

# 基于机器学习的机械设备故障诊断与电气控制技术

郎新峰 张王锋 胡凌豪

天通智能装备有限公司 浙江 海宁 314400

**【摘要】**：随着智能制造的快速发展，机械设备的稳定运行成为保障生产安全与效率的关键。为提升设备故障诊断的准确性及电气控制水平，本文融合机器学习方法，对机械设备运行状态进行多维信息分析。通过对设备信号进行特征提取与模式识别，实现设备故障类型的有效判别，同时优化电气控制策略，增强系统的响应能力与自适应能力。研究结果表明，机器学习技术可显著提升故障诊断速度和智能化水平，为机械设备智能维护以及电气系统可靠运行提供重要技术支撑。

**【关键词】**：机器学习；机械设备故障诊断；电气控制技术

DOI:10.12417/2811-0528.26.09.070

## 引言

近年来，工业自动化与智能制造深入发展，机械设备的智能运维和高效管理成为制造业转型升级的核心。机械设备结构复杂、运行环境多变，易受磨损、老化、电气故障等因素影响，导致异常停机和安全隐患。《2022年中国制造业运行状况报告》指出，设备故障致产能损失超30%，造成经济损失与资源浪费。传统故障诊断依赖专家经验和信号处理，存在效率低、适应性差、自动化有限等问题，难以满足现代制造业需求。而机器学习凭借模式识别与数据挖掘优势，在设备状态监测和故障预警中潜力巨大。研究表明，利用机器学习提取和分类机械运行信号特征，可提升故障判别准确率与效率。本文以机械设备为研究对象，探索基于机器学习的故障诊断及电气控制技术，旨在建立高效识别流程，提高设备运维智能化水平。

## 1 概述与必要性

### 1.1 现代机械设备运维的挑战与发展趋势

现代机械设备运维面临着一系列严峻的挑战，这些问题不仅影响设备的运行稳定性，还对生产效率和安全性构成威胁<sup>[1]</sup>。随着机械设备复杂性的不断提高，其内部结构和功能集成愈加多样化，设备故障诊断的难度显著加大。传统运维方式依赖人工经验或简单的规则方法，难以全面捕捉设备运行过程中隐藏的故障征兆<sup>[2]</sup>。系统运行过程中产生的大量数据往往存在非线性、时变性及噪声干扰等特点，如何高效处理并从中提取有效信息成为迫切需求。机械设备的高度自动化要求运维技术具有实时诊断和响应能力，但受限于传统技术的局限性。

智能制造的快速发展推动了现代机械设备向高效化和智

能化方向演进，设备运维模式也需要随之改变<sup>[3]</sup>。伴随着网络化制造系统和工业互联网的普及，设备间的信息交互愈加密集，这使得设备的运行状态更加动态化和复杂化，传统单一设备诊断策略难以适应场景的多样性。机械设备使用周期内的运行数据不断积累，但大量数据质量偏低且分布不均，使得有效数据资源的利用率较低。运维效率提升不仅依赖于故障诊断能力，还与电气控制系统的优化密切相关。传统控制系统在应对突发异常和复杂运行工况时，往往超出设计预期，机制僵化和响应迟滞问题尤为突出。

针对上述挑战，智能化运维技术逐渐成为行业发展的关键方向。随着机器学习技术的不断突破，其在多维数据分析、复杂模式识别与实时预测中的优势为机械设备运维提供了新的发展思路。通过将机器学习融入设备故障诊断与电气控制环节，可有效提升故障判别精度、增强控制策略自适应性，并显著提高设备运维的智能化水平。这一进展不仅契合了生产效率和安全保障的需求，还为现代机械设备的长期稳定运行提供了基础技术支撑。

### 1.2 机器学习技术赋能运维转型的核心价值

机器学习技术在机械设备运维中的应用，已成为推动智能化转型的重要驱动力之一。其核心价值在于通过数据驱动的方法，从海量运维数据中挖掘潜在信息，实现更高效、更精准的故障诊断与电气控制优化。

机器学习技术能够从设备运行数据中自动提取高维特征。传统运维方法依赖于人工经验和简单算法，难以应对机械设备复杂工况和多种故障模式的精准识别。

作者简介：姓名：郎新峰；出生年月：1983年9月；性别：男；民族：汉族；籍贯：浙江海宁人；学历：大专，工程师；研究方向：电气工程及其自动化。

而机器学习通过深度特征学习,能够捕捉更全面的运行模式,提高诊断的准确性。其强大的模式识别能力,能够有效适应设备运行中的非线性特性,从而增强算法的泛化性能,满足多样化应用场景的需求。

机器学习赋能实时数据处理与响应机制的提升。通过构建自适应学习模型,设备可以基于实时数据主动优化电气控制策略,从而实现动态调整和闭环控制。这种快速响应能力对于减少设备停机时间、保障生产安全具有重要意义。

机器学习在处理运维数据不平衡和样本稀缺问题上同样展现出价值。例如,通过迁移学习和小样本学习技术,模型可以在有限的标注数据基础上,充分利用共享知识进行推理与学习,从而显著降低故障诊断和维护策略开发的成本。

总体而言,机器学习技术为机械设备运维提供了强大的数据处理能力、模式发现能力及实时决策能力,在智能制造领域具有广阔的应用前景。

## 2 面向智能运维的关键问题剖析

### 2.1 故障诊断的准确性与泛化能力不足

故障诊断的准确性和泛化能力是机械设备智能运维中的关键问题之一。在实际应用中,机械设备的运行环境复杂多变,故障类型多样化且具有非线性特性,使得传统的基于规则或浅层模型的诊断方法容易受限于特定条件,难以全面捕捉设备运行状态的复杂规律。机械设备的运行信号通常包含噪声,或者信号特征之间存在高度的相关性,直接导致诊断模型在提取有效特征时出现干扰,从而影响诊断的精度和稳定性。

泛化能力不足也是故障诊断面临的重要挑战。许多诊断模型在实验室环境或静态条件下能够取得较好的准确率,但在面对实际工业应用时,设备运行状态的多样性和复杂环境,会显著降低模型性能。这种情况常与诊断模型的过拟合问题相关,即模型在训练数据上的表现优异,但在处理新的设备类型或未知故障模式时显得力不从心。不同机械设备在设计、使用工况以及负载条件等方面具有较大差异,导致数据分布的异质性增加,模型难以实现跨设备、跨场景的泛化适应。

故障诊断准确性不高和泛化能力不足的问题不仅限制了智能运维的效率,也对生产系统的安全性和稳定性造成威胁。深入研究适应多场景、多设备的泛化算法,将复杂实时信号分解为有价值的特征模式,成为当前需要解决的核心问题。

### 2.2 诊断与控制的实时性与动态响应迟滞

诊断与控制的实时性和动态响应迟滞是制约机械设备智能运维的重要挑战。机械设备在运行过程中,故障信号具有突发性和复杂性,传统监测方法难以及时捕捉与处理高速动态变

化的数据,导致诊断过程延迟。对实时性要求较高的场景,如设备协同生产或高精度制造,这种延迟可能造成系统效率下降甚至安全隐患。电气控制系统在动态响应中存在滞后性,这与控制器设计的限制、算法计算复杂度以及控制路径中的信号传输延时密切相关。尤其是在复杂工况下,多变量干扰和非线性特征会增加决策时间,进一步制约控制精度。

为缓解这些问题,亟需采用高效的机器学习算法提升实时数据处理能力,并借助边缘计算架构将诊断计算前置化,减少数据传输延时。在电气控制中,优化控制算法与硬件协同设计,可增强响应速度与适应性<sup>[4]</sup>。依托智能感知与预测技术,实现对动态变化的提前识别与响应,为设备稳定运行提供保障。综合解决实时性与动态响应迟滞问题,将有助于实现对机械设备的智能化、精细化管理。

## 2.3 运维数据的不平衡与有标签样本稀缺

运维数据的不平衡性和有标签样本的稀缺性是机械设备故障诊断中的重要挑战。由于机械设备在正常运行状态下的数据远多于异常状态数据,导致分类模型对少数类样本的判断精度下降。实际应用中标注故障数据通常需要专家经验,成本高且效率低,进一步限制了高质量有标签样本的获取。这种数据分布的不均衡性和样本稀缺性削弱了机器学习模型的训练效果和泛化能力。通过引入数据增强技术、生成对抗网络和算法级优化等策略,可提升类别平衡性;结合无监督学习、半监督学习以及小样本学习方法,可有效缓解有标签样本依赖问题,增强模型在稀缺数据环境下的性能表现。

## 3 对应性解决策略与技术路径

### 3.1 基于深度特征学习与迁移学习的精准诊断策略

为解决机械设备故障诊断准确性和泛化能力不足的问题,深度特征学习的引入显得尤为关键。深度学习模型具有强大的非线性特征提取和多层次特征表达能力,可从机械设备的振动、声学信号和电气信号中自动提取高维特征,从而有效规避传统特征工程的主观性与局限性。在此基础上,通过构建卷积神经网络(CNN)或长短时记忆网络(LSTM),能够捕捉设备运行数据中的时间序列趋势和局部关键特征,实现对复杂工况中故障类型的精准识别。

针对实际场景中模型训练数据稀缺的问题,迁移学习作为有效补充技术,能够在领域间迁移知识。通过应用预训练模型并在小样本数据基础上进行微调,可显著降低对大量标注数据的依赖,提升模型在目标场景中的适应能力。迁移学习的域适应能力可帮助模型在不同设备类型和工况条件下仍保持较高诊断性能。将深度特征学习与迁移学习相结合,可进一步开发出兼具时效性与泛化性能的诊断方法,为机械设备的智能化运

维奠定技术基础。深入应用上述策略,有助于全面提高设备故障诊断的效率与稳定性,为复杂工业环境下的精准诊断提供可靠的技术支持<sup>[5]</sup>。

### 3.2 构建轻量化边缘诊断与自适应控制闭环

构建轻量化边缘诊断与自适应控制闭环是实现机械设备智能运维的重要策略之一。针对传统集中式诊断与控制方案在实时性和效率上的局限,轻量化边缘计算技术逐渐成为优化路径。通过将诊断算法嵌入边缘设备,提升了数据处理的本地化能力,显著降低了数据传输的时延和资源占用。结合轻量化模型设计,高效实现了设备运行状态数据的快速处理与模式识别。

在边缘诊断基础上,可进一步集成自适应控制机制,以形成闭环式智能控制流程。诊断结果与实时运行参数的深度融合,可以驱动控制策略的在线调整,实现系统的动态响应优化。基于强化学习或神经网络的决策反馈算法,提高了控制系统对复杂工况的适应性与鲁棒性。在计算资源受限的环境中,利用模型压缩和算法优化技术,不仅维持了高诊断精度,还提升了能耗效率。闭环系统的构建,有助于减少因诊断与控制脱节带来的延误,为机械设备运行提供了稳定、可靠的技术保障。

### 3.3 融合无监督学习与小样本学习的数据利用策略

在机械设备故障诊断与电气控制中,运维数据的不平衡性以及有标签样本的稀缺性是关键挑战。为提高数据利用效率并解决此问题,可结合无监督学习与小样本学习策略。无监督学习通过聚类、降维等技术手段,对大量无标签数据进行特征提

取与潜在模式挖掘,以辅助生成具有代表性的初步特征分布。小样本学习利用少量人工标注数据,通过模型参数共享、数据增强以及元学习等方法提升模型的泛化能力。将无监督学习生成的特征分布与小样本学习框架相结合,可在数据稀缺场景下有效提高模型性能。借助生成对抗网络等先进技术,可进一步生成高质量的伪样本以丰富训练数据。融合这两种策略能够显著提升故障诊断系统对复杂工况的适应能力,并为动态控制提供更为稳健的数据基础,推动机械设备维护向智能化方向发展。

## 4 结语

本文聚焦机器学习技术,深入探究了机械设备故障诊断与电气控制技术的融合应用。借助多维信息分析与特征提取,故障类型判别准确性得以有效提升;同时,通过优化电气控制策略,系统响应速度和自适应能力得到增强。研究表明,机器学习方法大幅提高了故障诊断效率与智能化程度,为机械设备的智能维护以及电气系统的可靠运行筑牢了技术根基。然而,研究存在一定局限。高噪声环境下信号处理鲁棒性欠佳,样本数据分布不均影响算法泛化能力,部分复杂故障类型难以精准判别,电气控制模块应对突发异常的实时协同能力也有待提高。针对这些问题,未来研究可从四方面展开:一是强化多源异构数据融合处理,提升诊断系统鲁棒性与适应性;二是优化机器学习模型,增强复杂工况下的实时识别与决策能力;三是探索深度学习与强化学习在智能电气控制中的协同应用,实现更高级智能化控制与自我学习;四是结合边缘计算与工业互联网,实现设备智能诊断与控制系统分布式部署,推动智能制造向更可靠、高效的方向发展。

## 参考文献:

- [1] 郭颖.基于机械设备的 PLC 电气控制技术研究[J].市场调查信息:综合版,2021,(05):0157-0157.
- [2] 王璐.矿山机械电气控制与故障诊断——评《矿山电气设备的故障诊断》[J].有色金属工程,2021,11(08):10002-10002.
- [3] 李玉吉,曹旭辉,王江宏,赵欣.基于机器学习算法的煤矿汽车机械设备故障诊断模型[J].能源与环保,2021,43(10):241-245.
- [4] 郝建明.化工机械设备的故障诊断与控制[J].中文科技期刊数据库(全文版)工程技术,2023,(02):0084-0086.
- [5] 陈东锋.冶金机械设备故障诊断技术分析——评《冶金机械设备故障诊断与维修》[J].中国有色冶金,2023,52(02):164-164.