

Comparison of Five Evolutionary Algorithms for Calibration of Water Distribution Networks

Fatemeh Attarzadeh¹, Ali Naghi Ziaei^{2*}, Kamran Davary³, Esmaeil Fallah Choulabi⁴


1-Ph.D. student, Department of Water Sciences and Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran.

2-Associate Professor, Department of Water Sciences and Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran.

3-Professor, Department of Water Sciences and Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran.

4- Assistant Professor, Department of Electrical Engineering, College of Engineering, University of Guilan, Rasht, Iran.

* an_ziaei@yahoo.com

Received: 13 July 2021, Accepted: 26 December 2021  J. Hydraul. Homepage: www.jhyd.iha.ir

Abstract

Introduction: It is necessary to perform the model calibration process to effectively use hydraulic models and improve the performance of water distribution networks (WDNs) in the design and operation stages. Several methods are proposed for the calibration of WDNs including 1) trial-and-error procedure models; 2) explicit models or hydraulic simulation models; and 3) implicit models or optimization models.

Trial-and-error schemes were implemented to update unknown model parameters by solving the water network equations (Walski, 1983; Bhawe, 1988). These models are only suitable for small problems due to the low convergence rate. Explicit models involve solving an extended set of continuity and head-loss equations in which the number of calibrated parameters are equal to the number of measurement parameters (Ormsbee and Wood, 1986; Boulos and Wood, 1990; Boulos and Ormsbee, 1991 and Ferreri et al., 1994). In implicit calibration methods, an objective function is formulated and solved by an optimization model. These methods have been studied by a majority of the previous research (Kapelan et al., 2007; Dini and Tabesh, 2014; Do et al., 2016; Xie et al., 2017). Recent and numerous studies indicated that evolutionary algorithms are efficient in solving complex and real-life WDNs.

In this paper, five optimization algorithms, gray wolf optimization (GWO), invasive weed optimization (IWO), the genetic algorithm (GA), the imperialist competitive algorithm (ICA) and the simulated annealing algorithm (SA) are compared for the simultaneous calibration of pipe roughness coefficient and water demand coefficient in WDNs. For a closer look at the performance, these algorithms are evaluated in terms of two new performance evaluation criteria including, the success rate and the efficiency rate.

Methodology: Evolutionary algorithms are combined with static and dynamic models of WDNs under EPANET software using a MATLAB code. The objective function is the minimization of the mean absolute percentage error (MAPE) between simulated nodal pressure and pipe flow and their corresponding measured values. The performance of these evolutionary algorithms are evaluated in terms of some criteria include statistical analysis, the optimum solution obtained, the number of objective function evaluations, the success rate, and the efficiency rate. The success rate represents the quality of the solution obtained

for a specific problem and the efficiency rate indicates the performance of the algorithm and it is a neutral tool to compare the performance the different optimization algorithms applied to solve the same problem.

These EAs are applied to three popular standard mathematical benchmark functions including Sphere, Rastrigin and Rosenbrock, a benchmark water distribution network and a real-life network located in the north of Iran.

Results and discussion: The performance of five optimization algorithms was assessed by applying several mathematical test functions and a benchmark and real WDNs. The results of the application to mathematical test functions showed that in most cases GWO had the best performance. Then, the five algorithms applied to benchmark WDN. Results showed that GWO outperformed the other algorithms in both the success rate and the efficiency rate. The success rate for the GWO, IWO GA, ICA and SA respectively were 60%, 20 %, 20%, 0% and 0%. The efficiency rate for the GWO, IWO, GA, ICA and SA respectively were 16.93, 4.37, 10.27, 0 and 0. The GWO algorithm required fewer objective function evaluations to converge to the final solution. In contrast, the IWO algorithm required more objective function evaluations to reach the final solution.

For the real WDN, the objective function (i.e. MAPE) obtained from the GWO algorithm improved by about 23% , 30%, 9% and 41% compared to the GA, IWO, ICA and SA algorithms, respectively.

The computational time is calculated by considering the average time for 10 computations. The comparison results indicated that the GWO had the least time consumption for all cases. This demonstrated the better performance of the GWO algorithm in searching all the problem space and its ability to avoid getting stuck in local optima. The results showed that early convergence in GA, SA and IWO algorithms causes the optimization process to be incomplete.

Conclusion: Calibration of a water distribution network is beneficial for the operation and control of the water system. In this paper,

simultaneous calibration of pipe roughness coefficient and water demand coefficient in WDNs was performed based on five evolutionary algorithms including the GWO, IWO, GA, ICA and SA. The performance of each algorithm was evaluated by using two new criteria including, the success rate and the efficiency rate. The results show that the GWO outperformed the other evolutionary algorithms in terms of the success rate, the efficiency rate, and the rapid convergence to the best solution.

Keywords: Demand pattern coefficients, Hazen-Williams coefficients, Invasive Weed Optimization, Gray wolf optimization



© 2022 Iranian Hydraulic Association, Tehran, Iran.
This is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0 license)
(<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

مقایسه پنج الگوریتم فراکاوشی در واسنجی شبکه توزیع آب

فاطمه عطارزاده^۱، علی نقی ضیایی^{۲*}، کامران داوری^۳، اسماعیل فلاح چولابی^۴

- ۱- دانشجوی دکترای سازه‌های آبی، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده علوم کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد.
 ۲- دانشیار، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده علوم کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد.
 ۳- استاد، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده علوم کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد.
 ۴- استادیار، گروه مهندسی برق، دانشکده فنی، دانشگاه گیلان، رشت.

* an_ziaei@yahoo.com

دریافت: ۱۴۰۰/۰۴/۲۲، پذیرش: ۱۴۰۰/۱۰/۰۵ و ب‌گاه نشریه هیدرولیک: www.jhyd.iha.ir

چکیده: به منظور استفاده موثر از مدل‌های هیدرولیکی و اصلاح عملکرد آن‌ها در جهت مدیریت بهینه شبکه‌های توزیع و انتقال آب در شرایط بهره‌برداری، انجام فرآیند واسنجی مدل امری ضروری است. در این پژوهش، پنج مدل براساس الگوریتم‌های فراکاوشی معرفی و عملکرد هر یک از آن‌ها برای مسئله واسنجی همزمان ضریب زبری لوله و ضریب تقاضای آب در شبکه‌های توزیع آب مقایسه شد. این پنج الگوریتم شامل الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری (GWO)، بهینه‌سازی علف هرز مهاجم (IWO)، ژنتیک (GA)، رقابت استعماری (ICA) و الگوریتم تبرید شبیه‌سازی شده (SA) می‌باشد. به منظور مقایسه دقیق عملکرد هر مدل علاوه بر تجزیه تحلیل پارامترهای آماری، از دو معیار جدید نرخ موفقیت و نرخ بازده الگوریتم استفاده شد. در گام اول، عملکرد پنج الگوریتم فراکاوشی روی تعدادی توابع محک استاندارد ریاضی در دو بعد مختلف مورد بررسی قرار گرفت. سپس توانایی هر پنج الگوریتم جهت واسنجی شبکه توزیع آب Apulian مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که مقدار تابع هدف به دست آمده با به کارگیری الگوریتم GWO نسبت به چهار الگوریتم GA، IWO، ICA و SA کمتر بوده است. همچنین مقدار دو معیار نرخ موفقیت و نرخ بازده الگوریتم GWO بیشتر بود. در گام آخر از یک شبکه توزیع آب واقعی نیز برای واسنجی و بررسی میزان کارایی الگوریتم‌ها استفاده شد. نتایج بررسی‌ها نشان داد که الگوریتم GWO عملکرد مناسب‌تری در حل مسئله پیچیده واسنجی شبکه توزیع آب دارد به طوری که در بهینه محلی کمتر گرفتار می‌شود.

کلیدواژه‌گان: الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری، الگوریتم بهینه‌سازی علف هرز مهاجم، ضریب تقاضای آب، ضریب هیزن ویلیامز

۱- مقدمه

این دو میزان با یکدیگر و تنظیم پارامترهایی در مدل (زبری یا تقاضای گرهی و یا هر دو) به منظور کاهش اختلاف میان مقادیر این دو پارامتر (Savic et al. (2009) مروری جامع بر روش‌های واسنجی مدل شبکه توزیع آب انجام دادند و روش‌های واسنجی را به سه دسته (۱) روش تکراری آزمون و خطا، (۲) روش واسنجی صریح و (۳) روش واسنجی ضمنی یا مدل‌های بهینه‌سازی تقسیم‌بندی کردند.

در آغاز روش آزمون و خطا توسط Walski (1983) و Bhave (1988) برای واسنجی شبکه توزیع آب استفاده شد. در این روش، پارامترهای مجهول در هر تکرار با استفاده هد فشار و یا دبی جریان به دست آمده از حل

امروزه مدل‌های هیدرولیکی شبکه‌های آبرسانی توسط طراحان، مشاوران در زمینه‌های تحلیل، طراحی اجرا و نگهداری شبکه‌های توزیع آب کاربرد گسترده‌ای دارند. مهم‌ترین مرحله در مدل‌سازی، هم‌خوانی نتایج به دست آمده از مدل‌سازی با وضعیت واقعی سامانه می‌باشد. از این رو به منظور موثر کردن رفتار این مدل‌های تولید شده، پیش از هرگونه اقدامی بایستی آن‌ها را واسنجی کرد. (Walski (1983a) اظهار کرده واسنجی مدل‌های شبکه توزیع آب شامل دو گام مهم می‌باشد که عبارت‌اند از (۱) اندازه‌گیری دبی و فشار در شبکه‌های توزیع و مدل‌های تولید شده از آنها در شرایط اجرایی یکسان و (۲) مقایسه

Koppel and Vassiljev (2009) محاسبه‌ای بالای آن است. با گروه‌بندی لوله‌ها مبتنی بر سن، تعداد پارامترها را کاهش داده و سپس از الگوریتم Levenberg-Marquardt برای کمینه‌سازی تابع هدف استفاده کردند. (2010) Asadzadeh et al. ضریب زبری لوله و تقاضای گرهی شبکه نمونه C-Town را با استفاده از الگوریتم جستجوی ابعادی پویا^۲ (DDS) و مقادیر اندازه‌گیری شده تراز ساعتی تانک، دبی پمپ و داده‌های جریان آتش‌نشانی واسنجی کردند. Cheng and He (2011) یک روش بهینه‌سازی برای واسنجی تقاضای گرهی در شبکه توزیع آب ارائه دادند که در آن تحلیل ماتریس تقاضای گرهی و روش SVD برای شرایط نامعین به کار رفته است. نتایج آنان نشان داد که الگوریتم پیشنهاد شده در سامانه زمان واقعی قابل اعتماد و موثر است. همچنین Sanz and Pérez (2015) از روش SVD به عنوان ابزاری قدرتمند در حل مسئله‌های بهینه‌سازی استفاده کردند. ایشان به منظور کاهش پارامترهای واسنجی شبکه توزیع آب، تقاضای گرهی را گروه‌بندی کرده و چندین الگوی تقاضا تعریف کردند. Sabbaghpour et al. (2012) الگوریتم بهینه‌سازی جفت‌یابی زنبورهای عسل^۳ (HBMO) را برای برآورد زبری لوله‌های اصلی شهر لنگرود به کار بردند. Dini and Tabesh (2014) الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان^۴ (ACO) برای واسنجی همزمان ضریب زبری و تقاضا بهره بردند. نتایج آنان نشان داد که این روش برای شبکه مرجع و شبکه واقعی دقت بالایی در واسنجی مدل شبکه دارد. Do et al. (2016) با استفاده از الگوریتم ژنتیک رویکردی را به منظور واسنجی عامل‌های ضریب تقاضا در شرایط نامناسب که تعداد اندازه‌گیری‌ها کمتر از تعداد مجهول‌ها هستند، ارائه کردند. بنابر پژوهش آنان، نتایج حساسیت بالایی نسبت به مکان و نوع فشارسنج‌های مورد استفاده دارد. Xie et al. (2017) روش نوین فیلتر ذره زنجیره مارکوف مونت کارلو دو سطحی را برای برآورد تقاضای آب و زبری لوله پیشنهاد کردند. نتایج نشان داد که این روش می‌تواند عدم قطعیت مقادیر واسنجی شده را نیز کنترل

معادله‌های بقای جرم و انرژی، به‌روزرسانی می‌شوند. این روش به دلیل سرعت همگرایی بسیار پایین، تنها برای شبکه‌های کوچک با پارامترهای تنظیمی کم مناسب می‌باشد. روش دوم، روش واسنجی صریح بوده که در پژوهش‌های Boulos and Ormsbee and Wood (1986)، Wood (1990) و Ferreri and Boulos and Ormsbee (1991)، Wood (1994) به کار گرفته شد. این روش شامل حل مجموعه معادله‌های بقای جرم و انرژی بوده که در آن تعداد پارامترهای واسنجی شده برابر با تعداد پارامترهای اندازه‌گیری می‌باشد. در این روش خطای اندازه‌گیری صرف‌نظر می‌شود. هنگامی که تعداد پارامترهای مجهول بیش از تعداد پارامترهای اندازه‌گیری باشد، مسئله نامعین شده و حل رابطه‌ها امکان‌پذیر نیست.

چندی پیش Wéber and Hős (2020) روشی برای واسنجی ضریب زبری لوله و جانمایی حسگرها در یک شبکه توزیع آب را ارائه دادند. این روش، مستقیم و بدون تکرار بوده و بر مبنای به بیشینه رساندن هر دو پارامتر حساسیت و فاصله هیدرولیکی نقطه‌های نمونه‌برداری کار می‌کند. ضریب زبری هر لوله به صورت جداگانه (بدون گروه‌بندی) با حل سامانه خطی نامعین به روش تجزیه میزبان‌های منفرد^۱ (SVD) واسنجی می‌شود.

سومین روش، روش واسنجی ضمنی بوده که مسئله‌های واسنجی را به عنوان فرآیند بهینه‌سازی با تابع هدف و قیودی در نظر می‌گیرد و آن‌گاه با روش‌های سنتی و الگوریتم‌های بهینه‌سازی فراکاوشی حل می‌کند. به عبارت دیگر ابزار بهینه‌سازی از یک تابع هدف برای به کمینه رساندن اختلاف بین متغیرهای اندازه‌گیری و متغیرهای پیش‌بینی شده استفاده می‌کند. این روش دارای دقت و سرعت بیشتری در حل مسئله‌های واسنجی بوده و در پژوهش‌های مختلفی بررسی شده است.

Kapelan et al. (2007) الگوریتم تکامل مجتمع‌های مخلوط شده (SCEM-UA) را برای واسنجی زبری لوله‌ها به کار بردند. برتری اصلی این روش تعیین میزان‌های پارامترهای واسنجی و میزان عدم قطعیت مربوط به آن می‌باشد. یکی از کاستی‌های اصلی این روش نیاز

2- The Dynamically Dimensioned Search

3- honey-bee mating optimization

4- Ant Colony Optimization

1- Singular value decomposition

برنامه‌نویسی نرم افزار MATLAB R2018b و از طریق فراخوانی دستورهای مختلف با استفاده از فایل‌های کتابخانه ارتباط پویا^۶ (DLL) در نرم افزار EPANET 2.0 انجام شده است.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- تابع هدف^۷

در یک مسئله واسنجی هدف تنظیم پارامترهای ورودی مدل (فشار گرهی و دبی جریان در لوله) به گونه‌ای است که تفاوت بین میزان‌های مشاهده‌ای و شبیه‌سازی حاصل از مدل هیدرولیکی کمینه شود. در این تحقیق از معیار میانگین درصد خطای مطلق^۸ (MAPE) بر مبنای رابطه ۱ به عنوان تابع هدف استفاده شد و ضریب زبری هیزن ویلیامز لوله‌ها (C_{HW}) و ضریب تقاضای آب^۹ (DM) به عنوان متغیر تصمیم در نظر گرفت شد که بایستی به گونه‌ای در شبکه اصلاح شود تا راه حل بهینه به دست آید:

$$MAPE = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Pr_{obs} - Pr_{sim}}{Pr_{obs}} \right| + \frac{1}{m} \sum_{m=1}^m \left| \frac{Fl_{obs} - Fl_{sim}}{Fl_{obs}} \right| \right) \times 100 \quad (1)$$

در این رابطه n : شمار گره‌هایی از شبکه که دارای فشارسنج هستند، Pr_{obs} : فشار مشاهده‌ای، Pr_{sim} : فشار شبیه‌سازی شده در گره، m : تعداد گره‌هایی از شبکه که دارای دبی سنج هستند، Fl_{obs} : دبی جریان مشاهده‌ای، Fl_{sim} : دبی جریان شبیه‌سازی شده در لوله می‌باشد

۲-۲- الگوریتم ژنتیک (GA)

الگوریتم ژنتیک نخستین بار در سال ۱۹۷۵ توسط Holland به منظور انجام بهینه‌سازی مطرح شد و توسط گلدبرگ گسترش یافت. این الگوریتم بر مبنای فرآیند یادگیری جمعی جمعیتی از اشخاص که هر کدام از آن‌ها یک نقطه جستجو را در فضای پاسخ نمایش می‌دهند،

کند.

(Moghaddam et al. (2018) سامانه تحت وب به نام سامانه مدیریت بهینه شبکه‌های توزیع آب را برای واسنجی شبکه توزیع آب بر مبنای نسخه ساده اصلاحی الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات^۱ (SMPSO) توسعه دادند. نتایج آنان نشان از برتری مدل SMPSO نسبت به الگوریتم ژنتیک می‌باشد.

Zanfei et al. (2020) یک روش چند هدفه برای واسنجی تقاضای آب و ضریب زبری لوله در شبکه توزیع آب با تعداد داده‌های اندازه‌گیری شده محدود، ارائه کردند. این روش دو مرحله‌ای و بر مبنای الگوریتم ژنتیک می‌باشد.

الگوریتم‌های فراکوشی در دهه‌های اخیر در زمینه مسئله‌های مربوط به شبکه‌های توزیع آب از جمله مسئله واسنجی به خوبی عمل کرده‌اند. از سویی الگوریتم‌های بهینه‌سازی جدید به منظور کاستن نقطه‌های ضعف الگوریتم‌های قدیمی‌تر ارائه شده‌اند. بنابراین با توجه به آن‌که دو الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری^۲ (GWO) و الگوریتم بهینه‌سازی علف هرز مهاجم^۳ (IWO) در مسئله‌های مربوط به شبکه توزیع آب کمتر مورد توجه قرار گرفته است، هدف از این پژوهش بررسی و مقایسه پنج الگوریتم فراکوشی شامل الگوریتم ژنتیک (GA)، رقابت استعماری^۴ (ICA)، تبرید شبیه‌سازی شده^۵ (SA)، الگوریتم GWO و IWO در واسنجی هم‌زمان ضریب زبری لوله و ضریب تقاضای گرهی در شبکه توزیع آب نمونه واقعی می‌باشد. برای رسیدن به این هدف افزون بر بررسی پارامترهای آماری، از دو معیار جدید نرخ موفقیت و نرخ بازده الگوریتم استفاده شده است. برای انجام واسنجی شبکه توزیع آب، مدل هیدرولیکی EPANET 2.0 به الگوریتم‌های فراکوشی متصل شده است. نرم افزار EPANET قابلیت اجرا مدل را در محیط‌های برنامه نویسی مختلف، از طریق یک برنامه جانبی به نام Toolkit فراهم آورده است. در این پژوهش، اتصال در محیط

- 1- Simple Modified Particle Swarm Optimization Algorithm
- 2- Gray wolf optimization algorithm
- 3- Invasive Weed Optimization algorithm
- 4- imperialist competitive algorithm
- 5- Simulated annealing

- 6- Dynamic Link Library
- 7- Objective Function
- 8- Mean absolute percentage error
- 9- Demand Multiplier

داده می‌شود. شمار دانه‌های فرزند بنابر رابطه ۲ تعریف می‌شود:

$$\text{Seed} = \left[S_{\min} + (S_{\max} - S_{\min}) \frac{f - f_{\text{worst}}}{f_{\text{best}} - f_{\text{worst}}} \right] \quad (2)$$

که در آن Seed تعداد دانه‌های تولید شده، f سازگاری علف هرز فعلی، f_{best} و f_{worst} به ترتیب بیشترین و کم‌ترین سازگاری از جمعیت فعلی، S_{\max} و S_{\min} به ترتیب بیشینه و کمینه میزان ممکن تولید دانه می‌باشد.

ج) پراکندگی فضایی

دانه‌های فرزند در حول گیاه مادر و با استفاده از یک توزیع نرمال پراکنده می‌شوند و رشد می‌نمایند. میزان انحراف معیار (σ_t) در هر مرحله از تکرار الگوریتم، از میزان اولیه تعریف شده (σ_{initial}) تا میزان نهایی تعریف شده (σ_{final}) به صورت غیر خطی بنابر رابطه ۳ کاهش می‌یابد. بدین معنی که هر چه الگوریتم به خاتمه کار نزدیک می‌شود دانه‌ها بیشتر حول پاسخ‌های به دست آمده تولید می‌شود و پراکندگی کمتری نسبت به آغاز کار دارند.

$$\sigma_t = \left(\frac{t_{\max} - t}{t_{\max}} \right)^n (\sigma_{\text{initial}} - \sigma_{\text{final}}) + \sigma_{\text{final}} \quad (3)$$

در این رابطه t_{\max} بیشترین شمار دفعات تکرار، σ_t انحراف معیار در تکرار t ام و n شاخص نوسان غیرخطی می‌باشد.

د) حذف رقابتی

در الگوریتم علف‌های هرز مهاجم پس از چند مرحله تکرار، شمار دانه‌های کلونی در اثر تولیدمثل به بیشترین حد خود می‌رسد. بنابراین باید طی سازوکاری همه دانه‌ها در کنار هم ارزیابی می‌شوند تا دانه‌هایی با شایستگی بیشتر اجازه زنده ماندن و تولیدمثل پیدا می‌کنند و دانه‌هایی با کمترین شایستگی حذف شوند. بدین معنی که با رسیدن دانه‌ها به شمار بیشینه دانه‌های مجاز (P_{\max}) باید دانه‌های ضعیف حذف شوند به گونه‌ای که جمعیت دانه‌ها همان حد ماکزیمم بماند. این مرحله‌ها تکرار می‌شوند تا کم‌کم دانه‌ها به دانه بهینه همگرا شوند. شکل ۱ روندنمای الگوریتم IWO را نشان می‌دهد.

استوار است. الگوریتم ژنتیک دارای سه عملگر مهم می‌باشد که عبارت‌اند از (۱) انتخاب، (۲) ترکیب یا آمیزش و (۳) جهش. در آغاز در الگوریتم GA جمعیت اولیه‌ای (P_0) از پاسخ‌ها در فضای جستجو به طور تصادفی تولید می‌شود. آن‌گاه مطلوبیت هر یک از پاسخ‌های جمعیت اولیه بر مبنای تابع هزینه ۴ محاسبه می‌گردد که مقادیر هزینه بر مبنای مقادیر تابع هدف مسئله بیان می‌شود. جمعیت جدید با الهام از طبیعت، ترکیب یا آمیزش و جهش، تولید می‌شود. آن‌گاه مطلوبیت پاسخ‌های جدید محاسبه می‌شود. این عمل تا برآورده شدن شرط پایان یافتن، تکرار می‌شود تا نسل‌های موفق‌تری را تولید کنند (Goldberg and Holland, 1988).

۲-۳ الگوریتم بهینه‌سازی علف هرز مهاجم (IWO)

الگوریتم بهینه‌سازی علف هرز مهاجم با الهام از افزایش رشد علف‌های هرز توسط (Mehrabian and Lucas (2006) پیشنهاد شده است. بنابر تعریف، علف‌های هرز به گیاهانی گفته می‌شود که دارای رفتار تهاجمی برای رشد بوده و به عنوان تهدیدی برای دیگر گیاهان زراعی سودمند می‌باشند و جلوی رشد آنها را می‌گیرند. از ویژگی‌های این الگوریتم می‌توان به سادگی، کارآمدی و سرعت آن در یافتن نقطه‌های بهینه اشاره کرد. در واقع این الگوریتم بر مبنای ویژگی‌های اولیه و طبیعی علف‌های هرز مانند تولید بذر، رشد و تنازع برای بقا عمل می‌کند و هدف آن یافتن بهترین محیط برای زندگی است. مراحل انجام این الگوریتم به شرح زیر می‌باشد:

الف) تعیین جمعیت اولیه

ابتدا یک جمعیت اولیه (P_0) در فضای حل مسئله به طور تصادفی تولید و پراکنده می‌شود.

ب) تولید مثل

بنابر میزان برزندگی هر گیاه، اجازه افزایش به آن گیاه

- 1- Selection
- 2- Crossover
- 3- Mutation
- 4- Cost Function

$$\vec{A}=2\vec{a}\cdot\vec{r}_1-\vec{a} \quad (6)$$

$$\vec{C}=2\cdot\vec{r}_2 \quad (7)$$

که در آن مولفه‌های \vec{a} در طول دوره تکرار به صورت خطی از ۲ به صفر کاهش می‌یابد و \vec{r}_1 و \vec{r}_2 بردارهای تصادفی در بازه $[0,1]$ هستند. برای شبیه‌سازی ریاضی رفتار شکار گرگ‌های خاکستری فرض می‌شود عنوان آلفا (\vec{X}_α)، بتا (\vec{X}_β)، دلتا (\vec{X}_δ) آگاهی کافی درباره موقعیت بالقوه شکار دارند. بنابراین نخستین سه حل (موقعیت) بهتر به دست آمده را ذخیره کرده (رابطه‌های ۸ و ۹) و دیگر گرگ‌ها بنابر این سه موقعیت به‌روزرسانی می‌گردند (رابطه ۱۰):

$$\vec{D}_\alpha = |\vec{C}_1 \cdot \vec{X}_\alpha - \vec{X}|, \vec{D}_\beta = |\vec{C}_2 \cdot \vec{X}_\beta - \vec{X}|, \vec{D}_\delta = |\vec{C}_3 \cdot \vec{X}_\delta - \vec{X}| \quad (8)$$

$$\vec{X}_1 = \vec{X}_\alpha - \vec{A}_1 \cdot (\vec{D}_\alpha), \vec{X}_2 = \vec{X}_\beta - \vec{A}_2 \cdot (\vec{D}_\beta), \vec{X}_3 = \vec{X}_\delta - \vec{A}_3 \cdot (\vec{D}_\delta) \quad (9)$$

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3} \quad (10)$$

بنابراین آلفا، بتا و دلتا موقعیت شکار را برآورد می‌کنند و گرگ‌های دیگر موقعیت خودشان را به طور تصادفی در پیرامون طعمه به‌روزرسانی می‌نمایند. شکل ۲ روندنمای الگوریتم GWO را نشان می‌دهد.

۲-۵- الگوریتم رقابت استعماری (ICA)

الگوریتم رقابت استعماری یک الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر جمعیت است که از پدیده اجتماعی به نام استعمار الهام گرفته شده است. این الگوریتم نخستین بار توسط Atashpaz Gargari and Lucas (2007) پیشنهاد شده است.

این الگوریتم نیز با شماری جمعیت اولیه تصادفی (P_0) آغاز می‌شود که به هر یک از آنها «کشور» گفته می‌شود. آن‌گاه، شماری از بهترین کشورهای تولید شده به عنوان استعمارگر^۱ (P_{Emp}) انتخاب می‌شوند و دیگر کشورها به عنوان مستعمره^۲ به استعمارگران اختصاص داده می‌شوند

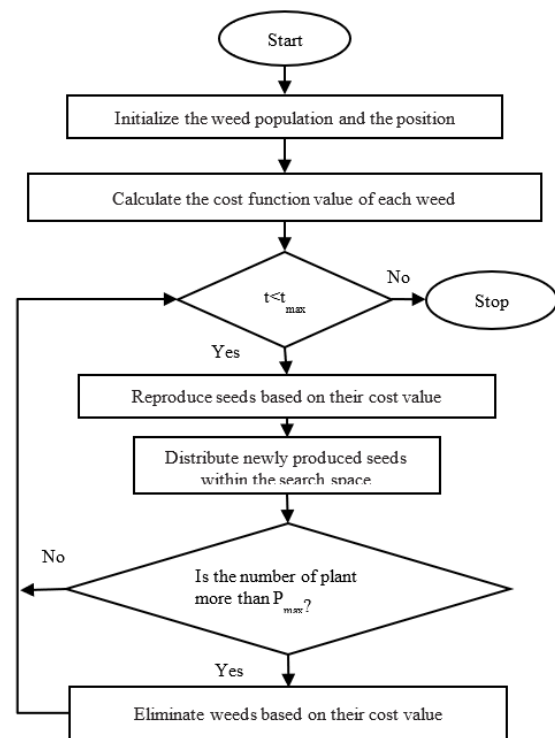


Fig.1 Flowchart of the Invasive weed optimization algorithm (Zeinolabedini Rezaabad et al., 2020)

شکل ۱ روندنمای الگوریتم بهینه‌سازی علف هرز مهاجم (Zeinolabedini Rezaabad et al., 2020)

۲-۴- الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری (GWO)

الگوریتم GWO یک الگوریتم فراکاوشی مبتنی بر جمعیت است که با الهام از چگونگی شکار گرگ‌های خاکستری در طبیعت، توسط Mirjalili et al. (2014) ارائه شده است. این الگوریتم مبتنی بر سلسله مراتب رهبری چهار نوع از گرگ‌های خاکستری مانند آلفا، بتا، دلتا و امگا است و دارای سه مرحله اصلی ردیابی و جستجوی شکار، محاصره شکار و حمله به شکار می‌باشد. پس از مقداردهی اولیه جمعیت گرگ‌های خاکستری (P_0)، موقعیت هر گرگ خاکستری به‌روزرسانی می‌شود (رابطه‌های ۴ و ۵):

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)| \quad (4)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (5)$$

که \vec{A} و \vec{C} بردارهای ضریب، \vec{X}_p بردار موقعیت شکار و \vec{X} بردار موقعیت یک گرگ خاکستری و t تکرار کنونی را نشان می‌دهد. بردارهای \vec{A} و \vec{C} برابر با رابطه‌های ۶ و ۷ محاسبه می‌شود:

1- Imperialist
2- Colony

مستعمره، x_j موقعیت استعمارگر، β ضریب جذب، $rand$ تابعی است که اعداد تصادفی تولید می‌کند میزان تابع هدف هر امپراطوری از رابطه ۱۳ به دست می‌آید:

$$T.C_n = \text{Cost}(\text{imperialist}_n) + \zeta \text{mean}(\text{Cost}(\text{colonies of empire}_n)) \quad (13)$$

که در آن $T.C_n$ هزینه کل امپراطوری n ام، $\text{Cost}(\text{imperialist}_n)$ تابع هزینه استعمارگر n ام و $\text{Cost}(\text{colonies of empire}_n)$ تابع هزینه مستعمره‌های امپراطوری می‌باشد. همچنین ζ عددی مثبت است که به طور معمول بین صفر و یکی و نزدیک به صفر در نظر گرفته می‌شود.

شکل ۳ روندنمای الگوریتم ICA را نشان می‌دهد.

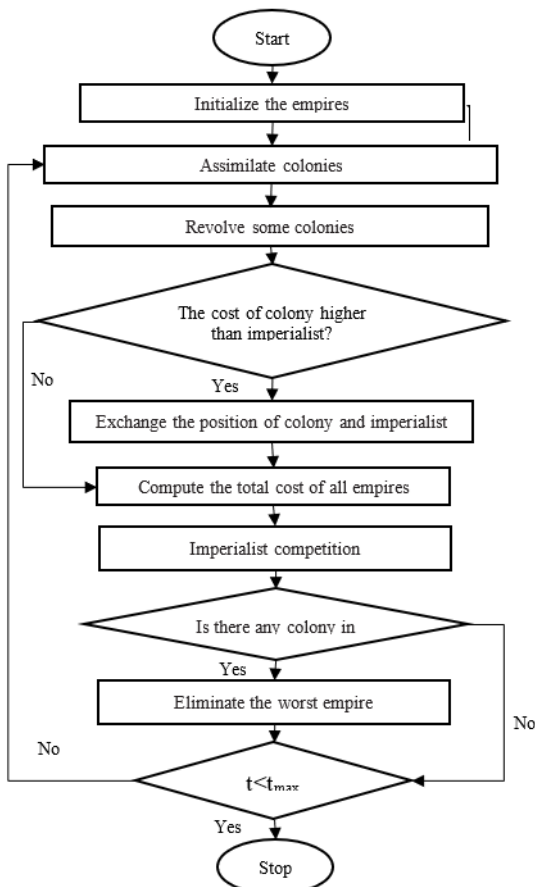


Fig. 3 Flowchart of the imperialist competitive algorithm (Atashpaz Gargari and Lucas, 2007)

شکل ۳ روندنمای الگوریتم رقابت استعماری (Atashpaz Gargari and Lucas, 2007)

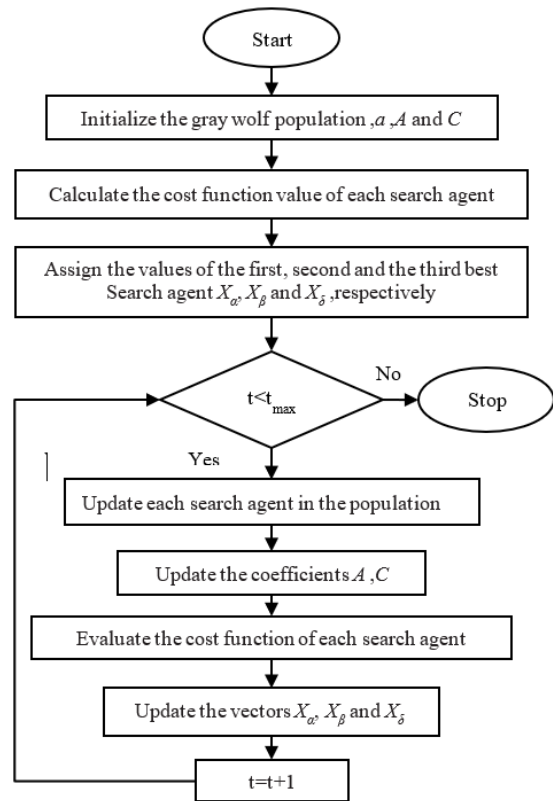


Fig. 2 Flowchart of the gray wolf optimization algorithm (Mirjalili et al., 2014)

شکل ۲ روندنمای الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری (Mirjalili et al., 2014)

و امپراتوری تشکیل می‌دهند. استعمارگران مستعمره‌ها خود را با سیاست خاص خود جذب می‌کنند. یکی دیگر از عملگرهای مهم این الگوریتم، عملگر انقلاب است (NazariShirkouhi et al. 2010). در این الگوریتم برای اختصاص مستعمره‌ها به امپریالیست‌ها، از روش انتخاب چرخ رولت^۱ استفاده شده است (Lipowski and Lipowska, 2012). برای محاسبه احتمال مربوط به میزان تابع هدف از معادله ۱۱ استفاده می‌شود.

$$P_i = \frac{e^{-\alpha(\text{imp}_i \cdot \text{Cost})}}{\sum(P_i)} \quad (11)$$

که α ضریب فشار انتخاب و $\text{imp}_i \cdot \text{Cost}$ تابع هدف برای i امین امپراطوری است. به منظور انجام عمل سیاست جذب از رابطه ۱۲ استفاده شده است.

$$x'_i = x_i + \beta \text{rand}([0, 1])(x_j - x_i) \quad (12)$$

که x'_i موقعیت جدید مستعمره، x_i موقعیت پیشین

1- Roulette Wheel Selection

۲-۶- الگوریتم تبرید شبیه‌سازی شده (SA)

روش تبرید شبیه‌سازی شده، یک روش بهینه‌سازی بر مبنای روش مونت کارلو است که نخستین بار توسط Kirkpatrick et al. (1983) برای حل یک مسئله بهینه‌سازی ترکیبی پیچیده استفاده شد. این الگوریتم دارای چند پارامترهای کنترلی متناسب با فرآیند فیزیکی تبرید است که مهم‌ترین آنها پارامتر کنترلی دما است. در این روش در آغاز در دمای مشخص، با توجه به ابعاد مسئله در فضای جستجو، پاسخ اولیه تولید شده و میزان تابع هدف به ازای پاسخ اولیه یعنی $F(x_i)$ محاسبه می‌شود. آن‌گاه پاسخ دیگری به صورت تصادفی به عنوان همسایه تولید شده و میزان تابع هدف به ازای پاسخ جدید $F(x_j)$ نیز محاسبه می‌شود. آن‌گاه تفاوت دو تابع هدف محاسبه می‌شود ($\Delta F = F(x_j) - F(x_i)$). در این مسئله هدف کمینه‌سازی تابع هدف است. بنابراین اگر پاسخ همسایه

بتر از پاسخ کنونی باشد ($F(x_j) < F(x_i)$) یا به عبارتی $\Delta F < 0$ الگوریتم آن را به عنوان پاسخ کنونی قرار می‌دهد. در غیر این صورت، الگوریتم آن پاسخ را با احتمال P برابر رابطه زیر به عنوان پاسخ کنونی می‌پذیرد:

$$P = \exp\left(-\frac{\Delta F}{T}\right) \quad (14)$$

که در آن T پارامتر کنترلی دما می‌باشد.

پس از شمار معینی تکرار با توجه به ابعاد مسئله پارامتر کنترلی (دما) از طریق رابطه زیر تغییر می‌کند:

$$T_{i+1} = \alpha T_i \quad (15)$$

که در آن α عامل کاهش دماست که میزان آن 0.9 پیشنهاد شده است (Kirkpatrick et al., 1983). شکل ۴ روندنمای الگوریتم SA را نشان می‌دهد.

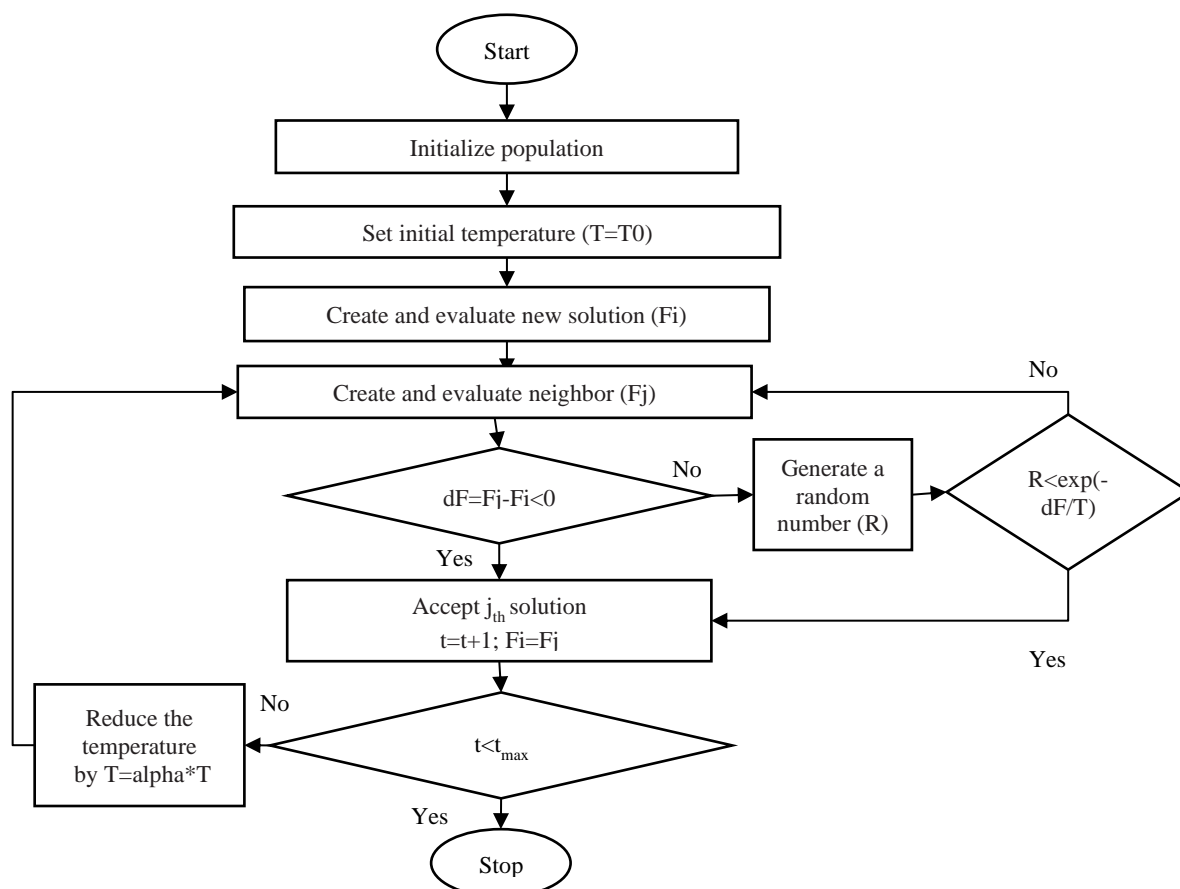


Fig. 4 Flowchart of the simulated annealing algorithm (Rajan, 2010)
شکل ۴ روندنمای الگوریتم تبرید شبیه‌سازی شده (Rajan, 2010)

۳- نتایج و بحث

در این بخش در آغاز عملکرد هر یک از الگوریتم‌های فراکاوشی برای چندین تابع‌های محک استاندارد ریاضی ارزیابی شده و در ادامه کارآمدی این الگوریتم‌ها در فرآیند واسنجی شبکه توزیع آب مرجع Apulian و یک شبکه واقعی در یکی از شهرهای شمالی ایران بررسی می‌شود.

۳-۱- تابع‌های محک استاندارد ریاضی

به منظور بررسی کارآمدی الگوریتم‌های فراکاوشی مورد بررسی، از چندین تابع محک استاندارد ریاضی مختلف استفاده شده است (Cheng and Prayogo, 2014). جدول

۱ ویژگی‌های مربوط به تابع‌های محک ریاضی ارائه شده است که در آن f_{min} میزان کمترین میزان تابع هدف می‌باشد. جدول ۲ نتایج پیاده‌سازی الگوریتم‌های فراکاوشی را بر روی این تابع‌های ریاضی برای ابعاد $d=2$ و $d=30$ نشان می‌دهد. با افزایش بعد مسئله (d) پیچیدگی آن بیشتر می‌گردد. با توجه به ماهیت تصادفی بودن این الگوریتم‌ها، میزان‌های ارائه شده در جدول ۲، میانگین در ۱۰ بار اجرای مستقل هر یک از الگوریتم‌هاست تا بتوان داوری دقیق‌تری در مورد کارایی آن‌ها کرد. همچنین پارامترهای تنظیمی هر الگوریتم در جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۱ ویژگی‌های تابع‌های محک استاندارد ریاضی

Table 2 Specifications of the standard mathematical benchmark functions

Function name	Function	Range	f_{min}	Dimension (d)
Sphere	$f(x) = \sum_{i=1}^d x_i^2$	$x_i \in [-100, 100]$	0	2, 30
Rastrigin	$f(x) = 10d + \sum_{i=1}^d [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i)]$	$x_i \in [-5.12, 5.12]$	0	2, 30
Rosenbrock	$f(x) = \sum_{i=1}^{d-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	$x_i \in [-2.048, 2.048]$	0	2, 30

جدول ۲ نتایج پیاده‌سازی الگوریتم‌های فراکاوشی روی تابع‌های محک استاندارد ریاضی

Table 2 Results of implementation meta-heuristic optimization algorithms on standard mathematical benchmark functions

Function		GA	IWO	GWO	ICA	SA
		d=2	d=2	d=2	d=2	d=2
Sphere	Mean	8.98E-92	7.69E-08	0	7.74E-25	2.23E-08
	SD	2.14E-91	8.4E-09	0	2.16E-24	3.48E-08
	NFE	27600	49636	25100	27300	250100
	Run time (s)	0.833	1.011	0.651	0.71882637	3.239
Rastrigin	Mean	0	1.62E-05	0	0	8.18E-07
	SD	0	3.13E-06	0	0	2.35E-06
	NFE	27600	44931	25100	27401	250100
	Run time (s)	0.852	1.10	0.619	0.76683041	3.832
Rosenbrock	Mean	0.003	1.97E-06	3.51E-07	0.0005	0
	SD	0.006	3.73E-07	5.32E-07	0.001	0
	NFE	27600	51529	25100	27452	250100
	Run time (s)	0.787	1.054	0.649	0.834	3.465
Sphere		d=30	d=30	d=30	d=30	d=30
	Mean	0.060	0.004	1.65E-80	1.96E-05	2.34E-08
	SD	0.009	0.001	5.14E-80	1.75E-05	4.94E-08
	NFE	27600	23902	25100	27474	250100
Rastrigin	Run time (s)	0.92	0.622	0.739	0.911	3.506
	Mean	11.865	56.39	5.68E-14	30.232	6.59E-07
	SD	3.433	11.032	1.79E-14	3.771	1.17E-06
	NFE	27600	19670	25100	27498	250100
Rosenbrock	Run time (s)	1.090	0.699	0.71	0.795	3.387
	Mean	28.565	27.677	26.631	37.533	29.901
	SD	0.463	1.625	0.686	0.910	0.95
	NFE	27600	24528	25100	27496	250100
	Run time (s)	1.059	0.592	0.685	0.799	3.273

جدول ۳ میزان پارامترهای استفاده شده در الگوریتم‌های SA و ICA، GWO، IWO، GA

Table 3 Values of parameters used in GA, IWO, GWO, ICA and SA algorithms

Algorithm	t	P_0	Selection Method	Crossover probability (P_c)	Mutation probability (P_m)	Mutation rate (μ)			
GA	100	100	Roulette Wheel	0.8	0.3	0.02			
Algorithm	T_{max}	P_0	P_{max}	S_{max}	S_{min}	$\sigma_{initial}$	σ_{final}	"	
IWO	250	100	100	3	0	10	0.01	1	
Algorithm	T_{max}	P_0							
GWO	250	100							
Algorithm	T_{max}	P_0	P_{Emp}	β	ζ				
ICA	250	100	20	2	0.01				
Algorithm	T_{max}	P_0	T_0	α					
SA	250	100	100	0.99					

است. بنابراین در مجموع با توجه به نتایج به دست آمده به نظر می‌رسد الگوریتم GWO در مسئله‌های پیچیده مانند واسنجی شبکه‌های بزرگ توزیع آب قابلیت خوبی داشته باشد.

۳-۲- شبکه مرجع Apulian

این شبکه نخستین بار توسط Giustolisi et al. (2009) معرفی شده و بررسی شده که دارای ۱۱ حلقه، ۳۴ لوله، ۲۳ گره و یک مخزن با تراز هیدرولیکی ۵/۴ متر می‌باشد (شکل ۵). اطلاعات و ویژگی‌های مربوط به لوله‌ها و گره‌ها در جدول‌های ۴ و ۵ ارائه شده است. با در نظر گرفتن الگوی مصرف ساعتی نشان داده شده در شکل ۶، تغییرات شبانه‌روزی فشارگرهی و دبی لوله توسط EPANET شبیه‌سازی شد. از سویی مجموعه‌ای از اعداد تصادفی با توزیع نرمال، میانگین صفر و انحراف معیار ۰/۱ تولید شد. سپس این اعداد تصادفی به مقادیر فشار و دبی اضافه شد تا داده‌هایی با عدم قطعیت تولید شود. از این داده‌های تولید شده به عنوان داده‌های مشاهده‌ای در واسنجی شبکه توزیع آب به صورت گسترده زمانی^۳ (EPS) استفاده شد که برابر با جدول ۶ ارائه شده است.

یکی از مرحله‌های مهم در پیاده‌سازی الگوریتم‌های فراکاوشی انتخاب میزان بهینه و مناسب برای پارامترهای آن‌هاست که نقش بنیادینی در تعیین پاسخ بهینه مسئله دارد. بدین منظور میزان‌های بهینه پارامترهای قابل تنظیم

در جدول ۲ میزان میانگین تابع هدف در ۱۰ بار تکرار هر الگوریتم (Mean)، انحراف معیار^۱ (SD)، شمار ارزیابی تابع هدف^۲ (NFE) و زمان اجرای الگوریتم (time) ارائه شده است. نتایج نشان از عملکرد بهتر الگوریتم GWO در مقایسه با الگوریتم‌های فراکاوشی دیگر است. همان‌طور که در جدول ۲ مشاهده می‌شود، در تابع‌های با ابعاد کوچک در $d=2$ به عنوان مثال تابع Rastrigin، میزان تابع هدف هر پنج الگوریتم GA، IWO، GWO، ICA و SA به ترتیب برابر با 0، 1.62E-05، 0 و 8.18E-07 بوده که تا حدودی برابر با میزان $f_{min}=0$ می‌باشند. بنابراین عملکرد هر پنج الگوریتم تقریباً مناسب و نزدیک به کمترین میزان تابع هدف می‌باشد. با افزایش بعد تابع‌های ریاضی ($d=30$) و پیچیدگی بیشتر آن، پاسخ الگوریتم GWO به مراتب به پاسخ بهینه تابع‌های نزدیک تر است اما عملکرد چهار الگوریتم دیگر به‌ویژه GA کاهش می‌یابد. یکی از متداول‌ترین معیارهای مقایسه عملکرد الگوریتم‌های مختلف، تعداد ارزیابی تابع هدف (NFE) می‌باشد به طوری که هر چه قدر این میزان کمتر باشد نشان دهنده عملکرد بهتر الگوریتم است (El-Ghandour and Elbeltagi, 2018). با توجه به جدول ۲، میزان NFE به دست آمده از الگوریتم GWO نسبت به دیگرها تا حدودی کمتر بوده است. همچنین در بیشتر موارد، الگوریتم GWO زمان اجرای کمتری برای رسیدن به بهینه سراسری داشته

1- Standard deviation

2- Number of objective Function Evaluation

3- Extended period simulation

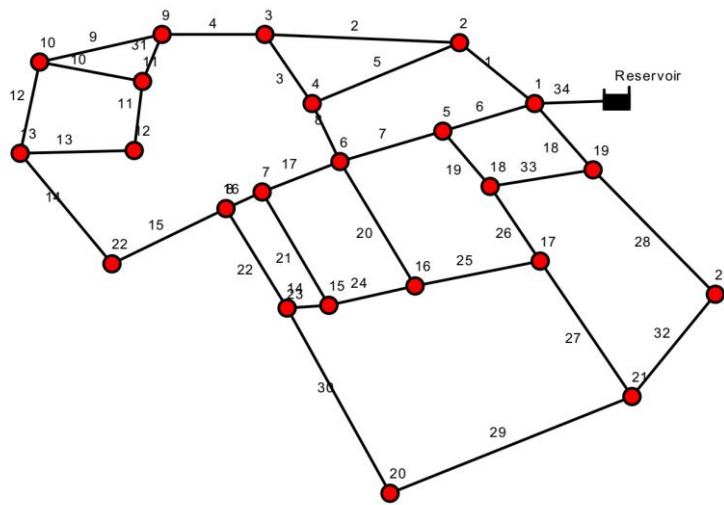


Fig. 5 Apulian water distribution system
شکل ۵ شبکه توزیع آب Apulian

27	579.9	300	130	25.89
28	842.8	100	130	1.9
29	792.6	180	130	11.57
30	846.3	100	130	2.91
31	164	225	130	26.27
32	427.9	100	130	-4.81
33	379.2	100	130	-5.31
34	158.2	350	150	183.3

جدول ۴ اطلاعات لوله‌های شبکه Apulian

Table 4 Apulian pipe network information

Pipe Number	Length (m)	Diameter (mm)	Roughness (C_{HW})	Flow (L/s)
1	348.5	300	130	63.15
2	955.7	300	130	48.49
3	483	100	130	2.41
4	400.7	300	130	36.37
5	791.9	100	130	3.59
6	404.4	350	130	106.96
7	390.6	300	130	48.69
8	482.3	100	130	3.29
9	934.4	100	130	2.19
10	431.3	200	130	16.44
11	513.1	100	130	3.97
12	428.4	150	130	9.15
13	419	100	130	-0.95
14	1023.1	100	130	1.68
15	455.1	150	130	9.49
16	182.6	200	130	20.71
17	221.3	225	130	31.1
18	583.9	100	130	6.12
19	452	300	130	51.68
20	794.7	100	130	4.33
21	717.7	100	130	4.47
22	655.6	100	130	4.39
23	165.5	100	130	1.51
24	252.1	100	130	3.04
25	331.5	100	130	5.99
26	500	300	130	39.34

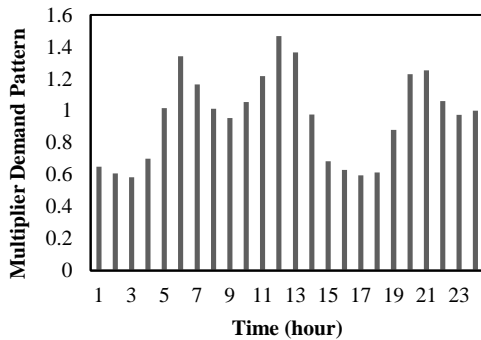


Fig.6 Water demand pattern for 24 hours

شکل ۶ الگوی مصرف در طی ۲۴ ساعت شبانه‌روز

هر الگوریتم با روش سعی و خطا و انجام تحلیل حساسیت تابع هدف برابر با جدول ۷ به دست آمد. شکل ۷ نمونه‌ای از چگونگی انجام تحلیل حساسیت را برای الگوریتم GA نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل ۷ مشاهده می‌شود، در شرایطی که اندازه جمعیت (P_0) برابر با ۱۰۰، احتمال تقاطع (P_c) برابر با ۰/۷ و احتمال جهش (μ) برابر ۰/۱ است، کمترین میزان تابع هدف حاصل شده است.

جدول ۶ داده‌های دبی و فشار اندازه‌گیری شده برای شبکه

Apulian

Table 6 Measured flow rate and measured pressure data for the Apulian network

Time (hour)	Pressure (m)				Flow Rate (L/s)
	Node Number				Pipe number
	4	13	16	23	34
1	37.96	32.01	34.49	34.03	198.53
2	36.73	30.28	32.68	32.24	223.34
3	41.57	37.08	39.79	39.3	100.67
4	36.81	30.41	32.81	32.36	221.65
5	32.44	24.26	26.39	25.98	295.82
6	29.22	19.74	21.66	21.28	341.5
7	31.04	22.29	24.33	23.93	316.4
8	32.46	24.29	26.42	26	295.53
9	27	16.61	18.39	18.03	370.26
10	26.57	16.01	17.76	17.4	375.62
11	31.82	23.39	25.47	25.07	305.12
12	23.28	11.38	12.92	12.59	414.54
13	24.06	12.49	14.08	13.74	405.51
14	33.87	26.26	28.48	28.06	273.54
15	37.24	31.01	33.44	32.99	213.19
16	39.13	33.66	36.22	35.75	172.02
17	39.43	34.08	36.66	36.19	164.69
18	37.16	30.89	33.32	32.87	214.88
19	32.96	24.99	27.15	26.73	287.92
20	25.69	14.77	16.47	16.11	386.34
21	26.84	16.39	18.16	17.8	372.24
22	34.4	27.01	29.26	28.84	264.8
23	32.48	24.31	26.44	26.03	295.25
24	30.22	21.14	23.12	22.73	327.96

جدول ۵ اطلاعات گره‌های شبکه Apulian

Table 5 Apulian node network information

Node Number	Elevation (m)	Base Demand (L/s)	Pressure (m)
1	6.4	10.863	43.87
2	7	17.034	42.31
3	6	14.947	41.71
4	8.4	14.28	38.65
5	7.4	10.133	41.48
6	9	15.35	39.22
7	9.1	9.114	38.45
8	9.5	10.51	37.6
9	8.4	12.182	38.91
10	10.5	14.579	35.75
11	9.6	9.0072	37.35
12	11.7	7.5745	33.48
13	12.3	15.2	32.98
14	10.6	13.55	33.78
15	10.1	9.226	34.38
16	9.5	11.2	35.51
17	10.2	11.469	37.25
18	9.6	10.818	38.42
19	9.1	14.675	36.68
20	13.9	13.318	32.12
21	11.1	14.631	36.05
22	11.4	12.012	34.6
23	10	10.326	35.04

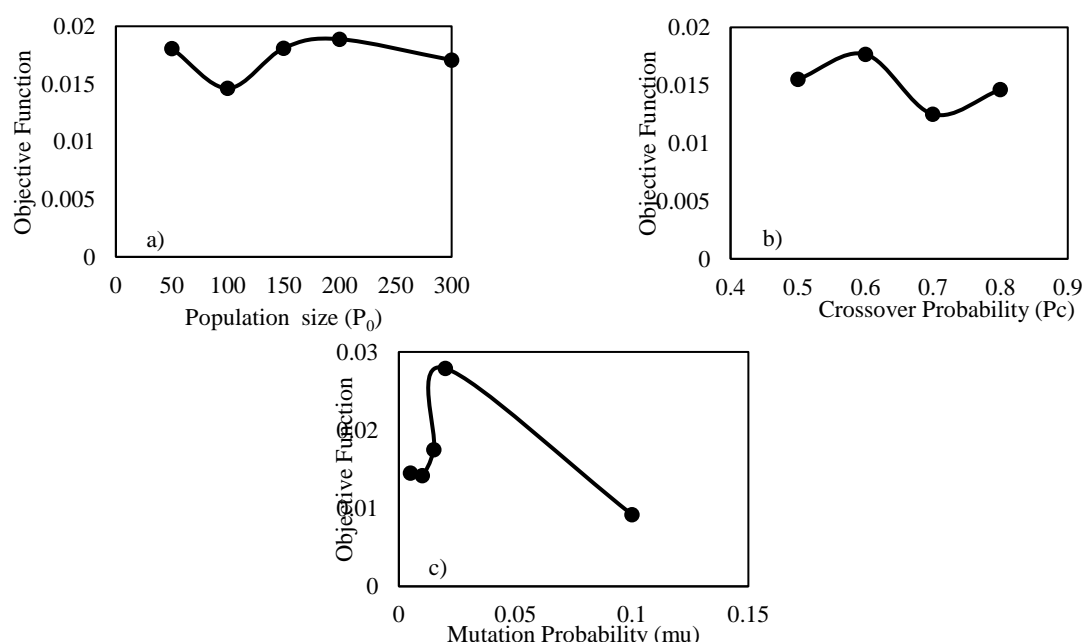


Fig.7 Sensitivity analysis of GA parameters for calibration of WDNs: a) Population size; B) Crossover Probability; C) Mutation Probability

شکل ۷ تحلیل حساسیت بر روی پارامترهای الگوریتم GA برای واسنجی شبکه توزیع آب: (a) اندازه جمعیت؛ (b) احتمال تقاطع؛ (c) احتمال جهش

جدول ۷ میزان‌های پارامترهای مورد استفاده در الگوریتم‌های GA، IWO، GWO، ICA و SA برای واسنجی شبکه توزیع آب

Table 7 Values of parameters used in GA, IWO, GWO, ICA and SA algorithms for WDNs calibration

Algorithm	t	P_0	Selection Method	Crossover probability (P_c)	Mutation probability (P_m)	Mutation rate (μ)		
GA	100	100	Roulette Wheel	0.7	0.3	0.1		
Algorithm	T_{max}	P_0	P_{max}	S_{max}	S_{min}	$\sigma_{initial}$	σ_{final}	n
IWO	100	100	100	3	0	10	0.01	1
Algorithm	T_{max}	P_0						
GWO	100	200						
Algorithm	T_{max}	P_0	P_{Emp}	β	ζ			
ICA	100	100	20	1.5	0.01			
Algorithm	T_{max}	P_0	T_0	α				
SA	100	100	10	0.99				

به منظور تعیین بهینه سراسری^۴ در واسنجی شبکه توزیع آب، هر الگوریتم در شرایط متفاوت با شمار جمعیت مختلف اجرا شد و هنگامی که میزان تابع هدف (MAPE) در چند گام متوالی ثابت ماند، آن میزان به عنوان بهینه سراسری در نظر گرفته شد. سپس از پنج پاسخ بهینه سراسری به دست آمده از پنج الگوریتم، متوسط‌گیری شد. عدد به دست آمده به عنوان پاسخ نزدیک به میزان بهینه تابع هدف در نظر گرفته شد (میزان بهینه برای شبکه Apulian، ۰/۰۱۸ به دست آمد). معیار نرخ بازده (E) الگوریتم، ابزاری خنثی برای مقایسه عملکرد مدل‌های مختلف بوده که عبارت‌اند از نسبت نرخ موفقیت ($\eta_{successful}$) به نرخ همگرایی ($\eta_{convergence}$) که توسط El-Ghandour and Elbeltagi (2018) به صورت رابطه ۱۷ اصلاح شده است. هر چه میزان نرخ بازده بیشتر باشد به معنی عملکرد بهتر الگوریتم است.

$$E = \frac{\eta_{successful}}{\eta_{convergence}} \times f_c = \frac{\eta_{successful}}{\frac{NFE}{nVar}} \times f_c \quad (17)$$

در رابطه ۱۷، نرخ همگرایی $\eta_{convergence}$ برابر است با نسبت شمار ارزیابی تابع هدف (NFE) به شمار متغیر تصمیم مسئله ($nVar$) که برابر با مجموع شمار لوله‌ها و گره‌ها در شبکه می‌باشد. همچنین f_c یک عدد دلخواه ثابت بوده که برای شبکه توزیع آب Apulian میزان ۱۰۰ در نظر گرفته شده است.

برای ارزیابی هر یک از الگوریتم‌های فراکاوشی، شبکه توزیع آب نمونه Apulian مبتنی بر داده‌های دبی و فشار اندازه‌گیری شده، واسنجی شد. بنابر پیشنهاد Ormsbee (1989) برای این شبکه توزیع آب محدوده ضریب‌های زبری لوله‌ها بین ۵۰ الی ۱۵۰ در نظر گرفته شد. همچنین محدوده تغییرات ضریب تقاضای آب بین ۰/۵ الی ۱/۵ اعمال شد.

به منظور تجزیه و تحلیل عملکرد پنج الگوریتم، افزون بر پارامترهای آماری تابع هدف، از دو معیار نرخ موفقیت^۱ و نرخ بازده^۲ استفاده شده است. میزان کیفیت پاسخ‌های مربوط به یک مسئله خاص را با معیار نرخ موفقیت می‌سنجند. معیار نرخ موفقیت یا قابلیت اطمینان^۳ عبارت‌اند از توانایی الگوریتم در یافتن پاسخ بهینه یکسان با تغییر تنظیم‌های برخی از پارامترهای کنترلی (مانند شمار جمعیت) که به صورت رابطه ۱۶ می‌باشد (Mora et al., 2015):

$$\eta_{successful} = \frac{N_{successful}}{N_{sim}} \quad (16)$$

که در آن $\eta_{successful}$ نرخ موفقیت، $N_{successful}$ تعداد رسیدن به پاسخ بهینه تابع هدف و N_{sim} تعداد کل شبیه‌سازی (تعداد تکرار هر الگوریتم که در این پژوهش ۱۰ بار است) می‌باشد.

- 1- Success rate
- 2- Efficiency rate
- 3- Reliability

معیار نرخ موفقیت و نرخ بازده الگوریتم ارائه شده است.

در جدول ۸، میزان میانگین پارامترهای آماری تابع هدف در ۱۰ بار اجرای هر یک از الگوریتم‌های فراکاوشی نیز دو

جدول ۸ نتایج کاربرد پنج الگوریتم مختلف در واسنجی شبکه توزیع آب Apulian

Table 8 Results of application of five different algorithms in calibration of Apulian water distribution system

Algorithm	Best Cost	Mean Cost	Worst Cost	SD	CV	NFE	Run time (s)	Success rate (%)	Efficiency rate
GA	0.018	0.18	0.018	0.003	0.188	11100	616	20	10.27
IWO	0.023	0.0234	0.0235	0.004	0.174	26085	1076	20	4.37
GWO	0.016	0.0167	0.0168	0.002	0.131	20200	863	60	16.93
ICA	0.085	0.113	0.136	0.006	0.077	12071	593	0	0
SA	0.211	0.735	1.024	0.018	0.085	50100	2017	0	0

مختلف برای واسنجی شبکه توزیع آب Apulian را نشان می‌دهد.

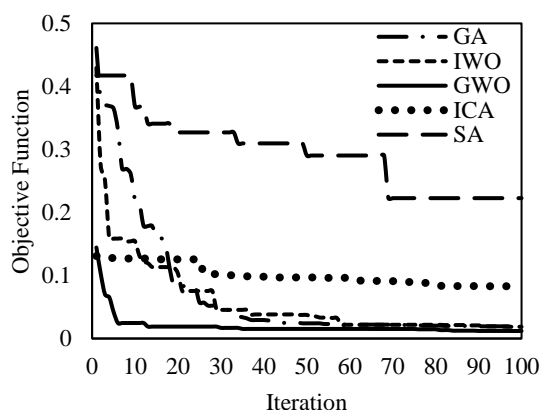


Fig. 8 Convergence chart of meta-heuristic algorithms in Apulian network calibration

شکل ۸ نمودار همگرایی الگوریتم‌های فراکاوشی در واسنجی شبکه Apulian

۳-۳- شبکه توزیع آب واقعی

شبکه مورد بررسی در این پژوهش، یکی از شهرستان‌های واقع شمال غرب استان گیلان است. این شهرستان حدود ۹۹۰۴ مشترک دارد. این شبکه دارای ۱۳۸۰ گره، ۱۴۲۸ لوله به طول بیش از ۶۵ کیلومتر، یک عدد فشارشکن و سه پمپ شناور می‌باشد. محدود قطر لوله‌های کارگذاری شده بین ۵۰ الی ۳۱۵ میلی‌متر بوده و جنس آن‌ها پلی‌اتیلن، چدن داکتیل و سیمان آریست می‌باشد.

در پژوهش Jaćimović et al. (2015) میزان ضریب هیزن ویلیامز برای جنس‌های مختلف لوله ارائه شده است. میزان این ضریب برای لوله با جنس پلی‌اتیلن ۱۵۰، چدن داکتیل

با توجه به جدول ۸، میزان میانگین تابع هدف (MAPE) در ۱۰ بار اجرای الگوریتم GWO برابر با ۰/۱۶ بوده که نسبت به چهار الگوریتم GA، IWO، ICA و SA به ترتیب حدود ۱۱٪، ۳۰٪، ۸۱٪ و ۹۲٪ بهبود داشته است. همچنین زمان اجرای الگوریتم SA تعداد ارزیابی تابع هدف (NFE) در آن به طور معنی‌داری نسبت به چهار الگوریتم دیگر بیشتر است. به بیان دیگر پنج الگوریتم GA، ICA، GWO و IWO برای بهینه‌سازی با حل معادله‌های کمتر، نسبت به الگوریتم SA به نتیجه می‌رسند. علاوه بر آن، معیار نرخ موفقیت در پنج الگوریتم GWO، IWO، GA، ICA و SA ترتیب برابر با ۶۰٪، ۲۰٪ و ۲۰٪، ۰٪ و ۰٪ و معیار نرخ بازده به ترتیب برابر با ۱۶/۹۳، ۴/۳۷، ۱۰/۲۷، صفر و صفر می‌باشد. با توجه به نتایج ارائه شده، نرخ موفقیت و نرخ بازده الگوریتم GWO نسبت به چهار الگوریتم دیگر بیشتر است. نمودار همگرایی الگوریتم‌های مورد بررسی در واسنجی شبکه توزیع آب Apulian در شکل ۸ ارائه شده است. با توجه به شکل ۸، الگوریتم GWO عملکرد بهتری در رسیدن به کمترین میزان تابع هدف دارد و دارای سرعت همگرایی مناسبی است به طوری که پس از سپری شدن حدود ۲۰ تکرار از اجراء به کمترین میزان تابع هدف نسبت به چهار الگوریتم دیگر رسیده است. به طور کلی نتایج گویای توانایی و دقت مناسب الگوریتم GWO از نظر میزان همگرایی به پاسخ بهینه، معیار نرخ موفقیت و نرخ بازده می‌باشد. جدول ۹ مقادیر نهایی ضریب‌های زبری هیزن ویلیامز و ضریب‌های الگوی تقاضای آب ناشی از پیاده‌سازی الگوریتم‌های

جدول ۹ ضریب زبری هیزن ویلیامز و ضریب الگوی تقاضای آب حاصل از واسنجی شبکه توزیع آب

Table 9 Hazen-Williams and demand pattern coefficients from Apulian network calibration

Pipe Number	Real CHW	CHW simulated					Time (hour)	Real DM	DM simulated				
		GA	IWO	GWO	ICA	SA			GA	IWO	GWO	ICA	SA
1	130	127.99	148.75	78.6	142.41	73.24	1	0.65	0.58	0.55	0.68	0.55	0.8
2	130	141.64	102.3	136.62	141.15	67.65	2	0.608	0.54	0.68	0.77	0.5	0.9
3	130	116.07	98.2	146.02	126.35	67.4	3	0.583	0.53	0.535	0.56	0.53	0.51
4	130	119.23	78.39	129.36	150	148.3	4	0.7	0.54	0.67	0.76	0.5	0.89
5	130	119.44	63.01	127.93	126.26	110.82	5	1.017	0.72	1.07	1.01	0.66	1.19
6	130	146.26	106.95	140.99	145.96	121.75	6	1.342	0.83	1.31	1.17	0.77	1.37
7	130	112.64	107.08	100.76	149.03	86.53	7	1.165	0.77	1.18	1.09	0.71	1.27
8	130	141.81	137.6	125.6	120.58	112.95	8	1.013	0.72	1.07	1.01	0.66	1.19
9	130	134.69	135.71	84.25	123	113.19	9	0.955	0.9	1.46	1.27	0.83	1.49
10	130	99.78	103.37	148.74	142.16	52.02	10	1.055	0.91	1.49	1.29	0.84	1.51
11	130	101.37	116.16	88.68	133.57	54.53	11	1.217	0.74	1.12	1.05	0.68	1.23
12	130	113.24	66.81	107.07	150	132.79	12	1.467	1.01	1.49	1.42	0.93	1.47
13	130	125.93	88.91	60.92	135.06	145.4	13	1.365	0.99	1.45	1.39	0.91	1.43
14	130	101.07	81.5	58.25	136.75	141.01	14	0.977	0.66	0.95	0.94	0.61	1.1
15	130	86.74	93.66	84.86	139.12	90.89	15	0.685	0.52	0.634	0.73	0.58	0.86
16	130	110.38	88.29	72.38	141.19	79.12	16	0.63	0.52	0.51	0.59	0.59	0.69
17	130	120.56	50.05	62.22	150	79.18	17	0.597	0.5	0.57	0.56	0.57	0.66
18	130	116.06	144.87	110.87	150	77.61	18	0.613	0.52	0.64	0.74	0.58	0.86
19	130	138	74.83	77.94	142.78	146.55	19	0.88	0.7	1.03	0.99	0.65	1.16
20	130	131.12	84.14	74.25	142.64	87.11	20	1.228	0.94	1.50	1.33	0.87	1.40
21	130	117.73	90.38	105.17	149.23	104.73	21	1.253	0.9	1.48	1.28	0.84	1.50
22	130	100.59	81.75	110.56	150	97.09	22	1.06	0.64	0.90	0.91	0.59	1.07
23	130	80.38	146.22	105.19	120.95	89.16	23	0.975	0.72	1.07	1.01	0.66	1.19
24	130	61.03	122.55	106.29	135.41	113.57	24	1	0.8	1.24	1.13	0.74	1.32
25	130	133.72	109.52	143.66	137.42	69.25							
26	130	133.95	148.04	72.3	137.63	74.2							
27	130	102.08	121.54	67.06	135.25	95.05							
28	130	91.56	97.57	69.08	135.31	143.84							
29	130	80.57	62.78	81.83	134.96	130.03							
30	130	102.01	109.36	146.59	136.49	115.08							
31	130	118.55	102.68	91.39	136.6	51.43							
32	130	111.67	97.79	142.2	137.43	149.02							
33	130	113.44	93.87	81.69	137.2	128.26							
34	150	149.67	125.01	123.33	137.39	107.66							

واسنجی از داده‌های فشارسنجی و جریان‌سنجی برداشت شده از شبکه استفاده می‌شود.

این شبکه در شرایط هیدرولیکی شبیه‌سازی دوره گسترده^۱ (EPS) طی ۲۴ ساعت بر مبنای داده‌های مشاهده‌ای شامل فشار گرهی و دبی جریان در لوله واسنجی شد. متغیرهای تصمیم شامل ضریب‌های زبری هیزن ویلیامز در محدوده ۵۰ الی ۱۵۰ (Ormsbee, 1989) و ضریب مصرف آب ساعتی گره‌های شبکه بین ۰/۵ الی ۱/۵ در نظر گرفته شد. در شکل ۱۰ الگوی مصرف ساعتی در این شبکه آورده شده است.

به منظور بررسی کارایی این پنج الگوریتم فراکاوشی در واسنجی همزمان ضریب زبری لوله و ضریب تقاضای گرهی،

۱۴۰ و سیمان آبست ۱۴۰ الی ۱۵۰ می‌باشد. این میزان‌ها با افزایش سن لوله کاهش می‌یابد. به عنوان مثال میزان ضریب هیزن ویلیامز لوله با جنس چدن داکتیل با بیش از ۲۰ سال سن، حدود ۵۵ الی ۹۵ است. آب مصرفی این شبکه توسط سه چاه و یک مخزن هوایی تأمین می‌شود. برای این شبکه الگوی مصرف ۲۴ ساعته بر مبنای داده‌های خروجی مخزن استخراج شده است که سبب شده مدل هیدرولیکی این شبکه طی ۲۴ ساعت متغیر باشد. بیش‌ترین و کم‌ترین مصرف این شبکه به ترتیب با مقادیر ۵۰/۳۸ و ۱۶/۶۶ لیتر بر ثانیه در ساعت‌های ۱۲ ظهر و ۵ صبح است. در این شبکه پنج عدد فشارسنج و چهار عدد دبی‌سنج موجود است که در هر ساعت فشار و دبی را ثبت می‌کند (شکل ۹). در این پژوهش برای انجام فرآیند

1- Extended Period Simulation

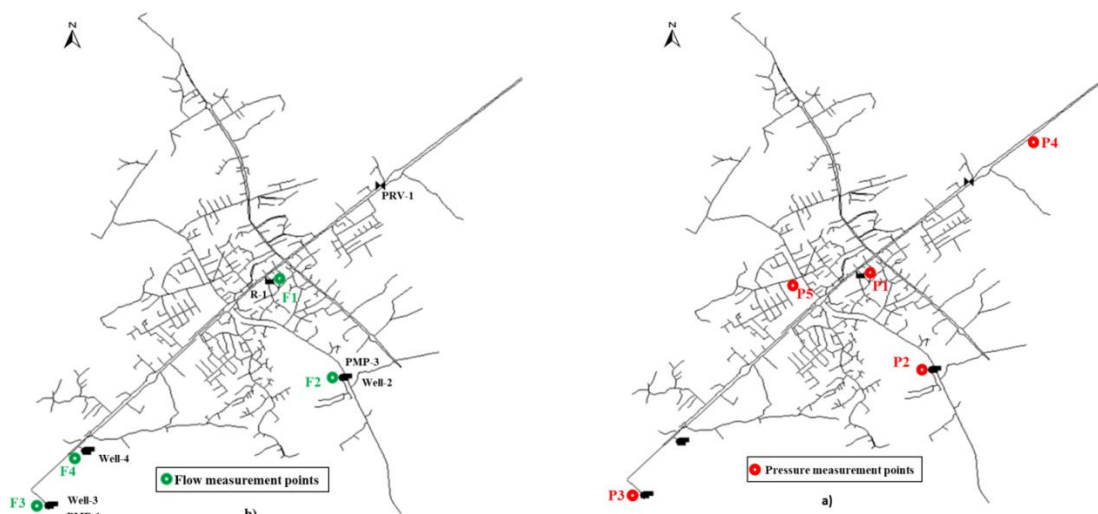


Fig. 9 Studied water distribution network's layout (a) Location of pressure measurement and (b) The flowmeters
 شکل ۹ نقشه شبکه توزیع آب واقعی مورد بررسی - (a) مکان نقطه‌های اندازه‌گیری فشار، (b) مکان نقطه‌های اندازه‌گیری دبی جریان

الگوریتم GWO نسبت به چهار الگوریتم دیگر توانایی بیشتر در بهبود نتایج داشته است.

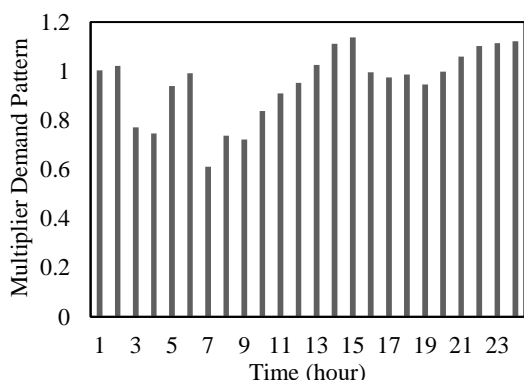


Fig.10 Water demand pattern for 24 hours
 شکل ۱۰ الگوی مصرف در طی ۲۴ ساعت شبانه‌روز

درصد خطای مطلق میانگین (MAPE) میزان‌های فشار و دبی مشاهده‌ای با فشار و دبی شبیه‌سازی شده پیش و پس از واسنجی در جدول‌های ۱۰ و ۱۱ ارائه شده است. همان‌طور که در جدول ۱۰ مشاهده می‌شود میزان بهبود میانگین درصد MAPE در پنج فشارسنج نسبت به میزان آن پیش از واسنجی شبکه برای پنج الگوریتم IWO، GA، GWO، ICA و SA به ترتیب برابر با ۲۳٪، ۲۱٪، ۲۵٪، ۲۳٪ و ۱۵٪ بوده است. بنابراین الگوریتم GWO نسبت به چهار الگوریتم دیگر بهتر بوده است. همچنین برابر با نتایج جدول ۱۱، میزان بهبود میانگین درصد MAPE در چهار دبی‌سنج نسبت به میزان آن پیش از واسنجی شبکه برای پنج الگوریتم IWO، GA، GWO، ICA و SA به ترتیب برابر با ۹٪، ۱۲٪، ۲۷٪، ۱۷٪ و ۱۴٪ بوده است. در نتیجه

جدول ۱۰ میزان‌های MAPE فشار گرهی در شبکه واقعی برای پنج الگوریتم بهینه‌سازی GA، IWO، GWO، ICA و SA

Table 10 MAPE calculations of nodal pressure for five optimization algorithms GA, IWO, GWO, ICA and SA in real network

Pressure meter	Before calibration	After calibration				
		GA	IWO	GWO	ICA	SA
P1	2.940	2.626	2.659	2.669	2.600	2.722
P2	0.976	1.267	0.899	0.958	0.904	0.973
P3	2.680	2.582	2.582	2.582	2.582	2.582
P4	25.964	24.233	23.517	20.951	26.404	21.021
P5	71.070	66.063	68.856	67.338	74.359	69.195
Average MAPE (%)	25.099	19.354	19.709	18.9	21.370	19.299

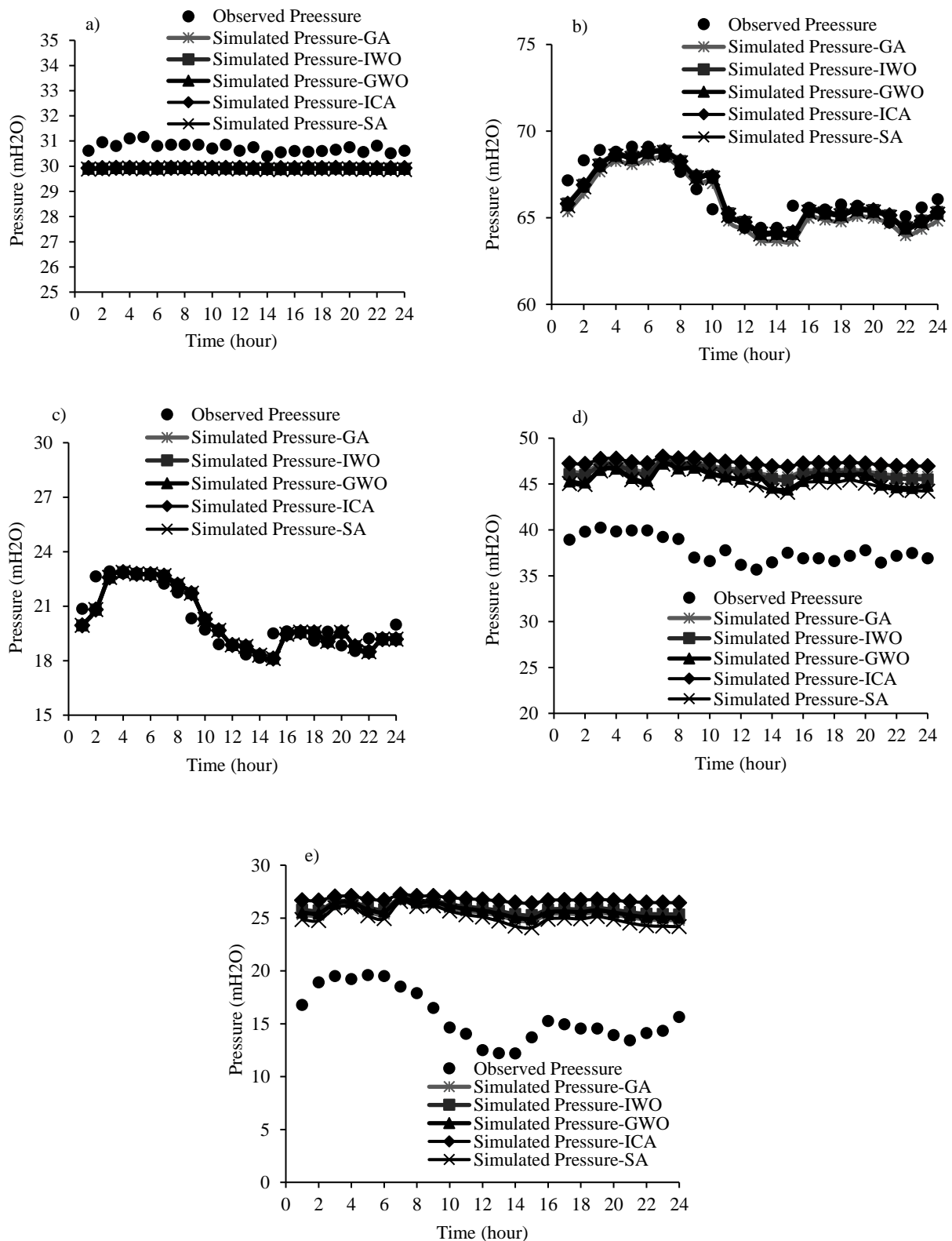


Fig. 11 Comparison of Observed and simulated pressures by hydraulic calibrated model five optimization algorithm GA, GWO, IWO, ICA and SA in real network. (a) Pressure meter1, (b) Pressure meter2, (c) Pressure meter3, (d) Pressure meter4, (e) Pressure meter5

شکل ۱۱ نمودار فشار مشاهده‌ای در برابر فشار شبیه‌سازی توسط مدل واسنجی شده در شبکه واقعی برای پنج الگوریتم بهینه‌سازی GA، IWO، ICA و GWO. (a) فشارسنج ۱، (b) فشارسنج ۲، (c) فشارسنج ۳، (d) فشارسنج ۴، (e) فشارسنج ۵

جدول ۱۱ میزان‌های MAPE دبی جریان لوله‌ها در شبکه واقعی پنج الگوریتم بهینه‌سازی GA، IWO، GWO، ICA و SA

Table 11 MAPE calculations of pipe flow for five optimization algorithms GA, IWO, GWO, ICA and SA in real network

Flow meter	Before calibration	After calibration				
		GA	IWO	GWO	ICA	SA
F1	34.171	27.274	24.015	22.758	37.996	24.420
F2	13.550	8.401	8.418	7.476	12.483	16.499
F3	45.646	58.902	48.897	43.408	42.055	55.035
F4	27.827	15.458	25.723	14.711	7.812	8.625
Average MAPE (%)	30.298	27.509	26.763	22.088	25.176	26.145

ضمن در این بخش از شبکه اطلاعات دبی‌سنجی موجود نیست.

شکل ۱۲ نیز نمودار دبی مشاهده‌ای را در برابر دبی شبیه‌سازی توسط مدل هیدرولیکی واسنجی شده با به کارگیری پنج الگوریتم بهینه‌سازی، در طی ۲۴ ساعت برای شبکه واقعی نشان می‌دهد. نمودار a در شکل ۸ مربوط به دبی‌سنج خروجی از مخزن هوایی است که داده‌های آن مبنای استخراج الگوی تقاضای شبکه بوده و حدود ۶۰ درصد تقاضای آب در شبکه را تأمین می‌کند. از سویی نمودارهای b، c و d در شکل ۱۲ مربوط به دبی‌سنج خروجی بعد از چاه و پمپ می‌باشد که در آن پمپ‌ها در طول ۲۴ ساعت شبانه‌روز همواره روشن هستند. همان‌طور که مشاهده می‌شود دبی شبیه‌سازی شده با هر پنج الگوریتم فراکوشی تا حدودی سازگاری مناسبی با دبی مشاهده‌ای دارد. برابر با جدول ۱۱ میزان MAPE دبی جریان در لوله پیش از واسنجی ۳۰/۲۹۸٪ بوده که پس از واسنجی توسط پنج الگوریتم بهینه‌سازی GA، IWO، GWO، ICA و SA به ترتیب برابر با ۲۷/۵۰۹٪، ۲۶/۷۶۳٪، ۲۲/۰۸۸٪، ۲۵/۱۷۶٪ و ۲۶/۱۴۵٪ درصد می‌شود.

برای مقایسه بیشتر این پنج الگوریتم در شرایط واسنجی شبکه توزیع آب واقعی، پارامترهای آماری تابع هدف، زمان اجرا و میزان NFE در جدول ۱۲ ارائه شد. با توجه به جدول ۱۲، بهترین میزان تابع هدف مربوط به الگوریتم GWO بوده که برابر با ۰/۲۲۴ بوده و نسبت به چهار الگوریتم GA، IWO، ICA و SA به ترتیب ۳۰٪، ۲۳٪، ۹٪ و ۴۱٪ بهبود داشته است. همچنین زمان اجرا و تعداد ارزیابی تابع هدف (NFE) برای الگوریتم SA نسبت به چهار الگوریتم دیگر بیشتر بوده است. بنابراین می‌توان

Walski (1983b) برای واسنجی شبکه توزیع آب، میانگین اختلاف فشار محاسبه‌ای و فشار میدانی را برای داده‌های آماری خوب حدود ۱/۵ متر و بیشینه میزان آن را حدود ۵ متر، و برای داده‌های آماری ضعیف این مقادیر را به ترتیب ۳ متر و ۱۰ متر در پیشنهاد کرد. همچنین Cesario and Davis (1984) بیان کردند که می‌توان شبکه توزیع آب را با دقت ۳/۵ الی ۷ متر واسنجی کرد.

شکل ۱۱ نمودار فشار مشاهده‌ای را در برابر فشار شبیه‌سازی توسط مدل هیدرولیکی واسنجی شده با به کارگیری پنج الگوریتم بهینه‌سازی در شرایط متغیر مصرف طی ۲۴ ساعت برای شبکه واقعی نشان می‌دهد. نمودارهای فشار شبیه‌سازی شده ناشی از واسنجی در وضعیت متغیر مصرف در مقایسه با نمودارهای فشار مشاهده‌ای در فشارسنج شماره ۱، ۲ و ۳ برای هر پنج الگوریتم اختلاف بسیار کمی دارند به طوری که در همه ساعت‌ها اختلاف کمتر از ۱/۸ متر است که با برمبنای پیشنهاد Walski (1983b) اختلاف مناسب و منطقی است. اما نمودار مربوط به فشارسنج شماره ۴ و ۵، اختلاف زیادی بین فشار مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده در ساعت‌های اوج مصرف آب (۱۱ صبح الی ۳ بعدازظهر) را نشان می‌دهد به طوری که در این ساعت‌های اختلاف فشار مشاهده‌ای و محاسباتی بین ۱۰ الی ۱۳ متر می‌باشد. همچنین در ساعت‌های کم‌ترین مصرف (۲ الی ۵ صبح) اختلاف فشار میدانی و شبیه‌سازی به کمترین (زیر ۶ متر) می‌رسد. با توجه به بیش‌تر بودن میزان فشار شبیه‌سازی شده توسط مدل واسنجی شده نسبت به فشار مشاهده‌ای و با بررسی‌های میدانی در منطقه مورد نظر، مشخص شد احتمال برداشت غیرمجاز و نیز به دلیل فرسودگی احتمال شکست و نشت پنهان در شبکه توزیع آب وجود دارد. در

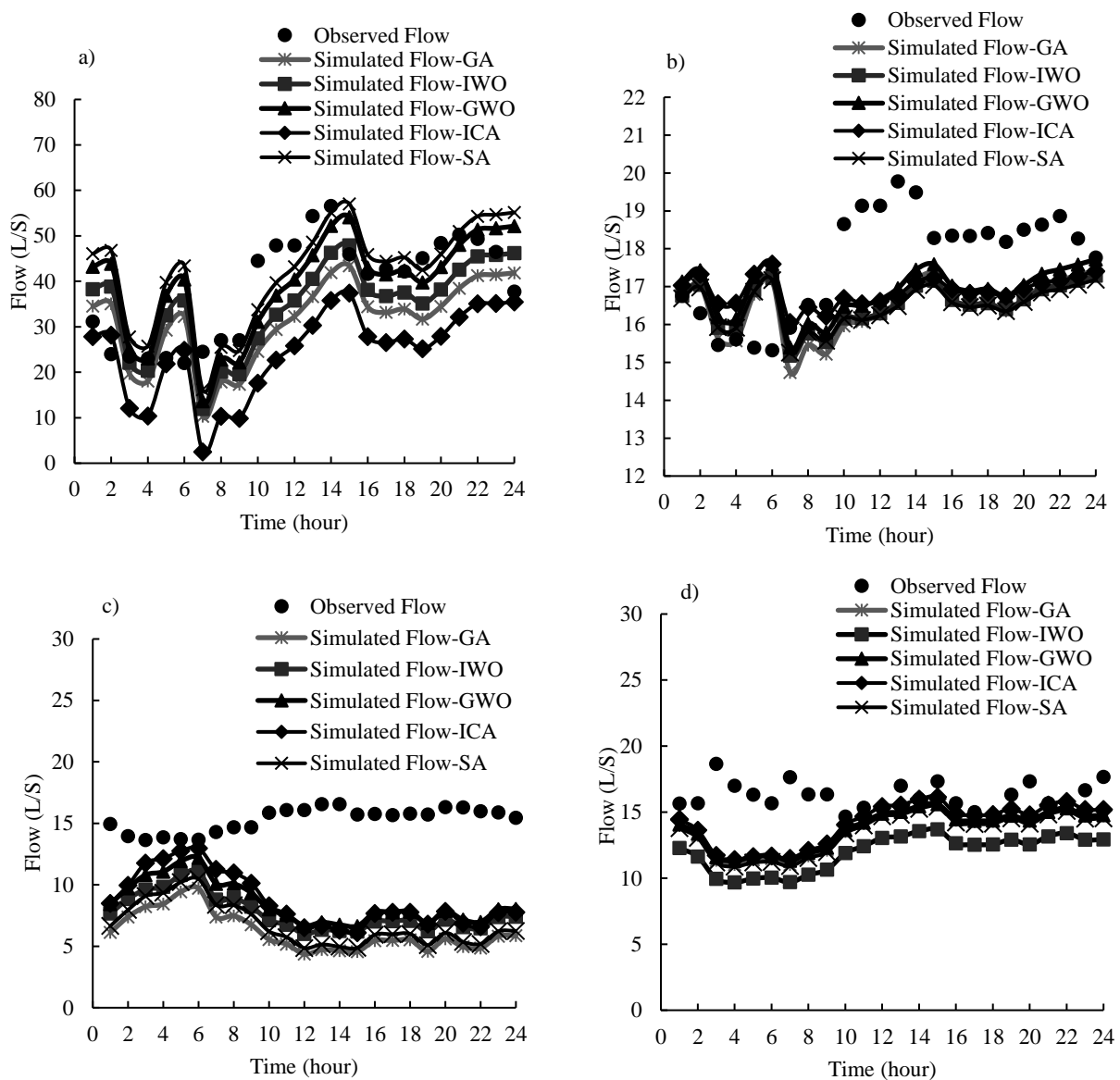


Fig. 12 Comparison of Observed and simulated Flow by hydraulic calibrated model for five optimization algorithm GA, GWO, IWO, ICA and SA in real network. (a) Flow meter1, (b) Flow meter2, (c) Flow meter3, (d) Flow meter4
 شکل ۱۲ نمودار دبی مشاهده‌ای در برابر دبی شبیه‌سازی توسط مدل واسنجی شده در شبکه واقعی برای پنج الگوریتم بهینه‌سازی GA, GWO, IWO, ICA و SA. (a) دبی سنج شماره ۱، (b) دبی سنج شماره ۲، (c) دبی سنج شماره ۳، (d) دبی سنج شماره ۴.

نتیجه گرفت که عملکرد الگوریتم GWO در واسنجی شبکه توزیع آب واقعی نسبت به چهار الگوریتم دیگر مناسب تر بوده است. برای اجرای مدل از یک دستگاه لپ‌تاپ با ویژگی‌های Intel (R) Core (TM) i7-8550U CPU 1.99 GHz و رم ۸ گیگ، ویندوز ۶۴ بیت استفاده شده است.

شکل ۱۳ نمودار همگرایی الگوریتم‌های مورد بررسی در واسنجی شبکه توزیع آب واقعی را در ۱۰۰ تکرار نشان

جدول ۱۲ مقایسه میزان پارامترهای آماری تابع هدف برای واسنجی شبکه واقعی

Table 12 Comparison of the values of the statistical parameters of the objective function for real network calibration

Algorithm	Best Cost	Mean Cost	Worst Cost	NFE	Run Time (s)
GA	0.294	0.295	0.295	10100	12273
IWO	0.320	0.351	0.351	20100	24850
GWO	0.224	0.226	0.227	20200	12046
ICA	0.245	0.279	0.336	12186	14568
SA	0.378	0.449	0.487	50100	56696

و پس از واسنجی ارائه شده است.

۴- نتیجه گیری

در این پژوهش، مسئله واسنجی همزمان ضریب‌های زبری لوله‌ها و تقاضای گرهی شبکه توزیع آب با استفاده از پنج الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری (GWO)، علف هرز مهاجم (IWO)، ژنتیک (GA)، رقابت استعماری (ICA) و تبرید شبیه‌سازی شده (SA) بررسی شد. این بهینه‌سازی با هدف کمینه کردن معیار خطای MAPE بین فشارها و دبی‌های مشاهده‌ای و شبیه‌سازی انجام شد که در آن ضریب‌های زبری هیزن ویلیامز لوله‌ها و ضریب‌های تقاضای گرهی آب به عنوان متغیر تصمیم عمل می‌کند. در این پژوهش در آغاز توانایی پنج الگوریتم بهینه‌سازی مورد نظر با تابع‌های محک استاندارد ریاضی با ابعاد ۲ و ۳۰ مورد بررسی قرار گرفت که با افزایش پیچیدگی مسئله پاسخ‌های به دست آمده از الگوریتم GWO به پاسخ بهینه تابع‌های نزدیک‌تر بود. سپس از شبکه توزیع آب مرجع Apulian برای بررسی کارایی الگوریتم‌ها استفاده شد که در آن میزان میانگین تابع هدف (MAPE) به دست آمده از الگوریتم GWO نسبت به چهار الگوریتم GA، IWO، ICA و SA به ترتیب حدود ۱۱٪، ۳۰٪، ۸۱٪ و ۹۲٪ بهبود داشته است. افزون بر آن، معیار نرخ موفقیت در پنج الگوریتم GWO، IWO، GA، ICA و SA به ترتیب برابر با ۶۰٪، ۲۰٪، ۰٪ و ۰٪ و معیار نرخ بازده به ترتیب برابر با ۱۶/۹۳، ۴/۳۷، ۱۰/۲۷، صفر و صفر می‌باشد. بنابراین نرخ موفقیت و نرخ بازده الگوریتم GWO نسبت به چهار الگوریتم دیگر بیشتر است. در نهایت عملکرد الگوریتم‌ها برای واسنجی شبکه توزیع آب واقعی در شرایط مصرف متغیر در طی ۲۴ ساعت بررسی شد. نتایج نشان داد که میزان تابع هدف به دست آمده از الگوریتم GWO نسبت به چهار الگوریتم GA، IWO، ICA و SA به ترتیب ۲۳٪، ۳۰٪، ۹٪ و ۴۱٪ بهتر بوده است. از سویی زمان اجرا و تعداد ارزیابی تابع هدف (NFE) در الگوریتم SA به طور معنی‌داری نسبت به دو الگوریتم دیگر بیشتر بوده است. به طور کلی می‌توان نتیجه گرفت که الگوریتم GWO قادر به ارائه نتایجی بسیار مناسب در چگونگی همگرایی و پرهیز

می‌دهد. با توجه به شکل ۱۳ الگوریتم GWO نسبت به چهار الگوریتم دیگر با سرعت همگرایی بیشتر، به میزان کمینه‌تری دست یافته است. این امر نشان از کارایی بهتر الگوریتم GWO در جستجوی همه فضای مسئله و توانایی آن برای جلوگیری از گیر افتادن در کمینه‌های محلی است. از سویی الگوریتم ICA نیز توانسته با سرعت به نسبت خوبی به میزان کمینه دست یابد. نتایج نشان می‌دهد که همگرایی زودرس در سه الگوریتم SA، GA و IWO باعث می‌شود که فرآیند بهینه‌سازی به طور کامل انجام نشود. به طور کلی توسعه مرحله اکتشاف در الگوریتم‌های فراکاوشی، مورد توجه بسیاری از پژوهشگران بوده است. زیرا هر چه مرحله اکتشاف بیشتر توسعه یابد احتمال گیر افتادن الگوریتم در بهینه‌های محلی کمتر می‌شود. از سویی برقرای تعادل بین دو مرحله اکتشاف و استخراج در هر الگوریتم بسیار مهم است. بنابر نتایج پژوهش Mousavi et al. (2016) الگوریتم GWO تعادل خوبی بین مرحله‌های اکتشاف و بهره‌برداری ایجاد می‌کند که منجر به پرهیز از گیرافتادن الگوریتم در بهینه محلی می‌شود.

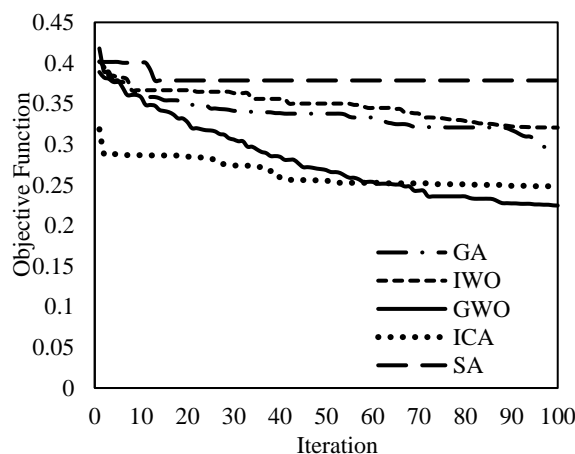


Fig. 13 Convergence chart of meta-heuristic algorithms in the studied network calibrations

شکل ۱۳ نمودار همگرایی الگوریتم‌های فراکاوشی در واسنجی شبکه مورد بررسی

شکل ۱۴ میزان‌های ضریب تقاضای آب را پیش و پس از واسنجی برای الگوریتم‌های مختلف نشان می‌دهد. در جدول ۱۵ مقادیر ضریب هیزن ویلیامز برای ۲۰ لوله پیش

از گیر افتادن در بهینه محلی در مقایسه چهار الگوریتم GA و IWO، ICA و SA است.

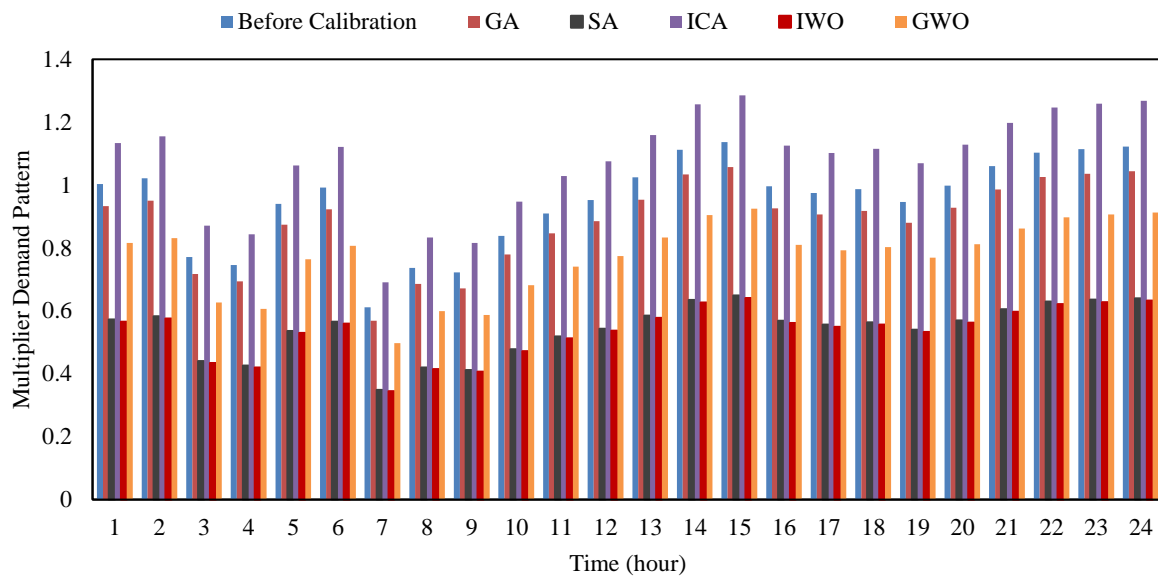


Fig.14 Water demand pattern for 24 hours before and after calibration

شکل ۱۴ الگوی مصرف در طی ۲۴ ساعت شبانه‌روز پیش و پس از واسنجی

جدول ۱۵ ضریب زبری ویلیامز پیش و پس از واسنجی

Table 15 Hazen-Williams coefficients before and after calibration

Before Calibration	GWO	GA	ICA	IWO	SA
120	110.6	117.29	148.85	59.04	66.51
120	82.52	103.83	143.3	82.37	80.65
120	120.09	101.95	126.33	93.39	110.12
140	102.45	85.3	133.76	65.67	99.35
140	75.77	111.08	150	124.4	72.65
120	74.41	108.65	150	85.82	123.73
120	99.18	88.74	150	79.61	87.46
120	97.84	133.28	150	128.51	108.39
120	113.64	117.87	143.21	65.42	121.67
120	114.85	91.11	150	142.11	67.21
120	118.91	89.99	139.15	62.38	71.12
140	104.16	95.52	149.98	113.85	79.71
140	96.95	110.64	150	64.98	108.03
120	89.88	95.06	146.02	145.39	99.59
120	108.35	125.02	143.33	112.3	58.65
120	91.99	68.36	150	97.88	64.67
120	71.23	101.98	146.97	112.18	82.76
120	106.11	99.54	140.8	112.92	63.64
120	81.36	96.68	135.08	88.52	126.82
120	128.81	86.22	150	136.48	75.53

فاضلاب استان گیلان به دلیل مساعدت و همکاری در انجام این پژوهش مراتب قدردانی‌شان را به کارشناسان ذیربط ابراز دارند.

۷- منابع‌ها

Asadzadeh, M., Tolson, B.A. and McKillop, R. (2010). A two stage optimization approach for calibrating water distribution systems. In: Water Distribution Systems Analysis 2010, pp. 1682-1694.

Bhave, P.R. (1988). Calibrating water distribution network models. Journal of Environmental Engineering, 114(1), 120-136.

Boulos, P.F. and Ormsbee, L.E. (1991). Explicit network calibration for multiple loading conditions. Civil Engineering Systems, 8(3), 153-160.

Boulos, P.F. and Wood, D.J. (1990). Explicit calculation of pipe-network parameters. Journal of Hydraulic Engineering, 116(11), 1329-1344.

Cesario, A.L. and Davis, J.O. (1984). Calibrating water system models. Journal-American Water Works Association, 76(7), 66-69.

Cheng, M.Y. and Prayogo, D. (2014). Symbiotic organisms search: a new metaheuristic optimization algorithm. Computers & Structures, 139, 98-112.

Cheng, W. and He, Z. (2011). Calibration of nodal demand in water distribution systems. Journal of Water Resources Planning and Management, 137(1), 31-40.

Dini, M. and Tabesh, M. (2014). A new method for simultaneous calibration of demand pattern and Hazen-Williams coefficients in water distribution systems. Water Resources Management, 28(7), 2021-2034.

Do, N.C., Simpson, A.R., Deuerlein, J.W. and Piller, O. (2016). Calibration of water demand multipliers in water distribution systems using genetic algorithms. Journal of Water Resources Planning and Management, 142(11), 04016044.

El-Ghandour, H.A. and Elbeltagi, E. (2018). Comparison of five evolutionary algorithms for optimization of water distribution networks. Journal of Computing in Civil Engineering, 32(1), 04017066.

Ferreri, G.B., Napoli, E. and Tumbiolo, A. (1994). Calibration of roughness in water distribution

۵- فهرست نشانه‌ها

MAPE	معیار میانگین درصد خطای مطلق
DM	ضریب تقاضای آب
CHW	ضریب‌های زبری هیزن ویلیامز
Pr	فشار (m)
Fl	دبی جریان در لوله (L/s)
P0	جمعیت اولیه
GA	الگوریتم ژنتیک
IWO	الگوریتم بهینه‌سازی علف هرز مهاجم
ICA	الگوریتم رقابت استعماری
SA	الگوریتم تبرید شبیه‌سازی شده
S	دانه
T	شمار دفعات تکرار
GWO	الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری
d	بعد
NFE	تعداد ارزیابی تابع هدف
nVar	شمار متغیر تصمیم
SD	انحراف معیار استاندارد
CV	ضریب تغییرات
EPS	شبیه‌سازی دوره گسترده
P	احتمال
T	پارامتر کنترلی دما
F	تابع هدف
	نشانه‌های یونانی
σ	انحراف معیار
η	بازده
β	ضریب جذب
α	عامل کاهش دما
	زیرنویس‌ها
sim	شبیه‌سازی شده
obs	مشاهده‌ای
Emp	امپراطوری
p	شکار

۶- سپاسگزاری

پژوهشگران این تحقیق لازم می‌دانند از شرکت آب و

- Ormsbee, L.E. (1989). Implicit network calibration. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 115(2), 243-257.
- Ormsbee, L.E. and Wood, D.J. (1986). Explicit pipe network calibration. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 112(2), 166-182.
- Rajan, C.C.A. (2010). A solution to the economic dispatch using EP based SA algorithm on large scale power system. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 32(6), 583-591.
- Sabbaghpour, S., Naghashzadehgan, M., Javaherdeh, K. and Haddad, O.B. (2012). HBMO algorithm for calibrating water distribution network of Langarud city. *Water Science and Technology*, 65(9), 1564-1569.
- Sanz, G. and Pérez, R. (2015). Sensitivity analysis for sampling design and demand calibration in water distribution networks using the singular value decomposition. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 141(10), 04015020.
- Savic, D.A., Kapelan, Z.S., and Jonkergouw, P.M. (2009). Quo vadis water distribution model calibration?. *Urban Water Journal*, 6(1), 3-22.
- Walski, T.M. (1983a). Technique for calibrating network models. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 109(4), 360-372.
- Walski, T.M. (1983b). Using water distribution system models. *Journal-American Water Works Association*, 75(2), 58-63.
- Wéber, R. and Hős, C. (2020). Efficient technique for pipe roughness calibration and sensor placement for water distribution systems. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 146(1), 04019070.
- Xie, X., Zhang, H. and Hou, D. (2017). Bayesian approach for joint estimation of demand and roughness in water distribution systems. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 143(8), 04017034.
- Zanfei, A., Menapace, A., Santopietro, S. and Righetti, M. (2020). Calibration Procedure for Water Distribution Systems: Comparison among Hydraulic Models. *Water*, 12(5), 1421.
- Zeinolabedini Rezaabad, M., Ghazanfari, S. and Salajegheh, M. (2020). ANFIS modeling with ICA, BBO, TLBO, and IWO optimization algorithms and sensitivity analysis for predicting daily reference networks. In Proc. 2nd International Conference on Water Pipeline Systems, Vol. 1, 379-396.
- Giustolisi, O., Laucelli, D. and Colombo, A.F. (2009). Deterministic versus stochastic design of water distribution networks. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 135(2), 117-127.
- Goldberg, D.E. and Holland, J.H. (1988). Genetic algorithms and machine learning.
- Jaćimović, N., Stamenić, M., Kolendić, P., Đorđević, D., Radanov, B. and Vlačić, L. (2015). A novel method for the inclusion of pipe roughness in the Hazen-Williams equation. *FME Transactions*, 43(1), 35-39.
- Kapelan, Z.S., Savic, D.A. and Walters, G.A. (2007). Calibration of water distribution hydraulic models using a Bayesian-type procedure. *Journal of Hydraulic Engineering*, 133(8), 927-936.
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C.D. and Vecchi, M.P. (1983). Optimization by simulated annealing. *Journal of Science*, 220, 671-680.
- Koppel, T. and Vassiljev, A. (2009). Calibration of a model of an operational water distribution system containing pipes of different age. *Advances in Engineering Software*, 40(8), 659-664.
- Mehrabian, A.R. and Lucas, C. (2006). A novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization. *Ecological informatics*, 1(4), 355-366.
- Mirjalili, S., Mirjalili, S.M. and Lewis, A. (2014). Grey wolf optimizer. *Advances in engineering software*, 69, 46-61.
- Moghaddam, A., Rezaei, H., Ziaei, A. and Behzadian, K. (2019). The Application of Optimal Management System of Water Distribution Networks in the Calibration Process, 13(1), 89-100. (In Persian)
- Mora-Melia, D., Iglesias-Rey, P.L., Martinez-Solano, F.J. and Ballesteros-Perez, P. (2015). Efficiency of evolutionary algorithms in water network pipe sizing. *Water resources management*, 29(13), 4817-4831.
- Mousavi, S.M.R., Khoisheh, M., Ghamgsar, A. and Qalandari, M.J. (2016). Classification of sonar data using gray wolf optimization algorithm. *Electronic Industries Quarterly*, 7(1), 45-62. (In Persian)

evapotranspiration. Journal of Hydrologic Engineering, 25(8), 04020038.

