

基于多目标进化和逻辑回归的供水管网水质传感器优化布置

王宏玉^{1,2}, 徐 腾^{1,2}, 鲁春辉^{1,3,4}, 谢一凡^{1,2}, 叶 逾^{1,2}, 杨 杰^{1,4}

(1. 河海大学水灾害防御全国重点实验室, 江苏 南京 210098; 2. 河海大学水利水电学院, 江苏 南京 210098;
3. 河海大学长江保护与绿色发展研究院, 江苏 南京 210098; 4. 河海大学水文水资源学院, 江苏 南京 210098)

摘要:针对利用有限传感器监测数据无法高效识别供水管网中污染事件的问题,提出一种基于多目标进化算法(MOEA)和逻辑回归模型(LRM)优化供水管网水质传感器布置的方法——MOEA-LRM 算法,并通过 Anytown 和 Fosspoly1 管网系统对该算法进行了验证。MOEA-LRM 算法以最小化传感器数量、平均和最坏情况冲击风险为主要目标构建 MOEA 算法的数学模型以实现 Pareto 均衡,从而降低对管网系统带来的风险;在此基础上,MOEA-LRM 算法再利用 LRM 筛选出传感器的最优布局,进一步提高管网全域内污染源识别的准确性。验证结果表明,该方法确定的最佳传感器布置方案能够较准确地保证管网全域内识别污染源的准确性,降低外源性突发水污染事件对用户的影响。
关键词:供水管网;多目标进化算法;逻辑回归模型;水质传感器优化布置

中图分类号:TV213 文献标志码:A 文章编号:1004 - 6933(2025)01 - 0198 - 07

Optimization of water quality sensor placement in water distribution networks based on multi-objective evolutionary algorithm and logistic regression//WANG Hongyu^{1,2}, XU Teng^{1,2}, LU Chunhui^{1,3,4}, XIE Yifan^{1,2}, YE Yu^{1,2}, YANG Jie^{1,4}(1. The National Key Laboratory of Water Disaster Prevention, Hohai University, Nanjing 210098, China; 2. College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China; 3. Yangtze Institute for Conservation and Development, Hohai University, Nanjing 210098, China; 4. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: For the efficient identification of pollution events in water distribution networks using limited sensor monitoring data, we propose the MOEA-LRM algorithm as a method for optimizing the water quality sensor layout of water supply networks by integrating a multi-objective evolutionary algorithm (MOEA) with a logistic regression model (LRM). The effectiveness of this approach is demonstrated through its application to the Anytown and Fosspoly1 pipe network systems. The MOEA-LRM algorithm aims to minimize the number of sensors, as well as the average and worst-case impact risk, by constructing a mathematical model using the MOEA algorithm that achieves Pareto equilibrium within a pipe network system. Based on this premise, the MOEA-LRM algorithm leverages the LRM to efficiently screen and identify the optimal sensor layout, thereby enhancing the accuracy of contamination source identification across the entire network. The results illustrate that this approach consistently identifies an optimal sensor configuration that ensures accurate identification of the source of contamination throughout the pipe network and effectively reduces the impact of exogenous water pollution incidents on users.

Key words: water distribution network; multi-objective evolutionary algorithm; logistic regression model; water quality sensor deployment optimization

供水管网是保证人类日常生活用水的基础,但由于其所处地下环境的特殊性以及自身结构的复杂性,常具有易受污染攻击、难以监控、高污染风险等特点^[1-3]。因此,利用水质传感器监测供水管网中的水质情况能够帮助决策者及时发现管网中异

常的水质现象,并为溯源污染提供数据信息支持,这对于保证水安全非常必要且意义重大^[4-6]。然而,由于受到管网结构属性和传感器购买、安装及维修成本等因素的制约,难以在每个管网节点都布置传感器^[7-9]。因此,如何实现传感器的最优布局,利用有

基金项目:国家自然科学基金面上项目(42377046)
作者简介:王宏玉(2000—),女,硕士,主要从事水环境数值模拟研究。E-mail:3559923114@qq.com
通信作者:徐腾(1985—),男,教授,博士,主要从事水环境数值模拟研究。E-mail:teng.xu@hhu.edu.cn

限的传感器保证管网内部水质质量,是相关领域研究的热点问题。目前,该问题属于多项式复杂程度的非确定性问题 (non-deterministic polynomial problem),无法直接求得精确解,只能通过约束条件得到近似最优解^[10-11]。

近几十年来,解决传感器优化布置问题的方法可总结为基于意见的方法、基于规则的方法、基于优化的方法以及基于理论的方法^[1]等四类,其中,基于优化的方法具有客观性强、适用性广且计算精度高等优势,因而得到了较为广泛的应用。根据目标变量的数量,基于优化的方法又可分为单目标方法和多目标方法^[12]。Watson 等^[13]研究表明,考虑多个目标因素比仅用单个目标优化传感器布局更能降低水污染事件给用户带来的风险。吴小刚等^[14]利用基本粒子群算法和遗传算法相结合的优化方法求解水质传感器选址问题,并给出了不同污染条件下传感器节点坐标的累计分布函数图,以供决策者参考。Emmerich 等^[15]指出,进化算法特别适合求解多目标优化中的组合和非凸性问题,且不会受到目标函数和参数数量的影响。吉瑞博等^[16]和 Ponti 等^[17]分别证明了多目标遗传算法和多目标进化算法 (MOEA)在传感器优化布置问题上的有效性,并指出进化算法在超容量和覆盖率方面优于遗传算法。

基于优化的方法一般只能提供几组满意解,还需通过其他手段进一步选择最佳方案^[18-19]。目前基于优化的方法中缺少以考虑溯源污染物为主要影响因素的方法,而溯源污染物又与水质传感器的优化布置之间有直接关系。通过水质传感器的观测数据可以反演溯源污染物各信息参数,观测数据包含溯源污染物的有用信息越多,越有利于确定溯源污染物的参数^[20]。逻辑回归模型 (LRM) 是应用于分

类预测和估计任务的机器学习算法,可以以较小的计算成本对供水管网中污染物的注入位置进行初步估计^[21]。Liu 等^[22]指出 LRM 不仅可以预测某一节点为污染源的概率,还可以帮忙定位传感器的位置。

因此,在基于优化方法的基础上,本文以溯源污染物为最终目的,利用 LRM 进一步筛选满意解集,以最小化传感器的数量、平均和最坏情况冲击风险并保证识别污染源位置的准确性为目标,提出 MOEA-LRM 算法,以解决供水管网水质传感器优化布置的问题。

1 基本原理

1.1 传感器优化布置流程

采用 MOEA-LRM 算法优化传感器布置,流程如图 1 所示。

MOEA-LRM 算法是一种基于多目标进化算法和逻辑回归模型的供水管网水质传感器优化布置方法,利用在 MATLAB 中使用传感器放置工具包 (S-PLACE)^[23] 和 EPANET-Matlab-Toolkit (EM-Toolkit)^[24],通过 MOEA 求解最小化传感器数量、平均和最坏情况冲击风险下的 Pareto 解集^[25];然后基于 LRM 筛选 Pareto 解集并计算识别污染源的准确性,进一步确定最佳传感器布局方案。S-PLACE 和 EM-Toolkit 都是在 Matlab 中使用 EPANET 软件库进行编码来模拟供水管网中的污染场景,然后再分别基于多组污染场景数据集训练 MOEA 和 LRM。

1.2 多目标优化模型的建立

多目标优化过程在 S-PLACE 中进行,主要包括场景构建模块、事件模拟模块、影响矩阵计算模块和传感器放置模块四部分。

a. 根据管网结构属性构建污染场景,并使用

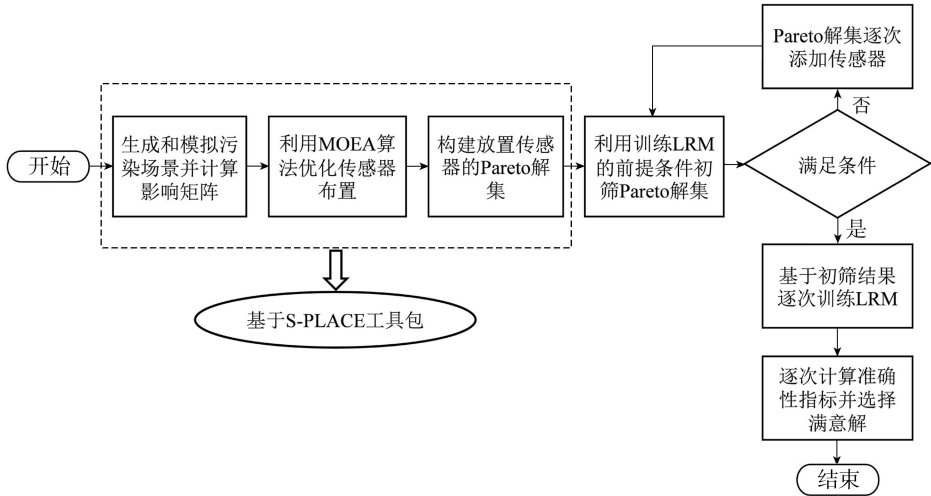


图 1 传感器优化布置流程

Fig. 1 Flow chart of sensor optimization placement

EPANET 模拟水力水质情况^[26],得到污染状态向量 z_t :

$$z_{t+1} = A(t;p_z)z_t + \varphi(p_z,p_\varphi) \quad (1)$$

式中: z_t 为时间 t 时污染物的浓度状态向量; p_z 为水力学参数集; $A(t;p_z)$ 为时间 t 时的状态矩阵,取决于供水管网自身的拓扑结构以及水力学参数集,是随时间变化的物理量; $\varphi(p_z,p_\varphi)$ 为污染物属性; p_φ 为污染物参数集。污染场景包括污染入侵可能的位置、浓度、开始时间和结束时间。由于在实际管网系统中污染的发生是随机的,污染场景数越多,传感器优化布局结果越准确且贴合实际。因此,本文通过模拟大量污染场景来分析管网中可能的污染情况。

b. 基于 z_t ,计算总体影响矩阵 Ω 来表示管网中总体污染影响情况,维度为 $N_p \times N_s$, N_p 为总污染场景数,等于管网总节点数乘以总模拟时间(包括节点、水库等); N_s 为可能的传感器数量。每个污染场景每个传感器下污染影响的计算公式为

$$h_{i+1} = h_t + f_h(z_t;p_h) \quad (2)$$

式中: h_t 为时间 t 时的污染水消耗量; f_h 为污染影响增加的非负函数; p_h 为影响参数集(如每人每天的平均污染水消耗量)。在第 i 个污染场景下所产生的污染影响将在第 j 个传感器节点被聚合。因此利用式(2)计算在该传感器位置处污染水的消耗量,其中, $i \in N_p, j \in N_s$,污染水消耗量记为 $\Omega_{(i,j)}$,依次类推,所有污染场景在可能的传感器位置处污染水的总消耗量为 Ω 。

c. 利用 MDEA 优化传感器布置,相应的函数表达式如下:

$$Y = \underset{X \in \{1,0\}^{N_s}}{\operatorname{argmin}} \{F_0(x), F_1(x;\Omega), F_2(x,\Omega)\} \quad (3)$$

式中: Y 为因变量,即传感器的布置方案; argmin 为最小化参数值; X 为可能的传感器数量集; x 为是否安装传感器; F_0 为传感器的数量; F_1 为估计的平均冲击风险; F_2 为估计的最坏情况冲击风险。通过聚合所有污染场景在每个传感器位置处污染水的消耗量即 Ω (基于式(1)(2)计算得出),以最小化传感器的数量、平均和最坏情况冲击风险来求解传感器优化布置问题的满意解。其中, F_1 和 F_2 的冲击风险分别指所有污染场景下污染水的平均和最大消耗量。

1.3 LRM 的建立

通过多目标优化方法求得传感器优化布置的一组 Pareto 解集后,再通过 LRM 进一步筛选 Pareto 解集,该过程在 EM-Toolkit 中进行,主要包括模型构建、数据库构建和性能评估三部分。

1.3.1 模型构建

LRM 需要建立每个管网节点与传感器观测值之间的函数关系,以估计特定污染场景下每个管网节点为污染物注入位置的可能性。由于每个管网节点每个测量时间步长下传感器的观测值都是动态变化的,所以需要搭建的 LRM 总数为管网节点总数乘以总测量时间步长数。 t 时刻节点 i 的 LRM 表述如下:

$$\pi_{it} = \log(p_{it}/(1 - p_{it})) = \log\{p(A_i | C_{1t}, C_{2t}, \dots, C_{Nt})/[1 - p(A_i | C_{1t}, C_{2t}, \dots, C_{Nt})]\} = \alpha_{0i,t} + \alpha_{1i,t}C_{1t} + \alpha_{2i,t}C_{2t} + \dots + \alpha_{Ni,t}C_{Nt} \quad (4)$$

式中: p_{it} 为 t 时刻节点 i 为污染物注入位置的概率; A_i 为污染物通过节点 i 进入管网系统; $C_{1t}, C_{2t}, \dots, C_{Nt}$ 为 t 时刻 N 个传感器的观测值; $\alpha_{0i,t}, \dots, \alpha_{Ni,t}$ 为 t 时刻节点 i 的回归系数,通过极大似然法求得。则 t 时刻节点 i 是污染源的概率如下:

$$p_{it} = p(A_i | C_{1t}, C_{2t}, \dots, C_{Nt}) = \exp \pi_{it}/(1 + \exp \pi_{it}) \quad (5)$$

1.3.2 数据库构建

LRM 需要基于传感器数据集进行训练,因此需要更多的污染场景。为了降低计算成本,设置 3000 个模拟污染场景,总模拟时间为 2.5 h,水力时间步长为 1 h,水质时间步长为 1 min,污染物的参数在可允许范围(表 1)内按均匀分布的形式随机选取。此外,为了正常训练 LRM,每个污染场景至少包括一个非零传感器观测值。

表 1 训练逻辑回归模型所需污染源参数的允许范围

Table 1 Allowable ranges of contamination source parameters required for training LRM				
供水管网	位置	注入开始时间/h	持续时间/h	释放速率/(mg/L)
Anytown	Anytown 所有节点(1~19)	0~2.5	0.33~1.5	10~150
Fosspoly1	Fosspoly1 所有节点(1~37)	0~2.5	0.33~1.5	10~150

1.3.3 性能评估

为了评估 LRM 以及 Pareto 解集的性能,设置准确性 A 和准确性 B 等 2 个评估指标。对于每个备选方案,假设在每个管网节点逐次释放同属性的污染物,并逐次估计相应的候选源节点,共计 19 个情景。定义①准确性 A 为识别到真实污染物的情景数与总情景数之比;②准确性 B 为确定的候选源节点数小于管网总节点一半的情景数与总情景数之比。值得注意的是,分子中的情景数是在识别到真实污染物的情景数中进一步确定的。

1.4 混合方法检验

为了验证 MOEA-LRM 算法的可靠性和准确性,

基于 MOEA-LRM 算法确定的传感器布局方案,在某一特定污染场景下,利用 LRM 确定最可能的候选源节点。同时,设置敏感性(TPR)和特异性(TNR)两个指标来量化 LRM 识别污染源的性能:①敏感性是对于某一特定污染场景,真实污染源节点被正确识别的数量占总真实污染源节点数量的比例,敏感性越大说明识别真实污染物的能力越强。②特异性是对于某一特定的污染场景,非真实污染源节点被正确识别的数量占总非真实污染源节点数量的比例,特异性越大说明识别非真实污染物的能力越强。

2 实例分析

2.1 Anytown 管网

选用经典管网 Anytown^[27]作为研究案例一,如图 2 所示。Anytown 管网是参考 EM-Toolkit 案例中的合成数据建立的,包括 16 个节点、35 个管道、1 个水泵和 3 个水库。Anytown 管网中的水流方向会随着时间的发生改变,故图 2 只标注了初始时刻管道中水流的方向。MOEA 的参数设置如下:总模拟时间为 48 h,污染场景为 912 个,种群规模为 1 000,进化代数为 100,Pareto Fraction 为 0.7,考虑 1~10 个传感器数量下的布局方案;LRM 的参数设置如下:学习率为 1,正则项系数为 0.2,最大迭代次数为 500。

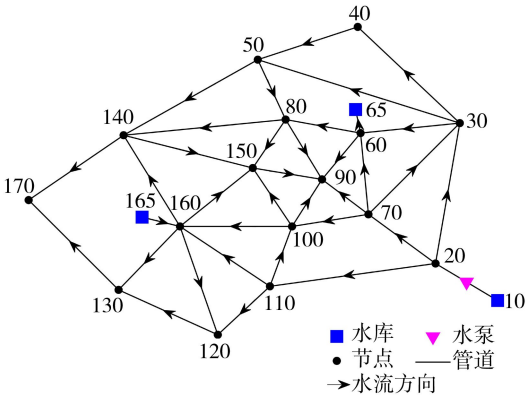


图 2 Anytown 管网拓扑结构

Fig.2 Topological structure of water distribution network of Anytown

a. 利用 MOEA 确定满足条件的 Pareto 解集。通过设置不同传感器的数量解决优化问题,得到不同传感器数量下两个冲击风险的均值变化,如图 3 所示。从图 3 可以看出,两个冲击风险的均值都随

着传感器数量的增多而逐渐降低,但当传感器数量大于 6 时,每增加 1 个传感器最坏情况冲击风险的均值变化非常缓慢,表明传感器的数量最多不宜超过 6 个,再增加传感器不会对最后的结果有明显的改变。因此选择 1~6 个传感器下的 Pareto 解集作为备选方案。

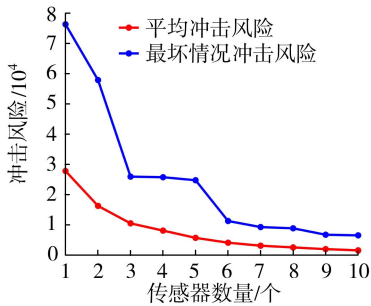


图 3 Anytown 管网传感器数量与冲击风险均值曲线

Fig.3 Mean curve of number of sensors and impact-risk in Anytown network

b. 使用 LRM 筛选备选方案。第一步根据训练 LRM 的前提条件初筛备选方案;第二步基于初筛的结果,逐次训练 LRM 并计算两个准确性指标。满足条件的解决方案及其目标函数值和两个准确性指标结果如表 2 所示。

由表 2 可以看出,3 个方案的两个准确性指标都相等,说明 LRM 确定的真实污染物的候选源节点数总是小于管网总节点数的一半,且方案Ⅲ比方案Ⅰ和Ⅱ的目标度量低且准确性高。虽然方案Ⅲ中目标 3 的函数值较方案Ⅱ低,但方案Ⅱ和方案Ⅲ中的准确性和目标 2 的数值相差不大。同时考虑传感器成本问题,综合各条件,确定方案Ⅱ为最终解决方案,这些节点的空间分布如图 4 所示。基于方案Ⅱ中传感器的布局方式,假设有一惰性污染物从节点 70 进入 Anytown 管网系统,利用 LRM 确定了两个可疑节点(节点 60 和节点 70)。计算得到的敏感性和特异性分别为 100%和 94.44%,说明该传感器布局条件下可以准确地筛选污染源节点和非污染源节点,有助于决策者及时响应污染事件。

2.2 Fossopoly1 管网

选用意大利真实管网系统 Fossopoly1 作为研究案例二,如图 5 所示。Fossopoly1 管网也是 EM-Toolkit 中的一个案例,包括 36 个节点、1 个水库和 58 条管道。

表 2 Anytown 管网模拟逻辑回归模型的结果

Table 2 The results of simulating LRM in Anytown network

方案	传感器	目标 1(F_0)/个	目标 2(F_1)	目标 3(F_2)	准确性 A/%	准确性 B/%
Ⅰ	20,90,100,170	4	8 672.45	25 651.50	59.65	59.65
Ⅱ	20,80,90,100,170	5	5 788.75	24 843.00	77.19	77.19
Ⅲ	20,80,90,100,140,170	6	4 185.70	11 361.00	82.46	82.46

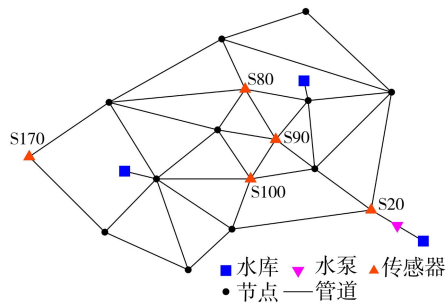


图 4 Anytown 管网传感器布置空间分布
Fig. 4 Spatial distribution of sensor layout in Anytown network

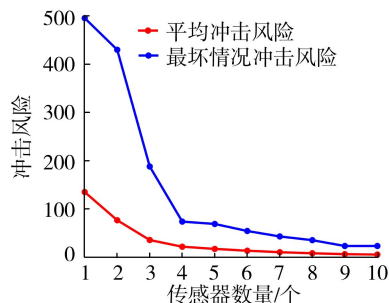


图 6 Fossopoly1 管网传感器数量与冲击风险均值曲线
Fig. 6 Mean curve of numbers of sensors and impact-risk in Fossopoly1 network

再次进行初步筛选,经验证加入传感器 28 是有效的。基于最后的初筛结果,逐次训练 LRM 并计算两个准确性指标,满足条件的解决方案及其目标函数值和两个准确性指标如表 3 所示,这里目标 2 和目标 3 对应的数值不包含节点 28。

由表 3 可以看出,3 个方案的两个准确性指标都相等,说明 LRM 确定真实污染物的候选源节点数也都小于管网总节点数的一半,但方案Ⅲ比方案Ⅰ和Ⅱ的目标函数值低且准确性高很多,因此,选择方案Ⅲ为最终的解决方案。节点的空间分布如图 7 所示。基于方案Ⅲ中传感器的布局方式,假设有一惰性污染物从节点 10 进入 Fossopoly1 管网系统,利用 LRM 确定了 3 个候选源节点(节点 1、节点 10 和节点 31)。计算得到的敏感性和特异性分别为 100% 和 94.44%,说明该传感器布局条件下可以准确地筛选污染源节点和非污染源节点。

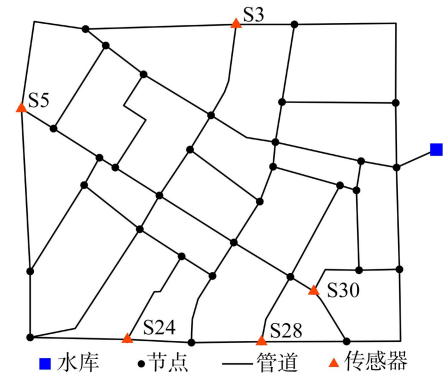


图 7 Fossopoly1 管网传感器布置空间分布
Fig. 7 Spatial distribution of sensor layout in Fossopoly1 network

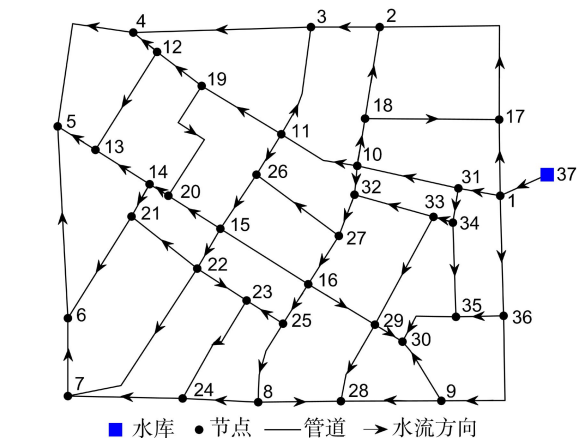


图 5 Fossopoly1 管网拓扑结构
Fig. 5 Topological structure of water distribution network of Fossopoly1

该管网模型参数除污染场景为 1 776 个外,其他模拟软件、参数设置、方法步骤同 Anytown 网络。

a. 利用 MOEA 确定满足条件的 Pareto 解集。不同传感器数量下两个冲击风险的均值变化如图 6 所示。从图 6 可以看出,在传感器从 1 个增加到 4 个时,最坏情况冲击风险的均值变化显著,但当传感器数量大于 4 时,每增加 1 个传感器,最坏情况冲击风险的均值变化非常缓慢,因此,传感器的数量最多不宜超过 4 个。因此选择 1~4 个传感器数量下的 Pareto 解集作为备选方案。

b. 使用 LRM 筛选备选方案。根据训练 LRM 的前提条件初筛备选方案。结果显示,1~4 个传感器数量下的备选方案都不满足条件,经测试发现主要是检测不到节点 9 和节点 28 释放污染物时的浓度。因此,在备选方案中依次加入节点 9 和节点 28

表 3 Fossopoly1 管网模拟逻辑回归模型模拟结果

Table 3 The results of simulating LRM in Fossopoly1 network

方案	传感器	目标 1(F_0)/个	目标 2(F_1)	目标 3(F_2)	准确性 A/%	准确性 B/%
I	5,30,28	3	65.31	496.44	42.34	42.34
II	3,5,30,28	4	36.28	188.76	45.05	45.05
III	3,5,24,30,28	5	22.39	74.47	60.36	60.36

3 结 论

针对最小化传感器数量、平均和最坏情况冲击风险以及提高识别全域内污染源位置准确性的问题,提出了基于多目标进化算法和逻辑回归模型的混合方法。将提出的方法应用到 Anytown 和 Fosspoly1 管网中,经多种方案比选后最终确定的传感器数量都为 5 个,被识别到真实污染场景中确定的所有候选源节点都小于管网总节点数的一半,检测到的真实污染场景占总污染场景的比例分别为 77.19 %和 60.36 %,表明所提出的方法可以找到一组同时满足较低冲击风险、传感器数量以及识别污染源具有较高准确性的满意解。

本文提出的传感器布局方法需要训练 LRM 来筛选候选源节点,但是随着管网规模的增大,计算负担也随之增加。因此,所提出的方法更适用于管网长度在数十千米之内、节点数在数十到数百个之间且环路较少的小型管网系统。

参考文献:

[1] HU C, LI M, ZENG D, et al. A survey on sensor placement for contamination detection in water distribution systems[J]. Wireless Networks,2016,24:647-661.

[2] NIKOLOPOULOS D,MAKROPOULOS C. A novel cyber-physical resilience-based strategy for water quality sensor placement in water distribution networks [J]. Urban Water Journal,2023,20:1-20.

[3] 褚俊英,王浩,邵煜,等. 供水管网优化维护的理论与技术框架分析[J]. 水资源保护,2022,38(1):67-72. (CHU Junying,WANG Hao,SHAO Yu,et al. Analysis on theory and technical framework of optimal maintenance of water supply network[J]. Water Resources Protection, 2022,38(1):67-72. (in Chinese))

[4] 韦富余,王妹婷,齐永锋,等. 饮用水水源水质监测系统研究[J]. 中国农村水利水电,2017(11):107-110. (WEI Fuyu,WANG Meiting,QI Yongfeng,et al. Study on water quality monitoring system of drinking water source [J]. China Rural Water and Hydropower,2017(11): 107-110. (in Chinese))

[5] 彭虹,周文婷,张万顺,等. 流域突发水污染云溯源体系构建与应用[J]. 水资源保护,2022,38(1):176-181. (PENG Hong,ZHOU Wenting,ZHANG Wanshun,et al. Construction and application of cloud traceability system for sudden water pollution in river basin [J]. Water Resources Protection, 2022, 38 (1): 176-181. (in Chinese))

[6] 沈春颖,张宗亮,王铭明,等. 异龙湖流域水源污染调查及原位降氮关键技术研究[J]. 水利水电科技进展,

2024, 44 (6): 71-78. (SHEN Chunying, ZHANG Zongliang, WANG Mingming, et al. Investigation of water source pollution and key technologies for in-situ nitrogen reduction in Yilong Lake[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2024,44(6):71-78. (in Chinese))

[7] 秦贤海,杜坤,罗雄武,等. 基于爆管检测效益的供水管网水压监测点布局优化[J]. 中国给水排水,2022,38(5):40-44. (QIN Xianhai, DU Kun, LUO Xiongwu, et al. Distribution optimization of water pressure monitoring point in water supply network based on the benefit of pipe burst detection[J]. China Water & Wastewater,2022,38(5):40-44. (in Chinese))

[8] RATHI S O, GUPTA R K. Monitoring stations in water distribution systems to detect contamination events [J]. ISH Journal of Hydraulic Engineering,2014,20:142-150.

[9] 丁相毅,石小林,凌敏华,等. 基于因子分析的供水管网健康状态评价指标遴选[J]. 水资源保护,2021,37(6):67-73. (DING Xiangyi,SHI Xiaolin,LING Minhua, et al. Selection of evaluation indicators for water supply network health status based on factor analysis[J]. Water Resources Protection, 2021, 37 (6): 67-73. (in Chinese))

[10] BERGER-WOLF T,HART W E,SAIA J. Discrete sensor placement problems in distribution networks [J]. Mathematical Computer Modelling,2005,42:1385-1396.

[11] BLOCKEEL H,KERSTING K,NIJSSEN S,et al. Machine learning and knowledge discovery in databases [J]. Lecture Notes in Computer Science,2013,8190(1):34-45.

[12] RATHIA S K, GUPTAA R. Sensor placement methods for contamination detection in water distribution networks; a review[J]. Procedia Engineering,2014,89:181-188.

[13] WATSON J P, GREENBERG H J, HART W E. A multiple-objective analysis of sensor placement optimization in water networks [R]. Reston: ASCE Library,2004:1-10.

[14] 吴小刚,张土乔,黄亚东. 多目标约束下给水管网水质传感器选址优化算法的研究[J]. 水利学报,2008,39(4):433-439. (WU Xiaogang,ZHANG Tuqiao,HUANG Yadong. Optimal algorithm for determining locations of water quality sensors in water supply networks under multi objective constraints [J]. Journal of Hydraulic Engineering,2008,39(4):433-439. (in Chinese))

[15] EMMERICH M,DEUTZ A H. A tutorial on multiobjective optimization;fundamentals and evolutionary methods[J]. Natural Computing,2018,17:585-609.

[16] 吉瑞博,王志红,龙志宏,等. 基于风险评估的供水管网水质监测点优化模型研究[J]. 中国给水排水,2021,37(3):52-59. (JI Ruibo, WANG Zhihong, LONG Zhihong, et al. Water quality monitoring points

optimization model for water supply network based on risk assessment[J]. China Water & Wastewater, 2021, 37(3):52-59. (in Chinese))

[17] PONTI A, CANDELERI A, ARCHETTI F. A new evolutionary approach to optimal sensor placement in water distribution networks[J]. Water, 2021, 13(12):1625.

[18] 方国华,李智超,钟华昱,等. 考虑供水均衡性的南水北调东线工程江苏段优化调度[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2023, 51(3): 10-18. (FANG Guohua, LI Zhichao, ZHONG Huayu, et al. Optimal operation of Jiangsu section of the eastern route of the South-to-North Water Diversion Project considering the water supply balance [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2023, 51(3):10-18. (in Chinese))

[19] 李江云,李瑶,胡子欣. 灰绿耦合雨洪系统多目标优化建模与应用[J]. 水资源保护, 2022, 38(6): 49-55. (LI Jiangyun, LI Yao, HU Zixin. Multi-objective optimization modeling and application of grey-green coupling stormwater system [J]. Water Resources Protection, 2022, 38(6):49-55. (in Chinese))

[20] 罗富敏. 基于 PSO-ACO 融合优化算法的供水管网污染源定位研究[D]. 广州:广东工业大学, 2016.

[21] LIU L, BERGLUND E Z, MAHINTHAKUMAR G, et al. Coupling of logistic regression analysis and local search methods for characterization of water distribution system contaminant source [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2012, 25:309-316.

[22] LIU L, SANKARASUBRAMANIAN A, RANJITHAN S R. Logistic regression analysis to estimate contaminant sources in water distribution systems [J]. Journal of Hydroinformatics, 2011, 13:545-557.

[23] RATHI S, AFSHAR A, MARINO M A, et al. S-PLACE GA for optimal water quality sensor locations in water distribution network for dual purpose: regular monitoring and early contamination detection: a software tool for academia and practitioner [J]. Water Supply, 2020, 21(2):615-634.

[24] ELIADES D G, KYRIAKOU M, POLYCARPOU M M. Sensor placement in water distribution systems using the S-PLACE Toolkit [J]. Procedia Engineering, 2014, 70: 602-611.

[25] FONSECA C M, FLEMING P J. Genetic algorithms for multiobjective optimization: formulation discussion and generalization [C]//International Conference on Genetic Algorithms. San Mateo: Morgan Kaufmann, 1993: 416-423.

[26] 陆仁强,张宏伟,牛志广,等. 基于非线性映射理论的城市供水管网压力监测点布置方法研究[J]. 水利学报, 2010, 41(1): 25-29. (LU Renqiang, ZHANG Hongwei, NIU Zhiguang, et al. Study on an arrangement method for pressure monitoring points in urban water supply network by nonlinear mapping theory[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2010, 41(1): 25-29. (in Chinese))

[27] WALSKI T M, BRILL E D, GESSLER J, et al. Battle of the network models: epilogue [J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 1987, 113: 191-203.

(收稿日期:2024-03-16 编辑:胡新宇)

+++++

(上接第 159 页)

[31] 罗毅桦. 闽江下游河道含氯度时空分布特征分析及指示意义[J]. 水利科技, 2020(1): 11-14. (LUO Yihua. Analysis of temporal and spatial distribution characteristics of chloride concentration in the lower reaches of the Min River and its indicating significance [J]. Hydraulic Science and Technology, 2020(1): 11-14. (in Chinese))

[32] CHEN Changsheng, LIU Hedong, BEARDSLEY R C. An unstructured grid, finite-volume, three-dimensional, primitive equations ocean model: application to coastal ocean and estuaries [J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2003, 20(1): 159-186.

[33] TIAN R. Factors controlling saltwater intrusion across multi-time scales in estuaries, Chester River, Chesapeake Bay[J]. Estuarine, Coastal and Shelf Science, 2019, 223: 61-73.

[34] LI L, WANG X H, WILLIAMS D, et al. Numerical study of the effects of mangrove areas and tidal flats on tides: a case study of Darwin Harbour, Australia [J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2012, 117(C6): C06011.

[35] SHEN Yongming, JIA Han, LI Changping, et al. Numerical simulation of saltwater intrusion and storm surge effects of reclamation in Pearl River Estuary, China [J]. Applied Ocean Research, 2018, 79: 101-112.

[36] GE Jianzhong, LU Jiayu, ZHANG Jingsi, et al. Saltwater intrusion-induced flow reversal in the Changjiang Estuary [J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2022, 127(11): e2021JC018270.

[37] 吴颀,王勇智,孙永根. 台湾海峡 M_2 分潮潮汐潮流特征分布及机制研究[J]. 应用海洋学学报, 2020, 39(4): 460-468. (WU Di, WANG Yongzhi, SUN Yonggen. Distribution and mechanism of M_2 tide and tidal current in Taiwan Strait [J]. Journal of Applied Oceanography, 2020, 39(4): 460-468. (in Chinese))

(收稿日期:2024-04-24 编辑:王芳)