



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110335430 A

(43)申请公布日 2019.10.15

(21)申请号 201910529579.3

G06K 9/00(2006.01)

(22)申请日 2019.06.19

G06N 3/08(2006.01)

(71)申请人 中国科学院自动化研究所

地址 100190 北京市海淀区中关村东路95号

申请人 东莞中国科学院云计算产业技术创新与育成中心

(72)发明人 熊刚 许洋 沈震 商秀芹

董西松 王飞跃 颜军 刘希未
赵红霞 刘胜

(74)专利代理机构 北京市恒有知识产权代理事务所(普通合伙) 11576

代理人 郭文浩 尹文会

(51)Int.Cl.

G08B 13/12(2006.01)

权利要求书1页 说明书7页 附图4页

(54)发明名称

基于深度学习的管道安全监测系统、方法和装置

(57)摘要

本发明属于管道监测领域,具体涉及一种基于深度学习的管道安全监测系统,旨在为了解决现有的干涉型光纤预警系统对事件的漏报和误报率高,无法稳定地识别入侵事件类别问题。本发明包括光纤探测模块,用于获取探测信号和参考信号;信号处理模块,用于获取探测信号和参考信号形成的干涉信号的时域、频域统计特征;事件分类模块,用于通过基于深度神经网络构建的事件分类模型进行事件特征类别的判断,获取事件的分类。本发明提升了事件的识别精度,降低了漏报率和误报率,及时准确地发现入侵事件。



1. 一种基于深度学习的管道安全监测系统,其特征在于,该系统包括光纤探测模块、信号处理模块、事件分类模块;

所述光纤探测模块,配置为基于经远距离光缆传输的激光信号,获取发生相位调制的探测信号和未经相位调制的参考信号;

所述信号处理模块,配置为基于所述探测信号与所述参考信号的干涉信号,通过特征提取获取所述干涉信号的时域统计特征、频域统计特征作为特征信息;

所述事件分类模块,配置为基于所述信号处理模块获取的特征信息,通过事件分类模型获取事件的分类;所述事件分类模型基于深度神经网络构建,用于对输入数据的输入特征进行类别判断以获取事件的分类。

2. 根据权利要求1所述的基于深度学习的管道安全监测系统,其特征在于,所述管道安全监测系统还包括事件定位模块;所述事件定位模块配置为基于不同传输方向的探测信号,通过所述探测信号传输的时延差计算探测信号的传输距离,获取事件位置信息。

3. 根据权利要求2所述的基于深度学习的管道安全监测系统,其特征在于,所述管道安全监测系统还包括人机交互模块,所述人机交互模块配置为输出所述事件分类模块得到的事件的分类,和/或所述事件定位模块输出的事件位置信息。

4. 根据权利要求1所述的基于深度学习的管道安全监测系统,其特征在于,所述事件分类模型是通过Adaboost方法将多个弱分类器组合形成的强分类器;所述多个弱分类器分别基于深度学习算法、机器学习算法、非机器学习算法搭建。

5. 根据权利要求1所述的基于深度学习的管道安全监测系统,其特征在于,所述光缆铺设于管道垂直上方或与管道同一水平面或管道斜上方。

6. 一种基于深度学习的管道安全监测方法,其特征在于,该方法包括以下步骤:

基于经远距离光缆传输的激光信号,获取发生相位调制的探测信号和未经相位调制的参考信号;

基于所述探测信号与所述参考信号的干涉信号,通过特征提取获取所述干涉信号的时域统计特征、频域统计特征作为特征信息;

基于所述特征信息,通过事件分类模型获取事件的分类;所述事件分类模型基于深度神经网络构建,用于对输入数据的输入特征进行类别判断以获取事件的分类。

7. 根据权利要求7所述的基于深度学习的管道安全监测方法,其特征在于,所述事件分类模型是通过Adaboost方法将多个弱分类器组合形成的强分类器;所述多个弱分类器分别基于深度学习算法、机器学习算法、非机器学习算法搭建。

8. 根据权利要求8所述的基于深度学习的管道安全监测方法,其特征在于,所述机器学习算法为支持向量机、线性回归、隐马尔可夫模型中的一种或多种算法。

9. 一种存储装置,其中存储有多条程序,其特征在于,所述程序适于由处理器加载并执行以实现权利要求6-8中任一权利要求所述的基于深度学习的管道安全监测方法。

10. 一种处理装置,包括处理器、存储装置;处理器,适于执行各条程序;存储装置,适于存储多条程序;其特征在于,所述程序适于由处理器加载并执行以实现权利要求6-8中任一权利要求所述的基于深度学习的管道安全监测方法。

基于深度学习的管道安全监测系统、方法和装置

技术领域

[0001] 本发明属于管道监测领域，具体涉及一种基于深度学习的管道安全监测系统、方法和装置。

背景技术

[0002] 近年来，我国境内油气公司所管辖的输油输气管线频频受到第三方的破坏，从而对国家和社会造成了严重的经济损失及环境污染问题，并且极易由此引发人员伤亡及火灾、爆炸等一系列的恶果，影响到国家经济安全与社会稳定。随着油气管道铺设距离的逐年增加，传统的人工巡检方法已不能满足当前的监测需求。而基于管内压力波传播的泄漏检测方法，只能破坏或泄露已经发生后进行报警，并不能从根本上起到防范及保护的作用。

[0003] 与传统的人工巡检不同，目前长距离油气管线所采用的主流检测方法为光纤预警，其中又可分为干涉型及散射型两种原理的光纤预警系统。其中，因干涉型预警系统具有传输距离长，衰减小，定位精度高，灵敏度高等特点，尤其适合于用作长距离管道的预警系统。

[0004] 传统的干涉型光纤预警系统使用简单的统计特征进行分类，基于事件振动作用于光纤而引起相位变化的光信号，在时域上进行互相关计算进行定位，在频域上进行频域特征统计识别事件类别。但在现实中，入侵事件的信号特征具有高度非线性，现有的干涉型光纤预警系统对事件的漏报和误报率高，无法稳定地识别入侵事件类别，因此迫切需要优化识别算法的精度，改善系统的实用性。

发明内容

[0005] 为了解决现有技术中的上述问题，即为了解决现有的干涉型光纤预警系统对事件的漏报和误报率高，无法稳定地识别入侵事件类别的问题，本发明提出了一种基于深度学习的管道安全监测系统，该系统包括光纤探测模块，信号处理模块，事件分类模块；

[0006] 所述光纤探测模块，配置为基于经远距离光缆传输的激光信号，获取发生相位调制的探测信号和未经相位调制的参考信号；

[0007] 所述信号处理模块，配置为基于所述探测信号与所述参考信号的干涉信号，通过特征提取获取所述干涉信号的时域统计特征、频域统计特征作为特征信息；

[0008] 所述事件分类模块，配置为基于所述信号处理模块获取的特征信息，通过事件分类模型获取事件的分类；所述事件分类模型基于深度神经网络构建，用于对输入数据的输入特征进行类别判断以获取事件的分类。

[0009] 在一些优选的实施方式中，基于深度学习的管道安全监测系统还包括事件定位模块，所述事件定位模块配置为基于不同传输方向的探测信号，通过所述探测信号传输的时延差计算探测信号的传输距离，获取事件位置信息。

[0010] 在一些优选的实施方式中，基于深度学习的管道安全监测系统还包括人机交互模块，所述人机交互模块配置为输出所述事件分类模块得到的事件的分类，和/或所述事件定

位模块输出的事件位置信息。

[0011] 在一些优选的实施方式中,所述事件分类模型是通过Adaboost方法将多个弱分类器组合形成的强分类器;所述多个弱分类器分别基于深度学习算法、机器学习算法、非机器学习算法搭建。

[0012] 在一些优选的实施方式中,所述光缆铺设于管道垂直上方或与管道同一水平面或管道斜上方。

[0013] 本发明的第二方面提出了一种基于深度学习的管道安全监测方法,该方法包括以下步骤:

[0014] 基于经远距离光缆传输的激光信号,获取发生相位调制的探测信号和未经相位调制的参考信号;

[0015] 基于所述探测信号与所述参考信号的干涉信号,通过特征提取获取所述干涉信号的时域统计特征、频域统计特征作为特征信息;

[0016] 基于所述特征信息,通过事件分类模型获取事件的分类;所述事件分类模型基于深度神经网络构建,用于对输入数据的输入特征进行类别判断以获取事件的分类。

[0017] 在一些优选的实施方式中,所述事件分类模型是通过Adaboost方法将多个弱分类器组合形成的强分类器;所述多个弱分类器分别基于深度学习算法、机器学习算法、非机器学习算法搭建。

[0018] 在一些优选的实施方式中,所述机器学习算法为支持向量机、线性回归、隐马尔可夫模型中的一种或多种算法。

[0019] 本发明的第三方面,提出了一种存储装置,其中存储有多条程序,所述程序适于由处理器加载并执行以实现上述的基于深度学习的管道安全监测方法。

[0020] 本发明的第四方面,包括处理器、存储装置;处理器,适于执行各条程序;存储装置,适于存储多条程序;所述程序适于由处理器加载并执行以实现上述的基于深度学习的管道安全监测方法。

[0021] 本发明的有益效果:本发明以光的干涉作为检测原理,基于深度神经网络构建的事件分类模型进行事件特征类别的判断,提升了事件的识别精度,降低了漏报率和误报率,及时准确地发现入侵事件。

附图说明

[0022] 通过阅读参照以下附图所作的对非限制性实施例所作的详细描述,本申请的其它特征、目的和优点将会变得更明显:

[0023] 图1基于深度学习的管道安全监测系统系统框架示意图;

[0024] 图2基于深度学习的管道安全监测系统光路原理示意图;

[0025] 图3基于深度学习的管道安全监测系统信号处理流程示意图;

[0026] 图4数字信号处理终端事件识别流程示意图;

[0027] 图5信号随距离衰减幅频特性曲线图;

[0028] 图6背景信号分析图;

[0029] 图7人工挖掘振动信号分析图;

[0030] 图8管道钻孔振动信号分析图;

- [0031] 图9锯管道振动信号分析图；
[0032] 图10管道敲击振动信号分析图。

具体实施方式

[0033] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚，下面将结合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，所描述的实施例是本发明一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例，本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例，都属于本发明保护的范围。

[0034] 下面结合附图和实施例对本申请作进一步的详细说明。可以理解的是，此处所描述的具体实施例仅仅用于解释相关发明，而非对该发明的限定。另外还需要说明的是，为了便于描述，附图中仅示出了与有关发明相关的部分。

[0035] 需要说明的是，在不冲突的情况下，本申请中的实施例及实施例中的特征可以相互组合。

[0036] 本发明提供一种基于深度学习的管道安全监测系统100，如图1所示，该系统包括光纤探测模块110，信号处理模块120，事件分类模块130。

[0037] 光纤探测模块110，配置为基于经远距离光缆传输的激光信号，获取发生相位调制的探测信号和未经相位调制的参考信号。

[0038] 信号处理模块120，配置为基于探测信号与参考信号的干涉信号，通过特征提取获取干涉信号的时域统计特征、频域统计特征作为特征信息。

[0039] 事件分类模块130，配置为基于信号处理模块120获取的特征信息，通过事件分类模型获取事件的分类；事件分类模型基于神经网络构建，用于对输入数据的输入特征进行类别判断以获取事件的分类。

[0040] 为了更清晰地对本发明进行说明，下面结合图1对本发明系统一种实施例中各步骤进行展开详述。

[0041] 1、光纤探测模块110

[0042] 本发明以光的干涉作为检测原理，以光纤中光信号的变化作为检测手段，因此本实施例中根据全光纤型马赫泽德干涉仪原理搭建光纤探测模块的光传输链路。

[0043] 如图2所示，激光发生器连接驱动电路，发射波长随时间呈正弦曲线变化的光信号，在发射激光过程中为保证光的单向传输，在系统中加入隔离器，通过扰偏器消除偏振损害，使激光发生器输出的信号峰值保持稳定，耦合器实现光的耦合。激光信号分别通过传感光纤和参考光纤传输。当出现第三方信号时，传感光纤内部的光信号发生相位变化，与参考光纤内未经相位调制的参考信号发生干涉，干涉信号传输至信号处理模块120处，通过耦合器将干涉信号耦合至信号处理模块120的探测器。

[0044] 用于传输光信号的光缆可以采用三种不同的铺设方式：光缆铺设于管道垂直上方、与管道同一水平面或管道斜上方。三种铺设方式下，本实施例系统都能够正常工作。

[0045] 光信号可采用分布式检测，亦可采用一站式检测（即激光发射转置与接收装置位于一处）。

[0046] 在一些待监测管道的长度过长时，可以采用分布式检测将检测范围划分为均匀等分距离，并在每一段中安置探测器及处理器，进行数据实时存储，处理及传输。

[0047] 下面仅以其中一处为例对信号处理模块120与事件分类模块130进行介绍,同样适用于一站式检测和分布式检测的其他站点设置。

[0048] 2、信号处理模块120

[0049] 信号处理模块120包含光电探测器、放大器、滤波器、数字解调器、数字信号处理终端,如图3所示,光电探测器将光信号转化为模拟电信号,放大器将模拟电信号进行放大,滤波器通过对信号降噪、滤波进行数据清洗,数字解调器将清洗后的模拟电信号转化为数字信号。

[0050] 数字信号处理终端提取干涉信号的时域统计特征、频域统计特征,构造算法层的数据集,该数据集中的数据形式与算法层所规定的输入形式相匹配。

[0051] 3、事件分类模块130

[0052] 因深度学习算法具有拟合高度非线性空间的能力,而第三方入侵事件所产生的信号本身便具有高度非线性与随机性,因此事件分类模型采取深度学习算法,对输入数据的输入特征进行类别判断以获取事件的分类。数字信号处理终端基于信号处理模块获取的特征信息,通过事件分类模型对包含信号时域统计特征、频域统计特征的数据集的数据进行分析及事件归类。

[0053] 数字信号处理终端在第三方入侵事件发生后的处理流程如图4所示,获取第三方入侵事件所产生的模拟信号,进行放大、滤波和模数转换,之后提取信号特征,对信号特征进行类别判断以获取事件的分类,最终将结果输出。

[0054] 4、事件定位模块

[0055] 数字信号处理终端将处理后的光路1和光路2的信号进行互相关训练,信号处理流程如图3所示,得出信号强度变化的最小周期,通过两路探测信号传输的时延差计算探测信号的传输距离,在已知光纤折射率及发射时间的情况下精准定位事件发生地点。

[0056] 5、人机交互模块

[0057] 在集成化的平台上提供人机交互服务,以进行事件报警、事件定位信息展示。事件报警:有第三方入侵事件发生时,系统通过文字、声音、报警灯等方式进行提醒;事件定位信息展示:当有入侵事件发生时,系统将测算出的入侵具体位置信息通过图像、声音或文字等一种或多种组合的形式输出事件定位信息。

[0058] 为了更好的对本发明基于深度学习的管道安全监测系统实施例进行说明,对本实施例从特征的提取、事件分类模型的搭建与训练两个部分进行描述。

[0059] (1) 特征的提取

[0060] 管道在流体输送的过程中,由于流体与管壁的作用,将产生不利于振动信号分析的背景噪声。该背景噪声将被传感光纤感应拾取,因此,研究管道典型异常事件检测识别系统的设计,背景噪声的分析是系统设计前必须考虑的问题。另外,对于典型性异常事件引起的振动信号其产生机理、在管道中的传播途径、衰减特性也是系统设计前所必须考虑的问题。通过了解各种典型异常事件产生的振动信号特征,研究合适的信号特征提取方法,使典型异常事件管道安全监测系统的设计目的明确。下面对管道振动信号的分析与检测识别方法作说明。

[0061] 在一个实施例中,管道异常振动信号产生机理及传播特性包括:异常事件振动信号频带较宽,频率越高,信号衰减越大。信号的幅值以及频率成分因振动源与传感光纤之间

的距离不同,有很大的变化。信号主要频率成分均为:0~1000Hz。由此可以说明信号高频成分随着距离的增加而严重衰减,高频信号能量比低频成分强,而对于0~1000Hz以下的信号衰减较弱,如图5所示,信号随距离发生衰减的幅频特性曲线图。

[0062] 图a)、图c)、图e)、图g)横坐标为距离,纵坐标为幅值,是振动源与传感光纤之间距离分别为2m、9m、4m、7m时原始信号的波形图;

[0063] 图b)、图d)、图f)、图h)横坐标为频率,纵坐标为幅值,是振动源与传感光纤之间的距离分别为2m、9m、4m、7m时原始信号的幅值谱图。

[0064] 管道受到破坏产生的有用振动信号主要为1kHz以下的低频信号,且信号的幅值在50~1000m范围内存在11mv~110mv的变动,而且随着传播距离的增加呈指数衰减。

[0065] 下面对一个实施例中典型异常事件振动信号进行分析。

[0066] 背景信号分析,如图6所示为一个示例的分析结果:

[0067] 图i)横坐标为距离,纵坐标为幅值,是背景信号波形图;

[0068] 图j)横坐标为频率,纵坐标为幅值,是背景信号的幅值谱图;

[0069] 图k)横坐标为频率,纵坐标为幅值,是背景信号的自功率谱图。

[0070] 人工挖掘信号分析,如图7所示为一个示例的分析结果:

[0071] 图l)、图o)横坐标为距离,纵坐标为幅值,分别是人工挖掘信号1和人工挖掘信号2的波形图;

[0072] 图m)、图p)横坐标为频率,纵坐标为幅值,分别是人工挖掘信号1和人工挖掘信号2的幅值谱图;

[0073] 图n)、图q)横坐标为频率,纵坐标为幅值,分别是人工挖掘信号1和人工挖掘信号2的自功率谱图。

[0074] 管道钻孔信号分析,如图8所示为一个示例的分析结果:

[0075] 图r)、图u)横坐标为距离,纵坐标为幅值,分别是管道钻孔信号1和管道钻孔信号2的波形图;

[0076] 图s)、图v)横坐标为频率,纵坐标为幅值,分别是管道钻孔信号1和管道钻孔信号2的幅值谱图;

[0077] 图t)、图w)横坐标为频率,纵坐标为幅值,分别是管道钻孔信号1和管道钻孔信号2的自功率谱图。

[0078] 锯管道信号分析,如图9所示为一个示例的分析结果:

[0079] 图x)、图x')横坐标为距离,纵坐标为幅值,分别是锯管道信号1和锯管道信号2的波形图;

[0080] 图y)、图y')横坐标为频率,纵坐标为幅值,分别是锯管道信号1和锯管道信号2的幅值谱图;

[0081] 图z)、图z')横坐标为频率,纵坐标为幅值,分别是锯管道信号1和锯管道信号2的自功率谱图。

[0082] 管道敲击信号分析,结果如图10所示为一个示例的分析结果:

[0083] 图a1)、图d1)横坐标为距离,纵坐标为幅值,分别是管道敲击信号1和管道敲击信号2的波形图;

[0084] 图b1)、图e1)横坐标为频率,纵坐标为幅值,分别是管道敲击信号1和管道敲击信

号2的幅值谱图；

[0085] 图c1)、图f1)横坐标为频率,纵坐标为幅值,分别是管道敲击信号1和管道敲击信号2的自功率谱图。

[0086] 继续参阅图10,管道敲击信号在0~40Hz之间信号最强,而在40~1000Hz之间分布较为平均。

[0087] 特征提取的方法主要有:基于小波及小波包分解的信号能量特征向量提取、基于经验模态分解的信号特征提取、基于多尺度混沌特性分析的信号特征提取、独立分量分析。

[0088] 通过计算发现,信号的小波熵可以提取信号的典型特征,而且直接对时域信号进行求取熵,对于不同事件的振动信号,其能量熵最大值分布区间不同,具有一定的规律性。

[0089] 基于小波及小波包分解的信号能量特征向量提取,具体为如下四种方法:

[0090] 基于小波分解的“能量-模式”信号特征提取方法;

[0091] 基于小波包分解的“能量-模式”信号特征提取方法;

[0092] 基于小波熵的信号特征提取方法;

[0093] 基于能量熵的信号特征提取方法。

[0094] 管道典型异常事件振动信号其有效频率成分主要分布在1000Hz以下,信号分析与识别过程中最主要的算法程序为有限长单位冲激响应滤波程序以及能量熵的求取程序。

[0095] (2) 模型搭建与训练

[0096] 事件分类模型基于神经网络构建,也可基于常规机器学习算法(如支持向量机、线性回归、隐马尔可夫模型)及非机器学习算法(如互相关系数),用Adaboost将几种方法进行组合,训练强分类器。

[0097] 信号处理模块输出的信号特征作为深度神经网络模型的数据集,特征为光纤预警系统的振幅,相位,频率特征和自相关系数,标签为人工挖掘、机器挖掘、车辆经过等引起振动的第三方事件。

[0098] 将得到的特征参数进行深度学习训练,训练时采用正向传播、获得单次迭代结果、计算损失函数,结合损失函数优化模型参数、重复上述过程,当代价损失函数减少到理想程度且训练达到所要求的最大迭代次数时,生成事件分类模型。

[0099] 需要说明的是,上述实施例提供的基于深度学习的管道安全监测系统,仅以上述各功能模块的划分进行举例说明,在实际应用中,可以根据需要而将上述功能分配由不同的功能模块来完成,即将本发明实施例中的模块或者步骤再分解或者组合,例如,上述实施例的模块可以合并为一个模块,也可以进一步拆分成多个子模块,以完成以上描述的全部或者部分功能。对于本发明实施例中涉及的模块、步骤的名称,仅仅是为了区分各个模块或者步骤,不视为对本发明的不当限定。

[0100] 本发明实施例的一种基于深度学习的管道安全监测方法,包括以下步骤:

[0101] 基于经远距离光缆传输的激光信号,获取发生相位调制的探测信号和未经相位调制的参考信号;

[0102] 基于探测信号与参考信号的干涉信号,通过特征提取获取干涉信号的时域统计特征、频域统计特征作为特征信息;

[0103] 基于特征信息,通过事件分类模型获取事件的分类;事件分类模型基于神经网络构建,用于对输入数据的输入特征进行类别判断以获取事件分类。

[0104] 所属技术领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,上述描述的方法的具体工作过程及有关说明,可以参考前述系统实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0105] 本发明实施例的一种存储装置,其中存储有多条程序,所述程序适于由处理器加载并执行以实现上述的基于深度学习的管道安全监测方法。

[0106] 本发明实施例的一种处理装置,包括处理器、存储装置;处理器,适于执行各条程序;存储装置,适于存储多条程序;所述程序适于由处理器加载并执行以实现上述的基于深度学习的管道安全监测方法。

[0107] 所属技术领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,上述描述的存储装置、处理装置的具体工作过程及有关说明,可以参考前述系统实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0108] 本领域技术人员应该能够意识到,结合本文中所公开的实施例描述的各示例的模块、方法步骤,能够以电子硬件、计算机软件或者二者的结合来实现,软件模块、方法步骤对应的程序可以置于随机存储器(RAM)、内存、只读存储器(ROM)、电可编程ROM、电可擦除可编程ROM、寄存器、硬盘、可移动磁盘、CD-ROM、或技术领域内所公知的任意其它形式的存储介质中。为了清楚地说明电子硬件和软件的可互换性,在上述说明中已经按照功能一般性地描述了各示例的组成及步骤。这些功能究竟以电子硬件还是软件方式来执行,取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。本领域技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能,但是这种实现不应认为超出本发明的范围。

[0109] 术语“包括”或者任何其它类似用语旨在涵盖非排他性的包含,从而使得包括一系列要素的过程、方法或者设备/装置不仅包括那些要素,而且还包括没有明确列出的其它要素,或者还包括这些过程、方法或者设备/装置所固有的要素。

[0110] 至此,已经结合附图所示的优选实施方式描述了本发明的技术方案,但是,本领域技术人员容易理解的是,本发明的保护范围显然不局限于这些具体实施方式。在不偏离本发明的原理的前提下,本领域技术人员可以对相关技术特征做出等同的更改或替换,这些更改或替换之后的技术方案都将落入本发明的保护范围之内。



图1

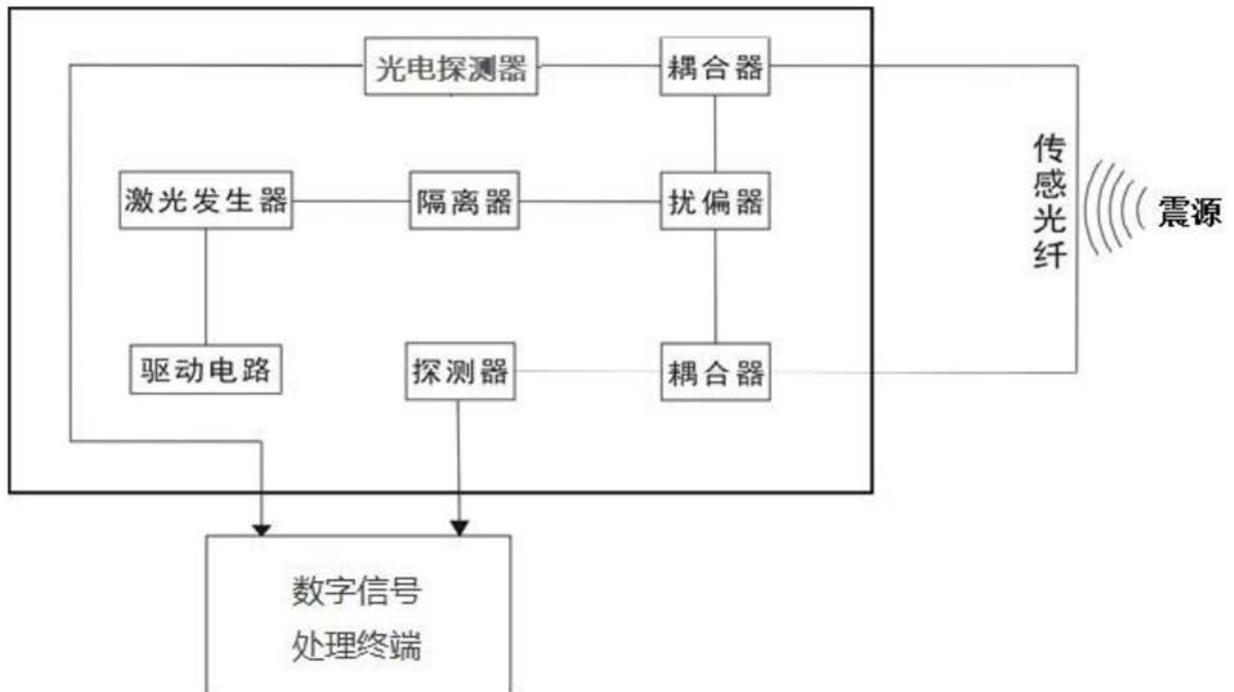


图2

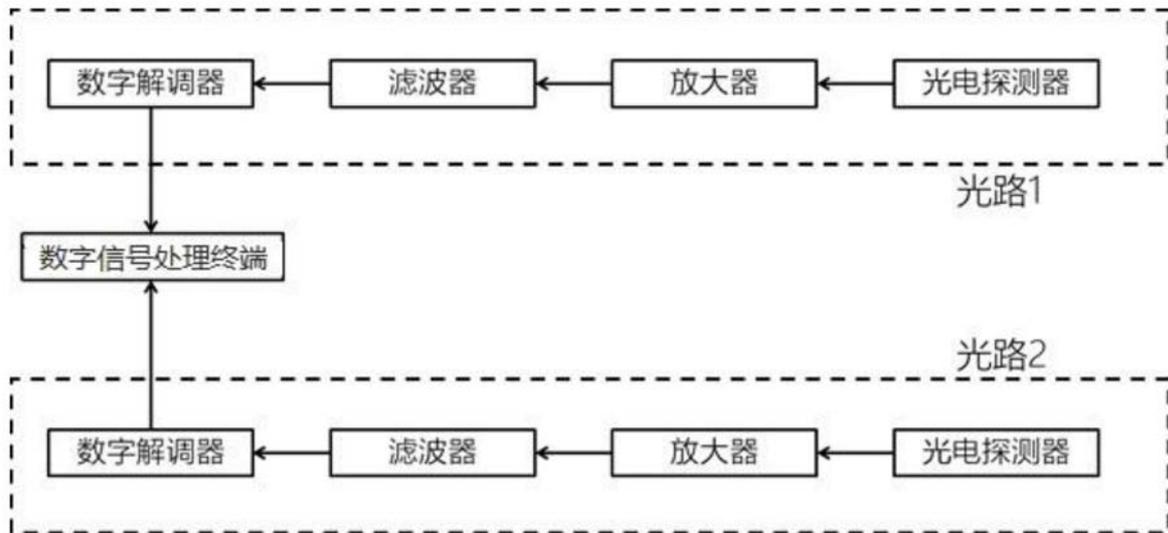


图3

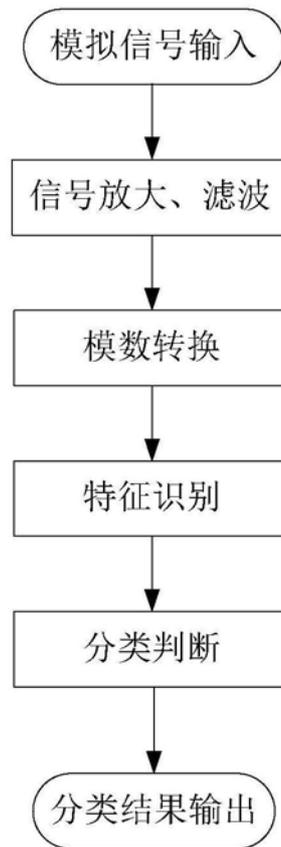


图4

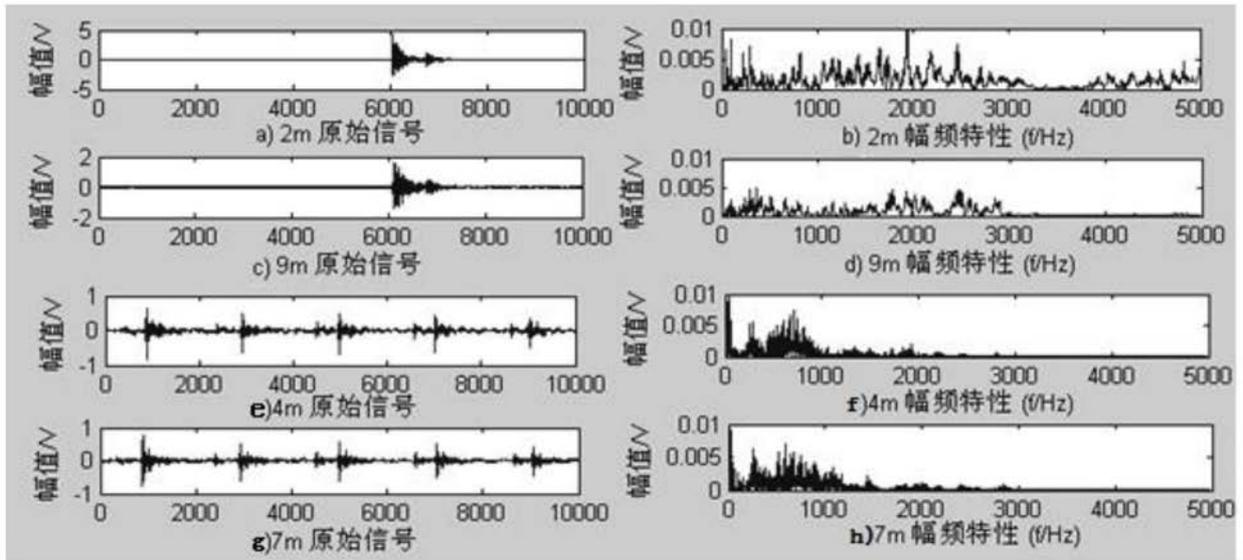


图5

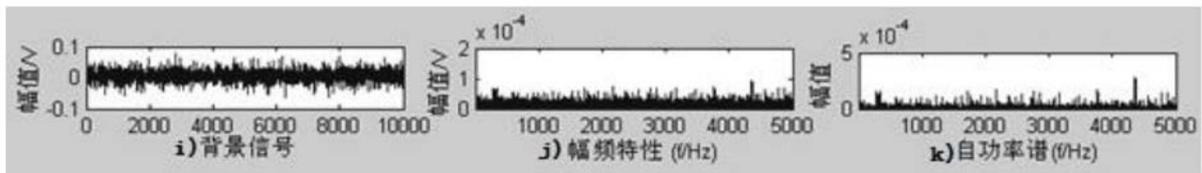


图6

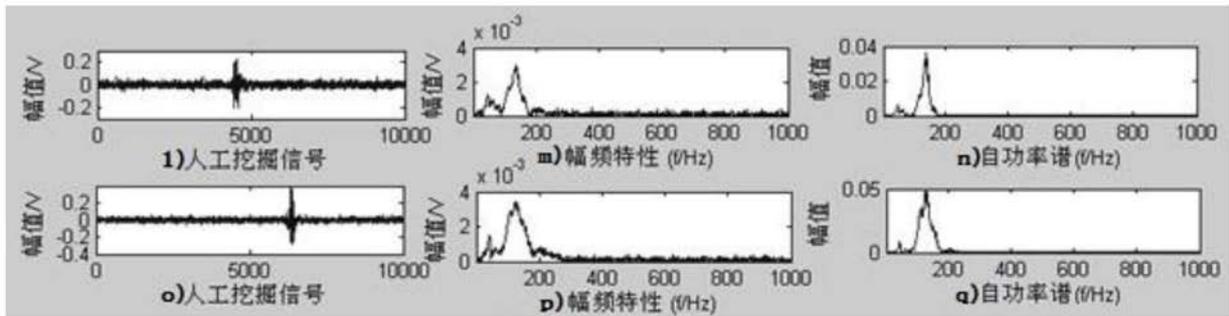


图7

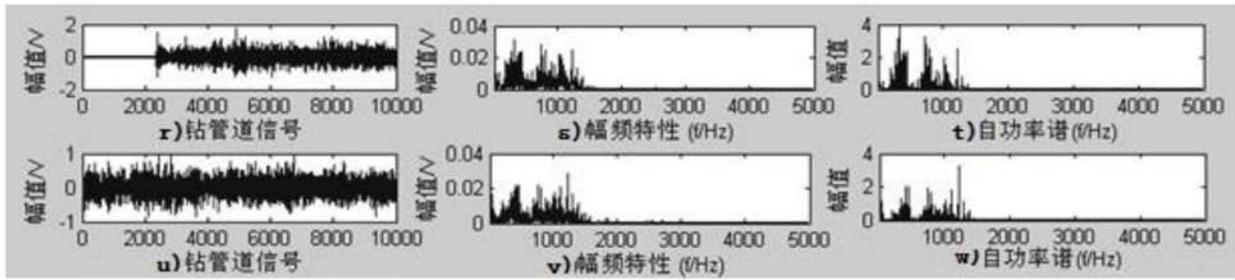


图8

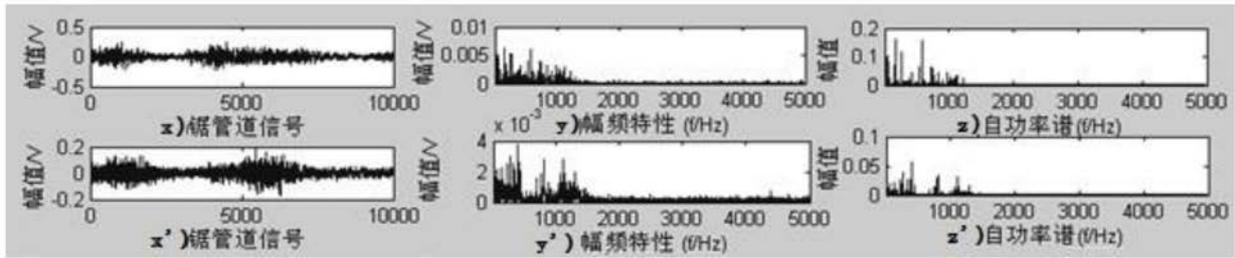


图9

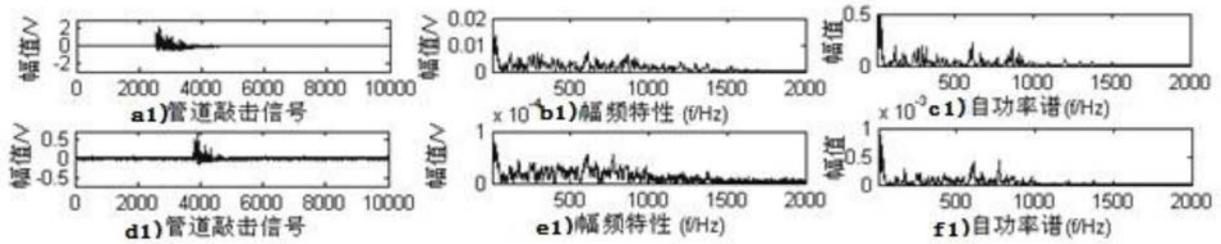


图10