

基于数字孪生的设备故障预测性维护

陈琳 郭悦 曹铁渠

工业云制造(四川)创新中心有限公司 四川 成都 610041

摘要: 基于数字孪生的设备故障预测性维护是一种创新的维护策略,它利用先进的数字孪生技术,结合物联网、大数据分析和人工智能算法,实时监测设备的运行状态,预测潜在故障,并提前制定维护计划。该技术通过构建设备的虚拟镜像,实现对设备性能的深度洞察,有效提高故障预测的准确性和维护效率。本文探讨基于数字孪生的设备故障预测性维护的关键步骤和实施要点,包括数据采集、模型构建、故障预测与维护策略制定,为工业企业的设备维护管理提供新的思路和方法。

关键词: 数字孪生; 设备故障; 预测性维护

1 数字孪生与设备故障预测性维护理论基础

1.1 数字孪生技术概述

数字孪生技术(Digital Twin Technology)是一种通过构建物理对象的数字映射,实现虚拟与现实同步的技术。它集成了物联网、云计算、人工智能、大数据等多种前沿技术,能够对物理世界进行全方位的仿真和管理。数字孪生技术通过传感器、数据分析、建模仿真等手段,将物理实体的状态和行为实时映射到虚拟空间中,形成一个与之对应的数字化模型,从而实现对物理世界的监控、预测和优化。在数字孪生技术的应用中,模型构建是第一步,包括三维几何模型、数据机理模型、规则行为模型等;数据映射是第二步,将物理实体的运转数据、传感器数据等与虚拟模型进行融合;模拟仿真是第三步,基于已构建的孪生模型和映射数据,在虚拟空间进行装备运行的机构设计、动作调优、行为测试,并基于实时运行参数,对故障进行情况评估和预测性维护。

数字孪生技术在多个领域有着广泛的应用,包括装备制造、智慧城市、工业互联网、医疗健康等^[1]。在装备制造方面,数字孪生技术可以通过数字化建模和仿真,评估产品的设计和功能性能,优化制造流程,提高生产效率,降低成本和缩短生产周期。在智慧城市建设中,数字孪生技术用于对城市基础设施的数字化建模,实现对交通、能源、水资源等关键领域的精细化管理。

1.2 设备故障预测性维护原理

设备故障预测性维护(Predictive Maintenance, PdM)是一种基于设备状态监测的维护方式,通过对设备运行的实时状态进行监测和分析,预测设备未来的发展趋势,优化设备的性能和使用寿命。预测性维护以状态监测、异常检测和分类算法统计过程控制原理为基础,利

用预测模型监测设备状态变化趋势,从而确认未来合适的维护时机。预测性维护依赖于设备实时运转数据,包括传感器、边缘网关等对设备状态的实时监控,包括振动、温度、压力等关键参数。通过对这些数据的分析,可以预测设备可能发生故障的时间和类型,并在故障发生前采取措施进行维护。这种方式有助于延长设备的使用寿命,最大限度地降低维护成本,减少停机时间,并增强设备的安全性。

2 基于数字孪生的设备故障预测性维护系统构建

2.1 数据采集与传输

基于数字孪生的设备故障预测性维护系统的构建,首先依赖于高效的数据采集与传输机制。这一环节是整个系统的基础,它涉及到从物理设备中实时获取关键运行数据的过程。数据采集通常通过安装在设备上的各类传感器实现,这些传感器能够监测设备的振动、温度、压力、转速等关键性能指标。为了确保数据的准确性和完整性,传感器需要具备高精度和高可靠性。数据传输技术也至关重要,它负责将采集到的数据及时、准确地传输到数据处理中心或云端服务器,以便进行后续分析和处理。这通常涉及到有线或无线通信技术,如以太网、Wi-Fi、蓝牙或专用的工业通信协议。

2.2 数字孪生模型构建

数字孪生模型是基于数字孪生技术的设备故障预测性维护系统的核心组成部分。这一步骤涉及将物理设备的结构、功能、行为以及运行环境等信息转化为一个高精度的虚拟模型。数字孪生模型的构建通常包括几何建模、物理建模和行为建模等多个层面。几何建模主要关注设备的外观和结构;物理建模则涉及设备的物理特性和运行原理;而行为建模则侧重于模拟设备在不同操作条件下的动态响应。为了实现这一目标,需要综合运用

多学科知识，如机械工程、物理学、计算机科学等，并结合先进的仿真软件和算法。通过数字孪生模型，可以实时反映物理设备的运行状态，为故障预测提供可靠的基础。

2.3 故障预测算法选择与优化

故障预测算法是基于数字孪生的设备故障预测性维护系统中的关键决策工具。这一步骤涉及到从海量数据中提取有用信息，并基于这些信息预测设备未来的故障趋势。算法的选择和优化需要综合考虑多个因素，包括数据的类型、数量、质量以及预测的准确性、实时性和鲁棒性等^[2]。常见的故障预测算法包括机器学习算法（如支持向量机、神经网络）、深度学习算法（如卷积神经网络、循环神经网络）以及统计方法（如时间序列分析、回归分析）等。为了获得最佳的预测效果，通常需要对算法进行参数调优、特征选择和模型融合等操作。还需要考虑算法的实时性和计算效率，以确保预测结果能够及时指导维护决策。通过不断优化故障预测算法，可以进一步提高系统的预测准确性和可靠性。

3 基于数字孪生的设备故障预测方法

3.1 实时状态监测与数据处理

基于数字孪生的设备故障预测方法首先依赖于对物理设备实时状态的精确监测与高效数据处理。这一环节是整个预测流程的基础，它确保了后续分析的准确性和可靠性。实时状态监测主要通过安装在设备关键部位的传感器网络实现，这些传感器能够连续不断地捕捉设备的振动、温度、压力、转速、电流、电压等多种运行参数。这些参数是反映设备运行状态的直接指标，也是故障预测的重要数据源。为了确保数据的准确性和完整性，传感器必须具备高精度、高稳定性和高灵敏度。数据传输系统需要保证数据的实时性和可靠性，避免数据丢失或延迟，这对于及时发现潜在故障至关重要。在数据接收端，采用专门的数据采集软件或硬件模块，将传感器输出的模拟信号转换为数字信号，并进行初步的滤波和预处理，以消除噪声干扰，提高数据质量。数据处理阶段利用先进的算法和技术对原始数据进行进一步处理和分析，这包括数据清洗，即去除异常值、重复值和缺失值；数据变换，如标准化、归一化等，以提高算法的性能；以及数据降维，通过主成分分析、线性判别分析等方法减少数据的维度，降低计算复杂度，时间序列分析技术也被广泛应用于处理时间序列数据，以揭示数据中的趋势、周期性和季节性等特征。

3.2 故障特征提取与识别

在实时状态监测与数据处理的基础上，故障特征提

取与识别是基于数字孪生的设备故障预测方法的关键步骤。故障特征是指能够反映设备故障状态或故障发展趋势的一系列特征量，它们通常隐藏在原始数据中，需要通过特定的方法和技术进行提取。特征提取的方法多种多样，包括时域分析、频域分析、时频分析、非线性动力学分析等。时域分析主要关注数据在时间域上的统计特性，如均值、方差、峰度、偏度等；频域分析则通过傅里叶变换等方法将时间域数据转换为频率域数据，以揭示数据的频谱特性；时频分析结合了时域和频域的信息，能够同时反映数据在时间和频率上的变化；非线性动力学分析则用于研究设备的非线性动态行为，如混沌、分岔等现象。特征识别阶段，利用机器学习、深度学习等算法对提取的特征进行分类、聚类 and 关联分析，以识别出与故障相关的特征。这些算法能够从大量特征中自动学习并提取出最具代表性的特征组合，为后续的故障预测提供有力的支持。

3.3 故障预测与评估

故障预测与评估是基于数字孪生的设备故障预测方法的最终目标。在实时状态监测、数据处理、故障特征提取与识别的基础上，利用先进的预测模型和算法对设备的未来运行状态进行预测，以提前发现潜在的故障风险。预测模型的选择和优化是故障预测的关键，常见的预测模型包括时间序列预测模型、回归预测模型、分类预测模型以及深度学习模型等。时间序列预测模型如ARIMA、GM(1,1)等适用于具有时间相关性的数据；回归预测模型如线性回归、支持向量回归等用于建立输入特征与输出变量之间的关系；分类预测模型如决策树、随机森林等用于判断设备是否处于故障状态；深度学习模型如卷积神经网络、循环神经网络等则能够自动学习数据的复杂特征并进行预测^[3]。为了提高预测的准确性，通常需要对预测模型进行参数调优、特征选择和模型融合等操作。参数调优通过调整模型的超参数来优化模型的性能；特征选择从原始特征中选择出最具预测能力的特征子集；模型融合则结合多个模型的预测结果，以提高预测的鲁棒性和准确性。故障评估阶段，对预测结果进行验证和评估。这包括将预测结果与实际故障情况进行对比，计算预测准确率、召回率、F1分数等指标；同时利用敏感性分析、不确定性分析等方法评估预测结果的稳定性和可靠性。通过不断的迭代和优化，可以进一步提高故障预测方法的准确性和实用性，为设备的预防性维护和故障管理提供有力的支持。

4 基于数字孪生的设备维护策略制定

4.1 维护时机确定

基于数字孪生的设备维护策略制定,其核心在于精准把握设备的维护时机,以最大化设备效能并最小化维护成本。维护时机的确定,依赖于对设备运行状态的实时监测与深度分析。首先,利用数字孪生体的仿真能力,模拟设备在不同工况下的运行表现,预测潜在故障的发生概率及影响程度。这一过程涉及复杂的算法模型,如机器学习、深度学习等,它们能够从历史数据中学习故障发生前的征兆模式,进而对当前状态进行趋势预测。当预测结果显示设备即将达到预设的维护阈值时,即触发维护预警,提示维护团队准备介入。其次,结合设备的剩余使用寿命(RUL)评估,进一步细化维护时机的选择。RUL评估基于设备的当前状态、历史维护记录以及制造商提供的设计寿命等信息,通过复杂的算法计算得出。它不仅考虑了设备的即时健康状况,还纳入了未来运行环境变化的预期影响,从而确保维护时机的选择既不过早浪费资源,也不过晚导致设备故障。最后,维护时机的确定还需考虑生产调度、物料供应等实际运营因素。数字孪生平台通过与生产计划系统、供应链管理系统等集成,实现维护需求与生产计划的协同优化,确保在最小化对生产影响的前提下,合理安排维护活动。

4.2 维护方案制定

基于数字孪生的维护方案制定,强调精准施策,力求以最少的资源消耗达到最佳的维护效果。数字孪生体作为虚拟试验场,允许维护团队在不中断生产的情况下,对多种可能的维护方案进行模拟测试。这包括不同的维修策略(如预防性维护、预测性维护、事后维修等)、维修材料的选择、维修步骤的优化等。通过模拟,可以直观评估各方案的成本效益、时间效率及对设备性能的影响,从而选出最优方案。维护方案的制定还需考虑人员技能的匹配,数字孪生平台可以集成人员技能数据库,根据维护任务的需求,智能推荐具备相应技能的维护人员。这不仅提高维护效率,也促进人员技能的提升和知识传承。维护方案还应包含应急预案,以应对维护过程中可能出现的意外情况,数字孪生体能够模拟这些紧急场景,帮助团队提前准备应对措施,减少不确定性带来的风险。

4.3 维护资源管理

有效的资源管理,要求既能确保维护所需资源的充足供应,又能避免资源的过度配置和浪费。数字孪生平台通过集成物料管理系统,实现维护所需备件的智能库存管理,根据设备的维护历史、预测性维护计划及供应商的供货周期,动态调整备件库存水平,确保关键备件在需要时能够迅速到位,同时减少不必要的库存积压^[4]。人员资源的优化配置也是维护资源管理的重要方面,数字孪生平台能够预测不同时间段内的维护工作量,结合人员排班计划,智能调度维护人员,确保任务与人员技能的精准匹配,提高维护团队的整体效率。维护过程中的工具、设备、检测仪器等资源的管理同样重要,数字孪生平台可以追踪这些资源的使用情况,预测维护需求,及时安排检修或更新,确保维护活动的顺利进行。

结束语

基于数字孪生的设备故障预测性维护,作为智能制造领域的一项重要技术,正逐步改变着传统的设备维护模式。通过数字化手段,实现对设备故障的精准预测和高效维护,不仅提高设备的可靠性和稳定性,还显著降低维护成本和停机时间。未来,随着技术的不断进步和应用场景的拓展,基于数字孪生的设备故障预测性维护将在更多领域发挥重要作用,为企业创造更大的价值。我们期待这一技术能够持续创新,引领设备维护管理的新潮流。

参考文献

- [1]胡梦岩,孔繁丽,余大利,杨军.数字孪生在先进核能领域中的关键技术与应用前瞻[J].电网技术,2021,45(07):2514-2522.
- [2]杨文斌,马怀祥,刁宁昆.基于数字孪生的盾构机状态检测与故障诊断方法研究[J].石家庄铁道大学学报(自然科学版),2022,35(02):74-80.
- [3]陆剑峰,徐煜昊,夏路遥,张浩.数字孪生支持下的设备故障预测与健康管理办法综述[J].自动化仪表,2022,43(06):1-7+12.
- [4]李明,王刚.基于大数据分析的机械设备故障预测与预防性维护研究[J].机械工程学报,2022,58(12):1-12.