

# 人工智能在机电仪工程故障诊断与预警系统中的应用探析

崔娟

中原油田分公司投资发展部 河南 濮阳 457001

**摘要:** 本文聚焦人工智能在机电仪工程故障诊断与预警系统中的应用。机电仪工程运行稳定性至关重要,传统故障诊断存在局限。文章分析了数据驱动、知识驱动、混合智能等人工智能关键技术,设计了基于AI的故障诊断与预警系统,涵盖总体架构与核心模块。通过数控机床主轴故障诊断、电力变压器绝缘故障预警两个案例,验证了系统能提前识别故障、提高诊断准确率,降低经济损失,保障生产安全,具有显著应用价值。

**关键词:** 人工智能; 机电仪工程; 故障诊断; 预测性维护

引言: 机电仪工程作为工业生产核心支撑,其稳定运行关乎生产效率与作业安全。故障诊断是保障系统可靠运行的关键环节,但传统方法依赖人工经验与常规工具,对隐性、复合故障识别能力有限,且诊断效率低、主观性强,难以满足现代化工业设备复杂、智能化运行需求。在此背景下,人工智能凭借强大优势为故障诊断带来新契机。本文深入探析人工智能在机电仪工程故障诊断与预警系统中的应用,旨在为提升工业设备运维管理水平提供参考。

## 1 机电仪工程故障诊断基础

机电仪工程是工业生产的核心支撑,涵盖机械传动、电气控制、仪器仪表等多系统协同运作,其运行稳定性直接决定生产效率与作业安全。故障诊断作为保障系统可靠运行的关键环节,核心是通过检测设备运行参数、分析异常特征,精准定位故障成因、评估故障等级并提出处置方案。传统故障诊断依赖人工经验与常规检测工具,对隐性故障、复合故障的识别能力有限,且诊断效率低、主观性强,难以适配现代化工业设备的复杂化、智能化运行需求<sup>[1]</sup>。机电仪设备故障具有多样性、关联性、时效性等特点,如机械部件的磨损、电气系统的短路、仪表的精度漂移等,均可能引发连锁反应。故障诊断基础涵盖信号分析、机理建模、故障模式识别等核心内容,为后续结合人工智能技术优化诊断方案提供理论支撑,是实现故障精准识别与高效处置的前提。

## 2 人工智能关键技术分析

### 2.1 数据驱动技术

数据驱动技术是人工智能在故障诊断领域应用的核心支撑,以海量设备运行数据为核心,通过算法挖掘数据中的潜在关联与异常规律,无需构建复杂的物理机

理模型,适配多类型机电仪设备的故障诊断场景。该技术核心流程包括数据采集、特征提取、模型训练与推理决策,常用算法涵盖神经网络、支持向量机、随机森林等。通过对设备振动、温度、电压等多维度运行数据的深度分析,可实现故障特征的自动提取与精准匹配,显著提升隐性故障与早期故障的识别能力。相较于传统机理驱动方法,数据驱动技术具有更强的适应性与泛化能力,能通过持续数据迭代优化模型精度,适配设备老化、工况变化等动态场景。但该技术对数据质量与数据量要求较高,需保障数据的完整性、准确性与代表性,才能有效规避模型过拟合、诊断偏差等问题,为故障诊断提供可靠数据支撑。

### 2.2 知识驱动技术

知识驱动技术以领域专家经验、设备机理知识为核心,通过构建知识图谱、规则库等形式,将隐性知识转化为可复用的诊断逻辑,实现故障的推理与识别。该技术核心在于知识的获取、表示与推理,通过梳理机电仪设备的故障模式、因果关系,建立标准化的诊断规则,如“温度异常升高且振动频率超标→轴承磨损故障”等,无需依赖大量历史数据,适用于数据稀缺或新投运设备的故障诊断场景。常用技术包括产生式规则、框架表示法、语义网络等,可通过专家系统实现故障诊断的自动化推理。知识驱动技术的优势在于诊断逻辑清晰、可解释性强,能为操作人员提供明确的故障成因与处置依据,但存在知识获取难度大、规则库更新滞后等问题,难以适配复杂多变的故障场景,需与其他技术融合以提升诊断灵活性。

### 2.3 混合智能技术

混合智能技术是融合数据驱动与知识驱动的优势,

弥补单一技术短板的复合智能方法,通过协同两种技术的核心能力,实现机电仪设备故障诊断的精准化、高效化。该技术通过知识驱动技术构建基础诊断规则与机理框架,为数据驱动模型提供先验知识,减少模型训练的数据需求量与迭代次数;同时借助数据驱动技术挖掘数据中的隐性特征,优化知识规则库,解决知识驱动技术对复杂故障适配不足的问题<sup>[2]</sup>。混合智能技术的核心在于建立知识与数据的协同机制,常用融合模式包括串联融合、并联融合、反馈融合等,可根据机电仪设备的故障类型、工况特点选择适配模式。相较于单一智能技术,混合智能技术兼具可解释性强、泛化能力优的特点,既能依托知识规则快速定位常见故障,又能通过数据模型识别复杂复合故障,是当前故障诊断领域的主流发展方向。

### 3 基于 AI 的故障诊断与预警系统设计

#### 3.1 系统总体架构

基于AI的机电仪工程故障诊断与预警系统采用分层架构设计,整体分为感知层、数据层、算法层、应用层,各层级协同运作,实现设备运行状态的实时监测、故障精准诊断、提前预警与智能决策。感知层作为数据采集终端,部署各类传感器、智能仪表等设备,实时采集设备振动、温度、电气参数、仪表读数等多模态数据,为系统提供原始数据支撑。数据层负责数据的存储、预处理与管理,通过数据库、数据中台等技术实现数据分类存储,同时完成数据清洗、去噪、归一化、特征对齐等预处理操作,保障数据质量。算法层是系统核心,集成数据驱动、知识驱动、混合智能等AI算法,构建故障诊断与预警模型,实现故障特征提取、推理识别与预警阈值计算。应用层面向用户场景,提供故障诊断结果展示、预警提示、决策建议、数据可视化等功能,满足运维人员的实际操作需求,整体架构具备可扩展性、兼容性与实时性,适配不同类型机电仪设备的应用场景。

#### 3.2 核心模块设计

##### 3.2.1 数据采集与预处理模块

数据采集与预处理模块是系统运行的基础,直接决定后续诊断与预警的准确性,分为数据采集单元与数据预处理单元。采集单元根据机电仪设备的监测需求,部署振动传感器、温度传感器、电流互感器、智能仪表等设备,采用有线与无线结合的传输方式,实时采集设备运行全流程数据,兼顾数据采集的实时性与稳定性,同时支持多接口扩展,适配不同型号设备的数据采集需求。预处理单元针对采集到的原始数据存在的噪声、缺失值、异常点等问题,采用均值填充、小波去噪、异常

值剔除等算法进行处理,消除干扰因素。随后通过数据归一化、标准化操作统一数据格式与量级,再通过特征筛选、维度约简等手段提取关键特征,减少数据冗余,提升后续模型训练效率。该模块还具备数据质量校验功能,对不合格数据进行标记与反馈,保障输入算法层的数据具备完整性、准确性与有效性。

##### 3.2.2 智能诊断模块

智能诊断模块是系统的核心功能模块,集成混合智能与多模态融合技术,实现机电仪设备故障的精准识别、成因分析与等级评估。模块内部构建多算法融合模型,以知识驱动技术构建的故障规则库为基础,结合数据驱动模型对预处理后的多模态数据进行深度分析,自动提取故障特征并与规则库匹配。针对常见故障,通过规则推理快速定位成因;针对复杂复合故障,借助神经网络、随机森林等算法挖掘数据隐性关联,实现精准诊断。模块具备故障等级评估功能,根据故障对设备运行的影响程度,将故障划分为轻微、一般、严重、紧急四个等级,同时结合设备历史故障数据,分析故障发展趋势<sup>[3]</sup>。另外,模块支持模型自优化,通过持续输入新的故障数据与诊断结果,迭代更新算法参数与规则库,提升诊断模型的泛化能力与适配性,满足动态工况下的故障诊断需求。

##### 3.2.3 预警决策模块

预警决策模块基于智能诊断结果与设备运行规律,实现故障的提前预警与科学处置决策,分为预警单元与决策单元。预警单元通过分析设备运行参数的变化趋势,结合历史故障数据与诊断模型,设定动态预警阈值,避免固定阈值导致的预警滞后或误预警问题。当设备参数接近预警阈值时,系统发出一级预警提示;当参数超出阈值且存在故障特征时,发出二级预警并标注故障风险点;当故障已发生且可能扩散时,发出紧急预警并触发联动处置机制。决策单元根据故障等级、成因及设备运行状态,自动生成处置方案,包括故障排查步骤、维修建议、备件需求、停机时机等,为运维人员提供精准指导。同时,模块具备预警记录与决策复盘功能,存储预警信息与处置结果,为后续优化预警阈值、完善决策方案提供数据支撑,最大限度降低故障造成的生产损失。

##### 3.2.4 可视化与交互模块

可视化与交互模块面向运维人员与管理人员,提供直观的设备运行状态展示、故障信息呈现与人机交互功能,降低系统操作门槛。模块采用可视化技术,通过折线图、柱状图、热力图、设备拓扑图等形式,实时展示

设备运行参数、故障诊断结果、预警信息等内容,让用户快速掌握设备运行状态与故障情况。针对故障信息,采用分层展示模式,依次呈现故障位置、等级、成因、处置方案等细节,同时支持故障数据的多维度查询与统计分析,为管理决策提供数据支撑。交互功能方面,支持用户自定义监测参数、调整预警阈值、录入故障处置记录等操作,同时具备权限管理功能,根据用户角色分配操作权限,保障系统数据安全。

### 3.3 关键技术实现路径

基于AI的故障诊断与预警系统关键技术实现路径围绕数据、算法、工程化三大核心维度展开,确保技术落地的可行性与稳定性。数据层面,优先完成传感器、智能仪表等感知设备的合理部署,优化数据采集点位与传输协议,搭建分布式数据库存储海量多模态数据,同时建立数据质量管控体系,通过自动化预处理工具提升数据处理效率。算法层面,采用迭代式开发模式,先基于历史故障数据训练基础数据驱动模型,结合领域专家经验构建知识规则库,再通过混合智能技术实现算法融合,针对多模态数据优化融合策略,通过仿真测试与小范围试点调整模型参数,提升诊断与预警精度。工程化层面,基于工业互联网平台搭建系统架构,保障系统与现有生产管理系统的兼容性,采用模块化开发方式提升系统可扩展性。通过现场调试优化设备适配性,建立系统运维机制,定期更新算法模型与规则库,确保系统长期稳定运行,实现技术与实际生产场景的深度融合。

## 4 应用案例分析

### 4.1 案例1:数控机床主轴故障诊断

数控机床作为精密加工核心设备,主轴是关键传动部件,其运行状态直接影响加工精度与设备寿命,常见故障包括轴承磨损、主轴弯曲、传动齿轮损坏等,传统诊断方式难以识别早期轻微故障。本案例基于AI故障诊断系统对机械厂数控车床主轴进行故障诊断,系统通过在主轴轴承座、电机端部署振动传感器与温度传感器,实时采集振动加速度、温度等数据,经预处理模块去除噪声干扰后,输入智能诊断模块。模块采用混合智能算法,结合主轴传动机理知识与历史故障数据,提取振动信号中的特征频率与温度变化趋势,实现故障精准识别。应用结果显示,系统可提前3-5天识别主轴轴承早期磨损故障,诊断准确率达96%以上,相较于传统人工诊断,故障识别提前量提升60%,诊断效率提升75%。通

过及时采取维修措施,避免主轴故障扩大导致的设备停机与加工废品率上升,每年为企业减少经济损失约80万元,显著提升了数控机床运维管理的智能化水平。

### 4.2 案例2:电力变压器绝缘故障预警

电力变压器是电力系统输配电核心设备,绝缘性能下降是引发变压器故障的主要原因,易导致短路、放电等问题,影响电力系统稳定运行,传统绝缘检测多为定期离线检测,存在预警滞后、检测成本高的问题。本案例将AI故障诊断与预警系统应用于变电站110kV电力变压器,系统通过传感器实时采集变压器油中溶解气体含量、绕组温度、绝缘电阻等多模态数据,经数据层与特征层融合处理后,输入智能诊断模型<sup>[4]</sup>。模型基于多模态融合技术,结合变压器绝缘老化机理与历史故障数据,识别绝缘劣化特征,设定动态预警阈值。应用期间,系统成功预警3次绝缘轻微劣化故障,通过色谱分析与现场检测验证,预警准确率达95%,相较于传统定期检测,实现绝缘故障的在线实时预警,预警提前量达7-10天。通过及时开展绝缘修复处理,避免变压器绝缘故障升级导致的停电事故,保障电力系统连续稳定供电,降低运维成本,具有显著的工程应用价值。

### 结束语

人工智能在机电仪工程故障诊断与预警系统中的应用成效显著。通过融合多种关键技术设计的系统,实现了设备故障的精准诊断与提前预警,在数控机床、电力变压器等实际应用案例中,展现出提前识别故障、提高诊断准确率、降低经济损失等优势。随着人工智能技术不断发展,未来其在机电仪工程领域的应用将更加深入广泛,有望进一步提升工业生产的智能化水平,为工业的稳定、高效发展提供更有力的保障。

### 参考文献

- [1]陈长基,梁树华,吴达雷,等.一种可解释人工智能(XAI)在测量设备故障诊断和寿命预测中的应用[J].西南大学学报(自然科学版),2024(1):167-177.
- [2]许博皓.人工智能在新能源汽车电力电子设备故障诊断中的应用[J].时代汽车,2024,(13):174-176.
- [3]邓肯.人工智能在输配电网故障诊断中的应用[J].电子技术,2023,52(12):248-249.
- [4]林悠然.智能电网故障识别与预警系统的最新进展[J].电力工程技术,2024,50(8):145-150.