



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 114324580 A

(43) 申请公布日 2022. 04. 12

(21) 申请号 202111460599.3

(22) 申请日 2021.12.03

(71) 申请人 西安交通大学

地址 710049 陕西省西安市咸宁西路28号

(72) 发明人 王铁军 李鸿宇 江鹏

(74) 专利代理机构 北京中济纬天专利代理有限

公司 11429

代理人 覃婧婵

(51) Int. Cl.

G01N 29/04 (2006.01)

G01N 29/44 (2006.01)

G06N 3/04 (2006.01)

G06N 3/08 (2006.01)

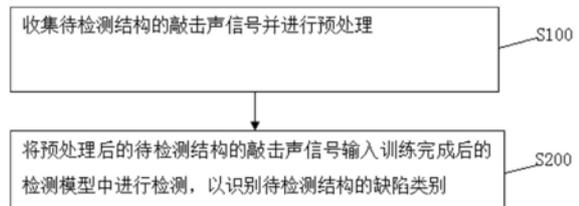
权利要求书2页 说明书7页 附图4页

(54) 发明名称

一种结构缺陷的智能敲击检测方法及系统

(57) 摘要

本公开揭示了一种结构缺陷的智能敲击检测方法,包括:收集待检测结构的敲击声信号,对所述待检测结构的敲击声信号进行预处理;将预处理后的待检测结构的敲击声信号输入训练完成后的智能检测模型中进行检测,以获得待检测结构的缺陷类别。本公开还提供一种结构缺陷的智能敲击检测系统,包括:信号收集单元,用于收集待测结构的敲击声信号;信号预处理单元,用于对待测结构的敲击声信号进行预处理;信号检测单元,用于将预处理后的待测结构的敲击声信号输入训练完成后的智能检测模型中进行检测,以获得待测结构的缺陷类别。



1. 一种结构缺陷的智能敲击检测方法,包括如下步骤:

S100:收集待检测结构的敲击声信号并进行预处理;

S200:将预处理后的待检测结构的敲击声信号输入训练完成后的智能检测模型中进行检测,以识别待检测结构的缺陷类别。

2. 根据权利要求1所述的方法,其中,优选的,所述智能检测模型采用一维卷积神经网络,其由n个组合块构成,具体表示为:

$$M=f^n \circ \dots \circ f^2 \circ f^1$$

该式中,M表示一维卷积神经网络; $f^i$ 表示第i个组合块,i的取值为[1,n]区间的整数,n的取值根据智能检测模型的应用场景进行选择;

每个组合块表示为:

$$f^l(F^l) = Pool \circ Conv \circ ReLU \circ BN(F^l)$$

该式中, $\circ$ 表示复合函数运算符; $F^l$ 表示第l层的输入张量,l取值为[1,n]区间的整数;Conv表示一维卷积变换层;ReLU表示激活函数层;BN表示批正则化层;Pool表示池化层。

3. 根据权利要求1所述的方法,其中,步骤S200中,所述智能检测模型的训练过程包括:

S201:获取多个缺陷类型已知的结构敲击声信号样本并进行预处理,将预处理后的声信号样本划分为训练集、验证集和测试集;

S202:将训练集输入智能检测模型中对模型进行训练,并将验证集输入训练后的智能检测模型中对模型进行验证,以智能检测模型识别验证集中样本类型的正确率作为评判标准,当识别正确率不再提高时,则智能检测模型完成训练;

S203:将测试集输入训练完成的智能检测模型中进行测试,以智能检测模型识别测试集中样本类型的正确率作为评判标准,若正确率满足预设值,则获得最终的智能检测模型,否则对智能检测模型的结构参数以及训练配置参数进行优化,直至满足正确率要求。

4. 根据权利要求3所述的方法,其中,步骤S202中,所述将训练集输入智能检测模型中对模型进行训练具体包括如下步骤:

S2021:计算训练集的损失函数;

S2022:通过反向传播计算智能检测模型的参数梯度;

S2023:根据参数梯度更新智能检测模型参数。

5. 根据权利要求3所述的方法,其中,步骤S100和步骤S201中,对所述敲击声信号进行预处理包括如下步骤:

S1000:对敲击声信号幅值归一化;

S2000:对归一化后的敲击声信号按照标准长度切片。

6. 一种结构缺陷的智能敲击检测系统,包括:

信号收集单元,用于收集待测结构的敲击声信号;

信号预处理单元,用于对待测结构的敲击声信号进行预处理;

信号检测单元,用于将预处理后的待测结构的敲击声信号输入训练完成后的智能检测模型中进行检测,以获得待测结构的缺陷类别。

7. 根据权利要求6所述的系统,其中,所述信号检测单元包括:

信号输入及预处理模块,用于获取待检测结构的敲击声信号并进行预处理;

缺陷识别模块,所述缺陷识别内嵌有智能检测模型,用于对预处理后的待测结构的敲击声信号进行分析,以识别待测结构的缺陷类别。

8.根据权利要求7所述的系统,其中,所述信号收集单元包括:

自动敲击机构,用于对待测结构进行自动敲击,使得待测结构产生敲击声信号;

信号收集装置,用于收集敲击声信号。

9.根据权利要求8所述的系统,其中,所述自动敲击机构包括移动平台,移动平台上设置有敲击臂,敲击臂上设置有敲击头。

10.根据权利要求9所述的系统,其中,所述信号收集装置包括声传感器和声信号收集器,所述声传感器设置于敲击臂上。

## 一种结构缺陷的智能敲击检测方法及系统

### 技术领域

[0001] 本公开属于结构缺陷检测领域,具体涉及一种结构缺陷的智能敲击检测方法及系统。

### 背景技术

[0002] 随着社会经济和工程技术的发展,包括高速铁路、超高层建筑、大型桥隧、风力涡轮机等在内的大型建筑和精密装备越来越多地被建造并投入实用。在这些建筑和装备的生产、建造和服役过程中,检测其内部主要承力构件的结构完整性是保障其安全服役的关键。

[0003] 无损检测是在不破坏待测结构的前提下,对其内部损伤或缺陷进行检查的常用技术手段;敲击检测是最基础、实施最容易、应用范围最广的结构内部近表面缺陷无损检测方法之一。实践中,该工作通常由经验丰富的技术工人完成,然而这种方式存在工作效率低、检测质量不稳定、技术工人培训成本高、高等级工人数量少等问题。随着越来越多的大型建筑和精密装备被建造并投入实用,生产中的敲击检测需求逐渐拓展,由此,以技术工人为主体实施敲击检测的方法已经无法满足生产需求,亟待出现能够脱离人工开展敲击检测的自动化、智能化的技术手段。

### 发明内容

[0004] 针对现有技术中的不足,本公开的目的在于提供一种结构缺陷的智能敲击检测方法,本方法基于深度学习技术,无需人为设计信号特征参数,减少了对于专家知识的依赖,能够自动从原始声信号样本中学习敲击检测声信号的提取和组织方法。

[0005] 为实现上述目的,本公开提供以下技术方案:

[0006] 一种结构缺陷的智能敲击检测方法,包括如下步骤:

[0007] S100:收集待检测结构的敲击声信号并进行预处理;

[0008] S200:将预处理后的待检测结构的敲击声信号输入训练完成后的智能检测模型中进行检测,以识别待检测结构的缺陷类别。

[0009] 优选的,所述智能检测模型采用一维卷积神经网络,其由n个组合块构成,具体表示为:

$$[0010] \quad M=f^n \circ \dots \circ f^2 \circ f^1$$

[0011] 该式中,M表示一维卷积神经网络; $f^i$ 表示第i个组合块,i的取值为[1,n]区间的整数,n的取值根据智能检测模型的应用场景进行选择;

[0012] 每个组合块表示为:

$$[0013] \quad f^i(F^i) = Pool \circ Conv \circ ReLU \circ BN(F^i)$$

[0014] 该式中, $\circ$ 表示复合函数运算符; $F^1$ 表示第1层的输入张量,l取值为[1,n]区间的整数;Conv表示一维卷积变换层;ReLU表示激活函数层;BN表示批正则化层;Pool表示池化层。

[0015] 优选的,步骤S200中,所述智能检测模型的训练过程包括:

[0016] S201:获取多个缺陷类型已知的结构敲击声信号样本并进行预处理,将预处理后的声信号样本划分为训练集、验证集和测试集;

[0017] S202:将训练集输入智能检测模型中对模型进行训练,并将验证集输入训练后的智能检测模型中对模型进行验证,以智能检测模型识别验证集中样本类型的正确率作为评判标准,当识别正确率不再提高时,则智能检测模型完成训练;

[0018] S203:将测试集输入训练完成的智能检测模型中进行测试,以智能检测模型识别测试集中样本类型的正确率作为评判标准,若正确率满足预设值,则获得最终的智能检测模型,否则对智能检测模型的结构参数以及训练配置参数进行优化,直至满足正确率要求。

[0019] 优选的,步骤S202中,所述将训练集输入智能检测模型中对模型进行训练具体包括如下步骤:

[0020] S2021:计算训练集的损失函数;

[0021] S2022:通过反向传播计算智能检测模型的参数梯度;

[0022] S2023:根据参数梯度更新智能检测模型参数。

[0023] 优选的,步骤S100和步骤S201中,对所述敲击声信号进行预处理包括如下步骤:

[0024] S1000:对敲击声信号幅值归一化;

[0025] S2000:对归一化后的敲击声信号按照标准长度切片。

[0026] 本公开还提供一种结构缺陷的智能敲击检测系统,包括:

[0027] 信号收集单元,用于收集待测结构的敲击声信号;

[0028] 信号预处理单元,用于对待测结构的敲击声信号进行预处理;

[0029] 信号检测单元,用于将预处理后的待测结构的敲击声信号输入训练完成后的智能检测模型中进行检测,以获得待测结构的缺陷类别。

[0030] 优选的,所述信号检测单元包括:

[0031] 信号输入及预处理模块,用于获取待检测结构的敲击声信号并进行预处理;

[0032] 缺陷识别模块,所述缺陷识别内嵌有智能检测模型,用于对预处理后的待测结构的敲击声信号进行分析,以识别待测结构的缺陷类别。

[0033] 优选的,所述信号收集单元包括:

[0034] 自动敲击机构,用于对待测结构进行自动敲击,使得待测结构产生敲击声信号;

[0035] 信号收集装置,用于收集敲击声信号。

[0036] 优选的,所述自动敲击机构包括移动平台,移动平台上设置有敲击臂,敲击臂上设置有敲击头。

[0037] 优选的,所述信号收集装置包括声传感器和声信号收集器,所述声传感器设置于敲击臂上。

[0038] 与现有技术相比,本公开带来的有益效果为:

[0039] 1、与由人工操作的敲击检测相比,本公开所述方法效率高、自动化程度高、检测质量稳定、运行成本低、受人力条件限制小;

[0040] 2、与基于现有技术搭建的自动化敲击系统相比,本公开所构建的智能模型能够自动地从原始数据样本中学习敲击检测声信号的提取和组织算法,无需人为设计信号特征参数,减少了对于专家知识的依赖,工程中实践难度更低,对于敲击检测声信号类型的识别更准确。

## 附图说明

- [0041] 图1是现有技术实现敲击检测声信号自动识别的典型流程；
- [0042] 图2是本公开一个实施例提供的实现敲击检测声信号自动识别的方法流程；
- [0043] 图3(a)至图3(c)是本公开另一个实施例提供的智能检测模型的示意图,其中,图3(a)为深度平层网络,图3(b)为深度残差网络,图3(c)为深度密接网络；
- [0044] 图4是本公开另一个实施例提供的智能检测模型训练方法的流程图；
- [0045] 图5是本公开另一个实施例提供的结构缺陷的智能敲击检测系统结构图。

## 具体实施方式

[0046] 下面将参照附图1至图5详细地描述本公开的具体实施例。虽然附图中显示了本公开的具体实施例,然而应当理解,可以以各种形式实现本公开而不应被这里阐述的实施例所限制。相反,提供这些实施例是为了能够更透彻地理解本公开,并且能够将本公开的范围完整的传达给本领域的技术人员。

[0047] 需要说明的是,在说明书及权利要求当中使用了某些词汇来指称特定组件。本领域技术人员应可以理解,技术人员可能会用不同名词来称呼同一个组件。本说明书及权利要求并不以名词的差异作为区分组件的方式,而是以组件在功能上的差异作为区分的准则。如在通篇说明书及权利要求当中所提及的“包含”或“包括”为一开放式用语,故应解释成“包含但不限于”。说明书后续描述为实施本公开的较佳实施方式,然所述描述乃以说明书的一般原则为目的,并非用以限定本公开的范围。本公开的保护范围当视所附权利要求所界定者为准。

[0048] 为便于对本公开实施例的理解,下面将结合附图以具体实施例为例做进一步的解释说明,且各个附图并不构成对本公开实施例的限定。

[0049] 一个实施例中,如图2所示,本公开提供一种结构缺陷的智能敲击检测方法,包括如下步骤:

[0050] S100:收集待检测结构的敲击声信号并进行预处理；

[0051] S200:将预处理后的待检测结构的敲击声信号输入训练完成后的智能检测模型中进行检测,以识别待检测结构的缺陷类别。

[0052] 本实施例中,图1是使用现有技术进行敲击检测的常用方式:首先,使用敲击头冲击待测区域,激发局部振动,产生声信号;然后,分析产生的声信号,判别当前测试局部的缺陷情况。一般地,对于由人工操作的敲击检测,声信号由受过特殊训练的技术工人现场判别;对于自动化的敲击系统,声信号由传感器采集,再在计算机中使用特定算法提取信号特征,并与基准值对比实现自动判别。

[0053] 现有的自动化敲击检测系统,其对于采集信号的特征提取和缺陷识别过程通常分为以下步骤:首先,根据信号分析的统计学理论和频谱分析方法,人为定义多个信号特征参数(通常包含数十个以上特征参数的具体定义);然后,根据专家知识,一方面进行特征参数筛选,另一方面确定信号模式识别的阈值,实际检测中则根据特定参数对应的阈值进行缺陷信号的判定。此外,更为先进的现有技术人为定义信号特征参数的基础上,可进一步地在特征参数筛选和信号模式识别过程中引入专门算法,例如支撑向量机(SVM),人工神经网络(ANN)等。这些方法通过对已经从信号中提取出的特征参数进行学习,最终获得能够识别

缺陷信号的参数分类边界。综上,对于由人工操作的敲击检测,其限制在于——施工效率低、检测质量不稳定、技术工人培训成本高、高等级工人数量少的问题;对于现有自动化敲击系统,其限制在于——人为定义、利用专家知识特征参数并据此设定阈值的过程无法充分提取声信号模式特征,进而难以准确识别敲击检测信号;对于更先进的引入特征参数筛选和模式识别专门算法的敲击检测信号识别方法,其限制在于——人为定义特征参数的过程一方面不能充分提取声信号模式特征,另一方面对于不同的具体问题,该人为特征参数定义过程的实施难度较大,对领域专家知识要求高。

[0054] 而本实施例所述方法通过构建智能检测模型,能够自动地从原始数据样本中学习敲击检测声信号的提取和组织算法,无需人为设计信号特征参数,减少了对于专家知识的依赖,工程中实践难度更低,对于敲击检测声信号类型的识别更准确。

[0055] 另一个实施例中,所述智能检测模型采用一维卷积神经网络,其由n个组合块构成,具体表示为:

$$[0056] \quad M = f^n \circ \dots \circ f^2 \circ f^1$$

[0057] 该式中,M表示一维卷积神经网络; $f^i$ 表示第i个组合块,i的取值为[1,n]区间的整数,n的取值根据智能检测模型的应用场景进行选择;

[0058] 每个组合块表示为:

$$[0059] \quad f^l(F^l) = Pool \circ Conv \circ ReLU \circ BN(F^l)$$

[0060] 该式中, $\circ$ 表示复合函数运算符; $F^l$ 表示第l层的输入张量,l取值为[1,n]区间的整数;Conv表示一维卷积变换层;ReLU表示激活函数层;BN表示批正则化层;Pool表示池化层。

[0061] 本实施例中,所述智能检测模型可以选用深度平层网络、深度残差网络和深度密接网络中的任意一种,其中,图3(a)为深度平层网络的结构示意图,该网络由多个组合块直接堆砌而成,其使用全局平均池化、卷积核宽度为1的卷积层、Softmax多分类激活函数完成信号分类识别;图3(b)为深度残差网络,该网络在深度平层网络的结构基础上加入了跨越两个组合块的残差连接,其使用全局平均池化、卷积核宽度为1的卷积层、Softmax多分类激活函数完成信号分类识别;图3(c)为深度密接网络,该网络使用特殊设计的密接块作为网络的基本组成单元,密接块内的卷积操作将所有前置卷积的输出连接起来作为输入,该网络使用全局平均池化、卷积核宽度为1的卷积层、Softmax多分类激活函数完成信号分类识别。

[0062] 上述三种网络结构在模型复杂度、运行速度、训练难度等方面各有特色,信号识别能力稍有不同但大体类似,实践中按照具体问题和模型训练效果选择模型基础结构并进行结构调优设计。例如,对于特征鲜明、损伤类型较少的问题,可以选择在图3(a)所示的深度平层网络的基础上训练调优即可在达到较高识别准确度的同时使模型训练更容易、识别速度更快;而对于特征复杂、损伤类型丰富的更困难的问题,则可以考虑结构更复杂的如图3(c)所示的深度密接网络并进行优化,以获取更好的识别准确率。

[0063] 需要说明的是,上述3种网络结构只是示例性的,其共同点都是以一维神经卷积网络为基础,区别在于组合块的数量以及每个组合块的层数不同,当然,本实施例所述的智能检测模型不局限于上述3种网络结构,在具体的敲击检测实践中,凡是以一维卷积神经网络

为基础的可用于敲击实验的网络结构均在本申请的保护范围之内。

[0064] 另一个实施例中,步骤S200中,如图4所示,所述智能检测模型的训练过程包括如下步骤:

[0065] S201:获取多个缺陷类型已知的结构敲击声信号样本并进行预处理,将预处理后的声信号样本划分为训练集、验证集和测试集;

[0066] 该步骤中,获取敲击声信号样本的方法包括:先敲击目标结构,并记录敲击声信号,然后对目标结构进行解剖以确定敲击点的真实损伤情况,经过反复操作,建立声信号和结构损伤之间的对应关系;或者也可以在制造样品结构的时候在内部预制损伤,这样就预先知道不同位置的损伤类别,然后通过对不同位置进行敲击记录声信号,从而也可以建立起损伤类别和声信号之间的对应关系。

[0067] S202:将训练集输入智能检测模型中对模型进行训练,并将验证集输入训练后的智能检测模型中对模型进行验证,以智能检测模型识别验证集中样本类型的正确率作为评判标准,当识别正确率不再提高时,则智能检测模型完成训练;

[0068] S203:将测试集输入训练完成的智能检测模型中进行测试,以智能检测模型识别测试集中样本的正确率作为评判标准,若正确率满足预设值,则获得最终的智能检测模型,否则对智能检测模型的结构参数以及训练配置参数进行优化,直至满足正确率要求。

[0069] 该步骤中,一般将正确率设定在80%-95%之间,如果智能检测模型对于测试集中样本的识别满足此范围的正确率,则可以认为智能检测模型测试通过,否则测试不通过,就需要对智能检测模型的结构参数以及训练配置参数进行优化,直至正确率达到80%-95%。

[0070] 另一个实施例中,步骤S202中,所述将训练集输入智能检测模型中对模型进行训练具体包括如下步骤:

[0071] S2021:计算训练集的损失函数;

[0072] 该步骤中,对于训练集 $\{x, y\}$ ,首先需要计算其损失函数,其中, $x$ 为输入信号矢量, $y$ 为标记矢量,损失函数的计算表达式如下:

$$[0073] \quad L(x, y) = - \sum_{i=1}^c y_i \log(M_i(x))$$

[0074] 该式中, $c$ 表示待识别类别数, $M_i(x)$ 表示智能检测模型根据输入 $x$ 给出的类别预测概率, $y_i$ 为标记矢量 $y$ 的分量,有0、1两种取值,当且仅当输入 $x$ 的真实类别为第 $i$ 类时, $y_i$ 取1,否则为0。

[0075] S2022:通过反向传播计算智能检测模型的参数梯度;

[0076] 该步骤中,获得训练集的损伤函数后,通过反向传播算法逐层反向计算智能检测模型的参数梯度,计算表达式如下所示:

$$[0077] \quad \frac{\partial L(x, y)}{\partial \theta_i} = \frac{\partial L(x, y)}{\partial F^l} \cdot \frac{\partial F^l}{\partial F^{l-1}} \cdots \frac{\partial F^{l+1}}{\partial \theta_i}$$

[0078] 该式中, $\theta_i$ 表示第 $i$ 层的待学习参数; $F^l$ 表示第 $l$ 层的输出。

[0079] S2023:根据参数梯度更新智能检测模型参数。

[0080] 该步骤中,通过反向传播获得智能检测模型的参数梯度后,需要根据数学优化器0

按照下式对智能检测模型的参数进行更新：

$$[0081] \quad \theta_i = \theta_i - \xi \cdot \text{Optim} \left( \frac{\partial L(x, y)}{\partial \theta_i} \right)$$

[0082] 该式中， $\xi$ 表示学习率，根据不同的优化器选择； $\text{Optim}(\cdot)$ 表示由优化器确定的以参数梯度为输入，优化方向为输出的优化函数。

[0083] 另一个实施例中，步骤S100和步骤S201中，对所述敲击声信号进行预处理包括如下步骤：

[0084] S1000：对敲击声信号幅值归一化；

[0085] 该步骤中，将获取的敲击声信号除以采集到的所有信号样本中信号幅值绝对值的最大值，从而将敲击声信号的幅值控制于[-1,1]区间。

[0086] S2000：对归一化后的敲击声信号按照标准长度切片。

[0087] 该步骤中，从敲击声信号起始端开始以固定步长后移，每一步均按照标准长度截取信号作为一个样本，其中，所述标准长度根据声信号识别需求选取以能够表达大部分声信号特征为标准。

[0088] 下面，本公开以胶接层合板敲击检测实验为例对上述方法进行详细说明。

[0089] 在实验室预制了三种不同材料的胶接层合板试样，内部预置6类缺陷，包括：大面积空洞、大面积上部脱粘、大面积下部脱粘、气泡型空洞、气泡型上部脱粘和气泡型下部脱粘。通过敲击层合板试样上不同位置，共收集到约10万条分属于以上6类有缺陷和无缺陷的敲击声信号样本。按照上述方法所述步骤分别构建深度平层网络、深度残差网络和深度密接网络模型，随后，使用所收集到的敲击声信号样本分别对三个深度学习网络进行了训练，以用于对收集到的敲击声信号进行分类。同时，使用现有的人工特征提取和机器学习技术(SVM)对信号进行自动识别。表1给出了三个深度学习模型以及现有自动识别技术对以上6类有缺陷信号和无缺陷信号的识别正确率对比。

[0090] 表1

方法	特征提取和 模式识别方法	识别正确率 (%)
信号识别现有技术	人为特征提取+SVM	61.67
深度平层网络	深度学习	96.14
深度残差网络		94.76
深度密接网络		96.32

[0092] 由上表可知，相比现有的声信号识别方法，采用本公开所述方法对敲击声信号的识别正确率更准确。

[0093] 另一个实施例中，本公开还提供一种结构缺陷的智能敲击检测系统，包括：

[0094] 信号收集单元，用于收集待测结构的敲击声信号；

- [0095] 信号预处理单元,用于对待测结构的敲击声信号进行预处理;
- [0096] 信号检测单元,用于将预处理后的待测结构的敲击声信号输入训练完成后的智能检测模型中进行检测,以获得待测结构的缺陷类别。
- [0097] 另一个实施例中,所述信号检测单元包括:
- [0098] 信号输入及预处理模块,用于获取待检测结构的敲击声信号并进行预处理;
- [0099] 缺陷识别模块,所述缺陷识别内嵌有智能检测模型,用于对预处理后的待测结构的敲击声信号进行分析,以识别待测结构的缺陷类别。
- [0100] 另一个实施例中,如图4所示,所述信号收集单元包括:
- [0101] 自动敲击机构,用于对待测结构进行自动敲击,使得待测结构产生敲击声信号;
- [0102] 信号收集装置,用于收集敲击声信号。
- [0103] 另一个实施例中,所述自动敲击机构包括移动平台,移动平台上设置有敲击臂,敲击臂上设置有敲击头。
- [0104] 本实施例中,敲击臂由多自由度机械臂改装而成,通过存储于移动平台内的运动程序控制敲击的角度和距离。敲击头由弹簧装置或电磁铁和质量块构成,通过弹簧装置或电磁铁对质量块加速对待测结构表面进行冲击从而产生声信号。
- [0105] 另一个实施例中,所述信号收集装置包括声传感器和声信号收集器,所述声传感器设置于敲击臂上。
- [0106] 本实施例中,声传感器将自动敲击机构敲击产生的声信号传递至声信号收集器进行收集,声信号收集器将所收集的声信号发送至计算机系统,计算机系统包括存储器和处理器,其中,存储器上存储有可在所述处理器上运行的可执行程序,处理器执行该可执行程序以实现前述实施例所述的方法以对所接收的敲击声信号进行缺陷类型识别。
- [0107] 以上应用了具体实施例对本公开进行了阐述,只是用于帮助理解本公开,并不用于限制本公开。任何熟悉该技术的技术人员在本公开所揭示的技术范围内的局部修改或替换,都应涵盖在本公开的范围之内。

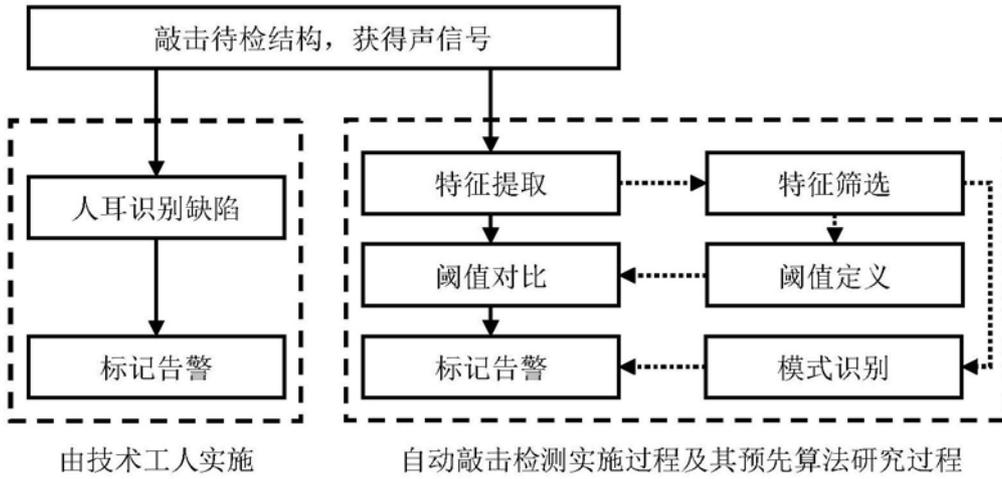


图1

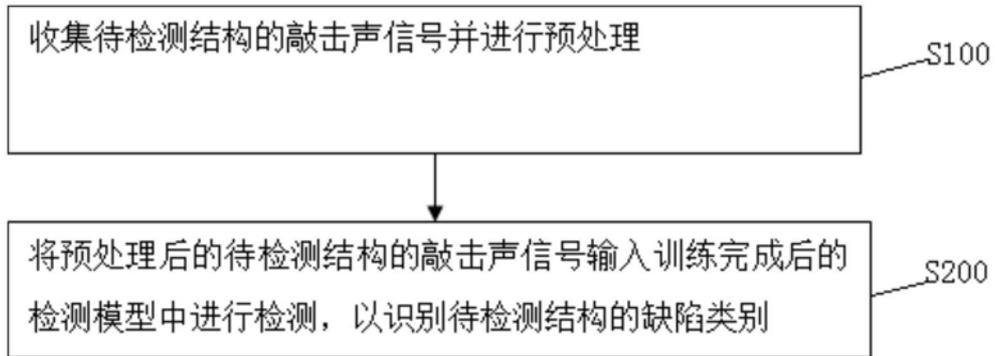


图2

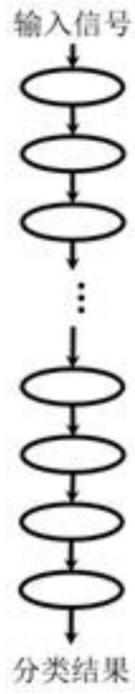


图3 (a)

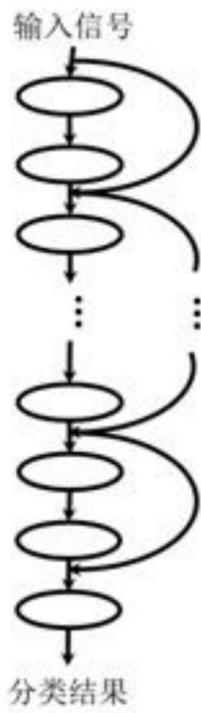


图3 (b)

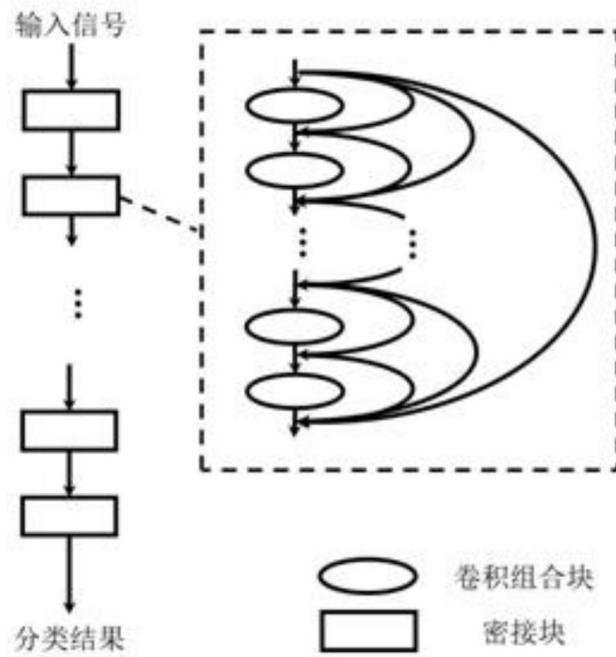


图3(c)

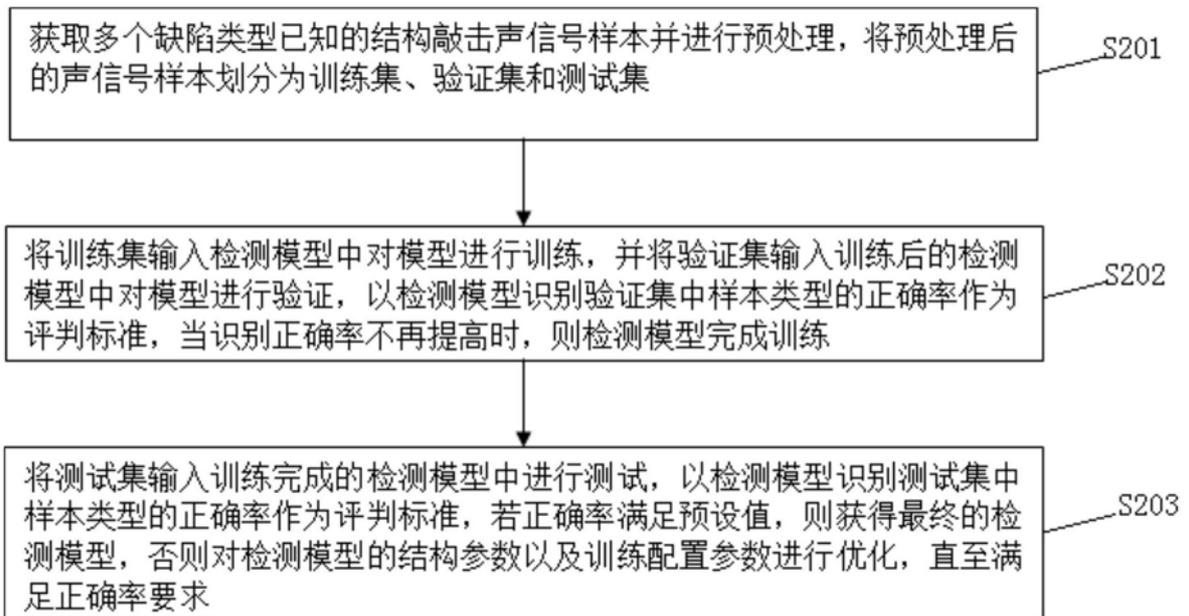


图4

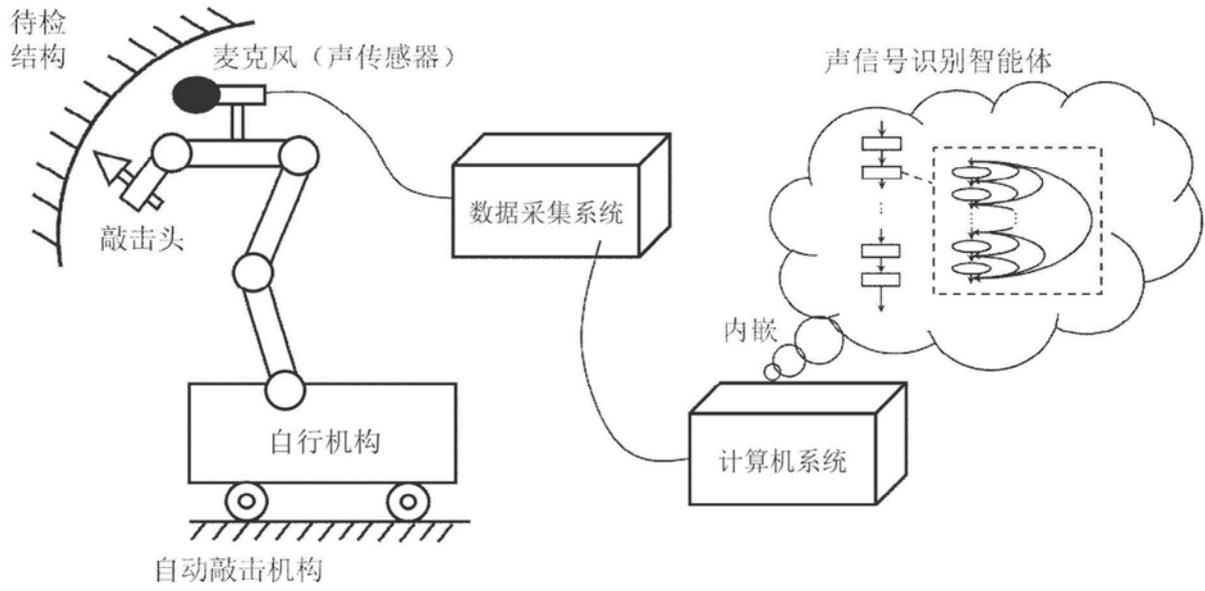


图5