

基于数字孪生的机械装备故障预测与维护系统研究

张 浩 张 凯

中国人民解放军91697部队 山东 青岛 266400

摘 要: 在机械装备运维领域, 基于数字孪生技术构建故障预测与维护系统意义重大。本文深入剖析数字孪生技术原理架构, 分析机械装备故障特征及与数字孪生模型的关联。阐述故障预测模型构建方法, 包括数据驱动模型、动态更新机制等。探讨数字孪生驱动的维护策略生成与优化, 以及系统集成关键技术实现路径。通过多维度研究, 探索机械装备故障预测与维护的技术方案, 提升装备运维水平与可靠性。

关键词: 数字孪生; 机械装备; 故障预测; 维护策略; 系统集成

引言: 机械装备作为工业生产的关键要素, 其稳定运行至关重要。传统故障预测与维护方式存在滞后性、准确性不足等问题, 难以满足现代工业对装备可靠性的高要求。数字孪生技术以物理实体与虚拟模型双向映射为核心, 能实现实时监控与动态调整。将其应用于机械装备故障预测与维护, 可提前发现潜在故障, 制定科学维护策略, 降低运维成本, 提高生产效率, 对推动工业智能化发展具有重要作用。

1 数字孪生技术基础与机械装备故障特征分析

1.1 数字孪生技术原理与架构

数字孪生技术以物理实体与虚拟模型的双向映射为核心原理, 构建物理世界与虚拟空间的深度交互链路, 实现几何形态、物理属性及行为规则的动态匹配与持续更新, 是一种高效的建模手段^[1]。在设备运维过程中, 将传感器采集的实时运行数据、设备历史操作日志以及环境参数等各类数据通过特定交互方式输入到虚拟模型中实现信息互通, 可推动虚拟模型随物理实体状态变化进行适应性调整, 逐步提升模型与实体的契合度。数字孪生技术在工业场景中拥有多种应用模式, 涵盖设备运行状态的实时监控、潜在异常的提前预判以及运行流程的精准调控, 为工业装备运维提供全新技术路径, 相关技术体系已在智能制造领域得到广泛认可与应用。

1.2 机械装备故障特征分类与提取

机械装备故障模式可依据失效表现划分为磨损、疲劳、松动等多种类型, 其中磨损体现为接触运动导致材料逐步耗损, 疲劳源于反复应力作用下的微裂纹积累, 松动由连接结构受力失衡引发, 泄漏则与密封系统性能退化相关, 上述各类故障模式均对应明确的失效机制。机械装备的故障特征参数呈现多维度关联特性, 振动信号的幅值与频率变化、温度的异常波动、压力的不稳定状态、声发射信号的特征峰值以及油液成分的变

化, 相互关联且共同反映装备运行健康状态。机械装备故障特征的提取可从多个角度开展, 依据故障类型特点对信号能量分布特征、信号频率特征、故障的系统响应关联机理等进行综合分析, 利用融合多源传感器数据共同构成故障特征提取的完整技术体系。

1.3 故障特征与数字孪生模型的关联机制

虚拟模型能够对故障特征产生精准动态响应, 通过参数敏感性分析捕捉故障特征与模型参数的关联关系, 结合故障传播路径建模, 清晰呈现故障从萌生到扩散的全过程, 实现故障状态的动态复刻。基于数字孪生技术可构建完善的故障特征库, 整合装备运行过程中产生的历史故障数据与实时采集的故障信息, 通过数据协同更新机制, 持续丰富特征库内容, 实现故障特征的全面覆盖与精准匹配, 为后续故障预测与维护策略制定提供可靠的数据支撑, 该关联机制已成为数字孪生与故障诊断技术融合的核心环节。

2 基于数字孪生的故障预测模型构建

2.1 数据驱动的预测模型设计

深度学习可作为故障预测模型的高效建模手段, 能够妥善处理机械装备运行期间产生的复杂数据^[2]。机械装备数字孪生模型运行时, 结合其常见故障的特征分类与相关参数, 可依托深度学习搭建故障预测模型。数字孪生模型输出的运行特征数据, 可通过长短期记忆网络(LSTM)、卷积神经网络(CNN)等技术开展前期数据规律挖掘与特征处理, 进而获取时序与空间特征信息。LSTM可精准捕捉时序数据的长期依赖关系, 解析装备运行参数的时间演化规律; CNN聚焦数据空间特征提取, 能有效识别故障相关局部特征, 二者结合可全面挖掘两类关键特征。关键特征提取与预处理完成后, 结合领域先验知识和数据统计特性, 设定各监测参数合理波动范围, 采用统计阈值法初步识别数据数值异常。引入异常

检测算法,通过学习正常工况数据分布,建立正常与异常状态的量化判别标准。结合故障数据特征采用孤立森林算法,基于集成学习原理,利用正常与异常样本的孤立性实现异常检测,通过孤立异常样本快速识别故障数据。小样本场景中,物理模型与数据模型融合的混合建模方法可弥补单一模型不足,借助物理机理知识辅助数据建模提升预测可靠性,已广泛应用于复杂装备故障预测领域。

2.2 模型动态更新与自适应机制

在装备迭代升级过程中,其故障预测模型也需不断优化改进,因此引入模型动态更新与自适应机制思路,通过动态更新不断适配新情况。在线学习策略为模型适应设备工况变化提供技术保障,增量学习可在获取新数据后逐步更新模型参数,无需重新训练整个模型,有效降低计算成本,同时保留历史数据中的有效信息,实现模型知识的持续积累;迁移学习能够将已训练模型的知识迁移至新工况下,快速适应设备运行状态的变化,减少新工况下的样本需求,提升模型适应能力。模型参数优化可依托多种智能算法,通过概率模型寻找最优组合,基于先验信息与迭代反馈逐步逼近最优解,提升模型泛化能力;遗传算法模拟生物进化过程,通过选择、交叉、变异操作实现超参数的全局寻优,解决参数调整的盲目性问题,提升参数优化的效率与科学性^[3]。虚实比对与模型修正构建闭环优化链路,将实际运行过程中采集的故障数据反馈至虚拟模型,通过对比虚拟与物理实体的运行差异,精准定位模型与实际设备的偏差,对模型参数进行针对性修正,持续提升模型与实际设备的契合度,保障预测精度的稳定性。

2.3 故障预测的时间尺度与空间尺度定义

故障预测需兼顾不同时间尺度的需求,短期预测聚焦分钟级故障预警,针对设备突发异常进行快速识别,捕捉设备运行中的瞬时异常信号,为紧急维护提供充足时间支撑,避免突发故障扩大造成严重损失;长期预测重点开展设备剩余寿命估算,结合装备运行状态与老化规律,整合多维度运行数据与老化机理,精准判断设备剩余服役时间,为计划性维护提供科学依据,两者协同设计可实现不同场景下的故障预测需求,构建全方位、多层次的故障预测体系。空间尺度上,单设备预测聚焦单个装备的运行状态,重点分析单台设备的故障特征与演化规律,针对性制定单台设备的预测方案,保障单设备运行的稳定性;多设备级联故障预测则关注多台设备间的关联关系,分析故障在设备间的传播路径与影响范围,兼顾设备间的协同运行特性,两者在架构设计上存

在明显差异,需根据实际应用场景选择适配的预测架构,确保预测结果贴合实际运维需求。

3 数字孪生驱动与维护策略生成与优化

3.1 维护任务分级与响应机制

维护任务分级以故障预测结果与设备关键性为核心依据,构建动态分级体系,根据故障发生概率、影响范围以及设备在生产流程中的重要程度,划分不同风险等级,分级标准随设备运行状态与预测结果动态调整^[4]。针对不同风险等级制定差异化响应策略,轻微及一般风险对应设备降负荷运行措施,通过合理调整运行参数降低故障扩大风险,为后续维护操作预留充足时间;较大风险采用计划停机维护模式,结合运行计划合理安排停机窗口,停机维护时长控制在2-4小时,在避免造成较大影响的前提下完成故障排查与处理;紧急风险需执行立即停机操作,快速切断故障传播路径,防止故障引发设备严重损坏或安全事故,各类响应策略均与风险等级精准匹配,形成完善的维护响应体系。

3.2 维护资源调度与路径规划

常见的维护资源包括备件库存、维修团队和机动力等,其中备件库存管理依托故障预测结果开展精细化管理,通过分析预测数据精准判断备件需求数量与时间节点,构建动态补货策略,实现备件库存的合理储备,既避免库存积压造成的资源浪费,也防止备件短缺导致维护延误。维修团队路径优化聚焦多任务协同场景,整合各维护任务的时间要求、地点分布等信息,应用最短路径算法规划最优维修路线,协调多任务执行顺序,实现维修资源高效利用,缩短维护响应时间,提升维护作业整体效率。这种资源调度与路径规划模式,结合数字孪生技术的实时数据支撑,可实现维护资源的动态调配与最优配置,契合复杂工业场景下的维护需求,符合工业运维领域精细化管理的技术发展趋势。

3.3 维护策略库建设与知识复用

维护策略库建设需完成专家经验与历史维修记录的数字化封装,系统梳理故障现象、对应处理方案以及后续效果反馈等装备故障修理核心信息,建立三者之间的紧密关联并进行规范化存储,形成可复用的维护知识资源。维护策略生成采用规则引擎与案例推理相结合的混合决策模式,规则引擎依据预设的维护规则与通用故障特征快速匹配基础维护方案,案例推理则依托策略库中的历史案例,借鉴相似故障的处理经验优化维护方案,两者有机融合提升维护策略的针对性与可靠性。通过知识复用机制,可快速将历史维护经验应用于新的故障场景,减少重复试错成本,持续提升维护策略生成的效率

与质量,为数字孪生驱动的维护体系提供坚实知识支撑,助力装备维护工作从被动响应向主动预判转型。

4 系统集成与关键技术

4.1 多系统协同架构设计

多系统协同架构设计以数字孪生技术为核心纽带,实现不同系统的有机融合与高效联动。数字孪生与物联网的集成需依托边缘计算节点部署与云端分析平台的协同运作,边缘计算节点部署于设备端,负责实时采集与初步处理设备运行数据,降低数据传输延迟,云端分析平台则承担大规模数据深度分析与模型运算任务,通过两者高效配合实现数据处理与分析的分层管控^[5]。故障预测系统与现有维护系统的接口设计需兼顾兼容性与实用性,EAM系统与CMMS系统作为工业领域成熟的维护管理工具,接口设计需实现故障预测数据与维护管理数据的无缝交互,确保故障预测结果能够直接支撑维护计划制定、工单管理等核心流程,提升维护管理的智能化水平,接口设计需遵循工业通用标准,保障系统间数据传输的稳定性与安全性。

4.2 关键技术

数据清洗与特征工程是保障故障预测精度的基础,前期生成的数据可通过滤波有效过滤数据中的噪声干扰,提升数据质量,通过数据降维简化数据维度,剔除冗余信息,降低模型计算复杂度。然后利用边缘-云协同计算构建分层计算架构,在设备端部署轻量级预处理算法,快速完成数据降噪、特征初步提取等简单运算,减少数据传输量;在云端利用强大的计算资源开展大规模数据挖掘、模型训练与优化等复杂任务,两者分工明确、高效协同,兼顾数据处理的实时性与深度。

4.3 行业适配性与扩展性分析

行业适配性分析需聚焦典型机械装备类型的差异化需求,旋转机械运行依赖高速转动部件,对振动信号的敏感性较高,维护重点偏向振动监测与磨损防控;传动系统核心在于动力传递效率,故障多与齿轮、轴承等部

件相关,需强化扭矩与转速等参数的监测;液压系统易出现泄漏、压力不稳等问题,需重点关注液压油状态与密封性能,针对不同装备类型的特性优化系统功能配置^[6]。跨行业应用场景的技术迁移路径需结合不同行业的生产特点,轨道交通领域需兼顾设备运行安全性与连续性,重点优化故障预警的快速响应能力;能源电力领域聚焦大型装备长效运行,侧重剩余寿命估算与计划性维护;智能制造领域强调多设备协同运维,需强化系统的协同调度能力,通过技术适配与功能调整,实现系统在不同行业的高效应用与推广。

结束语

基于数字孪生的机械装备故障预测与维护系统,通过融合多源数据、构建精准模型、生成科学维护策略,实现了装备运维的智能化升级。系统在故障预测、维护决策等方面展现出优势,有效提升了装备运行的可靠性与稳定性。随着技术不断发展,该系统将不断完善,为机械装备的高效运维提供更有有力支持,助力工业领域实现高质量发展。

参考文献

- [1]孙颖慧,苏永红,付誉.基于数字孪生的机械技术智能监测与故障诊断[J].机械工业标准化与质量,2025(7):53-55.
- [2]蔡子龙,赵佳瑶,吴清.农业机械故障诊断中数字孪生技术的融合应用研究[J].数字农业与智能农机,2024(9):21-24.
- [3]耿波,李青松,潘曙辉,等.面向电厂设备异常检测的自组织映射深度自编码高斯混合模型研究[J].湖北电力,2023,47(1):104-111.
- [4]张国洲.基于数字孪生技术的农业机械关键金属部件全生命周期维护策略[J].农业技术与装备,2026(2):6-8.
- [5]高凯.基于数字孪生的施工机械设备本质安全管理方法与应用[J].建材与装饰,2026,22(2):85-87.
- [6]陶雪芝,陈诗友.数字孪生技术在数控机床机械手可视化监控中的应用[J].中国设备工程,2026(7):212-214.