

供水管网爆管故障诊断的 PSO-SVM 方法

李楠楠¹, 郟志红¹, 古田均²

(1. 河北农业大学 城乡建设学院, 保定 071001; 2. 日本关西大学 综合情报学部, 大阪府 569-1095)

摘要 根据供水管网的实际水压监测数据, 采用粒子群算法优化反演管道的海曾 - 威廉斯系数, 并通过在管道中间加入虚节点来模拟爆管故障, 进而基于节点水压法建立了管网在爆管故障情况下的水力计算模型. 由计算模型计算出一组不同爆点、不同爆管程度组合下的监测点处的水压值, 以此反向训练支持向量机 (SVM) 模型, 并通过粒子群算法 (PSO) 对优化支持向量机模型的核参数, 建立了基于 PSO-SVM 方法的供水管网爆管诊断模型. 最后, 通过一个供水管网的室内实验模型验证了上述诊断模型的有效性.

关键词 PSO-SVM; 故障诊断; 供水管网; 模型试验

PSO-SVM model for pipe bursting diagnosis of water supply network

LI Nan-nan¹, QIE Zhi-hong¹, FURUTA Hitoshi²

(1. Urban and Rural Construction College, Agriculture University of Hebei, Baoding 071001, China;
2. Department of Informatics, Kansai University Takatsuki, Osaka 569-1095, Japan)

Abstract According to the actual water pressure monitoring data of water distribution network, a particle swarm optimization (PSO) algorithm is introduced to reverse the Hazen-Williams coefficient of water pipeline. The pipe bursting is simulated by adding virtual nodes in the middle of pipeline, and then the hydraulic simulation model of pipe network under the condition of pipe bursting is established based on node pressure method. A set of water pressure value corresponding to different combinations between bursting point and bursting degree are calculated by hydraulic simulation model, and the calculation results are further used to train support vector machine (SVM) model. PSO algorithm is used to optimize the kernel parameters of the SVM model. And then the bursting pipe fault diagnosis model is established basing on PSO-SVM method. Finally, the effect of the diagnosis model is verified through model experiment of water distribution.

Keywords PSO-SVM; fault diagnosis; water supply networks; model experiment

1 引言

供水管网爆管事故是国内外供水行业普遍存在的问题, 爆管事故突发性强、危害大、影响面广. 因此寻求一种经济有效的实时检漏检爆方法, 对节约水资源、保障城市供水安全和社会经济发展具有重要意义.

近年来, 随着供水管网 SCADA (supervisory control and data acquisition, 监控和数据采集系统) 的应用和普及, 国内外许多学者致力于以软件为主的管网检测定位方法的研究^[1-2], 目的是更快速的找出爆管的位置, 缩短抢修反应时间, 降低漏失量. 为了实现这一目的, 许多新的技术和方法被提出. Mounce^[3] 提出了基于管网分区和模式识别的泄漏检测理论, 应用模式识别技术、统计学和人工神经网络, 据压降值的大小进行故障位置的定位. 朱东海等^[4] 在 2000 年提出了基于 BP 神经网络的供水管网爆管点动态定位模型, 该方法直接根据管网上压力监测点的变化来诊断故障位置, 拓宽了供水管网泄漏定位研究领域的思路. 梁建文和肖迪等^[5-6] 用神经网络技术对爆管进行诊断, 提出了至少用 3 个节点的水压变化的监测数据, 建立故障位置与节点的水压变化之间的非线性关系, 从中得到故障发生的位置、故障的程度和故障影响范围. 韩阳和王

收稿日期: 2010-06-02

资助项目: 河北省自然科学基金 (E200800353); 河北省建设科技研究计划 (2007121)

作者简介: 李楠楠 (1985-), 男, 硕士研究生, E-mail: nameislnn@126.com; 郟志红 (1969-), 男, 教授, 博士生导师.

威^[7]提出了基于支持向量机(SVM)的供水管网实时故障诊断的模型,用以建立实时监测故障前后供水管网 3 个节点的水压变化与管网中其他的非线性关系,通过对水压变化和等值线分析,实现快速准确地诊断出故障位置和故障程度.基于对监测系统实时采集到的数据进行诊断,可提高爆管诊断的准确性、实时性.

以往的研究所采用的数据多是由水力模型计算得出的,由于实际管道的海曾-威廉斯系数等参数的不确定性,使得按照初始设计时的采用的管道水力参数所计算出的结果与实际有一定差异,有时甚至差异很大.爆管诊断问题本身是一种反问题,此类问题对正向计算模型的精确程度非常敏感,具有不适定的特点,若正向计算的偏差较大,则可能造成误判.另外文献[6-7]中所建立的诊断模型,均是基于故障条件下的监测点水压值与非监测点水压值之间的映射关系,未能实现监测点水压值与诊断结果(爆点位置、爆管程度)之间的直接映射,需要绘制整个管网的水压等值线找到故障点的大致位置,且由于所建模型中监测点的数量相对较少,输出值为所有未监测节点水压变化值,故而该模型所形成的的是一个由低维到高维空间的映射,从而加大了模型的不确定性.

本文拟应用改进粒子群算法^[8]反演供水管网海曾-威廉斯系数 C 值,并应用水力计算模型得到所需计算方案(不同爆管点、不同爆裂程度的组合方案),用节点水压法计算相应方案的监测点水压变化值,在此基础上建立基于改进支持向量机(PSO-SVM)的供水管网故障诊断模型,通过所建诊断模型实现对供水管网爆管模式的预测诊断.

2 管网水力计算模型参数的反演与爆管状态下的水力模拟

建立管网水力仿真模型既是管网设计的基础,也是管网运行调度以及故障诊断的必要条件.目前就管网的水力计算方法而言,人们已经提出了环改正流量法(Hardy-Cross法)、节点水压法、Newton-Raphson法、线性理论法,有限元法等多种方法,其中节点水压法具有原始数据的准备工作量小,无需环路信息,且收敛较快的优点,故本文以节点水压法为基础,针对管道水力参数反演与爆管条件下的水力模拟进行说明.

2.1 管网海曾-威廉斯系数 C 的反演

海曾-威廉斯系数 C 是管网水力计算模型中的一个重要参数,实际运行中管道的 C 值往往与设计时采用值有一定差别,甚至差别较大,而且具有时变性,这就使得水力仿真的结果存在一定误差.因此,要想水力计算模型能更准确地反映实际情况,必须对海曾-威廉斯系数 C 进行反演.本文应用随机微粒群算法对管道的海曾-威廉斯系数 C 进行了反演,具体原理和方法参见文献[8].

2.2 爆管模式下的水力模拟

根据海曾-威廉斯系数 C 的反演结果建立正常工况下的水力计算模型,在此基础上,采用设置虚节点的方法对爆管状态下的管网运行模式进行模拟.

2.2.1 虚节点的引入

所谓虚节点,是指在发生爆管事故的管段上设置一个虚拟节点,用该虚拟节点来表示爆点,本文定义这些虚拟节点为虚节点.在可能发生爆管事故管段中间设置一个虚节点,若设这些节点处节点流量为 0,则表示此管段无爆管故障,否则,虚节点出流量越大,则表示爆管程度越甚.引入虚节点的好处是易于编程.

2.2.2 基于节点水压法的爆管模式下的水力模拟

基于 Matlab 语言编写了基于节点水压法的计算程序.在水力计算模型中,通过在假设的虚节点处添加节点流量来对各种事故模式进行水力模拟.例如:假定管段 P 发生泄漏事故,则在程序中与管段 P 对应的虚节点 j 处(虚节点 j 即泄漏位置)将被赋予节点流量值 Q_j (Q_j 即为爆管的泄漏量),针对该管段发生泄漏的状况进行相应的管网平差,完成对管网爆管状态下的水力模拟.

3 基于 PSO-SVM 的爆管故障诊断模型

管网中流动的水流为势流,主要表现为水压与流量间的关系,当管网中某个管段发生泄露,管内流量将发生变化,从而引起水压的相应变化,水压变化相对流量变化较为敏感,实际供水管网中水压测量成本较低,故采用水压变化诊断爆管位置和爆管程度.由于支持向量机(SVM)模型能够很好地解决有限样本条件下的最优分类或非线性映射问题,且其算法理论上是全局最优的,故本文选用该模型建立爆管故障诊断模型.

3.1 用于爆管诊断的 SVM 模型

SVM 是基于统计学理论的数据挖掘中的一项新技术,它通过用内积函数定义的非线性变换将输入空间

变换到一个高维的空间, 在这个高维空间中寻找输入变量和输出变量之间的一种非线性映射关系. 这里以爆管前后监测点水压变化值为输入, 以反映爆管的位置及爆管程度的模式为输出建立最小二乘支持向量机模型. 其基本原理可参见文献 [9].

爆管诊断 SVM 模型的输入数据为爆管前后各监测点水压变化值, 为了避免量纲的影响, 提高支持向量机的收敛速度和预测速度, 根据输入数据的最大值和最小值对输入数据进行正规化处理, 将输入数据正规化为 $[0, 1]$.

文献 [6-7] 中所建诊断模型的输出数据为所有非监测节点的水压值, 要诊断出爆管事故的位置, 还需画出整个管网的水压等值线图, 不能直接锁定爆管位置和爆管程度, 而且由于一般情况下监测节点数量较之管网节点总数要少得多, 故上述文献中的诊断映射模型一般为“少→多”的模型, 换言之, 是低维空间→高维空间的映射模型, 由于输出量维数较多, 可能会增加问题的复杂性.

本文拟直接将爆点位置和爆管程度作为 SVM 的输出. 笔者曾尝试以二进制数表示爆管管段编号, 以十进制数表示爆管程度, 即将 SVM 的输出节点分为 n 个表示爆管位置的节点和 1 个表示爆管程度的节点. 前者每个节点的输出为 $\{0, 1\}$, 为离散量, 则由 n 个输出节点可表示 2^n 个爆管位置; 后者的取值范围为 $[0, 1]$, 为连续量. 但诊断效果不理想, 究其原因, 可能是由于两类输出节点的取值性质不同造成的. 为此将每个爆点的爆管程度分级考虑, 这样爆管程度就由原来的连续量转化为离散量, 而爆管位置仍为离散量, 这样就可以用统一的编号来描述爆点位置和爆管程度的组合模式. 并应用二进制编码表示各爆管模式编号, 将此二进制编号作为本文诊断模型中学习样本的输出. 将爆管模式二进制代码表示也降低了诊断模型中输出量的维数.

3.2 基于 PSO 的 SVM 诊断模型的参数优化

支持向量机已被广泛应用到许多领域, 然而实践证明, 支持向量机的学习性能和泛化能力与核函数的参数有很大关系, 因此, 有必要对核函数的参数进行优化. 当应用最小二乘支持向量机 (LS-SVM 工具箱) 且选择 RBF 核函数时, 需要优化的参数有两个: gam 和 $sig2$. 其中, gam 是最小二乘支持向量机的正规化参数, 决定了适应误差的最小化和平滑程度, $sig2$ 是 RBF 函数的参数. 本文应用粒子群算法 (PSO) 对 SVM 的两个参数进行优化.

粒子群优化算法 (PSO) 是一种新兴的演化计算技术, 它是由 Kennedy 和 Eberhart^[10-11] 于 1995 年提出的, 是解决复杂优化问题的有效技术. 基于 PSO 参数优化的 SVM 预测模型的原理是针对一组样本数据应用 PSO 得到 SVM 模型中待优化参数的最优解, 使得 SVM 对样本数据的拟合效果最好. 其具体实现过程如下:

- 1) 确定待优化参数的取值范围;
- 2) 确定优化目标, 初始化 PSO 算法中的种群个数、最大迭代次数、惯性权重、加速常数等参数的取值, 随机初始化各微粒 (待优化参数的可行解) 的速度和位置;
- 3) 对种群中的各初始化微粒, 利用支持向量机程序计算每个个体的目标函数值; 根据目标函数值评价各微粒的适应度值, 将此时的各微粒位置作为 P_{best} , 从 P_{best} 中找到具有最好适应度值的微粒位置作为 G_{best} ;
- 4) 对各微粒的速度和位置进行更新, 计算更新后的微粒的适应度值, 将更新后的微粒群和 P_{best} 中每个微粒的适应度值进行比较, 取适应度值较优的微粒位置作为新的 P_{best} , 比较 P_{best} 和 G_{best} 每个微粒的适应度值, 取较优的微粒的位置作为新的 G_{best} ;
- 5) 若满足迭代终止条件 (适应值误差小于设定的适应值误差限度或迭代次数超过最大允许迭代次数) 则停止, 否则返回 4) 直至满足迭代条件为止;
- 6) 将得到的最优参数值代入支持向量机程序进行分析和预测.

4 应用实例

为了验证上述诊断模型诊断效果, 在室内建立了一个 $2.50\text{m} \times 2.50\text{m}$ 的模拟管网, 如图 1 所示: 模型管网包含 9 个基环, 16 个节点, 24 条长度分别为 1m 或 0.5m 的橡胶管段; 管网外围的管段内径为 0.06m, 内部管段内径为 0.05m; 由水源连接到管网节点 1 的进水管段长 2.20m, 内径 0.06m. 各节点设出水口可模拟用户用水. 整个管网在同一水平面上, 距离地面约 0.2m, 以方便测量试验数据, 供水水源为可固定液面的水箱. 将水压监测点设置在节点 1、4、13、16 上, 监测点水压值用测压管量测, 各节点出流量采用体积时间法测量.

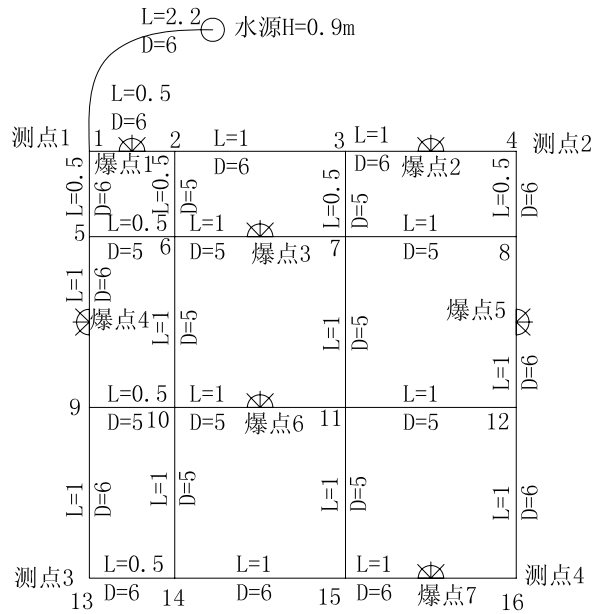


图 1 管网模型 (管径 D 单位为 mm, 管长 L 单位为 m)

4.1 海曾 - 威廉斯系数 C 的反演

图 1 中的模型管网各管段为同一种材料, 照理其海曾 - 威廉斯系数 C 值亦应相同, 但由于模型管网管段长度较短, 局部水头损失占管道总水头损失的比重较大, 故不同管径和不同管段长度的管段 C 值亦不相同. 此处需要明确的是, 反演所得结果实际上是管网模型的“等效海曾 - 威廉斯系数 C”, 即这里的 C 值是将局部水头损失均化到单位管段上后的综合值.

假定对应管长 0.5m、1m 和 2.2m(进水管) 的管段的海曾 - 威廉斯系数分别为 C1、C2、C3. 分别选择 11、14 节点为出流节点, 通过改变出流量得到 3 组水压观测数据, 应用文献 [8] 中的方法对室内管网模型的海曾 - 威廉斯系数进行反演, 结果如表 1 所示.

表 1 监测节点水压观测值及海曾 - 威廉斯系数 C 反演

出流节点	出流量 / (ml/s)	监测节点处的水压值观测/cm				0.5m 管段	1m 管段	2.2m 管段
		节点 1	节点 4	节点 13	节点 16	C 反演值	C 反演值	C 反演值
11	12.09	41.3	32.88	31.05	29.6	48.59	55.14	117.92
14	9.91	59.42	51.86	48.3	50.24	46.22	55.14	126.29
14	11.72	44.02	35.6	30.7	32.7	46.77	63.87	123.92

各组管段的海曾 - 威廉斯系数取反演结果的平均值, 则分别为: 47, 60, 123. 为验证反演结果, 首先分别选择节点 5 和 8 作为出流节点, 测得 $q_5=8.92\text{ml/s}$ 和 $q_8=10.99\text{ml/s}$ 对应的监测点水压值; 然后将海曾 - 威廉斯系数代入水力计算模型, 计算上述两种模式下 4 个监测点的计算水压值, 将计算结果与实测水压值进行对比, 结果如表 2 所示. 从表 2 中的对比结果可以看出: 各监测点水压的计算值和实测值较为接近, 由此可知反演出的海曾 - 威廉斯系数 C 值是较为精确且稳定的.

表 2 监测点水压实测值与计算值对比结果 (cm)

出流模式	节点 1		节点 4		节点 13		节点 16	
	实测值	计算值	实测值	计算值	实测值	计算值	实测值	计算值
$q_5=8.92$	69.00	67.97	64.25	63.06	61.60	62.41	61.70	60.57
		(-1.03)		(-1.19)		(-0.81)		(-1.13)
$q_8=10.99$	51.10	49.48	45.14	45.92	42.20	42.29	41.30	9.73
		(-1.62)		(-0.78)		(-0.09)		(-1.57)

注: a、表中 q 为节点出流量, 其单位为 ml/s; b、括号内的数据为 (实测值 - 计算值).

4.2 爆管故障诊断

4.2.1 学习样本和预测样本的确定

仍以如图 1 中管网为例, 由于同时有两个或两个以上管段发生爆管的概率较小, 因此仅考虑只有一个管段出现爆管的情况. 假定图 1 中的 7 个管段为易爆管段, 在各管段中间设置虚节点模拟爆点, 每个爆点分别考虑 5 种爆管程度, (将每个爆点的爆管程度分为 5 级), 共计 35 组试验方案 (这里进行的是全面试验, 如果可能爆管的管段数量较多, 进行全面试验工作量过大时, 可采用正交设计或均匀设计试验). 将 35 组试验方案和相应计算结果作为建立模型的学习样本.

对 35 组试验方案统一编号, 例如: 第一个爆点的第 I 级爆管程度的编号为 1, 第 II 级爆管程度的编号为 2, 依此类推. 应用二进制编码表示各爆管模式编号, 将此二进制编号作为本文诊断模型中学习样本的输出数据. 学习样本的输入数据为爆管前后监测点的水压变化值归一化之后的数值 (见表 3).

表 3 学习样本

试验方案		输入数据				输出数据							
位置	爆管级别	爆管流量	测点 1	测点 2	测点 3	测点 4	编号	二进制代码					
爆点 1	I	6	0.152	0.091	0.07	0.042	1	0	0	0	0	0	1
	II	8	0.245	0.162	0.138	0.098	2	0	0	0	0	1	0
	III	10	0.294	0.2	0.175	0.129	3	0	0	0	0	1	1
	IV	12	0.346	0.239	0.213	0.16	4	0	0	0	1	0	0
	V	14	0.375	0.257	0.225	0.168	5	0	0	0	1	0	1
爆点 2	I	6	0.099	0.133	0.078	0.058	6	0	0	0	1	1	0
	II	8	0.235	0.293	0.21	0.173	7	0	0	0	1	1	1
	III	10	0.414	0.501	0.383	0.323	8	0	0	1	0	0	0
	IV	12	0.618	0.741	0.581	0.496	9	0	0	1	0	0	1
	V	14	0.715	0.879	0.67	0.577	10	0	0	1	0	1	0
爆点 3	I	6	0.296	0.297	0.275	0.223	11	0	0	1	0	1	1
	II	8	0.392	0.387	0.368	0.297	12	0	0	1	1	0	0
	III	10	0.468	0.461	0.441	0.359	13	0	0	1	1	0	1
	IV	12	0.637	0.627	0.607	0.498	14	0	0	1	1	1	0
	V	14	0.832	0.817	0.797	0.658	15	0	0	1	1	1	1
爆点 4	I	6	0.091	0.077	0.075	0.039	16	0	1	0	0	0	0
	II	8	0.234	0.209	0.223	0.154	17	0	1	0	0	0	1
	III	10	0.39	0.354	0.386	0.28	18	0	1	0	0	1	0
	IV	12	0.511	0.464	0.519	0.379	19	0	1	0	0	1	1
	V	14	0.75	0.687	0.766	0.572	20	0	1	0	1	0	0
爆点 5	I	6	0.05	0.066	0.034	0.026	21	0	1	0	1	0	1
	II	8	0.208	0.234	0.192	0.169	22	0	1	0	1	1	0
	III	10	0.392	0.43	0.375	0.336	23	0	1	0	1	1	1
	IV	12	0.473	0.526	0.453	0.411	24	0	1	1	0	0	0
	V	14	0.706	0.775	0.684	0.622	25	0	1	1	0	0	1
爆点 6	I	6	0.132	0.131	0.126	0.091	26	0	1	1	0	1	0
	II	8	0.278	0.274	0.278	0.217	27	0	1	1	0	1	1
	III	10	0.45	0.442	0.455	0.366	28	0	1	1	1	0	0
	IV	12	0.641	0.629	0.653	0.531	29	0	1	1	1	0	1
	V	14	0.847	0.83	0.866	0.709	30	0	1	1	1	1	0
爆点 7	I	6	0.007	0.012	0.001	0.011	31	0	1	1	1	1	1
	II	8	0.172	0.177	0.172	0.175	32	1	0	0	0	0	0
	III	10	0.373	0.378	0.381	0.377	33	1	0	0	0	0	1
	IV	12	0.608	0.613	0.625	0.613	34	1	0	0	0	1	0
	V	14	0.877	0.883	0.905	0.883	35	1	0	0	0	1	1

注: 表中爆管流量单位为 ml/s.

分别开启在模型管网上 7 个易爆管段中间的阀门模拟爆管事故, 将所测得的 7 组试验数据作为诊断模型的预测样本, 用于检验已建模型诊断效果 (见表 4)。

表 4 预测样本

试验方案			输入数据			
爆点位置	爆管级别	爆管流量 (ml/s)	测点 1	测点 2	测点 3	测点 4
爆点 1	III	9.8	0.28	0.192	0.166	0.121
爆点 2	II	8.2	0.277	0.341	0.251	0.208
爆点 3	II	8.2	0.373	0.369	0.348	0.281
爆点 3	V	13.8	0.627	0.617	0.597	0.488
爆点 4	III	9.8	0.273	0.246	0.264	0.186
爆点 6	II	8.2	0.319	0.314	0.32	0.253
爆点 7	III	9.8	0.218	0.224	0.22	0.222

表 5 PSO-SVM 模型诊断结果

试验方案			实际爆管	PSO-SVM
爆点位置	爆管级别	爆管流量 (ml/s)	模式编号	诊断结果
爆点 1	III	9.8	3	3
爆点 2	II	8.2	7	7
爆点 3	II	8.2	12	14
爆点 3	V	13.8	15	15
爆点 4	III	9.8	18	19
爆点 6	II	8.2	27	27
爆点 7	III	9.8	33	33

注: 表 5 中第五列中的数值由诊断结果的二进制编号转化为十进制数得。

4.2.2 诊断结果

经 PSO 优化后 SVM 核参数: $gam=21$; $sig2=1.502$ 。采用优化所得的参数, 并代入学习样本对 SVM 诊断模型进行训练, 训练完成后, 利用该模型对预测样本进行预测, 结果见表 5。

从表 5 中第 4、5 列的结果可以看出: 除了序号为 3、5 的样本外, 其它样本的诊断结果与实际爆管模式编号完全相同。序号为 3 的样本实际爆管模式为 12 (爆点管段号: 3, 爆管程度: II 级), SVM 诊断为模式 14 (爆点管段号: 3, 爆管程度: IV 级), 发生爆管的位置相同, 只是在爆管程度的判定上存在一定误差。序号为 5 的样本实际爆管模式为 18 (爆点管段号: 4, 爆管程度: III 级), SVM 诊断为模式 19 (爆点管段号: 4, 爆管程度: IV 级), 发生爆管的位置相同, 只是在爆管程度的判定上存在一定误差。这说明基于 PSO-SVM 诊断模型对管网爆管位置和爆管程度的诊断准确程度是可以接受的。

5 结论

本文在现有供水管网爆管故障诊断理论模型的基础之上, 做了如下改进:

1) 根据供水管网节点水压的实测数据, 应用粒子群算法 (PSO) 对管网的海曾 - 威廉斯系数 C 值进行了反演, 使所建立的水力计算模型与实际管网模型更加吻合。在此基础上, 采用设置虚节点的方法对爆管状态下的管网运行模式进行水力模拟。

2) 应用粒子群算法 (PSO) 对支持向量机参数的选择进行了优化, 有效地避免了 SVM 中参数选择的不足, 保证了 SVM 的学习、预测的能力。

3) 在供水管网爆管诊断的支持向量机模型中, 通过建立新的映射关系, 并改进了诊断模型输出的表示方法, 实现了监测点水压变化值与爆管位置和程度之间的直接“映射”, 只需输入监测点水压变化值就可直接预测爆点位置和爆管程度。实验结果表明本文提出的诊断模型的诊断效果较为理想。

参考文献

- [1] Andersen J H, Powell R S. Implicit state estimation technique for water network monitoring[J]. Urban Water,

- 2000: 2123–2130.
- [2] Pudar R S, Liggett J A. Leaks in pipe networks[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 1992, 118: 1031–1046.
- [3] Mounce S R, Khan A. Sensor fusion of hydraulic data for burst detection and location in a treated water distribution system[J]. Information Fusion, 2003(4): 217–229.
- [4] 朱东海, 张土乔, 毛根海. 城市供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 D H, Zhang T Q, Mao G H. An ANN method for dynamic locating of bursting point in pipe network of urban water supply[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2000(5): 1–5.
- [5] 梁建文, 肖笛, 赵新华, 等. 供水管网故障实时诊断方法 [J]. 水利学报, 2001(12): 40–47.
Liang J W, Xiao D, Zhao X H, et al. On-line fault diagnosis of water distribution systems[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2001(12): 40–47.
- [6] 梁建文, 肖笛, 张宏伟, 等. 供水管网故障实时诊断方法 (II)[J]. 自然科学进展, 2002(9): 970–974.
Liang J W, Xiao D, Zhao H W, et al. On-line fault diagnosis of water distribution systems(II)[J]. Progress in Natural Science, 2002(9): 970–974.
- [7] 韩阳, 王威. 供水管网实时故障诊断的支持向量机模型 [J]. 给水排水, 2007, 33(2): 109–112.
Han Y, Wang W. SVM based model for realtime diagnostic of water distribution network[J]. Water & Waste Water Engineering, 2007, 33(2): 109–112.
- [8] 张昭, 郗志红. 基于随机微粒群算法的村镇供水管网粗糙系数反演计算 [C]// WCICA08, 2008: 9311–9316.
Zhang Z, Qie Z H. The inverse calculation of roughness coefficient in village and county circular pipe network based on stochastic particle swarm optimization[C]// WCICA08, 2008: 9311–9316.
- [9] 李方方, 赵英凯, 颜昕. 基于 Matlab 的最小二乘支持向量机的工具箱及其应用 [J]. 计算机应用, 2006, 26(12): 358–360.
Li F F, Zhao Y K, Yan X. Research and application of LS-SVM based on Matlab[J]. Journal of Computer Applications, 2006, 26(12): 358–360.
- [10] Kennedy J, Eberhart R C, Shi Y. Swarm Intelligence[M]. San Francisco: Morgan Kaufman Publishers, 2001.
- [11] 曾建潮, 介婧, 崔志华. 微粒群算法 [M]. 北京: 科学出版社, 2004.
Zeng J C, Jie J, Cui Z H. Particle Swarm Optimization[M]. Beijing: Science Press, 2004.