

# 非稳态给水管网的外源污染监测选址模型构建及求解

朱应云，王志红，屠宇，李斌，罗富敏，李云

(广东工业大学 土木与交通工程学院，广东 广州 510006)

**摘要：**针对供水管网潜在的突发性外源污染，结合非稳态水力工况特点，改进监测用时的算法并以此构建选址模型，通过借助自适应粒子群 $k$ -medoids聚类算法对选址模型进行求解。通过实际案例对比稳态与非稳态工况下水力流通最短时间的路径，得出：非稳态工况下水力流通路径较复杂，改进后的水力流通时间计算方法更符合实际供水管网。经过对自适应粒子群 $k$ -medoids聚类算法的调整，模型求解过程稳定性良好，输出结果理想——可直接定位监测点至管网节点。针对该案例提出了一套监测点布置方案：监测点数量为40个（占总节点数的3.43%），平均监测用时为26.4 min，污染入侵事件的有效监测率达到71.67%。

**关键词：**非稳态给水管网；外源污染；水质监测点；自适应粒子群

**中图分类号：**TU991    **文献标识码：**A    **文章编号：**1000-4602(2019)01-0052-06

## Development and Solution of Location Selection Model for Water Quality Monitoring Sites in Dynamic Water Distribution Network with Exogenous Contamination

ZHU Ying-yun, WANG Zhi-hong, TU Yu, LI Bin, LUO Fu-min, LI Yun

(School of Civil and Transportation Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

**Abstract:** To prepare for accidental exogenous contaminations in a water distribution network, based on the characteristics of dynamic hydraulic conditions, a response time algorithm was improved and utilized in an optimization model for water quality monitoring location selection, and the optimization model was subsequently solved by the adaptive particle swarm optimization combined  $k$ -medoids cluster algorithm (APSO- $k$ -medoids). A water distribution network was used to analyse the shortest travel time along the hydraulic flow paths and the difference between static and dynamic hydraulic conditions. The results showed that hydraulic flow paths in dynamic hydraulic condition were more complex. The proposed model was more consistent with the actual network. The adjusted APSO- $k$ -medoids algorithm provided stable and high quality solutions to the model in assigning monitoring points to the network nodes. A monitoring plan with 40 points (3.43 percent in all nodes) was proposed, which had 26.4 min average monitoring time and 71.67% of the effective rate in monitoring the pollution intrusion.

**Key words:** dynamic water distribution network; exogenous contamination; water quality monitoring point; adaptive particle swarm

基金项目：国家自然科学基金资助项目(51308131)；广东省科技攻关项目(2014A020216044)

供水管网由于自身的半开放性和脆弱性,水质容易受到外源或内生的化学、微生物等污染,严重影响用户的用水安全<sup>[1]</sup>。管网水质监测点的优化选址问题已成为近年来管网优化的研究热点。现有研究已在管网外源污染的水质监测点选址方面取得了较多成果,在以受污染的人数、监测时间、污染水的体积、监测污染事件的比例及污染范围、污染影响值为优化目标的监测点选址上均有研究<sup>[2-5]</sup>,也有对监测点选址的平均坐标方面的研究<sup>[6]</sup>。考虑到实际供水管网的情况,有学者对不同节点发生污染事件的概率<sup>[7]</sup>、管网不确定性和随机因素对选址的影响<sup>[8]</sup>、最短水流时间的求解<sup>[9]</sup>及监测点探测污染事件的冗余度与概率进行了相关研究<sup>[10-11]</sup>。

已有研究成果主要以稳态水力工况展开,实际管网的用水工况是非稳态、瞬变的,流量、流速、水压、供水分区等动态因素的瞬变性使得现有研究成果与实际管网应用之间存在较大误差。笔者结合实际管网用水变化的随机性、管网拓扑结构的复杂性、水力流通路径的多样性和不确定性,通过改进非稳态水力工况下水力流通时间的计算方法,计算非稳态水力工况下的污染入侵监测用时,并以其最小值为优化目标函数建立突发污染水质监测点优化选址模型,借助自适应粒子群的  $k$ -medoids 聚类算法进行求解,最终实现水质监测点的数量和定位优化。

## 1 自适应粒子群 $k$ -medoids 聚类算法

粒子群优化算法(PSO)是 Kennedy 等受鸟群觅食行为的启发进而提出的,与其他进化算法相比较,PSO 算法采用了速度-位移搜索模型,避免了复杂的进化操作,广泛应用于模糊决策、神经网络训练、函数优化、聚类分类等领域。

PSO 算法的改进涉及到各个参数的选择。周虹提出了一种基于自适应粒子群的  $k$ -medoids 聚类算法,结合粒子群算法的优点,针对  $k$ -medoids 易陷入局部最优值进行改进<sup>[12]</sup>。该改进算法具备了粒子群算法优良的全局搜索能力、快速的收敛速度以及  $k$ -medoids 聚类算法的强大局部搜索能力。王雪飞从拓扑结构对粒子群种群中的信息传播方式和传播速度的影响出发研究了 PSO 算法中的动态拓扑结构,提出了小世界网络模型的 PSO 算法<sup>[13]</sup>。

## 2 非稳态给水管网外源污染监测选址模型

### 2.1 外源污染入侵事件的相关假设

假定污染事件为单点持续均匀入侵;假定污染

物为重金属离子,污染物在管网中只随水流的扩散稀释,不考虑污染物自身的衰减以及与其他物质发生的化学、生物等反应;假定每次污染事件的投加地点与发生时间为随机事件,即污染事件发生在任意时间任意节点的概率相等;假定管网中任意节点都可能被选作监测点,传感器能实时反映节点水质情况,当监测到污染物时,立即发出警告,同时认为采取了有效措施,污染物立即停止注入。

初步设定监测点的数量以进行后续优化计算。监测点的数量一般由水质监测点占管网节点的常规百分数取得,在本案例中范围为 10~40 个,优化计算选取了从 10 个开始。在本模型及求解过程中根据选取的数量计算输出该数量下的监测点布置方案,初始的监测点数量选取不会影响到后续的优化结果。

### 2.2 非稳态下外源污染入侵事件的监测用时

设第  $i$  个节点在  $e$  时刻注入外源污染物记为污染事件  $A_i^e$ ,若在节点  $j$  设立监测点,节点  $j$  监测到节点  $i$  的污染事件  $A_i^e$  所需的最短时间记为监测用时  $T_{ij}^e$ ,则  $T_{ij}^e$  应为  $e$  时刻节点  $i$  至节点  $j$  的所有水力流通路径中的最短流通时间。

$$T_{ij}^e = \min(T_{ij}^1, T_{ij}^2, \dots, T_{ij}^n) \quad (1)$$

式中: $i, j \in P$ (节点集合); $e \in E$ (时刻集合); $n$  为节点  $i$  到节点  $j$  的水力流通路径数量; $T_{ij}^n$  为  $e$  时刻,节点  $i$  从第  $n$  条水力流通路径流至节点  $j$  所需的时间。

根据非稳态水力工况管网中水流的状态特征,对水力流通路径的流通时间计算方法进行改进,如图 1 所示。针对时刻  $e$  变化时水流的位置进行了标记,通过不断迭代计算可求得节点  $i$  至节点  $j$  的流通时间。该算法有效解决了因流量、流速、水压、供水分区等动态因素的瞬变性所导致的动态水力流通路径流通时间的求解问题,能够较好地适应实际管网用水变化的随机性及水力流通路径的多样性和不确定性,进一步贴近实际管网的运行工况。

为存储不同时刻  $e$  下的监测用时  $T_{ij}^e$ ,可建立所有时刻集合  $E$  下所有节点可能发生的污染入侵事件  $A_p^E$  的监测用时三维矩阵  $\mathbf{T}(i, j, e)$ ,其中, $\mathbf{T}(i, :, e)$  记录第  $e$  时刻在节点  $i$  注入污染物时在管网中各节点设立监测点的监测用时; $\mathbf{T}(:, j, e)$  记录第  $e$  时刻在各节点注入污染物时在节点  $j$  设立监测点的监测用时; $\mathbf{T}(i, :, :)$  记录所有时刻  $E$  在节点  $i$  注入污

染物时在节点  $j$  设立监测点的监测用时。

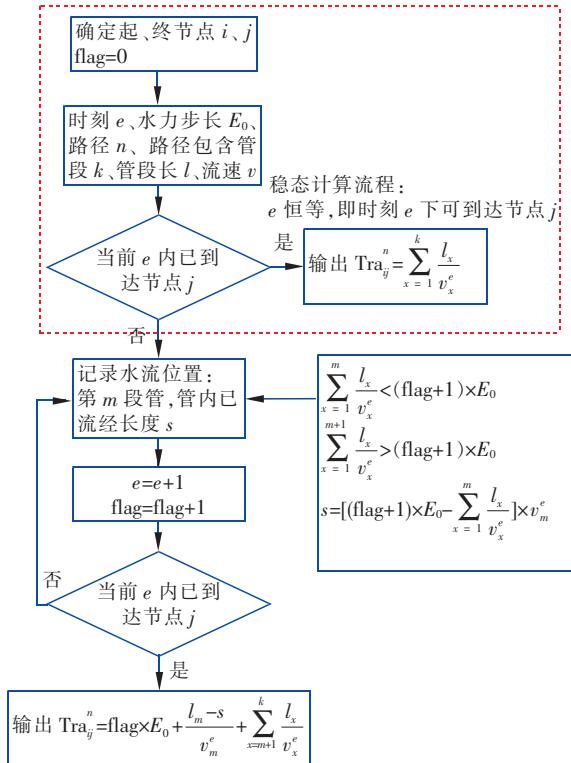


图1 非稳态水力工况下流通时间的计算流程

Fig. 1 Calculation of travel time in dynamic hydraulic condition

### 2.3 优化选址目标

根据实际供水管网水力瞬变的特性,监测点  $j$  对节点  $i$  的监测用时随着时刻的变化而变化,因此,需考察监测点集合  $J$  对所有时刻  $E$  下的所有节点  $P$  的平均监测用时,并以此作为监测点布置的评价目标。因此,选址模型可表述为:对所有可能外源污染入侵事件集合  $A_p^E$ ,设立监测点集合  $J$ ,采用所有时刻  $e$  下监测点集合  $J$  对管网可监测节点  $i$  的监测用时的平均值作为优化目标,即平均监测用时最小化。选址模型数学表达式如下:

$$MT = \min \frac{\sum_{E} \sum_{P} \sum_{J} [\min(T_{i1}^e, T_{i2}^e, \dots, T_{ij}^e)]}{\sum_{E} N_j^e} \quad (2)$$

式中:  $N_j^e$  为当前时刻  $e$  下监测点集合  $J$  可监测到的节点数。

### 2.4 自适应粒子群 $k$ -medoids 聚类算法求解

#### 2.4.1 聚类准则函数的选择

为使聚类过程与供水管网的特点相结合,采用节点  $i$  至聚类中心监测点  $j$  的特征距离来表示欧氏

距离,即用监测点  $j$  对节点  $i$  的监测用时  $T_{ij}$  来表征。根据非稳态供水管网水力瞬变的特征,监测用时  $T_{ij}^e$  是随时刻  $e$  而改变的动态数据。因此,聚类准则函数  $\delta$  可替换为:

$$\delta = \sum_{e=1}^E \sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^J T_{ij}^e \quad (3)$$

#### 2.4.2 适应度函数的选择

自适应粒子群在与  $k$ -medoids 聚类算法的衔接上,是以聚类准则函数作为适应度函数来完成的,表达式如下:

$$f = \delta = \sum_{e=1}^E \sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^J T_{ij}^e \quad (4)$$

此时,自适应粒子群中的粒子已由管网中的节点所代表;粒子  $i$  的适应度值即为该节点  $i$  对监测点  $j$  的监测用时。

当全局适应度函数求得最小值  $f_{\min}$  时,聚类中心集合  $J$  所含的节点即为监测点所布置的位置,聚类中心集合  $J$  内元素数量即为监测点的数量,  $f_{\min}$  与该监测点集合所能监测到的节点数之比即为平均监测用时,即:

$$MT = \frac{f_{\min}}{\sum_{e=1}^E \sum_{j=1}^J N_j^e} \quad (5)$$

#### 2.4.3 粒子更新设置

惯性权重因子  $w(t)$ 、学习因子  $c$ 、飞行时间  $k(t)$  及粒子速度和位置更新公式参照周虹<sup>[12]</sup>的研究进行参数设置,结合粒子即为管网中的节点,对粒子的速度和位置取值作出调整:对当前聚类的所有节点进行整数编码( $1, 2, \dots, p$ ),粒子位置为编码值  $p$ ,粒子速度为粒子旧位置至新位置编码差值,取上游节点更新至下游节点的速度为正,可确保粒子更新前后均为管网节点,从而可计算粒子  $i$  至聚类中心监测点  $j$  的监测用时  $T_{ij}^*$ 。

#### 2.4.4 小世界邻域的构建

对于环状网与树状网相互结合的供水管网拓扑结构特征,粒子在树状网处存在陷入枝状末端节点的风险,构建动态小世界邻域可有效解决该问题。其思想是:根据自适应粒子群  $k$ -medoids 聚类算法当前的聚类中心位置,选取周边拓扑结构一定范围内的管网节点组成小世界,在小世界内求得最优的聚类中心位置以进行更新,这样即避免了陷入枝状末端节点后算法陷入局部极值。

基于小世界邻域的计算流程见图2。

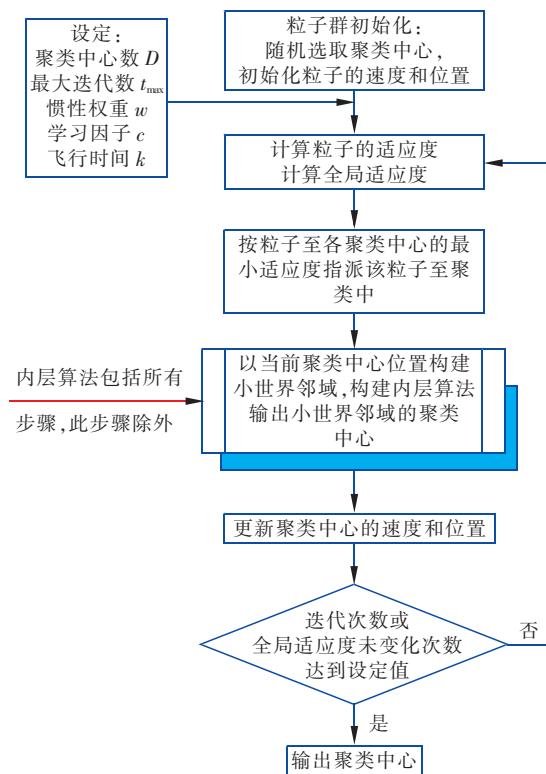


图2 基于小世界邻域的计算流程

Fig.2 Computing process after constructing small neighborhood

### 3 案例研究

采用 InfoWorks WS 软件为管网水力模拟工具,选取南方某城镇供水管网进行建模,管网拓扑结构见图 3。

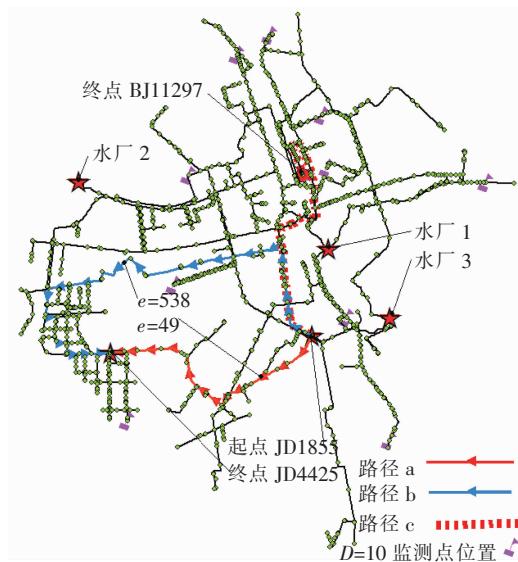


图3 管网拓扑结构

Fig.3 Topological structure of pipe network

水力模型主要参数:水力模拟步长为 15 min,模

拟周期为  $7 \times 24$  h。采用 Matlab 计算各时刻  $e$  下监测用时  $T_{ij}^*$  矩阵  $T(i,j,e)$ ,选取第 1 天 12:00 ( $e = 49$ ) 时刻进行稳态模拟、第 6 天 14:15 ( $e = 538$ ) 时刻进行非稳态模拟,对二者的监测用时  $T_{ij}^*$  进行对比。粒子群主要参数:种群数为 30, 飞行时间常数为 1.5, 学习因子  $c_1 = 2, c_2 = 0.5$ , 惯性权重  $\max w = 0.9, \min w = 0.2$ 。

## 4 结果与讨论

### 4.1 水力流通时间最短的流通路径对比

以  $e = 49$  稳态数据为基准,以  $e = 538$  非稳态数据为对比数据,如表 1 所示。

表1 稳态和非稳态下监测用时对比

Tab. 1 Comparison of monitoring time between static and dynamic hydraulic condition

时刻 $e$	相异数量	突变数量	可行数量	总组合数
49	0	0	67 523 (4.98% <sup>a</sup> )	1 357 225
538	23 440 (1.73% <sup>a</sup> )	22 094 (1.63% <sup>a</sup> )	54 025 (3.98% <sup>a</sup> )	

注: <sup>a</sup>是指占总组合数的百分数;“相异”是指两时刻下节点间水力流通均可行但数据值不同;“突变”是指两时刻下节点间水力流通可行性不同;“可行”是指两两节点间水力流通可行的数量;“总组合数”是指所有节点的两两组合数。

由表 1 可知,非稳态水力工况时刻的管网水力变化较大,具体表现为:

① 两节点  $i, j$  间的水力流通时间最短的流通路径相异数,  $e = 49$  时占比为 34.7% ( $23 440 / 67 523$ ),  $e = 538$  时占比为 43.4% ( $23 440 / 54 025$ );如图 3 所示,当监测点布置在节点 JD4425 时,节点 JD1855 的监测数据发生变化:路径 a 的监测用时  $T^{49} = 6.62 \times 10^3$  s;路径 b 的监测用时  $T^{538} = 1.04 \times 10^4$  s。

② 两节点  $i, j$  间的水力流通时间最短的流通路径突变数,  $e = 49$  时占比为 32.7% ( $22 094 / 67 523$ ),  $e = 538$  时占比为 40.9% ( $22 094 / 54 025$ );如图 3 所示,监测点布置在节点 BJ11297 时,对节点 JD1855 的可监测性随着时刻  $e$  的变化而变化: $e = 49$  时 JD1855 水力流通至 BJ11297 不可行即监测用时  $T^{49} = 0$ ,  $e = 538$  时水力流通可行(图 3 中路径 c)且监测用时  $T^{538} = 7.10 \times 10^3$  s。

③ 水力流通时间最短的流通路径变化数量 ( $23 440 + 22 094$ ) 对  $e = 49$  的可行数量之比为 67.4%, 对  $e = 538$  的可行数量之比为 84.3%。因

此,采用稳态水力工况或任意时刻的非稳态水力工况对非稳态水力工况的代表性均不高。

#### 4.2 算法寻优过程曲线对比

监测用时寻优过程适应度曲线如图4所示。可以看出,粒子群寻优前期全局适应度急速下降,前期监测点的个体认知能力较强,具有较强的个体寻优能力,即监测点迅速在大范围内寻优并更新;粒子群寻优中期全局适应度平缓下降,中期监测点的个体认知能力不断削弱,群体认知不断增强,个体间信息交互增强,即监测点从个体寻优转向群体寻优;粒子群寻优后期全局适应度急速下降,此时监测点的个体认知最弱,群体认知最强,即监测点快速进行组合调整寻优并趋向于全局最优的监测点组合;粒子群初始化的聚类中心(监测点位置)是随机的,全局适应度值寻优过程曲线随着初始化的不同而改变,如图4中D1、D2曲线所示:D1=10曲线为第1次寻优过程,D2=10曲线为第2次寻优过程,两次寻优过程通过不同的迭代次数均从初始聚类中心位置更新至最优的聚类中心位置(节点号见图4,监测点位置见图3),验证了算法的稳定性。

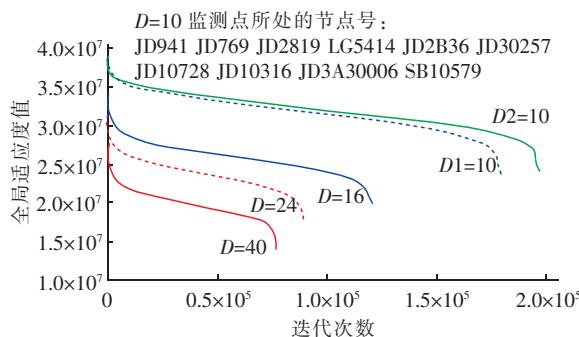


图4 监测用时寻优过程适应度曲线

Fig. 4 Fitness curve of optimizing monitoring time

#### 4.3 以监测用时为优化目标的优化选址结果

监测用时优化选址结果如图5所示。I区,当监测点数量较少(10~16)时,增加监测点的数量对管网中所能监测到的节点数影响较大,并且监测范围变广(48.50%~58.28%),从而使得监测用时稍微增加(34.6~34.9 min)。II区,当继续增加监测点数量(16~24)时,对管网中所能监测到的节点数影响趋于平缓,监测范围增加幅度不大(58.28%~62.66%),监测用时因监测点数量的增多而减小,并且幅度较大(34.9~29.1 min)。III区,再继续增加监测点数量(增至40)时,监测到的节点数缓慢增

加(增至71.67%),监测用时缓慢递减(减至26.4 min)。当监测点继续增加时,根据图5及管网拓扑结构可推测趋势:监测用时平缓下降,有效监测率平缓上升。

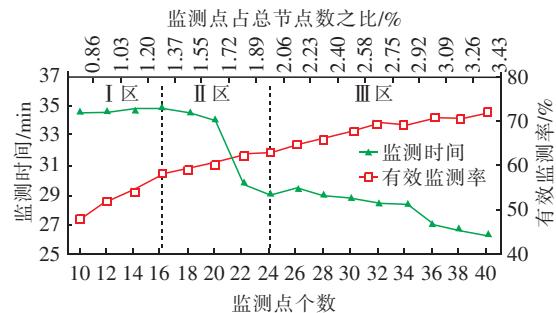


图5 基于监测用时的优化选址结果

Fig. 5 Results of optimal location selection based on monitoring time

#### 5 结论

① 提出了非稳态水力工况下监测用时的计算方法,通过采用三维矩阵可以有效解决非稳态下不同时刻的信息存储,解决了突发污染监测点选址受稳态、准稳态水力工况的约束问题,进一步贴合实际管网。

② 调试好自适应粒子群k-medoids聚类算法应用于管网水质监测点选址优化问题,并通过案例证实了可行性,不受数据输入顺序的影响,并对算法输出结果进行了优化,能够准确求得监测点所处的管网节点。

③ 在应用案例中,监测点数量占总节点数的范围为0.86%~3.43%时,模拟得到突发污染入侵事件的平均监测用时范围为34.9~26.4 min,突发污染入侵事件的有效监测率为48.50%~71.67%。

#### 参考文献:

- [1] Ostfeld A, Salomons E. Optimal layout of early warning detection stations for water distribution systems security [J]. J Water Resour Plan Manage, 2004, 130 (5): 377~385.
- [2] Rathi S, Gupta R. A simple sensor placement approach for regular monitoring and contamination detection in water distribution networks [J]. KSCE J Civil Eng, 2016, 20(2): 597~608.
- [3] 方海恩, 吕谋, 毕继胜. 预警监测站优化布置方法的探讨[J]. 青岛理工大学学报, 2006, 27(3): 71~73,

- 81.
- Fang Haien, Lü Mou, Bi Jisheng. Discussion of optimal layout of early warning detection stations [J]. Journal of Qingdao Technological University, 2006, 27 (3): 71 – 73, 81 (in Chinese).
- [4] 张土乔, 黄亚东. 基于污染物侵入模拟的供水管网水质监测点优化选址方法 [J]. 系统工程理论与实践, 2007, 26(8): 146 – 151.
- Zhang Tuqiao, Huang Yadong. A contaminant intrusion simulation based method for optimizing water quality monitoring stations in water distribution systems [J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 2007, 26(8): 146 – 151 (in Chinese).
- [5] 陶涛, 吕存阵, 信昆仑, 等. 基于突发污染事件的管网水质监测点优化布置 [J]. 同济大学学报: 自然科学版, 2010, 38(11): 1621 – 1625.
- Tao Tao, Li Cunzhen, Xin Kunlun, et al. Optimal layout of monitoring stations for detecting accidental contaminations in water distribution system [J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2010, 38(11): 1621 – 1625 (in Chinese).
- [6] 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).
- [7] 张鹏. G市某管网水力水质监测点优化选址研究 [D]. 长沙: 湖南大学, 2013.
- Zhang Peng. The Research on Hydraulic and Water Quality Monitoring Stations in Municipal Water Network of G City [D]. Changsha: Hunan University, 2013 (in Chinese).
- [8] Behzadian K, Kapelan Z, Savic D. Stochastic sampling design using a multi-objective genetic algorithm and adaptive neural networks [J]. Environ Model Software, 2009, 24(4): 530 – 541.
- [9] 沈承, 俞亭超, 张土乔. 城市供水系统突发性污染监测 [J]. 浙江大学学报: 工学版, 2010, 44(8): 1604 – 1607, 1628.
- Shen Cheng, Yu Tingchao, Zhang Tuqiao. Detecting accidental contaminations in municipal water networks [J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2010, 44(8): 1604 – 1607, 1628 (in Chinese).
- [10] 刘书明, 吴雪, 欧阳乐岩. 基于污染源反追踪的水质监测点优化选址 [J]. 同济大学学报: 自然科学版, 2013, 41(5): 742 – 745.
- Liu Shuming, Wu Xue, Ouyang Leyan. Optimal sensor placement based on contaminant backtracking in water distribution systems [J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2013, 41(5): 742 – 745 (in Chinese).
- [11] 刘书明, 吴雪, 欧阳乐岩. 不确定节点水量下水质监测点优化选址方法 [J]. 环境科学, 2013, 34(8): 3108 – 3112.
- Liu Shuming, Wu Xue, Ouyang Leyan. Method for optimal sensor placement in water distribution systems with nodal demand uncertainties [J]. Environmental Science, 2013, 34(8): 3108 – 3112 (in Chinese).
- [12] 周虹. 基于自适应粒子群的  $k$ -中心聚类算法研究 [D]. 长沙: 长沙理工大学, 2012.
- Zhou Hong. Research on  $k$ -Medoids Clustering Algorithm Based on Adaptive Particle Swarm Optimization Algorithm [D]. Changsha: Changsha University of Science & Technology, 2012 (in Chinese).
- [13] 王雪飞. 粒子群算法的动态拓扑结构研究 [D]. 重庆: 西南大学, 2008.
- Wang Xuefei. Research on Dynamic Topology of Particle Swarm Algorithms [D]. Chongqing: Southwest University, 2008 (in Chinese).



**作者简介:**朱应云(1988-),男,广东韶关人,硕士,工程师,研究方向为突发外源污染入侵下供水管网水质监测点优化选址。

E-mail: riyidfcu3@126.com

收稿日期:2018-06-11