

邻域知识图算法在旋转机械设备故障诊断中的应用

邓宇翔¹, 李正红²

(1. 昆明冶金高等专科学校 电气与机械学院, 昆明 650300;

2. 昆明学院 信息工程学院, 昆明 650214)

摘要: 旋转机械应用过程中极易出现内环故障、外环故障、滚动体故障的情况, 而这也直接影响机械部件的使用寿命; 为准确诊断设备元件的故障行为, 达到延长旋转机械设备寿命水平的目的, 针对邻域知识图算法在旋转机械设备故障诊断中的应用展开研究; 求解邻域知识图算法的函数表达式, 并以此为基础, 完成对故障数据的推荐, 再通过预处理的方式, 实现对旋转机械设备故障数据的深度挖掘; 融合关键故障数据, 并对其进行降维处理, 根据核特征定义条件, 完善具体的故障诊断流程, 完成基于邻域知识图算法的旋转机械设备故障诊断算法的设计; 实验结果表明, 上述方法的应用, 可将内环故障、外环故障、滚动体故障三种故障表现行为的诊断准确率均提升至90%以上, 可以达到延长旋转机械设备使用寿命的目的。

关键词: 邻域知识图算法; 旋转机械设备; 故障诊断; 数据推荐; 数据降维; 故障特征; 故障行为

Application of Neighborhood Knowledge Graph Algorithm in Fault Diagnosis of Rotating Machinery

DENG Yuxiang¹, LI Zhenghong²

(1. Kunming Metallurgy College, Faculty of Electrical and Mechanical Engineering, Kunming 650300, China;

2. Kunming University, College of Information Engineering, Kunming 650214, China)

Abstract: The inner ring failure, outer ring failure and rolling element failure of rotating machinery are easy to occur during application, which also directly affects the service life of mechanical parts. In order to accurately diagnose the faults of equipment components and extend the life of rotating machinery, the application of a neighborhood knowledge graph algorithm in fault diagnosis of rotating machinery is studied. The function expression of the neighborhood knowledge graph algorithm is solved, and based on this, the recommendation for the fault data is completed, and the deep mining of rotating machinery fault data is realized by the way of preprocessing. The key fault data is fused and dimensionally reduced, according to the definition conditions of kernel characteristics, the specific fault diagnosis process is improved, and the fault diagnosis algorithm of rotating machinery based on the neighborhood knowledge graph algorithm is designed. The experimental results show that after the above method is applied, the diagnostic accuracies of inner ring fault, outer ring fault and rolling element fault can be increased to more than 90%, and the purpose of extending the service life of rotating machinery can be achieved.

Keywords: neighborhood knowledge graph algorithm; rotating machinery; fault diagnosis; data recommendation; data dimensionality reduction; fault characteristics; fault behavior

0 引言

旋转机械是指依靠旋转动作完成特定功能的机械部件, 包括动力机械、过程机械、加工机械三种类型。动力机械的组成形式较为复杂, 可继续细分为流体输送机械、电动机和原动机。流体输送机械通过向流体做功的方式, 提高机械部件的动能水平, 由于流体每完成一次做功后, 都能获得一定的能力, 所以该类型机械元件的应用能够克服机械能的损失, 达到提高液体位能与压强的目的^[1]。电动机、原动机的工作原理相对较为简单, 可以在外部电能或势能的作用下, 驱动机械部件, 使其呈现出运动状态。过程机械、加工机械都是某一类机械部件的统称, 其运行能力受

到外部动能与势能的影响, 在电力供应不充分的情况下, 一部分动能及势能会转变成电力信号的形式, 以保证机械结构不会表现出运行中断的情况。

故障诊断就是利用各种测试和检查方法, 确定设备元件是否运行故障问题的检查流程, 能够辅助相关工作人员完成对故障节点所处区域的定位。侯召国、王华伟、周良等人提出的基于改进深度残差网络的故障诊断方法首先对旋转机械一维振动信号进行预处理, 然后利用深度残差网络架构建立长短时记忆网络模型, 接着利用捕获所得的故障时序信息, 确定主机元件对故障数据的处理精度, 最后在网络体系中运行完整的诊断模型, 得到诊断结果^[2]。郑

收稿日期: 2023-07-18; 修回日期: 2023-08-21。

基金项目: 2023年云南省教育厅科学研究基金项目(2023J1525)。

作者简介: 邓宇翔(1978-), 男, 硕士研究生, 副教授。

引用格式: 邓宇翔, 李正红. 邻域知识图算法在旋转机械设备故障诊断中的应用[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(11): 16-21, 30.

近德、应万明、潘海洋等人提出的基于改进全息希尔伯特谱分析的故障诊断方法通过双层经验模态分解的方式, 完整描述旋转机械设备振动信号的调制特性, 又联合混叠噪声指标, 确定故障行为的表现能力, 从而获得较为理想的诊断结果^[3]。

在实际应用过程中, 旋转机械设备所能表现出的故障问题多种多样, 而上述两种方法的诊断方式相对较为单一, 故而其诊断结果的可参考性价值也就相对较弱。邻域知识图算法是一种新型的检测模型。所谓邻域就是指数据集合上的一种基础拓扑结构, 在邻域区间内, 信息对象之间的关联性较强, 且在已知关联算法的情况下, 根据一个数据对象, 就可以确定所有数据对象的取值范围^[4]。知识图是以元数据为基础建立的数据查询结构, 利用知识图能够准确定义核心数据对象与参考数据之间的差值关系, 以便于主机元件能够快速确定所需查找数据对象所处位置。利用邻域知识图算法的应用优势, 设计一种新型的旋转机械设备故障诊断方法, 并通过对比实验的方式, 突出该方法在诊断不同类型故障表现行为方面的应用能力。

1 基于邻域知识图算法的故障数据推荐

邻域知识图算法作用下, 为实现机械设备故障数据的推荐, 应根据算法架构模型, 推导出具体的函数表达式, 本章节针对上述内容展开深入研究。

1.1 邻域知识图算法设计

1.1.1 算法架构

邻域知识图算法架构由两部分组成, 第一部分架构体系描述了多维度邻域组织与标准邻域组织之间的对应关系, 第二部分架构体系描述了标准邻域组织与邻域知识节点之间的对应关系。

1) 多维度邻域组织与标准邻域组织之间的对应关系(如图 1 所示): 所谓多维度邻域组织就是指 I 维邻域组织与 II 维邻域组织, 二者保持直接嵌套关系, 数据空间较为广泛的 I 维邻域组织套接在 II 维邻域组织外部, 为邻域知识节点提供了分布空间^[5]。在多维度邻域组织中, 知识节点对象保持自由分布状态。标准邻域组织是多维度邻域组织的融合表现形式, 且在进行组织环境融合处理的过程中, 知识节点对象的排列方式会更适应主机元件所需执行的程序指令。

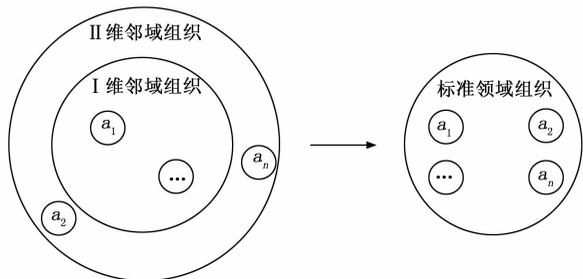


图 1 邻域知识图算法的第一层对应关系

2) 标准邻域组织与邻域知识节点之间的对应关系(如图 2 所示): 邻域知识节点在标准邻域组织中独立出来的过程, 就是主机元件执行程序指令的过程中, 通常情况下, 执行完程序指令后, 每一个邻域知识节点中所存储的数据信息都可供主机元件的直接调取与利用。

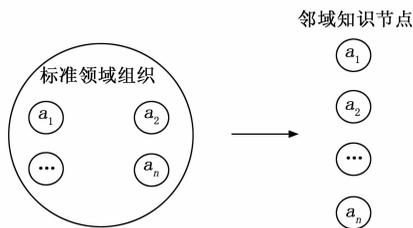


图 2 邻域知识图算法的第二层对应关系

数据信息文件从多维度组织向标准维度组织传输所遵循的算法条件, 并不适用于数据对象的回传过程, 所以在邻域知识图算法运行过程中, 邻域知识节点中数据样本的存储量始终小于领域组织中的数据存储量。

1.1.2 知识图算法的函数表达式

邻域知识图算法函数就是以架构体系为基础, 求导的数学计算公式。在诊断旋转机械设备故障的过程中, 函数表达式要求主机元件对于数据样本的定义必须符合邻域知识图算法原则, 且单位运算周期内, 只对同一类或同一单元内的故障数据进行取样^[6]。邻域知识图算法函数对于运算数据提出了统一性的原则, 所谓统一性就是指数据对象只能描述一种类型的机械设备故障行为, 或当前所应用故障数据来源于机械设备的同一运行周期内。

规定 $\dot{a}_1, \dot{a}_2, \dots, \dot{a}_n$ 为与图 1、图 2 中 a_1, a_2, \dots, a_n 邻域知识节点分别对应的数据样本知识图计算特征, 其取值满足公式 (1) 所示表达式:

$$\dot{a}_1, \dot{a}_2, \dots, \dot{a}_n \neq 0 \quad (1)$$

利用公式 (1), 推导数据对象在邻域组织中的标记向量计算式为:

$$\vec{A} = \frac{1}{n} \times \left(\left| \frac{\dot{a}_1}{\chi_1} \right|^2 + \left| \frac{\dot{a}_2}{\chi_2} \right|^2 + \dots + \left| \frac{\dot{a}_n}{\chi_n} \right|^2 \right) \quad (2)$$

其中: $\chi_1, \chi_2, \dots, \chi_n$ 分别表示邻域知识节点中的数据对象记录参数, 其取值属于 $[1, +\infty)$ 的数值区间。

在公式 (2) 的基础上, 可将邻域知识图算法的函数表达式定义为:

$$S = \frac{\beta \cdot (d_{\max} - d_{\min})^2}{\alpha A} \quad (3)$$

β 表示待运算数据的取样系数, d_{\max} 表示故障数据对象数值定义项的最大取值, d_{\min} 表示故障数据对象数值定义项的最小取值, α 表示算法运行过程中的运算数据标记参数。依照邻域知识图算法完成对旋转机械设备故障行为的诊断, 除了要保证数据对象的取值唯一性之外, 还要避免对同一故障数据样本进行重复标记, 特别是在数据样本累积量较大的情况下, 重复标记极易造成邻域知识图算法出现错误运算行为。

1.2 故障数据的推荐

故障数据推荐是指按照邻域知识图算法完成对旋转机械设备故障对象的选择。所谓推荐可以理解为在符合算法条件下,所进行的数据对象推选与按需调取。从诊断的角度来看,故障数据的推荐标准越严谨,在取样数据对象的过程中出现错误计算的可能性就越低;从数据选取的角度来看,完成推荐指令所应用的数据对象必然符合邻域知识图算法的定义条件,因此只要保证数据样本的真实性,就可以在后续诊断过程中,实现对旋转机械设备故障表现行为的精准判定。

推荐是一个连贯的指令行为流程,只要“推”的部分符合邻域知识图算法的定义标准,“荐”的部分就不会获得不符合故障诊断需求的数据对象^[7]。简单来说,就是数据选取部分满足邻域知识图算法所规定的要求,那么利用取样所得的数据对象就可以得到较为理想的故障诊断结果。

设 δ 表示基于邻域知识图算法的故障数据定义项, f 表示数据对象的实时取样参数, ΔF 表示待诊断故障数据的单位累积量, ϵ 表示满足邻域知识图算法的数据对象区分向量,且 $\epsilon > 0$ 的不等式条件恒成立, \tilde{g} 表示故障数据对象的取样特征, φ 表示邻域知识图算法下的故障数据诊断区分参数。在上述物理量的支持下,联立供 (3),推导基于邻域知识图算法的故障数据推荐公式为:

$$D = \sum_{\delta=1}^{+\infty} \left(f \cdot \frac{S}{|\Delta F|} \right)^{\epsilon} - \varphi \tilde{g} \quad (4)$$

利用邻域知识图算法所推荐的故障数据对象是准确诊断旋转机械设备故障的必要条件。

2 旋转机械设备故障数据的深度挖掘

挖掘旋转机械设备故障数据是实现故障行为诊断的必要环节,利用邻域知识图算法,完成故障数据预处理,并以此为基础,确定具体的深度挖掘执行方案。

2.1 数据准备

故障数据准备的过程就是按照邻域知识图算法确定挖掘对象与挖掘目标的过程,由于旋转机械设备运行过程中,故障数据的产生是大量且无序的,所以需要在实施挖掘处理之前,选择必要的挖掘数据源对象。若想保证故障行为诊断结果的准确性,完成故障数据准备的有效性是关键。在诊断过程中,如果故障数据的数量水平不足可能会导致无法得到所需挖掘结果;如果数据对象的指令水平太差,则会导致挖掘结果无法指示出与该类型数据样本对应的故障表现行为^[8]。另外,数据准备只是旋转机械设备故障数据挖掘的第一个步骤,它的处理结果决定了数据挖掘技术所遵循的执行模型。

设 φ 表示基于邻域知识图算法的故障数据整合参数, h 表示故障数据的无序性标记参量, γ 表示数据源定义项, η 表示故障数据的实时挖掘效率,且 $0 < \eta < 1$ 的不等式取值条件恒成立, \vec{H} 表示邻域知识图算法作用下待挖掘故障数据对象的传输特征。在上述物理量的支持下,联立公式 (4),推导故障数据准备定义式如下:

$$G = \varphi \times \left| \frac{D}{h} \right| + \int_{-\infty}^{+\infty} D \cdot \frac{1}{\gamma^2} (\eta \vec{H}) \quad (5)$$

对于整个数据挖掘过程而言,完美的数据准备过程是获得准确诊断的重要先决条件,特别是在实施数据预处理之前,完成数据准备才能保障所取样数据源与故障表现行为之间的对应关系^[9]。如果准备故障数据的过程中,存在一个源节点同时对多个数据对象的情况,则可以再次利用邻域知识图算法对故障数据进行取样,以此满足数据挖掘处理的唯一性要求。

2.2 机械设备故障数据预处理

在诊断旋转机械设备故障的实际应用中,所使用的数据源往往是不完整的、含有杂质的、甚至是不符合邻域知识图算法取样标准的,而这些数据对象的存在又具有普遍性。所以,在完成故障数据准备后,为保证数据挖掘结果能够与诊断指令保持单一指向性关系,就需要在数据预处理阶段再次利用邻域知识图算法对所涉及数据对象进行整合与处理,才能保证数据样本在后续挖掘流程中的正常使用^[10-11]。

对于机械设备故障数据的预处理可以按照如下流程进行。

1) 完成准备后故障数据的初次取样,在所有数据样本中集中挑选符合邻域知识图算法定义标准的数据源参量,并将其作为待挖掘对象。

2) 初次取样故障数据的二次加工,对所得数据对象进行重排处理。

3) 完成重排后,定义统一的故障数据预处理标准,具体求解表达式如下:

$$J = \frac{\tilde{L}}{\kappa + 1} k_i (\hat{j} \times G)^{-1} \quad (6)$$

其中: \tilde{L} 表示预处理过程中的故障数据定义项, κ 表示故障数据重排参数, ι 表示一个随机选择的数据样本取样定义值, k_i 表示基于参数 ι 的故障数据重排向量, \hat{j} 表示标准的数据源参量挖掘指征。

4) 待挖掘数据源的全面整合,去除所有杂质对象后,将所得数据对象整合成一个全新的数据样本集合,并在集合中为每一个满足预处理标准的信息对象定义一个全新的标度值指征,在后续诊断过程中,主机元件可以根据标度值参数确定该类型数据对象所代表的具体故障行为类型。

2.3 数据深度挖掘

对于旋转机械设备故障数据的深度挖掘,首先需要明确挖掘指令的具体执行任务与目的,根据任务需求旋转数据对象,并制定响应的挖掘文件。其次按照邻域知识图算法确定故障行为的表现强度,由于不同数据对象所代表的故障行为等级并不相同,所以为保证诊断结果的准确性,必须根据关联强度对应情况来判断挖掘算法是否能够成立^[12]。然后需确保不同挖掘指令不会得到同一个运算结果,特别是在数据对象较为类似的情况下,应避免重复取样或重复运算行为的出现。

在执行故障数据深度挖掘处理的过程中, 应考虑数据集中性特点、故障行为诊断需求两方面问题, 前者是指旋转机械设备的普遍性故障规律, 一般来说包括内环故障、外环故障、滚动体故障三种形式; 后者则是指数据挖掘指令的执行结果完全服务于机械设备的故障诊断行为。

利用公式 (6), 推导旋转机械设备故障数据深度挖掘计算式为:

$$P = \frac{1}{\lambda} \sqrt{\left| \frac{O'}{\mu'} \right| \cdot (\lambda l J)^2} \quad (7)$$

ν 表示挖掘处理过程中故障数据的迭代传输次数, O' 表示故障数据的迭代传输阈值, μ' 表示挖掘指令的执行阈值, λ 表示基于邻域知识图算法的故障数据取样参数, l 表示深度值向量。邻域知识图算法规定, 经过深度挖掘处理后, 数据对象所代表的故障行为等级不再发生变化, 因此在诊断旋转机械设备故障行为的过程中, 挖掘指令的执行决定了诊断结果的唯一性。

3 深度挖掘下的旋转机械设备故障诊断方法设计

故障诊断方法的设计利用深度挖掘处理后的故障数据对象进行融合, 再联合降维条件, 定义具体的核特征, 从而实现诊断流程的完善。

3.1 故障数据融合

故障数据融合就是指将符合同一诊断需求的故障数据集合在一起, 以便于后续诊断过程中, 主机元件可以在较短时间内提取到大量的数据对象。邻域知识图算法规定, 主机元件对故障数据的融合处理遵循深度挖掘条件, 在信息对象较为类似的情况下, 如果根据表面计算结果不能判断出当前数据对象是否与其他故障数据属于同一类别, 则可以再次对其进行深度挖掘处理, 并根据二次处理结果, 判断当前数据与其他故障数据之间的关联程度^[13-14]。

设 ν, ϑ 表示两个不相等的故障数据融合标度值, 且 $\nu \neq 0, \vartheta \neq 0$ 的不等式取值条件同时成立, y_ν 表示基于参数 ν 的旋转机械设备故障数据对象, y_ϑ 表示基于参数 ϑ 的旋转机械设备故障数据对象, 其取值同时属于 $[1, +\infty)$ 的数值区间, ΔT 表示故障数据的单位传输周期, \hat{u} 表示基于邻域知识图算法的数据整合约束阈值。在上述物理量的支持下, 联立公式 (7), 推导故障数据融合表达式为:

$$I = \frac{\sum_{\nu=1}^{\vartheta} |\Delta T| (y_\nu + y_\vartheta)^2}{\hat{u} P} \quad (8)$$

如果单一数据集合中所包含的故障数据对象过多, 则可以再命名一个全新的集合单元用于存储于当前信息类型的融合对象。因此, 在诊断旋转机械设备故障行为的过程中, 主机元件允许相同数据集合单元的存在。

3.2 故障数据降维

从宏观层面来解释, 故障数据降维就是降低故障数据的传输维度, 从而使得主机在诊断机械设备故障行为时, 取样所得数据对象的维度水平与主机元件所需故障数据样本的维度水平完全相同。对于旋转机械设备故障数据而言,

每一类数据对象的维度都包含传输维度、数值维度两方面内容^[15]。所谓数值维度可以简单理解为故障数据对象的取值结果, 一般来说, 故障数据的数值维度越高, 主机元件依照该类型数据对象诊断所得的故障行为表现等级也就越高; 传输维度则是指数据对象在传输过程中的表现情况, 其维度水平越高, 就表示主机元件对于该类型故障行为的诊断越困难。

利用公式 (8), 可将故障数据降维表达式定义为:

$$Y = (\omega I)^2 - \frac{1}{(r-1)^2} \vec{E} \vec{R} \quad (9)$$

ω 表示基于邻域知识图算法的数据对象传输维度定义参数, r 表示故障数据的标准数值定义项, \vec{R} 表示单位诊断周期内的故障数据对象传输维度定义特征, \vec{E} 表示当前数据样本融合集合内的故障行为表现向量。在单位诊断周期内, 同一融合集合内故障数据对象所对应的传输维度完全相同^[16]。

3.3 故障行为的核特征定义

核特征可以理解成旋转机械设备故障行为数据的集中表现特征, 利用邻域知识图算法诊断故障数据时, 根据核特征定义项确定故障行为表现强度时, 能够合理利用降维条件, 从而在获得准确诊断结果的同时, 避免对数据样本进行重复取样。所谓集中表现并不是针对整个故障数据集合提出的, 而是在某一特定数值区域内的数据样本表现特征^[17-18]。即便是在数据集定义条件极为相似的情况下, 两类故障行为的核特征求解结果也不可能完全相等, 因此利用核特征完成对机械设备故障行为的诊断, 能够充分保证诊断结果的准确性。

设 σ 表示旋转机械设备故障数据的集中性数值定义项, τ 表示基于邻域知识图算法的数据样本集中性度量值, \vec{R} 表示特定数值集合内故障数据的数值取样特征, ΔT 表示数值集合内所包含的故障数据样本数量。在上述物理量的支持下, 联立公式 (10), 推导旋转机械设备故障行为的核特征定义表达式为:

$$Y = \left(\frac{1}{2} \sigma \times I \right)^2 \cdot \sum_{r=1}^{\tau} (\vec{R} |\Delta T|)^r \quad (9)$$

核特征表达式对于旋转机械设备故障行为数据的描述较为精准, 在数据种类不发生改变的情况下, 其核特征表达式的计算结果也不会发生变化。

3.4 诊断流程完善

为获得准确的故障诊断结果, 首先应按照故障数据的降维条件, 判断核特征指标的定义完整性。然后根据核特征表达式, 完成对故障数据的取样, 且所得数据样本必须符合邻域知识图算法的约束条件^[19-20]。最后应分析旋转机械设备的当前运行情况, 并判断取样所得的数据对象是否符合实际诊断需求, 判断结果为“是”时, 完成对机械设备故障行为的诊断; 判断结果为“否”时, 返回定义核特征步骤再次执行后续流程, 直至得到准确的故障行为诊断结果。完整的旋转机械设备故障诊断流程如图 3 所示。

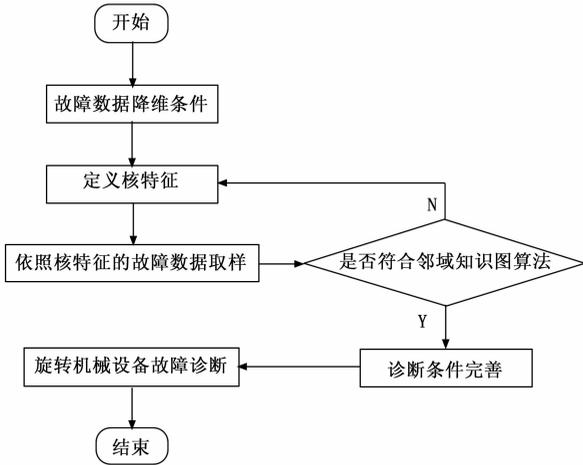


图 3 基于邻域知识图算法的故障诊断流程图

利用公式 (9)，可将基于邻域知识图算法的旋转机械设备故障诊断表达式定义为：

$$Q = (\omega'Y)^2 - \frac{1}{\omega} (\zeta\hat{E})^2 \quad (10)$$

其中： ω' 表示故障数据筛选系数， ω 表示基于邻域知识图算法的故障行为诊断阈值， \hat{E} 表示故障行为的数值特征， ζ 表示故障行为的数值定义项。利用邻域知识图算法诊断旋转机械设备故障行为时，不需设置额外的数据取样条件，仅根据核特征定义条件，就可以获得与实际故障表现为相匹配的诊断结果。

4 实验分析与研究

本次实验意在验证基于邻域知识图算法的旋转机械设备故障诊断算法、基于改进深度残差网络的故障诊断方法、基于改进全息希尔伯特谱分析的故障诊断方法对于旋转型机械设备故障问题的诊断能力，分别从内环故障、外环故障、滚动体故障三方面着手进行实验。

4.1 故障分类

内环故障、外环故障、滚动体故障是旋转机械设备三种常见的故障问题。其中，内环故障是指由内环部件破损造成的故障表现行为（如图 4 (a) 所示），对于旋转机械设备而言，该类型故障有可能造成内环组织的完全断裂，从而使机械设备发生偏转；外环故障是指由外环部件破损造成的故障表现行为（如图 4 (b) 所示），对于旋转机械设备而言，该类型故障会影响机械设备的旋转稳定性；滚动体故障是由滚动部件结构损坏造成的故障表现行为（如图 4 (c) 所示），对于旋转机械设备而言，该类型故障会使机械设备的真实旋转角度与规定旋转角度出现偏差。

所使用方法的应用价值表现在其对于故障部分机械设备裂度水平的检测准确性方面，在不考虑其他干扰条件的情况下，若裂度检测值与其真实断裂程度保持一致或差值水平极低，则表示该方法对于机械设备故障行为的诊断能力较强；若裂度检测值与真实断裂程度之间的差值水平较高，则表示该方法对于机械设备故障行为的诊断能力较弱。

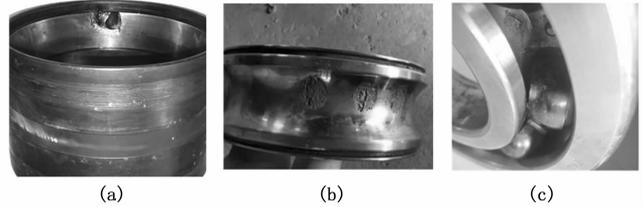


图 4 旋转机械设备的故障表现行为

4.2 诊断数值分析

利用探测仪装置对旋转机械设备的裂度情况进行检测，具体检测数值如表 1 所示。

表 1 旋转机械设备故障裂度的真实检测值

节点编号	内环故障/mm	外环故障/mm	滚动体故障/mm
1	14.3	9.6	5.7
2	15.6	9.4	5.5
3	10.8	9.1	5.7
4	9.7	10.5	5.7
5	11.2	8.9	4.1
6	11.9	8.2	5.0

分析表 1 可知，2 号节点处内环故障的裂度水平最大，4 号节点处内环故障的裂度水平最小，二者差值为 5.9 mm；4 号节点处外环故障的裂度水平最大，6 号节点处外环故障的裂度水平最小，二者差值为 2.3 mm；1 号、3 号、4 号节点处滚动体故障的裂度水平同时取得最大值，5 号节点处滚动体故障的裂度水平最下，极值差为 1.6 mm。纵向来看，内环故障裂度的均值水平最高、外环故障次之、滚动体故障最小。

分别应用基于邻域知识图算法的旋转机械设备故障诊断算法（实验组）、基于改进深度残差网络的故障诊断方法（a 对照组）、基于改进全息希尔伯特谱分析的故障诊断方法（b 对照组）对三种不同的故障表现行为进行诊断，各个诊断节点处的裂度检测数值如图 5、图 6、图 7 所示。

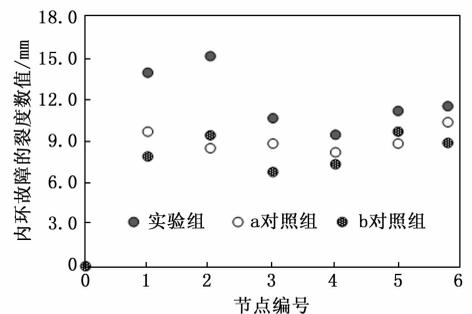


图 5 内环故障的裂度数值

分析图 5 可知，1 号节点处，实验组故障裂度检测值与真实裂度之间的差值最大，达到了 0.3 mm，整个实验过程中，实验组裂度均值始终与真实裂度均值较为接近。a 对照组、b 对照组故障裂度检测值则始终与真实裂度之间的差值

水平较大, 整个实验过程中, 这两组裂度均值也始终小于真实裂度均值。

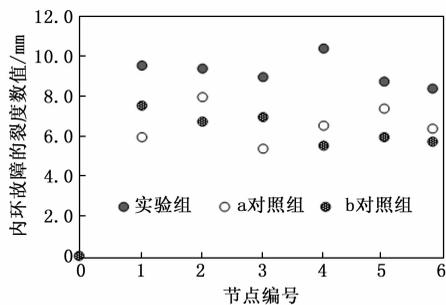


图 6 外环故障的裂度数值

分析图 6 可知, 4 号节点处, 实验组故障裂度检测值与真实裂度之间的差值最大, 但也仅能达到 0.2 mm, 整个实验过程中, 实验组裂度均值也始终与真实裂度均值较为接近。a 对照组、b 对照组故障裂度检测值则始终小于真实裂度数值。

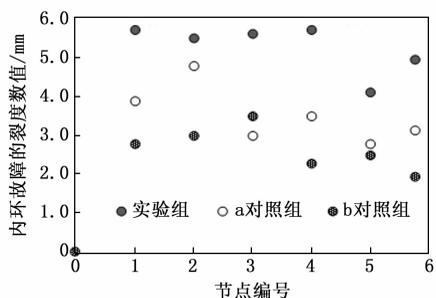


图 7 滚动体故障的裂度数值

分析图 7 可知, 3 号节点处, 实验组故障裂度检测值与真实裂度之间的差值取得最大值, 但却仅为 0.3 mm, 而 a 对照组、b 对照组故障裂度检测值依然远小于真实裂度数值。

4.3 实验结论

综上可知本次实验结论为:

1) 应用基于改进深度残差网络的故障诊断方法, 不满足有效控制故障裂度检测值与真实裂度之间差值水平的应用需求, 表示该方法对于旋转机械设备故障行为的诊断能力相对有限。

2) 基于改进全息希尔伯特谱分析的故障诊断方法的应用能力与基于改进深度残差网络的故障诊断方法基本相同, 都不符合准确诊断旋转机械设备故障表现行为的实际应用需求。

3) 基于邻域知识图算法的旋转机械设备故障诊断算法的应用可将故障裂度检测值与真实裂度之间的差值控制在低数值水平状态, 对于滚动体故障行为而言, 其对于故障裂度的检测结果更是与真实裂度数值完全相等, 能够准确诊断出旋转机械设备的故障表现行为, 再配合一定的处理

手段, 确实可以达到延长旋转机械设备使用寿命的应用目的。

5 结束语

相较于基于改进深度残差网络的故障诊断方法、基于改进全息希尔伯特谱分析的故障诊断方法, 基于邻域知识图算法的旋转机械设备故障诊断算法的设计对故障数据进行重新推荐处理, 在深度挖掘模式的配合下, 完成对数据样本的降维处理, 从而在准确定义故障行为核特征的同时, 完善具体的故障诊断执行流程。实用性方面, 这种新型诊断方法的应用, 可以针对内环故障、外环故障、滚动体故障三类故障表现行为下的机械部件裂度情况进行准确检测, 符合精准诊断旋转机械设备常见故障问题的实际应用需求, 若能在已知故障数据的基础上, 配合一定的故障去除手段, 则可以大幅延长机械设备的使用年限, 在可持续性利用方面也具有明显的应用价值。然而在面对内环故障、外环故障时, 邻域知识图算法诊断技术依然存在一定的可上升空间, 未来相关组织机构可以在该项技术手段的基础上, 进行深入研究, 力求做到对旋转类机械设备元件应用能力的全面保障。

参考文献:

- [1] 贺志洋, 赵德尊, 娄乐, 等. 基于低秩约束的旋转机械内激励激发的振源信号分离研究 [J]. 振动与冲击, 2022, 41 (17): 152-159.
- [2] 侯召国, 王华伟, 周良, 等. 基于改进深度残差网络的旋转机械故障诊断 [J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44 (6): 2051-2059.
- [3] 郑近德, 应万明, 潘海洋, 等. 基于改进全息希尔伯特谱分析的旋转机械故障诊断方法 [J]. 机械工程学报, 2023, 59 (1): 162-174.
- [4] 王杰, 李晓楠, 李冠宇. 基于自适应注意力机制的知识图谱补全算法 [J]. 计算机科学, 2022, 49 (7): 204-211.
- [5] 邹长龙, 安敬民, 李冠宇. 基于邻域聚合与 CNN 的知识图谱实体类型补全 [J]. 计算机工程, 2023, 49 (3): 134-141.
- [6] 王丽萍, 沈笑, 吴洋, 等. 基于动态分配邻域策略的分解多目标进化算法 [J]. 浙江工业大学学报, 2021, 49 (3): 237-244.
- [7] 葛磊蛟, 廖文龙, 王煜森, 等. 数据不足条件下基于改进自动编码器的变压器故障数据增强方法 [J]. 电工技术学报, 2021, 36 (S1): 84-94.
- [8] 郭俊峰, 王森生, 孙磊, 等. 基于生成对抗网络的滚动轴承不平衡数据集故障诊断新方法 [J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28 (9): 2825-2835.
- [9] 葛磊蛟, 廖文龙, 王煜森, 等. 数据不足条件下基于改进自动编码器的变压器故障数据增强方法 [J]. 电工技术学报, 2021, 36 (S1): 84-94.
- [10] 杨纯, 李垠韬, 宋伟, 等. Φ -OTDR 光纤传感电缆防外破监测数据预处理方法 [J]. 激光与红外, 2021, 51 (4): 486-492.

(下转第 30 页)