

动设备的移动式故障检测方法及系统

技术领域

本发明涉及故障检测技术领域，具体地涉及一种动设备的移动式故障检测方法及一种动设备的移动式故障检测系统。

背景技术

动设备在企业生产中应用十分广泛，其是企业生产的动力核心设备，例如电机设备和齿轮设备等。这些设备的稳定性直接关乎了生产进程的稳定性，所以在生产过程中，进行动设备运行状态检测是必不可少的。在现有的动设备故障检测技术中，主要依靠人工巡检的方式进行动设备运行振动状态信号采集，然后基于采集的振动信号进行动设备故障检测。除了人工巡检方式，目前还存在布置在线检测系统进行动设备故障检测的方法，但这种方法需要布置的硬件设备较多，想要实现大范围检测，就不得不布置更多的硬件设备，使得其会产生很大的系统构建成本。可见，在现有动设备故障检测中，主要是结合固定点位的振动信号检测和人工故障检测两种方式进行，而对于设备设置区域很大的厂区来说，这种方式会极大增加动设备的故障检测人工投入成本和设备投入成本，且因为振动信号进行故障检测的准确度难以保证，所以传统方案的故障检测准确度也存在很大的问题。针对现有动设备故障检测方案实施成本高和准确度低的问题，需要创造一种新的动设备故障检测方法。

发明内容

本发明实施方式的目的是提供一种动设备的移动式故障检测方法及系统，至少解决现有方案无法像实现基于动设备产出的声音信号进行故障准确识别的问题。

为了实现上述目的，本发明第一方面提供一种动设备故障检测方法，所述方法包括：流转采集设备设置区域内的检测信号；对所述检测信号分类处理，并基于分类结果进行预设故障诊断模型选择；其中，对所述检测信号进行特征提取，获得特征信息；基于所述特征信息进行选择的故障诊断模型训练，基于训练结果进行故障设备识别。

可选的，所述检测信号包括：目标设备产出的声学信号和/或振动信号；以及当前采集时刻的位置信息和目标设备的运行参数。

可选的，所述流转采集设备设置区域内的检测信号，包括：基于所述当前采集时刻的位置信息和所述目标设备的运行参数确定目标设备的滤波限值裕量；基于所述滤波限值裕量和预设基础滤波限值确定目标设备的实际滤波限值；基于所述实际滤波限值进行目标设备检测信号采集。

可选的，所述基于所述当前采集时刻的位置信息和所述目标设备的运行参数确定目标设备的滤波限值裕量，包括：基于所述当前采集时刻的位置信息确定当前采集时刻的位置与目标设备之间的间距信息；基于所述目标设备的运行参数确定目标设备的检测信号预测信息；基于所述间距信息和所述检测信号预测信息，确定目标设备的滤波限值裕量；其中，所述检测信号预测信息包括：预测检测信号的幅值、频率、波长中的一种或多种。

可选的，所述基于所述间距信息和所述检测信号预测信息，确定目标设备的滤波限值裕量，包括：基于所述间距信息确定所述检测信号预测信息的衰减规则；

基于所述衰减规则确定当前采集时刻的位置的检测信号预测信息；基于所述当前采集时刻的位置的检测信号预测信息确定目标设备的滤波限值裕量。

可选的，所述对所述检测信号分类处理，包括：分别判断当前采集的声学信号和振动信号与预设声学信号最低强度与预设振动信号强度之间的关系，基于判断结果进行检测信号分类；若当前采集的声学信号小于所述预设声学信号最低强度，但所述振动信号不小于所述预设振动信号强度，则当前检测信号分类结果为振动信号；若当前采集声学信号不小于所述预设声学信号最低强度，但所述振动信号小于所述预设振动信号强度，则当前检测信号分类结果为声学信号；若当前采集声学信号不小于所述预设声学信号最低强度，且所述振动信号不小于所述预设振动信号强度，则当前检测信号分类结果为振动信号与声学信号的融合信号；若当前采集声学信号小于所述预设声学信号最低强度，且所述振动信号小于所述预设振动信号强度，则当前采集信号不符合预期，需要调整信号采集位置，进行检测信号重新采集。

可选的，所述预设故障诊断模型包括：基于声学信号的故障诊断模型、基于振动信号的故障诊断模型、基于声学信号和振动信号的融合故障诊断模型。

可选的，所述基于分类结果进行预设故障诊断模型选择，包括：当分类结果为振动信号时，对应选择的预设故障诊断模型为基于振动信号的故障诊断模型；当分类结果为声学信号时，对应选择的预设故障诊断模型为基于声学信号的故障诊断模型；当分类结果为融合信号时，对应选择的预设故障诊断模型为基于声学信号和振动信号的融合故障诊断模型。

可选的，当前模型为基于声学信号和振动信号的融合故障诊断模型时，所述对所述检测信号进行特征提取，获得特征信息，包括：基于预设 EMD 分解算法对所述检测信号进行特征提取并进行特征融合，获得融合特征向量集；基于预设融合词袋模型对所述融合特征向量集中各融合特征向量进行故障词汇替换，获得词汇评价集，作为特征信息。

可选的，所述基于预设 EMD 分解算法对所述检测信号进行特征提取并进行特征融合，获得融合特征向量集，包括：将同步采集的声学信号和振动信号进行 EMD 分解，每个信号均获得多个信号分量；将每个信号分量分别进行 HHT 变换，获得各信号分量的瞬时频率和瞬时幅度；进行声学信号的信号分量瞬时频率与振动信号的信号分量瞬时频率对比，将二者瞬时频率相同点对应的瞬时幅度相加，获得多个融合信号，构造获得对应的时频矩阵，作为融合特征向量集。

可选的，所述预设融合词袋模型包括：故障词汇替代模型，用于执行融合特征向量进行故障词汇替换；预设码本，用于记录所述词频向量与故障原因之间的对应关系。

可选的，所述方法还包括：构建故障词汇替代模型，包括：采集动设备历史数据中故障状态下的检测信号，或采集标定故障状态的动设备运行状态下的检测信号，作为基础数据；对所述基础数据进行特征提取并进行特征融合，获得融合特征向量训练集；基于预设聚类算法进行所述融合特征向量训练集聚类，获得多个聚类中心，并对每个聚类中心进行故障词汇标定，获得故障词汇替代模型。

可选的，所述基于所述特征信息进行选择的故障诊断模型训练，基于训练结果进行故障设备识别，包括：将所述词汇评价集和目标设备运行工艺参数作为入参，导入所述基于声学信号和振动信号的融合故障诊断模型；基于预设聚类算法进行故障词汇出现频数统计；基于故障词汇出现频数统计结果，获得对应的词频向量；基于所述词频向量对照预设码本进行故障原因识别。

可选的，所述故障诊断模型还包括：故障设备位置识别模型；所述基于训练结果进行故障设备识别还包括：进行故障设备位置识别，包括：在预定采集区域内，流转采集待识别声学信号，记录每一次待识别声学信号采集时刻的采集位置信息，获得多组待识别声学信号与采集位置信息的对应关系；将所有待识别声学信号与对应的采集位置信息作为入参，执行故障设备位置识别模型训练，获得故障设备位置信息。

可选的，所述在预定采集区域内，流转采集待识别声学信号，包括：以动设备为起点，沿任意两个相对方向直线流转进行待识别声学信号流动采集，直到流转到与动设备之间具有预设最大间距的位置；其中，每次待识别声学信号的采集位置不同，且任意相邻两次待识别声学信号的采集位置之间的间距相同；在每一个待识别声学信号的采集位置，多通道同步采集多个待识别声学信号。

可选的，所述记录每一次待识别声学信号采集时刻的采集位置信息，包括：响应于声学信号采集触发信号，读取流转到当前采集位置的激光导航数据；基于所述激光导航数据读取当前采集位置的第一采集位置候选信息；响应于声学信号采集触发信号，读取当前采集位置的北斗定位信息；基于所述北斗定位信息读取当前采集位置的第二采集位置候选信息；基于所述第一采集位置信息和所述第二采集位置信息进行采集位置修正，获得采集位置。

可选的，所述方法还包括：在各声音频率区段内，获取各频段的声场云图信息，并对比各频段的声场云图信息和预设标准声场云图信息，获得各频段的声场云图偏离度；基于各频段的声场云图偏离度获得总偏离度矩阵；将所述总偏离度矩阵作为入参，进行预设声场故障识别模型训练，获得当前工况下的设备异常结果；对比基于声场故障识别模型获得的设备异常结果和基于故障诊断模型获得的设备异常结果，进行当前故障诊断模型获得的设备异常结果验证。

本发明第二方面提供一种动设备的移动式故障检测设备，所述设备包括：信号采集机器人，用于流转采集设备设置区域内的检测信号；处理单元，用于：对所述检测信号分类处理，并基于分类结果进行预设故障诊断模型选择；对所述检测信号进行特征提取，获得特征信息；训练单元，用于基于所述特征信息进行选择的故障诊断模型训练，基于训练结果进行故障设备识别。

可选的，所述检测信号包括：目标设备产出的声学信号和/或振动信号；以及当前采集时刻的位置信息和目标设备运行工艺参数。

可选的，所述信号采集机器人包括：采集模块，包括：多个声学信号采集器，布置为圆形阵列，用于同步采集目标动设备产出的声学信号；激光测振仪，用于向目标动设备投射测振激光，进行对应的振动信号采集；行进模块，用于驱动巡检机器人巡检移动；导航模块，用于巡检机器人移动过程中的障碍规避。

本发明第三方面提供一种移动式故障检测系统，所述系统包括上述的动设备的移动式故障检测设备。

本发明第四方面提供一种计算机可读储存介质，该计算机可读存储介质上储存有指令，其在计算机上运行时使得计算机执行上述的动设备的移动式故障检测方法。

通过上述技术方案，本发明方案进行流转信号采集，并充分考虑空间信号采集位置对信号特征的影响，同步进行信号采集位置记录和采集设备工艺运行参数。通过信号类型进行对应的模型选择，以此提高故障检测的精准度。并提出空间上故障设备的定位方案，保证故障设备的精准识别。

本发明实施方式的其它特征和优点将在随后的具体实施方式部分予以详细说明。

附图说明

附图是用来提供对本发明实施方式的进一步理解，并且构成说明书的一部分，与下面的具体实施方式一起用于解释本发明实施方式，但并不构成对本发明实施方式的限制。在附图中：

图 1 是本发明一种实施方式提供的动设备的移动式故障检测方法的步骤流程图；

图 2 是本发明一种实施方式提供的实施例二的步骤流程图；

图 3 是本发明一种实施方式提供的实施例三的步骤流程图；

图 4 是本发明一种实施方式提供的动设备的移动式故障检测设备的设备结构图。

具体实施方式

以下结合附图对本发明的具体实施方式进行详细说明。应当理解的是，此处所描述的具体实施方式仅用于说明和解释本发明，并不用于限制本发明。

智慧工厂是现代工厂信息化发展的新阶段。是在数字化工厂的基础上，利用物联网的技术和设备监控技术加强信息管理和服务；清楚掌握产销流程、提高生产过程的可控性、减少生产线上人工的干预、即时正确地采集生产线数据，以及合理的生产计划编排与生产进度。并加上绿色智能的手段和智能系统等新兴技术于一体，构建一个高效节能的、绿色环保的、环境舒适的人性化工厂。智慧工厂是未来工厂的发展方向，其中一个研究方向便是生产设备的故障智能监测，只有基于设备故障智能监测，才能实现生产设备的运行稳定性智能监测，无论如何，保证生产稳定执行都是生产控制的重要把控方向。

在现有的设备故障检测技术中，主要依靠人工巡检的方式进行设备运行振动状态信号采集，然后基于采集的振动信号进行设备故障检测，这种方式人工投入成本大，不应当今智慧工厂发展，且设备往往需要发展为较大的故障才会体现出振动异常状态，基于这种方式获得的故障识别准确性也存在一定的问题。除了人工巡检方式，目前还存在布置在线监测系统设备进行设备故障监测的方法，但这种方法需要布置的硬件设备较多，想要实现大范围监测，就不得不布置更多的硬件设备，使得其会产生很大的系统构建成本。

动设备在生产车间内使用十分广泛，其是生产原动力。动设备的运转过程中，会因为振动产生声音，当设备存在故障时，其产生的声音信号也会发生改变，且不同的故障类型会产出不同的声音信号类型。所以，基于声音信号进行对应的故障类型推理是很好的研究方向，通过机器采集声音信号，并对声音信号的频率和强度等特征信号进行分析，是可以反向推理出当前设备存在的故障类型的。但是，动设备构建多样化，结构不同，动力输出的方式不同，产生的声音信号也会存在很大的差别，现有还不存在能够基于一种声音识别方法进行所有动设备故障检测的方案。本发明方案针对现有方法存在的弊端，基于声音信号监测出发，提

出了一种新的设备异常识别方法。其针对动设备不同的结构性质和动力输出方式，制订了不同的声音信号分析方法，系统根据采集到的声音信号分析方法自适应选择，提高了系统面对不同场景进行声音信号分析的能力，提高了故障识别准确性，也提高了基于声音信号进行故障识别方法的智能性。

图 1 是本发明一种实施方式提供的动设备的移动式故障检测方法的方法流程图。如图 1 所示，本发明实施方式提供一种动设备的移动式故障检测方法，所述方法包括：

步骤 S10：流转采集设备设置区域内的检测信号。

本发明方案是基于声学信号和/或振动信号进行故障检测的，总的来说，本发明方案是基于动设备产出的特征信息进行故障推断的，而非将动设备进行拆解，进行针对性的故障排查。这种方式的好处在于，不需要干预动设备的运转过程，信息采集便捷，不影响设备正常运转。动设备正常运行时，其工作振动性和产出的噪声都是很小的，当出现故障时，例如轴承磨损、不对中、不平衡、机械松动、窜轴、基础松动，动设备设计的平衡状态被打破，其会产生出冲撞、摩擦等非必要的造成，也就会产生对应的振动信号。不同的故障方式会产生出不同的声音和振动信号，例如，轴不对称，其振动频率会低于轴承磨损频率的。正是基于这种产出信息与对应故障状态存在对应的映射关系，便可以基于采集的产出信息，即声学信号和振动信号进行对应动设备故障识别。

基于此，进行流转信号采集时对应需要采集声学信号和振动信号。其中，进行声学信号采集时，在生产车间内，往往存在大量的动设备，这些设备均会在运转过程中发出声音，且还存在其他的背景声音，例如周围的环境声和人工操作声音，这些声音糅杂在一起，所以实现本发明方案的难点也就在于如何在大量的声音中提取出目标动设备的运转声音。优选的，为了解决目标动设备运转声音的提取问题，本发明方案提出了一种流转声音采集的方式。及预设声音采集机器人，该机器人可以在生产车间内进行移动流转，在机器人流转过程中进行声音采集。

在本发明实施例中，通过设计采集机器人，一方面可以减少采集设备的设置数量，只要预设机器人的行进路线，其便可以独立完成大范围声音检测的任务，避免了传统设备中需要在车间内设置大量的硬件设备的问题，便于实现大范围检测。另一方面，动设备的位置是固定的，声音在传播路径上的衰减是一定的，只要变换采集机器人与目标动设备之间的相对距离，结合对应的声音传播规律，可以很好地在众多声音中识别出符合该移动规律的目标动设备发出的声音。例如，以目标动设备为起点，逐渐远离动设备，目标动设备与采集机器人之间的间距值与采集机器人的移动值相同，而其他斜向的动设备与采集机器人之间的间距是需要斜向换算的，只要通过采集机器人的移动距离进行声音衰减规律推算，便很容易在众多声音中识别出对应的目标动设备。

在另一种可能的实施方式中，采集机器人包括多个声音采集通道，这些声音采集通道部分在不同的位置和方向，在动设备位置与采集机器人之间的相对位置固定的前提下，有且只有动设备一个设备发出的声音满足多通道声音采集的规律符合预期。例如，A 点和 B 点之间的位置固定，采集机器人位于 A 点，其正朝向 B 点，目标动设备位于 B 点。采集机器人的多通道声音采集模块的位置和朝向也就固定，在满足声音传播规律的前提下，B 点到 A 点各朝向的声音唯一，基于该唯一性，可以识别出目标动设备的运转声音。

基于上述规则，采集机器人首先确定对应的目标动设备，然后确定该设备的具体位置，将该具体位置作为目标位置进行采集机器人驱动，使得采集机器人

流转到该目标动设备位置处。以待识别动设备为起点，沿任意两个相对方向直线流转进行待识别声音信息流动采集，直到流转到与待识别动设备预设最大间距位置；其中，在每一个声音采集位置，多通道同步采集多个声音信息。每次待识别声音信息采集的位置不同，且任意相邻两次待识别声音信息采集的位置之间的间距相同。且在每一个声音采集位置，多通道同步采集多个声音信息。

具体的，对于振动信号采集，在传统的振动信号采集方法中，主要采用接触式振动信号采集，及需要将采集振动信号的传感器与产生振动的动设备进行接触连接，然后传感器与动设备进行相同特征的振动，从而进行对应的振动信号采集。而本发明方案想要实现的技术效果为在流转过程中进行振动信号采集，即信号采集机器人是移动过程中的，若基于传统的方式进行振动信号采集，则需要保证采集机器人进行位置固定，并与动设备进行接触，这种方式与本申请的初始目的就背道而驰了。

实施例一：

处理非接触式的振动信号采集，本发明方案还提出另一种振动信号采集方式，即通过与动设备进行接触，直接进行动设备振动信号采集。在这种实施方式中，在采集机器人上设置对应的振动信号采集机械臂，该机械臂能够实现与动设备搭接接触，然后随着动设备的振动过程，进行对应的振动信号直接采集。通过采集机械臂直接采集动设备的振动信号，因为不需要进行对应的信号转换，所以采集的振动信号的准确度更高，且采集机器人可以在流转过程中，到达每一个动设备时进行短暂的停止进行振动信号采集，所以对本质上的动设备流转监测不会造成太大的影响。

为了避免这种情况，优选的，本发明方案基于激光测振仪进行振动信号采集，实现无接触的振动信号采集。激光测振仪是利用激光多普勒效应、光外差干涉等原理对物体振动进行测量的一种测量仪器。与传统的加速度计等传感器相比具有可以远距离测量，非接触性，空间分辨率高，测量时间短，响应频带宽，速度分辨率高等优点，被广泛应用于模型的模态特性分析、品质检测、在线控制、结构探伤、健康医疗等领域。

在一种可能的实施方式中，在采集机器人上设置 OptoMET 数字型激光多普勒测振仪，其是一套高精度的振动测量仪器。该仪器可非接触且精确地测量振动和声学信号，包括振动位移、速度和加速度。它具有超高的光学灵敏度，并利用自行研发的超速数字信号处理技术（UltraDSP），不仅能快速测量简单系统的振动，也能测量极具挑战的系统，包括高频振动，远距离测试，微小振幅，高线性和高振动加速度或速度。超速数字信号处理技术（UltraDSP）确保了测量的高分辨率和高精度。OptoMET 激光测振仪具有出色的线性度，测试频带宽，最高可达 10MHz。

步骤 S20：对所述检测信号分类处理，并基于分类结果进行预设故障诊断模型选择

具体的，为了实现针对不同工况，进行不同故障识别模型训练，以获得对应场景下最准确的故障诊断结果，本发明方案存在三种故障诊断模型，即基于声学信号的故障诊断模型、基于振动信号的故障诊断模型、基于声学信号和振动信号的融合故障诊断模型。三种模型对应三种不同的工况，而对于工况的区分便是基于检测信号特征进行区分的。为了保证采集信号可以被用作处理，信号强度必须符合要求，本发明方案便基于检测信号强度进行对应的分类处理。

具体的,分别判断当前采集的声学信号和振动信号与预设声学信号最低强度与预设振动信号强度之间的关系,基于判断结果进行检测信号分类;若当前采集的声学信号小于所述预设声学信号最低强度,但所述振动信号不小于所述预设振动信号强度,则当前检测信号分类结果为振动信号;若当前采集声学信号不小于所述预设声学信号最低强度,但所述振动信号小于所述预设振动信号强度,则当前检测信号分类结果为振动信号声学信号;若当前采集声学信号不小于所述预设声学信号最低强度,且所述振动信号不小于所述预设振动信号强度,则当前检测信号分类结果为振动信号与声学信号的融合信号;若当前采集声学信号小于所述预设声学信号最低强度,且所述振动信号小于所述预设振动信号强度,则当前采集信号不符合预期,需要调整信号采集位置,进行检测信号重新采集。

当分类结果为振动信号时,对应选择的预设故障诊断模型为基于振动信号的故障诊断模型;当分类结果为声学信号时,对应选择的预设故障诊断模型为基于声学信号的故障诊断模型;当分类结果为融合信号时,对应选择的预设故障诊断模型为基于声学信号和振动信号的融合故障诊断模型。

步骤 S30: 基于分类结果选择对应的故障诊断模型。

具体的,不同的故障诊断模型需要不同的入参,进行信号处理时,也就对应需要不同的特征信息。基于此,进行故障诊断时,存在多种情况。

实施例二:

当前模型为基于声学信号和振动信号的融合故障诊断模型,则对所述检测信号进行特征提取,获得特征信息,包括:基于预设 EMD 分解算法对所述检测信号进行特征提取并进行特征融合,获得融合特征向量集;基于预设融合词袋模型对所述融合特征向量集中各融合特征向量进行故障词汇替换,获得词汇评价集,作为特征信息。

具体的,如图 2,包括以下步骤:

步骤 S311: 基于预设 EMD 分解算法对所述评价信息进行特征提取并进行特征融合,获得融合特征向量集。

具体的,本发明方案并非简单的分别基于声学信号振动信号进行各自故障识别,然后基于识别结果对比进行最终故障识别方案确定,这种方式虽然能够解决一定识别准确性的问题,但两个数据对比无法准确知晓任何一个数据出现了错误,需要执行多次计算,才能消除偶然误差,这就使得系统不得不多次重复执行相同的判断步骤,增长了故障识别需求的时间,这对于进行车间故障巡检方案来说,其极大影响了巡检效率。

另一方面,因复杂背景环境下的背景噪声、各结构件的相互关联影响,噪声信号或振动信号的信噪比低,造成特征指向模糊或诊断判断准确率低。这就使得单独依赖于声学信号进行故障识别和单独依赖振动信号进行故障识别对应的准确性都很低。本发明方案为了避免这种情况,通过对噪声诊断特征信息与振动诊断特征信息的相关性比对,对多特征诊断的建立相干关联,建立故障与诊断特征的振动-噪声关联融合判断。

具体的,声学信号与振动信号的本质是一样的,从理论上分析,通过声学信号进行故障诊断结果应该与振动信号诊断结果一致,通过二者的相关性进行分析,然后对采集信号进行融合处理,可以极大提高识别结果准确性,并提高系统鲁棒性。本发明方案从相干函数进行二者相关性讨论,相干函数是描述系统在频域上输入与输出信号之间的相关程度的实质函数,能够度量两个信号之间的因果关系,对应与系统时域上的相关分析。具体为:

$$\gamma_{iy}^2(f) = \frac{|H_{iy}(f)|^2 G_{ii}(f)}{G_{yy}(f)} = \frac{|G_{iy}(f)|^2}{G_{ii}(f)G_{yy}(f)}$$

$$i=1,2,\dots,q \quad 0 \leq \gamma_{iy}^2(f) \leq 1$$

其中, f 为频率; $H_{iy}(f)$ 为输入信号 $x_i(f)$ 到输出信号 $y(f)$ 的频响函数;

$G_{ii}(f)$ 和 $G_{yy}(f)$ 分别为输入信号和输出信号的自谱; $G_{iy}(f)$ 为两个信号之

间的互谱。通过对声学信号和振动信号的相关分析,可以了解二者的关联性,这在一方面也可以实现对采集信号的判读。所以本发明方案该包括,根据历史运行数据分析声学信号与对应状态下的振动信号之间的关联特性,然后基于该关联特性对当前采集的声学信号和振动信号进行分析,判断当前采集的声学信号和振动信号是否满足该关联特性,若不满足关联特性,则可能是采集的信号不符合预期,需要重新采集信号,也就避免了因为分析错误信号导致的识别结果不准确的问题。

另一方面,为了提高动设备故障识别准确率,建立二者的关联模型,后续进行对应的信号融合,基于融合信号进行故障识别,且识别准确性原高于单独基于任何一种信号进行故障识别的准确性。想要实现特征融合,就必须分别基于声学信号和振动信号进行特征提取,然后基于提取特征进行融合。

优选的,本发明方案基于预设 EMD 分解算法对所述评价信息进行特征提取并进行特征融合,具体为,将同步采集的声学信号和振动信号进行 EMD 分解,每个信号均获得多个信号分量;将每个信号分量分别进行 HHT 变换,获得各信号分量的瞬时频率和瞬时幅度;进行声学信号的信号分量瞬时频率与振动信号的信号分量瞬时频率对比,将二者瞬时频率相同点对应的瞬时幅度相加,获得多个融合信号,构造获得对应的时频矩阵,作为融合特征向量集。

EMD (Empirical Mode Decomposition) 作为时频域的处理方法最显著的特点,就是其克服了基函数无自适应性的问题。对于一段未知信号,不需要做预先分析与研究,就可以直接开始分解,这个方法会自动按照一些固模式按层次分好,而不需要人为设置和干预。EMD 分解会获得多个信号分量,也就是内涵模态分量 (Intrinsic Mode Functions, IMF)。而内涵模态分量有两个约束条件:第一是在整个数据段内,极值点的个数和过零点的个数必须相等或相差最多不能超过一个。第二是在任意时刻,由局部极大值点形成的上包络线和由局部极小值点形成的下包络线的平均值为零,即上、下包络线相对于时间轴局部对称。基于该分解方法,可以将无序的声学信号和振动信号进行特征提取,然后便需要进行对应的特征融合。

具体的,首先将每个信号分量分别进行 HHT 变换,这也是经验模态变换方法后的惯用信号平稳化处理方案。常理可知,声音是由振动产生的,所以声学信号频率与振动频率存在一定的关联性,基于该关联性,找到声学信号分量与振动信号分量的峰值频率相同点,然后基于改点进行信号幅值叠加,可以保证融合的两个信号是同时产生于同一设备的,保证融合信号符合设备现实情况。因为存在多个信号分量,对应融合信号也会有多个,基于这些融合信号组成融合特征向量集。

步骤 S312: 基于预设融合词袋模型对所述融合特征向量集中各融合特征向

量进行故障词汇替换，获得词汇评价集。

具体的，上述构建的融合特征向量是采集信号的表达形式，需要将该表达形式与对应的故障状态进行映射，也就是需要基于故障状态与阐述信息特征之间的映射关系进行上述融合特征向量集中和融合特征向量故障映射。这里便需要适用提前构建的融合词袋模型了，该融合词袋模型便可以完成特征向量向故障原因之间的转换。

优选的，本发明方案采用了词带库模型方式，运用词袋库统计每个故障词出现频率，由组成的词汇频率组成一个向量表示故障发生，可以大大减少整体信息的计算量。词袋模型（Bag-of-words）即将文档库中所有词语装进一个袋子里，不考虑词法和语序的问题，即每个词语都是独立的。对于每篇文档中出现的词语映射到词库中，如果出现，则在对应位置加 1，否则为 0，最终某位置的数字表示的是在该文档中该词语出现的次数。因为不同的融合特征向量可能指向不同的故障原因，所以需要找到出现频次最多的词汇向量，基于该出现频次关系生成对应的频次向量，可以将大量的数据化繁为简，减少数据计算量的同时又可以保证故障原因识别准确性。词袋模型便符合本发明方案需求。采集动设备历史数据中故障状态下的评价信息，或采集标定故障状态的动设备运行状态下的评价信息，作为基础数据；对所述基础数据进行特征提取并进行特征融合，获得融合特征向量训练集；基于预设聚类算法进行所述融合特征向量训练集聚类，获得多个聚类中心，并对每个聚类中心进行故障词汇标定，获得故障词汇替代模型。基于所述故障词汇替代模型和所述融合特征向量训练集获得对应的词频向量训练集；基于所述历史数据记录的故障原因或标定的设备故障原因，对照所述词频向量训练集构建对应的码本，作为预设码本。

在一种可能的实施方式中，使用 k 均值算法（k-means）从所有特征向量中到 k 个聚类中心，聚类中心设置为故障词汇。然后使用提取到的故障词汇，根据聚类原则，统计噪声、振动信号中所有故障词汇出现的频数，并基于此重构故障特征。

步骤 S313：基于预设聚类算法进行故障词汇出现频数统计，并基于统计结果进行目标动设备故障诊断。

具体的，获得词汇评价集后，便可以获得对应的词频向量，将该词频向量作为检索条件，在预设码本中进行对应的故障原因检索，找到当前评价信息最符合的故障状态。以此完成动设备故障原因识别。

实施例三：

当前模型为基于声学或振动信号故障诊断模型：

具体的，为了便于采集机器人流转，设置对应的激光导航模块，在确定目标位置后，基于预设地图信息进行最优路径规划，然后在流转过程中基于激光导航数据进行指引前进和避障操作。因为随着声波传播距离的变化会发生衰减，的强度会衰减，频率不变。一方面为了对采集的声音进行一定的补偿，另一方面也为了筛选其他动设备的声音，需要将采集的声音特征与空间位置特征进行融合，以便于结合声音传播规律进行目标声音提取和强化。响应于声音信息采集触发信号，读取流转到当前采集位置的激光导航数据；基于所述激光导航数据读取当前采集位置的第一采集位置候选信息；响应于声音信息采集触发信号，读取当前采集位置的北斗定位信息；基于所述北斗定位信息读取当前采集位置的第二采集位置候选信息；基于所述第一采集位置信息和所述第二采集位置信息进行信息修正，获得采集位置信息。

为了避免噪声干扰和去除突发噪声，以提高准确性，本发明方案采集多个待识别声音信息和对应的位置信息。通过扩大数据量来减少误差，该多组数据一方面来自采集机器人不同流转位置的采集数据，另一方面来自多阵列同步采集的声音数据。即一个位置信息对应多个待识别声音信息，避免突发噪声干扰。

优选的，所述待识别声音信息包括：待识别动设备的运转声音信息和背景声音信息；其中，声音信息包括：声音强度信息、声音频域特征信息和声音波形信息。

在一种可能的实施方式中，识别到目标动设备后，采集机器人流转至目标动设备位置处，以动设备为起点，选定一个便于移动的方向，进行流转声音采集，每原理固定距离，便采集一次声音信息，达到预设距离阈值后，采集当前方向的最后一次声音信息。然后流转回到动设备位置，在沿原选定方向的另一个方向进行流转，重复声音采集操作。例如，在待检测设备前后 50cm，即 1m 范围内的采样声波。为了进一步提高准确率，优选的，设定采样率大于信号频率的二倍，即 $f_s > 2 \times f_n$ 。每采集 1s 声波信号记录为一个波形数据，即采集完 1s 存为 1 个波形，再接着采集 1s 存为 1 个波形。每个波形开始采集的时间戳和该时刻机器人所在位置的位置戳，与波形数据一起作为算法模型的输入。具体的，如图 3：

步骤 S321：将所有待识别声音信息与对应的采集位置信息作为入参，进行预设故障识别模型训练，获得每一组对应关系的故障识别结果。

具体的，上述已知，动设备的运行状态会通过声音变化体现出来，完成声音信息采集和对应的位置信息采集后，便可以基于该采集信息进行动设备运行状态反推。在此之前，需要训练获得对应的故障识别模型，该故障识别模型可以将声音信息和对应的位置信息作为入参，推导出动设备知否存在运行故障。

具体的，采集多个标定存在故障状态的动设备的运转声音信息；以及采集多个动设备设置车间无动设备运行状态下的背景声音信息；将采集的运转声音信息和背景声音信息作为训练样本，进行故障识别模型训练。该存在故障状态的动设备的运转声音信息可以是在存在故障状态下的动设备上直接采集的声音信息，也可以是历史故障状态动设备记录的历史信息，这些数据信息的数据量越大，最终训练获得的故障识别模型也就越符合预期。然后对应记录采集位置，将采集位置与对应故障声音信息进行绑定，将绑定后的信息作为训练样本数据。在执行模型训练时，可以预留一部分训练样本数据作为测试数据，即在后的初步模型时，基于测试数据对训练的模型进行测试，判断其识别结果是否符合预期。

在另一种可能的实施方式中，虽然动设备存在故障后均需要进行对应的人工维护，以避免发展为更大的故障，所以在识别到对应的动设备存在故障状态便可以满足用户使用需求了。但为了进一步提高方法智能性，减少用户进行故障排查的时间，在识别动设备存在运行故障的同时，若能告知用户一定的故障排查方向，对于后续的故障维护效率提高也具有显著的意义。在历史数据或标定存在故障状态下的动设备中，其故障结果已经知悉，及其具体是因为什么故障导致的声音特征变化。若能够找到具体故障原因与特有的声音特征之间的关系，便可以基于采集的声音进行一定程度的故障原因分析，为用户进行故障排查时提供辅助信息，提高故障检测效率。采集多个标定存在故障状态的动设备的运转声音信息，并绑定每一个与声音信息对应的故障类型；采集多个动设备设置车间无动设备运行状态下的背景声音信息；将绑定有对应故障类型的多个声音信息和多个背景声音信息作为训练样本，进行故障识别模型训练。

优选的，进行模型训练时，还需要一并通过背景声音进行模型训练，以保

证模型具有背景声剔除的功能,保证最终提取的声音必定且仅来自于目标动设备。

步骤 S322: 统计故障识别结果为存在故障的对应关系在对应关系总数中的占比,并在该占比大于预设阈值时,判定对应待识别动设备存在运行故障。

具体的,为降低噪声干扰,去除突发噪声,提高准确性,本发明方案基于概率统计的方式进行是否存在故障判定。概率统计有两层含义:一是线性距离上的采样声波信号,例如带识别动设备前后一定距离(如 50cm),即该距离(1m)范围内的采样声波信号,95%的信号识别结果为异常,评价结果才为异常。二是传感器(拾音器)阵列上的,即声波信号采集探头可以是单通道、双通道、多通道阵列式传感,单通道的概率统计方法仅有线性距离上的概率统计,双通道及多通道阵列传感每个传感器采集信号与线性距离点上采集的信号组成矩阵,95%的信号识别结果为异常,评价结果才为异常。

步骤 S40: 基于所述特征信息进行选择的故障诊断模型训练,基于训练结果进行故障设备识别。

获得特征数据后,直接将特征数据作为入参,进行对应选择的故障诊断模型训练即可,基于模型训练结果获得故障诊断结果。

优选的,为了保证故障识别结果的准确性,本发明方案还提出了故障诊断结果的验证方案。在各声音频率区段内,获取各频段的声场云图信息,并对比各频段的声场云图信息和预设标准声场云图信息,获得各频段的声场云图偏离度;基于各频段的声场云图偏离度获得总偏离度矩阵;将所述总偏离度矩阵作为入参,进行预设声场故障识别模型训练,获得当前工况下的设备异常结果;对比基于声场故障识别模型获得的设备异常结果和基于故障诊断模型获得的设备异常结果,进行当前故障诊断模型获得的设备异常结果验证。

具体的,由于声音的传播具有叠加性,现场复杂环境中的噪声往往是由多个声源叠加而成,且声源发出声音的频谱特征变化、声源空间分布变化以及声源的增减,都会导致固定检测点采集到的声音波形的变化。基于此,本发明提出的验证方案基于声成像技术采集被测对象的噪声音频数据和声场视频数据,通过分频段识别与判断,对全频率范围内声音频谱特征与分布状态进行综合判别,实现更加全面、准确、直观的多类型异常工作识别与可视化定位。

具体的,首先需要获得对比方案的故障识别结果,然后基于两个故障识别结果进行对比,若二者之间差值符合预期,则表示故障识别结果符合预期。若二者的差值超过预期,则表示某一种方案存在识别错误,则为了保证识别精准度,需要进行重新故障识别尝试。优选的,调整采集机器人的位置进行重新故障识别尝试,直到二者的故障识别结果符合预期。

进行对比方案结果获得时,首先需要构建对应的基于声场故障识别模型。当现场设备装置处于正常运行工况下,使用声成像设备采集记录视频、音频信号,建立正常运行工况样本库。步骤如下:

首先选定声音分析的总频率范围 $[\Phi_{\min}, \Phi_{\max}]$,其中 $\Phi_{\max}$ 不大于麦克风采样频率的1/2;然后根据目标异常工况的噪声频率特征,选定N组特征频率范围,将总频率范围 $[\Phi_{\min}, \Phi_{\max}]$ 分为N组,每组的频率范围为 $[\Phi_1, \Phi_2]$, $[\Phi_2, \Phi_3]$ …… $[\Phi_{N-1}, \Phi_N]$,其中 $\Phi_1 = \Phi_{\min}$, $\Phi_N = \Phi_{\max}$;接着设置第1组声音频率范围 $[\Phi_1, \Phi_2]$,计算得到声场分布云图。记录最大声源点坐标 $\gamma_1[x_1, y_1]$;进一步调整声音频率范围至第二组、第三组……第N组,并重复上述步骤,得到分频段声源点坐标 $\gamma_2[x_2, y_2]$ 、 $\gamma_3[x_3, y_3]$ …… $\gamma_N[x_N, y_N]$;采集并储存麦克风阵列中某个麦克风的声能量信号 $s(t)$,对声学信号进行傅里叶变换并截取得到频率范围 $[\Phi_{\min}, \Phi_{\max}]$

内的频谱密度 $s(w)$ ；按照之前设置的 N 组频率范围对总频谱密度进行过滤，得到 N 组特征频谱密度 $s_1(w)$ 、 $s_2(w)$ 、 $\dots$ 、 $s_N(w)$ ；保存最大声源点坐标 $\gamma_i[x_i, y_i]$ 、特征频谱密度 $s_i(w)$ 作为第 i 组频段的的声音特征参数，其中 $i=1、2、3\cdots\cdots N$ ；将各组特征频谱密度 $s_i(w)$ 作为输入，训练建立非监督识别模型；以各频段声音特征参数、非监督识别模型与声场云图视频为数据，建立正常运行工况样本库。

获得正常运行工况样本库后，非正常运行工况下，或使用模拟实验装置进行非正常工况的模拟实验时，使用声成像设备采集记录视频、音频信号，训练异常工况识别模型。步骤如下：

选定第 1 组声音分析频率范围 $[\Phi_1, \Phi_2]$ 内的频谱密度序列 $s_1(w)$ ，输入训练后的非监督识别模型，输出频率密度 $s'_{out}(w)$ ，计算频谱偏差率 $\theta_{s1} = \sum_{w=\Phi_1}^{\Phi_2} |s'_{out}(w) - s'(w)|$ ；采集声场云图中的最大声源点坐标 $\gamma'_i[x'_i, y'_i]$ ，与正常工况样本库中的对应频率范围内的正常坐标点 $\gamma_i[x_i, y_i]$ 进行对比，计算声源坐标偏离度 $\theta_{\gamma1} = \sqrt{(x'_i - x_i)^2 + (y'_i - y_i)^2}$ ；采集实测的声场云图视频，与正常工况样本库中的声场云图画面，逐帧进行图像相似度对比，取全部视频帧相似度的平均值，作为声场云图偏离度 $\theta_{\lambda1}$ ；组合得到第 1 组频率范围的偏离度矩阵 $\theta_1 = [\theta_{s1}, \theta_{\gamma1}, \theta_{\lambda1}]$ ，依次选择第 2 组至第 M 组频率范围，重复执行上述步骤，汇总得到总偏离度矩阵：

$$\theta = \begin{bmatrix} \theta_{s1} & \theta_{s2} & \theta_{sN} \\ \theta_{\gamma1} & \theta_{\gamma2} & \dots & \theta_{\gamma N} \\ \theta_{\lambda1} & \theta_{\lambda2} & \dots & \theta_{\lambda N} \end{bmatrix}$$

以总偏离度矩阵作为输入，以异常工况的类型编号作为输出，训练建立异常工况识别模型。

获得基于声场故障识别模型后，将所述总偏离度矩阵作为入参，进行预设声场故障识别模型训练，获得当前工况下的设备异常结果。对比基于声场故障识别模型获得的设备异常结果和基于故障诊断模型获得的设备异常结果，进行当前故障诊断模型获得的设备异常结果验证。

具体的，对比一段检测信号的自相关函数的熵与预设熵阈值；若自相关函数的熵不大于预设熵阈值，则产生该段检测信号的设备故障类型为机械故障类型；若自相关函数的熵大于预设熵阈值，则产生该段检测信号的设备故障类型为流体动力学异常类型。当前故障类型诊断模型为机械故障诊断模型时，所述对所述检

测信号进行特征提取,获得特征信息,包括:对检测信号进行奇异谱和高阶谱融合分析,获得分析后数据,作为特征信息;当前故障类型诊断模型为流体力学故障诊断模型时,所述对所述检测信号进行特征提取,获得特征信息,包括:对检测信号进行短时傅里叶变换处理,获得对应的频谱图像,作为特征信息。

具体的,所述基于所述特征信息进行选择的故障诊断模型训练,基于训练结果进行故障设备识别,包括:将所述特征信息和运行工艺参数作为入参,基于所述机械故障诊断模型进行训练,将获得的训练结果作为机械故障类型分析结果;或将所述特征信息和运行工艺参数作为入参,执行所述流体力学故障诊断模型训练,将获得的训练结果作为流体动力学异常类型分析结果;其中,在流体动力学异常识别模型训练过程中,基于图像数据增强方法对训练过程进行干扰。

实施例四:

在各声音频率区段内,获取各频段的声场云图信息,并对比各频段的声场云图信息和预设标准声场云图信息,获得各频段的声场云图偏离度;基于各频段的声场云图偏离度获得总偏离度矩阵;将所述总偏离度矩阵作为入参,进行预设声场故障识别模型训练,获得当前工况下的设备异常结果;对比基于声场故障识别模型获得的设备异常结果和基于故障诊断模型获得的设备异常结果,进行当前故障诊断模型获得的设备异常结果验证。

具体的,无论是机械故障类似识别结果,还是流体动力异常类型识别结果,最终均会基于对应的声音特征信息推测出产生该声音的故障类型信息,将该故障类型信息直接推送到用户端,可以辅助用户进行对应的故障识别和排查。

优选的,为了进一步保证故障识别结果的准确性,本发明方案还提出了故障诊断结果的验证方案。在各声音频率区段内,获取各频段的声场云图信息,并对比各频段的声场云图信息和预设标准声场云图信息,获得各频段的声场云图偏离度;基于各频段的声场云图偏离度获得总偏离度矩阵;将所述总偏离度矩阵作为入参,进行预设声场故障识别模型训练,获得当前工况下的设备异常结果;对比基于声场故障识别模型获得的设备异常结果和基于故障诊断模型获得的设备异常结果,进行当前故障诊断模型获得的设备异常结果验证。

具体的,由于声音的传播具有叠加性,现场复杂环境中的噪声往往是由多个声源叠加而成,且声源发出声音的频谱特征变化、声源空间分布变化以及声源的增减,都会导致固定检测点采集到的声音波形的变化。基于此,本发明提出的验证方案基于声成像技术采集被测对象的噪声音频数据和声场视频数据,通过分频段识别与判断,对全频率范围内声音频谱特征与分布状态进行综合判别,实现更加全面、准确、直观的多类型异常工作识别与可视化定位。

具体的,首先需要获得对比方案的故障识别结果,然后基于两个故障识别结果进行对比,若二者之间差值符合预期,则表示故障识别结果符合预期。若二者的差值超过预期,则表示某一种方案存在识别错误,则为了保证识别精准度,需要进行重新故障识别尝试。

进行对比方案结果获得时,首先需要构建对应的基于声场故障识别模型。当现场设备装置处于正常运行工况下,使用声成像设备采集记录视频、音频信号,建立正常运行工况样本库。

获得基于声场故障识别模型后,将所述总偏离度矩阵作为入参,进行预设声场故障识别模型训练,获得当前工况下的设备异常结果。对比基于声场故障识别模型获得的设备异常结果和基于故障诊断模型获得的设备异常结果,进行当前故障诊断模型获得的设备异常结果验证,二者一致性校验通过后,确定最终故障诊

断结果。

实施例五：

人为标定多种类型的故障类型，包括轴承磨损、不对中、不平衡、机械松动、窜轴、基础松动、汽蚀、湍流。同一转动设备，同时仅标定一种故障类型，且在每一种故障类型下，分时段和分背景造成采集 200 组数据。最终每种故障类型均存在 200 组数据，共 1600 组数据，每组数据包括声音信号和振动信号。进一步说明，该 1600 组数据包括多个预设点位的采集数据，该预设点位距离转动设备的距离和方位不同。将这些数据作为对比样本，形成多个对比例：

对比例一：隐藏每组数据的故障类型，将所有数据进行随机组合，获得故障类型未知和顺序序号错乱的数据组序列。基于现有固定式故障传感器搭配的故障检测算法，进行对应故障检测，获得每组数据的诊断故障类型。然后显示对应数据隐藏的故障类型，进行二者对比，获得二者相同的数据组为 1432 组。

对比例二：隐藏每组数据的故障类型，将所有数据进行随机组合，获得故障类型未知和顺序序号错乱的数据组序列。基于仿真获得的基于声学信号和振动信号的融合故障诊断模型进行故障检测，获得每组数据的诊断故障类型。然后显示对应数据隐藏的故障类型，进行二者对比，获得二者相同的数据组为 1553 组。

对比例三：隐藏每组数据的故障类型，将所有数据进行随机组合，获得故障类型未知和顺序序号错乱的数据组序列。基于仿真获得的基于声学信号和振动信号的融合故障诊断模型进行故障检测，获得每组数据的诊断故障类型，并基于各频段的声场云图偏离度进行检测结果修正。对比修正后的检测结果和原始结果，获得二者相同的数据组为 1572 组。

可见，本发明方案提出的基于声学信号和振动信号的融合故障诊断模型故障识别精准度显著高于现有单信号传统故障算法的故障诊断精准度。

图 4 是本发明一种实施方式提供的动设备的移动式故障检测设备的装置结构图。如图 4 所示，本发明实施方式提供一种动设备的移动式故障检测设备，所述设备包括：

信号采集机器人，用于流转采集设备设置区域内的检测信号；处理单元，用于：对所述检测信号分类处理，并基于分类结果进行预设故障诊断模型选择；对所述检测信号进行特征提取，获得特征信息；训练单元，用于基于所述特征信息进行选择的故障诊断模型训练，基于训练结果进行故障设备识别。

可选的，所述信号采集机器人包括：采集模块，包括：多个声学信号采集器，布置为圆形阵列，用于同步采集目标动设备产出的声学信号；激光测振仪，用于向目标动设备投射测振激光，进行对应的振动信号采集；行进模块，用于驱动巡检机器人巡检移动；导航模块，用于巡检机器人移动过程中的障碍规避。

本发明第三方面提供一种移动式故障检测系统，所述系统包括上述的动设备的移动式故障检测设备。

本发明第四方面提供一种计算机可读储存介质，该计算机可读存储介质上储存有指令，其在计算机上运行时使得计算机执行上述的动设备的移动式故障检测方法。

本领域技术人员可以理解实现上述实施方式的方法中的全部或部分步骤是可以通程序来指令相关的硬件来完成，该程序存储在一个存储介质中，包括若干指令用以使得单片机、芯片或处理器（processor）执行本发明各个实施方式所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括：U 盘、移动硬盘、只读存储器（ROM, Read-Only Memory）、随机存取存储器（RAM, Random Access Memory）、

磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

以上结合附图详细描述了本发明的可选实施方式，但是，本发明实施方式并不限于上述实施方式中的具体细节，在本发明实施方式的技术构思范围内，可以对本发明实施方式的技术方案进行多种简单变型，这些简单变型均属于本发明实施方式的保护范围。另外需要说明的是，在上述具体实施方式中所描述的各个具体技术特征，在不矛盾的情况下，可以通过任何合适的方式进行组合。为了避免不必要的重复，本发明实施方式对各种可能的组合方式不再另行说明。

此外，本发明的各种不同的实施方式之间也可以进行任意组合，只要其不违背本发明实施方式的思想，其同样应当视为本发明实施方式所公开的内容。

权利要求书

1、一种动设备的移动式故障检测方法，其特征在于，所述方法包括：

流转采集设备设置区域内的检测信号；

对所述检测信号分类处理，并基于分类结果进行预设故障诊断模型选择；

对所述检测信号进行特征提取，获得特征信息；

基于所述特征信息进行选择的故障诊断模型训练，基于训练结果进行故障设备识别。

2、根据权利要求1所述的方法，其特征在于，所述检测信号包括：

目标设备产出的声学信号和/或振动信号；以及

当前采集时刻的位置信息和目标设备运行工艺参数。

3、根据权利要求2所述的方法，其特征在于，所述运行工艺参数包括：

运行温度信息、压力信息、流量信息、固定方式信息中的一种或多种。

4、根据权利要求2所述的方法，其特征在于，所述流转采集设备设置区域内的检测信号，包括：

基于所述当前采集时刻的位置信息和所述目标设备的运行参数确定目标设备的滤波限值裕量；

基于所述滤波限值裕量和预设基础滤波限值确定目标设备的实际滤波限值；

基于所述实际滤波限值进行目标设备检测信号采集。

5、根据权利要求4所述的方法，其特征在于，所述基于所述当前采集时刻的位置信息和所述目标设备的运行参数确定目标设备的滤波限值裕量，包括：

基于所述当前采集时刻的位置信息确定当前采集时刻的位置与目标设备之间的间距信息；

基于所述目标设备的运行参数确定目标设备的检测信号预测信息；

基于所述间距信息和所述检测信号预测信息，确定目标设备的滤波限值裕量；其中，

所述检测信号预测信息包括：

预测检测信号的幅值、频率、波长中的一种或多种。

6、根据权利要求 5 所述的方法，其特征在于，所述基于所述间距信息和所述检测信号预测信息，确定目标设备的滤波限值裕量，包括：

基于所述间距信息确定所述检测信号预测信息的衰减规则；

基于所述衰减规则确定当前采集时刻的位置的检测信号预测信息；

基于所述当前采集时刻的位置的检测信号预测信息确定目标设备的滤波限值裕量。

7、根据权利要求 2 所述的方法，其特征在于，所述对所述检测信号分类处理，包括：

分别判断当前采集的声学信号和振动信号与预设声学信号最低强度与预设振动信号强度之间的关系，基于判断结果进行检测信号分类；

若当前采集的声学信号小于所述预设声学信号最低强度，但所述振动信号不小于所述预设振动信号强度，则当前检测信号分类结果为振动信号；

若当前采集声学信号不小于所述预设声学信号最低强度，但所述振动信号小于所述预设振动信号强度，则当前检测信号分类结果为声学信号；

若当前采集声学信号不小于所述预设声学信号最低强度，且所述振动信号不小于所述预设振动信号强度，则当前检测信号分类结果为振动信号与声学信号的融合信号；

若当前采集声学信号小于所述预设声学信号最低强度，且所述振动信号小于所述预设振动信号强度，则当前采集信号不符合预期，需要调整信号采集位置，进行检测信号重新采集。

8、根据权利要求 7 所述的方法，其特征在于，所述预设故障诊断模型包括：

基于声学信号的故障诊断模型、基于振动信号的故障诊断模型、基于声学信号和振动信号的融合故障诊断模型。

9、根据权利要求 8 所述的方法，其特征在于，所述基于分类结果进行预设故障诊断模型选择，包括：

当分类结果为振动信号时，对应选择的预设故障诊断模型为基于振动信号

的故障诊断模型；

当分类结果为声学信号时，对应选择的预设故障诊断模型为基于声学信号的故障诊断模型；

当分类结果为融合信号时，对应选择的预设故障诊断模型为基于声学信号和振动信号的融合故障诊断模型。

10、根据权利要求 8 所述的方法，其特征在于，当前模型为基于声学信号和振动信号的融合故障诊断模型时，所述对所述检测信号进行特征提取，获得特征信息，包括：

基于预设 EMD 分解算法对所述检测信号进行特征提取并进行特征融合，获得融合特征向量集；

基于预设融合词袋模型对所述融合特征向量集中各融合特征向量进行故障词汇替换，获得词汇评价集，作为特征信息。

11、根据权利要求 10 所述的方法，其特征在于，所述基于预设 EMD 分解算法对所述检测信号进行特征提取并进行特征融合，获得融合特征向量集，包括：

将同步采集的声学信号和振动信号进行 EMD 分解，每个信号均获得多个信号分量；

将每个信号分量分别进行 HHT 变换，获得各信号分量的瞬时频率和瞬时幅度；

进行声学信号的信号分量瞬时频率与振动信号的信号分量瞬时频率对比，将二者瞬时频率相同点对应的瞬时幅度相加，获得多个融合信号，构造获得对应的时频矩阵，作为融合特征向量集。

12、根据权利要求 10 所述的方法，其特征在于，所述预设融合词袋模型包括：

故障词汇替代模型，用于执行融合特征向量进行故障词汇替换；

预设码本，用于记录所述词频向量与故障原因之间的对应关系。

13、根据权利要求 10 所述的方法，其特征在于，所述方法还包括：

构建故障词汇替代模型，包括：

采集动设备历史数据中故障状态下的检测信号，或采集标定故障状态的动设备运行状态下的检测信号，作为基础数据；

对所述基础数据进行特征提取并进行特征融合，获得融合特征向量训练集；

基于预设聚类算法进行所述融合特征向量训练集聚类，获得多个聚类中心，并对每个聚类中心进行故障词汇标定，获得故障词汇替代模型。

14、根据权利要求 12 所述的方法，其特征在于，所述基于所述特征信息进行选择的故障诊断模型训练，基于训练结果进行故障设备识别，包括：

将所述词汇评价集和目标设备运行工艺参数作为入参，导入所述基于声学信号和振动信号的融合故障诊断模型；

基于预设聚类算法进行故障词汇出现频数统计；

基于故障词汇出现频数统计结果，获得对应的词频向量；

基于所述词频向量对照预设码本进行故障原因识别。

15、根据权利要求 2 所述的方法，其特征在于，所述故障诊断模型还包括：故障设备位置识别模型；

所述基于训练结果进行故障设备识别还包括：

进行故障设备位置识别，包括：

在预定采集区域内，流转采集待识别声学信号，记录每一次待识别声学信号采集时刻的采集位置信息，获得多组待识别声学信号与采集位置信息的对应关系；

将所有待识别声学信号与对应的采集位置信息作为入参，执行故障设备位置识别模型训练，获得故障设备位置信息。

16、根据权利要求 15 所述的方法，其特征在于，所述在预定采集区域内，流转采集待识别声学信号，包括：

以动设备为起点，沿任意两个相对方向直线流转进行待识别声学信号流动采集，直到流转到与动设备之间具有预设最大间距的位置；其中，

每次待识别声学信号的采集位置不同，且任意相邻两次待识别声学信号的

采集位置之间的间距相同；

在每一个待识别声学信号的采集位置，多通道同步采集多个待识别声学信号。

17、根据权利要求 15 所述的方法，其特征在于，所述记录每一次待识别声学信号采集时刻的采集位置信息，包括：

响应于声学信号采集触发信号，读取流转当前采集位置的激光导航数据；

基于所述激光导航数据读取当前采集位置的第一采集位置候选信息；

响应于声学信号采集触发信号，读取当前采集位置的北斗定位信息；

基于所述北斗定位信息读取当前采集位置的第二采集位置候选信息；

基于所述第一采集位置信息和所述第二采集位置信息进行采集位置修正，获得采集位置。

18、根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述方法还包括：

在各声音频率区段内，获取各频段的声场云图信息，并对比各频段的声场云图信息和预设标准声场云图信息，获得各频段的声场云图偏离度；

基于各频段的声场云图偏离度获得总偏离度矩阵；

将所述总偏离度矩阵作为入参，进行预设声场故障识别模型训练，获得当前工况下的设备异常结果；

对比基于声场故障识别模型获得的设备异常结果和基于故障诊断模型获得的设备异常结果，进行当前故障诊断模型获得的设备异常结果验证。

19、一种动设备的移动式故障检测设备，其特征在于，所述设备包括：

信号采集机器人，用于流转采集设备设置区域内的检测信号；

处理单元，用于：

对所述检测信号分类处理，并基于分类结果进行预设故障诊断模型选择；

对所述检测信号进行特征提取，获得特征信息；

训练单元，用于基于所述特征信息进行选择的故障诊断模型训练，基于训练结果进行故障设备识别。

20、根据权利要求 19 所述的系统，其特征在于，所述检测信号包括：
目标设备产生的声学信号和/或振动信号；以及
当前采集时刻的位置信息和目标设备运行工艺参数。

21、根据权利要求 19 所述的设备，其特征在于，所述信号采集机器人包括：
采集模块，包括：
多个声学信号采集器，布置为圆形阵列，用于同步采集目标动设备产生的声学信号；
激光测振仪，用于向目标动设备投射测振激光，进行对应的振动信号采集；
行进模块，用于驱动巡检机器人巡检移动；
导航模块，用于巡检机器人移动过程中的障碍规避。

22、一种动设备的移动式故障检测系统，其特征在于，包括权利要求 19-21 中任一项权利要求所述的动设备的移动式故障检测设备。

23、一种计算机可读储存介质，该计算机可读存储介质上储存有指令，其在计算机上运行时使得计算机执行权利要求 1-18 中任一项权利要求所述的动设备的移动式故障检测方法。