

基于 PRIDE 架构，仪表设备健康解决方案

魏志刚 罗友刚 才振亚 沙诣程¹ 刘兆昆 葛建伟

(抚顺石化公司石油一厂)

摘要：在劳动密集型产业升级的迫切需求下，本文聚焦于仪表设备的健康管理问题。提出基于 PRIDE 架构的解决方案，通过深入阐述其应用思路、理论依据、可行性分析及应用成果，强调了仪表通讯协议、数据支撑、大数据学习模型的重要性，突出了提前介入判断和主动发现故障以实现预防性维修的核心目标。此方案在提高仪表可靠性、优化生产流程、降低成本等方面展现出显著优势，为产业智能化发展提供有力支撑。

关键词：设备健康；智能维护；大数据学习；智能运维；仪表

随着全球经济的快速发展和科技的不断进步，劳动密集型产业面临着巨大的挑战和变革压力。人力资源的日益紧张和成本上升，使得产业升级转型成为必然趋势。在这一过程中，自动化智能工厂的建设成为提高生产效率、保障产品质量和增强企业竞争力的关键举措^[1]。

PRIDE 架构代表 P - Predict (预测) 利用数据分析和机器学习算法，对仪表设备的运行状态进行预测。例如，通过监测设备的温度、压力、振动等参数的变化趋势，预测可能出现的故障或性能下降；R - Repair (修复)、建立快速有效的修复机制。当仪表设备出现故障时，能够迅速定位问题并采取合适的修复措施，确保设备尽快恢复正常运行。这包括配备必要的维修工具和备件，以及训练有素的维修人员；I - Inspect (检查) 制定定期的检查计划，对仪表设备进行全面的检查。包括外观检查、功能测试、精度校准等，及时发现潜在的问题，并采取预防措施；D - Diagnose (诊断) 开发先进的诊断技术和工具，能够准确地诊断仪表设备的故障原因。利用传感器收集的数据、历史故障记录和专家系统，快速确定故障的根源，为修复提供准确的指导；E - Evaluate (评估) 建立评估体系，对仪表设备的健康状况和维护效果进行评估。根据评估结果，不断优化维护策略和流程，提高设备的可靠性和稳定性^[2]。

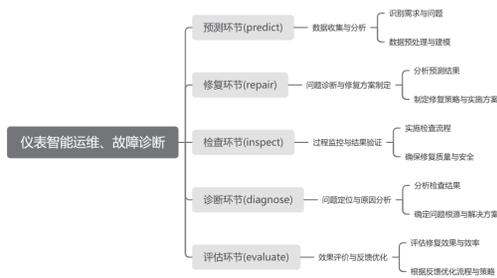


图 1 PRIDE 智能运维示意图

仪表作为自动化智能工厂中监测和控制生产过程的重要设备，其可靠性和稳定性直接影响着整

个生产系统的运行效果。然而，当前在许多工业生产场景中，仪表故障判断的滞后性问题较为突出。由于缺乏有效的实时监测和预测手段，仪表故障往往在造成明显的生产波动甚至非计划停工后才被发现和处理，这不仅给企业带来了巨大的经济损失，还严重影响了生产的连续性和稳定性^[3]。

为了解决这一问题，研究和应用先进的仪表设备健康管理技术，实现仪表的主动维护和预防性维修，成为了工业领域的重要课题。通过建立基于 PRIDE 架构的仪表设备健康管理系统，有望实现对仪表运行状态的实时监测、故障的早期预警和精准诊断，从而最大程度地减少生产中断的风险，提高企业的生产效益和市场竞争能力。

1 应用思路

1.1 数据收集与整合

仪控设备健康管理系统全面收集全厂仪表的数据，包括但不限于仪表的运行参数、工作环境数据、历史故障记录等。不仅涵盖在线实时数据，还整合离线数据，形成一个完整的数据资源库。为了实现高效的数据收集，需要确保不同类型的仪表采用统一的通讯协议，如 Modbus、Profibus 等，以便系统能够准确、快速地获取和解析数据^[4]。

1.2 大数据分析专家库构建

利用大数据分析技术对收集到的数据进行深度挖掘和分析。通过数据清洗、特征提取和建模等手段，发现数据中的潜在规律和关联。同时，建立专家库，将行业专家的知识和经验转化为可量化、可执行的规则和算法，为系统的决策提供有力支持。

1.3 报警分类与统计

对控制系统和现场智能仪表产生的报警信息进行精细化分类，按照原因（如设备老化、操作失误、环境影响等）、设备类型（压力变送器、温度传感器、流量控制器等）、设备厂家等维度进行统计分析。通过这种分类统计，可以清晰地了解不同类型仪表的故障分布和趋势，为制定针对性的检维修和备件计划提供依据。

1.4 科学决策支持

基于大数据分析和专家库的结果，为仪表专业人员提供科学、合理的检维修建议和备件计划。例如，对于频繁出现故障的仪表类型，增加备件库存；对于使用寿命接近末期的仪表，提前安排计划性维修或更换。通过这种方式，企业能够更加精准地配置资源，降低采购成本，提高仪表专业工作效率和管理水平。

1.5 提升可靠性与稳定性

通过对仪表设备的主动维护和预防性维修，及时发现并解决潜在问题，有效提升仪控设备的可靠性和稳定性，保障自动化水平的持续提升以及装置的长期稳定、安全、优质运行。减少因仪表故障导致的生产波动和非计划停工，为企业创造更大的经济效益和社会效益。

2 理论依据

2.1 TRIZ 理论的应用

TRIZ 理论（发明问题解决理论）是一套创新方法学，旨在解决技术系统中的矛盾和冲突。在仪表设备健康管理中，存在着众多技术矛盾需要解决。例如，在提高仪表监测精度的同时，要避免成本的大幅增加；在增强故障预测能力的同时，要降低误报率；在实现仪表设备的远程监控时，要确保数据传输的安全性和稳定性等。其提供了一系列解决技术矛盾的工具和方法。通过“矛盾矩阵”对于提高监测精度与降低成本的矛盾，运用“组合原理”，将多种低成本的传感器进行组合，以实现更高精度的监测；对于增强故障预测能力与降低误报率的矛盾，可以运用“自服务原理”，使仪表设备具备自我诊断和校准的功能，从而提高预测的准确性并减少误报。“物-场分析模型”和“标准解”等工具，可以帮助我们深入分析仪表设备健康管理系统中的问题，并找到最有效的解决方案。通过对系统中的物质、场和作用关系进行建模和分析，可以发现潜在的改进点和创新方向^[5]。

2.2 大数据学习模型的构建

在仪表设备健康管理中，构建大数据学习模型是实现精准预测和诊断的关键。常见的大数据学习模型包括基于统计分析的模型、机器学习模型和深度学习模型。基于统计分析的模型，如回归分析、时间序列分析等，可以用于发现数据中的线性或非线性关系，从而对仪表的性能趋势进行预测。例如，通过多元线性回归分析，可以建立仪表运行参数与故障发生概率之间的关系模型，为预防性维修提供依据。

机器学习模型，如决策树、随机森林、支持向量机等，具有较强的模式识别能力。它们可以从复杂的数据中自动提取特征和规律，实现对仪表故障的准确分类和诊断。例如，利用随机森林算法，可以对大量的仪表故障数据进行学习，从而能够快速准确地判断新出现的故障类型。深度学习模型，如卷积神经网络（CNN）和循环神经网络（RNN），在处理大规模、高维度的数据方面表现出色^[6]。对于仪表设备产生的时序数据，RNN 及其变体如长短期记忆网络（LSTM）和门控循环单元（GRU）能够有效地捕捉时间序列中的长期依赖关系，从而实现更精确的故障预测。例如，使用 LSTM 网络对仪表的历史运行数据进行学习，可以预测未来一段时间内仪表可能出现的故障。

2.3 知识沉淀与共享

构建健全的仪控知识库是实现仪表设备健康管理的重要基础。仪控知识库不仅包括设备的技术规格、操作手册、维修记录等静态信息，还包含了专家的经验、故障案例分析、最佳实践等动态知识。

通过将这些知识进行数字化和结构化处理，并存储在知识库中，可以实现知识的高效检索和复用。新入职的仪表维护人员可以通过查询知识库快速获取相关知识和经验，缩短培训周期和提高工作效率。同时，不同地区、不同部门的维护人员可以通过共享知识库中的知识，协同解决复杂的技术问题，提高整体团队的技术水平和解决问题的能力^[7]。

为了确保知识库的持续更新和有效性，需要建立一套完善的知识管理机制。包括知识的收集、整理、审核、更新和淘汰等环节。同时，鼓励仪表维护人员积极分享自己的经验和见解，不断丰富知识库的内容。

3 可行性分析

3.1 现有数据采集基础

大多数工业企业已经具备了一定的数据采集系统，如分布式控制系统（DCS）、可编程逻辑控制器（PLC）等。这些系统可以提供部分仪表的基本运行数据，为仪控设备健康监测系统的建设提供了数据来源基础。通过对现有系统的升级和扩展，能够实现更全面、更精细的数据采集。

然而，在实际应用中，存在着数据采集频率不一致、数据格式不统一、数据传输不稳定等技术难点。为了解决这些问题，需要采用统一的数据采集标准和协议，如 OPC UA 等，确保不同系统之

间的数据能够无缝集成和交互。同时，优化数据传输网络，采用可靠的有线或无线传输技术，如工业以太网、5G 等，提高数据传输的稳定性和实时性^[8]。

3.2 技术成熟度

近年来，随着物联网、云计算、大数据等技术的快速发展，相关的软硬件技术已经相当成熟。例如，高性能的传感器、可靠的无线传输技术、强大的数据分析平台等，都为实现仪表设备的健康监测和管理提供了有力的技术支持。

但在将这些技术应用于实际工业场景时，仍面临一些挑战。例如，工业现场环境复杂，存在高温、高湿、强电磁干扰等因素，可能影响传感器的性能和数据的准确性。针对这一问题，可以选用具有高防护等级和抗干扰能力的传感器，并对采集到的数据进行预处理和滤波，去除噪声和干扰。大数据分析和机器学习算法在处理海量仪表数据时，可能存在计算资源需求大、算法收敛速度慢等问题。为解决这些问题，可以采用分布式计算框架，如 Hadoop、Spark 等，提高计算效率。同时，对算法进行优化和改进，如采用并行计算、模型压缩等技术，降低计算复杂度。

3.3 成本效益分析

从长期来看，实施仪控设备健康管理系统虽然需要一定的初始投资，但通过减少非计划停工、优化备件管理、提高生产效率等方面带来的收益，远远超过了系统的建设和维护成本。此外，随着技术的不断进步和市场竞争的加剧，相关技术和设备的成本也在逐渐降低，进一步提高了方案的可行性^[9]。

在成本效益分析中，需要充分考虑系统的建设成本、运行维护成本、预期收益等因素。建设成本包括硬件设备采购、软件开发、系统集成等费用；运行维护成本包括数据存储、设备折旧、人员培训等费用；预期收益包括减少生产损失、降低维修成本、提高产品质量等带来的经济效益，以及提高生产安全性、提升企业形象等带来的社会效益。

通过建立详细的成本效益模型，并进行敏感性分析，可以评估不同方案的可行性和风险，为企业决策提供科学依据。

3.4 人员素质与培训

企业的仪表维护人员具备一定的专业知识和技能，通过针对性的培训和学习，能够快速掌握新系统的操作和维护方法。引入 PRIDE 架构，可以使技术人员和维保人员，快速提升故障诊断水平，在人脑内建立快反射。

4 应用成果

抚顺石化新建油蜡联产装置成功研发并应用了仪控设备健康管理系统。该系统接入了现场 6 套装置的 8 个机柜间，涵盖了 8 套控制系统的状态诊断信息及重要常规仪表，包括阀门、计量仪表、气报仪、环保仪表、质量分析仪表等各类设备共计 1700 余个点位的状态信息。

4.1 统一数据集成平台

通过建立统一的数据集成平台，实现了对来自不同控制系统和设备的数据的整合与管理。这不仅打破了数据孤岛，还为数据分析和决策提供了全面、准确的基础。通过对各类数据的融合分析，可以发现潜在的关联和趋势，为优化生产流程和设备维护提供有力支持。



图 2 PRIDE 平台架构

4.2 故障处理模式的转变

传统的故障处理模式往往是被动响应，即在故障发生后才进行处理。而新的仪控设备健康管理系系统实现了从被动到主动的转变^[10]。系统能够对报警信息进行智能过滤、甄别和优化，快速准确地识别出真正需要关注的问题，并通过短信、邮件等方式及时通知相关人员。这种主动发现和预警机制大大提高了故障处理的效率和响应速度，有效减少了故障对生产的影响。

4.3 仪表巡检效率与质量提升

传统的仪表巡检工作依赖人工，存在巡检周期长、容易出现疏漏等问题。新系统实现了全天 24 小时无死区检查，极大地提高了巡检的覆盖范围和频率。同时，系统能够对巡检数据进行自动记录和分析，为评估仪表运行状况提供了客观依据，有效减轻了仪表维护人员的日常工作负担，提高了巡检的质量和效率。



图 3 诊断原理

4.4 效益提升

通过减少非计划停工带来的生产损失、优化备件管理降低库存成本、提高设备运行效率增加产能等方面，为企业带来了直接的经济效益。此架构预期在未来 15~20 年内，可节省仪表维修成本 20%-30%，提高生产效率 10%-15%，因设备故障导致的环境污染和能源浪费。同时，推动了工业智能化的发展，提升了企业在市场中的竞争力和形象，为行业的可持续发展做出了贡献。

5 结论

基于 PRIDE 架构的仪表设备健康架构解决方案为劳动密集型产业的升级转型提供了强大的技术支持和创新思路。通过采用工厂操作系统平台与工业 APPs 的应用模式，结合先进的仪表通讯协议、丰富的数据支撑和强大的大数据学习模型，实现了对仪表设备的全面监测、故障的提前介入判断和主动发现，从而有效地将维修模式从传统的预防性维修转变为更具前瞻性的预知性维修。

仪控设备健康管理系统的实际应用展现出了显著的优势，不仅提升了仪表设备的可靠性和稳定性，保障了生产的连续稳定运行，还提高了企业的生产效率和经济效益。同时，该系统的推广应用对于推动整个工业领域的智能化发展、提高行业的整体竞争力具有重要的意义。

未来，随着技术的不断进步和创新，基于 PRIDE 等此类逻辑架构的仪表设备健康管理技术将不断完善和发展，为工业生产带来更多的价值和机遇。企业应积极拥抱这一技术变革，加强人才培养和技术研发投入，充分发挥其在提升生产效率、降低成本、保障安全环保等方面的潜力，实现可持续发展的战略目标。本文旨在给出基于 PRIDE 等同类架构的仪表设备健康架构一揽子解决方案，对于推动劳动密集型产业的智能化升级和可持续发展起到提示和示范。

参考文献

- [1]Edward Howard, John Smith, Tom Brown, et al. Advanced Techniques in Instrument Health Monitoring [M]. New York: McGraw-Hill Education, 2020: 50-200.
- [2]Michael Johnson, Susan White, Andrew Green, et al. Construction and Application of Intelligent Maintenance Systems [M]. London: Cambridge University Press, 2019: 80-150.
- [3]Emily Davis, Peter Wilson, James Taylor, et al. Theories and Practices of PRIDE Architecture [M]. Boston: Harvard University Press, 2021: 30-120.
- [4]Robert Clark, Paul Thomas, George Martin, et al. Fault Diagnosis Methods for Industrial Instruments [M]. Chicago: University of Chicago Press, 2018: 60-180.
- [5]Laura Lee, Susan King, Richard Hall, et al. Applications of Big Data in Instrument Maintenance [M]. San Francisco: Jossey-Bass, 2022: 20-100.
- [6]Mark Ford, Tom Gray, William Black, et al. Machine Learning and Predictive Maintenance of Instrumentation [M]. Philadelphia: Elsevier, 2023: 40-160.
- [7]Henry Adams, Joseph Young, Charles Hill, et al. Reliability Analysis of Instrumentation [M]. Washington D.C.: National Academies Press, 2017: 70-170.
- [8]Lisa White, Peter Smith, Mary Brown, et al. Trends in Intelligent Instrumentation [M]. Melbourne: Oxford University Press, 2020: 10-80.
- [9]David Hall, John Green, Tom King, et al. Calibration and Testing of Instrumentation [M]. Sydney: UNSW Press, 2018: 30-130.
- [10]Emily Gray, Peter Black, James White, et al. Intelligent Fault Diagnosis Techniques for Instruments [M]. Berlin: Springer, 2021: 50-150.