

供热管网的二级 BP 神经网络泄漏故障诊断

雷翠红, 邹平华

(哈尔滨工业大学 市政环境工程学院, 150090 哈尔滨, lf_ch2005@126.com)

摘要: 为诊断供热管网泄漏情况, 利用图论理论描述基于空间管网的泄漏工况水力计算模型, 得出节点泄漏和管段泄漏工况下管网各点的压力变化情况. 在此基础上采用人工神经网络方法建立基于二级 BP 神经网络的供热管网泄漏诊断系统, 该方法可根据管网中压力监测点的压力变化进行泄漏位置和泄漏量的诊断, 并通过实例验证了方法的有效性. 结果表明: 一级神经网络对泄漏管段的预测结果准确率达 100%, 二级神经网络对泄漏位置和泄漏量的预测平均相对误差均为 0.03%, 检测结果令人满意.

关键词: 供热管网; 故障; 诊断; 人工神经网络

中图分类号: TU995

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2011)02-0075-05

Two-stage BP neural network leakage fault diagnosis of heating networks

LEI Cui-hong, ZOU Ping-hua

(School of Municipal & Environmental Engineering, Harbin Institute of Technology,
150090 Harbin, China, lf_ch2005@126.com)

Abstract: To investigate the leak detection strategy of heating network, a math model of failure hydraulic regime on spatial network is described by graph theory, and by which the pressure changes of all nodes of the network can be obtained for both node leak and pipe leak regime. On this basis, the leakage diagnosis system based on two-stage BP neural network is established, which can predict the leakage location and rate by collecting the real time data of pressure changes of the monitoring points, and its usefulness is proved by an example. The results show that the prediction of the first stage BP neural network for leakage pipe can reach to 100%, and the average relative error of the second stage prediction for leakage location and rate are both 0.03%, which are satisfactory.

Key words: heating network; fault; diagnosis; artificial neural network

随着城市供热管网覆盖面积越来越大, 由于管道及部件材质、敷设方式、环境、施工方法及管理等诸多因素的影响, 各地热网故障不断发生^[1-2], 其中以泄漏事故最为常见. 由于热网漏失的是经高价软化处理和具有较高温度的热水, 管网泄漏将造成无谓的能耗、水资源的流失和严重的经济损失.

针对城市地下管线泄漏问题, 国外相关部门和学者使用被动声技术进行了泄漏检测与定位试

验^[3-4]; 文献[5]根据“两向量平行时其模最大”的矩阵理论提出了故障空间法 FDS 来诊断供热管网的堵塞及泄漏故障. 文献[6]中研究了基于恒定流动模拟的静态泄漏检测法和基于水力瞬态模拟的瞬态泄漏检测法. 但是, 由于各种因素的影响和限制, 上述方法的具体实施都有一定的局限性.

随着人工智能的发展, 采用人工神经网络系统对给水及燃气管网进行泄漏诊断的研究逐渐增多^[7-8], 而应用于供热管网系统的研究还未见到. 但是相对于给水及燃气管网, 供热管网在正常工况下属于空间封闭系统, 在一定时期内具有较稳定的水力特性, 因此对其进行故障泄漏诊断较其他类型管网更应强调其特殊性. 本文建立了基于

收稿日期: 2009-07-08.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50378029).

作者简介: 雷翠红(1981—), 女, 博士研究生;

邹平华(1944—), 女, 教授, 博士生导师.

两级 BP 神经网络的供热管网故障诊断系统:一级网络建立一个综合识别模型,诊断出泄漏所属管段;在此基础上,二级网络为每条管段泄漏分别建立一个模型来诊断漏水点的具体位置及其泄漏量。

1 热网泄漏工况水力计算数学模型

热网发生泄漏时:(1)当泄漏发生在热网分支管节点时,供、回水管网的拓扑结构虽然还对称,但是供回水管节点出流情况不同,造成了管网参数不对称;(2)当泄漏发生在热网的供水(或回水)管段时,则相当于在泄漏点将该供水(或回水)管段分成两部分,重构后的供、回水管网的拓扑结构不再对称。此外,泄漏事故发生后,供回水管及热源和热用户所在的管段流量均发生了变化,热源和热用户流量变为未知。利用传统的基于平面管网的方法^[9]进行水力工况模拟与分析存在一定的难度。因此,本文将供水管网、回水管网、热源、热用户作为一个整体进行分析,应用图论理论构建空间管网的拓扑结构,建立了基于空间管网的泄漏工况水力计算模型。

1.1 模型的假设

根据 CJJ34—2002《城市热力网设计规范》规定:闭式热水网路的补水率,不宜大于总循环水量的1%;选择事故补水泵,一般取正常补水量的4倍^[10]。因此,本文讨论的管网漏水率为系统总循环水量的1%~5%,介于正常补水率与事故补水率之间,且假设补水系统能够及时补水,补水量始终与漏水量相等,保证定压点压力不变。

1.2 泄漏工况水力计算数学模型

假设供、回水管网的节点数分别为 n_1 、 n_2 ,管段数分别为 b_1 、 b_2 ,热源和热用户支路数分别为 p 、 q ,供水管网基本回路数 $f_1 = b_1 - n_1 + 1$,回水管网基本回路数 $f_2 = b_2 - n_2 + 1$,则空间管网的节点数 $N = n_1 + n_2$,管段数(边数) $B = b_1 + b_2 + p + q$ 。

对于空间管网,根据节点连续性方程和基本回路能量方程,满足如下关系式^[11-12]:

$$\mathbf{A}\mathbf{G} = \mathbf{Q}, \quad (1)$$

$$\mathbf{B}_f \Delta \mathbf{H} = \mathbf{0}, \quad (2)$$

$$\Delta \mathbf{H} = \Delta \mathbf{P} - \mathbf{H}_p, \quad (3)$$

$$\Delta \mathbf{P} = (s_1 g_1 \mid g_1 \mid, \dots, s_j g_j \mid g_j \mid, \dots, s_B g_B \mid g_B \mid)^T. \quad (4)$$

式中: $\mathbf{A}$ 为空间管网的基本关联矩阵; $\mathbf{G}$ 为空间管网的管段流量列向量; $\mathbf{Q}$ 为空间管网的节点泄流列向量; $\mathbf{B}_f$ 为空间管网的基本回路矩阵; $\Delta \mathbf{H}$ 为空间管网的管段压降列向量; $\Delta \mathbf{P}$ 为空间管网的管

段阻力损失列向量; $\mathbf{H}_p$ 为空间管网管段水泵扬程列向量, $\mathbf{H}_p = (h_{pj})_{B \times 1}$,当管段不含水泵时,该管段 $h_{pj} = 0$; s_j 为第 j 管段的阻力特性系数,为已知值,根据初始水力计算或参数辨识得到; g_j 为第 j 管段的质量流量。

1.2.1 空间管网的基本关联矩阵 $\mathbf{A}$

空间管网的基本关联矩阵表示了空间管网中的所有节点与边的拓扑关系,可写成树支矩阵和链支矩阵的分块形式

$$\mathbf{A}' = [\mathbf{A}'_t \quad \mathbf{A}'_l]. \quad (5)$$

式中: $\mathbf{A}'$ 为空间管网的基本关联矩阵, $N \times B$ 维; $\mathbf{A}'_t$ 为空间管网的树支矩阵, $N \times (N-1)$ 维; $\mathbf{A}'_l$ 为空间管网的链支矩阵, $N \times (B-N+1)$ 维。

根据生成树构造方法,空间管网的树支矩阵为

$$\mathbf{A}'_t = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{t1} & 0 & \mathbf{A}_{t3} \\ 0 & \mathbf{A}_{t2} & \mathbf{A}_{t3} \end{bmatrix}. \quad (6)$$

式中: $\mathbf{A}_{t1}$ 为供水管网的树支关联矩阵, $n_1 \times (n_1-1)$ 维; $\mathbf{A}_{t2}$ 为回水管网的树支关联矩阵, $n_2 \times (n_2-1)$ 维; $\mathbf{A}_{t3}$ 为供、回水管网最小生成树的连接支路,空间管网的链支矩阵, $N \times 1$ 维。

空间管网的链支矩阵为

$$\mathbf{A}'_l = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{l1} & 0 & \mathbf{A}_{l3} \\ 0 & \mathbf{A}_{l2} & \mathbf{A}_{l3} \end{bmatrix}. \quad (7)$$

式中: $\mathbf{A}_{l1}$ 为供水管网的链支关联矩阵, $n_1 \times (b_1 - n_1 + 1)$ 维; $\mathbf{A}_{l2}$ 为回水管网的链支关联矩阵, $n_2 \times (b_2 - n_2 + 1)$ 维; $\mathbf{A}_{l3}$ 为热源和热用户支路中,除供、回水管网最小生成树的连接支路以外的其他支路, $N \times (p+q-1)$ 维。

空间管网基本关联矩阵 $\mathbf{A}'$ 的秩为 $(N-1)$,去掉其中参考节点所在行(供热系统一般以定压点作为参考节点),构成空间管网的基本关联矩阵 $\mathbf{A}$ 。

1.2.2 空间管网的基本回路矩阵 $\mathbf{B}_f$

空间管网的基本回路矩阵 $\mathbf{B}_f$ 表示了空间管网中所有独立回路的拓扑关系,即

$$\mathbf{B}_f = \begin{bmatrix} \mathbf{B}_1 & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{B}_2 & 0 \\ & & \mathbf{B}_3 \end{bmatrix}. \quad (8)$$

式中: $\mathbf{B}_1$ 为供水管网基本回路矩阵, $f_1 \times b_1$ 维; $\mathbf{B}_2$ 为回水管网基本回路矩阵, $f_2 \times b_2$ 维; $\mathbf{B}_3$ 为热源和热用户所在管段对应的基本回路矩阵, $(p+q-1) \times B$ 维。

它与基本回路矩阵 $\mathbf{A}$ 在边的排序方面应保证一致,它们之间存在这样的关系:

$$\mathbf{A}\mathbf{B}_f^T = \mathbf{0}. \quad (9)$$

上述基于空间管网建立的数学模型,所有热源和热用户所在管段也都参与计算,在工况变化时其流量是变化的,为待求量. 然后根据管段阻力数和水泵特性曲线等系统固有参数,来求解实际网络的流量分配和节点压力.

正常工况下,对于供、回水管网对称的热网,式(6)、(7)中 $A_{i1}=A_{i2}, A_{i1}=A_{i2}$,且各节点出流量为零,即 $Q=0$. 当供热管网节点发生泄漏时,管网的拓扑结构未发生变化,依旧满足 $A_{i1}=A_{i2}, A_{i1}=A_{i2}$,但是由于有漏水,式(1)中节点出流列向量 $Q \neq 0$;供热管网管段发生泄漏时,相当于在泄漏管段上增加了一个节点,供回水管网的拓扑结构不再对称,假设供水管网树支中某管段发生泄漏,树支矩阵拓扑重构时,将泄漏点作为一个节点,该节点将泄漏管段分成两条管段,树支关联矩阵 A_{i1} 变为 $(n_1+1) \times n_1$ 维, $A_{i1} \neq A_{i2}$,链支关联矩阵 A_{i1}

变为 $(n_1+1) \times (b_1-n_1)$ 维, $A_{i1} \neq A_{i2}$,同时节点出流列向量 $Q \neq 0$. 联立式(1)~(4)的矩阵方程,即可实现对确定的热网进行漏水工况模拟.

2 供热管网系统故障诊断的两级BP神经网络模型

2.1 系统的构成

如果将一条管段及该管段上所有的元部件看作一个单元,那么供热管网系统可以看作是由管段单元构成的系统. 进行供热管网系统故障诊断首先就要识别故障管段,其准确性直接影响到故障具体位置及故障程度诊断的准确度;在确定了故障管段之后,再选取相应的二级BP模型进行训练,从而诊断出故障点的具体位置及故障程度,系统框架如图1所示.

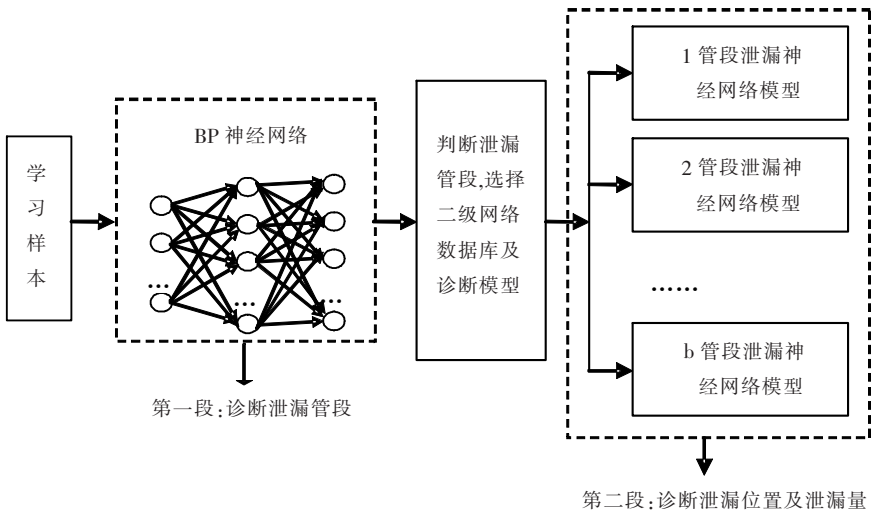


图1 故障诊断系统

2.2 神经网络参数及结构的确定

2.2.1 一级神经网络

理论证明,只含一个隐层的BP网络,只要选择合理的结构,由非线性单元组成的BP模型就能无穷逼近任意非线性函数^[13]. 因此,一级网络采用3层结构:输入层为监测点的水压变化情况,神经元数量等于监测点数量,为了校正不同神经元输入对学习过程的影响和防止响应函数的饱和,将输入数据正规化到 $[0.1, 0.9]$;输出层采用Sigmoid响应函数,神经元对应供热管网的各个节点,并假设泄漏管段两端节点的值为1,其他节点的值为0,也就是说如果1-2管段泄漏,则节点1、2对应的神经元的值分别为1,其他节点为0;隐层单元数的合理值在网络的训练过程中试算确定.

2.2.2 二级神经网络

二级网络对每条管段泄漏都分别建立一个

BP神经网络模型,因此模型数量等于供热管网系统的管段数. 每个模型都采用3层结构:输入层为监测点的水压变化情况,神经元数量等于监测点数量,为了校正不同神经元输入对学习过程的影响和防止响应函数的饱和,将输入数据正规化到 $[0.1, 0.9]$ (数据处理方法和一级网络相同);输出层采用Sigmoid响应函数,包含两个神经元:漏水点具体位置和漏水量,为了满足Sigmoid函数的要求,将泄漏位置和漏水量进行归一化处理,漏水点位置为该点距所属管段起点的长度与该管段总长度的比值,泄漏量为漏水量与系统循环水量的比值;隐层单元数的合理值在网络的训练过程中试算确定.

2.3 数据来源

采用人工神经网络技术建立管网故障诊断模型,需要有足够的训练数据. 对于一个给定的管网,可以采集实际的监测数据或者理论分析模拟

数据,或者是两种方法的结合.对故障问题来讲,由于各方面因素的影响,采集到分布比较好、范围足够大的实际数据是非常困难的,无法满足在线泄漏定位模型对数据量的要求.作为一探索性研究,本文着重于介绍方法,因此全部采用事故工况水力分析数据来进行模拟.

3 热网泄漏检测数值模拟算例分析

如图 2 所示供热系统的管网示意图,供、回水干线分别有 10 个管段,管段长度均为 500 m;10 个用户的设计流量均为 100 m³/h.假设热源和各用户的设计阻力损失均为 15 × 10⁴ Pa.经水力计算确定的管径如图 2 所示,设计工况下,循环水泵的流量为 1 000 m³/h,扬程为 686.6 kPa,选用型号为 350s75A 的水泵.

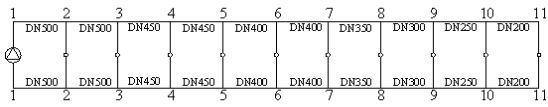


图 2 热水供热管网系统

假设测压点位置分别位于热源进出口的 1 点、管网中部的 6 点以及位于管网末端的 11 点,需要指出的是,这 3 对水压监测点的位置是随意选择的,并未进行优化.

建模的数据由热网事故水力工况计算获取.首先进行管网正常工况下的水力计算,可以求得管网所有节点的水压.然后假定每条管段不同位

置的点泄漏(本文选取距起点距离分别为 100、200、300、400 m 的点),泄漏量分别为系统总循环量的 0.005、0.01、0.015、0.02、0.025、0.03、0.035、0.04、0.045、0.05,可以求得 20 条管段,每条管段 40 个破坏状态,共 800 组破坏状态数据.因篇幅所限,这里不给出具体数据.

3.1 一级神经网络诊断结果

将计算所得故障工况数据分为两部分,从其中任意抽取 10% 作为测试集数据,剩余的 90% 作为训练集数据.一级 BP 网络的拓扑结构为:输入层节点数为 6,对应于 6 个水压监测点水压变化;输出层节点数为 22,对应管网所有节点;采用一个隐层,隐层节点数经多次反复试算确定为 16;学习率定为 0.1;网络实际输出值与期望值的均方根误差设为 0.001.

由于训练过程允许存在误差,不可能得到完全精确的结果,因此,需要对输出数据进行如下处理:输出结果 > 0.5,则认为该点为泄漏管段的端点,输出结果 < 0.5,则认为该点所在的管段不泄漏.将预测结果量化处理,并假设:预报准确量化值为 1,预报错误量化值为 0,同时预报出两条或以上管段,但其中包含了故障管段,量化值为 0.5.人工神经网络在 75 次学习之后学习完毕,均方根误差为 0.000 96.量化后的预测结果准确率达到 100%,预测结果相当满意,表 1 所示为供水管段 1-2 泄漏时的诊断结果.

表 1 一级神经网络诊断结果

sn1	sn2	sn3	sn4	sn5	sn6	sn7	sn8	sn9	sn10	sn11	rn1	rn2	rn3	rn4	rn5	rn6	rn7	rn8	rn9	rn10	rn11
1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

表中 sn 代表供水节点, rn 代表回水节点.

3.2 二级神经网络诊断结果

将一级神经网络的训练数据集根据泄漏管段不同,分为 20 个子训练数据集,并分别建立 BP 神经网络诊断模型.二级神经网络拓扑结构为:输入层节点数仍旧为 6 个水压监测点的水压变化值;输出层节点数为 2,对应泄漏点位置和泄漏量;隐含层节点数经过试算定为 20;学习率定为 0.01;网络实际输出值与期望值的均方根误差设为 0.000 01.

图 3 给出了泄漏位置拟合误差,图 4 给出泄漏量拟合误差.从图 3 可以看出,泄漏位置的拟合

相对误差在(- 0.20% , 0.20%)区间内,平均相对误差为 0.03%.其中相对误差在 0.1% 内的数值有 76 个,占总数的 95%.图 4 中泄漏量的拟合相对误差在(- 0.20% , 0.40%)区间内,平均相对误差为 0.03%.其中相对误差在 0.1% 内的数值有 76 个,占总数的 95%.泄漏位置和泄漏量的最大相对误差都出现在回水管段 1-2 泄漏时,分别为 0.19% 和 0.36%,主要是由于该管段泄漏时各监测点的压力变化值最小,且泄漏点越接近补水点泄漏量越少,压力变化越小^[14],甚至趋向于 0,会影响到预测效果.但是,总体来说预测效果良好.

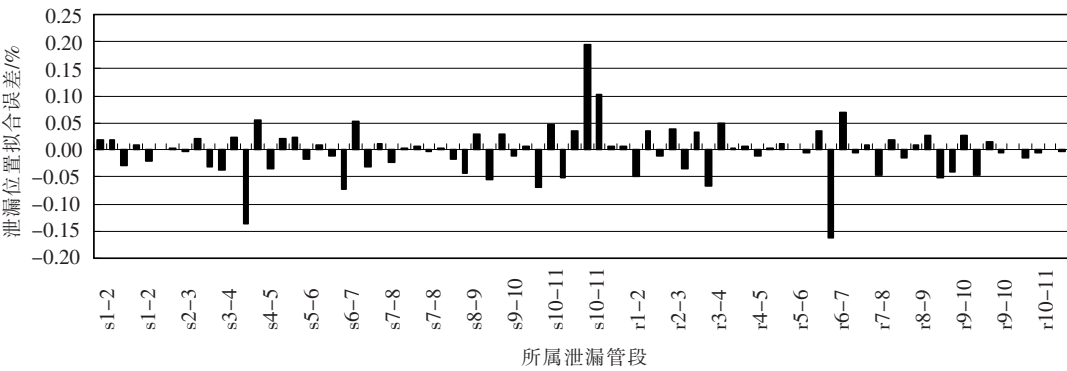


图3 泄漏位置拟合误差

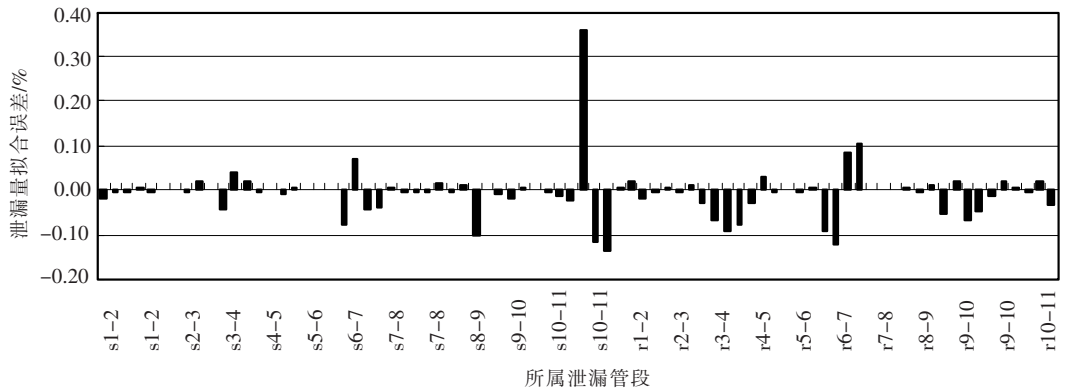


图4 泄漏量拟合误差

4 结 语

对热网事故水力工况计算数学模型进行了研究,并在此基础上建立了基于两级BP神经网络的泄漏检测和定位模型,该方法可根据管网中压力监测点的压力变化进行泄漏位置和泄漏量的诊断.通过实例证明,该模型预测效果良好.

对于实际管网,水压监测点越多,故障诊断准确率越高,此外,各监测点之间还可形成互为备用,大大提高了供热管网系统的可靠性.

参考文献:

[1] 邹平华,雷翠红,王威. 热网故障与提高热网可靠性的措施[J]. 暖通空调,2008,38(11):7-12.

[2] 邹平华,雷翠红,王威,等. 黑龙江省热网故障调研与分析[J]. 区域供热,2008(5):15-20.

[3] FUCHS H V, FROMMHOLD W, POGGEMANN R, *et al.* Acoustic leak detection on district heating pipelines [J]. *Technisches Messen*, 1991, 58(2): 47-60.

[4] TAFURI A N, YEZZI J J, Jr, WATTS D J, *et al.* Leak detection and leak location in underground pipeline [C]//2005 International Oil Spill Conference. Miami Beach: API, IMO, IPIEGA, MMS, NOAA, 2005: 4289-4291.

[5] 石兆玉,陈弘. 故障空间(FDS)法在热网故障诊断中的应用[J]. 区域供热,1994(3):17-19.

[6] 杨开林,郭宗周,汪勋,等. 热力管网泄漏检测数学模型[J]. 水利学报,1996,5(5):50-56.

[7] BELSITO S, LOMBARDI P, ANDREUSSI P, *et al.* Leak detection in liquefied gas pipelines by artificial neural networks [J]. *AIChE Journal*, 1998, 44(12): 2675-2688.

[8] ZHOU Zhijie, HU Changhua, YANG Jianbo, *et al.* On-line updating belief rule based system for pipeline leak detection under expert intervention [J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(4): 7700-7709.

[9] 孙宗宇. 热水网路水力计算软件的开发与研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2002.

[10] CJJ34—2002 城市热力网设计规范[S]. 北京:中华人民共和国建设部,2002.

[11] ХАСИЛЕВА В Я, МЕЛЕНКОВА А П. Методы и алгоритмы расчёта тепловых сетей[M]. Масква: Энергия, 1978:62.

[12] 王晓霞,邹平华. 多热源环状空间热网拓扑结构研究[J]. 暖通空调,2009,39(2):1-4.

[13] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与MATLAB7实现[M]. 北京:电子工业出版社,2005:104.

[14] LEI Cuihong, ZOU Pinghua, LI Lihua, *et al.* Simulation of node leak hydraulic regime of heating network[C]//Proceedings of Second International Conference on Modeling and Simulation. Manchester: International Committee of Modeling and Simulation, 2009: 26-31.

(编辑 赵丽莹)