

基于深度学习的旋转机械大数据智能故障诊断方法

白享恩

国家能源集团神东煤炭集团设备维修中心 内蒙古 鄂尔多斯 017000

摘要: 作为机械设备的关键组成部分, 旋转机械的运行状态直接影响整体设备的可靠性。针对其故障可能导致的严重后果, 本研究提出了一种融合红外热成像与深度学习技术的智能监测方案。首先构建了包含电动机(正常/过载/短路)和转子系统(正常/不平衡/不对中)六种工况的故障模拟实验平台; 其次采用红外热像仪获取设备表面温度场分布, 通过图像增强技术提升热像质量; 随后运用目标检测算法实现关键部件的自动识别与定位, 并基于检测结果完成区域重构; 最终采用深度神经网络对重构图像进行状态分类, 建立智能诊断模型。实验数据显示, 该方法的诊断准确率达到90.06%, 验证了其有效性。本研究所提出的技术路线通过扩展故障类型和部件种类后, 可为旋转机械及其他机械设备的故障诊断提供新的研究思路和实践参考。

关键词: 智能故障诊断; 深度学习; 循环神经网络; 卷积神经网络; 多传感器

1 前言

传统的人工现场检测方法在旋转机械故障诊断中存在诸多局限性, 包括检测效率低下、资源消耗过大以及故障识别准确率不高等问题。随着工业设备服役时间的延长, 其性能退化程度加剧, 故障发生风险呈指数级增长。单纯依靠缩短检修间隔的应对策略, 不仅会大幅增加企业运营成本, 还难以确保故障诊断的时效性和可靠性。在工业4.0背景下, 基于人工智能的智能诊断技术已成为解决这一问题的关键突破口。本研究创新性地运用关联规则算法对海量设备运行数据进行深度挖掘, 通过融合历史运行参数与实时工况数据, 并借助深度学习技术构建故障预测模型, 最终实现旋转机械运行状态的智能化监测与精准诊断, 为保障设备安全稳定运行提供技术支持。

2 大数据技术在旋转机械故障诊断中所面临的挑战

2.1 旋转机械故障诊断的数据量较小

在数字化信息时代背景下, 各类传感器设备能够采集海量的物理参数数据。然而, 由于信号来源的多样性以及采集方式的差异性, 这些原始数据往往存在质量不稳定、信息碎片化等问题, 其实际应用价值受到显著制约。作为信号处理领域的关键技术, 特征提取方法因其针对性强、适应性好等优势, 在旋转机械故障诊断中展现出卓越的分析能力。该技术能够基于专家知识体系, 实现对设备故障特征的精准识别, 有效解决信号处理过程中的核心问题。研究表明, 经过优化设计的常规特征提取算法确实具备一定的故障识别能力。但面对包含复合故障特征、多工况转换、动态变化以及模式模糊等复杂特性的机械大数据时, 单纯依靠人工设计的算法难以

全面覆盖所有故障特征及其变化规律。

2.2 机械大数据具有较多的不稳定性

机械大数据系统集成设备运行维护参数、性能指标及典型故障模式等全方位信息。研究表明, 旋转机械系统的故障发展规律及其内在机制可通过多元异构数据进行表征。现有智能算法主要局限于设备运行状态的判别层面, 难以胜任故障演化机制解析、特征提取及数据深度挖掘等复杂任务。当前旋转机械故障识别技术主要依托于基础智能模型, 而大数据环境下的设备故障呈现出显著的多维性、随机性和关联性特征。由于传统浅层模型在自适应学习能力和智能化水平方面存在局限, 导致其在建模与特征提取过程中难以实现有效区分, 最终影响识别精度和泛化性能。随着大数据技术的发展, 诊断模式正经历着从浅层分析向深度挖掘的演进过程。现有诊断模型多聚焦于单一故障特征的识别, 然而在复杂工况下, 单一标签体系既难以建立故障间的关联关系, 也无法准确描述故障类型、位置及严重程度等关键信息。因此, 建立面向多故障模式识别的复合标签系统具有重要研究价值。基于数据驱动的寿命预测方法通常仅针对单一部件进行退化分析和故障检测, 这种处理方式不仅诊断效率低下, 更忽视了部件间相互作用引发的系统性故障。值得注意的是, 旋转机械作为多部件耦合系统, 单一部件故障可能引发连锁反应, 产生复杂的耦合故障模式, 不同部件故障及其组合形态均会对系统整体性能产生差异化影响, 进而威胁设备的正常运行状态。

3 旋转机械智能故障诊断的应用分析

3.1 旋转机械设备状态评估

本研究聚焦于旋转机械运行状态评估领域, 重点探

讨论故障诊断与性能退化预测方法。该评估体系不仅需要准确判断设备当前运行状态,还需科学预测关键部件的剩余使用寿命及其功能可靠性。在旋转机械监测领域,振动信号分析作为典型监测手段,虽然能够反映设备运行状态,但单一依赖振动参数可能导致状态评估片面化,进而引发故障预警滞后、诊断误差增大等问题,最终影响预防性维护策略的制定。本研究基于数据驱动技术框架,通过多维度提取设备原始信号的时频域特征,构建深度神经网络模型,实现对设备性能退化过程的动态预测与运行状态实时评估。研究采用多源异构工况数据采集方案,运用聚类分析、决策树等机器学习算法进行数据挖掘,建立故障特征与运行参数间的映射关系,最终实现设备故障的精准预测与智能诊断。

3.2 深度学习下的机械健康监测

在工业应用场景中,机械设备往往需要长期处于极端工况条件下运行。在此类环境中采集的设备运行数据包含了零部件、子系统及整体系统的多维度故障特征,呈现出显著的非线性与高维度特性。传统的旋转机械故障诊断方法主要依赖历史案例库和经验知识库,采用固定的特征提取和诊断流程,其诊断效能受限于算法本身的刚性特征。特别是在工况剧烈变化或故障特征耦合度较低的情况下,这种方法的特征提取精度会明显降低。针对这一技术瓶颈,本研究创新性地融合了深度学习算法的特征学习能力与大数据分析的技术优势,构建了一种新型的机械状态监测框架。该框架通过无监督与有监督学习机制的协同优化,实现了机械大数据中故障特征的自主挖掘和设备状态的智能识别,显著提升了传统智能诊断方法的性能局限,为保障重大装备的安全可靠运行提供了新的技术路径。

4 基于深度学习的旋转机械大数据智能故障诊断方法

4.1 红外成像算法

在红外热成像领域,核心技术算法通常被制造商视为商业机密不予公开。以FLIR Systems公司为例,其专利数字细节增强(DDE)算法就属于此类未公开技术。这一现状导致研究人员在缺乏专用分析软件的情况下难以直接从红外图像中获取温度信息。为解决同时获取图像灰度与温度数据的研究需求,本研究提出了一种创新方法:首先提取原始温度数据,再通过灰度-温度转换算法进行处理。该方法特别适用于高温区域的特征分析,仅需单幅灰度图像即可同时满足温度与灰度的研究要求。在各类红外图像处理算法中,伽玛变换因其优异的适应性而广泛应用于图像增强领域,本研究即采用该方法进行红外图像分析。

4.1.1 伽玛变换

幂次变换(Gamma变换)作为一种典型的非线性图像处理技术,通过调整 γ 参数值对灰度图像进行选择性的增强。从数学机理来看,当 $\gamma > 1$ 时,该变换会扩展图像的高灰度值区间,显著提升图像的整体对比度;当 $\gamma < 1$ 时,则着重增强低灰度区域的动态范围; $\gamma = 1$ 时系统保持线性变换特性。在红外热成像处理应用中,该技术可直接作用于原始温度数据。实验研究表明:对于低温区域占优、整体亮度偏低的红外图像,采用 $\gamma < 1$ 的参数配置能有效提升暗部细节的可视性;相反,对于高温区域集中、整体过曝的红外图像,选择 $\gamma > 1$ 的参数设置可以显著改善亮区的层次表现。

4.1.2 全局自动

在图像增强算法中,伽玛变换相较于直方图均衡化方法展现出更优的平滑性特征,然而其核心挑战在于如何科学确定伽玛参数。本研究创新性地构建了一个基于红外温度数据分布特性的伽玛系数自动计算模型。该模型能够依据图像特征智能调节参数:当处理低温和低灰度占主导的红外图像时,若均值低于中值,系统自动生成小于1的伽玛系数,从而扩展低灰度区域并提升对比度;面对高温高灰度为主的图像,当均值超过中值时,模型输出大于1的伽玛系数,实现高灰度区间的扩展与对比度增强;而对于温场分布均匀的图像,系统将伽玛系数稳定在1附近,保持原始图像特征不变。

4.1.3 局部自动

全局伽玛变换方法实现了从最低至最高温度值至最低至最高灰度值的直接映射。进一步地,局部伽玛变换通过将图像中特定比例(如1%)的灰度极值点映射为1和0,其余灰度值依据自动调整的伽玛系数进行转换,从而确定了图像中灰度值与温度值之间的对应关系,进而定义了图像的温标。

4.2 FasterR-CNN目标检测算法

Ross Girshick等学者提出的FasterR-CNN是一种高效精准的目标检测框架,其核心架构由三个主要组件构成:特征提取网络、区域建议网络(RPN)以及分类回归模块。该模型通过深度神经网络实现了端到端的训练机制。具体而言,输入图像首先经过卷积神经网络进行特征映射,随后在特征图的每个锚点位置生成多尺度候选区域,并通过空间变换将其映射回原图坐标空间。RPN模块对这些候选区域进行二分类筛选,依据置信度评分筛选出高质量的建议区域。通过区域池化操作将不同尺度的建议区域统一转换为固定维度的特征表示,最终输入分类回归网络完成目标类别的判定和边界框的精

确定位,从而输出最优检测结果。

4.3 ResNet50图像分类算法

在计算机视觉领域,深度神经网络在图像分类任务中展现出卓越性能,其中具有代表性的模型架构包括AlexNet、VGG、GoogLeNet以及ResNet等。本研究选取ResNet50作为基础模型进行故障识别,主要基于其独特的残差连接机制在分类精度方面的优势。基于Matlab平台对网络架构的解析表明:该模型由177个层级构成,具体包括53个卷积层、2个池化层、1个全连接层、49个激活函数层、53个批量归一化层、16个加法层,以及输入层、分类层和输出层各1层。该模型的工作流程可概括为:输入图像首先通过卷积核运算提取特征;随后在批量归一化层进行数据标准化处理以提升网络稳定性;激活函数层负责优化分类参数;池化层实现特征选择;全连接层完成信息整合;最终由分类层输出预测结果。通过上述训练过程,模型能够获得最优权重参数,从而实现未知样本的准确分类。

4.4 红外智能故障诊断方法

为解决旋转机械红外故障诊断智能化程度不够的现状,本研究从故障形成机理、温度特征表现、测温计算方法和温度阈值设定等多个维度出发,创新性地构建出一套多层级智能诊断方案。该方案通过三个递进式模块来实现,首先要完成机械部件的精确定位工作,继而根据部件特性进行红外图像优化处理操作,最终实现机械运行状态的智能判别,从而形成一个完整的红外智能监测诊断闭环系统。具体实施过程包含以下五个核心技术环节,一是红外温度数据采集环节,需综合考虑环境变量(如测量距离、环境温湿度、反射温度及材料发射率等),优化配置热像仪参数以准确获取机械运行时的表面温度场,二是红外图像质量提升环节,运用局部自适应伽玛校正算法对原始温度数据进行可视化增强处理,三是机械部件智能识别环节,基于改进的FasterR-CNN

深度学习网络实现增强图像中各部件的自动检测与定位,四是部件温度场重构环节,依据识别结果调整发射率参数,重新计算真实温度分布并采用全局自适应伽玛变换实现部件级独立成像,五是智能状态评估环节,结合部件属性信息与重构图像特征,利用深度残差网络ResNet50完成运行状态分类,最终达成旋转机械智能化监测与故障诊断目标。

5 结论

本研究把旋转机械红外故障诊断当作研究对象,创新性地构建出一个融合多模态技术的智能诊断框架,该框架整合了红外热成像采集系统、基于深度学习的图像增强算法、改进型目标检测网络、特征重构技术以及智能判别系统等关键技术模块,研究建立起从数据采集到智能诊断的完整技术体系,通过系统的实验验证和性能评估证实了该方法的可靠性,实验结果显示经过图像增强处理后的红外图像,其机械部件类型识别准确率提升至90.06%且空间定位精度显著提高,进一步研究表明该技术体系不仅适用于旋转机械诊断,还能拓展应用到其他工业设备的故障监测领域,具备重要的工程应用价值。

参考文献

- [1]张海霞.工业大数据环境下旋转机械智能故障诊断技术研究[J].机械管理开发,2024,39(04):125-126+171.
- [2]梁晓智,晋文静,金超.基于图谱增强和CNN的旋转机械智能故障诊断[J].设备管理与维修,2023,(13):172-177.
- [3]王洋,杨立.旋转机械红外智能状态监测与故障诊断[J].光学精密工程,2022,30(16):1905-1914.
- [4]胡爱军,孙俊豪,邢磊,等.基于冲击特征提取的旋转机械智能故障诊断[J].航空动力学报,2023,38(12):2973-2981.
- [5]官文峰,张美玲,陈辉.基于深度学习的旋转机械大数据智能故障诊断方法[J].计算机集成制造系统,2025,31(01):264-277..