



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108361560 A

(43)申请公布日 2018.08.03

(21)申请号 201810242500.4

(22)申请日 2018.03.21

(71)申请人 天津科技大学

地址 300222 天津市河西区大沽南路1038
号电子信息与自动化学院

(72)发明人 曲志刚 安阳 岳斌

(51)Int.Cl.

F17D 5/06(2006.01)

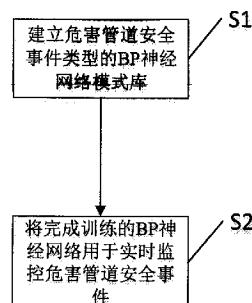
权利要求书2页 说明书6页 附图5页

(54)发明名称

一种基于小波包用于天然气管道安全监测
装置的管道安全识别方法

(57)摘要

本发明公开一种基于小波包的天然气管道
安全监测装置的管道安全识别方法，属于管道监
测技术领域。该过程包括：利用多功能数据采集
卡采集信号调理模块输出的声音信号；利用小波
包分解计算得到检测信号的特征向量；对水合物
凝聚和管道泄漏事件分别选择若干采集样本；对
BP神经网络进行训练和测试；利用已达要求的BP
神经网络能够对异常事件类型进行定位。相比于
现有技术，本发明能够自动提取故障特征并根据
测量参数自动判断故障类型，克服了现有技术因
人工判断主观性与片面性所造成的判断结果可信
度低的问题，解决了已有技术判断过程存在时
延的缺陷，提升了故障监测的效率，降低了实施
成本。



1. 一种基于小波包和天然气管道安全监测装置的管道安全识别方法,其特征在于:一种基于小波包和天然气管道安全监测装置的管道安全识别方法包括如下步骤:

S1、建立危害管道安全事件类型的BP神经网络模式库;

S2、将完成训练的BP神经网络用于实时监控危害管道安全事件。

2. 根据权利要求书1所述的一种基于小波包和天然气管道安全监测装置的管道安全识别方法,其特征在于,以事件的特征向量为BP神经网络的输入,训练及测试BP神经网络以建立危害管道安全事件类型的BP神经网络模式库包括:危害管道安全事件包括管道水合物凝聚和管道泄漏两个方面,对由不同截面积($D=30\text{mm}, 40\text{mm}, 50\text{mm}, 60\text{mm}$ 和 70mm)的水合物引起的反射信号和由不同位置的泄漏孔引起的反射信号分别选取15~20个作为样本,按照上述特征提取流程提取其特征向量,将提取的信号特征向量作为BP神经网络的输入,对应事件类型作为输出对BP神经网络进行训练,直至BP神经网络误判率满足系统设计要求。

3. 根据权利要求1所述的一种基于小波包和天然气管道安全监测装置的管道安全识别方法,其特征在于,建立危害管道安全事件类型的BP神经网络模式库中振动信号特征向量提取包括:

1) 计算机内的软件产生的激励信号经声源驱动模块输出,来驱动放置于管道首端入口处的声源发出声波信号,当沿管道轴向传播的声波遇到管壁附着的水合物或者管道泄漏时会产生反射信号;

2) 在管道入口附近放置麦克风采集入射声波遇到管壁附着的水合物或者管道泄漏时产生反射信号,通过采集该反射信号根据其传播的时间对该水合物或者泄漏位置进行定位;

3) 麦克风输出的反射信号进入信号调理模块,然后由多功能数据采集卡进行模数转换,最后进入计算机进行分析;

4) 对于采集到的反射信号通过小波包分解,提取其特征向量。

4. 根据权利要求3所述的一种基于小波包和天然气管道安全监测装置的管道安全识别方法,其特征在于:声源的激励信号由计算机内的软件系统生成并输出至多功能数据采集卡的模数转换部分,经声源驱动模块输出驱动声源以发出所需的脉冲声波信号。

5. 根据权利要求3所述的一种基于小波包和天然气管道安全监测装置的管道安全识别方法,其特征在于,振动信号的特征向量提取包括:

(1) 设振动信号的采样频率为 $2f$,对信号进行 j 层小波包分解,则形成 2^j 个等宽频带,每个频带区间频宽为 $f/2^j$,经小波包分解后,得到 j 层小波包系数 $C_{j,k}^m$, $k=0, 1 \dots 2^j-1$,式中 m 为小波包空间位置标识,若 j 层中第 k 个节点小波包系数长度为 n ,则 $m=0, 1 \dots n-1$,

(2) 信号 $x(t)$ 在时域上的能量为

$$\|x(t)\|^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt \quad (1)$$

上式与 $x(t)$ 的小波变换系数 $C_{j,k}^m$ 由帕舍伐尔能量积分

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |f(x)|^2 dx = \sum |d_k^{j+1,2n}|^2 \quad (2)$$

等式联立起来,得到

$$E_{j,k} = \sum_m |C_{j,k}^m|^2 \quad (3)$$

(3) 对要处理的信号进行 j 层小波包分解; 随后选择 n 个对该信号能量最为敏感的频带范围, 最后分别求出这 n 个频带的能量然后进如下计算过程:

$$T_{j,k} = \sum_m |C_{j,k}^m|^2 \quad (4)$$

$$T'_{j,k} = \frac{T_{j,k}}{\sum_n T_{j,k}} \quad (5)$$

(4) 上述过程即归一化处理, 那么归一化能量就是该振动信号的特征向量, 如下:

$$T = [T'_1, T'_2, \dots, T'_n] \quad (6)$$

(5) 由于小波包系数 $d_k^{j+1,2n}$ 的平方拥有能量的量纲, 所以进行能量特征向量提取; 取信号按小波包分解得到的各个频带, 每个频带的能量记为

$$E_i = \sum_{k=1}^{N_i} |d_k^{j+1,2n}|^2 \quad (7)$$

其中 N_i 为第 i 个子频带的数据长度, 那么该信号的能量均方根为

$$E_r = \sqrt{\sum_{i=1}^M E_i^2} \quad (8)$$

同时把每个频带能量值进行归一化处理得, 得到特征向量 T 为

$$T = \frac{1}{E_r} [E_1, E_2, \dots, E_M] \quad (9)$$

6. 根据权利要求书 1 所述的一种基于小波包和天然气管道安全监测装置的管道安全识别方法, 其特征在于, 将完成训练的 BP 神经网络用于实时监控危害管道安全事件包括: 当 BP 神经网络经测试表明满足设计要求后, 监控系统能实时采集监测系统的反射信号, 提取反射信号的特征向量, 输入 BP 神经网络, 实现在线识别天然气水合物管道沿线发生异常事件类型。

一种基于小波包用于天然气管道安全监测装置的管道安全识别方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种基于小波包用于天然气管道安全监测装置的管道安全识别方法，属于管道监测技术领域。

背景技术

[0002] 随着天然气产业的快速发展，为满足国民经济对天然气供应的需要，天然气管道的建设、运营、维护和保障成为能源建设领域的重中之重。天然气从生产到销售需经过采集、净化、运输、配气等过程，大部分都是在密闭的管道中完成的，且全球95%的天然气供应通过管道输送。一般在役天然气管道具有大管径、长距离、高压力、巨输量的特点，在其运送过程中极易发生水合物凝聚堵塞管道以及管道泄漏等事故，一旦发生事故将会造成巨大的生命财产损失和环境污染。

[0003] 因此，如何及时发现天然气管道内的异常情况并准确加以判断，进而减少其对正常生产的影响并避免事故发生，是业界人士关注焦点。目前，国内外对于天然气管道内水合物监测技术研究处于起步阶段，国外一些学者已报道一些相关工作，但国内尚未见类似成果报道。

[0004] 美国北达科他大学A.R.Hasan等人开展了基于瞬态压力分析方法来对天然气井内的部分堵塞进行定位。该方法理论上可对堵塞物的体积和位置进行估算，但未提出计算堵塞物的位置的具体方法，也无法对天然气管道泄漏进行监测，另外文中指出该方法中堵塞物的厚度和长度对堵塞物定位结果影响较大。

[0005] 英国曼彻斯特大学Barry Lennox教授领导的研究小组通过向管道发射声波后检测声波回波来确定管道沿线是否存在泄漏，已通过短距离实验管道测试。该技术的检测原理是管道泄漏的声阻抗有别于平滑管道，因而声波传播到事发点时该处会产生反射波，从而可被接收端捕获，系统根据反射波返回时间即可进行定位。上述的技术无法同时监测出管道内泄漏以及水合物凝聚情况，且无法进行识别。

发明内容

[0006] 本发明的目的在于提出一种能有效监测出管道内部的异常情况并加以定位，简单、可靠的天然气管道安全监测装置的管道安全识别方法。

[0007] 本发明是通过以下技术方案加以实现：一种基于小波包用于天然气管道安全监测装置的管道安全识别方法。可选的，上述天然气安全监测装置包括：基于声学激励的在线监测装置。

[0008] 可选的，基于声学激励的在线监测装置包括：扬声器、功率放大器、多功能数据采集卡和麦克风。其中麦克风是用来记录反射波信号，从而根据反射波传播时间来确定水合物或泄漏点等堵塞物的位置。

[0009] 可选的，所述多功能数据采集卡采用

[0010] 以上述装置基于小波包用于天然气管道安全监测装置的管道安全识别方法,包括以下过程:

- [0011] 建立危害管道安全事件类型的BP神经网络模式库;
- [0012] 将完成训练的BP神经网络用于实时监控危害管道安全事件。
- [0013] 可选的,建立危害管道安全事件类型的BP神经网络模式库包括:
- [0014] 振动信号特征向量提取;
- [0015] 以事件的特征向量为BP神经网络的输入,训练及测试BP神经网络以建立事件模式库。
- [0016] 可选的,振动信号特征向量提取包括如下步骤:

[0017] (1) 设振动信号的采样频率为 $2f$,对信号进行 j 层小波包分解,则形成 2^j 个等宽频带,每个频带区间频宽为 $f/2^j$,经小波包分解后,得到 j 层小波包系数 $C_{j,k}^m, k=0, 1 \dots, 2^j-1$,式中 m 为小波包空间位置标识,若 j 层中第 k 个节点小波包系数长度为 n ,则 $m=0, 1 \dots, n-1$,

- [0018] (2) 信号 $x(t)$ 在时域上的能量为:

$$[0019] \|x(t)\|^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt \quad (1)$$

[0020] 上式与 $x(t)$ 的小波变换系数 $C_{j,k}^m$ 由帕舍伐尔能量积分:

$$[0021] \int_{-\infty}^{+\infty} |f(x)|^2 dx = \sum |d_k^{j+1,2n}|^2 \quad (2)$$

[0022] 等式联立起来,得到:

$$[0023] E_{j,k} = \sum_m |C_{j,k}^m|^2 \quad (3)$$

[0024] (3) 对要处理的信号进行 j 层小波包分解;随后选择 n 个对该信号能量最为敏感的频带范围,最后分别求出这 n 个频带的能量然后进如下计算过程:

$$[0025] T_{j,k} = \sum_m |C_{j,k}^m|^2 \quad (4)$$

$$[0026] T'_{j,k} = \frac{T_{j,k}}{\sum_n T_{j,k}} \quad (5)$$

[0027] (4) 上述过程即归一化处理,那么归一化能量就是该振动信号的特征向量,如下:

$$[0028] T = [T_1', T_2', \dots, T_n'] \quad (6)$$

[0029] (5) 由于小波包系数 $d_k^{j+1,2n}$ 的平方拥有能量的量纲,所以进行能量特征向量提取。取信号按小波包分解得到的各个频带,每个频带的能量记为:

$$[0030] E_i = \sum_{k=1}^{N_i} |d_k^{j+1,2n}|^2 \quad (7)$$

[0031] 其中 N_i 为第 i 个子频带的数据长度,那么该信号的能量均方根为:

$$[0032] E_r = \sqrt{\sum_{i=1}^M E_i^2} \quad (8)$$

[0033] 同时把每个频带能量值进行归一化处理得,得到特征向量 T 为:

$$[0034] \quad T = \frac{1}{E_r} [E_1, E_2, \dots, E_M] \quad (9)$$

[0035] 可选的,以事件的特征向量为BP神经网络的输入,训练及测试BP神经网络以建立事件模式库包括:

[0036] (1)经网络的网络权值和阈值初始值设定:

[0037] 为了避免初始值过大而引起的网络饱和,同时兼顾网络的收敛速度和样本的复杂性,本发明所采用的BP神经网络的权值和阈值项均预先置为均匀分布的较小随机数值,取为-0.5~0.5。

[0038] (2)BP神经网络的网络拓扑结构选择:

[0039] 本发明中BP神经网络采用三层结构,即输入层、单隐层和输出层,输入层节点数由信号特征向量中的元素个数确定,输出层节点数与事件类型个数一致,即系统判断事件类型的总数i,而系统判断事件j($1 \leq j \leq i$)发生时,BP神经网络输出的 $1 \times i$ 形式的行向量 $[a_0 a_1 \dots a_i]$ 中仅 $a_j = 1$,其他元素均为0,若无异常事件发生系统输出行向量中各个元素皆为0,单隐层内节点数应在保证系统逼近精度的情况下尽量少,以提高网络收敛速度。

[0040] (3)对训练好的BP神经网络进行测试:

[0041] 每种异常事件选取10~20个测试样本,对已训练完毕的BP神经网络进行测试,将采集到的异常事件信号的特征向量输入已训练好的BP神经网络,将BP神经网络经过计算得出的输出与实际的异常事件类型进行对比,并将系统误判事件个数与测试样本总数相除得到系统误判率,若测试结果的误判率小于或等于设计要求的误判率,说明建立的BP神经网络模型满足设计要求,可以用于实际的管道沿线安全监测;若误判率大于设计要求,调整模型参数,重复上述步骤,重新训练测试BP神经网络模型,直到BP神经网络误判率满足系统设计要求。

[0042] 可选的,将完成训练的BP神经网络用于实时监控危害管道安全事件包括:

[0043] BP神经网络经测试表明满足设计要求后,监控系统即可实时采集监测系统的反射信号,提取反射信号的特征向量,输入BP神经网络实现在线识别天然气水合物管道沿线发生异常事件类型,一旦判断管道沿线发生BP神经网络模式库中存在的异常事件,系统对异常事件进行定位。

[0044] 预警系统发生异常事件后,通过计算反射信号传播时间,系统可实现对天然气管道内的事发点进行定位,计算过程如式(10)所示

$$[0045] \quad y = \frac{ct}{2} \quad (10)$$

[0046] 其中,y为管道内水合物的位置,c为管道内部的声速,t为检测到发射信号的时间,该时间能够根据时域采集的波形进行计算。

[0047] 本发明利用BP神经网络的自动分类的功能,能够有效识别发生在管道沿线的危害管道安全事件类型,一旦确定事件类型后,就可迅速通过各种手段加以安全防范。与现有技术相比,本发明利用BP神经网络,能够自动提取故障特征并根据测量参数自动判断故障类型,克服了现有技术因人工判断主观性与片面性所造成的判断结果可信度低的问题,解决了已有技术判断过程存在时延的缺陷,提升了故障监测的效率,降低了实施成本。

附图说明

- [0048] 图1是本发明一种基于小波包用于天然气管道安全监测装置的管道安全识别方法流程图；
- [0049] 图2是本发明一种基于小波包用于天然气管道安全监测装置的管道安全识别方法基于声学激励的在线监测装置结构图；
- [0050] 图3是本发明一种基于小波包用于天然气管道安全监测装置的管道安全识别方法提取振动信号特征向量计算流程图；
- [0051] 图4是本发明一种基于小波包用于天然气管道安全监测装置的管道安全识别方法BP神经网络训练流程图；
- [0052] 图5-1是本发明一种基于小波包用于天然气管道安全监测装置的管道安全识别方法采集到的管道内存在水合物凝聚时反射信号图；
- [0053] 图5-2是本发明一种基于小波包用于天然气管道安全监测装置的管道安全识别方法采集到的管道内存在泄漏时反射信号图；
- [0054] 图6-1是本发明一种基于小波包用于天然气管道安全监测装置的管道安全识别方法典型的管道内水合物凝聚特征向量图；
- [0055] 图6-2是本发明一种基于小波包用于天然气管道安全监测装置的管道安全识别方法典型的管道内泄漏特征向量图；
- [0056] 图7是本发明一种基于小波包用于天然气管道安全监测装置的管道安全识别方法水合物凝聚与泄漏的信号的特征向量的对比。

具体实施方式

[0057] 下面将结合本发明实施例中的附图，对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述，显然，所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例，而不是全部的实施例。在不脱离本发明的原理情况下，对本发明实施例做出变化、修改、替换和变形都属于本发明保护的范围。本发明具体步骤如图1所示：

- [0058] S1、建立危害管道安全事件类型的BP神经网络模式库。
- [0059] 具体的，建立危害管道安全事件类型的BP神经网络模式库包括：
- [0060] 振动信号特征向量提取；
- [0061] 以事件的特征向量为BP神经网络的输入，训练及测试BP神经网络以建立事件模式库。
- [0062] 具体的，振动信号特征向量提取包括：
- [0063] 系统电信号采集；
- [0064] 检测信号的特征提取。
- [0065] 具体的，系统电信号采集所用装置由图1所示：
- [0066] 在图2中，声波由放置于管道首端入口处的声源(5)发出，该声源的激励信号由计算机(1)内的软件系统生成并输出至多功能数据采集卡(2)数模转换部分后经声源驱动模块(4)输出来驱动声源以发出所需声波信号。管道内的声波将从首端沿管道传播，一旦遇到水合物(8)或泄漏点(7)，一部分能量将以反射波的形式向首端返回，而固定在管道入口附

近的麦克风(6)是用来记录反射波信号,从而根据反射波传播时间来确定水合物或泄漏点等堵塞物的位置。麦克风输出将进入信号调理模块(3),后进入多功能数据采集卡的模数转换部分,最后进入计算机进行分析。

[0067] 具体的,检测信号的特征提取包括:

[0068] 如图3所示将上述的管道安全智能监测系统得到的异常信号通过小波包分解计算敏感频率区间上的能量,将其作为振动信号的特征向量,该步骤得到的信号特征向量,根据所得到的特征向量进行分类。

[0069] 每种异常情况选择若干有代表性的20个采集样本,通过信号特征提取流程提取检测信号的特征向量,该特征向量为归一化能量组成的 1×8 形式向量。为了使样本信号有代表性,分别选取不同截面积的水合物引起的反射信号和由不同位置的泄漏孔引起的反射信号作为进行特征向量的提取的振动信号样本。

[0070] 具体的,以事件的特征向量为BP神经网络的输入,训练及测试BP神经网络以建立事件模式库包括:

[0071] BP神经网络建立及训练;

[0072] 验证所得BP神经网络。

[0073] 具体的,BP神经网络建立及训练包括:

[0074] 本发明采用 $8 \times 10 \times 2$ 结构的BP神经网络模型,即输入节点数为8、隐含节点数为10、输出节点数为2,对神经网络模型进行训练和测试。

[0075] 将上述两种异常事件引起振动信号的特征向量作为BP神经网络输入,对应异常事件类型作为输出对BP神经网络进行训练,具体训练过程如图4流程所示。

[0076] 具体的,验证所得BP神经网络包括:

[0077] 本发明在实验管道内部进行模拟水合物凝聚和泄漏试验。试验中利用一段长21.6m、管道内径为100mm的密闭钢管进行模拟实验。试验中将管道安全智能监测系统安装在实验管道上。为了模拟管道泄漏实验,本实施例通过在内部放置人工冰用于模拟管道内水合物凝聚情况,所用的实验管道在A(4.56m)、B(11.02m)、C(14.43m)和D(18.65m)四个位置加工了泄漏孔用于模拟管道泄漏情况。

[0078] 本发明采取的激励信号的频率为800Hz,图5-1为典型的水合物引起的反射信号,图5-2为典型的泄漏引起的反射信号。随后通过对采集的信号的进行小波包处理,根据反射信号的频率分布特点,选取0~3.125KHz作为8个频带的范围。在对特征向量的提取工作之后,不同实验数据反射信号将会得到不同的特征向量。图6-1和图6-2分别为典型的水合物和泄漏反射信号的特征特征向量图,二者存在明显的区别。

[0079] 为了进一步探究水合物和泄漏引起发射信号的特征向量的区别,分别对由不同截面积($D=30\text{mm}, 40\text{mm}, 50\text{mm}, 60\text{mm}, 70\text{mm}$)的水合物凝聚引起的信号进行特征向量的提取。同时将由不同位置的泄漏孔引起的反射信号进行特征向量的提取。对于每种信号都选取20组数据进行分析处理,对这些信号进行特征向量提取后,各个频带分布的能量的平均值如下表1所示。

[0080] 表1 水合物凝聚与泄漏引起的反射信号的特征向量

		E ₁	E ₂	E ₃	E ₄	E ₅	E ₆	E ₇	E ₈	
[0081]	泄漏 (15mm)	A	0.9025	0.0623	0.0009	0.0339	0.0000	0.0001	0.0001	0.0002
		B	0.9146	0.0595	0.0015	0.0240	0.0000	0.0001	0.0001	0.0003
		A and D	0.9231	0.0413	0.0016	0.0335	0.0000	0.0000	0.0001	0.0004
		B and C	0.9315	0.0502	0.0016	0.0161	0.0000	0.0001	0.0002	0.0004
		A and B	0.9080	0.0536	0.0007	0.0371	0.0000	0.0000	0.0001	0.0004
	水合物	D=7cm	0.5875	0.2539	0.0033	0.1544	0.0000	0.0003	0.0002	0.0004
		D=6cm	0.6359	0.2397	0.0008	0.1228	0.0000	0.0003	0.0001	0.0004
		D=5cm	0.6194	0.2459	0.0009	0.1330	0.0000	0.0003	0.0001	0.0004
		D=4cm	0.6422	0.2402	0.0007	0.1160	0.0000	0.0004	0.0001	0.0004
		D=3cm	0.6004	0.2415	0.0007	0.1565	0.0000	0.0004	0.0001	0.0004

[0082] 图7为水合物与泄漏引起反射信号的特征向量的能量分布的对比,从图中可知水合物与泄漏二者特征向量区别较为明显。通过能量提取的结果,可得出以下结论:

[0083] (1)水合物引起的反射信号的特征向量的大部分能量都集中在第一个频带,并且剩余的能量主要分布在第二频带和第四频带。

[0084] (2)由泄漏引起反射信号的特征向量的绝大部分能量都分布在第一个频带,且第一频带的能量占有量都在90%以上。

[0085] (3)水合物与泄漏引起的反射信号的特征向量存在明显的区别,说明本方法可用于识别。

[0086] S2、将完成训练的BP神经网络用于实时监控危害管道安全事件。

[0087] 具体的,令检测系统在管道沿线进行实时监测,并将检测信号特征输入已训练好的BP 神经网络,一旦该神经网络判断管道沿线发生威胁管道安全的异常事件时,系统将激活定位模块。系统定位模块通过测量反射信号传播时间对事发点进行定位。

[0088] 以上所述,仅为本发明较优实施例之一,因此,在不脱离本发明的原理情况下,对本发明实施例做出变化、修改、替换和变形都属于本发明保护的范围。

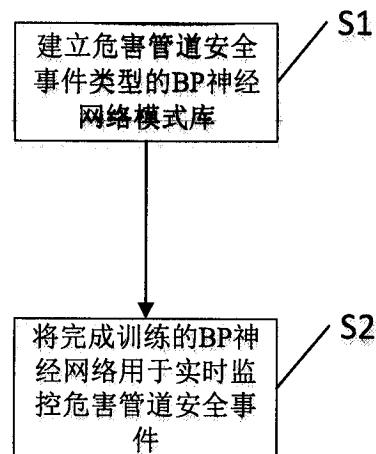


图1

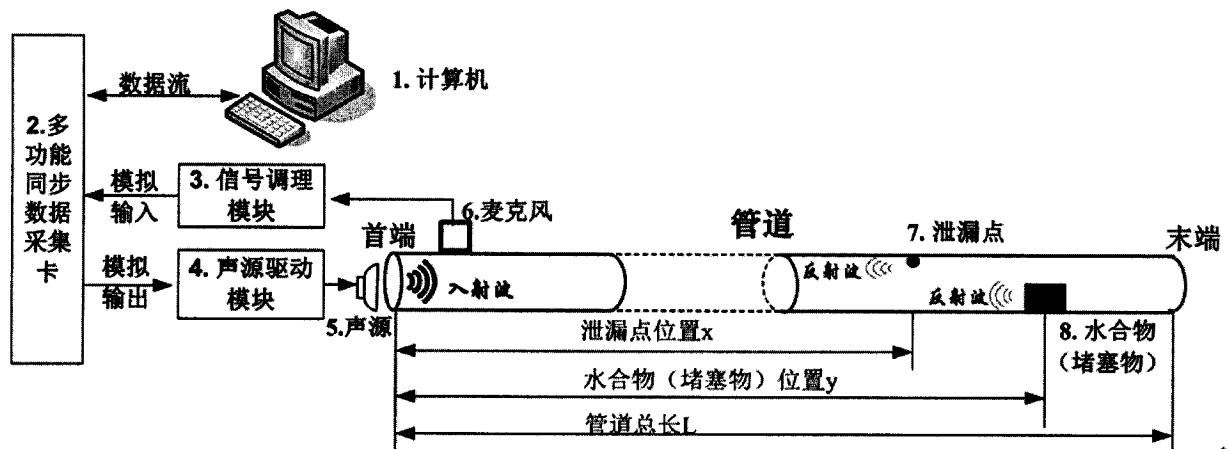


图2

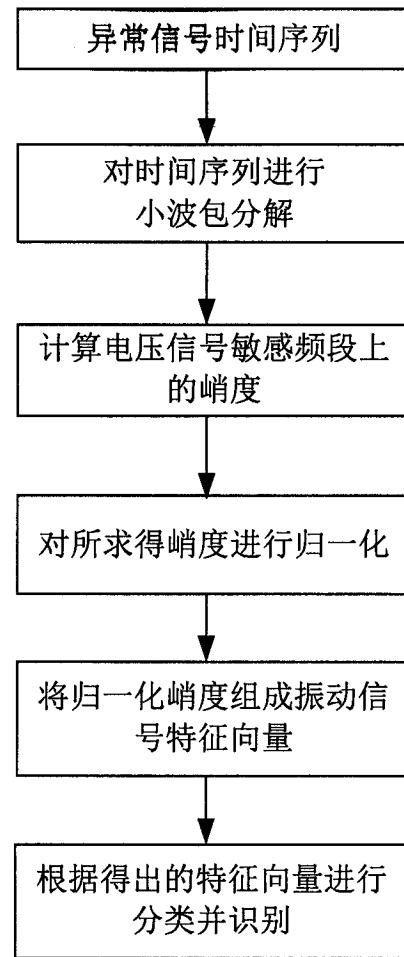


图3

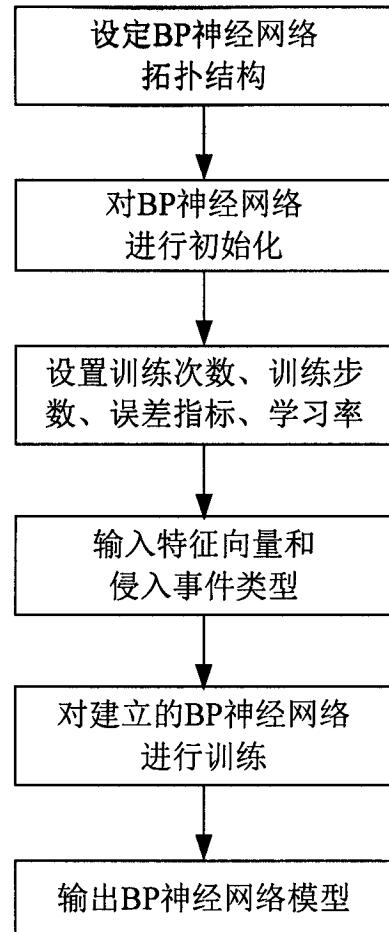


图4

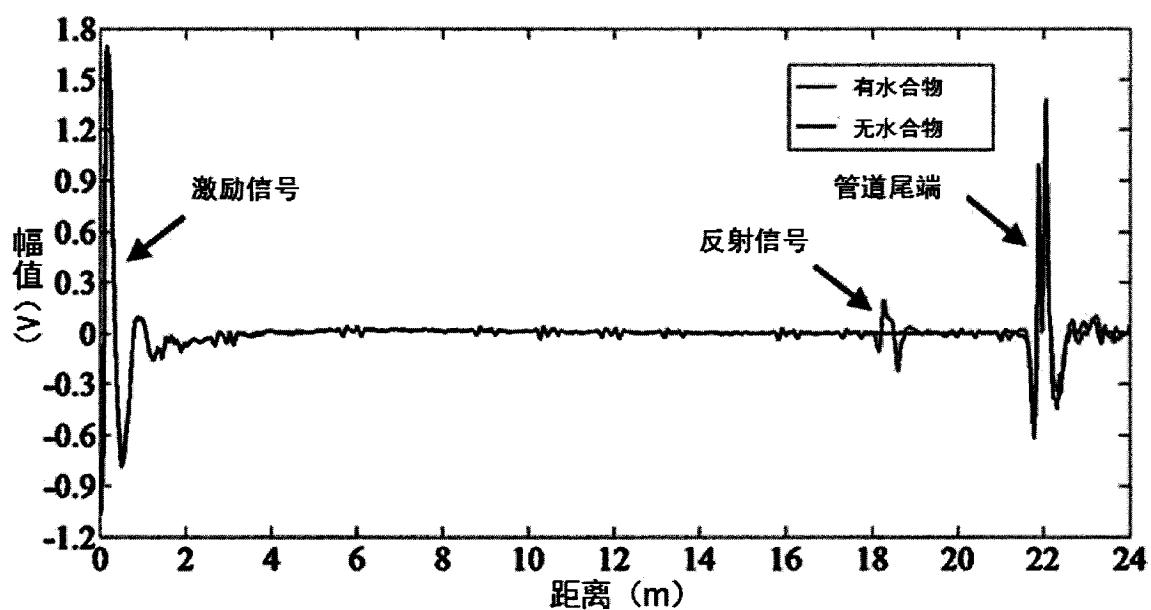


图5-1

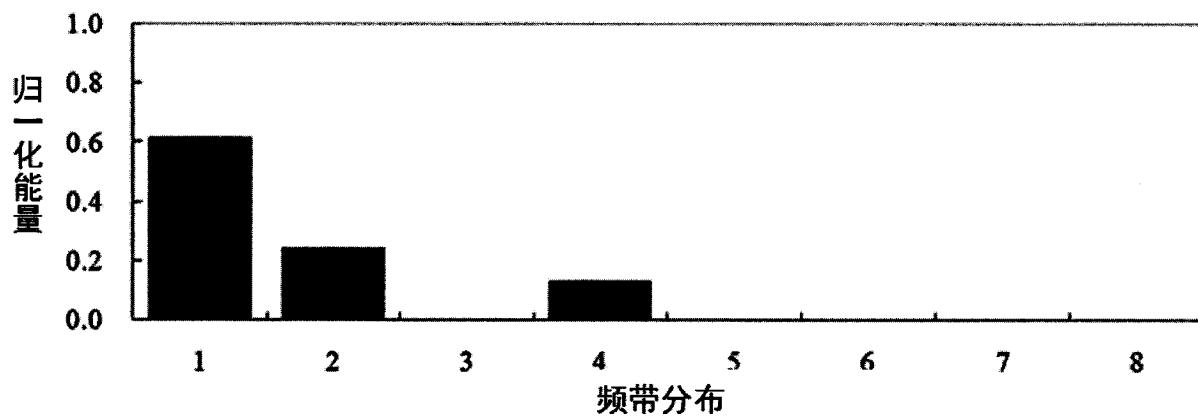
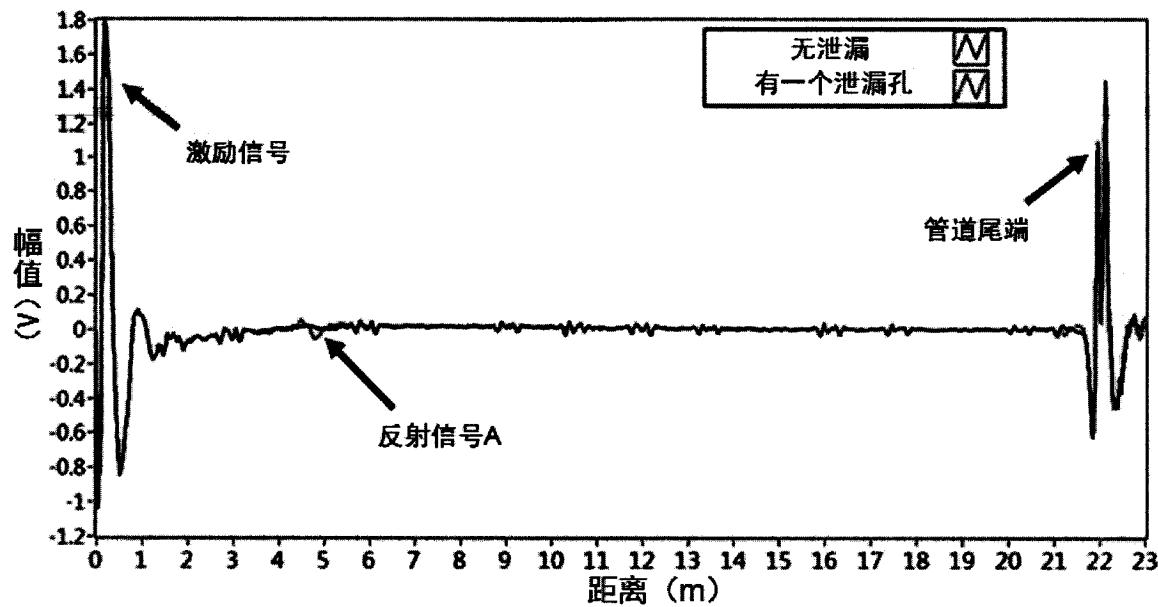


图 6-1

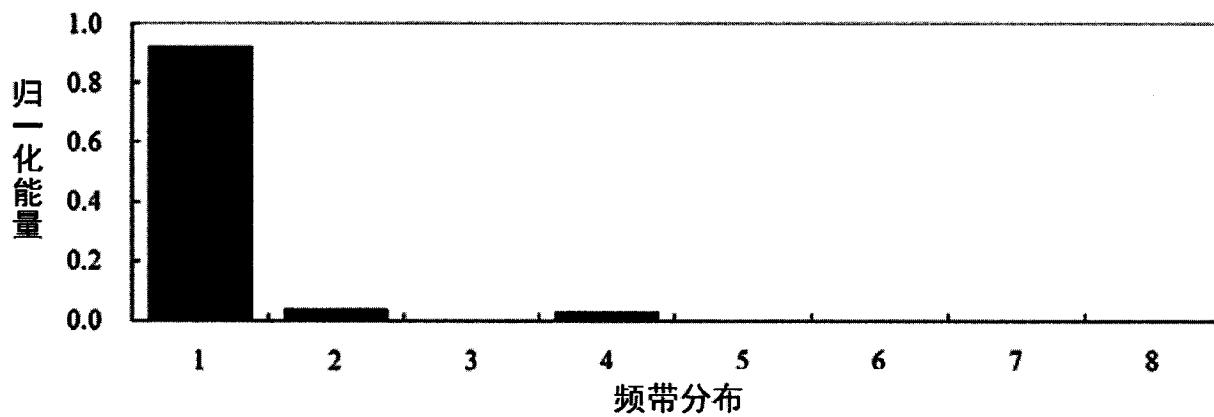


图 6-2

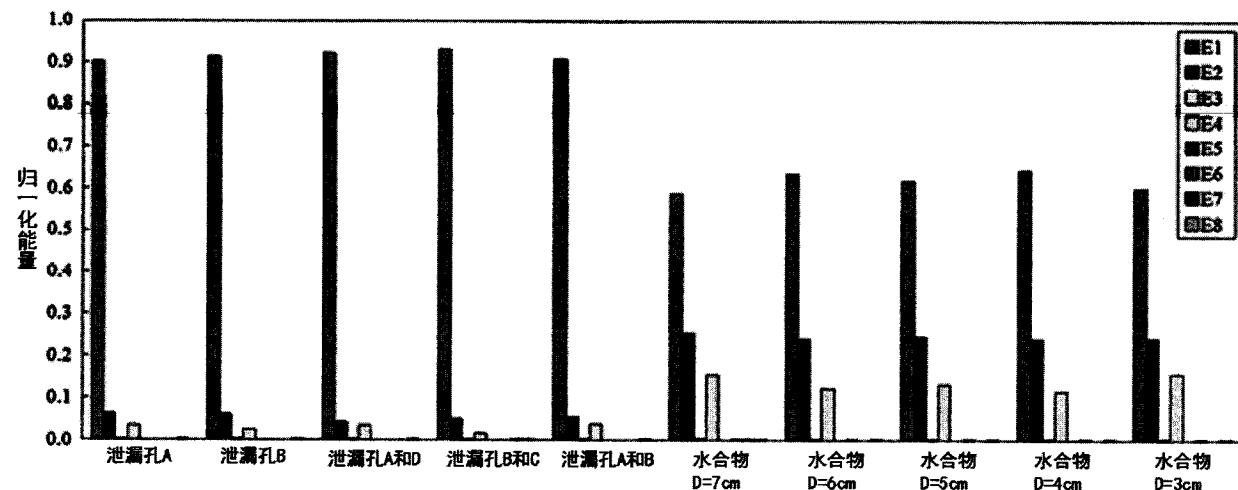


图7