

DOI: 10. 20040/j. cnki. 1000-7709. 2023. 20230295

基于智能优化算法的农村供水管网水力参数反演

刘成荣¹, 郅志红¹, 吴鑫淼¹, 张红梅², 王伟哲³

(1. 河北农业大学城乡建设学院, 河北 保定 071001; 2. 河北省农村供水总站, 河北 石家庄 050011; 3. 保定市水利水电勘测设计院, 河北 保定 071001)

摘要: 管道的摩阻因数是供水系统设计计算、运行调度优化及故障诊断中的关键参数。为准确确定该参数, 提出了一种动态搜索烟花算法(dynFWA)耦合管网水力计算模型的管段摩阻因数智能反分析方法。将节点水压与摩阻因数的偏导关系作为节点灵敏度, 在改进遗传算法中以节点最大灵敏度之和最大为目标, 优化布置监测点; 基于优化后监测点处的水压监测值, 以水压监测值与计算值的最小二乘误差值为目标, 采用 dynFWA 算法反演各管段的摩阻因数。同时, 为验证 dynFWA 算法优化反演的性能, 对比分析了 dynFWA 算法及粒子群算法(PSO)反演摩阻因数的情况。结果表明, 在监测点优化前后摩阻因数反演值最大相对误差分别为 17.7%、0.7%, 证明了监测点选取的必要性和改进遗传算法进行监测点选取的优越性; 在监测点水压加入噪声的情况下, 基于 dynFWA 算法与 PSO 算法的摩阻因数反演结果最大相对误差分别为 9.67%、14.33%, 监测点处实际水压值与模拟水压值之间最大相对误差为 0.358%、0.655%, 证明了相较于 PSO 算法, dynFWA 算法在参数反演问题中具有更高的准确性。

关键词: 农村供水管网; 改进遗传算法; 动态搜索烟花算法; 监测点优化; 水力参数反演

中图分类号: TV134; TP18; S277.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-7709(2023)12-0109-04

1 引言

随着乡村振兴战略的实施和城乡一体化建设的推进, 我国农村集中供水率达到 88%, 供水管网已成为农村的生命线工程。在设计和运行过程中摩阻因数 C 的变化会直接影响管网运行状态, 进而影响管网供水保证率和供水质量。在管网摩阻因数辨别方面, KUOK K K 等^[1]通过测量和统计给出了实际管网中不同管材、运行时间的管道 Hazen-Williams 系数的变化过程; RAHMAN N A 等^[2]通过确定每个节点的非效益水和 Hazen-Williams 系数两个参数来校准管网水力模型, 并给出管道实际的 Hazen-Williams 系数取值范围; TYAGI D K 等^[3]提出了基于 GMDH 的 Hazen-Williams 系数反演方法, 并与 PSO 反演方法进行对比, 结果表明基于 GMDH 得到的反演值比基于 PSO 得到的反演值建立的水力模型精度高。“智慧水务”的高质量发展离不开数据的分析和挖

掘, 国内智能优化算法在输水管网中的应用刚刚起步, 而动态搜索烟花算法(dynFWA)作为一种新改进的基于群体智能的优化算法具有适用性广、收敛速度快等特点^[4-5], 故本文通过改进遗传算法优化监测点的布置, 提出基于 dynFWA 的管网摩阻因数反演方法, 基本思路是根据管道的材质、运行时间等信息对管道摩阻因数进行预估, 建立管网水力模型并计算节点水压值; 利用 dynFWA 随机搜索摩阻因数代入水力模型, 以监测点处水压计算值和模拟值的最小二乘误差最小为优化目标确定管网摩阻因数。

2 管网水力模型监测点选取

城市地区管网建设起步较早, 监测设备安装完备, 使用当前监测点即可以获得较全面的管网运行状况信息, 而农村地区管网线路长, 监测点少, 设置更少的监测点来获取更大的监测范围成为必需考虑的问题。本文基于管网水压监测点的压力值对 Hazen-Williams 的摩阻因数 C 进行反

收稿日期: 2023-02-02, 修回日期: 2023-03-22

基金项目: 河北省水利科技计划项目(2020-54)

作者简介: 刘成荣(1997-), 男, 硕士研究生, 研究方向为供水系统优化调度, E-mail: 840143036@qq.com

通讯作者: 郅志红(1969-), 男, 博士、教授, 研究方向为社会基础设施的健康监测等, E-mail: qiezhihong@163.com

演。由于监测点水压的代表性和准确性决定了反演量的准确性^[6]。WALSKI T M^[7]提出管网处于较小负荷时,水头损失和流量会偏小,监测点处水压值对摩阻因数的敏感度也较小,无法判断水力模型误差来源,所以在监测点选取时基于设计管网最大负荷时刻的水压和流量数据,在已有研究的基础上^[8-9],采用改进整数编码遗传算法优选水压监测点。

2.1 节点敏感度获取

根据连续性方程和能量方程可以得到节点灵敏度,节点灵敏度矩阵为节点压力 h 关于管道摩阻因数 C 的雅可比矩阵^[10],即:

$$\partial h / \partial C = (ABA^T)^{-1}AS \quad (1)$$

其中 $A(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{流向为 } j \rightarrow i \\ 0 & i, j \text{ 节点无连接} \\ -1 & \text{流向为 } i \rightarrow j \end{cases} \quad (2)$

$$B = \begin{pmatrix} q_1 / (1.852h_1) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & q_2 / (1.852h_2) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & q_m / (1.852h_m) \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$S = \begin{pmatrix} q_1 / C_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & q_2 / C_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & q_m / C_m \end{pmatrix} \quad (4)$$

式中, A 为 $n \times m$ 的矩阵; n 为节点数; m 为管段数; h 为节点水头; q 为节点流量, m^3/s 。

2.2 改进遗传算法的具体应用

传统遗传算法在工程应用中需要根据具体问题进行设置和改进,本文仅就遗传算法在农村供水管网水力参数反演中应用的关键问题进行说明。

(1)节点编码。对所有节点进行整数编码,染色体节点数目为监测点数目,随机抽取整数放入节点中组成染色体。

(2)适应度函数。为降低供水管网供水系统监测成本,管网水压监测点的选取应遵循更少的监测点数目和更大监测范围的原则。采取固定监测点数目的监测点优化选取方法,适应度函数为各节点的最大灵敏度之和,即:

$$f(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n_n} \max \left\{ \frac{\partial h_1}{\partial C_i}, \frac{\partial h_2}{\partial C_i}, \dots, \frac{\partial h_m}{\partial C_i} \right\} \quad (5)$$

式中, n 为监测点数目; n_n 为待反演的摩阻因数个数; m 为节点数。

(3)交叉、变异操作。监测点编号为带序号的整数,监测点布置优化问题应使用整数优化型遗传算法。在遗传算法的交叉、变异过程中会引起编号的重复和混乱,采用改进方法进行染色体的交叉操作,即将 1 号染色体交叉点前各节点基因与 2 号染色体比较,去除 2 号染色体中与 1 号染色体交叉点前相同的部分,其余节点基因依次向前排序,1 号染色体交叉点后的部分由 2 号染色体从前向后顺序排列直到将 1 号染色体补充完整。

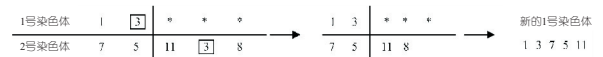


图 1 染色体交叉操作示例

Fig. 1 Example of chromosome crossing operation

在输水管网监测点优化选取问题中,为避免陷入局部最优,同时保证基因编码不重复,先在所有基因中去除待变异染色体中的基因,然后在染色体中随机选取两处变异节点,从去除待变异染色体基因后的基因中随机选取两个替换到染色体变异节点处,完成变异操作。

3 基于动态搜索烟花算法的摩阻因数反演

烟花算法(FWA)^[11]的基本原理是对烟花爆炸过程的模拟,烟花爆炸过程被视为问题求解的过程,产生的火花视为问题的解,经过在解空间搜索获得最优解。动态搜索烟花算法(dynFWA)是删除了高斯变异过程,并根据当前所产生火花(解)的适应度的优劣来决定是否改变烟花爆炸振幅和火花数目(求解范围和求解数量)^[12]。对于适应度较高的火花,通过减小下一次爆炸振幅、增加产生火花数目来使收敛加速;对于适应度较低的火花则增大爆炸振幅、减少火花数目来扩大搜索范围,从而达到提高搜索效率的目的。

3.1 初始化

设初始火花数目为 N 。每个初始火花在给定空间内随机选取一个位置 X_j 作为初始位置, C 值与火花的位置 X_j 相对应,即 $X_j = C_j$ 。维度为 D , 维度 D 应与待反演量 C 的维度相同。

3.2 爆炸过程

爆炸过程所产生的火花数目为 S_i , 核心烟花为适应度较高的火花,下一次爆炸会在很小的半振幅内产生更多的火花。非核心火花振幅为 A_i , 为提高效率,下一次爆炸振幅计算公式为:

$$f(X_i) = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (H_s - H_f)^2 \quad (6)$$

式中, $f(X_i)$ 为适应度函数,以各监测点处水压监测值与计算值的平均二乘误差的负值表示,误差越小适应度越好; n 为监测点个数; H_i 为监测点处真实水压值, m ; H_f 为反演得到的 C 值计算出的监测点处水压值, m 。

3.3 映射过程

当新产生的火花不在给定范围内时,新产生的火花会遵循如下规律重新均匀分布到允许的范围内,即:

$$\bar{x}_j^k = X_{\min}^k + \text{rand}(X_{\max}^k - X_{\min}^k) \quad (7)$$

式中, \bar{x}_j^k 为映射后火花的位置; X_{\max}^k 、 X_{\min}^k 分别为火花允许范围的上、下限。

3.4 适应度函数

通过 dynFWA 算法对管网摩阻因数进行反演,以水压监测值与计算值的最小二乘误差值趋近于 0 为目标,将节点水压法进行编程一并放入适应度函数计算节点水压值。适应度较高的火花被选为下一次爆炸的起点,剩余的烟花则进行随机选择。在达到最大迭代次数或满足收敛精度时停止。

4 算例分析

以承德市某山区农村供水工程为例验证方法的可行性。该村镇由 3 个自然村组成,供水系统包括 1 个水厂、86 个节点、87 段管道,管道总长 6.4 km。所有供水管道均采用聚乙烯塑料管,管径分别为 DN225、DN160,水厂处水头为 33.71 m。

4.1 监测点优化选取

采用改进遗传算法对管网监测点进行优化布置,考虑到农村管网的规模和安装测压设备的经济性,为尽可能全面地反映管网的水压变化,选取的监测点数量为 3,群体规模为 100,最大迭代次数为 20,交叉率为 0.9,变异率为 0.1,适应度函数为式(5)。通过改进遗传算法优选的监测点位置为节点 1、3、7。为证明监测点优选的必要性,按照监测点选取尽量在干管和水力最不利点的原则,人工选择监测点位置为 3、28、85,三个节点对应位置见图 2。

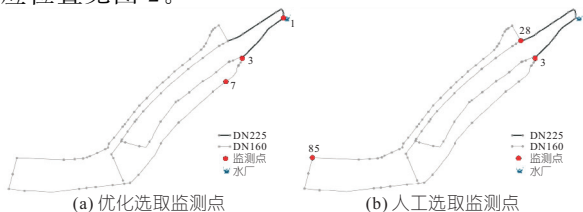


图 2 监测点位置示意图

Fig. 2 Schematic diagram of monitoring points location

4.2 管网 Hazen-Williams 系数反演

由于实际管网管道数目众多,管网 Hazen-Williams 系数反演首先要进行管网分区。算例中管网为统一施工埋设,将管道按照性质(铺设时长、管材、管径)进行分组,假设 DN225 管径管道摩阻因数为 C_1 ,DN160 管径管道摩阻因数为 C_2 。dynFWA 参数设置为初始烟花数目 10,爆炸振幅 40,最大与最小振幅系数分别为 1.2、0.9,爆炸产生火花数为 150,最大与最小火花产生系数分别为 0.8、0.04,最大迭代次数 400。将实际监测点处水压值代入 dynFWA 中,输出 C 值并得到监测点处水压模拟值,运行结果见表 1、2。

表 1 人工选取和优化布置监测点的管网反演计算结果

Tab. 1 Pipe network inversion calculation results of manually arranged and optimized arrangement of monitoring points

监测点性质	监测点	节点水头/m		C_1		C_2	
		模拟值	实际值	反演值	实际值	反演值	实际值
人工选取	3	32.339 0	32.403 5	156.163 7	150	115.272 7	140
	28	32.326 2	32.438 7				
	85	31.474 6	31.783 2				
优化布置	1	32.828 4	32.828 5	149.893 4	150	139.917 3	140
	3	32.403 1	32.403 5				
	7	32.193 3	32.193 7				

表 2 监测点处水压误差

Tab. 2 Water pressure error at monitoring points

人工选取监测点	绝对误差/m	相对误差/%	均方误差/ m^2	优选监测点	绝对误差/m	相对误差/%	均方误差/ m^2
28	0.112 5	0.346 8		3	0.000 4	0.001 2	
85	0.308 6	0.971 0		7	0.000 4	0.001 2	

由表 1、2 可知,在理想工况下,人工选取监测点时, C_1 、 C_2 相对误差分别为 4.11%、17.67%,监测点处水压模拟值与实际值最大绝对误差为 0.308 6 m,最大相对误差为 0.971 0%,最大均方误差为 0.037 35 m^2 。监测点优化布置后, C_1 、 C_2 相对误差分别为 0.71%、0.06%,监测点处水压模拟值与实际值最大绝对误差为 0.000 4 m,最大相对误差为 0.001 2%,最大均方误差为 $1.1 \times 10^{-7} m^2$ 。对比可知,管网监测点优化布置在管网参数反演中时必不可少,同时 dynFWA 表现出良好的寻优能力。

4.3 稳定性验证

考虑到管网运行过程中不同时段的水量不同,为验证该方法的稳定性和优越性,采用 PSO 算法进行对比分析。对监测点处实际水压值随机加入 $\pm 0.3 m$ 范围内噪声变化来模拟实际用水情况。由于随机值不同,算法每次运行结果也略有不同,为保证结果的准确,每种方法运行三次,对三次结果中的监测节点处水压误差、 C 值与运行时间取平均值。计算结果见表 3、4。

表 3 基于 dynFWA 的管网反演计算结果
Tab. 3 Pipe network inversion calculation results based on dynFWA

C_1		C_2		运行 时长/s
反演值	实际值	反演值	实际值	
135.501 0	150	142.441 6	140	294

表 4 基于 PSO 的管网反演计算结果
Tab. 4 Pipe network inversion calculation results based on PSO

C_1		C_2		运行 时长/s
反演值	实际值	反演值	实际值	
124.701 5	150	131.697 4	140	438

在 dynFWA 和 PSO 反演得到的 C 值基础上,计算监测点水压,误差见表 5。

表 5 监测点处水压误差

Tab. 5 Water pressure error at monitoring point

监测 点	dynFWA			PSO		
	绝对 误差/m	相对 误差/%	均方 误差/ m^2	绝对 误差/m	相对 误差/%	均方 误差/ m^2
1	0.117 6	0.358	0.063 4	0.215 0	0.655	0.109 1
3	0.079 1	0.244		0.208 5	0.644	
7	0.052 9	0.164		0.197 7	0.614	

计算结果表明,dynFWA 得到 C_1 、 C_2 相对误差分别为 9.67%、1.744%,监测点处水压实际值和模拟值之间最大绝对误差为 0.117 6 m,最大相对误差为 0.358%,均方误差为 0.063 4 m^2 ,运行时长为 294 s。PSO 算法求得 C_1 、 C_2 相对误差分别为 17.33%、5.931%,监测点处水压实际值和模拟值之间最大绝对误差为 0.215 0 m,最大相对误差为 0.655%,均方误差为 0.109 5 m^2 ,运行时间为 438 s。从监测点水压误差和 C 值相对误差来看,dynFWA 算法具有更高的准确性;从运行时间来看,dynFWA 表现出更高的搜索效率。

5 结论

a. 改进后的遗传算法适用于监测点优化等组合优化问题,新型交叉、变异操作无需修复算子,提高了遗传算法的优化效率。

b. 监测点优化布置前后管网中管道的摩阻因数反演值的最大相对误差分别为 17.67%、0.71%,说明监测点的优化布置提高了摩阻因数反演结果的准确性。

c. 在加入噪声后对算法准确性验证,通过与

PSO 算法进行管网摩阻因数反演的结果准确性和效率对比,说明动态搜索烟花算法收敛快,在农村供水管网参数反演的过程中表现出较强的寻优能力,为管网参数反演提供了一种可行的方法。

参考文献:

- [1] KUOK K K, CHIU P C, TING D. Evaluation of "C" values to head loss and water pressure due to pipe aging: case study of uni-central sarawak[J]. Journal of water resource and protection, 2020, 12(12): 1077-1088.
- [2] RAHMAN N A, MUHAMMAD N S, ABDULLAH J, et al. Model performance indicator of aging pipes in a domestic water supply distribution network[J]. Water, 2019, 11(11): 2378.
- [3] TYAGI D K, MAJUMDER M, KANT C, et al. Estimation of hazenwilliams's constant for a residential water distribution network; GMDH and PSO approach[J]. International journal of engineering & technology, 2018, 7: 92.
- [4] 窦思齐, 李俊杰, 康飞. 基于混合烟花算法的闸墩等效预应力状态智能反演[J]. 水电能源科学, 2022, 40(6): 158-162.
- [5] 张进, 牛志伟, 齐慧君, 等. 基于烟花算法的重力坝坝基模量在线反演分析[J]. 水电能源科学, 2021, 39(1): 96-100.
- [6] 郗志红. 大坝安全监测资料正反分析的智能软计算方法及其应用[D]. 天津: 天津大学, 2005.
- [7] WALSKI T M. Management in the 21st Century || model calibration data: the good, the bad, and the useless[J]. Journal-american water works association, 2000, 92(1): 94-99.
- [8] 王伟哲, 郗志红, 刘美侠, 等. 基于改进遗传算法的供水管网故障监测点布置优化[J]. 水力发电学报, 2012, 31(1): 15-19, 37.
- [9] 刘国栋, 张红梅, 郗志红, 等. 基于 LCC 的农村供水管网多目标遗传优化[J]. 水电能源科学, 2021, 39(10): 140-143.
- [10] 杜坤. 供水管网水力模型校验与漏损定位研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2014.
- [11] TAN Y, ZHU Y. Fireworks algorithm for optimization[C]// Berlin: springer, 2010: 355-364.
- [12] ZHENG S, JANECEK A, LI J, et al. Dynamic search infireworks algorithm[C]// 2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Beijing, China, 2014: 3222-3229.

(下转第 77 页)

型无降雨输入的空白,实现模型参数“由静到动”,丰富了算法种群,可有效避免参数过早收敛,无需配合其他水文模型便可高效完成预报应用,具有一定的推广性。

b. 基于本文模型改进思路,可进一步探索思考配合其他搜索算法、挖掘更多的影响因素完善模型应用。

参考文献:

- [1] 赵人俊. 时变线性系统流域汇流模型[J]. 水文, 1991(4):22-24.
- [2] 岳丽丽,李致家,贾静. 时变线性汇流模型在半湿润半干旱地区的应用[J]. 水电能源科学, 2016, 34(12):46-48,14.

- [3] 陶春华,时焱红,王甫志. 基于机器学习的来水预报多模型对比应用[J]. 水力发电, 2021, 47(11):15-19.
- [4] 孙启,许吉龙,王朋,等. 改进灰色一产汇流耦合模型在无资料地区径流预报中的应用[J]. 水电能源科学, 2021, 39(11):44-47.
- [5] 覃建明,陈洋波,李明亮,等. 河道数据对流溪河模型预报中小河流洪水的影响[J]. 人民长江, 2018, 49(12):23-29.
- [6] SHAHVERDI KAZEM, TALEBMORAD HOSSEIN, TSAKIRIS G. Automating HEC-RAS and linking with particle swarm optimizer to calibrate manning's roughness coefficient[J]. Water resources management, 2023, 37(2):975-993.
- [7] 张浩,沈继红,张铁男,等. 一种基于混沌映射的粒子群优化算法及性能仿真[J]. 系统仿真学报, 2008(20):5462-5465,5470.

Application of Improved Time-varying Linear Confluence Model in Flood Forecasting

BAI Liu-xing¹, SHI Yan-hong², WANG Jian-hua¹, WANG Fu-zhi³, TAO Chun-hua³
 (1. CHN Energy Dadu River Basin Hydropower Development Co., Ltd., Chengdu 610041, China;
 2. Sichuan Xinneng Project Consulting Co., Ltd., Chengdu 610041, China;
 3. CHN Energy Dadu River Big Data Service Co., Ltd., Chengdu 610041, China)

Abstract: From the objectives, variables and relations of the time-varying linear confluence model, it can be seen that the model has some constraints such as static parameters and the inability to consider the influence of interval runoff, and there are significant defects in the application of flood prediction. Therefore, the time-varying linear confluence model is improved by combining the chaotic mapping with the rich model to solve the diversity and adding the influence operator to replace the interval runoff. Using the measured runoff data of Maoergai Hydropower Station in the Heishui River basin for many years, and taking the forecast process, flood volume, flood peak and peak time as the evaluation index, the application analysis of the improved time-varying linear confluence model is carried out. The results show that the overall prediction qualification rate of the improved model is increased by 9.13%, and the certainty coefficient is increased by 0.25, which expands the reliability and practicability of the application of the time-varying linear confluence model.

Key words: interval runoff impact; static parameters; time-varying linear confluence model; tent chaotic mapping; improvement; flood forecasting

 (上接第 112 页)

Inversion of Hydraulic Parameters of Rural Water Supply Network Based on Intelligent Optimization Algorithm

LIU Cheng-rong¹, QIE Zhi-hong¹, WU Xin-miao¹, ZHANG Hong-mei², WANG Wei-zhe³
 (1. College of Urban and Rural Construction, Agriculture University of Hebei, Baoding 071001, China;
 2. Head Office of Rural Water Supply, Shijiazhuang 050011, China; 3. Baoding Survey and Design Institute of Water Conservancy and Hydropower, Baoding 071001, China)

Abstract: The friction factor of pipeline is a key parameter in the design calculation, operation scheduling optimization and fault diagnosis of water supply system. In order to determine this parameter accurately, an intelligent back-analysis method of pipe section friction factor based on dynamic search fireworks algorithm (dynFWA) coupled with hydraulic calculation model of pipe network was proposed. The partial derivative relationship between node water pressure and friction factor was taken as the node sensitivity. In the improved genetic algorithm, the maximum sum of node maximum sensitivity was taken as the goal to optimize the layout of monitoring points. Based on the optimized water pressure monitoring value at the monitoring point, the dynFWA algorithm was used to inverse the friction factor of each pipe section with the objective of minimizing the average double error between the water pressure monitoring value and the calculated value. In order to verify the inversion performance of dynFWA algorithm, the inversion of friction factor by dynFWA algorithm and particle swarm optimization (PSO) algorithm were compared. The results show that the maximum relative errors of the inverse value of the friction factor are 17.7% and 0.7% before and after the optimization of the monitoring points, which proves the necessity of the monitoring point selection and the superiority of the improved genetic algorithm for the monitoring point selection. Under the condition that the water pressure at the monitoring node is added to noise, the relative errors of the friction factor inversion results based on the dynFWA algorithm and the PSO algorithm are 9.67% and 14.33% respectively, and the maximum relative errors between the actual water pressure value and the simulated water pressure value at the monitoring point are 0.358% and 0.655%, which proves that the dynFWA algorithm has higher accuracy in the parameter inversion problem compared with the PSO algorithm.

Key words: rural water supply network; improved genetic algorithm; dynamic search fireworks algorithm; monitoring point optimization; inversion of hydraulic parameters