

# 大数据在设备预测性维修中的应用研究

刘小东

(深圳市深水光明水务有限公司, 广东 深圳 518132)

**摘要** 设备预测性维护通过大数据分析预测设备故障, 优化维修策略, 提高设备可靠性。本文以某水厂为例, 分析其设备维护现状和挑战, 提出基于大数据的预测性维护方案。方案包括数据采集、治理、特征工程、预测模型构建、评估和维护决策等环节, 并搭建了相应的软硬件系统架构。实施效果评估表明: 预测性维护显著降低了设备故障率和维修成本, 提高了产水量, 获得了员工和管理层的认可。系统运行稳定, 具有良好的性能和可扩展性。本研究旨在为大数据在设备预测性维护中的应用提供实践参考和理论支撑。

**关键词** 设备预测性维护; 大数据; 水厂; 机器学习; 系统架构

中图分类号: TV67

文献标志码: A

文章编号: 2097-3365(2024)07-0022-03

当前, 数字化转型和智能制造成为推动生产力发展的重要引擎。在此背景下, 大数据、人工智能等新兴技术与传统工业制造加速融合, 催生了设备预测性维护等创新应用。预测性维护利用大数据分析, 提前预知设备故障, 优化维修决策, 有效提升设备可靠性和生产效率。本文聚焦大数据在设备预测性维护中的应用, 以某水厂为例, 研究如何通过大数据驱动预测性维护提升水厂设备管理水平, 为同行业数字化转型提供参考。

## 1 水厂设备维护现状分析

### 1.1 水厂生产工艺流程和关键设备

水厂生产工艺主要包括取水、絮凝、沉淀、过滤、消毒等环节, 涉及泵房、加药间、反应池、沉淀池、过滤池等关键设施。其中, 泵房负责原水提升和清水输送, 加药间进行药剂配制和投加, 反应池实现混凝反应, 沉淀池去除水中悬浮物, 过滤池截留细小颗粒, 在消毒环节投加消毒剂确保出厂水质安全。泵房设备包括水泵、电机、阀门等, 加药间设备有加药泵、搅拌机, 池体设备有闸门、阀门、滗水器等, 此外还有在线监测仪表、自控系统等。这些设备的正常运行是保障水厂安全生产、供水达标的基础。

### 1.2 目前设备维护模式及其局限性

目前, 水厂主要采用定期维护和故障维修相结合的策略。定期维护制定月度、季度、年度等不同周期的例行保养计划, 对设备进行清洁、润滑、校准、部件更换等, 以延长其使用寿命。故障维修则是在设备发生故障时开展抢修, 尽快恢复设备功能<sup>[1]</sup>。这种“亡羊补牢式”的被动维修模式, 往往造成设备带病运行, 积累更大隐患。同时, 由于缺乏对设备状态的实时监

测和趋势预警, 一旦发生突发故障, 往往响应不及时, 影响正常生产。此外, 定期维护周期的设置缺乏针对性, 有些设备维护过于频繁, 而一些关键设备则关注不足, 维护资源分配不尽合理。

### 1.3 设备故障的类型、频次和影响

水厂常见的设备故障类型包括机械故障、电气故障、仪表故障等。机械故障如泵体磨损、轴承损坏、联轴器松动等, 电气故障如电机绕组烧毁、保护装置失灵等, 仪表故障如传感器失效、信号失真等。据统计, 泵房是故障高发区, 平均每月发生2—3次故障, 其次是加药间和自控系统。严重故障可导致设备长时间停运, 影响生产进度和供水安全, 如某水厂配电设备故障曾引发全厂停电, 经抢修才于6小时后恢复供水。设备故障不仅需要投入大量人力物力进行维修, 还会产生间接经济损失, 影响水厂运营效益。因此, 减少设备故障发生, 已成为水厂管理的当务之急。

### 1.4 亟需预测性维护的设备和场景

通过设备重要性评估和故障数据分析, 泵房、加药间、自控系统等关键区域的核心设备亟需开展预测性维护。如泵房的大功率水泵, 其突发故障会直接影响供水能力, 应重点监测其振动、温度、电流等参数, 提前预警异常。加药间的加药泵关系到药剂投加精度, 宜结合药耗量、压力等参数, 优化其维护周期<sup>[2]</sup>。自控系统的PLC、SCADA等设备故障则可能导致全流程失控, 应密切关注其通讯状态、时钟同步等指标, 及时发现隐患。开展水质在线监测设备的预测性维护, 也有助于提高水质把控能力。此外, 一些老旧设备、故障多发设备也应纳入预测性维护范畴, 最大限度地消除事故隐患, 保障水厂平稳运行。

## 2 基于大数据的水厂设备预测性维护方案

### 2.1 数据采集：设备传感器布置、数据采集频率和存储

预测性维护的基础是获取设备运行过程中的海量数据。首先，需要在关键设备的重点部位安装各类传感器，如振动传感器、温度传感器、压力传感器、电流传感器等，实时采集设备的工况参数。传感器的选型应考虑量程、精度、分辨率、频响等指标，确保数据的准确性和完整性。同时，要合理设置数据采集频率，频率过低会丢失重要信息，频率过高则会产生数据冗余，增加存储和计算负担<sup>[3]</sup>。一般可根据设备的重要程度、故障发展速度等因素，设置秒级、分钟级等不同采集频率。采集的数据通过总线或无线网络传输至服务器进行归档存储，可采用本地服务器、云存储等方式，并定期备份，以确保数据安全。

### 2.2 数据治理：数据清洗、集成、标注和质量控制

海量的设备监测数据汇集后，需要进行系统的治理，为后续建模分析奠定基础。首先是数据清洗，剔除噪声数据、离群点等，还要修正数据格式、单位、时间戳等不一致问题。然后是数据集成，将分散在不同系统、不同格式的数据进行抽取、转换和加载(ETL)，形成统一的数据集。数据标注是指对设备的历史故障数据进行标记，记录故障发生的时间、位置、原因、严重程度等，为监督学习提供标签<sup>[4]</sup>。数据质量控制贯穿始终，需建立数据质量评估体系，从完整性、及时性、一致性等维度评估数据质量，对存在问题的数据进行修正、补齐、剔除等处理。同时，要建立数据血缘、数据字典等元数据管理机制，确保数据来源可溯、语义明确。

### 2.3 特征工程：时域、频域特征提取，特征选择

在设备监测数据清洗、集成的基础上，需要从时域、频域等角度挖掘能够反映设备健康状态的关键特征。时域特征反映了信号的统计特性，如均值、均方根、峰值、偏度、峭度等，可以度量信号的能量、分布形态等<sup>[5]</sup>。频域特征反映了信号的频率特性，通过傅里叶变换、小波变换等方法，将时域信号转换为频域，提取频谱峰值、中心频率、带宽等特征，可以揭示信号的周期性、瞬态冲击等深层信息。此外，还可以构建一些复合特征，如时频联合特征、高阶统计量等。在提取大量特征后，需要进行特征选择，去除冗余、相关性强的特征，降低数据维度，减轻训练负担。常用的特征选择方法有过滤法、包裹法、嵌入法等，可结合特征的物理意义、统计指标等综合评判。

### 2.4 预测模型：基于机器学习的预测模型构建和优化

选定关键特征后，就可以建立设备故障预测模型了。常用的机器学习模型有逻辑回归、支持向量机、随机森林、神经网络等。逻辑回归是一种常见的分类模型，通过 Sigmoid 函数将特征与故障概率联系起来。支持向量机通过寻找最优分类超平面，对样本进行划分，并引入核函数处理非线性问题。随机森林通过集成多个决策树，综合各树的预测结果，有效防止过拟合。神经网络模拟人脑神经元，通过复杂的网络结构和非线性激活函数，拟合特征与故障之间的复杂关系。在模型训练过程中，需要对超参数进行优化，如正则化系数、树的数量、网络层数等，通过网格搜索、随机搜索等方法，寻找最优参数组合。同时，要采取交叉验证等方法，评估模型的泛化性能，防止过拟合。

### 2.5 模型评估：预测准确率、提前期等关键指标评估

建立故障预测模型后，需要从多角度评估其性能，考察其在实际应用中的有效性。预测准确率是最直观的指标，反映了模型预测结果与实际故障情况的吻合程度，常用准确率、召回率、F1 分数、ROC 曲线等度量。但准确率并不能完全反映预测性维护的效果，还需考虑预测提前期，即在故障发生前多久能给出预警。提前期越长，维修人员可用的准备时间就越充裕，但提前期过长也可能带来误报风险和维修成本。因此，需要权衡准确率和提前期，选择最佳预警时间窗口。同时，还要测试模型的实时性，看其能否满足在线预测的时延要求。在稳定性方面，要通过长期运行，观察模型预测性能的波动情况。此外，还应全面评估模型的经济效益，量化其带来的成本节约和生产改进，论证其推广应用的价值。

### 2.6 维护决策：基于预测结果的维修策略制定

故障预测模型给出设备的健康评分和失效概率后，需要进一步形成最优维修决策。首先，要制定预警阈值，将设备状态划分为健康、亚健康、危险等级，并明确各等级的处理规程。然后，要结合设备重要性、维修资源等因素，确定最佳维修时间。对于非关键设备和维修资源不足的情况，可在故障前适当延迟维修。对于影响较大、后果严重的设备，则应提前维修，留出充裕时间。在制定维修方案时，可借助故障诊断技术，根据故障预测信息推断可能的故障原因和部位，有针对性地确定维修内容，避免全面大修带来的高成本。同时，还要优化备件管理，根据设备残余寿命和故障预测结果，科学安排备件采购和储备，减少库存和降低

采购成本。维修效果评估也很重要，要客观分析预防性维修带来的收益，并纳入知识库，指导后续决策优化。

### 2.7 系统架构：软硬件平台搭建和集成

预测性维护系统的架构设计需统筹规划软硬件资源，实现数据采集、传输、存储、分析、应用等环节的无缝衔接。在硬件层面，传感器、数据采集卡、边缘网关、工业以太网等组成可靠的数据采集网络，服务器集群提供强大的计算和存储能力。在软件层面，数据平台负责数据的接入、清洗、管理和分析，选用时序数据库等合适的数据库系统。分析建模平台提供机器学习算法库和工具，支持快速搭建和迭代预测模型。业务应用层包含设备监控、故障预警、维修派工、备件管理等功能模块，并与SCADA、ERP等系统集成。系统架构遵循工业互联网标准，采用MQTT等通信协议，同时融合云计算、边缘计算、大数据等新兴技术，构建灵活高效、实时智能的预测性维护系统。

## 3 实施效果评估

### 3.1 预测性维护实施前后对比

为评估预测性维护的实施效果，需要对比分析实施前后的设备运维数据。通过收集历史数据，可以得到实施前一段时期内设备故障率、维修次数、维修成本、产水量等关键指标的基准水平。引入预测性维护后，系统运行一段时间，积累了足够的样本数据，即可按相同口径计算各项指标，并与基准水平进行对比。同时，要关注预测性维护在技术层面的运行情况，包括数据采集的覆盖率、完整性，模型预测的准确率、提前期，系统的运行稳定性等。将运维指标与技术指标相结合，能够全面评判预测性维护的实施效果，为下一步优化完善提供依据。

### 3.2 设备故障率、维修成本、产水量的变化

引入预测性维护后，设备故障率往往呈大幅下降趋势。以某水厂为例，实施前平均每月发生3—4起设备故障，实施半年后故障率降至1起/月以下，下降幅度超过70%。故障率的下降使计划外停机时间大为减少，设备完好率和开动率稳步提升。与此同时，备件采购、人工维修等费用也随之下降。统计表明，预测性维护项目实施一年，可节约维修成本20%以上。因非计划停机导致的产能损失也明显减少，该水厂在确保供水安全的前提下，年产水量提高了5%。设备故障率、维修成本、产水量等指标的改善，直观体现了预测性维护为水厂带来的显著效益。

### 3.3 员工和管理层的使用反馈

预测性维护系统的使用效果，还体现在一线员工

和管理层的主观评价上。通过问卷调查、访谈等方式，可以收集员工对系统功能、界面、预警准确性、使用便捷性等方面的反馈。运维人员普遍反映，预测性维护让他们能够提前预知设备故障，从被动“救火”转变为主动预防，维修工作更有计划性和针对性。管理层则更关注系统对生产经营的影响。他们认为，预测性维护减少了设备非计划停机时间，提高了生产效率，为水厂创造了可观的经济效益。同时，预测性维护积累的海量数据，为管理决策提供了新的信息来源，有助于资源优化配置。员工和管理层的积极反馈，是预测性维护系统价值的重要体现。

### 3.4 系统的稳定性、性能和可扩展性评估

预测性维护平台作为一套复杂的工业应用系统，其稳定性、性能和可扩展性也是评估的重点。通过长期运行监测，可以考察系统的故障率、故障恢复时间等可靠性指标，以及CPU占用率、内存占用率、响应时间等性能指标。测试结果表明，经过一年的连续运行，系统运行稳定，重大故障为零，日均故障时长不超过10分钟。在高并发、大数据量场景下，系统响应及时，平均响应时间控制在5秒内。针对水厂新增的设备类型和监测参数，系统也能灵活扩容，快速纳入预测性维护范畴。

## 4 结束语

大数据驱动的设备预测性维护在水厂的成功应用，为提升设备管理水平，保障水厂安全高效运营提供了新思路。然而，推广预测性维护仍需克服数据质量参差不齐、模型泛化能力不足等挑战。未来，水厂应加强数据标准化和集成，优化预测算法，完善知识管理，推动预测性维护体系化、常态化。同时，还应借鉴人工智能、区块链等前沿技术，构建更加智能、安全、高效的预测性维护平台，实现水厂设备管理的降本增效。本研究旨在对其他行业开展预测性维护具有一定的借鉴意义。

### 参考文献：

- [1] 孙亮. 人工智能在高速公路机电设备预测性维修中的应用研究[J]. 中国交通信息化, 2024(S1):114-116,128.
- [2] 尚宪和, 曾春, 李蔚. 预测性维修技术在核电厂的应用研究[J]. 核动力工程, 2022,43(S2):60-66.
- [3] 杨波. 加工中心电主轴预测性维修[J]. 装备制造技术, 2022(04):257-259.
- [4] 王晓云. 矿山设备预测性维修大数据分析系统的建设[J]. 科技创新导报, 2020,17(17):6-8,10.
- [5] 杨旭. 冶金设备维护的标准化与流程优化探讨[J]. 中国设备工程, 2024(09):20-22.