نشان داد استفاده از مدل جایگزین ANN با رویکرد الگوریتم‌های PS و BS سبب افزایش راندمان محاسباتی روش ITA خواهد شد. در واقع در روش‌های PS و BS مدل جایگزین ANN، با کمک اطلاعاتی که در روند فرایند بهینه‌سازی در فضای جست‌وجو بدست می‌آورد مسیر فرایند بهینه‌سازی را به‌گونه‌ای هدایت می‌کند که در نهایت سبب کاهش تعداد ارزیابی‌های شبیه‌ساز اصلی مسئله خواهد شد. بدین ترتیب با استفاده از این الگوریتم‌ها می‌توان در حل مسائل بهینه‌سازی از

- [15] A.C. Caputo, P.M. Pelagagge, Using neural networks to monitor piping systems, *Process Safety Progress*, 22(2) (2003) 119-127.
- [16] C. Sivapragasam, R. Maheswaran, V. Venkatesh, ANN-based model for aiding leak detection in water distribution networks, *Asian Journal of Water, Environment and Pollution*, 5(3) (2008) 111-114.
- [17] M. Romano, Z. Kapelan, D. Savić, Real-time leak detection in water distribution systems, in: *Water Distribution Systems Analysis 2010*, (2010), pp. 1074-1082.
- [18] M. ATTARI, M.M. FAGHFOUR, New Method for Leakage Detection by Using Artificial Neural Networks, (2018).
- [19] H. Hao, J. Zhang, A. Zhou, A Comparison Study of Surrogate Model Based Preselection in Evolutionary Optimization, in: *International Conference on Intelligent Computing*, Springer, (2018), pp. 717-728.
- [20] Y.J.S. Jin, E. Computation, Surrogate-assisted evolutionary computation: Recent advances and future challenges, 1(2) (2011) 61-70.
- [21] M.H. Chaudhry, *Applied hydraulic transients*, Springer, (1979).
- [22] A. Haghghi, H.J.P.I.C.E.W.M. Shamloo, Transient generation in pipe networks for leak detection, 164(6) (2011) 311-318.
- algorithms, *Journal of water resources planning and management*, 126(4) (2000) 262-265.
- [9] H. Shamloo, A. Haghghi, Optimum leak detection and calibration of pipe networks by inverse transient analysis, *Journal of Hydraulic Research*, 48(3) (2010) 371-376.
- [10] A. Haghghi, H.M. Ramos, Detection of leakage freshwater and friction factor calibration in drinking networks using central force optimization, *Water resources management*, 26(8) (2012) 2347-2363.
- [11] C.-C.J.W. Lin, A hybrid heuristic optimization approach for leak detection in pipe networks using ordinal optimization approach and the symbiotic organism search, 9(10) (2017) 812.
- [12] S. Sarkamaryan, A. Haghghi, A. Adib, Leakage detection and calibration of pipe networks by the inverse transient analysis modified by Gaussian functions for leakage simulation, *Journal of Water Supply: Research and Technology-Aqua*, 67(4) (2018) 404-413.
- [13] Y. Tenne, C.-K. Goh, *Computational intelligence in expensive optimization problems*, Springer Science & Business Media, (2010).
- [14] L. Gräning, Y. Jin, B. Sendhoff, Individual-based management of meta-models for evolutionary optimization with application to three-dimensional blade optimization, in: *Evolutionary computation in dynamic and uncertain environments*, Springer, (2007), pp. 225-

چگونه به این مقاله ارجاع دهیم

S. Sarkamaryan, S. M. Ashrafi, A. Haghghi, H. Mohammad Vali Samani, *Using Artificial Neural Network surrogate model to reduce the calculations of leak detection in water distribution networks*, *Amirkabir J. Civil Eng.*, 52(10) (2021) 2635-2648.

DOI: [10.22060/ceej.2019.15980.6096](https://doi.org/10.22060/ceej.2019.15980.6096)



