

涡轮增压发动机高速旋转状态失衡振动故障诊断系统

刘永豹

(铜川职业技术学院 机电工程学院, 陕西 铜川 727031)

摘要: 涡轮增压发动机是一种通过燃烧燃料并利用高速流动气体产生动力的发动机, 在高速旋转状态下, 其失衡振动会导致涡轮发动机各部件的磨损加剧, 减少使用寿命; 为了有效解决这一问题, 设计一种涡轮增压发动机高速旋转状态失衡振动故障诊断系统; 该设计将系统框架划分为3层结构, 包括下位机层、上位机层以及客户端层; 该系统采用振动传感器和声音传感器采集高速旋转状态下的涡轮增压发动机工作过程中的状态信号, 并通过变送器将信号转变为可被下位机识别的信号; 下位机运行处理程序, 对信号实施滤波, 提取故障特征, 然后通过 Zigbee 远程通信模块将信号转发给上位机; 上位机层运行知识图谱诊断程序, 构建发动机失衡振动故障的知识图谱, 并结合贝叶斯网络推断故障类型, 计算故障发生概率, 实现高精度的失衡振动故障诊断; 实验结果表明: 与3种传统诊断方法相比, 所设计系统的 ROC 曲线在最上方, 曲线下方的面积更大, AUC 值=0.847, 说明所设计系统的故障诊断能力强, 能保证诊断结果的准确性。

关键词: 高速旋转; 知识图谱; 涡轮增压发动机; 故障诊断系统; 失衡振动数据

Fault Diagnosis System for Unbalanced Vibration of Turbo Engine during High Speed Rotation

LIU Yongbao

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Tongchuan Vocational and Technical College,
Tongchuan 727031, China)

Abstract: A turbine engine is a kind of engine that burns fuel and uses high-speed flowing gas to generate power. In the state of high-speed rotation, its unbalanced vibration will lead to increased wear of turbine engine components and reduce service life. In order to effectively solve this problem, a fault diagnosis system for unbalance vibration of turbine engine in high-speed rotation state is designed. The system framework is divided into three layers, including a lower computer layer, upper computer layer, and client layer. The system uses vibration sensors and sound sensors to collect status signals during the operation of the turbine engine under high-speed rotation, and the signals are converted into the signals recognized by the lower computer through a transmitter. The lower computer runs the processing program, filters the signal, extracts the fault features, and then forwards the signal to the upper computer through the Zigbee remote communication module. The upper computer layer runs a knowledge graph diagnostic program to construct a knowledge graph of engine imbalanced vibration faults, and combines it with Bayesian networks to infer fault types, calculate the probability of fault occurrence, and achieve the high-precision imbalanced vibration fault diagnosis. Experimental results show that compared with the three traditional diagnostic methods, the receiver operating characteristic curve (ROC) curve of the designed system is at the top, and the area below the curve is larger, with an area under curve (AUC) value of 0.847, indicating that the designed system has a strong fault diagnosis ability and can ensure the accuracy of diagnostic results.

Keywords: high speed rotation; knowledge graph; turbo engine; fault diagnosis system; unbalanced vibration data

0 引言

涡轮增压发动机是现代大型企业自动化生产中的关键设备, 如压缩机、汽轮机、燃气轮机、电机、风机等^[1]。涡轮增压发动机在高速旋转状态下工作, 可提供强大的动力。然而, 由于工作过程中的不均衡因素, 涡轮增压发动机可能出现失衡振动故障, 导致引擎性能下降、振动增加, 并可能引发更严

重的故障^[2]。因此, 高速旋转状态下涡轮增压发动机失衡振动故障的准确诊断至关重要。然而, 由于涡轮增压发动机处于高速旋转状态, 采集和处理失衡振动信号的难度加大, 需要高采样率和实时性, 同时还需考虑安全和操作限制等因素。因此, 设计一种能够准确诊断失衡振动故障的系统是非常重要的一项任务, 它将为企业提供可靠的故障诊断和维修指导。

收稿日期: 2024-03-14; 修回日期: 2024-05-06。

基金项目: 铜川职业技术学院院级课题(TZY202314)。

作者简介: 刘永豹(1989-), 男, 硕士, 讲师。

引用格式: 刘永豹. 涡轮增压发动机高速旋转状态失衡振动故障诊断系统[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(10): 9-16, 25.

涡轮发动机故障诊断是机械化领域研究的重点课题,因此这一领域的专家和学者关于这一方面进行了很多研究。例如文献 [3] 从振动信号的角度提出了一种基于 SILPDA 的诊断方法,该方法以采集到的振动信号为基础,消除处理后,提取振动信号的时域、频域和时频域的特征,然后以 SILPDA 算法为核心,构建一个诊断模型,在训练样本训练后,输入提取到的特征,完成故障诊断。在该方法中,振动信号经过预处理,包括消除处理和特征提取。然而,数据预处理过程会对振动信号的原始特征造成一定程度的变化或损失,从而导致诊断准确性降低。文献 [4] 从声信号的角度提出一种基于谱图的诊断方法,该方法首先采集了涡轮发动机的声发射信号,然后借助语音识别的方法得到声发射信号的幅度频谱图像,以此为输入,利用 CNN 网络和 BiLSTM 网络提取短时能量、过零率、峭度等特征并进行特征融合,最后通过 SOFTMAX 分类器实现故障诊断。在该方法中,涡轮发动机的声发射信号被用作输入数据。然而,声信号的采集过程受到环境噪音、干扰以及设备位置等因素的影响,导致信号质量不稳定,直接影响故障诊断的准确性。文献 [5] 从温度检测的角度提出了一种基于 ResNet50 的故障诊断方法,该方法首先利用红外热像仪采集了涡轮发动机的红外图像,获取了设备表面温度,然后利用 Faster R-CNN 进行目标区域检测,最后利用 Res-Net50 构建分类模型,对故障类型进行判别,实现故障诊断。该方法依赖红外热像仪采集涡轮发动机的红外图像,以获取设备表面的温度信息。然而,红外热像仪的成本较高,限制该方法在实际应用中的可行性和普适性。

因此,提出一种高速旋转状态下涡轮发动机失衡振动故障诊断系统设计。该系统将振动传感器和声音传感器结合使用,以获取涡轮发动机工作过程中的状态信号。在搭建系统整体框架的基础之上,采用多种传感器进行数据采集,提高了对涡轮发动机状态的全面监测和故障诊断准确性,将多种传感器和变送器结合使用,保证了数据的可靠性。采用下位机高性能处理器确保数据实时处理和快速特征提取,通过 Zigbee 通信模块实现了远程监控功能,提供了稳定且高效的无线通信能力,利用上位机发送命令和请求给协调器,实现对终端节点的远程操控和控制。软件部分采用优化后的小波阈值参数有效降低传感器信号中的噪声,通过提取时域特征和频域特征,全面描述传感器采集到的信号特征,为后续的故障诊断提供信息支持。结合知识图谱与贝叶斯网络算法进行故障诊断推理,以传感器信号特征为依据,进一步提高了系统对涡轮发动机失衡振动的诊断能力和效率。这一创新设计使得系统能够更全面地分析和判别涡轮发动机失衡振动故障,并为后续的维修和调整提供更准确的指导。

1 涡轮发动机失衡振动故障诊断系统开发

本研究从振动信号和声信号分析两个角度设计一个高速旋转状态下涡轮发动机失衡振动故障诊断系统,该系统设计分为框架搭建、硬件选择和软件开发等三部分。通过

引入声音传感器,系统能够获取到更加全面和丰富的工作状态信息,从而增强了对涡轮发动机失衡振动故障诊断的准确性和可靠性。通过下位机层的处理程序进行信号滤波和故障特征提取,并通过 Zigbee 远程通信模块将信号传递给上位机层。在上位机层,运行知识图谱诊断程序,构建故障的知识图谱并结合贝叶斯网络进行推断分析,计算故障发生概率,从而实现高精度的失衡振动故障诊断。

1.1 系统框架搭建

系统框架是系统内部各组成要素之间的相互联系、相互作用的方式或秩序,是系统开发与设计的布局指导。基于该系统开发需求——涡轮发动机失衡振动故障诊断,将系统框架划分为 3 层结构,即下位机层、上位机层以及客户端层,如图 1 所示^[6]。

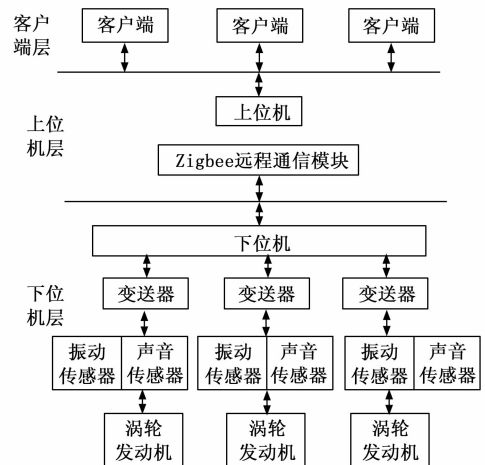


图 1 涡轮发动机失衡振动故障诊断系统框架

下位机层由大量下位机设备组成,布设在机械设备的工作现场,负责采集涡轮发动机工作过程中的信号,并通过网络通信模块完成与上位机之间的通信传输;上位机层在整个系统中起到整体调度和数据存储的作用,负责沟通下位机层和客户端层;客户端层是系统的可视化终端,负责显示被监测的涡轮发动机的故障诊断结果以及提供用户操作窗口^[7]。

1.2 系统硬件选择

系统硬件以 STM32F407ZGT6 微控制器为核心,配合传感器、变送器、通信模块、上位机、下位机和其他硬件电路组成。采用多种传感器进行数据采集,将振动传感器和声音传感器相互补充,提高对失衡振动故障的检测效果。结合多种传感器和变送器,进行信号转换,以便控制器识别和处理。通过 RS-232 串口与 Zigbee 通信网络协调器相连,用于与终端节点进行数据交换和通信。通过上述硬件为故障诊断提供强大的设备支持。

1.2.1 传感器

诊断涡轮发动机失衡振动故障必不可少的硬件是传感器。传感器的作用是感知涡轮发动机运行过程中的能够反映其状态的信号,以实现状态监测和故障诊断^[8]。在该系

统中,采用了两种类型的传感器:振动传感器和声音传感器。前者由于需要贴合在涡轮发动机的表面,但在某些恶劣环境下,如高温、高湿、高腐蚀性等,振动传感器不便于应用。而声音传感器则属于非接触采集方式,可以克服恶劣环境^[9]。通过同时使用振动传感器和声音传感器,系统能够互补二者的优势,弥补单一信号表征的局限性,提高对涡轮发动机失衡振动故障的准确性和可靠性。

1) 振动传感器:涡轮发动机运行过程中必然会产生振动,当涡轮发动机发生失衡振动故障后,振动频率会与有别于正常状态下的振动频率,且这种不同会根据故障类型的不同具体不同的特征。基于此,可以通过采集涡轮发动机的失衡振动信号来实现故障诊断^[10]。本系统中的振动传感器为一种压电式加速度传感器,工作原理是当监测目标工作振动时,压电敏感元件利用压电效应将感知到的物理量转换为与之成正比的电压量,通过电压量来表示失衡振动信号采集结果^[11]。本系统当中的加速度传感器型号为 7704A-100,输出为三向输出,可同时测量 X、Y、Z 共 3 个方向的涡轮发动机失衡振动频率,采用隔离剪切式设计,具有功耗低、抗干扰能力强、偏差稳定性。

2) 声音传感器:当涡轮发动机发生失衡振动故障后,改变的不仅是振动频率,还有设备运行过程的声音信号。本系统设计中使用 TD966 压电式麦克风作为声音传感器,收录涡轮发动机运行过程中产生的声音。该设备可以将采集的声音原始数据实时回传并保存,从而实现了声音信号的远程监控与跟踪^[12]。该设备采集方式为定点在线监控,也就是将麦克风布置到涡轮发动机附近,无需进行设备移动,这样可以保证平稳采集过程中,避免造成干扰^[13]。

这两种传感器的应用使得系统能够全面、准确地获取涡轮发动机的失衡振动信号和声音信号,为后续的故障诊断提供了重要的数据基础。

1.2.2 变送器

在振动传感器和声音传感器收集到失衡振动信号和声音信号之后,这些信号需要经过变送器进行转换,以便被系统的控制器正确识别和处理^[14]。变送器在系统前端远程监控系统中起到了连接传感器和控制器的桥梁作用。

本系统当中的变送器为 SINEAX V604S,该设备内嵌智能信号处理模块,能够将传感器采集到的信号进行隔离和变送。它可以将信号转换成线性的直流模拟信号或数字信号,具有高精度和长期稳定性。传感器与变送器连接电路如图 2 所示。这一部分的设计保证了传感器采集到的失衡振动信号和声音信号能够准确、可靠地传输给控制器。通过变送器的作用,系统能够实现变换和适配不同类型的信号输出,从而提供给控制器一个标准化的输入信号。

通过传感器、变送器和控制器之间的协作,本研究的系统能够顺利地获取涡轮发动机的失衡振动信号和声音信号,并将其传送到后续处理的上位机层。这种前端远程监控系统的设计使得整个系统具备了实时、准确和可靠的数据采集能力,为后续涡轮发动机失衡振动故障的诊断提供

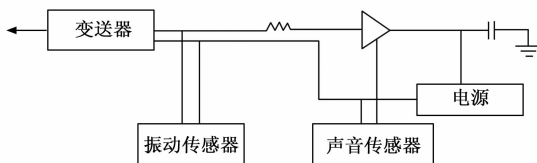


图 2 传感器与变送器连接电路图

了高质量的数据基础。

1.2.3 下位机

下位机本质上是一种单芯片微型计算机,将计算机大部分处理与计算功能压缩在一个集成芯片上,以用于系统控制以及相关功能运算^[15]。下位机在系统中起到了关键的作用,负责接收和处理采集到的失衡振动信号和声音信号,并进行信号处理和特征提取。

本系统的下位机为 STM32, Arm[®] Cortex[®]-M33 处理器内核,在最高 120 MHz CPU 频率下的性能可达到 100 DMIPS,满足了超低功耗、高性能的要求,此外,还具有丰富通信外设,可以运行专有协议或通用协议栈,包括 Zigbee、Mesh 等,为远程通信提供了良好的条件。

通过下位机的工作,系统能够对采集到的失衡振动信号和声音信号进行实时处理和特征提取,并将处理后的信号传输给上位机层进行故障诊断。下位机的设计保证了系统的高效性、可靠性和实时性,为高精度的失衡振动故障诊断打下坚实的基础。

1.2.4 Zigbee 远程通信模块

Zigbee 远程通信模块是实现远程监控的关键,该模块的作用负责转发和接收传感器信号,是下位机采集终端与上位机之间连接的桥梁^[16]。Zigbee 通信模块由终端节点(路由器)和协调器组成,前者负责将传感器获得数据基于 ZigBee 无线网络传输至协调器中,本系统当中的终端节点为 WG155-T,四核 ARM Cortex-A7 CPU,主频高达 761.8 MHz,IPQ4019 集成了 2.4 G 与 5.8 G WIFI 功能。后者负责组网、接收终端节点入网请求。当协调器接收到终端节点传输过来的传感器数据后,协调器通过 RS-232 串口将传感器数据转发至上位机。Zigbee 通信网络结构如图 3 所示。

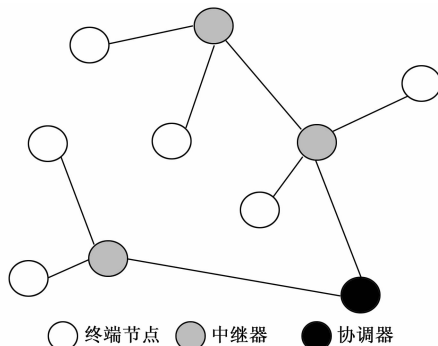


图 3 Zigbee 通信网络结构

从图 3 中还可以看出,通信网络中还有一个中继器,负责两个终端节点之间物理信号的双向转发工作,当远程

传输距离较长时, 终端节点的传输距离不足时, 终端节点与协调器之间是无法实现通信的, 这时就需要中继器, 延长网络距离, 从而实现二者的通信连接^[17]。

通过 Zigbee 远程通信模块的应用, 本系统能够实现终端节点与上位机之间的数据传输和远程监控功能。Zigbee 通信模块在保证通信稳定性和传输效率的同时, 为系统提供了强大的无线通信能力, 使得涡轮发动机失衡振动故障诊断可以远程实时进行。

1.2.5 上位机

上位机是指可以直接发出操控命令的计算机, 通过 RS-232 串口与 Zigbee 通信网络协调器相连, 在本系统当中为 PC 端服务器, 为 PC 端设备提供计算或者应用服务^[18]。RS-232 串口与协调器连接原理结构如图 4 所示。通过 RS-232 串口的连接, 上位机能够与协调器进行数据的交换和通信。上位机发送命令或请求给协调器, 协调器接收到后将其传输给终端节点, 进而实现对终端节点的控制。

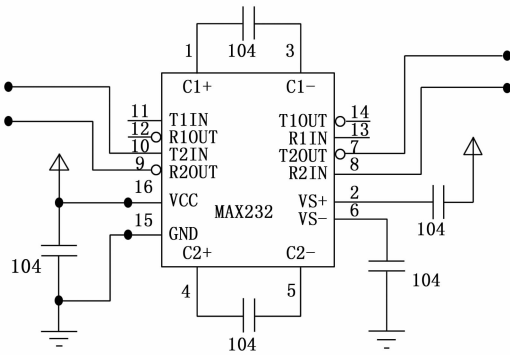


图 4 RS-232 串口与协调器连接原理结构图

2 基于知识图谱的涡轮发动机失衡振动故障诊断系统软件设计

基于涡轮发动机失衡振动故障诊断的基本流程, 将系统软件设计分为 3 个部分, 即传感器信号处理、传感器信号特征提取以及故障诊断。利用鸡群算法对小波阈值核心参数进行优化求解, 将小波基函数、分解层数、阈值和阈值函数作为每只鸡的位置向量, 通过计算适应度函数值寻找最优解, 基于优化后的小波阈值参数去除传感器信号噪声。通过特征归一化操作保证不同特征参数之间的重要性权值统一, 便于后续的特征融合和故障诊断处理。通过构建知识图谱丰富系统的知识库, 可以更全面地分析和诊断涡轮发动机失衡振动故障。

2.1 传感器信号处理

在振动传感器、声音传感器针对涡轮发动机采集的原始失衡振动信号和声音信号由噪声信号和有用信号混合而成, 噪声信号的存在会在一定程度上掩盖掉有用信号, 使得有用信号中的不准确或者缺失, 因此需要对传感器信号进行滤波处理^[19]。小波阈值法是信号滤波最常用的手段, 但是传统小波阈值法在核心参数设置环节是随机设置的, 缺乏一定的科学合理性, 影响了小波阈值去噪效果, 因此

在本研究中利用鸡群算法对小波阈值核心参数进行优化求解, 即将小波基函数、分解层数、阈值、阈值函数, 这四个参数组合成了每只鸡的位置向量, 求解过程如下:

在涡轮发动机运行过程中, 会出现各种故障, 其中之一就是高速旋转状态失衡。鸡群算法是一种启发式优化算法, 它通过模拟自然界中鸡群的行为来寻找最优解。在涡轮发动机故障诊断中, 这意味着可以更快地找到最佳的小波去噪参数组合, 从而提高诊断效率。

1) 设置鸡群算法的初始参数, 将小波基函数、分解层数、阈值、阈值函数 3 个参数组合方案赋予每只鸡, 构建适应度函数, 即:

$$f(x_i) = \sqrt{\sum_{t=1}^T [p(t)_{x_i} - \hat{p}(t)]^2} \quad (1)$$

式中, $f(x_i)$ 为第 i 只鸡的适应度函数, $p(t)_{x_i}$ 为小波阈值去噪后的传感器信号, $\hat{p}(t)$ 为原始传感器信号。

2) 计算每只鸡的适应度函数值, 设迭代次数 = 1。

3) 划分为公鸡、母鸡和小鸡 3 个种群。更新公鸡、母鸡和小鸡下一次的迭代位置。更新个体最优位置和全局最优位置。

4) 按照公式 (1) 重新计算每只鸡的适应度函数值。重复上述寻优过程, 直至迭代次数等于最大值, 输出最小适应度函数对应的一只鸡, 该只鸡的位置向量就是最优解。

经过上述过程的寻优, 得出了小波阈值法 4 个参数最优值。基于此, 利用小波阈值法对传感器采集的信号进行去噪。具体过程如下:

1) 设置小波阈值参数, 包括小波基函数、分解层数、阈值、阈值函数, 由上述鸡群算法获得。

2) 对待处理的传感器信号 $\hat{p}(t)$ 进行离散变换。

3) 利用小波基函数分解 $\hat{p}(t)$, 分解层数为 N 层, 分解后的小波系数为的 A_{jk} 。

4) 按照下述公式对 A_{jk} 进行阈值处理, 得到阈值处理后的小波系数, 处理公式如下:

$$\hat{A}_{jk} = \begin{cases} f(x_j) \text{sign}(A_{jk}) | A_{jk} - T_j |, & | A_{jk} | \geq \lambda_j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

式中, \hat{A}_{jk} 为阈值处理后的第 j 层小波系数, λ_j 为第 j 层阈值。

5) 对 \hat{A}_{jk} 进行重构就得到了去噪处理后的传感器信号^[20]。

通过传感器信号处理的步骤, 原始的失衡振动信号和声音信号可以得到滤波后的信号, 去除了噪声的干扰, 提高了信号的准确性和可靠性。这为后续的传感器信号特征提取和故障诊断提供了良好的数据基础。

2.2 传感器信号特征提取

通过鸡群算法改进小波阈值参数, 可以有效降低传感器信号中的噪声, 保证传感器信号特征提取的精准度。经过传感器信号处理后, 传感器底信号质量会得到很大程度的提高, 为后续研究提供了高质量的基础数据。特征提取的目的是简化后续故障诊断流程, 降低工作量。涡轮发动

机的故障类型多种多样，每一种都有自己的表现形式，因此提取到的特征也会相应的存在差异^[21]。基于这一点，信号特征可以为故障诊断提供重要依据。信号特征主要有两种，一种是时域特征，一种是频域特征。不同类型的特征描述的内容不同，为保证提取特征的全面性，本研究中提取两类特征，一起作为传感信号的描述，弥补单一特征信息量有限的缺陷。

2.2.1 时域特征

时域特征参数有很多，在本研究中选取其中的两项作为传感器信号的特征，分别为峰度因子和峭度因子，前者描述了传感器信号在一段时间内的波峰明显程度，故障发生后，传感器信号会出现峰值；后者用于检验信号偏离正态分布的程度。这两个时域特征参数的提取公式如下：

$$\text{峰度因子: } S_1 = \frac{\hat{A}_{jk} \max D_t}{\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (D_t - \bar{D})^2}{T}}} \quad (3)$$

$$\text{峭度因子: } S_2 = \frac{\sum_{t=1}^T \left[\frac{(D_t - \bar{D})^4}{\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (D_t - \bar{D})^2}{T}}} \right]}{T} \quad (4)$$

式中， S_1 、 S_2 分别为峰度因子和波形因子， D_t 为 t 时刻的传感器信号， T 为信号长度， \bar{D} 为传感器信号平均值， $\max D_t$ 为峰值。

2.2.2 频域特征

频域特征是用来描述信号在频率方面的特征。同样频域特征有很多种，但是通过传感器信号无法直接获得获得频域特征，需要先利用离散傅里叶变换方法将传感器信号转化为频谱域当中，记为 E_j ， j 代表频谱线。接下来从 E_j 中提取频域特征，即平均频率和频率中心。

$$\text{平均频率: } S_3 = \frac{\sum_{j=1}^m E_j}{m} \quad (5)$$

$$\text{频率中心: } S_4 = \frac{\sum_{j=1}^m E_j F_j}{\sum_{j=1}^m E_j} \quad (6)$$

式中， E_j 为频域信号幅值（频谱值）， F_j 为频域信号频率值， m 为频谱数量。

在完成特征提取后，需要统一其量纲，实现特征归一化。

$$S = S_1 \omega_1 + S_2 \omega_2 + S_3 \omega_3 + S_4 \omega_4 \quad (7)$$

式中， ω_1 、 ω_2 、 ω_3 、 ω_4 分别为峰度因子、峭度因子、平均频率、频率中心的权值。

2.3 基于知识图谱的涡轮发动机失衡振动故障诊断

通过传感器信号特征提取，将原始数据转换为可计算的表示形式，从数据中提取出最具信息量和区分度的特征，以便进行后续的知识抽取、推理和应用。知识图谱是一种描述实体之间关系的数据网络，是智能算法中的一种。利用该算法进行涡轮发动机失衡振动故障诊断，主要分为两

个步骤，前一个步骤为知识图谱构建，后一个步骤为基于知识图谱的诊断推理。下面针对这两个部分进行具体分析。

2.3.1 知识图谱构建

知识图谱有由若干节点和连边构成，节点表示了现实存在的一个相对独立的实体，并且具唯一的 ID 值，连边代表两个实体所存在的关系。知识图谱将复杂的关系转化成一个网络，从关系分析中去解决相关问题。知识图谱构建框架，如图 5 所示。

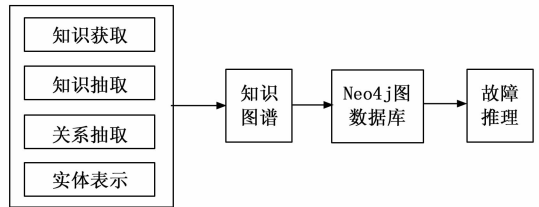


图 5 知识图谱框架结构

知识图谱的构建过程主要分为 4 个步骤，下面进行具体分析。

1) 知识获取：即采用网络爬虫技术获取涡轮发动机失衡振动故障相关文字资料，然后对这些文字资料进行预处理，包括分词、去停用词、词性标记和词干提取等。

2) 知识抽取：利用深度学习方法从获取的知识中抽取涡轮发动机失衡振动故障诊断知识实体。对获取的知识文本进行编码，然后知识编码为输入，利用深度学习中的卷积神经网络首先进行卷积操作，提取文本特征，然后通过池化层进行特征降维，接着通过全连接层将特征连接为一维向量，通过输出层分类器实现不同类别实体分类抽取。针对本研究课题，可将涡轮发动机失衡振动故障诊断知识分为 5 个不同类别的实体，实体概念集合表示为：

$$O = \{O_1, O_2, O_3, O_4, O_5\} \quad (8)$$

式中， O_1 、 O_2 、 O_3 、 O_4 、 O_5 分别为设备结构类实体、测点类实体、故障现象类实体、故障原因类实体及维修建议类实体。

3) 关系抽取：在从获取到的知识中抽取实体之后，接下来需要确定实体之间的语义关系，也就是连接在实体之间建立连接，俗称“绘边”。在这里通过可以无监督学习中的聚类来实现，借助原始文本中包含的相关信息进行分类，得到结果后，根据聚类的结果来匹配相应的关系。基于此， O_1 、 O_2 、 O_3 、 O_4 、 O_5 5 个实体之间的关系描述如下：

$$G = \{G_1, G_2, G_3, G_4, G_5, G_6\} \quad (9)$$

式中， G_1 、 G_2 、 G_3 、 G_4 、 G_5 、 G_6 关系定义如表 1 所示。

表 1 实体关系表

关系符号	实体	关系定义
G_1	O_1, O_1	故障发生在某个设备结构处
G_2	O_2, O_1	测点监测某处设备结构
O_3	O_1, O_5	针对故障原因需要采取的维修建议
G_4	O_1, O_3	故障原因造成了某种故障现象出现
O_5	O_2, O_3	故障现象的特征指标由该测点进行监测
G_6	O_1, O_3	某个设备结构处出现了故障现象

4) 实体表示。基于上述 $O = \{O_1, O_2, O_3, O_4, O_5\}$ 与 $G = \{G_1, G_2, G_3, G_4, G_5, G_6\}$, 通过一个三元组对涡轮发动机失衡振动故障诊断知识进行表示, 表现形式如下:

<实体, 关系, 实体>

然后根据三元组绘制涡轮发动机失衡振动故障诊断的知识图谱, 图谱中, 各个节点代表各个实体, 节点之间带方向的边代表实体之间的关系, 箭头指向为因变量实体。最后将建立知识图谱保存到知识保存到 Neo4j 图数据库当中, 用于下述诊断推理。

2.3.2 故障诊断推理

旋转机械故障类型是根据故障原因得出的, 因此确定故障原因就能确定故障类型。故障诊断推理就是基于这一点, 根据上述构建的实体之间的知识图谱, 然后结合一种推理算法, 由传感器信号特征推断故障发生的概率。在这里选择的智能推理算法为贝叶斯网络算法。故障推理过程如下:

1) 将 2.2 小节提取到的 8 个传感器信号特征作为故障现象集合, 记为 $R = \{R_1, R_2, \dots, R_8\}$, 其中前 4 个为振动信号的故障特征, 后 4 个为声音信号的故障特征。

2) 假设故障类别为 Q , 计算 Q 出现的概率, 计算公式如下:

$$Y(Q) = \frac{S\varphi_{RQ}}{\varphi_R} \quad (10)$$

式中, $Y(Q)$ 为故障类别 Q 出现的概率, φ_{RQ} 为知识图谱中故障现象 R 的所有类别中, 类别 Q 出现的次数; φ_R 为故障现象 R 在图谱中出现的次数。

3) 由贝叶斯公式可知, 假设涡轮发动机失衡振动故障现象 R 是由故障类别 Q 导致的, 由此计算概率值如下:

$$Y(Q|R) = \frac{Y(R|Q)Y(Q)}{Y(R)} \quad (11)$$

式中, $Y(Q|R)$ 为故障类别 Q 发生时导致 R 发生的概率, $Y(R)$ 为故障现象 R 出现的概率。

4) 由于出现了 R 才会对其类别进行分析, 所以得出:

$$Y(R) = 1 \quad (12)$$

$$Y(Q) = Y(R|Q) \quad (13)$$

5) 根据 4) 对公式 (11) 进行简化, 得出:

$$Y(Q|R) = \frac{\varphi_{RQ}}{\varphi_R} \quad (14)$$

6) 根据概率最大原则, 概率最大对应的故障原因作为诊断结果。

3 实验分析

为验证所设计系统在高速旋转状态下涡轮发动机失衡振动故障诊断中的应用效果, 与文献 [3] 提出的基于 SILPDA 的诊断方法、文献 [4] 提出的基于谱图的诊断方法、文献 [5] 提出的基于 ResNet50 的故障诊断方法进行对比, 分析系统的诊断能力。设置鸡群算法的种群中总共

有 100 只鸡, 其中公鸡占比 10%, 母鸡占比 40%, 小鸡占比 50%。设置最大迭代次数为 50 次, 以确保算法有足够的时间收敛到最优解。设定搜索范围的阈值为 0.1, 搜索范围的分解层数为 4 层。

3.1 传感器信号采集现场

涡轮发动机是很多机械化设备的动力系统, 由于工作强度大、工作环境恶劣, 因此是最常发生故障的设备, 因此本研究就以某机械设备的涡轮发动机为对象, 利用本系统对其进行故障诊断。设置涡轮发动机的运行参数, 将转速设置为 10 000 rpm, 载荷为 80% 最大功率输出, 将诊断信息传感器与声音传感器布设到涡轮发动机上以及附近, 采集传感器信号。高速旋转状态下涡轮发动机失衡振动故障诊断具体步骤如下:

1) 在涡轮发动机上和附近适当位置布置振动传感器和声音传感器, 确保传感器与涡轮发动机的接触良好, 以获取准确的信号采集结果。

2) 使用数据采集系统对振动传感器和声音传感器进行设置, 设置传感器信号采集时间长度为 10 min, 采样频率为 5 Hz/s。

3) 启动涡轮发动机, 将其处于高速旋转状态。通过振动传感器和声音传感器采集涡轮发动机工作过程中的状态信号, 并将采集到的失衡振动信号和声音信号保存至数据文件中。

4) 使用系统中下位机层的处理程序对采集到的信号进行滤波处理、特征提取等操作, 生成特征数据。

5) 将所设计系统得到的特征数据与其他诊断方法 (如文献中提到的基于 SILPDA 的诊断方法、基于谱图的诊断方法和基于 ResNet50 的故障诊断方法) 进行对比分析。使用相同的输入数据 (失衡振动信号和声音信号), 分别进行各自诊断方法的实验。

两个传感器采集到失衡振动信号和声音信号如图 6 所示。

在实验中, 通过振动传感器和声音传感器采集了涡轮发动机工作期间的状态信号。得到的失衡振动信号和声音信号将用于后续的信号处理和故障诊断。

3.2 系统滤波功能

传感器信号处理中利用鸡群算法求取的小波基函数、分解层数、阈值、阈值函数 4 个核心参数分别为 Haar、3 层、0.5、软阈值函数。利用改进小波阈值法去除噪声后, 计算前后的峰值信噪比, 根据信噪比对比出系统是否达到有效的滤波效果。信噪比计算公式如下:

$$SNR = 20 \lg \left(\frac{\eta}{\mu} \right) \quad (15)$$

式中, SNR 为信噪比, 该值越大, 代表传感器信号的滤波效果越好; η 、 μ 分别为信号和噪声电压的有效值。

传感器信号滤波前后信噪比对比结果如表 2 所示。

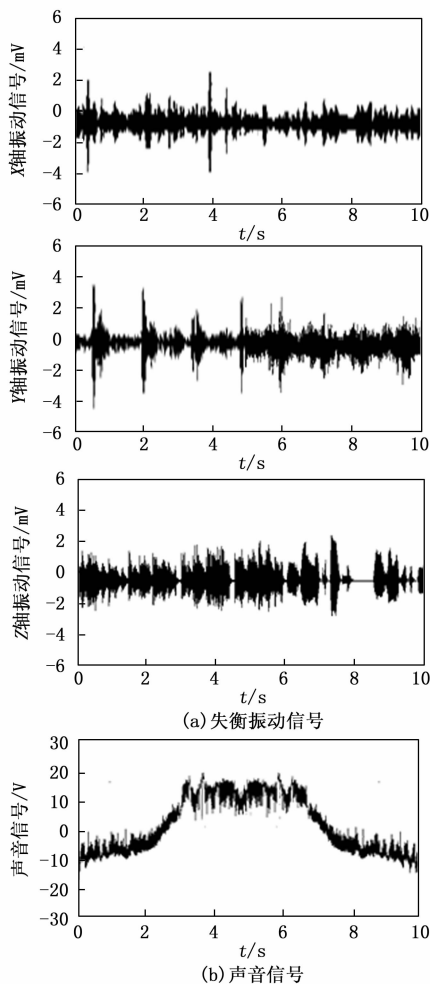


图 6 传感器信号采集结果图

表 2 传感器信号滤波前后信噪比对比结果

信号类型		滤波前	滤波后
振动信号	X 轴	84.62	114.85
	Y 轴	87.44	120.32
	Z 轴	83.71	117.45
声音信号		70.63	115.78

根据表 2 中的传感器信号滤波前后信噪比对比结果，可以看出在使用改进小波阈值法去除噪声后，信噪比有明显提高。滤波后的信噪比均较滤波前有所增加，这说明所设计系统的传感器信号处理方法是有效的。因此，可以得出结论，所设计的系统采用的传感器信号处理方法在提高信噪比和滤波效果方面取得了良好的效果。这是因为设计系统利用改进的小波阈值法对传感器信号进行滤波处理，通过软阈值函数对小波系数进行阈值处理，在处理过程中能够更有效地去除噪声，保留信号的有效部分，从而提高信噪比。

3.3 传感器信号特征提取功能

利用系统的传感器信号特征提取对振动信号和声音信

号进行 4 个特征的提取，然后统一其量纲，实现特征归一化。提取结果如表 3 所示。

表 3 传感器信号特征提取结果

信号类型		峰度因子	峭度因子	平均频率	频率中心
振动信号	X 轴	0.453 4	0.056 4	0.428 6	0.787 5
	Y 轴	0.186 2	0.098 3	0.421 2	0.712 2
	Z 轴	0.328 8	0.078 7	0.521 7	0.823 2
声音信号		0.456 0	0.036 9	0.398 8	0.836 3

由表 3 可知，设计系统可以有效提取在进行信号特征提取时的声音信号。这是因为设计系统在经过传感器信号处理后，利用时域特征和频域特征提取信号特征，使设计系统能够全面采集传感的信号特征，便于后续的故障诊断分析。

3.4 涡轮发动机失衡振动故障诊断的知识图谱

建立关于涡轮发动机失衡振动故障诊断的知识图谱。在建立前，首先要明确涡轮发动机失衡振动故障的主要故障类型，具体如表 4 所示。

表 4 电机主要故障类型

部件	故障类型	原因
定子	定子铁芯过热故障	老化、绝缘被损坏等
	定子铁芯短路故障	硅钢片质量差、表面异物或不适当维护
	定子铁芯松动故障	振动、操作不规范、永久夹具松动
	定子绕组匝间故障	电应力、机械应力和过载引起
转子	转子不平衡故障	设计和制造缺陷、材料不均匀、热变形和其他因素
	转子不对中故障	两个联轴器不完全共线
	转子断条故障	导条偏离之前的位置
	转子绕组匝间故障	转子端绕组安装不牢固、间隔块变松、引线焊点修整不好等
定子和转子	偏心故障	定子和转子之间存在不平等的气隙
轴承	疲劳剥落故障	滚珠与内外圈不断地反复接触
	磨损故障	污染、缺少润滑油剂

基于表 4，确定实体，抽取实体关系，建立知识图谱。图 7 示例给出了其中一部分。

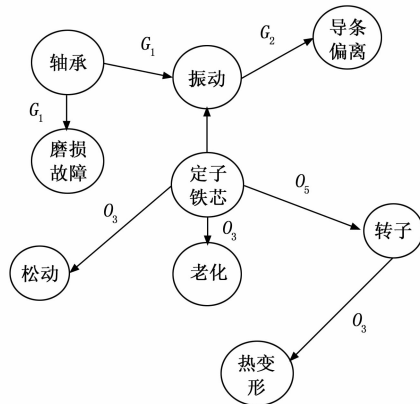


图 7 知识图谱部分示例

3.5 基于知识图谱的故障推理结果

结合贝叶斯网络算法，根据上述建立的知识图谱，对图 6 中的电机进行故障推理，结果如表 5 所示。

表 5 基于知识图谱的故障推理结果

故障类型	故障类别发生概率	推断原因
定子铁芯过热故障	0.542	老化
定子铁芯短路故障	0.466	表面异物
定子铁芯松动故障	0.362	永久夹具松动
定子绕组匝间故障	0.415	过载
转子不平衡故障	0.526	热变形和其他因素
转子不对中	0.755	两个联轴器不完全共线
转子断条	0.625	导条偏离之前的位置
转子绕组匝间故障	0.425	间隔块变松
偏心故障	0.796	定子和转子之间存在不平等气隙
轴承疲劳剥落故障	0.529	滚珠与内外圈不断地反复接触
轴承磨损故障	0.958	缺少润滑剂

从表 5 中可以看出，故障发生概率最大对应的是轴承磨损故障，由此说明图 5 中的电机发生的轴承磨损故障，故障原因为缺少润滑剂。之所以设计系统可以有效推理故障发生原因，是因为设计系统根据电机故障相关领域的知识和数据，构建了一个涵盖多个故障类型和可能原因的知识图谱，且知识图谱中包含了电机故障的类别、发生概率以及推断原因等信息。结合贝叶斯网络算法进行故障推理，该算法基于条件概率模型，结合先验概率和条件概率，计算出故障类型发生的概率，并有效推断出最可能的故障原因。

3.6 系统诊断性能对比

为进一步证明所设计系统的诊断能力，从 CT0019 故障案例集中选择了 2 530 个样本，这些样本涵盖了涡轮发动机设备失衡故障的 11 种已知故障类型。利用所设计系统以及文献 [3-5] 提出的诊断方法进行故障诊断，然后根据诊断结果，计算特异度和灵敏度，以此绘制 ROC 曲线，曲线下方的面积 (AUC 值) 最大值为 1，该曲线越在上方，AUC 值越接近 1，证明诊断结果越准确。特异度和灵敏度计算公式如下：

$$TPR = \frac{\bar{\omega}}{\bar{\omega} + \vartheta} \quad (16)$$

$$FPR = \frac{\xi}{\xi + \psi} \quad (17)$$

式中， TPR 为灵敏度， FPR 为特异度， $\bar{\omega}$ 代表诊断结果为故障，诊断结果也为故障， ϑ 代表检查结果为无故障，但实际结果也为无故障， ξ 代表检查结果为故障，但实际结果为无故障， ψ 代表检查结果为无故障，但实际结果为故障。结果如图 8 所示。

从图 8 可以看出，与文献 [3-5] 提出的诊断方法相比，所设计系统的 ROC 曲线在最上方，曲线下方的面积更

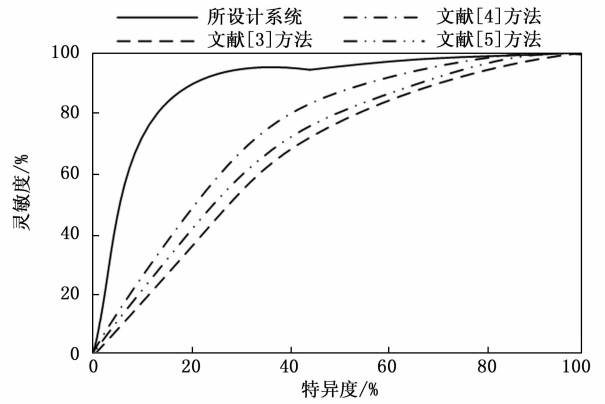


图 8 ROC 曲线对比结果图

大， AUC 值 = 0.847，说明本系统的故障诊断能力更强，更能保证诊断结果的准确性。这是因为所设计系统采用的改进小波阈值法对传感器信号进行滤波处理。改进小波阈值法结合了鸡群算法优化的的小波基函数、分解层数、阈值和阈值函数等核心参数，在滤波过程中较好地去除了噪声，并保留了有用信号的特征。因此，所设计系统能够更准确地提取出涡轮发动机设备失衡故障的特征信息，从而实现了更可靠的故障诊断。

4 结束语

涡轮发动机是机械化生产中最常见的自动化设备，其使用极大提高了生产效率，但是在高速旋转状态下，该设备难以避免地会出现各种各样的故障问题，导致生产质量下降，因此对其进行定期故障诊断，以便及时排除故障，维护设备都具有重要的现实意义。为此，设计一种高速旋转状态下涡轮发动机失衡振动故障诊断系统。该系统使用了两种传感器设备，采集两种类型的传感器信号，避免了单一类型信号的局限性；提取了两种类型的故障特征，使得故障信息描述更加全面。使用知识图谱对故障实体间的关系进行了清晰描述，结合贝叶斯网络实现了故障推断。实验结果表明，所设计的系统在涡轮发动机失衡振动故障诊断方面表现出色，相较于传统的诊断方法，其诊断能力更强，能够提供准确的故障诊断结果。本研究为解决高速旋转状态下涡轮发动机振动故障诊断的难题，提供了一种有效的解决方案。

参考文献：

[1] 苏树智, 张茂岩, 方贤进, 等. 基于全局-局部欧拉弹性判别投影的旋转机械故障诊断方法 [J]. 振动与冲击, 2023, 42 (11): 65-74.

[2] 姜万录, 赵岩, 李振宝, 等. 多模型 Stacking 集成学习的旋转机械故障诊断方法 [J]. 液压与气动, 2023, 47 (4): 46-58.

(下转第 25 页)