

建筑二次供水管网的漏损定位研究

张振亚, 张 猛, 谢陈磊, 张兆祥, 方潜生

(安徽建筑大学安徽省智能建筑重点实验室, 安徽合肥 230022)

摘要: 面对建筑二次供水管网的漏损问题, 现阶段通常采用检漏仪器配合人工经验的技术手段进行检测. 针对上述方法耗时长、效率低等问题, 提出一种数据驱动的增量式建筑二次供水管网漏损定位方法. 该方法通过高频采集管网中各个压力监测点数据, 建立未漏损工况下建筑二次供水管网压力数据集, 并采用 K 均值算法对数据集进行聚类, 形成不同时段压力特征数据, 用以判断新采集的节点压力向量是否异常, 进而判定是否发生漏损, 并定位漏损节点位置. 实验结果表明, 该方法可实现建筑二次供水管网漏损定位, 较现有方法发现漏损用时短、定位速度快等优势, 具有一定的实用价值.

关键词: 二次供水管网; 漏损定位; K 均值算法; 压力数据; 数据驱动

中图分类号: TP391.9 **文献标识码:** A doi:10.3969/j.issn.0253-2778.2017.04.008

引用格式: 张振亚, 张猛, 谢陈磊, 等. 建筑二次供水管网的漏损定位研究[J]. 中国科学技术大学学报, 2017, 47(4): 336-341.

ZHANG Zhenya, ZHANG Meng, XIE Chenlei, et al. Research on leakage location of secondary water distribution networks[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2017, 47(4): 336-341.

Research on leakage location of secondary water distribution networks

ZHANG Zhenya, ZHANG Meng, XIE Chenlei, ZHANG Zhaoxiang, FANG Qiansheng

(Anhui Provincial Key Laboratory of Intelligent Building, Anhui Jianzhu University, Hefei 230022, China)

Abstract: Solving the leakage problem of the secondary water distribution networks often requires the combination of detection instruments and worker experience. However, this kind of method has several disadvantages, such time consumption, low efficiency and strong subjectivity. A new leakage-location method based on data analysis was proposed. The method gathered data from networks' pressure monitoring points at a high frequency and then built a data set under a no-leakage condition. K -means clustering algorithm was used to classify the data set, thus obtaining the pressure data features in different times. Comparing the new nodal pressure vector with the data set, one can find whether there is leakage and where it is. Experimental results show that the method can help locate leakage in secondary water distribution networks. Compared with the existing methods, the proposed approach is faster and more objective and of higher practical value.

Key words: secondary water distribution networks; leakage location; K -means clustering algorithm; pressure data; data driven

收稿日期: 2016-08-08; **修回日期:** 2016-12-08

基金项目: 2015 国家科技支撑计划(2015BAJ08B03), 国家自然科学基金(11471304, 61300060), 安徽省自然科学基金(1508085QF131), 安徽省高校自然科学研究重点项目(KJ2016A821, KJ2016A820), 产学研项目(2016340022001196)资助.

作者简介: 张振亚(通讯作者), 男, 1972 年生, 博士/教授. 研究方向: 数据挖掘、人工智能. E-mail: zzychm@ustc.edu.cn

0 引言

供水管网漏损是普遍存在的现象.2014年我国城市平均供水管网漏损率为15.7%,有些地区甚至超过30%,即便发达国家如美国、日本的城市平均供水管网漏损率则也接近8%^[1].供水管网漏损现象的存在,不仅缩短了管网的使用年限,加大了水处理成本,而且增加供水二次污染几率.同时,建筑二次供水管网的漏损还会减少建筑物的使用寿命,降低居民的生活品质^[2-3].当供水管网发生漏损情况时,若不能及时确定漏损位置,则漏失总量将随着漏损时间持续增加,危害也随之加大.因此快速实现漏损定位成为供水行业中一项重要的研究课题.

在解决建筑二次供水管网的漏损定位问题中,通常采用以下4种技术手段:

①红外热像仪检测法.根据管网漏损部位与正常部位热传导性能差异导致建筑表面的热图像不同的原理,实现管网漏损定位^[4-5];

②渗漏巡检仪检测法.通过分析漏损部位水分电学参数性质的变化,实现管网漏损定位^[6];

③示踪物质探测法.将示踪物质注入管道中,利用探测器沿管网按一定间距采样,根据其浓度变化确定管道漏损点的位置^[7];

④声波探测法.采集漏损位置发出的声波到两个不同监测点的时间,通过监测点距离和声音传播时间差定位漏损处^[8-9].

上述技术手段均是在建筑二次供水管网漏损位置出现较多积水,导致建筑维护结构的表面出现渗漏特征后,采用检漏仪器配合人工经验的决策方法确定漏损位置,感知漏损时间与漏损查找定位时间长.

近几年,利用大数据技术实现建筑二次供水管网漏损定位正处于起步阶段^[10].K均值算法因其高效可靠,在处理大型数据中有着广泛的应用^[11-12].同时,人在建筑内活动具有一定的规律,建筑二次供水管网压力变化随之呈现相应的规律.分析建筑二次供水管网压力监测点的历史数据,建立未漏损工况下压力数据集,结果表明该数据集的数据在空间上呈现簇状分布,通过使用K均值聚类方法研究簇的空间分布及迁移变化规律,最终形成不同时段压力特征数据.若新采集的节点压力向量判定为离群数据,则对该异常数据实现漏损定位.反之将判定为正常的的数据增至未漏损工况下压力数据集,实现数据增量,提高应用的准确性.

1 建筑二次供水管网模型

建筑二次供水,也称建筑二次增压供水,是指集中式供水在入户之前,单位或个人将城市公共供水或者自建设施供水经储存、加压后,使用管道或容器输送给用户的供水方式.

建筑二次供水管网属于典型的树状管网,且处在一个相对封闭的环境中运行,采用较光滑的圆管满流供水,因此管网内任意两点满足能量守恒定律,沿程水头损失满足海曾-威廉公式.

海曾-威廉公式为

$$\nabla H = 10.67 * \frac{Lq^n}{C^n D^m} \quad (1)$$

式中, L 为管长,单位为m; q 为流量,单位为 m^3/s ; C 为粗糙系数,无量纲; D 为管段内径,单位为m; $n=1.852$, $m=4.87$.

局部损失为

$$h_j = \xi \frac{v^2}{g} \quad (2)$$

式中, ξ 为局部水头损失系数,无量纲; v 为该点处水流速度,单位为 m/s ; g 为该点处重力加速度,单位为 m/s^2 .

对于水平供水管网,设有 a 、 b 两点,水从 a 点流向 b 点,消耗能量为 ∇Q , a 点势能为 H_a ,动能为 E_a ,总能量为 W_a , b 点势能为 H_b ($H_a = H_b$),动能为 E_b ,总能量为 W_b .由能量守恒定律有: $W_a = W_b + \nabla Q$,即

$$H_a + E_a = H_b + E_b + \nabla Q \quad (3)$$

由式(1)和式(2)可得,动能克服阻力做功为

$$\nabla Q = E_a - E_b = \nabla H + h_j \quad (4)$$

对于建筑二次供水管网,有 $H_a > H_b$, a 点总能量不仅需要克服阻力,还需要克服重力做功,故

$$\nabla Q = (H_a - H_b) + (\nabla H + h_j) \quad (5)$$

若已知 a 点水压 P_a ,可得 b 点水压为

$$P_b = P_a - \nabla Q \quad (6)$$

即在建筑二次供水管网中,相较于水平管网,还需知道 a 、 b 两点势能差即标高,才能计算出管段的流速、流量和节点的压力.

2 管网漏损定位方法研究

在建筑二次供水管网中,当某一节点发生漏损时,必然会引起相关管段的流量和节点压力变化.在管网水力状态变化监测中,由于流量监测装置的安装维护费用较高,故大多采用压力监测手段.

本研究的漏损定位方法流程为以下 4 步:

Step1 建立未漏损工况下压力数据集.根据建筑二次供水管网中各设备参数及节点需水信息建立仿真模型,模拟未漏损工况并运行一段时间,通过高频采集布置在模型中各节点的压力传感器数据,建立压力数据集.

Step2 数据集聚类.利用 K 均值聚类算法将数据集聚成 K 类,得到 K 个聚类中心 C 和类半径 R .

Step3 漏损定位.计算新采集到的节点压力向量和各类中心的距离(本文使用欧式距离),通过距离和相应类半径的比较,判定该节点压力向量所属类别.若为离群数据,再与距离最小值对应类的数据进行比较,依据距离漏损点越近的监测点数据波动越大的原理实现漏损点定位.

Step4 压力数据集增量.若该压力向量属于正常数据,将该数据增至未漏损工况下压力数据集,实现数据增量,并完善数据集.收集一段时间数据后,重复 step2,更新聚类中心 C 和类半径 R .

2.1 K 均值聚类算法

K 均值聚类方法是数据挖掘技术中一种常用的算法,可以快速有效地把数据对象划分为 K 类.随机选取 K 个实际数据点作为初始聚类中心,计算各样本到聚类中心的距离,把样本归到距离最近的类中心所在的类.计算聚类后的类中心,如果两次聚类中心没有任何变化,说明样本调整结束,聚类准则函数已经收敛.在全部样本调整完后,再修改聚类中心,进入下一次迭代.在某次迭代中,所有的样本不再调整,聚类中心不再发生变化,则标志着所有样本被正确分类,聚类准则函数已经全局收敛,因此算法结束.该算法流程如下:

Step 1 设样本集有 n 个样本,令 $I = 1$,并选取 K 个初始聚类中心记为 C .

$$C = \{C_j(I) \mid j = 1, 2, \dots, M, \dots, K\};$$

Step 2 每一个数据样本与聚类中心的距离记为 D .

$$D = \{D(X_i, C_j(I)) \mid i = 1, 2, \dots, n\},$$

当 X_i 满足 $D(X_i, C_M(I)) = \min D$ 时, $X_i \in M$;

Step 3 进行误差平方和的准则函数 J 计算,即

$$J(I) = \sum_{j=1}^k \sum_{k=1}^{n_j} \|x_k^j - C_j(I)\|^2 \quad (7)$$

Step 4 对算法结束条件进行判断.当准则函数满足 $\|J(I) - J(I-1)\| < \xi$ 时则算法结束,否则 $I = I + 1$,重新计算 K 个新的聚类中心,并返回 Step

2,新的聚类中心计算公式为

$$C_j(I+1) = \frac{1}{n_j} \sum_{i=1}^k X_i^j \quad (8)$$

2.2 漏损定位方法

根据建筑二次供水管网中各设备参数和节点需水信息,建立建筑二次供水管网仿真模型.在该模型的 n 个节点位置布置压力监测点,采集各监测点的压力值,记列向量 $P_j = \{P_{ij} \mid i = 1, 2, \dots, n\}$,收集 t 分钟数据后得到未漏损工况下压力数据集 P .

$$P = \{P_j \mid j = 1, 2, \dots, t\}.$$

算法 2.1 未漏损工况下压力数据集聚类

输入:数据集 P ,聚类个数 K ,最大迭代次数 $\max I$

输出:聚类 $C = \{(C_j, R_j) \mid j = 1, 2, \dots, k\}$,其中 C_j 为聚类中心, R_j 为该半径.

P 中随机选择 K 个值作为初始聚类中心 $C_j(I)$

对 P 中余下 $N-K+1$ 个数据归类:

for $i = k+1:1:n$

$$D(X_i, C_j(I)) = \sqrt{\|X_i - C_j(I)\|^2}$$

if $D(X_i, C_M(I)) = \min D$

$$M = M \cup X_i$$

end if

$$J(I) = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{n_j} \|x_k^j - C_j(I)\|^2$$

while $\|J(I) - J(I-1)\| \geq \xi$

若聚类没完成,更新类中心和类半径:

$$I = I + 1, C_j(I+1) = \frac{1}{n_j} \sum_{i=1}^k X_i^j,$$

$$R_j = \max D_j$$

end while

end for

$$\sum_K SSE = J(I), a = 0$$

for $k = 3:1:n^{1/2}$

$$\text{if} (\sum_{k=1}^k SSE > \sum_{k=2}^k SSE) \& \& (\sum_{k=1}^k SSE > \sum_{k=1}^k SSE) = 1$$

$$a = K$$

end if

$$K = a$$

end for

end

算法 2.2 基于聚类的漏损定位方法

输入: t 时刻管网压力向量 P_t ,聚类 $C = \{(C_j, R_j) \mid j = 1, 2, \dots, k\}$.

输出:漏损位置 a .

计算压力向量到各类中心欧式距离,确定距离最近类:

$$D = \sqrt{\|P_t - C_j\|^2}$$

$$d_m = \min D$$

$$a = 0$$

```

if  $d > R_m$ 
     $F = |C_m - P_i|$ 
     $f_k = \max f_i$ 
     $a = k$ 
end if
return(a)
    
```

对于返回值 a , 若 a 值为 0, 则表示该压力向量为正常数据, 管网未发生漏损; 若 a 值大于 0, 则表示该压力向量为异常数据, 管网发生漏损, 且漏损节点编号为 a .

收集 L 时间内判定为正常压力数据集合

$$P_L = \{P_t \mid t=1, 2, \dots, L\}.$$

算法 2.3 增量未漏损工况下压力数据集聚类

输入: 数据集 P , 数据集 P_L .

输出: 增量数据集 P' , P' 的聚类

$$C = \{(C_j, R_j) \mid j=1, 2, \dots, k\}.$$

$$P' = P \cup P_L$$

对数据集 P' 重复算法 2.1, 得到该数据集的聚类中集 C' 和对应类半径集 R'

$$C = C', R = R'$$

end

3 实验结果与分析

建筑二次供水管网是分区供水管网, 各分区供水方式完全相同, 故实验只需分析其中某个供水区域即可。

3.1 实验设置

实验采用某高层住宅的低压配水区为原型, 楼层为 6~13 层(共计 8 层), 层高 3 米; 该区蓄水箱在地下一层, 标高为 -3.2 米; 管网拓扑图如图 1 所示。

忽略管网入水口节点 25 和水源节点 26, 剩余节点 24 个, 编号为 $N_1 \sim N_{24}$ 。其中 $N_1 \sim N_8$ 为连接节点, 基本需水量为 0; $N_9 \sim N_{24}$ 为需水节点, 基本需水量为 0.42 L/s。同时, 忽略水泵加压干管 25, 剩余管道 24 根, 编号为 $L_1 \sim L_{24}$, 箭头表示水流方向。粗糙系数 $C=110$; 水泵扬程为 60 米。

对于建筑二次管网漏损情况, 在工程上较为关注漏损率, 其公式为

$$\nabla q = \frac{Q - Q_c}{Q} * 100\% \quad (9)$$

式中, Q 为供水量, Q_c 为有效供水量, 单位为 m^3 。实验随机选取 N_8, N_{21}, N_{24} 节点, Q 为 $6.72E-3$, 分别设置 ∇q 为 8%、15.7%、30%, 则对应节点流量分别增加为 0.538 L/s、1.055 L/s、2.016 L/s, 设置如表 1 所示。通过共计 9 次实验过程验证本方法的准确和高效。

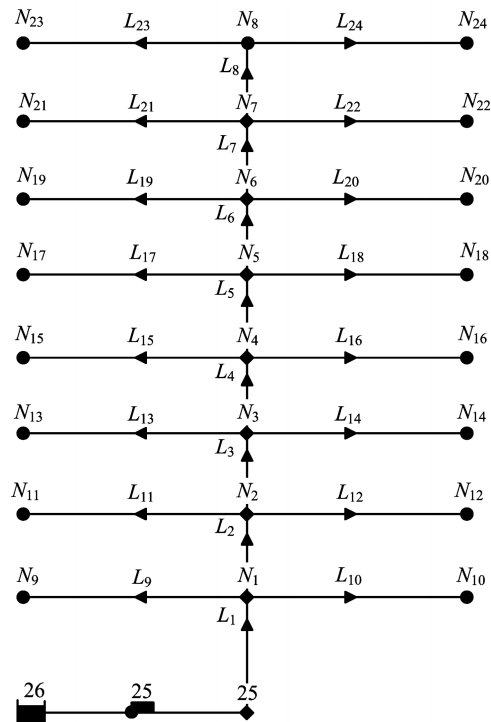


图 1 管网拓扑图

Fig.1 The topology of network

表 1 实验设置

Tab.1 The experimental setting

节点	漏损率		
	8%	15.7%	30%
N_8	L_1	L_2	L_3
N_{21}	L_4	L_5	L_6
N_{24}	L_7	L_8	L_9

3.2 实验过程

实验模拟建筑二次供水管网连续 24 小时未漏损的供水情况, 每分钟采集一次压力监测点数据, 时间总长 m 为 1 440 分钟, 因此压力数据集为 24 行 1 440 列。

聚类数 K 取值范围为 $[1, 37]$, 作出 $K-\sum SSE$ 关系图, 如图 2 所示。X 轴表示 K 取值, Y 轴表示所有类内的距离平方和 $\sum SSE$, 均无量纲。图中 * 表示每个 K 对应的 $\sum SSE$ 值, 得出当 K 为 15 时满足最优取值。

将得到的压力数据集 P 使用 Q 型(样本型)聚成 15 类, 得到类中心 C 如图 3 所示, X 轴表示类中心索引, 无量纲; Y 轴表示节点压力值, 单位为 m。各类半径 R 如表 2 所示。

采集 9 次不同实验条件下的节点压力向量 P_i , 计算向量到各类中心最近距离 d , 确定距离最近的类 M , 漏损节点 a , 距离偏移量 $L = d - R$, 及程序判断用时 T , 结果如表 3 所示。

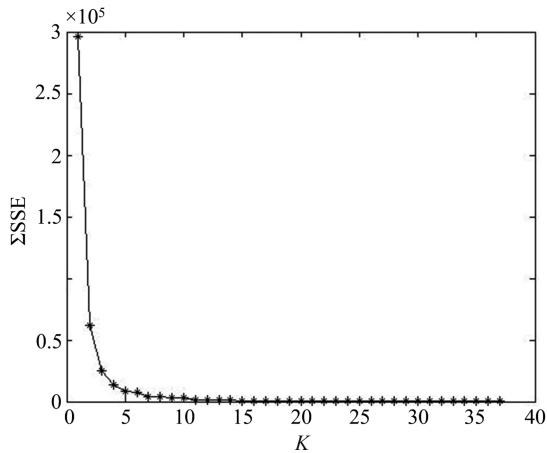


图 2 K-ΣSSE 关系图

Fig.2 K-ΣSSE diagram

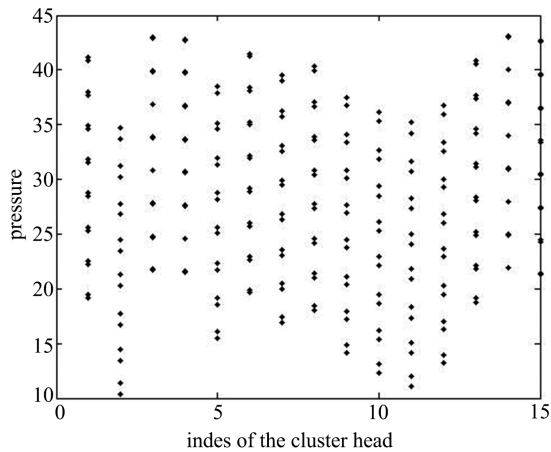


图 3 类中心分布图

Fig .3 The cluster head distribution

表 2 各类的半径 R

Tab.2 The radius of cluster

C	R
1	0.972 1
2	1.328 1
3	0.405 9
4	0.448 2
5	0.402 2
6	1.021 9
7	1.994 6
8	1.355 8
9	2.103 9
10	1.836 6
11	1.327 5
12	2.074 4
13	1.657 0
14	0.341 3
15	0.477 4

表 3 实验结果

Tab.3 The experimental results

No.	Node	∇q	d	M	L	a	T/s
1	N_8	0.538	1.709 5	8	0.353 7	N_8	0.095 7
2	N_8	1.055	3.013 9	1	2.041 8	N_8	0.095 5
3	N_8	2.016	12.255 9	9	10.152 0	N_8	0.087 2
4	N_{21}	0.538	1.897 4	8	0.541 6	N_{21}	0.088 0
5	N_{21}	1.055	5.148 5	1	4.176 4	N_{21}	0.091 7
6	N_{21}	2.016	13.102 6	9	10.998 7	N_{21}	0.096 8
7	N_{24}	0.538	1.943 9	8	0.588 1	N_{24}	0.094 7
8	N_{24}	1.055	5.224 5	1	4.252 4	N_{24}	0.089 7
9	N_{24}	2.016	13.433 2	9	11.329 3	N_{24}	0.086 1

3.3 实验结果与分析

由表 3 可知,偏移量 L 的值均大于 0,即 9 次实验的漏损情况全部判断正确,且 a 的值和设置的漏损节点编号也完全相同,证明了本方法的正确性。

由偏移量 $L_1 < L_2 < L_3, L_4 < L_5 < L_6, L_7 < L_8 < L_9$,可知在其他条件不变情况下,漏损率越大,节点压力向量距离类中心点偏移量越大。

偏移量 $L_1 < L_4 < L_7, L_2 < L_5 < L_8, L_3 < L_6 < L_9$,由此可得在相同漏损率的条件下,距管网入水口节点越远的压力监测点偏移量越大。

本方法可在管网漏损率为 8% 时监测并定位管网漏损位置,在国内供水管网 15.7% 的平均漏损量有着很大的应用空间,且漏损定位用时不到 0.1 s,极大地缩短了漏了损定位查找时间,同时,采集数据的增量式研究可以不断完善数据集,使得数据对模型的描述更详细、准确,提高该方法的精确性。

4 结论

本文提出一种数据驱动的增量式建筑二次供水管网漏损定位方法.该方法用 K 均值聚类算法对未漏损工况下监测点压力数据集进行聚类,通过类的属性值判断新采集的节点压力向量是否异常,进而判定是否发生漏损,并定位漏损节点.通过仿真实验得到,在管网漏损率为 8% 时,用时不到 0.1s 即可实现漏损定位,与现有检测方法比较,本方法在无明显严重后果情况下发现漏损并及时定位,极大地缩短了感知漏损时间和漏损查找定位时间,有效减少了漏失总量,降低了管网漏损后带来的负面影响。

参考文献(References)

- [1] 陆韬,刘燕,李佳,等. 我国供水管网漏损现状及控制措施研究[J]. 复旦学报(自然科学版), 2013, 52(6): 807-810, 816.
LU Tao, LIU Yan, LI Jia, et al. Leakage situation and control solution of china water supply pipeline [J]. Journal of Fudan University (Natural Science), 2013, 52(6): 807-810, 816.
- [2] 董深,吕谋,盛泽斌,等. 基于遗传算法的供水管网反问题漏失定位[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2013, 45(2): 106-110.
DONG Shen, LU Mou, SHENG Zebin, et al. Inverse transient leakage location of water supply network based on genetic algorithm [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2013, 45(2): 106-110.
- [3] PALLETI V R, NARASIMHAN S, RENGASWAMY R, et al. Sensor network design for contaminant detection and identification in water distribution networks [J]. Computers & Chemical Engineering, 2016, 87(6): 246-256.
- [4] KYLILI A, FOKAIDES P A, CHRISTOU P, et al. Infrared thermography (IRT) applications for building diagnostics: A review [J]. Applied Energy, 2014, 134(1): 531-549.
- [5] 豆海涛,黄宏伟,薛亚东. 隧道衬砌渗漏水红外辐射特征影响因素试验研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2011, 30(12): 2426-2434.
DOU Haitao, HUANG Hongwei, XUE Yadong. Experimental study of factors affecting thermal infrared radiation characteristics of tunnel lining water leakage [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2011, 30(12): 2426-2434.
- [6] LAUMONIER M, GAILLARD F, SIFIRE D. The effect of pressure and water concentration on the electrical conductivity of dacitic melts; Implication for magnetotelluric imaging in subduction areas [J]. Chemical Geology, 2015, 418(15): 66-76.
- [7] SUSANTO V, SASAKI K, SUGAI Y, et al. Field test study on leakage monitoring at a geological CO₂ storage site using hydrogen as a tracer [J]. International Journal of Greenhouse Gas Control, 2016, 50: 37-48.
- [8] LIU Cuiwei, LI Yuxing, FU Juntao, et al. Experimental study on acoustic propagation-characteristics-based leak location method for natural gas pipelines [J]. Process Safety and Environmental Protection, 2015, 96: 43-60.
- [9] CUI Xiwang, YAN Yong, MA Yifan, et al. Localization of CO₂ leakage from transportation pipelines through low frequency acoustic emission detection [J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2016, 237(1): 107-118.
- [10] 李国杰,程学旗. 大数据研究:未来科技及经济社会发展的重大领域——大数据的研究现状与科学思考[J]. 中国科学院院刊, 2012, 27(6): 647-657.
LI Guojie, CHENG Xueqi. Research status and scientific thinking of big data [J]. Bulletin of the Chinese Academy of Sciences, 2012, 27(6): 647-657.
- [11] ZHONG C M, MALINEN M, MIAO D Q, et al. A fast minimum spanning tree algorithm based on K-means [J]. Information Sciences, 2015, 295(C): 1-17.
- [12] SHAHRIVARI S, JALILI S. Single-pass and linear-time K-means clustering based on MapReduce [J]. Information Systems, 2016, 60(C): 1-12.