

从被动检修到预测性维护：化工设备运维范式的理论跃迁

蒋培丰 赵国平 张婷婷

伊泰伊犁能源有限公司 新疆 伊犁 835300

摘要：化工生产系统的连续性与高危性，对设备的可靠性提出了近乎苛刻的要求。传统的设备运维模式，无论是“坏了再修”的被动检修，还是“到期就换”的定期预防，均难以在安全性、经济性与可用性之间取得最优平衡。随着工业物联网、大数据分析 with 人工智能技术的深度融合，以状态监测和故障预测为核心的预测性维护（Predictive Maintenance, PdM）正引领一场深刻的运维范式革命。本文旨在系统阐述这场从被动响应到主动预见的理论跃迁。文章首先剖析了传统运维模式的内在逻辑缺陷与结构性矛盾；继而，深入解构预测性维护的理论基石，包括其核心概念、技术架构与决策逻辑；在此基础上，重点论述了实现这一范式跃迁所必需的四大支柱——数据驱动的感知体系、模型化的认知框架、前瞻性的决策机制以及闭环化的执行反馈；最后，探讨了该范式在演进过程中面临的挑战与未来的发展方向。全文摒弃具体案例，专注于构建一个完整的、自洽的理论体系，为理解并推动化工设备运维的智能化转型提供学理支撑。

关键词：预测性维护；化工设备；运维范式；理论跃迁；人工智能

引言

在现代化学工业中，设备是承载工艺安全、经济效益与环境责任的核心载体。长期以来，化工设备运维形成了两种主流但各有局限的策略：被动检修（失效后紧急抢修）与定期预防（按计划保养或更换）。前者将企业置于风险敞口中，突发故障可能导致非计划停机、安全事故甚至环境灾难；后者则陷入“过度维护”与“维护不足”的两难，固定周期无法反映设备实际状态，造成资源浪费或隐患漏失。两者的共同症结在于将设备视为“黑箱”，决策依赖时间刻度或事后信号，而非实时状态。进入工业4.0与智能制造时代，预测性维护应运而生，标志着运维逻辑的根本性转变——从基于时间的经验主义转向基于状态的数据驱动，从被动响应过去转向主动预见未来。这一转变不仅是技术工具的升级，更是一场深刻的运维哲学与管理范式跃迁。它要求重新定义人、机、数据之间的关系，构建一个能够实时感知、智能认知、精准决策、有效执行的新型运维生态。本文旨在剥离技术应用的表象，深入范式跃迁的理论内核，系统梳理其演进脉络、核心要素与内在逻辑，为化工行业智能化转型提供坚实的理论指引。

1 传统运维范式的逻辑困境与结构性矛盾

在探讨新范式之前，必须深刻理解旧范式何以陷入困境。被动检修与定期预防，作为工业时代的产物，其背后蕴含着清晰但已显陈旧的逻辑假设，并由此衍生出难以调和的结构性矛盾。

1.1 被动检修：成本与风险的失衡博弈

被动检修的逻辑起点是经济性考量，其隐含的前提是：对于某些非关键设备，维修成本远低于预防性投入的成本。在这种模式下，设备被视为一种可消耗的资产，其价值在其生命周期结束（即发生故障）时被完全释放。然而，这一逻辑在化工等流程工业中显得尤为脆弱。化工生产具有高度的连续性和耦合性，任何一个环节的设备故障都可能通过物料流、能量流迅速传导至整个系统，引发全局性的生产中断。此时，故障的直接维修成本只是冰山一角，其背后隐藏的间接成本——包括产能损失、订单违约、原料浪费、重启能耗以及潜在的安全环保处罚——往往呈数量级地放大^[1]。更为根本的是，被动检修模式建立在一种“事后归因”的思维定式上。它只关注故障发生后的因果链，却无法对故障发生前的征兆进行有效捕捉和利用。设备从健康状态到失效状态，通常经历一个渐进的性能退化过程，这个过程会释放出微弱但可识别的异常信号（如振动加剧、温度升高、电流波动）。被动检修完全忽略了这一宝贵的预警窗口期，将所有决策压力都集中在故障爆发的瞬间，使得维护行为本质上是一种高风险、高成本的应急响应，而非一种有序、可控的管理活动。

1.2 定期预防：确定性假设与现实随机性的冲突

定期预防模式试图通过引入前瞻性来克服被动检修的弊端，其核心逻辑是“防患于未然”。它假设设备的失效遵循某种确定性的规律，例如浴盆曲线（Bathtub Curve），即设备在早期磨合期和晚期耗损期的故障率较高，而在中间的稳定运行期故障率较低。基于此，维护

活动被安排在预期的耗损期开始之前,以期在故障发生前将其消除。然而,这一看似合理的逻辑在现实中遭遇了严峻挑战。首先,设备的实际失效模式远比浴盆曲线复杂。在严苛且多变的化工工况下,设备的退化过程受到材料疲劳、腐蚀、磨损、操作波动、介质变化等多种因素的随机干扰,呈现出高度的个体差异性和不可预测性。同一型号、同一批次的设备,在不同位置、不同工况下,其寿命可能天差地别。其次,固定的维护周期本身就是一种武断的简化。它无法区分设备的真实健康状态,导致“健康”的设备被不必要地拆解,增加了人为损坏的风险和备件库存的压力;而那些因特殊原因加速退化的设备,则可能在两次维护间隔内突然失效,使预防措施形同虚设^[2]。因此,定期预防模式虽然在宏观上降低了平均故障率,但其代价是高昂的维护成本和依然存在的意外停机风险,其本质是在用确定性的计划去对抗不确定性的现实,其内在的结构性矛盾注定其无法达到运维的帕累托最优。

2 预测性维护的理论基石与核心内涵

预测性维护的兴起,并非凭空而来,而是建立在一系列理论突破和技术进步的基础之上。它代表了一种全新的设备健康管理哲学,其核心在于将设备从一个被动的、静态的资产,转变为一个可以被持续对话、动态评估和主动干预的智能实体。

2.1 从“时间驱动”到“状态驱动”的范式转换

预测性维护最根本的理论跃迁,在于其驱动逻辑的彻底转变。它摒弃了以日历时间为唯一尺度的传统做法,转而以设备自身的实时运行状态为核心依据。这意味着,维护决策的触发条件不再是“是否到了预定时间”,而是“设备是否出现了需要干预的异常征兆”。这种“状态驱动”的逻辑,将维护活动与设备的真实物理世界紧密耦合,使其具备了前所未有的针对性和时效性。这一转换的理论基础源于对设备失效物理(Physics of Failure, PoF)的深入理解。PoF理论认为,任何失效都是由特定的物理、化学或机械机制(如疲劳裂纹扩展、腐蚀速率、绝缘老化)在应力作用下逐步累积损伤的结果。这些损伤过程会在设备的运行参数中留下可测量的痕迹。预测性维护正是通过高精度传感器网络,持续捕捉这些痕迹,并利用数据分析技术,反向推演出设备内部的损伤状态和剩余使用寿命(Remaining Useful Life, RUL)。因此,预测性维护不是对未来的神秘占卜,而是基于物理定律和数据证据的科学推演。

2.2 技术架构:感知、分析、决策、执行的闭环

一个完整的预测性维护体系,其理论架构可以

抽象为一个由四个核心环节构成的闭环系统:感知(Perception)、分析(Analysis)、决策(Decision)和执行(Execution)。感知层是整个系统的神经末梢,由部署在设备关键部位各类传感器(如振动、温度、压力、声发射、电流、油液分析等)组成,负责不间断地采集设备的原始运行数据。分析层是系统的大脑,它利用信号处理、机器学习、深度学习等算法,对海量、高维、异构的感知数据进行清洗、特征提取、模式识别和异常检测,将原始数据转化为关于设备健康状态的结构化知识。决策层是系统的指挥中心,它基于分析层输出的健康评估和RUL预测,结合生产计划、备件库存、维修资源等业务约束,运用优化算法生成最优的维护工单,明确“何时修、修什么、怎么修”^[3]。执行层则是系统的肢体,负责将决策指令付诸实践,并将维修过程中的新数据(如更换的部件、发现的隐性缺陷)反馈回系统,用于更新和校准预测模型,从而形成一个自我学习、持续优化的正向循环。这个闭环架构确保了预测性维护不是一个孤立的技术模块,而是一个与企业运营深度融合的智能管理体系。

3 范式跃迁的四大支柱

从传统运维到预测性维护的跃迁,并非一蹴而就,其实现依赖于四大相互支撑、缺一不可的理论支柱。

3.1 数据驱动的全息感知体系

预测性维护的根基在于数据。没有高质量、高维度、高频率的设备运行数据,一切预测都将成为无源之水、无本之木。因此,构建一个覆盖设备全生命周期、贯穿所有关键子系统的全息感知体系,是范式跃迁的首要前提。这一体系超越了传统点检的离散、低频模式,通过工业物联网(IIoT)技术,实现了对设备状态的连续、在线、全方位监控。它不仅要捕捉宏观的性能参数,更要深入到微观的物理信号层面,以期在故障萌芽阶段就能敏锐地察觉其蛛丝马迹。数据的质量、广度和深度,直接决定了后续分析与预测的上限。

3.2 模型化的设备认知框架

有了数据之后,如何从中提炼出有价值的知识?这就需要有一个强大的模型化认知框架。这个框架包含两个层面:一是基于物理机理的白盒模型,它利用对设备工作原理和失效机制的先验知识,构建数学方程来描述其行为;二是基于数据驱动的黑盒或灰盒模型,它利用机器学习算法,从历史数据中自动学习输入(运行参数)与输出(健康状态)之间的复杂非线性映射关系。在实践中,最有效的认知框架往往是两者的融合,即所谓的“物理信息机器学习”(Physics-Informed Machine

Learning), 它既能利用数据的丰富性, 又能保证模型的物理可解释性和外推能力。这个框架的本质, 是将我们对设备的理解, 从模糊的经验直觉, 固化为精确、可计算、可迭代的数字模型。

3.3 前瞻性的风险决策机制

预测性维护的最终目的不是为了展示精妙的算法, 而是为了支持更优的业务决策。因此, 必须建立一套前瞻性的风险决策机制。这套机制的核心, 是将设备健康状态的不确定性(如RUL的概率分布)与业务运营的风险偏好相结合。它不再追求绝对的“零故障”, 而是在可接受的风险水平下, 寻求总成本(包括维护成本、停机成本、安全风险成本)的最小化^[4]。这要求决策模型能够量化不同维护策略的潜在后果, 并在复杂的约束条件下(如有限的维修窗口、稀缺的专家资源)找到最优解。这种基于风险的、量化的决策方式, 是预测性维护区别于传统经验主义的关键标志。

3.4 闭环化的知识进化系统

预测性维护系统不应是一个静态的部署, 而应是一个能够随时间不断进化的有机体。闭环化的知识进化系统确保了这一点。每一次维护活动的执行结果, 无论是验证了预测的准确性, 还是暴露了模型的偏差, 都会作为新的“经验”被系统吸收。通过在线学习或定期的模型再训练, 预测算法能够不断调整其参数, 适应设备的老化、工况的变化乃至新的失效模式的出现。这种“实践-反馈-学习-优化”的闭环, 使得预测性维护系统具备了强大的自适应能力和长期生命力, 能够真正实现与设备共同成长。

4 挑战、展望

尽管预测性维护描绘了一幅诱人的蓝图, 但其理论跃迁的道路上仍布满荆棘。数据孤岛问题使得跨系统、跨部门的数据难以有效整合; 模型的可解释性不足可能导致工程师对AI决策的信任缺失; 高昂的初期投入与

漫长的回报周期也考验着企业的战略定力。此外, 如何将预测性维护与设备完整性管理(RBI/RCM)等现有体系无缝融合, 也是一个亟待解决的理论课题。展望未来, 预测性维护的演进将呈现三大趋势。其一, 是与数字孪生(Digital Twin)技术的深度融合, 通过构建高保真的虚拟设备模型, 实现更精准的仿真、预测与优化。其二, 是边缘智能(Edge Intelligence)的普及, 将部分计算和决策能力下沉到靠近数据源的边缘设备, 以满足对实时性和可靠性的更高要求。其三, 是向自主维护(Autonomous Maintenance)的迈进, 系统不仅能预测故障, 还能自动触发控制指令进行自我调节或修复, 实现更高层次的自治。

5 结语

从被动检修到预测性维护的转变, 是一场深刻的运维范式革命。它不仅仅是技术的革新, 更是管理思想、组织流程和企业文化的一次全面重塑。其核心在于, 通过构建一个以数据为燃料、以模型为引擎、以决策为舵盘、以闭环为保障的智能运维体系, 将设备管理从一门依赖个人经验的艺术, 转变为一门基于科学证据的工程学科。对于追求本质安全与卓越运营的化工行业而言, 拥抱并驾驭这场理论跃迁, 将是通往未来智能制造的必由之路。

参考文献

- [1] 龚长安, 王孝建, 杨运成, 等. 化工设备智能运维体系构建研究[J]. 电气防爆, 2025, (1): 38-41+46.
- [2] 杨万辉, 龚文文. 石油化工设备运维管理的相关措施[J]. 精细与专用化学品, 2023, 31(12): 78-79.
- [3] 陈利军. 化工设备全生命周期节能管理与经济效益分析[J]. 中国化工贸易, 2026, 18(13): 62-64.
- [4] 刘常青. 化工设备故障管理信息化研究[J]. 中国石油和化工标准与质量, 2026, 46(5): 84-86.