

DOI:10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2025.11.011

数据与模型耦合驱动的供水管网爆管诊断研究

于朋朋¹, 吴珍良², 李 秦¹, 马宝圆¹, 王若凡¹

(1. 天津塘沽中法供水有限公司, 天津 300450; 2. 天津大学 环境科学与工程学院, 天津 300350)

摘 要: 供水管网的水力状态呈现随机性与波动性,严重影响爆管诊断方法的性能。针对上述问题,建立了一种基于监测数据与模型耦合驱动的供水管网爆管诊断方法。通过对监测点自身水头波动、水源点到监测点水头损失的分析,提取水力状态变化的综合特征。采用管网模型进行爆管模拟,基于监测数据和爆管模拟数据的变化特征耦合分析,实现爆管事件诊断。以某管网实际爆管事件作为案例,分析了爆管诊断的详细过程。结果表明,该方法能够快速响应识别爆管状态,并对爆管位置进行有效定位,对实际管网监测数据具有较好的适应性。

关键词: 供水管网; 爆管诊断; 数据驱动; 水力模型

中图分类号: TU991 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2025)11-0077-08

Burst Diagnosis of Water Distribution Networks Driven by Data and Model Coupling

YU Peng-peng¹, WU Zhen-liang², LI Qin¹, MA Bao-yuan¹, WANG Ruo-fan¹

(1. Tianjin Tanggu Sino French Water Supply Co. Ltd., Tianjin 300450, China; 2. School of Environmental Science and Engineering, Tianjin University, Tianjin 300350, China)

Abstract: The hydraulic state of water distribution networks (WDNs) shows randomness and volatility, which seriously affects the performance of the pipe burst diagnosis method. In response to the above problems, a diagnosis method for pipe burst in WDNs based on the coupling of monitoring data and hydraulic models was established. The comprehensive characteristics of the changes in the hydraulic state were extracted through the analysis of the fluctuation of the water head at the monitoring point itself and the water head loss from the water source to the monitoring point. Pipe burst simulation was carried out by using the pipe network model, and the diagnosis of pipe burst events was achieved based on the coupled analysis of the characteristics of monitoring data and pipe burst simulation data. The detailed process of pipe burst diagnosis was analyzed exemplified by an actual pipe burst incident in a WDN. This method is capable of rapidly responding to and identifying the status of a burst pipe, accurately locating the burst position, and demonstrating excellent adaptability to actual pipe network monitoring data.

Key words: water distribution network; pipe burst diagnosis; data driven; hydraulic model

供水管网是城市生命线工程的重要组成部分。管网爆管会导致大量的水资源浪费^[1],甚至可能出现大面积停水、交通拥堵、地面沉降等问题,会对城市人员造成安全隐患和财产损失^[2]。因此,如何快

速、高效地对管网爆管事故进行识别与定位是亟待解决的问题。

近年来随着管网在线监测系统和水力模型的广泛应用,基于数据驱动和管网模型驱动的爆管分析

方法受到了研究人员的重视。数据驱动方法基于监测数据,对管网爆管引起的数据异常变化特征进行分析^[3]。如徐玮榕^[4]采用孤立森林算法进行爆管识别,采用 k -means和支持向量分类方法对爆管进行定位;文思齐^[5]采用informer深度学习方法进行压力预测,并采用多维变分阈值的zscore方法实现漏损事故的快速识别;马琪然等^[6]使用改进卡尔曼滤波方法对管网中爆管信号进行了有效识别。但管网系统在实际运行过程中水力状态变化复杂,数据驱动方法容易产生误报、漏报等问题^[7],且无法建立监测点之间的拓扑连接关系,实现爆管定位分析的难度较大。模型驱动法基于水力模型得到爆管工况下的水力状态特征,再通过与监测数据的对比分析或机器学习算法进行爆管识别和定位。如Cheng等^[8]使用贝叶斯优化的FCN-DenseNet算法实现了对小规模管网爆管区域的识别。彭森等^[9]使用爆管模拟和极限学习机算法相结合,实现了供水管网的爆管识别。卢慢等^[10]将耦合统计算法与管网模型相结合,实现了爆管信号的识别及定位。然而在模型驱动法应用于实际管网系统爆管识别的过程中,其性能受到水力模型精度与时效性以及监测数据误差与随机波动性等因素的制约^[11]。除此之外,黄乐烽^[12]提出了一种基于节点流量实时反演的爆管在线监测方法,并使用改进余弦相似度的角度向量方法进行定位,该方法可精准定位突发爆管,但在处理大规模管网数据时实时计算量较大。

鉴于此,笔者提出了一种基于数据与模型耦合驱动的管网爆管诊断方法,并结合某管网实际爆管事件进行了验证。本方法基于监测数据提取管网水力波动和压降分布的综合特征,基于管网水力模型进行爆管工况模拟,并通过监测数据与模型的耦合分析实现爆管快速诊断。

1 方法构建

基于数据与模型耦合驱动的供水管网爆管诊断方法包括管网水力状态变化综合特征提取、爆管模拟样本集生成、监测点感知节点集构建、爆管识别和爆管定位五个步骤。

1.1 管网水力状态变化综合特征提取

管网运行过程中的水力状态在一定范围内变化,首先分析监测点处自身水头波动情况;此外在正常用水情况下,管网整体压降分布也满足一定的

规律,因此进一步分析从水源点到监测点的水头损失情况。压力监测数据包含以下维度信息,即监测点编号 m (总数 M)、监测日期 d (总数 D)、每天的监测时刻 t (总数 T)和水头监测值 $H_{m dt}$ 。

1.1.1 监测点自身水头波动特征

通过计算监测点 m 在时刻 t 的水头标准偏差 σ_{mt} 和水头波动阈值 Thr_{mt} 来量化监测点自身水头波动特征,见式(1)、(2)。

$$\sigma_{mt} = \sqrt{\frac{\sum (H_{m dt} - \overline{H}_{mt})^2}{D}} \quad (1)$$

$$\text{Thr}_{mt} = \overline{H}_{mt} - n\sigma_{mt} \quad (2)$$

式中: σ_{mt} 为监测点 m 在 t 时刻的水头标准偏差, m ; $H_{m dt}$ 为监测点 m 在 d 日期 t 时刻的水头, m ; \overline{H}_{mt} 为监测点 m 在 t 时刻的水头平均值(D 天内), m ; Thr_{mt} 为监测点 m 在 t 时刻的自身水头波动阈值, m ; n 为标准差倍数,取3。

1.1.2 水源点到监测点水头损失特征

在管网供水过程中,从水源点到管网各节点的水头逐渐降低,水源点到各监测点处的水头降低分布情况服从一定的统计特征。 d 日期 t 时刻,水源点的水头用 $H_{s dt}$ 表示,水源点到监测点的水头损失为 $\Delta H_{(s-m) dt}$,计算 D 天跨度内其平均值 $\overline{\Delta H_{(s-m) t}}$ 、标准偏差 $\sigma_{(s-m) t}$,以及水源点到监测点的水头损失阈值 $\text{Thr}_{(s-m) t}$,见式(3)~(5)。

$$\Delta H_{(s-m) dt} = H_{s dt} - H_{m dt} \quad (3)$$

$$\sigma_{(s-m) t} = \sqrt{\frac{\sum (\Delta H_{(s-m) dt} - \overline{\Delta H_{(s-m) t}})^2}{D}} \quad (4)$$

$$\text{Thr}_{(s-m) t} = \overline{\Delta H_{(s-m) t}} + n\sigma_{(s-m) t} \quad (5)$$

式中: $\Delta H_{(s-m) dt}$ 为在 d 日期 t 时刻,水源点到监测点 m 的水头损失, m ; $H_{s dt}$ 为 d 日期 t 时刻水源点的水头, m ; $H_{m dt}$ 为 d 日期 t 时刻监测点 m 记录的水头, m ; $\sigma_{(s-m) t}$ 为 t 时刻水源点到监测点 m 的水头损失标准偏差, m ; $\overline{\Delta H_{(s-m) t}}$ 为 t 时刻水源点到监测点 m 的水头损失平均值, m ; $\text{Thr}_{(s-m) t}$ 为 t 时刻水源点到监测点 m 的水头损失阈值, m 。

1.2 爆管模拟样本集生成

1.2.1 基于管网模型的爆管模拟方法

为全面分析爆管工况下的水力变化特征,构建基于压力驱动(PDA)的水力模型,模拟不同爆管时间、爆管节点和爆管程度下,监测点处反映的水力

变化特征^[13]。

本研究将爆管事件近似为小孔出流进行模拟,在小孔自由出流公式中引入参数 β 来表征供水管网爆管流量受周围土体的影响,漏失面积比 p 表征爆管导致的管道破损程度,爆管流量按式(6)计算。

$$Q_L = \beta \mu p A_D \sqrt{2gH} \quad (6)$$

式中: Q_L 为爆管流量, m^3/s ; 系数 β 取0.67; μ 为流量系数,取0.61; p 为漏失面积比,表征管道破损的程度,可统一不同节点在管径等方面的差异,使用 p 表示爆管程度; A_D 为爆管节点所连管道的截面积, m^2 ; H 为节点压力, m 。

使用EPANET 2.2软件中的扩散器模拟节点管道爆管,其出流量是节点压力的函数,见式(7)。

$$Q_L = cH^\gamma \quad (7)$$

式中: c 为扩散器系数; γ 为压力指数。联立式(6)可以得到压力指数 $\gamma=0.5$, 扩散器系数 $c = \beta \mu \sigma A_D \sqrt{2g}$, 将参数 c 、 γ 的计算值代入软件即可模拟爆管流量。

1.2.2 管网爆管模拟样本集生成过程

构建 D' 模拟时长内(每天中模拟时刻总数记为 T')的管网模型。设有 M 个监测点,正常工况下,监测点 m 在 d' 日期 t' 时刻的水头模拟值为 $H'_{md't'}$ 。在 d' 日期 t' 时刻下,当节点 j 发生爆管程度为 p 的事件时,监测点 m 的水头模拟值为 $H'_{md't'jp}$ 。将 $H'_{md't'}$ 减去 $H'_{md't'jp}$,得到该爆管事件的监测点自身水头波动 $\Delta H'_{md't'jp}$ 。同理,将进一步计算该工况下水源点到监测点 m 的水头损失模拟值 $\Delta H'_{(s-m)d't'jp}$ 。

根据管网水力模型,在 D' 模拟时长内(每天 T' 个时刻)、 J 个节点、 P 个爆管程度对应的爆管工况下,对 M 个监测点的 $\Delta H'_{md't'jp}$ 、 $\Delta H'_{(s-m)d't'jp}$ 进行汇总,形成管网爆管模拟样本集。

1.3 监测点感知节点集构建

建立监测点感知节点集,用以表征该监测点的有效感知范围。当某个监测点的数据识别出异常波动时,即代表该监测点感知节点集内节点可能出现爆管异常。监测点感知节点集的划分可通过水力波动感知指标和最短水流路径进行分析。

1.3.1 水力波动感知指标

基于水力模型,在管网平均日平均时用水量工况下,进行各节点相同爆管程度的爆管模拟。将监测点 m 处正常工况下的水头,减去节点 j 爆管事故中

相应的监测点 m 水头,得到监测点 m 的水压波动值 $\Delta H'_{mj}$,并作为水力波动感知指标。

1.3.2 水流路径感知指标

在已获得管网拓扑结构的情况下,基于Dijkstra算法^[14]计算监测点 m 到节点 j 的最短水流路径,得到最短水流路径矩阵 L 。

$$L = \begin{bmatrix} l_{11} & \cdots & l_{1M} \\ \vdots & & \vdots \\ l_{J1} & \cdots & l_{JM} \end{bmatrix} \quad (8)$$

矩阵 L 中元素 l_{jm} 表示节点 j 到监测点 m 的最短路径长度,其中节点编号 $j=1, \dots, J$,监测点编号 $m=1, \dots, M$ 。

1.3.3 监测点感知节点集判定规则

当节点 j 发生爆管时,如果监测点 m 处的水压波动 ΔH_{mj} 大于 $\overline{\sigma_m}$ (即监测点 m 在各时刻水头标准偏差 σ_{m_t} 的平均值) n 倍,则节点 j 隶属于监测点 m 的感知节点集。其次,当出现多个监测点同时感知到某节点引起的水压波动异常时,进一步采用水流路径感知指标进行判定。当节点 j 的爆管事件发生时,对于另一处监测点 m' 亦能实现感知,并比较 l_{jm} 和 $l_{jm'}$ 的大小,节点 j 归入水流路径长度小的监测点感知节点集。遍历管网各节点进行上述判断,得到各监测点的感知节点集。

1.4 爆管识别

在对监测点自身水头波动特征和水源点到监测点水头损失特征进行提取的基础上,分别基于上述综合特征识别爆管异常事件。

爆管识别备选状态1判定规则:如当前时刻 t ,监测点 m 的监测值 H_{m_t} 低于其历史数据中相应时刻的水头波动阈值 Thr_{m_t} ,则认为其自身水头波动出现异常,判定为爆管识别备选状态1。

爆管识别备选状态2判定规则:在当前时刻 t ,计算水源点到监测点 m 的压降值 $\Delta H_{(s-m)_t}$,如果该值超出了其历史数据中水源点到监测点的水头损失阈值 $\text{Thr}_{(s-m)_t}$,说明此时监测点 m 的压降情况超出了整体管网正常的水力坡度波动范围,判定为爆管识别备选状态2。

爆管识别判定规则:若爆管识别备选状态1和2同时出现,表明监测点处水头相对于自身和管网整体情况均出现了异常波动,此时识别为爆管状态。

如出现多个监测点同时识别为爆管状态,分别

计算监测点数据超出阈值 Thr_{mt} 和 $\text{Thr}_{(s-m)t}$ 的数值并相加,即计算综合压力波动报警值 $\text{Wh}_{\text{综合}mt}$,并由大到小进行排序,形成爆管异常监测点序列,后续爆管定位时将根据序列先后顺序进行分析。 $\text{Wh}_{\text{综合}mt}$ 的计算公式如下:

$$\text{Wh}_{\text{综合}mt} = \left| \text{Thr}_{mt} - H_{\text{测}mt} \right| + \left| \text{Thr}_{(s-m)t} - \Delta H_{\text{测}(s-m)t} \right| \quad (9)$$

式中: $\text{Wh}_{\text{综合}mt}$ 为综合压力波动报警值, m ; $H_{\text{测}mt}$ 为当前时刻 t 监测点 m 记录的水头监测值, m ; $\Delta H_{\text{测}(s-m)t}$ 为当前时刻 t , 水源点到监测点 m 的水头下降值, m ; m 为识别出现爆管状态的监测点编号。

1.5 爆管定位

当某监测点识别为爆管状态时,则认为在其对应的感知节点集内,可能出现爆管事件。进一步将监测数据变化情况与模型水力变化特征进行耦合分析,以实现爆管定位。

自身水头波动序列与水源点到各监测点水头损失序列:首先根据当前时刻下的监测数据,计算 M 个监测点的自身水头波动序列 $S_{\text{测,波动}}$ 和水源点到各监测点水头损失序列 $S_{\text{测,损失}}$;然后对于识别为爆管状态的监测点,根据感知节点集内各节点序号,在爆管模拟样本集提取样本数据,形成模拟自身水头波动序列 $S_{\text{模,波动},j}$ 和水头损失序列 $S_{\text{模,损失},j}$ ($j=1,2,\dots,J_{\text{感知节点集}}$)。

爆管定位搜索分析:分别计算 $S_{\text{测,波动}}$ 和 $S_{\text{模,波动},j}$ 、 $S_{\text{测,损失}}$ 和 $S_{\text{模,损失},j}$ 之间的欧氏距离,求和后进行排序。排序结果对应各模拟爆管事件与当前管网实际爆管水力特征的相似度,选取排序靠前的 k 个节点形成爆管风险节点列表,并结合空间分布确定人工巡检的优先顺序。

如出现多个监测点同时识别为爆管状态,则根据爆管异常监测点序列顺序分别进行上述计算,确定爆管风险节点列表。

2 爆管诊断算例分析

2.1 小型管网算例验证

2.1.1 小型管网概况

为验证方法的有效性,首先选取经典小型管网算例 L-Town 进行爆管识别与定位测试^[15],该管网有 2 座水库、782 个节点和 905 根管道,装有 33 个压力传感器,管网结构如图 1 所示。

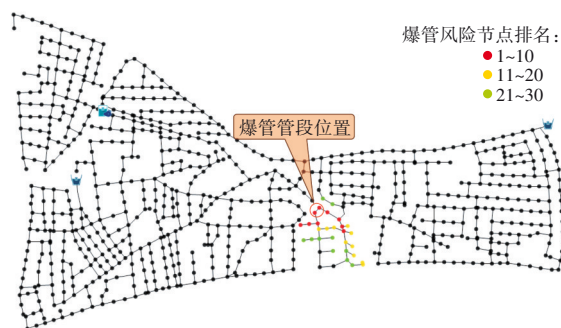


图1 L-Town管网和爆管定位分析示意

Fig.1 Schematic diagram of L-Town pipe network and location analysis of pipe burst

2.1.2 小型管网爆管识别分析

计算各监测点的水力综合特征 1 和 2,同时对 L-Town 中突发性爆管事件进行筛查,识别结果如表 1 所示。

表1 L-Town爆管识别结果

Tab.1 Identification of pipe burst in L-Town

管段 ID	爆管事件发生时间	备选状态 1 识别时间	备选状态 2 识别时间
p673	2018 年 3 月 5 日 15:45	2018 年 3 月 5 日 15:45	2018 年 3 月 5 日 16:50
p538	2018 年 5 月 18 日 08:35	2018 年 5 月 18 日 09:15	2018 年 5 月 18 日 09:20
p866	2018 年 6 月 1 日 09:05	2018 年 6 月 1 日 12:30	2018 年 6 月 1 日 09:10
p183	2018 年 8 月 7 日 02:35	2018 年 8 月 7 日 05:25	2018 年 8 月 7 日 05:05
p158	2018 年 10 月 6 日 02:35	2018 年 10 月 6 日 02:35	2018 年 10 月 6 日 02:35
p369	2018 年 10 月 26 日 02:05	2018 年 10 月 27 日 00:10	2018 年 10 月 27 日 00:10

在数据集设置的 6 次突发性爆管事件均被识别,但由于监测点布置原因,距离监测点较远的爆管事件识别过程存在延迟。

2.1.3 小型管网爆管定位分析

为研究水力模型精度对本方法定位结果的影响,分别采用第 1、3、5、7 天的单日水力模型生成模拟样本集。以 p673 爆管事件为例,当 3 月 5 日 16:50 同时识别出备选状态 1 和备选状态 2 时,计算报警监测点对应感知节点集中节点的序列 $S_{\text{测,波动},j}$ 和 $S_{\text{模,波动},j}$ 、 $S_{\text{测,损失}}$ 和 $S_{\text{模,损失},j}$ 的欧氏距离,并在求和后由小到大进行排序。当采用第 1 天模拟样本时,选取排名前 30 的节点形成爆管风险节点列表并进行可视化。

进一步采用第 3、5、7 天模拟样本进行定位分析,其中排序前 10 的爆管风险节点情况见表 2(爆管管段 p673 的关联节点为 n206 和 n623)。

表 2 爆管风险节点
Tab.2 Pipe burst risk nodes

爆管风险 节点排序	第 1 天 模型	第 3 天 模型	第 5 天 模型	第 7 天 模型
1	n623	n206	n623	n623
2	n205	n623	n205	n205
3	n206	n205	n206	n206
4	n208	n227	n625	n227
5	n226	n234	n208	n234
6	n337	n226	n227	n208
7	n625	n208	n234	n226
8	n227	n337	n226	n337
9	n231	n625	n237	n625
10	n233	n231	n231	n211

爆管风险节点结果表明,不同模型所反映的管网水力状态与管网爆管情况下水力状态的拟合精度不同,会在一定程度上影响爆管定位的结果,但爆管风险节点位置相对集中,可为后续巡检提供参考。

2.2 实际管网算例验证

2.2.1 研究区域供水管网概况

以华北地区 H 园区内某片区供水管网为例,管网拓扑结构如图 2 所示。



图 2 算例管网示意

Fig.2 Schematic diagram of example water distribution network

管网高日供水量约为 $7 \times 10^4 \text{ m}^3/\text{d}$, DN200 及以上管线长约 180.7 km。管网系统中设有 SCADA 在线监测系统,包括管网压力监测点 12 个和出厂压力监

测点 1 个,数据监测频率为 1 次/min。监测点压力数据时间跨度为 2022 年 1 月—12 月,将收集的压力数据根据监测点编号 m 、监测日期 d 、监测时刻 t 进行格式处理。

2.2.2 管网水力模型构建与校核

依据管网数据构建 EPANET 水力模型,模型共 1 682 个节点、1 774 个管段、1 座水厂。本案例基于历史监测数据,分别选用最低日、平均日、最高日,以及相应前后各 1 d 的用水量情况,构建了 9 d 模拟时长、时间步长为 0.5 h 的管网水力模型并进行了模型校核,校核结果见表 3。校核后水厂供水流量相对误差为 4.41%,12 个压力监测点平均误差为 1.46 m,平均相对误差为 5.05%。根据《城镇供水管网模型构建与应用技术规程》(T/CUWA 20059—2022),模型满足管网水力分析精度要求。

表 3 监测点校验结果

Tab.3 Calibration results of monitoring points

项 目		参数的校验标准	校验结果
出厂 流量	相对误差 均值	全部低于 10%	全部(1 座水厂)低于 10%
	绝对误差 均值	95% 低于 0.03 MPa	全部(12 个监测点)低于 0.03 MPa
节点 压力	绝对误差 均值	80% 低于 0.02 MPa	全部(12 个监测点)低于 0.02 MPa

2.2.3 爆管诊断分析计算

管网监测数据变化综合特征计算:基于 1.1 节的计算方法,分别计算管网中 12 个监测点的自身水头波动特征和水源点到监测点水头损失特征,得到各监测点在每天 1 440 个时刻的自身水头波动阈值 Thr_{mi} 和水源点到监测点的水头损失阈值 $\text{Thr}_{(s-m)t}$ 。后续当获取管网新的监测数据后,可直接提取对应时刻的阈值数据进行爆管识别分析。

管网爆管模拟样本集生成:模拟 1 682 个节点的爆管事件,具体包含 9 d、0.5 h 的时间步长、5 个爆管程度梯度的事件,爆管模拟样本集中共计有 3 633 120 组数据。

监测点感知节点集构建:在爆管模拟样本集中,提取平均日平均工况下爆管程度为 1 的数据。基于 1.3 节的计算方法,分析各监测点对管网中 1 682 个节点发生爆管的感知情况,构建监测点感知节点集。

爆管识别:本案例使用管网 2023 年 1 月—4 月

共 122 d 的管网实测数据,采用 1.4 节的分析方法进行爆管识别分析。

以 4 月 8 日(发生爆管事件)数据为例进行分析。图 3 展示了管网中监测点 10 的水力状态变化情况,从 05:05 开始,其水头监测值突然下降并持续超出阈值 Thr_{mt} ,监测点 10 被标记为爆管事件备选状态 1。同时,计算监测点 10 相对于水源点的水头下降值,亦超出了相应时刻阈值 $Thr_{(s-10)t}$,被标记为爆管事件备选状态 2,因此监测点 10 识别为爆管状态,并且在后续监测过程中保持该状态。

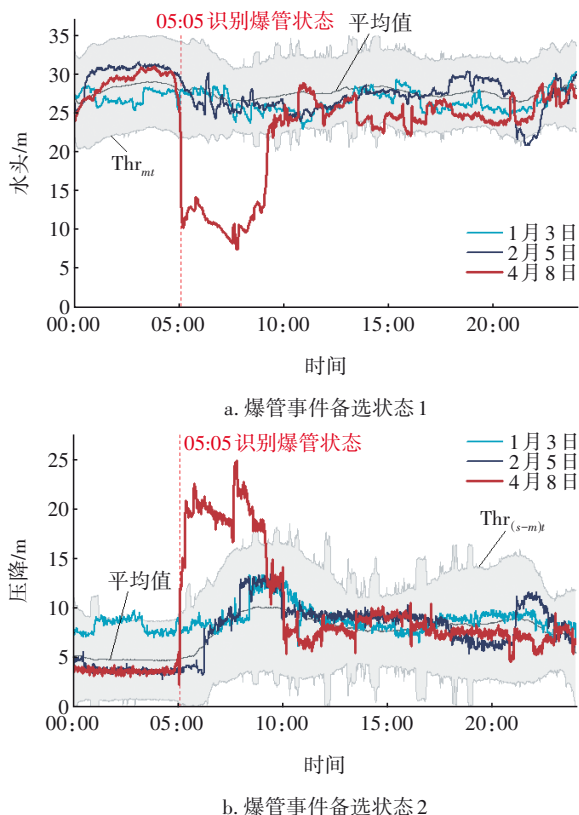


图 3 监测点 10 爆管事件备选状态 1 和备选状态 2 判定
Fig.3 Determination of alternative states 1 and 2 for pipe burst event at monitoring point 10

与之类似,监测点 1、6、5、9、3、12 在 05:05 以后也先后被识别为爆管状态,见表 4。爆管事件引起的水力状态影响在管网中呈现逐渐扩散的过程,05:05、05:06、05:11、05:12 各时刻识别为爆管状态的监测点逐渐增多,05:12 以后形成稳定状态。后经排查,此事件是由第三方施工引起的某 DN800 管段漏水导致,结合记录的爆管情况,本方法实现了对爆管事件的有效识别。

基于管网实时监测数据和管网水力变化综合

特征进行识别计算,对于爆管事件的响应速度较快,经过从 05:05—05:12 的连续分析,可实现爆管事件的稳定识别。根据各监测点数据超出两类阈值数值的求和进行排序,可以得到爆管异常监测点序列,并为后续制订爆管定位搜索策略提供参考。

表 4 4 月 8 日监测点爆管事件识别情况

Tab.4 Identification of pipe burst events at monitoring points on April 8

识别时间	监测点编号	超出 Thr_{mt} 数值/m	超出 $Thr_{(s-1)t}$ 数值/m	超出阈值数值求和/m	异常监测点序列编号
05:05	监测点 10	9.124	3.193	12.317	1
	监测点 10	10.851	4.421	15.272	1
05:06	监测点 1	7.900	1.915	9.816	2
	监测点 6	7.003	0.155	7.159	3
05:11	监测点 10	10.851	4.421	15.272	1
	监测点 1	7.900	1.915	9.816	2
	监测点 6	7.003	0.155	7.159	3
	监测点 5	10.851	4.421	15.272	4
05:12	监测点 10	12.272	5.648	17.920	1
	监测点 1	10.744	4.509	15.253	2
	监测点 6	9.250	2.367	11.617	3
	监测点 5	8.959	1.817	10.775	4
	监测点 9	8.166	1.410	9.576	5
	监测点 3	6.397	0.691	7.088	6
	监测点 12	4.389	0.033	4.423	7

图 3 也展示了管网正常运行过程中其他日期监测数据的变化情况。受泵站调度、管网用水变化等多种因素的影响,监测点 10 的数据在一定范围内发生波动,部分时刻出现被识别为状态 1 或状态 2,但未出现同时发生的情况。通过水力状态变化综合分析,本方法对实际管网监测数据的波动性具有较好的适应性。

2.2.4 爆管定位

根据识别结果进行爆管定位搜索。采用 1.5 节方法,在 05:05,对于监测点 10,计算其感知节点集中 125 个节点的序列 $S_{模,波动,j}$ 和 $S_{模,损失,j}$ 。计算 $S_{测,波动}$ 和 $S_{模,波动,j}$ 、 $S_{测,损失}$ 和 $S_{模,损失,j}$ 的欧氏距离,并由小到大进行排序。相较于搜索全部爆管事件样本,本方法在定位过程中只提取与感知节点集有关的节点数据进行搜索,计算效率得到有效提升。

采用相同的方法,分别对 05:06(监测点 10、1、6)、05:11(监测点 10、1、6、5)、05:12(监测点 10、1、6、5、9、3、12)进行爆管定位搜索。以 05:05、05:12

为例,计算欧氏距离并进行排序,选取排名前50的节点并进行可视化,如图4所示。

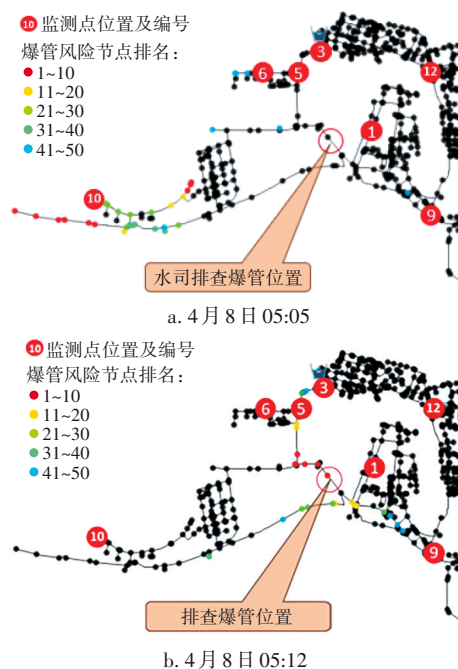


图4 爆管定位搜索结果

Fig.4 Search results of pipe burst location

从图4可知,在05:05,爆管风险节点分布相对分散,排名前10节点的位置与实际爆管位置有一定差距。这可能是由于该时刻处于爆管初始阶段,对管网水力状态的影响主要体现在管网末端区域的失压(即监测点10所在区域),此时尚无法有效耦合分析监测数据序列与爆管模拟样本集。在05:12可以发现排序前10节点的位置相对集中,排查后记录的实际爆管位置位于此区域,说明该时刻监测系统所反映的管网水力状态变化趋于稳定,监测数据序列与爆管模拟样本集耦合情况较好,能够对爆管位置进行有效定位。上述结果也进一步表明,本方法采用的水力变化综合特征分析,以及在各时刻对管网进行持续的爆管识别与定位分析,能够更为准确地捕捉爆管发生后管网水力变化发展过程,爆管定位分析结果可以为进行应急巡检的线路规划和优先级策略提供参考,有效提高了巡检效率。

3 结论

建立了一种基于监测数据与模型耦合驱动的供水管网爆管诊断方法。通过对监测点自身水头波动和水源点到监测点压降的分析,提取了管网监测数据的综合变化特征;基于监测数据和爆管模拟

数据的耦合,分析监测点对管网不同区域节点的感知情况,并进行爆管事件诊断。为验证方法的有效性,采用某管网爆管事件作为案例,实现了爆管事件的有效识别与定位。相较于传统监测数据阈值分析和基于人工经验的巡检方法,提出的诊断方法具有响应速度快、定位搜索计算效率高等特点,对实际管网水力状态波动具有较好的适应性。相较于其他基于机器学习或节点流量反演的爆管分析方法,本方法以生成模拟爆管样本集并耦合监测数据的分析方式,减少了训练机器学习模型或进行节点流量反演实时计算的成本,采用的监测数据和水力模型都是日常运维管理的核心业务数据,对其他设备或技术的需求较少,便于开展监管平台的建设,具有较好的实用性。

参考文献:

- [1] 蔡艳伟,龙志宏,邵煜,等. 基于爆管监测的供水管网压力监测点优化布置[J]. 中国给水排水, 2023, 39(17): 59-64.
CAI Yanwei, LONG Zhihong, SHAO Yu, et al. Optimal layout of pressure monitoring points in water supply network based on pipe burst monitoring [J]. China Water & Wastewater, 2023, 39(17): 59-64 (in Chinese).
- [2] 王彤,康炳卿,李钟毓,等. 基于图论法和贝叶斯理论的供水管网漏损定位方法[J]. 水电能源科学, 2023, 41(8): 135-138, 125.
WANG Tong, KANG Bingqing, LI Zhongyu, et al. Leakage location method for water supply network based on graph theory and Bayesian theory [J]. Water Resources and Power, 2023, 41(8): 135-138, 125 (in Chinese).
- [3] 吴以文,杜坤,吴汉清,等. 基于LSSVM交互预测的供水管网爆管检测[J]. 中国给水排水, 2022, 38(9): 58-63.
WU Yiwen, DU Kun, WU Hanqing, et al. Water supply network burst detection based on least squares support vector machine interactive prediction [J]. China Water & Wastewater, 2022, 38(9): 58-63 (in Chinese).
- [4] 徐玮榕. 供水管网爆管压力波动传播形态与侦测定位方法[D]. 上海:同济大学, 2022.
XU Weirong. Propagating Morphology of Pressure Fluctuations and Detection Methods for Bursts in Water

- Distribution Networks [D]. Shanghai: Tongji University, 2022(in Chinese).
- [5] 文思齐. 基于数据驱动的供水管网独立计量分区快速漏失识别方法研究[D]. 重庆:重庆大学, 2022.
- WEN Siqi. A Data-driven Approach for Rapid Leakage Detection in District Metering Areas of Water Supply Networks [D]. Chongqing: Chongqing University, 2022 (in Chinese).
- [6] 马琪然, 杜坤, 周明, 等. 基于改进卡尔曼滤波的供水管网爆管检测研究[J]. 中国给水排水, 2019, 35(17): 69-73.
- MA Qiran, DU Kun, ZHOU Ming, *et al.* An improved Kalman filter method for burst detection in water supply network [J]. China Water & Wastewater, 2019, 35 (17): 69-73 (in Chinese).
- [7] 甄志远. 基于数据驱动的供水管网漏损监测研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2021.
- ZHEN Zhiyuan. Research on Data Driven Monitoring of Leakage for Water Supply Networks [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2021(in Chinese).
- [8] CHENG J, PENG S, CHENG R, *et al.* Burst area identification of water supply network by improved DenseNet algorithm with attention mechanism [J]. Water Resources Management, 2022, 36 (14): 5425-5442.
- [9] 彭森, 程蕊, 吴卿, 等. 基于极限学习机算法的供水管网爆管识别研究[J]. 中国给水排水, 2022, 38(7): 56-62.
- PENG Sen, CHENG Rui, WU Qing, *et al.* Identification of water supply network pipe burst based on extreme learning machine algorithm [J]. China Water & Wastewater, 2022, 38 (7): 56-62 (in Chinese).
- [10] 卢慢, 杜坤, 宋志刚, 等. 基于耦合统计及模型驱动的供水管网爆管定位[J]. 中国给水排水, 2021, 37(9): 46-50.
- LU Man, DU Kun, SONG Zhigang, *et al.* Burst location of water supply pipe network based on coupling statistics and model driven [J]. China Water & Wastewater, 2021, 37(9): 46-50(in Chinese).
- [11] 卢慢. 基于模型驱动及混合统计的供水管网爆管定位研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2021.
- LU Man. Study on Location of Pipe Burst in Water Supply Networks Based on Model Driven and Mixed Statistics [D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2021(in Chinese).
- [12] 黄乐烽. 基于节点流量实时反演的供水管网爆管识别[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2021.
- HUANG Lefeng. Pipe Burst Identification in Water Distribution System Based on Real-time Nodal Demand Calibration [D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2021(in Chinese).
- [13] 程景. 基于深度学习方法的供水管网爆管预警及定位研究[D]. 天津: 天津大学, 2022.
- CHENG Jing. Research on Early Warning and Location of Burst in Water Supply Network Based on Deep Learning Method [D]. Tianjin: Tianjin University, 2022(in Chinese).
- [14] 侯艳丽, 马震. 基于深度优先搜索的分层网络最短路径算法[J]. 无线电通信技术, 2023, 49(4): 684-688.
- HOU Yanli, MA Zhen. Hierarchical network shortest path search algorithm based on depth-first search [J]. Radio Communications Technology, 2023, 49(4): 684-688(in Chinese).
- [15] VRACHIMIS S G, ELIADES D G, TAORMINA R, *et al.* Battle of the leakage detection and isolation methods [J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 2022, 148(12): 58-77.
-
- 作者简介:** 于朋朋(1986-), 男, 天津人, 博士, 高级工程师, 研究方向为水动力学理论基础、给水有压管网数值模拟、给排水理论和应用。
- E-mail:** 1196588288@qq.com
- 收稿日期:** 2024-06-06
- 修回日期:** 2024-07-17

(编辑: 任莹莹)