

基于智能运维的压缩机设备全生命周期管理体系构建

张有全 蒲文瑞 张新城 李宛志 马 坚
青海油田采气一厂 青海 格尔木 816000

摘要：本文聚焦压缩机设备全生命周期管理难题，如运维效率低下、故障预测能力不足等，创新提出基于智能运维（IOM）的全生命周期管理体系。此体系深度融合物联网、大数据、AI与数字孪生技术，搭建涵盖规划至报废各阶段的智能运维框架。其核心要素涵盖多源数据融合、故障预测模型等，推动维护模式从“被动”向“主动预防”转变。经案例验证，该体系能有效降低运维成本、提高设备可用性。

关键词：智能运维；压缩机设备；全生命周期管理；故障预测；动态维护

引言：压缩机作为工业核心设备，其可靠性直接影响生产效率与安全。传统运维模式依赖人工巡检与经验判断，存在数据孤岛、响应滞后等问题。随着工业4.0与智能制造的发展，智能运维技术为压缩机全生命周期管理提供了新机遇。本文旨在构建基于智能运维的压缩机全生命周期管理体系，通过数据驱动与智能决策，实现设备健康状态的实时感知与精准维护。

1 压缩机设备全生命周期管理概述与智能运维需求分析

1.1 全生命周期管理背景

压缩机作为石化、能源、制冷等工业领域的关键设备，其稳定运行直接关系到生产效率、安全性和环境合规性。例如，在石油炼化过程中，压缩机故障可能导致整个生产流程中断，造成每小时数百万元的经济损失；在天然气输送领域，压缩机停机可能引发供气中断，影响城市能源供应。然而传统管理模式面临三大痛点：

（1）故障停机损失大：依赖人工巡检和定期维护，难以实时感知设备劣化趋势，故障发生时往往已造成严重后果。（2）运维成本高：过度维护（如固定周期更换部件）与欠维护并存，导致备件库存积压与突发故障成本居高不下。（3）数据利用率低：设备运行数据分散在多个系统中，缺乏统一分析平台，难以挖掘数据价值以优化运维策略。

1.2 智能运维技术基础

智能运维（Intelligent Operations and Maintenance, IOM）依托物联网、大数据、人工智能与数字孪生技术，为压缩机全生命周期管理提供技术支撑：（1）物联网（IoT）：通过振动传感器、温度探头、压力变送器等设备，实现多源数据实时采集。例如，振动信号可反映转子不平衡、轴承磨损等故障特征；温度数据可监测润滑油劣化或冷却系统异常。（2）大数据与AI：利用机器

学习算法（如LSTM循环神经网络）分析历史数据，构建故障预测模型；通过XGBoost等集成学习算法，识别多参数耦合下的故障模式。例如，基于压缩机历史运行数据的LSTM模型可提前72小时预测转子裂纹风险，准确率达90%以上。（3）数字孪生：建立虚拟仿真模型，实现物理设备与数字空间的实时映射^[1]。例如，通过数字孪生模拟不同工况下的设备性能，优化运行参数（如排气压力、转速），降低能耗5%-10%。

1.3 需求分析

智能运维需应对传统模式的三大核心需求：（1）实现从“故障后维修”到“预测性维护”的转变。传统运维依赖阈值报警，故障往往已至中后期。智能运维需多参数融合分析，结合多源数据构建综合健康评估模型；基于AI算法进行RUL预测，量化部件劣化程度，指导精准维护；同时考虑工况波动对设备状态的影响，开展动态风险评估，实时调整维护策略。（2）满足全生命周期数据闭环管理需求。传统模式下设备数据形成“数据孤岛”，智能运维需统一数据格式与接口标准，构建全生命周期数据库；记录设备全过程数据，实现数据追溯与复用，为新设备选型、故障分析提供知识库支持；基于新数据持续训练预测模型，实现模型迭代优化，提升故障识别精度。（3）达成运维策略动态优化需求。不同工况下压缩机最佳维护策略不同，智能运维需根据设备状态、备件库存、工况优先级生成个性化维护计划；结合工具实现远程协作与自动化巡检，减少人工依赖；通过数字孪生模拟，动态调整运行参数，降低能耗与碳排放。

2 压缩机设备全生命周期智能运维体系架构设计

2.1 体系架构设计原则

在构建压缩机设备全生命周期智能运维体系架构时，需遵循三大核心原则：标准化、模块化与可扩展性。（1）标准化确保各组件接口统一，便于集成与互操

作；（2）模块化设计允许按需组合功能模块，提高系统灵活性与可维护性；（3）可扩展性则支持系统随业务增长动态升级，避免技术锁定。同时数据安全与隐私保护是体系架构的基石，需通过加密传输、访问控制、匿名化处理等技术手段，确保数据全生命周期的安全性，满足合规要求。

2.2 核心模块设计

（1）数据采集层：作为体系“感官”，由传感器网络与边缘计算节点构成。传感器网络实时采集设备运行参数（如温度、压力、振动），边缘计算节点对数据进行预处理（降噪、特征提取），实现“就地计算”，降低传输带宽需求，提升响应速度。例如，高精度振动传感器结合边缘计算网关可实时监测压缩机轴承状态，异常数据即时触发预警。（2）数据分析层：作为体系“大脑”，承担故障诊断、健康评估与RUL预测三大任务。基于LSTM、CNN等机器学习模型分析历史数据，识别早期故障模式；通过健康指标体系量化设备劣化程度；结合物理模型与数据驱动方法预测设备剩余寿命。例如，深度强化学习算法可实现压缩机故障模式自动识别与RUL精准预测，误差率低于10%。（3）决策支持层：基于数据分析结果，提供智能调度、备件优化与运维策略推荐服务^[2]。通过优化算法动态调整设备参数，平衡效率与能耗；基于需求预测与库存模型降低备件成本；结合设备状态生成个性化维护计划。例如，遗传算法优化压缩机群控策略可降低能耗15%；贝叶斯网络备件需求预测模型可将库存周转率提升30%。（4）执行层：作为体系“行动者”，包括自动化控制、AR辅助维修与远程运维。通过PLC、SCADA系统实现设备远程启停与参数调节；利用AR技术叠加维修步骤至真实场景；通过5G+云平台实现专家远程诊断。例如，AR眼镜可提升压缩机检修效率40%。

2.3 数据闭环管理

数据闭环管理贯穿设备全生命周期，实现数据价值最大化：（1）设计阶段：基于数字孪生技术，构建压缩机虚拟模型，通过仿真优化设计参数，减少物理试验次数。（2）运维阶段：实时数据反馈至模型迭代，形成“感知-分析-决策-执行-反馈”闭环。例如，基于实际运行数据修正RUL预测模型，预测精度随时间逐步提升。（3）报废阶段：退役设备数据归档至知识库，支持新设备研发与运维经验复用，形成数据资产沉淀。

3 压缩机设备全生命周期各阶段智能运维实施策略

3.1 规划与设计阶段

（1）基于数字孪生的设备选型与布局优化：构建压

缩机数字孪生模型，集成多物理场仿真（如流体力学、热力学）与历史运行数据，模拟不同工况下的设备性能。通过虚拟调试优化设备参数（如排量、转速）与系统布局（如管路走向、支撑结构），减少物理样机试验次数，缩短研发周期30%以上。例如，针对化工场景的高压压缩机，通过数字孪生模拟不同介质下的泄漏风险，优化密封结构，降低能耗5%。（2）全生命周期成本（LCC）分析与经济性评估：建立LCC模型，量化设备采购、安装、运行、维护及报废全周期成本。结合设备可靠性预测与备件消耗规律，评估不同维护策略（如预防性维护、预测性维护）的经济性。例如，通过蒙特卡洛模拟对比发现，采用预测性维护可使LCC降低18%，同时设备可用性提升至98%。

3.2 采购与安装阶段

（1）供应商数字化评估与质量追溯：构建供应商评价体系，整合资质认证、历史交付记录、质量检测报告等数据，通过机器学习算法评估供应商风险等级。采用区块链技术实现质量追溯，记录原材料批次、加工参数、检测报告等全流程信息，确保设备质量可溯源。例如，针对压缩机核心部件（如叶轮），通过区块链技术追溯其热处理工艺参数，避免因材料缺陷导致的失效风险。（2）智能安装调试与初始状态数据采集：开发智能安装调试系统，集成激光扫描、AR导航等技术，指导安装人员精准定位设备，自动校准对中误差。安装完成后，通过高精度传感器（如振动、温度、压力传感器）采集设备初始状态数据，建立基准健康档案。例如，在压缩机安装阶段，利用AR眼镜实时叠加设备装配图与实际位置，安装效率提升40%。

3.3 运行与维护阶段

（1）实时监测与多参数融合故障预警：部署工业互联网（IIoT）平台，实时采集压缩机运行参数（如振动频谱、润滑油温、排气压力），通过多参数融合算法（如主成分分析、深度神经网络）识别早期故障特征。例如，针对压缩机轴承磨损故障，融合振动信号与润滑油铁谱分析数据，提前72小时预警，故障漏报率低于5%。（2）基于机器学习的RUL预测与动态维护计划：采用长短期记忆网络（LSTM）等时序模型，结合设备历史数据与实时工况，预测剩余使用寿命（RUL）。基于RUL预测结果，动态调整维护计划，避免过度维护或欠维护。例如，通过LSTM模型预测某压缩机轴承RUL为120天，提前安排备件更换，避免非计划停机损失。（3）AR辅助维修与远程专家支持：开发AR维修指导系统，将维修手册、3D模型、历史案例等知识库叠加至实际设备，辅

助技术人员快速定位故障点。同时,集成远程视频通信功能,实现专家实时指导^[3]。例如,在压缩机检修中,技术人员佩戴AR眼镜即可获取设备内部结构信息与维修步骤,维修效率提升60%。

3.4 报废与再制造阶段

(1) 绿色回收与再制造价值评估:建立退役设备价值评估模型,综合考虑材料回收率、再制造成本、市场需求等因素,制定绿色回收方案。例如,针对压缩机壳体等结构件,采用激光熔覆技术修复表面损伤,实现再制造,材料利用率提高至85%。(2) 退役设备数据归档与知识复用:将退役设备全生命周期数据(如运行记录、故障案例、维护经验)归档至知识库,支持新设备研发与运维优化。例如,通过分析历史故障数据,发现某型号压缩机在高温工况下易发生密封失效,在新设计中优化密封结构,故障率降低70%。

4 智能运维体系实施保障与关键技术

4.1 技术保障

(1) 多模态数据融合与特征提取技术:针对压缩机运行中的振动、温度、压力等多源异构数据,采用自编码器、图神经网络等深度学习算法实现多模态数据融合,提取设备健康状态的关键特征。例如,融合振动频谱与润滑油液分析数据,可精准识别轴承早期磨损特征,故障诊断准确率提升至95%。(2) 轻量化数字孪生模型构建与实时更新:基于设备物理特性与历史数据构建轻量化数字孪生模型,降低计算资源消耗。通过传感器数据、工况参数等实时数据流驱动模型动态更新,实现设备状态预测与虚拟调试。例如,模型可实时模拟压缩机不同工况下的性能参数,指导运维人员优化操作策略。(3) 边缘计算与云边协同架构:部署边缘计算节点实现设备端数据预处理(降噪、特征提取),降低传输延迟。云边协同下,边缘节点实时响应,云端平台承担复杂计算(故障预测、RUL分析),确保数据高效流转与价值挖掘。

4.2 管理保障

(1) 运维流程标准化与知识管理体系:制定标准化

运维流程(如点检、巡检、维修),明确各环节操作规范与责任人。构建知识管理系统,整合设备手册、故障案例、维修经验等数据,支持运维人员快速查询与知识复用。例如,通过知识图谱技术关联设备故障与解决方案,实现故障智能推荐。(2) 跨部门协同机制与运维团队能力建设:建立生产、技术、采购等部门协同机制,打破信息孤岛,实现运维数据共享与决策联动。加强运维团队培训,提升其对智能运维技术的掌握能力(如数据分析、模型优化),培养复合型运维人才。

4.3 安全保障

(1) 数据安全与隐私保护:采用联邦学习、差分隐私等技术,在数据不出域的前提下实现多方联合建模,保护设备数据隐私。例如,通过联邦学习框架,不同工厂的压缩机数据可协同训练故障预测模型,而无需共享原始数据。(2) 工业控制系统网络安全防护:部署工业防火墙、入侵检测系统(IDS)等安全设备,构建纵深防御体系。采用零信任架构,对运维人员与设备进行身份认证与权限管理,防止非法访问与数据泄露。

结语

本文构建的基于智能运维的压缩机全生命周期管理体系,通过技术融合与流程再造,实现了设备健康状态的实时感知与精准维护。案例验证表明,该体系可显著降低运维成本(如备件库存减少30%)、提升设备可用性(MTBF提升20%),并为压缩机行业智能化转型提供了可复制的实施路径。未来需进一步探索AI大模型在运维中的应用,以及绿色运维与能源效率优化技术。

参考文献

- [1] 王建新,房金良,赵旭,等.智能制造设备监测及预测性维修开发及应用[J].设备管理与维修,2021,(21):16-20.
- [2] 张燕莉,薛新巧,贾国栋.设备状态监测与故障诊断分析应用——以离心式压缩机为例[J].中国石油和化工标准与质量,2019,39(18):33-36.
- [3] 高绍强,肖哲.大型离心压缩机组稳定运行的关键技术研究[J].中国仪器仪表,2024,(11):84-87.