

# 人工智能驱动的机械装备故障诊断研究

褚浩杰 杨溢青 杜婵婵  
青岛城市学院 山东青岛 266106

**摘要:** 机械装备作为现代工业生产的重要组成部分,其运行状态直接影响生产效率与安全性。传统的故障诊断方法依赖于经验分析和定期检修,存在诊断效率低、准确性有限和实时性差的问题。随着人工智能技术的发展,将机器学习、深度学习和智能算法应用于机械装备故障诊断已成为工业智能化发展的重要方向。本文系统分析了人工智能在机械装备故障诊断中的应用方法,包括特征提取、模型构建与状态预测,重点研究了数据驱动型与混合诊断方法的性能和优势。通过典型工业装备案例研究,探讨了人工智能驱动的故障诊断在精度提升、实时性增强和预测维护中的应用效果,并提出了面临的数据质量、模型泛化和应用集成等挑战。研究结果显示,基于人工智能的故障诊断方法在提高故障识别精度、降低设备停机时间和优化维护策略方面具有显著优势,为机械装备智能运维提供了有效路径和理论依据。

**关键词:** 人工智能;机械装备;故障诊断;机器学习;智能维护

## 引言

机械装备在工业生产中承担着核心作用,其稳定性和可靠性直接决定生产效率和经济效益。传统故障诊断方法主要依赖经验判断、定期检修和信号分析,这种方式在面对复杂设备结构和多工况运行环境时存在明显局限性,难以满足现代工业对高精度、实时性和预测性维护的需求。近年来,人工智能技术在数据分析、模式识别和预测建模等方面取得显著进展,为机械装备故障诊断提供了新的思路。通过人工智能技术,能够基于传感器采集的振动、温度、压力、电流等多源数据,构建智能诊断模型,实现设备状态的快速判断、故障原因分析以及未来故障趋势预测,从而提高故障诊断效率并降低维护成本。

人工智能驱动的机械装备故障诊断不仅涉及信号处理和数据分析,还包括模型构建、算法优化以及系统集成。有效的诊断系统需要处理高维、多模态数据,并在噪声干扰环境下保持高精度识别能力。本文结合国内外研究进展,分析人工智能在机械装备故障诊断中的关键技术环节,包括特征提取方法、机器学习算法选择、深度学习模型构建及其应用效果评估,并通过工业案例验证人工智能在实际运维中的应用效果,为机械装备智能化运维和故障预测提供参考。

## 一、人工智能驱动故障诊断的理论基础

### (一) 故障诊断原理与分类

机械装备故障诊断的核心目标是通过实时或历史监测数据,及时发现设备异常状态,并识别故障类型、发展趋势及潜在风险。传统故障诊断方法主要包括基于模

型、基于信号和数据驱动型方法。基于模型的方法依赖机械系统动力学模型,通过分析参数变化或状态方程识别异常,但模型建立过程复杂,且在多工况或复杂负载下准确性易受影响。基于信号的方法侧重于对振动、声学、电流等传感信号进行分析,通过频谱特性、包络分析等识别故障特征,但对信号噪声敏感。数据驱动型方法利用实际运行数据,通过统计分析、机器学习和深度学习算法从数据中自动挖掘故障特征,无需精确物理模型,尤其适合复杂机械系统、多工况和多故障模式环境,具有较强适应性和可扩展性,是当前智能装备诊断的主流方向。

### (二) 数据特征提取与预处理

故障诊断的准确性在很大程度上依赖于高质量的特征信息。机械装备的故障信号通常具有非平稳性和非线性特征,单一维度的分析难以全面反映设备状态,因此需要采用多维特征提取方法。时域特征,如均值、方差、峰值因子和峭度,可反映信号的整体波动和异常幅度;频域特征通过傅里叶变换分析频谱分布,能够识别振动或声学信号中的异常频段;而时频分析方法,如小波变换或短时傅里叶变换,则可捕捉瞬态信号特征,有助于早期故障检测和预测潜在风险。同时,数据预处理环节至关重要,包括去噪处理、归一化、异常值检测和修正等,可有效消除采集噪声、测量误差或信号偏差,为人工智能模型训练提供可靠基础,提高模型对复杂故障的识别精度和稳健性,确保诊断系统在多工况下均能保持高可靠性。

### (三) 人工智能算法基础

在数据驱动诊断中,常用算法包括支持向量机(SVM)、决策树(DT)、随机森林(RF)、神经网络

(ANN)以及深度学习模型如卷积神经网络(CNN)和长短期记忆网络(LSTM)。机器学习方法适合特征明确、样本规模相对有限的场景,能够快速训练并实现多类别故障识别;深度学习方法具备自动特征提取能力,可处理高维、多源、复杂信号,实现对机械系统潜在故障模式的精准识别。在模型训练过程中,需要关注过拟合、样本不均衡及算法参数调优等问题,以提升模型泛化能力和稳定性,使诊断系统能够在不同设备类型、运行工况和环境条件下保持高精度、可靠性和实时性,为智能化运维提供技术保障。

## 二、人工智能在机械装备故障诊断中的应用方法

### (一) 基于机器学习的数据驱动诊断

数据驱动型故障诊断方法以设备运行状态数据为核心,通过采集振动、温度、电流、压力等多维信号,构建机器学习模型实现故障分类与识别。在特征工程阶段,通过特征选择、降维和数据预处理方法提取最具判别力的特征信息,从而提升模型训练效率和诊断精度。常用算法包括支持向量机(SVM)、随机森林(RF)和梯度提升树(GBDT)等,其中SVM在小样本环境下表现出较高的分类精度,随机森林和梯度提升树则在多类别故障识别中具有稳定性和鲁棒性。数据驱动方法的最大优势在于无需依赖复杂的物理模型,可以快速适应不同设备和工况,但其准确性高度依赖于充足的标注数据,因此在实际工程应用中需要建立完善的故障数据采集和标注体系,以保证模型训练和预测效果。

### (二) 深度学习与自动特征提取

深度学习技术通过多层神经网络能够自动学习数据的高级特征,捕捉非线性关系和复杂模式。在机械装备故障诊断中,卷积神经网络(CNN)适用于处理振动信号或二维频谱图,实现空间特征提取,而长短期记忆网络(LSTM)适合处理时间序列数据,用于预测设备状态变化趋势和潜在故障。深度学习方法能够处理高维、多模态数据,实现诊断的全面性和精准性,尤其在复杂机械系统或多故障叠加场景下表现优异。同时,通过特征自动提取减少人工设计特征的依赖,使诊断模型适应性更强。然而,深度学习方法对计算资源要求较高,训练样本量需求大,且在实际工程中需要针对设备类型和工况进行模型优化,以兼顾实时性和准确性。

### (三) 混合诊断方法与智能维护

混合诊断方法将数据驱动和模型驱动方法相结合,兼顾物理规律与数据模式,通过模型预测结果与数据分析结果进行交叉验证,从而提高故障诊断的可靠性和可信度。智能维护系统在此基础上,将故障趋势预测与设

备运行管理结合,实现预防性维护和动态调度。例如,通过传感器网络和监控系统实时采集关键参数,结合混合诊断模型分析设备健康状态,系统可提前提示潜在风险,安排检修或调节运行方案,降低突发性故障发生概率。该方法推动机械装备维护从传统被动维修模式向主动预防模式转变,不仅提升设备运行安全性,还优化了运维资源配置,提高了整体运行经济性和生产效率。通过数据驱动、深度学习及混合诊断的综合应用,智能维护系统实现了实时监控、故障预警和维护优化的全方位管理,为工业装备智能化运维提供了可靠技术支撑。

## 三、工业应用与案例分析

### (一) 典型工业装备应用

在现代工业装备中,人工智能故障诊断技术已得到广泛应用,尤其在风力发电机组、工业机器人、数控机床及其他高精密机械设备中表现突出。以风力发电机组为例,系统通过安装振动传感器、温度传感器、声学传感器等,实时采集转子振动、齿轮啮合声学信号、轴承温度、励磁电流等多维数据。这些数据经过特征提取与预处理后,可作为机器学习或深度学习模型的训练输入,用于识别齿轮磨损、轴承故障、偏心振动、电机异常等潜在问题。在工业机器人与数控机床领域,二者均采用颇为类似的方法开展工作。具体而言,是通过细致监测关节电流、振动特征以及加工负载等多维度数据,进而实现对传动系统、伺服电机以及主轴部件运行状态的精准评估。实践充分证明,基于数据驱动的智能诊断方法优势显著,在早期故障检测方面灵敏度极高,可敏锐捕捉传统定期检修或凭借经验诊断都难以察觉的微小异常,为维护决策提供坚实科学依据,助力提升设备运行可靠性与生产效率。

### (二) 诊断效果与优化分析

在实际案例中,对某大型工业装备进行数据驱动诊断,采用卷积神经网络(CNN)对振动信号进行自动特征提取和故障分类,诊断准确率达到95%以上。同时,引入长短期记忆网络(LSTM)进行时序趋势分析,可提前2至3天预测设备潜在异常状态,为运维人员提供提前干预机会。对比传统经验诊断和周期性定期检修方式,人工智能诊断方法不仅显著提升了故障识别效率,减少误报率,同时有效降低了停机时间和运维成本。在优化分析方面,结合振动特征的频域和时域特性进行多维数据融合,可增强模型对不同故障类型的区分能力。进一步应用多模态数据融合,将声学信号、温度信号与控制指令数据结合,可提高复杂工况下诊断精度,并实现对多故障叠加情景的智能识别。此外,通过实时数据监测

与历史数据对比，诊断系统可持续优化模型参数，逐步提升诊断性能，实现从故障检测向状态预测、趋势分析及智能维护的全生命周期管理。

### （三）存在问题及改进建议

尽管人工智能故障诊断在工业装备中取得显著成效，但在实际应用中仍面临诸多挑战。首先，数据质量参差不齐，部分传感器信号存在噪声、丢失或异常点，影响模型训练和预测稳定性。其次，某些故障类型样本稀缺，导致模型在罕见故障识别上性能不足。此外，模型泛化能力仍有待提升，在不同设备类型或工况下易出现诊断准确率下降的问题。传感器布置不合理也可能导致关键特征无法被捕捉，影响故障检测效果。针对上述问题，可采取以下改进措施：一是建立标准化数据采集体系，确保传感器布置科学合理，采集数据高质量、连续完整；二是增加多工况、多类型故障样本，通过数据增强、迁移学习等方法提升模型泛化能力；三是结合边缘计算技术，实现数据本地预处理与实时故障诊断，提高系统响应速度；四是引入多模态融合和模型集成策略，增强对复杂工况和多故障叠加场景的识别能力；五是建立持续学习机制，利用在线采集数据不断优化模型参数，实现诊断系统动态迭代和智能化升级。通过上述策略，可有效提升工业装备人工智能诊断系统的实用性、可靠性和安全性，推动装备运维向智能化、预测性和全生命周期管理方向发展，为工业生产安全、高效提供坚实保障。

## 四、智能诊断系统构建与实施

### （一）系统构建原则

机械装备智能诊断系统的设计需遵循模块化、实时性、可扩展性和可维护性等基本原则。模块化设计使系统由数据采集模块、特征处理模块、故障识别模块及维护决策模块组成，各模块功能独立而互联，既便于系统升级，又便于功能扩展与问题定位。实时性要求系统在设备运行过程中能够连续采集各类传感器数据，并对异常信号进行快速处理与响应，确保潜在故障被及时发现，从而减少突发停机风险。可扩展性保证系统能够适应不同类型机械设备及新型传感器的接入，同时支持算法更新和新功能开发，增强系统适用范围和未来升级能力。可维护性则要求系统结构简洁、接口规范，便于日常维护、数据管理及软件升级，确保长期稳定运行。系统设计中应兼顾软硬件兼容性，保证数据采集、传输与处理的可靠性和高效性，为智能诊断提供坚实基础。

### （二）实施策略

在实施过程中，应充分结合现场工程环境和设备运行特点，合理规划传感器布局与数据采集策略，确保关键故障信息得到全面捕获。智能诊断系统需支持多源数

据融合，包括振动、温度、电流、声学信号及环境参数，实现对设备状态的全方位监测。模型训练阶段应充分利用历史故障数据与在线采集数据，通过特征提取、参数优化和算法调优不断提升诊断精度与稳定性，同时应采取交叉验证和增量训练等方法增强模型的泛化能力。实施过程中，还需建立标准化操作流程和人员培训制度，确保操作人员能够正确使用系统、及时响应告警信息，并能够根据诊断结果合理制定维护与检修计划。通过构建完善的闭环运行机制，实现数据采集—诊断分析—维护决策—反馈优化的完整循环，使机械装备智能诊断系统在实际工程环境中能够稳定高效运行，显著提升设备可靠性、降低故障风险并延长使用寿命。

### 结语

人工智能在机械装备故障诊断中的应用有效提升了故障识别精度和诊断效率，实现了从经验判断向数据驱动和智能决策的转变。基于机器学习和深度学习的诊断方法能够处理复杂多工况、多源传感器数据，支持实时监控、故障预测及智能维护。通过工业实践案例分析，人工智能驱动的诊断方法在降低设备停机时间、减少误报率和优化维护策略方面展现出显著优势。然而，数据质量、模型泛化及工程应用集成仍是当前亟待解决的问题。未来，结合边缘计算、物联网和工业大数据，构建可扩展、实时、智能的诊断系统，将进一步推动机械装备运维智能化发展，实现设备全生命周期管理和工业生产高效、安全、可靠运行。

### 参考文献

- [1] 王凤仁, 李小占. 烟花生产线上机械装备的故障树分析与维护方案[J]. 花炮科技与市场, 2025, 32(05): 83-85.
- [2] 陈星. 现代农业机械装备故障原因分析与维护保养措施研究[J]. 河北农机, 2025, (20): 67-69. DOI: 10.15989/j.cnki.hbnjzss.2025.20.037.
- [3] 母世英, 钱坤. 机械装备电气控制系统典型故障分析[J]. 机电产品开发与创新, 2025, 38(05): 103-106.
- [4] 龚坚. 航空装备机械故障的主要特点及其预防对策的研究[J]. 中国战略新兴产业, 2025, (24): 93-95.
- [5] 张红梅, 程湘钧, 柳泉, 等. 基于深度迁移的新型机械类装备故障数量预测[J]. 空军工程大学学报, 2025, 26(04): 1-10.
- [6] 刘正杰, 黄文涛, 霍纪德, 等. 迁移学习驱动机械装备智能故障诊断方法综述[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2025, 57(08): 1-13.