

Pipe Burst Localization in Water Distribution Systems Based on Artificial Neural Network

Hai Chen¹, Mengke Zhao², Bing Yu², Haixing Liu^{2*}, Xiangyang Leng³

¹Dalian Municipal Design & Research Institute Co. Ltd, Dalian Liaoning

²School of Hydraulic Engineering, Dalian University of Technology, Dalian Liaoning

³The Design Institute of Civil Engineering & Architecture, Dalian University of Technology, Dalian Liaoning

Email: *lhx_526@163.com

Received: Feb. 24th, 2018; accepted: Mar. 9th, 2018; published: Mar. 15th, 2018

Abstract

Once pipe burst events occur in water distribution systems, the prompt pipe burst localization can achieve the rapid repair of pipes and the reduction of incident loss. Concerning this issue, the paper presents the mapping of nonlinear relation between pipe burst location and the pressure variation rate at monitoring points during the events based on artificial neural network (ANN). The ANN model for the pipe burst localization is set up. A water distribution system case is used to validate the feasibility of the method using correlation analysis (R^2). Moreover, the impact of different combinations of monitoring points on localization accuracy is analyzed. The results show that the accuracy of model is higher when the monitoring points are installed uniformly within the water distribution systems.

Keywords

Water Distribution Systems, Pipe Burst, Artificial Neural Network, Localization

基于人工神经网络的供水管网爆管定位方法

陈海¹, 赵梦珂², 于冰², 刘海星^{2*}, 冷祥阳³

¹大连市市政设计研究院有限责任公司, 辽宁 大连

²大连理工大学水利工程学院, 辽宁 大连

³大连理工大学土木建筑设计研究院有限公司, 辽宁 大连

Email: *lhx_526@163.com

收稿日期: 2018年2月24日; 录用日期: 2018年3月9日; 发布日期: 2018年3月15日

作者简介: 陈海, 男, 高级工程师, 主要从事研究供水系统优化设计及运行管理研究。

*通讯作者。

文章引用: 陈海, 赵梦珂, 于冰, 刘海星, 冷祥阳. 基于人工神经网络的供水管网爆管定位方法[J]. 水资源研究, 2018, 7(2): 144-153. DOI: 10.12677/jwrr.2018.72016

摘要

供水管网发生爆管事故后,快速确定爆管位置,可以实现迅速抢修,有效降低事故的损失。针对爆管定位问题,本文基于人工神经网络(ANN),建立爆管位置与事故时压力监测点的压力变化率之间的非线性映射关系,构建了ANN爆管定位模型,并选取了一个供水管网案例,引入相关系数(R^2)指标评估模型的精度,验证了方法的可行性。此外,分析了不同监测点组合对模型定位精度的影响,发现监测点组合均匀分布在管网内部时,模型定位精度越高。

关键词

供水管网,爆管,人工神经网络,定位

Copyright © 2018 by authors and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着我国城市化进程的不断加快,城市供水管网的规模也不断增加,由于缺乏科学合理的规划、维护与运行管理,各大城市的供水管网爆管事故频发,严重影响了城市供水的安全性和经济性,对资源、环境、社会均产生了巨大的负面影响。目前水务公司发现爆管事故多依赖于人工报告,此为被动性爆管定位方法,此方法虽然可以确定准确的爆管点,但弊端也比较明显,检测效率较低,反应时间较长,发现事故时,可能已经造成了较大的损失。因此,需要开展供水管网爆管事故智能检测方面的研究,快速准确地确定爆管位置和事故影响范围,并做出相应的科学决策。

为了解决爆管定位的难题,各国学者均开展了大量的相关研究工作。1992年,Liggett等人[1]首先提出基于暂态的爆管定位方法,该方法的基本原理是爆管产生的压力波将先后传播到附近的几个压力监测点,根据传播路径和时间差来诊断爆管位置,但由于压力波传播路径比较复杂,且时间差通常很短,因此定位精度会受到严重影响;江朝元[2]等人综合运用负压波和流量检测法进行泄漏模式识别与漏点定位,可及时发现和定位泄漏点。基于水力模型的爆管定位方法也取得了一定的进展,Wu [3]在此研究方向做出了代表性的工作,其结果被英国的水务公司所采用;Sanz [4]等人后续推进了这方面的研究,其依据爆管的水量变化过程,不断校核管网模型的空间分布参数,其结果展示出了较高的爆管定位精度;程伟平[5]等人利用监测资料与低压供水模型相结合的管网爆管水力学模型实现了爆管定位,并分析了爆管点位置与周围压力变化的关系。随着人工智能技术的快速发展,数据驱动的智能爆管分析方法成为了国内外学者的热点关注问题。Tao [6]等人应用人工免疫网络并结合最近邻方法,推测爆管事故的发生;Zhang [7]等人采用支持向量机分析爆管区域;陶涛[8]等人通过SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition)监测系统收集压力数据,对比爆管前后两个时刻的压力值变化,绘制爆管压降等值线图,最后通过压降中心来定位爆管点,以上三个研究均是基于机器学习的方法,通过训练模型达到对实测数据的异常辨识功能,从而确定爆管的位置。

针对智能化的爆管定位问题,本文提出了一种基于人工神经网络(ANN)的供水管网爆管定位方法,利用ANN的模式识别功能,建立爆管位置与压力监测点水压化率之间的非线性映射关系,实现爆管位置的确定。此外,本文选取了一个案例管网,通过大量的模拟爆管事故,验证了所提出方法的可行性。

2. 研究方法

2.1. 基于 ANN 的爆管定位模型构建

供水管网发生爆管事故时，会引起系统的压力变化，且不同爆管位置所引起的压力变化规律也是不同的。基于上述现象，本文在管网模型中假设大量爆管事故的发生，以事故发生后供水管网监测点的压力变化值作为输入条件，反向推求爆管位置。ANN 是一个具有高度非线性的超大规模连续时间的动态系统，是由大量的神经元广泛互连而形成的网络，具有强大的自学习能力、联想存贮能力、高速寻优能力等特性，在生物、医学、经济学领域广泛应用[9]。因此，本文利用 ANN 来建立爆管位置与监测点压力变化率之间的映射关系，构建的 ANN 爆管定位模型结构详细介绍如下。

1) 模型输入层

模型输入层的变量为爆管发生时的监测点压力变化率，计算方法如式(1)所示：

$$r_i = \frac{P_i - P'_i}{P_i} \quad (1)$$

式中： r_i 为监测点 i 的压力变化率； P_i 为管网正常运行工况下监测点 i 的压力值； P'_i 为爆管事故时监测点 i 的压力值。

爆管的位置假设发生在模型的节点处，两个压力监测点很难准确描述爆管的位置，在监测点个数无冗余的条件下，三个压力监测点可测算其扰动半径，再通过管道长度及其连接关系，可大致确定爆管在管网中位置，因此所构建的模型输入层神经元个数为 3，输入压力变化率值为 r_1 、 r_2 和 r_3 。

2) 模型隐含层

研究表明，对于一般的非线性映射问题，选用一个隐含层即可得到较理想的结果。隐含层的神经元个数无法直接确定，目前理论上还没有一种科学和普遍的确定方法，为避免训练时出现过拟合现象，保证足够高的网络性能和泛化能力，一般应遵循如下原则：在满足精度要求的前提下，选取尽可能紧凑的结构，即选择尽可能少的隐含层神经元个数。

3) 模型输出层

模型输出层的变量为爆管点距三个压力监测点的距离 d'_1 、 d'_2 和 d'_3 。为了提高 ANN 模型的精度，在此对三个距离值分别建立 ANN 模型，因此所构建模型的输出层神经元个数为 1，输出值为 d'_i 。

通过以上过程，即可建立反映爆管点位置与监测点压力变化率关系的 ANN 模型，关系式如(2)所示：

$$d'_i = f(r_1, r_2, r_3) \quad i = 1, 2, 3 \quad (2)$$

式中： $f(\bullet)$ 为 ANN 模型中所确定的函数关系。

2.2. 爆管定位模型训练及应用

当 ANN 模型的输入层数据和输出层数据变化范围较大，可能会导致模型训练时间长或难以收敛，因此在模型训练前首先对输入输出数据进行标准化预处理。对 SCADA 系统采集的历史爆管事故的监测点压力数据和爆管位置数据进行处理，标准化处理公式如公式(3)所示：

$$X' = \delta_l + (\delta_h - \delta_l) \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (3)$$

式中： X 为原始数据， X' 为标准化处理后的数据；对于模型输入层数据， X_{\max} 和 X_{\min} 分别为监测点压力变化率的最大值和最小值， δ_h 和 δ_l 的取值分别为 1 和 -1；对于模型输出层数据， X_{\max} 和 X_{\min} 分别为爆管点距监测点距离的最大值和最小值， δ_h 和 δ_l 的取值分别为 0.8 和 0.2。

经过多次训练后,不断修正参数,使神经网络模型的输出值和观测值之间的均方误差值达到合理范围内。当系统识别出供水管网内发生爆管事故时,将监测点的实时水压监测数据经预处理后,作为模型输入数据输入到训练好的 ANN 爆管定位模型,可得到各模型输出值。由三个模型的输出值分别确定满足距离值要求的节点编号集合 S_1 、 S_2 和 S_3 ,求三个集合的交集 $S_1 \cap S_2 \cap S_3$,可确定管网爆管位置。

3. 应用案例

3.1. 案例介绍

本文选用的供水管网案例有 1 个水源,30 个节点,50 根管道,各管道的尺寸如表 1 所示。各节点的用户需水量均为 $0.05 \text{ m}^3/\text{s}$,各节点高程均为 48 m,管道粗糙度系数均为 140,水源水头为 100 m [10]。管网拓扑结构图如图 1 所示,图中数字表示节点编号。

3.2. 爆管数据获取

为了保证 ANN 模型的精度达到要求,需要大量的数据对模型进行训练,因此利用 EPANET2 软件模拟大量的爆管事故,以获得训练 ANN 模型所需的数据[11]。假定所有的爆管事故引发的流量变化均发生在管网节点处,可利用 EPANET 提供的扩散器系数(Emitter Coefficient)来模拟不同节点不同程度下的爆管事故。模型训练及测试数据的获取流程如下:

- 1) 选定监测点组合,调用 EPANET 水力引擎,计算正常工况下,管网中各监测点的压力值;

Table 1. Data list of pipe size of water distribution systems

表 1. 供水管网管道尺寸数据列表

管道编号	直径(mm)	长度(m)	管道编号	直径(mm)	长度(m)	管道编号	直径(mm)	长度(m)
1	800	50	18	600	2000	35	500	1000
2	600	1000	19	500	2000	36	400	1000
3	600	1000	20	500	2000	37	400	1000
4	500	1000	21	400	2000	38	350	1000
5	500	1000	22	400	2000	39	350	1000
6	400	1000	23	350	2000	40	500	2000
7	600	2000	24	500	1000	41	400	2000
8	600	2000	25	500	1000	42	400	2000
9	500	2000	26	400	1000	43	350	2000
10	500	2000	27	400	1000	44	350	2000
11	400	2000	28	350	1000	45	300	2000
12	400	2000	29	500	2000	46	400	1000
13	600	2000	30	500	2000	47	400	1000
14	500	1000	31	400	2000	49	350	1000
15	500	1000	32	400	2000	49	350	1000
16	400	1000	33	350	2000	50	300	1000
17	400	1000	34	350	2000			

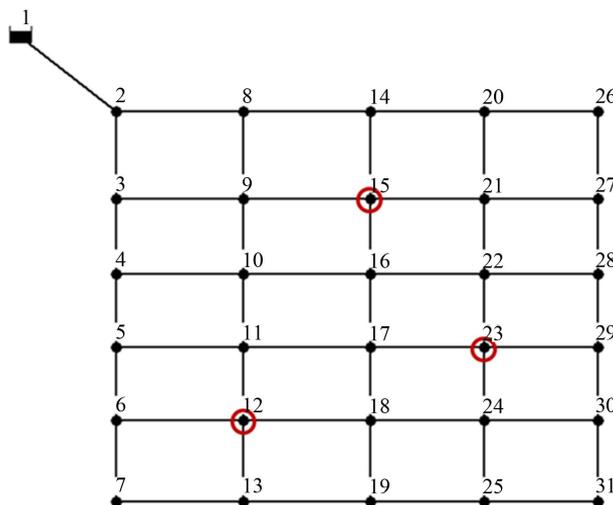


Figure 1. Topology of water distribution systems case
图 1. 供水管网案例拓扑结构图

2) 设定 Emitter Coefficient 的取值范围, 管网内所有节点均为可能爆管点, 利用蒙特卡洛(Monte Carlo)方法模拟大量单点爆管事故, 并调用 EPANET 水力引擎, 计算爆管事故时的监测点压力值;

- 3) 由前述公式(1)计算监测点压力变化率;
- 4) 分别计算管网各节点到三个监测点的距离。

模拟 1000 次爆管事故, 即可获得 1000 组实验数据, 选取其中的 900 组作为模型训练数据, 剩余 100 组作为模型测试数据。

3.3. 爆管定位模型训练及应用

1) 模型训练

初步选定三个水压监测点的节点编号为 12、15 和 23, 各监测点的位置如图 1 中红色圆圈标记所示, 进行 ANN 爆管定位模型的训练与测试。MATLAB 提供了 GUI 界面的神经网络工具箱, 具有简洁、友好的人机交互功能, 因此本文直接利用 MATLAB 内置的神经网络工具箱构建并训练和测试 ANN 模型[12]。为表示方便, 定义输出值为爆管点距节点 12 的距离的 ANN 模型为 M_1 , 对应节点 15 为 M_2 , 对应节点 23 为 M_3 。对于各个 ANN 模型, 不断调整隐含层神经元的个数和训练函数的相关参数, 当模型训练误差逐渐趋于稳定并满足要求时, 即完成模型训练过程。

2) 模型测试

将 100 组测试数据中的压力变化率数据, 分别输入训练好的三个模型, 可得到各模型的输出值。模型 M_1 、 M_2 和 M_3 的输出值分别表示爆管点距节点 12、节点 15 和节点 23 的标准化距离值。分析各模型的输出值与期望输出值的近似程度, 可判断所构建的 ANN 爆管定位模型的准确性。

4. 结果与分析

4.1. ANN 爆管定位模型准确性分析

对于模型 M_1 , 将监测点 12, 15 和 23 的压力变化率和各爆管位置距监测点 12 的距离值导入 MATLAB 的神经网络工具箱, 经过多次调整, 最终选择隐含层神经元个数为 10 个, 训练函数为 `traingd`, 最大失败次数设置为 6, 学习因子设置为 0.5, 经过 100,000 次训练后, 误差逐渐趋于稳定, 模型误差变化曲线如图 2 所示。对模型 M_2 和 M_3 , 重复上述过程, 可得到相应的误差变化曲线, 在此不再详细论述。

将 100 组测试数据中的压力变化率数据分别输入模型 M_1 、 M_2 和 M_3 ，得到各模型的模型输出值。以测试数据中的爆管事故为例进行分析，假定节点 19 发生爆管，首先将三个监测点的压力变化率输入各模型， M_1 的输出值 $d'_1 = 0.4463$ ， M_2 的输出值 $d'_2 = 0.5744$ ， M_3 的输出值 $d'_3 = 0.3809$ ；其次，分析可能的爆管节点位置，满足 $d'_1 = 0.4463$ 的节点编号集合 $S1 = \{5,7,17,19\}$ ，满足 $d'_2 = 0.5744$ 的节点编号集合为 $S2 = \{19\}$ ，满足 $d'_3 = 0.3809$ 的节点编号集合为 $S3 = \{15,19,27,31\}$ ， $S1 \cap S2 \cap S3 = \{19\}$ ，确定爆管位置为节点 19。因此利用所构建的 ANN 定位模型可以实现爆管定位。

为了分析 ANN 爆管定位模型的定位精度，分别作模型 M_1 、 M_2 和 M_3 的输出值与期望输出距离拟合曲线图，如图 3~图 5 所示。图中 X 轴表示期望输出距离标准值，Y 轴表示模型输出距离标准值。在模型的定位精度为 100% 的条件下，期望输出与模型输出应相等，拟合曲线应为通过原点的 45° 直线，如各图中的紫色虚线所示。图 3~图 5 中的绿色实线表示模型的实际模型输出与期望输出的实际拟合曲线，可看出与理想拟合曲线结果非常接近。

为了定量表征实际拟合曲线的精度，选择相关系数(R^2)指标来表征模型输出值与期望输出值的拟合程度， R_2 的计算公式如式(4)所示：

$$R^2 = 1 - SSE/SST \tag{4}$$

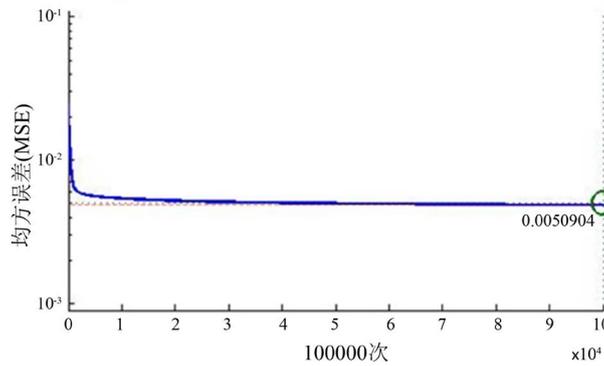


Figure 2. Decline curve of M_1 's error

图 2. M_1 误差下降曲线

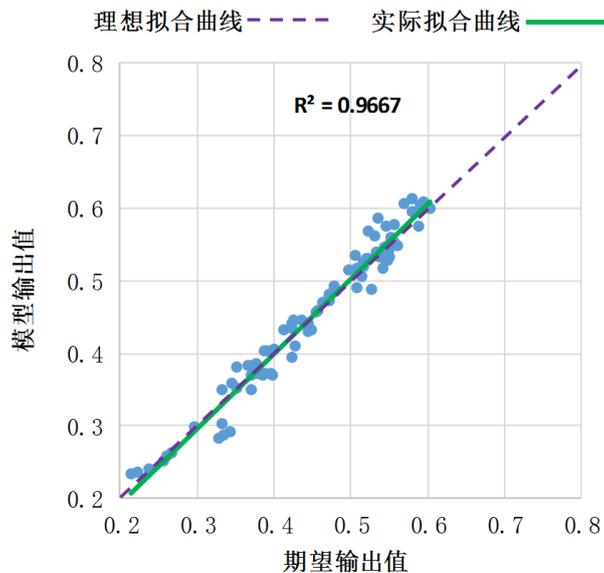


Figure 3. Fitting curve for expected output and model output of M_1

图 3. M_1 期望输出与模型输出拟合曲线

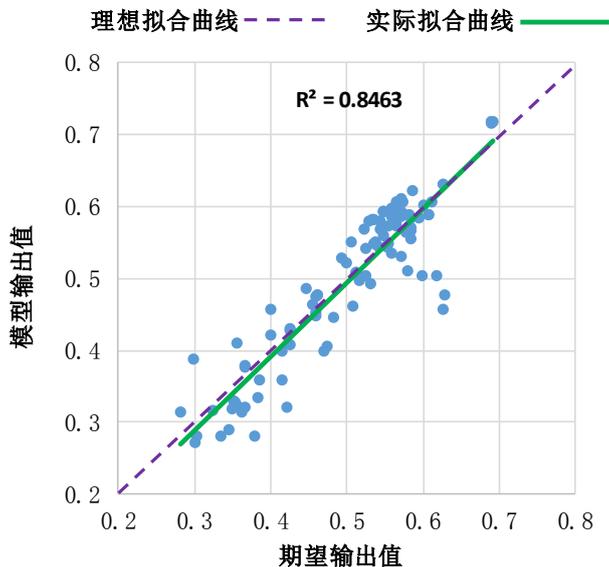


Figure 4. Fitting curve for expected output and model output of M₂

图 4. M₂ 期望输出与模型输出拟合曲线

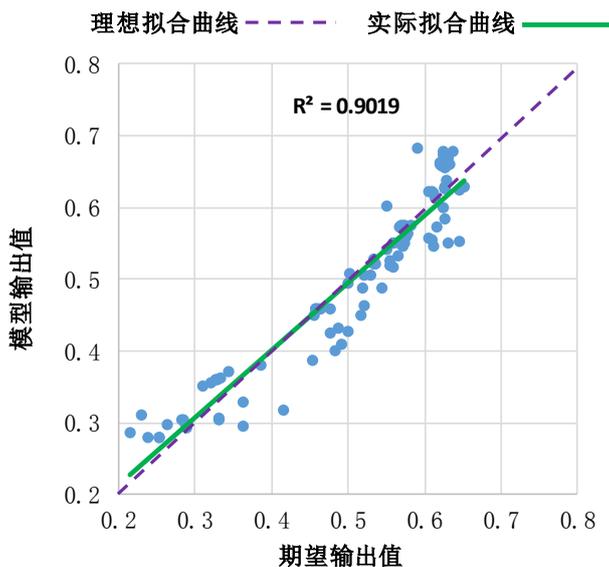


Figure 5. Fitting curve for expected output and model output of M₃

图 5. M₃ 期望输出与模型输出拟合曲线

式中：SSE 为残差平方和，SST 为总平方和。

经计算得，模型 M₁ 的 R₂ 为 0.9667，M₂ 的 R₂ 为 0.8463，M₃ 的 R₂ 为 0.9019。R₂ 值越大，表示模型精度越高，一般认为 R₂ 超过 0.8 时即认为拟合度较好。上述结果表明，利用 ANN 构建爆管定位模型，可得到较准确的爆管定位结果。

4.2. 不同监测点组合对模型精度的影响分析

为分析 ANN 模型定位精度受监测点组合因素的影响，本文选择了 4 种典型的监测点组合，分别是：1) 集中式监测点布置(图 6(a))，节点编号为 12、15 和 23；2) 边界点布置(图 6(b))，节点编号为 4、23 和 26；3) 最远节点布置(图 6(c))，节点编号为 11、20 和 31；4) 水源入口节点布置(图 6(d))，节点编号为 2、12 和 21。

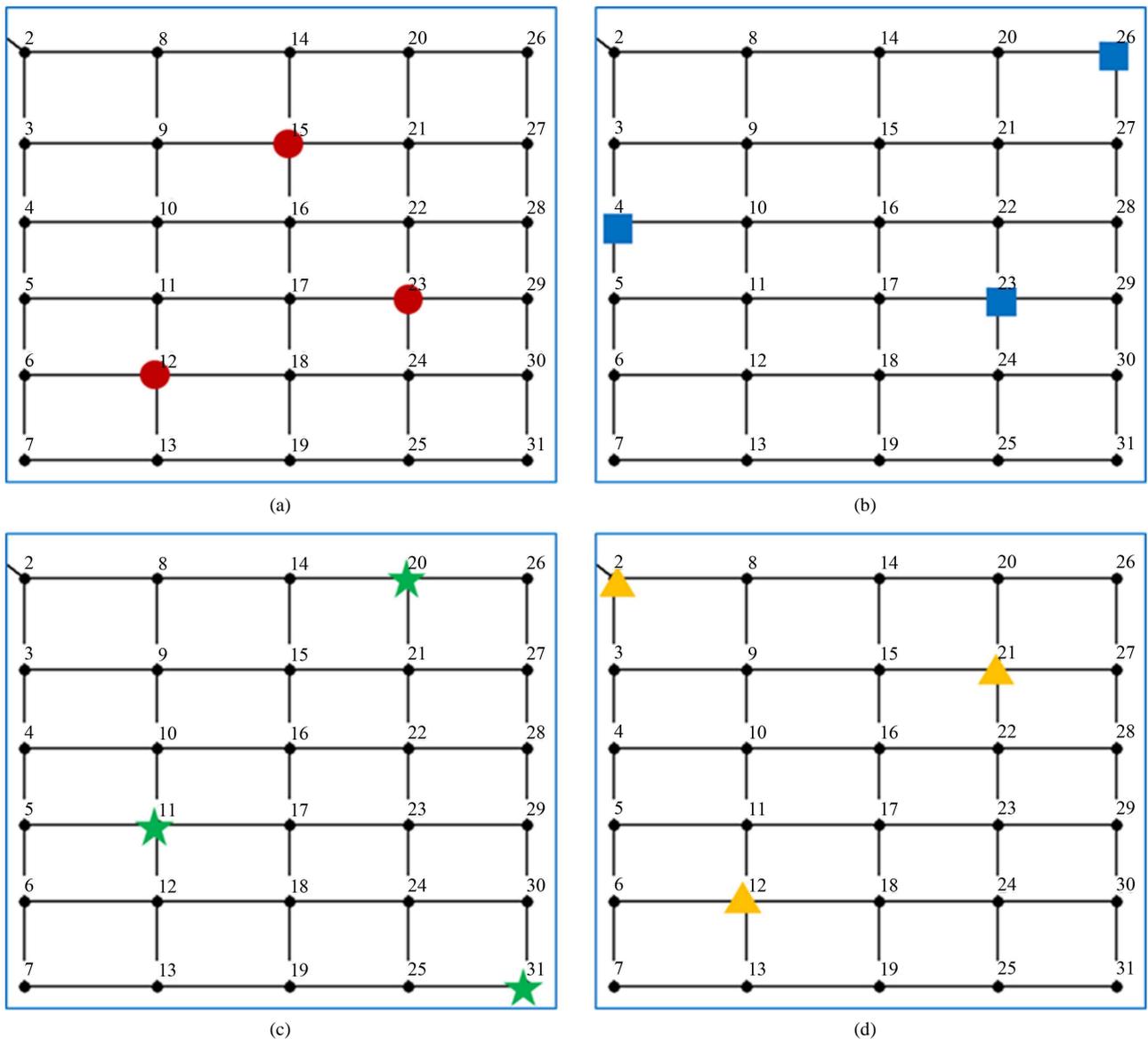


Figure 6. Position distribution of different combinations of monitoring points

图 6. 不同监测点组合位置分布

监测点组合 1 的模型精度在前述中已经给出，对后三组监测点组合，仍分别利用 900 组数据进行训练，100 组数据进行测试，利用 R^2 和 MSE 两项指标评估各模型的精度。表 2 列出了四组监测点组合下的各模型的 R^2 和 MSE (均方误差)值。组合 1 的 R^2 平均值最大，说明当监测点均匀分布在管网内部，而不是建立在管网的边界上时，监测点检测管网爆管的准确性会比较高。从实际的角度看，监测点离爆管的位置越近，监测点的压力变化幅度越大，越容易检测到爆管。在管网内部均匀布置监测点，使监测点到任意节点的距离相对小，所以可以更准确的确定爆管点位置。四个组合中，均为 M_2 模型的 R^2 值最小，但从位置上分析，与边界效应的关系不明显。

MSE 指标值越小，表示模型输出值与期望输出值的偏差越小。表 2 中 MSE 平均值与 R^2 平均值的结果一致，组合 1 的 MSE 最小，组合 1 的监测点布置效果最好，其它三个布置方式差异不显著。但在单个模型的指标(R^2 值和 MSE)比较中，结果不统一。组合 3 中的模型 M_1 的 MSE 值最大，但相对应的 R^2 值在该组合内以及其它组合中，均不是最小值。

Table 2. Statistics of model accuracy for different combinations of monitoring points**表 2.** 不同监测点组合下的模型精度统计

监测点组合	模型	R ²	R ² 平均值	MSE	MSE 平均值
组合 1	M ₁	0.9667	0.9049	0.00035	0.0013
	M ₂	0.8463		0.0019	
	M ₃	0.9019		0.0015	
组合 2	M ₁	0.8157	0.8515	0.002	0.0023
	M ₂	0.7565		0.0025	
	M ₃	0.8607		0.0025	
组合 3	M ₁	0.8157	0.8109	0.0042	0.0027
	M ₂	0.7565		0.0021	
	M ₃	0.8607		0.0017	
组合 4	M ₁	0.8408	0.8064	0.0028	0.0027
	M ₂	0.7304		0.0031	
	M ₃	0.8480		0.0022	

5. 结论

针对供水管网爆管事故定位难题, 本文建立了一个基于 ANN 的供水管网爆管定位方法, 利用 ANN 的模式识别功能, 建立了爆管位置与三个压力监测点水压变化率之间的非线性映射关系, 充分利用供水管网 SCADA 系统采集的压力数据, 实现爆管定位, 并应用于一个案例供水管网。主要结论如下:

1) 通过 R² 这一指标评估了所构建的 ANN 爆管定位模型的精度, 验证了所提出的爆管定位方法的准确性, 为快速精确实现爆管事故定位提供了新的解决方法;

2) 监测点组合的选取会影响基于 ANN 的爆管定位模型的精度, 选择均匀分布的监测点可以提高模型的精度, 进而提高爆管事故定位准确度。

基金项目

本次研究是在国家自然科学基金(51708086, 91547116, 51320105010)、中国博士后科学基金(2016M601309)的资助和支持下完成的。

参考文献

- [1] LIGGETT, J. A., CHEN, L.-C. Inverse transient analysis in pipe networks. *Journal of Hydraulic Engineering*, 1994, 120(8): 934-955. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9429\(1994\)120:8\(934\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9429(1994)120:8(934))
- [2] 江朝元, 曹晓莉, 甘思源. 基于 GSM/GPRS 的城域化管网泄漏监测与定位系统[J]. *重庆大学学报(自然科学版)*, 2005(4): 56-59.
JIANG Chaoyuan, CAO Xiaoli and GAN Siyuan. GSM/GPRS based leakage monitoring and locating system of tap water pipe network in city area. *Journal of Chongqing University (Natural Science Edition)*, 2005(4): 56-59.
- [3] WU, Z. Y. Unified parameter optimisation approach for leakage detection and extended-period simulation model calibration. *Urban Water Journal*, 2009, 6(1): 53-67. <https://doi.org/10.1080/15730620802541631>
- [4] SANZ, G., PÉREZ, R., KAPELAN, Z. and SAVIC, D. Leak detection and localization through demand components calibration. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 2015, 142(2): 04015057. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000592](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000592)
- [5] 程伟平, 赵丹丹, 许刚, 蒋建群. 供水管网爆管水力学模型与爆管定位[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2013, 47(6): 1057-1062.

- CHENG Weiping, ZHAO Dandan, XU Gang and JIANG Jianqun. Pipe burst hydraulic model of water distribution system and pipe burst location. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2013, 47(6): 1057-1062.
- [6] TAO, T., HUANG, H., LI, F. and XIN, K. Burst detection using an artificial immune network in water-distribution systems. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 2013, 140(10): 04014027. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000405](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000405)
- [7] ZHANG, Q., WU, Z. Y., ZHAO, M., QI, J., HUANG, Y. and ZHAO, H. Leakage zone identification in large-scale water distribution systems using multiclass support vector machines. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 2016, 142(11): 04016042. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000661](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000661)
- [8] 陶涛, 颜合想, 信昆仑, 瞿玲芳. 基于 SCADA 压力监测的爆管定位分析[J]. *供水技术*, 2016, 10(4): 11-14+28.
TAO Tao, YAN Hexiang, XIN Kunlun and QU Lingfang. Pipe burst location analysis based on SCADA system pressure monitoring. *Water Technology*, 2016, 10(4): 11-14+28.
- [9] 朱东海, 张土乔, 毛根海. 城市给水管网爆管点动态定位的神经网络模型研究[J]. *水利学报*, 2000(5): 1-5.
ZHU Donghai, ZHANG Tuqiao and MAO Genhai. An ANN method for dynamic locating of bursting point in pipe network of urban water supply. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2000(5): 1-5.
- [10] 肖笛. 城市给水管网爆管事故在线监测研究[D]: [博士学位论文]. 天津: 天津大学, 2007.
XIAO Di. Online monitoring of breaks in urban water distribution systems. Tianjin: Tianjin University, 2007.
- [11] 张凤娥, 殷志宁, 李宏. EPANET 水力模型在供水管网优化中的应用[J]. *给水排水*, 2007, 33(11): 200-202.
ZHANG Feng'e, YIN Zhining and LI Hong. Application of EPANET hydraulic model in water supplying network optimization. *Water & Wastewater Engineering*, 2007, 33(11): 200-202.
- [12] 阮仕平, 党志良, 胡晓寒, 马飞, 张孟涛. 神经网络在综合水质评价中的应用[J]. *水资源研究*, 2004(2): 21-23.
RUAN Shiping, DANG Zhiliang, HU Xiaohan, MA Fei and ZHANG Mengtao. Application of ANN in comprehensive water quality evaluation. *Journal of Water Resources Research*, 2004(2): 21-23.