

基于知识图谱的设备故障诊断专家系统研究

张瑞斌, 王国强, 辛永波

国能山西河曲发电有限公司, 山西 忻州 036500

DOI:10.61369/ME.2025060036

摘 要 : 设备故障诊断作为保障工业系统安全运行的核心环节, 传统方法在复杂工况下面临知识整合不足、动态关联建模困难等挑战。本研究以知识图谱技术为基础, 提出面向复杂设备的智能化故障诊断专家系统框架, 通过构建多源异构知识图谱实现设备运行机理、历史故障案例与专家经验的深度融合。系统采用分层模块化设计, 集成数据采集、知识建模、推理分析和交互展示四大核心模块, 其中知识图谱构建环节整合结构化数据 (传感器监测参数、设备规范阈值) 与非结构化数据 (维修手册文本、故障描述报告), 通过本体建模定义设备组件、故障模式、诊断规则等实体关系, 结合深度学习模型完成实体识别与关系抽取。

关 键 词 : 知识图谱; 设备故障诊断; 专家系统; 混合推理

Research on Expert System for Equipment Fault Diagnosis Based on Knowledge Graph

Zhang Ruibin, Wang Guoqiang, Xin Yongbo

Guoteng Shanxi Hequ Power Generation Co., Ltd., Xinzhou, Shanxi 036500

Abstract : As a critical component for ensuring the safe operation of industrial systems, equipment fault diagnosis faces challenges such as insufficient knowledge integration and difficulties in dynamic correlation modeling under complex operating conditions with traditional methods. This study proposes an intelligent fault diagnosis expert system framework for complex equipment based on knowledge graph technology. By constructing multi-source heterogeneous knowledge graphs, the framework achieves deep integration of equipment operational mechanisms, historical fault cases, and expert experience. The system adopts a hierarchical modular design, integrating four core modules: data acquisition, knowledge modeling, inference analysis, and interactive visualization. The knowledge graph construction module combines structured data (sensor monitoring parameters, equipment specification thresholds) with unstructured data (maintenance manual texts, fault description reports). Through ontology modeling, it defines entity relationships such as equipment components, fault patterns, and diagnostic rules, while leveraging deep learning models to achieve entity recognition and relationship extraction.

Keywords : knowledge graph; equipment fault diagnosis; expert system; hybrid reasoning

引言

设备故障诊断是保障工业设备安全稳定运行的关键环节, 随着现代设备系统复杂度的不断提升, 传统故障诊断方法在知识利用效率、诊断精度和可解释性等方面面临严峻挑战。当前工业领域普遍采用的基于传感器数据和机器学习的诊断方法, 虽能实现部分故障模式的识别, 但难以有效整合设备运行机理、专家经验等非结构化知识, 导致诊断结果片面且难以追溯。例如在铁路运营设备领域, 故障原因、模式及纠正措施之间存在复杂的相互依赖关系, 现有方法难以准确捕捉这些动态关联, 严重制约了故障传播模拟和预测能力^[1]。以农业电机为例, 传统诊断方法虽在特定场景下有效, 却因可解释性不足和对特定环境适应性差, 难以满足跨地域、多工况的农业系统需求, 导致故障处理效率低下并造成显著经济损失。

一、相关理论

(一) 知识图谱基础理论

知识图谱作为结构化知识表示与存储的核心技术, 其构建原

理涵盖从数据采集到知识融合的多层次技术框架。在设备故障诊断领域, 知识图谱通过多源异构数据的融合, 实现了设备运行状态、故障模式及维修方案的关联建模。其构建过程通常包括知识获取、表示、推理和存储四个关键环节。知识获取阶段需整合设

备设计文档、历史故障案例、传感器数据及专家经验等多模态信息，例如通过深度学习技术对设备运行时序数据与文本报告进行特征提取与语义关联。在知识表示层面，基于图数据库的 RDF 三元组结构可有效描述实体间的复杂关系，如将传感器冗余图（SRG）作为基础模型，通过因果关系和相互关系建立传感器值验证机制，从而实现设备参数间的逻辑约束与异常检测^{[2][3]}。此外，结合先验知识与数据驱动方法构建图形特征时，需将系统结构、物理规则及统计规律转化为可计算的图结构，例如在汽车发动机控制系统中，依赖模型与数学模型的图融合可提升诊断系统的准确性和一致性。

（二）设备故障诊断理论

设备故障诊断是通过系统化的方法和技术对设备运行状态进行检测、分析和判断，以识别潜在故障并预测其发展趋势的核心过程。其核心理论体系涵盖多学科交叉融合，包括信号处理、数据分析、可靠性工程和人工智能技术等。在传统方法层面，机械设备故障诊断主要依托振动分析、温度监测和油液分析等基础技术手段，通过特征提取与模式识别实现故障定位，这些基础理论在早期诊断中奠定了关键作用。随着技术发展，多传感器信息融合成为提升诊断精度的重要方向，例如基于模糊积分与 Dempster-Shafer 证据理论（DST）的两级模型被提出，该模型通过融合空间与时间维度的故障信息，有效克服了传统方法在同步多传感器信息整合上的局限性，并通过柴油机故障诊断案例验证了其可靠性^[4]。在电气设备领域，诊断技术则进一步拓展至红外线、紫外线及激光成像等现代检测手段，这些技术通过非接触式状态监测显著提升了故障识别的实时性与准确性。

二、基于知识图谱的设备故障诊断专家系统设计

（一）系统总体架构设计

本系统总体架构采用分层模块化设计理念，以知识图谱为核心构建设备故障诊断专家系统，包含数据采集、知识建模、推理分析和交互展示四个核心层级。系统输入主要包括设备运行状态数据、历史故障记录、维护日志及领域专家知识库，输出结果为故障诊断结论、故障原因分析、维修建议及知识图谱动态更新建议。处理流程遵循“数据感知-知识融合-推理诊断-结果反馈”的闭环机制，各模块通过标准化接口实现数据流与控制流的有序交互。

数据采集层部署多源异构数据接入模块，支持传感器网络、SCADA 系统及人工输入等数据源的实时采集。该模块集成数据清洗与特征提取功能，利用滑动窗口算法对时序数据进行标准化处理，通过卡尔曼滤波消除噪声干扰，最终形成结构化设备状态特征向量^[5]。同时建立设备元数据目录，记录传感器位置、量程、校准参数等关键信息，为后续知识关联提供基础依据。

（二）知识图谱构建方法

基于知识图谱的设备故障诊断专家系统设计的核心环节是知识图谱的构建，其流程需系统性地整合多源异构数据并形成结构化知识表示。构建流程主要包含数据采集、数据预处理、知识表

示与建模、知识融合及存储管理五个阶段。数据采集阶段需从设备运行日志、传感器监测系统、历史故障数据库、维护手册、行业标准文档及专家经验库等多渠道获取原始数据，其中结构化数据包括设备参数阈值、故障代码与维修记录，非结构化数据涵盖技术文档、维修报告及故障案例描述。数据预处理环节采用自然语言处理技术对文本数据进行实体识别、关系抽取和语义消歧，同时通过数据清洗工具对传感器数据进行去噪、归一化处理，消除冗余信息并建立统一的数据格式标准^{[6][7]}。知识表示阶段基于 RDF 三元组模型构建本体框架，定义设备实体（如机械部件、电气组件）、故障模式（如过热、磨损）、诊断规则及因果关系等核心要素，通过 OWL 本体语言实现层次化分类体系与语义约束的建立。

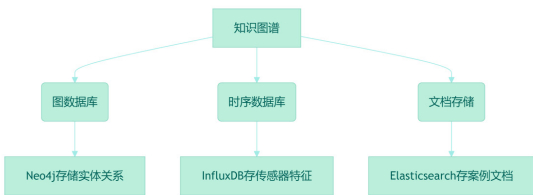


图1 多模态存储架构

（三）推理机制设计

本研究基于知识图谱构建设备故障诊断专家系统的推理机制，通过整合符号推理与数据驱动方法，实现多维度故障分析与决策支持。在知识图谱框架下，故障诊断推理需同时满足规则逻辑的严谨性与复杂关联的灵活性，因此采用分层递进的推理架构设计。核心推理流程分为三个阶段：初始症状匹配、路径扩展验证和概率权重计算。首先，系统通过用户输入的设备异常特征（如振动频率异常、温度超标等）与知识图谱中的故障症状节点进行语义匹配，利用 SPARQL 查询语言提取与症状直接关联的故障模式及潜在原因。

三、数据收集与分析方法

（一）数据分析工具

本研究采用多元化的数据分析工具与技术体系，以实现设备故障诊断数据的高效处理与深度挖掘。在数据预处理阶段，主要依托 Python 编程语言及其科学计算生态，利用 Pandas 和 NumPy 库完成大规模异构数据的清洗、标准化与特征编码。通过定义动态阈值算法与缺失值插补模型，有效处理传感器数据中的噪声干扰和非平稳性问题。针对时序数据的特殊性，采用滑动窗口法构建多维度特征向量，并结合统计量提取（如均值、方差、峭度）和频域分析（FFT、小波变换）生成特征矩阵。特征选择环节采用基于信息增益的决策树算法与 LASSO 正则化方法，实现高维特征空间的降维与关键特征筛选^[8]。

在知识图谱构建层面，选用 Neo4j 图数据库作为核心存储引擎，其 Cypher 查询语言支持高效的图结构操作与语义关联建模。通过定义设备部件、故障模式、操作参数等实体类型及其关系类

型，构建层次化的本体模型。实体识别采用基于规则的 NLP 工具结合条件随机场（CRF）模型，从设备说明书和维修记录中自动抽取结构化数据。关系挖掘部分引入 TransE 知识图谱嵌入模型，通过计算实体间的向量相似度发现潜在关联规则。



图2 核心工具链：基于 Python 科学计算栈构建数据处理流水线

（二）数据处理流程

本研究的数据处理流程以设备运行全生命周期数据为基础，构建了从原始采集到特征工程的系统化处理框架。数据采集阶段采用多源异构数据融合策略，涵盖工业物联网传感器的实时监测数据、设备维护日志、故障案例库以及领域专家经验知识。针对传感器数据的时序特性，采用基于时间戳对齐的同步机制，通过卡尔曼滤波算法对传感器位移、振动、温度等参数进行同步校准，消除因采样频率差异导致的相位偏差。对于非结构化文本数据，运用自然语言处理技术提取关键设备状态描述词，并通过实

体识别技术建立与结构化数据的映射关系。在数据预处理环节，首先通过滑动平均法和小波变换相结合的方式去除噪声干扰，针对工业数据中常见的缺失值问题，提出基于邻域插值与机器学习的混合填充方法：对连续缺失序列采用三次样条插值，对离散缺失点利用随机森林回归模型进行预测补全^[9]。

四、结论

本研究围绕基于知识图谱的设备故障诊断专家系统展开系统性探索，通过理论分析、方法创新与实验验证相结合的方式，构建了面向复杂工业设备的智能化故障诊断框架。研究的核心成果体现在以下方面：首先，提出了一种面向设备故障诊断的知识图谱构建方法，通过整合设备结构手册、历史维修记录、传感器数据及专家经验等多源异构信息，构建了包含设备组件、故障模式、诊断规则及因果关系的领域知识图谱^[10]。该图谱不仅实现了设备运行状态的全生命周期知识表示，还通过本体建模和语义关联技术有效解决了传统故障诊断中知识碎片化与推理局限性问题的。

参考文献

[1]叶含瑞,张玲玲,季续国.基于综合集成方法的设备故障诊断及其应用[J].科技促进发展,2022(3):425-436.
[2]焦双锁郭昊东.铁路信号设备故障知识图谱构建与应用研究[J].2025.
[3]江秀臣,盛戈峥.电力设备状态大数据分析的研究和应用[J].高电压技术,2018,44(4):10.
[4]陈汇远.基于知识图谱的列车车载设备故障诊断的研究[J].机车电传动,2025,(02):129-136.
[5]陈雪军,梁川,李志博.数字孪生驱动的企业设备故障诊断及应用研究[J].微型电脑应用,2025,41(04):45-49.
[6]蒋海刚,朱敏,蒋小强.基于知识图谱和多任务学习的设备故障诊断方法[J].计算机应用,2024,44(S2):72-78.
[7]尚明远,罗锋,魏艳霞,许陈德,邓祺.基于深度学习和知识图谱的变电站设备故障智能诊断[J].电气自动化,2024,46(06):100-102+105.
[8]李东.基于产业链的电力设备智能故障诊断方法研究[J].云南电力技术,2024,52(03):48-51.
[9]崔鸣石,邬雪阳,朱宏伟,王冲,粘中元,王蕾,杨莎.基于知识图谱的电力通信设备故障智能诊断方法[J].科技和产业,2024,24(05):212-221.
[10]卓康,陈霄逸,郑蔚,宋淋莉,张鹏,石发太.基于流域电力生产数据中心的主设备故障诊断研究[J].水力发电,2024,50(05):110-116.