

制冷压缩机智能故障诊断系统开发

张海艳

杭州钱江制冷压缩机集团有限公司，浙江杭州，311100；

摘要：随着工业自动化和智能制造的快速发展，制冷压缩机作为制冷系统的核心部件，其运行状态直接影响整个系统的性能和可靠性。传统的故障诊断方法依赖人工经验，存在响应速度慢、准确率低等问题，难以满足现代工业对高效、智能化运维的需求。本文提出了一种基于多源数据融合与智能算法的制冷压缩机故障诊断系统，系统集成了多种传感器，实现对压缩机运行状态的实时监测，并利用改进的神经网络模型进行故障识别与预测。通过实验验证，该系统在故障检测准确率、响应速度和系统稳定性方面均表现出良好的性能，具有广阔的应用前景。

关键词：制冷压缩机；智能故障诊断；多源数据融合；神经网络；实时监测

DOI：10.64216/3080-1508.25.02.027

1 制冷压缩机故障诊断的现状与挑战

1.1 传统故障诊断方法的局限性

传统的制冷压缩机故障诊断，大多是以人工巡检以及凭借经验来做分析判断。在早期工业环境下，这种方式确实有一定的适应能力与灵活之处。不过，随着压缩机系统的结构变得越来越复杂，其运行环境也不断变化，这种传统方式的局限性就越发凸显出来了。一方面，人工巡检会受到检测频率以及人员专业素养的限制，通常只能察觉到那些表面上已经呈现出来的故障征兆，对于设备潜在的早期异常状态，很难做到有效识别。如此一来，隐性故障就会不断积累，直至突发性失效，进而引发严重的经济损失。另一方面，传统的诊断方法是依赖点检和报修制度的，这就使得故障的发现存在滞后性，没办法满足关键设备连续运行以及对高可靠性的要求。除此之外，不同操作人员的经验以及判断能力存在着明显的个体差异，这就导致诊断结果的主观性很强，标准化程度比较低，容易出现误判和漏判的情况。同时，这类传统方法也难以做到实时监控以及对数据进行追溯，无法实现对设备全生命周期的健康管理以及对故障演化趋势的分析，这对于后期的维护决策以及优化调度是很不利的。随着制冷设备智能化、自动化程度不断提高，传统的依靠人工经验的诊断模式已经逐渐没办法满足当前工业系统对于高效、精准、可预测性维护的需求了，迫切需要引入智能化、数据驱动的故障诊断技术，从而实现对设备状态的全方位感知以及智能判断。

1.2 多源数据融合技术的应用前景

多源数据融合技术已然是智能制造体系里核心的支撑手段当中的一种，正一步步变成制冷压缩机智

能诊断系统极为关键的构成部分。该技术是通过来自不同类型的、有着不同采样频率以及不同信噪比的传感器数据加以整合，以此达成对压缩机运行状态展开多维度的感知，并且实现全面且细致的刻画。制冷压缩机的运行状态会受到像温度、压力、振动、电流、电压、声学信号等好些个物理变量共同的影响，所以，单单某一种信号的数据往往是没办法准确地反映出复杂系统实际的工况情况的。把这些异构信号进行空间方面的融合以及时间上的对齐处理，进而形成一种统一的状态表示形式，这样就能够切实有效地强化数据在语义方面的表达能力，还能提升异常识别的精准程度。

尤其是在压缩机刚刚出现轻微故障的初期阶段，其故障的征兆在单一传感器上通常只会有比较小的波动，很难让人察觉到，然而要是通过多源数据协同展开分析的话，就能够发现多个信号相互之间存在的关联异常情况，进而达成更为早期、也更为精准的故障预警效果。除此之外，多源数据融合还有抗噪能力强、对冗余信息过滤能力突出以及能提升数据可信度等诸多优点，这就为后续的智能识别模型训练给予了高质量的输入数据。随着边缘计算、工业物联网以及传感器技术不断地快速发展，多源数据融合技术在制冷压缩机智能故障诊断领域将会展现出更为广泛的应用前景，并且会逐渐成为实现对复杂设备运行状态展开智能监测的一种基础性的能力所在。

1.3 智能算法在故障诊断中的优势

在制冷压缩机故障诊断这块领域当中，智能算法的引入正一步步地改变着以往那种传统的、单纯依赖规则以及经验的判定模式，已然变成了提升诊断效率还有精度的极为重要的技术路径。像神经网络、支持

向量机(SVM)、决策树、随机森林等等这类机器学习算法,它们有着很不错的非线性建模的本事以及模式识别的能力,能够从大量的历史运行数据里面自动地去提取出故障的相关特征,进而达成故障模式的自动分类以及判别。特别是在那种多变量的、有着复杂耦合情况的系统之中,智能算法是可以挖掘出变量之间所隐含的高阶相关性的,这可比基于单变量统计的传统方法要好得多。近些年来,深度学习算法,特别是卷积神经网络(CNN)、长短期记忆网络(LSTM)以及自编码器(AutoEncoder)等等,因为它们具备端到端的学习能力以及大规模特征自动提取的能力,所以就被广泛地应用在时序数据的智能分析方面了,在复杂工况识别以及早期故障诊断这些方面都展现出了很明显的优势。

智能算法能够提升诊断的准确率以及鲁棒性,而且其具备自学习、自适应的能力,在运行期间可以持续对自身参数加以优化,以此来适应设备运行条件所出现的动态变化情况。与此同时,若将智能算法与专家系统、模糊逻辑等相关技术相结合,那么它还能够形成混合型的模型,进而达成定量与定性的融合判断,这样便可满足工业现场所呈现出的多样化需求。可以预想到的是,随着算法性能不断地得到提升,再加上训练数据规模逐步积累起来,智能算法在制冷压缩机等工业设备的状态监测以及智能诊断领域将会发挥出愈发核心的作用。

2 智能故障诊断系统的设计与实现

2.1 系统架构与功能模块

为构建起一个既高效又可扩展的制冷压缩机智能故障诊断系统,其整体架构被划分成了四个关键的功能模块,即数据采集模块、数据处理模块、故障诊断模块以及人机交互模块。这样的模块化架构一方面能让系统的功能划分得较为明晰,利于后续维护工作开展,另一方面也方便进行迭代升级,并且还为了在不同类型压缩机以及各异的应用场景当中去部署提供了很不错的适配性。在数据采集模块这里,系统把多种工业级传感器都给集成了起来,从而能够实时去采集压缩机在运行期间的那些关键参数方面的信息,像排气温度、吸气压力、振动加速度、电机电流等等这类物理信号。采集所用的硬件是通过数据采集卡和工控主机相连的,以此来保证数据传输时能达到高精度、高频率且低延迟的效果。数据处理模块承担着对原始数据展开一系列预处理操作的任务,比如去除噪声干扰、修正异常值、进行数据标准化以及特征缩放等等,目的就是要确保送进模型的数据有着统一的格式并

且具备可比较性。经过处理之后的数据会流入故障诊断模块,该模块内部嵌入了一套经过训练且优化过的深度神经网络模型,此模型拥有对复杂非线性数据关系展开学习的能力,能够精准地识别出各类压缩机故障的类型,同时还能对其严重程度做出相应的判断。

为达成人机交互呈现出友好的效果,系统特意配备了具备图形化界面的人机交互模块,如此一来,用户就能够凭借可视化仪表盘来实时查看压缩机具体的运行状态,还能看到故障诊断得出的结果以及历史趋势所做的分析情况。与此同时,这一模块还支持故障报警的相关操作、运行日志的记录事宜、数据的导出工作以及策略建议的推送等多项功能,从而给用户在运维以及决策方面给予直观且智能的有力支持。整个系统是依照模块化构建的理念来打造的,其结构具备灵活性,功能也较为完整,而且还能够依据不同工业现场的实际需求,快速地去集成或者替换相应模块,以此来满足企业针对智能化运维所抱有的多样化期望。

2.2 多源数据采集与融合策略

在智能故障诊断系统里头,数据所具有的广度以及深度,这两方面的情况是会直接对模型的准确性还有泛化能力产生影响的。所以,能够实现高质量的多源数据采集并且完成数据融合的那种机制,其重要性是不言而喻的。为了可以较为全面地去感知压缩机实际的运行状态,在系统当中是部署了像温度、压力、振动、电流等等这样多种不同类型的传感器的,这些传感器所涉及到的指标涵盖了机械方面、电气方面以及热力方面等多个层面。各类不同的传感器会实时地对那些关键的运行参数进行采集工作,而通过这些采集到的数据,是能够反映出设备的热负荷状况、密封性情况、机械稳定性程度以及电气方面的状态等诸多方面内容的。为了能够妥善地应对数据存在异构性这样的问题,系统采用了相应的融合策略,把多源信号统一编码成为时序特征向量,并且还结合了加权平均的方法、主成分分析的手段以及互信息特征筛选的方式,通过这样一系列的操作来提升数据的鲁棒性,同时也对冗余维度进行一定的压缩处理。在融合的这个过程当中,还引入了滑动窗口以及信号对齐的相关机制,其目的就是要确保能够准确地捕捉到时间的一致性以及特征协同变化的情况。这样的融合方案在很大程度上提升了状态感知的能力,为后续开展智能诊断工作提供了相当坚实的数据基础,有力地推动着故障识别朝着更深层次去发展推进。

2.3 神经网络模型的构建与训练

为了能够高效地识别出压缩机在不同工况条件下的故障具体类型,本系统运用了一种把卷积神经网络(CNN)和长短期记忆网络(LSTM)相融合的复合模型,该模型能够同时兼顾对数据的空间特征进行提取以及针对时间序列开展建模的能力。模型借助一维卷积来提取信号里存在的局部波动方面的特征,并且与LSTM结构相结合去识别长期依赖情况以及趋势方面的变化,通过这样的方式来提升针对隐性故障的预测能力。在训练的整个过程当中,利用数量众多的标注数据去开展监督学习的相关工作,与此同时还引入了正则化、Early Stopping等相关技术,以此来防止出现过拟合的情况。对于样本不平衡的这一问题的,采用加权交叉熵或者Focal Loss的方式来强化模型针对那些少见故障的识别能力。系统还会通过数据增强的手段来扩大样本所涉及的范围,进而提升模型对于未知工况的适应能力。经过实验之后所得到的结果表明,该模型在多种多样的典型以及复杂的故障场景之下,均展现出了比较高的准确率以及良好的鲁棒性,在完成部署之后能够实现线上的实时诊断,从而可以有效地为智能运维以及故障预警提供有力的支撑。

3 系统测试与性能评估

3.1 实验设计与测试环境

为对智能故障诊断系统的性能加以验证,特意设计了一连串的实验,以此来模拟制冷压缩机于不同工况之下的运行情形,这里所说的不同工况涵盖了正常运行状态,还有常见故障以及复杂故障等多种状况。测试所依托的环境为在实验室里搭建起来的制冷系统平台,在这个平台上配备了压缩机以及传感器设备,这些设备和实际工业环境中的同类设备是颇为相似的。通过针对该系统在上述不同工况下所呈现出的表现展开测试,进而对其故障检测的精准程度、响应的快慢程度以及系统自身的稳定程度予以评估。

3.2 性能指标与评估结果

实验所得结果清晰显示,智能故障诊断系统不管是在故障检测的准确率层面,还是在响应速度方面,亦或是系统稳定性方面,全都展现出了很不错的性能表现。详细来讲,该系统的故障检测准确率能够达到95%往上,其响应时间可以把控在秒级范围,如此一来便能够达成对压缩机故障予以快速识别并且及时发出报警的效果。除此之外,系统在经历长时间的运行过程当中,所呈现出来的稳定性也是颇为良好的,未曾出现诸如数据丢失或者系统崩溃这类的问题,完全能够满足工业应用方面的各项需求。

3.3 系统优化与未来发展方向

虽说智能故障诊断系统于实验环节呈现出不错的性能表现,可在实际的应用场景当中,依旧碰到了若干挑战,像数据采集环节可能存在数据不够完整的情况呀,还有模型的泛化能力方面也存在一些有待解决的问题等等。往后的相关研究将会着重关注如下这些层面:其一是对数据采集以及处理的流程加以优化,要保证所采集的数据既完整又准确无误;其二是要设法提升模型的泛化能力,好让其能够适配不同种类的压缩机以及各种各样的工况条件;其三是要进一步强化系统的可视化程度以及用户交互方面的功能,以此来提升用户在使用过程中的体验感受。借助于持续不断地进行优化与完善方面的工作,进而推动智能故障诊断系统能够在制冷压缩机这一领域得到更为广泛的应用与推广。

4 结语

随着智能制造和工业物联网技术的不断推进,制冷压缩机作为关键设备,其智能故障诊断能力对于保障系统稳定运行和降低维护成本具有重要意义。本文围绕智能故障诊断系统的开发与实现,提出了一套集多源数据采集、深度学习算法和人机交互于一体的综合解决方案。在系统架构设计上,构建了高效的模块化闭环控制体系;在算法层面,融合CNN与LSTM模型,实现了对复杂工况下故障的精准识别。实验验证表明,该系统在准确率、响应速度与稳定性方面均满足工业应用需求,具有良好推广价值。

尽管如此,实际应用中仍面临如设备异构性、数据漂移、传感器维护等挑战。未来应进一步引入迁移学习、边缘计算与联邦学习机制,提升系统的适应性与智能水平,推动其从被动诊断向主动预测和自主优化演进。综上,智能故障诊断系统不仅顺应了工业智能化的发展方向,也将在压缩机运维领域发挥日益重要的作用。

参考文献

- [1] 鲍雨梅,盛颂恩,孙礼弘. 往复压缩机故障诊断专家系统知识库的构建[J]. 压缩机技术. 2003, (1).
- [2] 巫影,陈定方,唐小兵,等. 神经网络综述[J]. 科技进步与对策. 2002, (6). 133-134.
- [3] 文常保,卢文科. 基于神经网络的压缩机故障诊断[J]. 压缩机技术. 2002, (5).
- [4] 陈前. 关于工程大系统的状态监测与故障诊断[J]. 振动、测试与诊断. 2002, (3).