

# 设备智能运维的多源数据融合研究

马杰 安国圣\* 陈文波 刘自杰 胡绍雄

湖北中烟工业有限责任公司襄阳卷烟厂 湖北襄阳 441000

**摘要:** 随着工业设备复杂性的增加,传统运维模式难以满足高效、精准需求的状况下,设备智能运维体系核心在于借助多源数据融合技术实现设备运维效率的提高以及故障预测与诊断的优化。本文以探讨多源数据融合在设备智能运维中的应用为目的,对设备监测与诊断技术深入分析而提出其在故障预测、决策支持等方面的应用模式,采用数据融合方法对设备状态予以实时监控与分析,这有助于运维效率的提升、设备故障率的降低,进而为智能运维体系构建提供理论依据与技术支持。研究表明数据融合技术可有效整合来自不同传感器的数据,实现故障预测准确度的提高,还能为决策支持提供更精确信息。

**关键词:** 设备智能运维; 多源数据融合; 故障预测; 诊断技术

## 引言

随着工业自动化程度不断提高、设备运行环境日益复杂的情况,传统人工巡检及基于经验的运维方式难以满足现代工业设备管理高效性与精准性需求的状况凸显,设备故障带来不仅增加维护成本且可能致使生产中断进而影响整体效益的后果,由此智能运维技术成为提高设备可靠性与效率的关键所在,其核心在于基于多源数据融合,通过集成传感器、监控系统、历史数据等多个来源信息来构建更为全面的设备状态评估模型,而多源数据融合技术的应用能够实现对设备运行状态实时监控、增强故障预测能力以及为运维决策提供科学依据的效果。随着物联网、大数据、人工智能等技术的快速发展,设备智能运维已经不再局限于单一数据源的分析,而是朝着更加智能化、系统化的方向发展,推动了工业设备管理模式的深刻变革。

## 一、设备智能运维体系架构

### 1. 智能运维的基本概念与组成

智能运维(Intelligent Maintenance)是实现对设备的自动化监测、状态评估、故障诊断、预测性维护和优化决策,从而提升设备的可用性、降低故障率、延长设备寿命并提高整体运维效率<sup>[1]</sup>。智能运维不仅仅是传统运维的延伸,它将设备状态监测与先进的数据分析技术结合,强调基于设备状态的精准决策而非依赖固定的维护周期。智能运维体系由多个组成部分构成,首先是数据采集层,通过安装各种传感器和监控设备,实时采集设

备的运行数据;其次是数据传输层,负责将采集到的海量数据通过无线或有线网络传输到数据处理中心;然后是数据分析与决策层,运用数据融合、机器学习和深度学习等技术对收集到的数据进行分析和处理,预测设备潜在故障,并提供维修建议和优化方案。

### 2. 设备监测与诊断技术

设备监测与诊断技术主要凭借对设备运行状态予以实时监控以及故障诊断的方式保障设备高效、安全运行,其中设备监测技术通过在设备上安装多种传感器来实时采集像温度、振动、压力、电流、电压等关键指标数据<sup>[2]</sup>。伴随传感器技术的持续进步,各类传感器广泛应用于设备监测当中,既提升了监测精度,又增强了监测的多维性。监测数据一般运用物联网技术进行传输,经网络送往云平台或边缘计算节点加以存储和处理。至于设备故障诊断方面,传统诊断方法依赖人工经验与定期检查,而智能运维则结合数据分析技术,采用基于模型的诊断方法、基于规则的诊断方法以及基于数据驱动的诊断方法等多种手段来开展。基于模型的诊断方法利用设备的运行模型,模拟不同工作状态下的行为,通过对比实际监测数据与模型预测数据的差异来发现异常;基于规则的诊断方法通过预定义的规则对数据进行匹配,快速识别常见故障模式;而基于数据驱动的诊断方法通过对大量历史数据进行训练,采用机器学习技术挖掘设备故障的规律,从而进行实时诊断。

### 3. 智能运维体系的关键要素与数据需求

数据采集是智能运维的基础,涉及到传感器、监

测设备、PLC（可编程逻辑控制器）等硬件设施的安装和数据采集的有效性<sup>[3]</sup>。传感器的种类和精度直接影响数据的质量，故选取高精度、高可靠性的传感器设备至关重要。数据传输与存储也是智能运维的关键环节。高效、稳定的网络传输体系能够保障设备状态数据及时、准确地传输至数据处理平台，数据存储架构的设计需确保海量数据的高效存储与快速读取。大数据技术的发展为设备智能运维提供了有力支撑，然而仅仅具备数据存储与传输功能并不足够，如何对海量数据进行有效分析与利用成为关键。数据分析层需要依托先进的人工智能和机器学习算法进行数据挖掘，利用大数据处理能力从海量数据中提取出设备健康状态、故障模式及其发展趋势，支持智能决策。多源数据融合是提升智能运维效果的重要手段，通过将来自不同传感器、不同设备甚至不同运维系统的数据进行融合，能够提高分析的全面性与准确性。

## 二、多源数据融合技术

### 1. 多源数据的类型与特征

在设备智能运维方面，以传感器数据作为多源数据的基础来源且涵盖设备温度、振动、压力、转速等多种物理量从而能实时反映设备工作状态，以设备历史数据包含设备工作寿命、维修频次、故障记录等信息而作为分析设备健康状况的核心参考，以维修记录和操作日志包含设备维护操作及操作人员行为模式来帮助分析设备维护周期与潜在故障原因，多源数据的特征主要体现在其多样性与异构性，其中数据类型的多样性是指数据来源种类繁多，既有结构化数据（如数值型传感器数据）又有非结构化数据（如操作日志和维修记录）。异构性则体现在数据的格式差异，传感器数据可能采用不同的通信协议，历史数据则通常存储在传统的关系型数据库中。如何有效地整合这些异构数据，是智能运维中一个重要的挑战。

### 2. 数据融合方法

在设备智能运维中的数据融合方法主要分为低级融合、中级融合和高级融合这三种类型。其中低级融合是指针对原始数据展开处理与整合，像把不同传感器采集到的原始数据统一转换为标准格式或者进行数据清洗、降噪处理这类操作，通常用于解决传感器数据存在的冗余和噪声问题<sup>[4]</sup>。中级融合关注的是在数据预处理之后通过某种算法或模型把多种数据结合起来以作进一步分析，常见的中级融合方法有加权平均法、卡尔曼滤波以

及主成分分析（PCA）。通过赋予不同数据源不同权重对多个数据源结果加权融合，提高整体数据可靠性的加权平均法，广泛用于时间序列数据融合且特别适用于在噪声环境下提高数据精度。递推式数学算法卡尔曼滤波，通过对数据降维处理将多维数据投影到低维空间保留最有用信息进行融合。适用于高维数据处理的主成分分析（PCA），通过提取数据中方差最大的主成分，将冗余信息降至最低，从而保留对故障诊断或状态评估最具判别力的特征变量。在智能运维场景中，PCA能够有效减少多源数据之间的冗余与共线性，提高特征提取效率，增强后续建模与分析的稳定性与泛化能力。高度融合通过机器学习和深度学习等技术进行数据综合分析与预测，其中常见的如神经网络、支持向量机（SVM）和集成学习等，通过训练模型基于多个数据源的信息可生成更为精准的设备健康状况评估模型或故障预测模型。

### 3. 数据融合技术在智能运维中的应用案例

在某卷烟厂的智能运维项目里，采用了基于多源数据融合的预测性维护系统，其通过采集温度传感器、振动传感器、电流传感器等多个数据源的信息来对设备运行状态进行实时监控。结合卡尔曼滤波和支持向量机（SVM）算法处理与分析采集到的多维数据，以便在设备出现故障前兆时提前发出警报，且通过对设备数据的持续监控及故障模式的深度学习精准预测设备剩余使用寿命，避免设备突发故障造成的停产损失；另一个典型案例为航空发动机智能运维中数据融合技术应用于故障诊断与健康监测，航空发动机涉及监测数据种类繁多，涵盖发动机转速、温度、气压、燃料消耗等关键数据。通过多源数据融合技术，航空公司能够实时监测发动机的运行状态，并结合故障诊断算法分析潜在问题。

## 三、多源数据融合对智能运维效果的提升

### 1. 运维效率与故障预测能力的提升

在传统运维模式里，依赖定期巡检及经验判断来识别设备故障的运维人员，面临着响应周期长、准确率低且无法提前感知故障的状况<sup>[5]</sup>。而基于数据融合的智能运维体系，通过对传感器数据、设备历史数据、运行日志等多维数据统一分析，实现对设备运行状态实时感知并动态评估其健康状况。运维效率提升体现为能提前发现故障隐患并快速响应，避免故障扩散带来连锁影响的情形。故障预测能力依托多源数据的时序建模与行为特征提取，结合机器学习或深度学习算法，可对设备的退化趋势与剩余使用寿命进行预测，从而将运维由“被动

响应”转变为“主动预防”，显著增强系统稳定性与运维前瞻性。以电力系统中变压器管理为例，通过对温度、电流、油色谱和局部放电等多源数据融合分析，有着可精准判断变压器工作状态并在潜在故障发生前发出预警的情况。这种预知性维护模式显著提高了设备的运行可靠性和系统安全性，降低了运维频次与人力成本。

## 2. 数据融合在故障诊断与决策支持中的作用

在设备运维过程中，借助多源数据融合技术对不同维度运维信息加以整合，实现故障识别准确性以及诊断决策科学性的增强。诊断阶段，传统方法依赖单一传感器信息或操作经验，易受干扰因素影响致诊断结果有偏差。而通过融合多种传感器的温度、振动、电磁等特征数据，运用特征层或决策层融合算法，可综合分析各类信息内在联系以识别复杂设备运行中的非线性异常行为。比如在风力发电机组中，单一振动信号难以清晰识别早期轴承裂纹，融合振动、温度和转速信号后，采用小波包分解与支持向量机分类器组合之法，能实现对轴承早期故障的高精度诊断。在决策支持方面，数据融合既能提供更全面输入信息，又可提升故障判断与维护策略制定的可靠性。例如，在某大型化工企业的设备运维实践中，系统融合了来自压力传感器、温度传感器和历史维修记录的数据，利用贝叶斯网络对反应釜的运行风险进行动态评估。当多项传感器参数呈现出异常趋势，系统自动推演出潜在泄漏风险，并结合设备使用年限和以往维修频率，推荐调整生产节奏并安排预防性维护。该融合式决策模型显著减少了突发停机事件，提升了全流程的运行安全性与管理效率。

## 3. 基于数据融合的智能运维模型分析

近年来多种融合模型被广泛应用于实际场景中，基于深度神经网络（DNN）的融合模型在处理大规模复杂数据方面表现出色<sup>[6]</sup>。该模型将多源数据输入多个特征提取层，通过非线性映射方式提取潜在信息特征，并通过融合层进行联合学习，实现对设备状态的分类和故障预测。以卷积神经网络（CNN）和长短期记忆网络（LSTM）为基础的融合模型，在时序特征和空间特征的提取上具有明显优势。具体应用中，CNN可从振动频谱

图像中提取局部结构特征，LSTM则用于捕捉运行数据的时间依赖关系，两者融合后构成的CNN-LSTM模型已成功应用于数控机床的智能运维中，实现了高达95%的故障识别准确率。此外，图神经网络（GNN）也逐渐应用于具有复杂拓扑结构的系统运维中，例如在轨道交通供电系统中，通过构建图结构对多设备之间的关联进行建模，并融合各节点设备状态数据，提升了全系统健康评估的精度。

## 结论

多源数据融合技术为智能运维于推动设备管理智能化、精准化层面提供了坚实数据基础与决策支撑。对多类型、多维度运维数据的整合，实现了故障预测精度、运维效率与系统可靠性的有效提升。融合模型构建与优化为达成动态、实时的智能决策给出技术路径。未来伴随人工智能与工业物联网不断发展态势下，多源数据融合在复杂工业场景中展现更强适应能力与创新潜力，进而成为推动智能运维体系演进的关键力量。

## 参考文献

- [1] 丁珈, 周炜, 张永, 等. 数字孪生驱动的装备全寿命周期智能运维技术进展与展望[J/OL]. 系统工程理论与实践, 1-19[2025-03-27].
- [2] 刘黎, 刘文顺, 赵一磊, 等. 高速铁路调度集中系统智能运维体系研究[J]. 中国铁路, 2025, (02): 128-136.
- [3] 许春福. 风电智能运维系统的设计与应用[J]. 能源与环境, 2025, (01): 75-77.
- [4] 季鹏, 王建宇, 龚敬群. 数实融合打造设备智能运维新模式[C]// 中国企业改革与发展研究会. 中国企业改革发展优秀成果2024(第八届)下卷. 宝武装备智能科技有限公司, 2025: 429-437.
- [5] 李继军. 电力设备智能运维管理系统在高速铁路的研究与应用[J]. 电气时代, 2025, (02): 125-128.
- [6] 陈雨楠. 面向变电站电气设备智能运维的多源异构数据融合方法[D]. 华中科技大学, 2024.