基于人工智能的热控设备故障预测与智能维护方法研究

董立军
临沂市恒源热力集团有限公司　山东 临沂　276000

摘　要　工业系统中的热控设备承担温度控制与安全保障任务，其运行环境复杂、工况变化频繁，传统维护方式在实时性与可靠性方面存在局限。随着人工智能技术发展，基于数据驱动的故障预测与智能维护方法为提升热控设备运行安全性提供了新的技术路径。本文通过分析热控设备运行数据的主要特征，指出传统计划性维护在效率、成本与诊断准确性方面的不足，构建了结合机器学习与深度学习技术的故障预测模型框架，并提出了面向热控场景的智能维护系统实现策略，以期为工业热控系统的数字化运维提供思路。

关键词　人工智能；热控设备；故障预测；智能维护；数据驱动

Research on Fault Prediction and Intelligent Maintenance Methods for Thermal Control Equipment Based on Artificial Intelligence

Dong Li-jun
Linyi Hengyuan Thermal Power Group Co., Ltd., Linyi 276000, Shandong Province, China

Abstract　In industrial systems, thermal control equipment undertakes critical tasks of temperature regulation and safety assurance. Operating within complex environments and under frequently changing conditions, traditional maintenance approaches face limitations in terms of real-time responsiveness and reliability. With the advancement of artificial intelligence, data-driven fault prediction and intelligent maintenance methods offer new technical pathways for enhancing the operational safety of thermal control equipment. This paper analyzes the primary characteristics of thermal control equipment operational data, identifies the shortcomings of traditional planned maintenance in terms of efficiency, cost, and diagnostic accuracy, and proposes a framework for a fault prediction model integrating machine learning and deep learning techniques. Furthermore, it outlines a strategy for implementing an intelligent maintenance system tailored to thermal control scenarios, aiming to provide insights for the digital operation and maintenance of industrial thermal control systems.

Key words　Artificial Intelligence; Thermal Control Equipment; Fault Prediction; Intelligent Maintenance; Data-Driven

热控设备广泛应用于电力、化工、冶金等行业，其运行状态直接影响工艺过程的稳定与安全。受复杂热力特性、环境扰动及设备老化等因素影响，热控系统易出现性能退化和隐性故障。以经验判断和周期检修为主的传统维修模式，既难以适应运行状态的快速变化，也难以及时识别早期异常[1]。人工智能技术在时序预测、异常检测和健康评估等方面提供了新的技术手段，可依托设备全生命周期数据构建故障演化模型，支撑维护决策的量化分析。本文围绕热控设备运行数据特征、传统维护模式的主要问题、基于人工智能的故障预测模型构建方法及智能维护实施路径进行讨论。

1　热控设备运行数据特征

1.1 热控设备监测数据的多源异构性

热控系统的监测数据来源包括温度、压力、热流量、阀门开度、执行机构反馈信号、振动信号、报警记录和运维日志等，涵盖多类物理量与运行信息[2]。各类数据在采样频率、结构形式和采集硬件方面差异明显，呈现多源异构特征。不同厂站的设备型号、通信协议与数据精度也不一致，这增加了数据融合和建模的难度。在实际应用中，还需处理人工巡检记录、图像和视频等非结构化信息，使热控数据呈现为多维度、跨格式的综合数据集。

1.2 运行数据的时序性与非线性特征

热控设备的运行状态随工况变化呈现明显时序特征。温度、压力等信号在负荷波动、启停过程及控制策略切换阶段往往表现出较强非线性关系，参数间耦合使建模进一步复杂[3]。数据中还包含突变点、滞后效应和周期性波动，使基于稳态假设的分析方法难以准确表征系统行为。上述特征要求故障预测

模型具备处理复杂动态过程的能力，并采用适合时序建模的算法框架。

2 传统热控设备维护方式的局限性

2.1 计划性维护的效率与成本矛盾

传统热控设备多采用固定周期的计划性检修，其优点在于便于组织和制度落实，但难以反映设备实际健康状态，容易出现过度检修或维护不足的问题。一方面，一些设备在性能尚未出现明显衰退时即被例行拆检，增加备品备件消耗和停机成本；另一方面，部分已进入劣化阶段的设备可能在既定周期前未被发现问题，增加运行风险并影响安全性。

2.2 依赖人工经验导致的诊断偏差与滞后

传统维护方式高度依赖巡检人员的经验判断，而热控系统结构复杂、工况多变，现场环境也具有不确定性，这使人工诊断难以及时识别隐蔽故障。故障早期的信号往往弱且不直观，基于经验的判断容易产生误判和漏判。在运行负荷快速变化或波动较大的情况下，依靠人工巡检的频次和速度也难以满足对状态监测的实时性要求，导致故障识别存在滞后性[4]。

2.3 缺乏数据支撑的维护决策的盲目性

在多数热控运维体系中，尚未形成系统化的数据采集与分析机制，维护决策缺乏量化指标支撑。监测数据分散存储于不同系统，缺少统一的处理框架和关联分析方法，难以构建设备健康度评估模型。维护计划与措施往往依赖经验或设备厂家给出的通用建议，针对性和科学性不足，不利于提升热控设备全生命周期管理的精细化水平。

3 基于人工智能的热控设备故障预测模型构建

3.1 热控数据预处理与关键特征构建

热控设备在运行过程中会产生大量多维监测数据，典型系统通常包含20～30个监测量。受环境扰动、电磁干扰和传感器老化等因素影响，原始数据中往往包含占比约1%的噪声和异常点[5]。在构建预测模型之前，需要对数据进行预处理，以提升输入的稳定性和可用性。常用步骤包括异常值识别与剔除、缺失数据插补，以及基于Z分数（Z-score）或Min–Max的归一化。对于时间序列预测任务，可采用长度为30～60点的滑动窗口构造样本，以保留状态演化的连续性信息。特征工程是影响模型性能的重要环节，除均值、方差、偏度等统计量外，还可提取功率谱能量、小波变换系数等频域特征，用于刻画设备在不同工况下的动态响应。多变量系统中各监测量之间往往存在相关性和冗余，可结合主成分分析将特征压缩到10～15个主要分量，以减小特征维度并控制训练开销。经过上述处理，故障预测模型能够在较为可靠的数据基础上学习热控设备的退化规律。

3.2 基于机器学习的热控设备退化状态识别

在故障预测任务中，传统机器学习模型结构较为简单、计算成本较低，在实际工程中仍具有应用价值。支持向量机通过构造超平面完成分类，在数百条标注样本的条件下即可完成训练，适用于小样本场景下的故障识别[6]；随机森林由多棵决策树组成，工程应用中树的数量一般设置为100～200棵，可用于表征非线性关系及变量间交互作用；决策树模型结构直观，典型深度不超过6～8层，便于运维人员理解预测依据。在热控场景下，若特征工程已提取出能够反映设备状态的关键变量，上述模型能够获得较为稳定的分类或阈值预测结果。与部分深度学习方法相比，传统机器学习模型对训练数据规模的依赖较弱，在数据不平衡、标签有限或特征噪声较大的情况下仍能保持一定的适应能力。同时，这类模型在部署和在线更新方面的实现过程相对简单，可通过增量学习在分钟级别内跟踪设备工况变化。尽管其在高维时序信号建模方面存在局限，但在特征较为清晰、工况相对稳定或对解释性要求较高的应用中，传统机器学习方法仍构成热控设备故障预测体系的重要组成部分。

3.3 基于深度学习的时序故障预测模型

深度学习技术直接在原始监测数据上学习多层次特征表示，减少对人工特征设计的依赖，适用于热控设备的时序分析。卷积神经网络（CNN）通过局部卷积运算提取信号短时模式，典型卷积核长度常取3或5，用于识别温度波动中的突变点以及压力变化的局部趋势；长短期记忆网络（LSTM）侧重刻画长期依赖特征，单层结构通常包含64～128个隐藏单元，用于描述设备在负荷变化和启停过程中的趋势演化。基于注意力机制的Transformer模型近年来被用于工业时序预测，其多头注意力结构一般由4～8个注意力头组成，可建模多变量之间的动态关联，提升对复杂系统行为的刻画精度。在异常检测场景中，可依托预测模型或重构模型，将预测误差或重构误差作为判别量，阈值通常设置为均值加2～3倍标准差，用于识别潜在异常并触发较早预警。深度学习模型对数据质量和规模依赖较高，但其自动特征提取能力在工况复杂、变量众多的条件下仍能保持相对稳定的预测表现，为刻画热控系统的非线性行为和识别弱异常提供了可行方案。

3.4 模型融合与在线预警机制

热控设备运行工况变化频繁，单一模型难以完整描述故障演化过程，因此可构建多模型融合的预测框架以改进整体表现。在分层结构中，第一层利用异常检测模型监控监测信号的

偏离程度，该过程一般以1 s级分辨率运行，对设备状态进行快速筛查；第二层引入机器学习或深度学习分类模型，其输入特征维度通常在20～40维范围内，用于识别异常类型并为维护决策提供参考；第三层构建剩余使用寿命（RUL）模型，通过趋势预测或健康指数退化模型估计设备可继续运行的时间，时间尺度一般覆盖数小时至数十小时。融合策略可采用加权投票（如按0.3/0.3/0.4分配权重）、模型堆叠或基于规则的决策逻辑，将不同模型在时序建模、分类精度和长期趋势预测方面的特性加以组合。通过上述分层与融合，可形成“早期异常识别—故障类型判断—寿命评估”的预警链条，为制订智能维护策略提供数据基础。随着新运行数据持续加入，各模型可定期更新和校准，以提高预测体系对工况变化的适应性和鲁棒性。

4 面向热控设备的智能维护系统实现策略

4.1 基于预测结果的动态智能维护策略生成

在传统维护模式下，检修周期多依据经验或设备说明书设定，难以反映设备当前健康状态。引入基于人工智能的预测模型后，可利用健康指数、趋势变化和异常评分对运行状态进行量化描述，据此对检修计划进行动态调整。系统根据预测结果对维护对象进行分级分类，引导运维人员优先处置风险水平较高的设备。结合设备剩余寿命的估算结果，还可以规划备件库存与检修资源配置，减少冗余储备和突发抢修带来的额外成本。动态策略生成的关键在于把预测输出对应到可执行的维护任务，如明确检修时间窗口、所需工器具和人员安排，使维护活动更加有针对性。依托上述机制，热控设备维护逐步由固定周期模式转向状态驱动模式，设备管理过程更加贴合实际工况。

4.2 智能运维平台架构与关键技术集成

智能运维平台作为故障预测与维护决策的承载环境，需要构建分层清晰、协同工作的平台架构。数据采集层负责接入传感器、控制系统和运维记录等多源数据，对其进行汇聚与格式标准化处理，以保证后续分析的数据完整性和一致性。分析与建模层集成预测模型、异常检测模块和健康评估算法，对不同工况下的设备运行状态进行计算与更新。应用展示层提供可视化界面，呈现运行趋势、告警信息和健康指数等内容，支持运维人员快速识别关键风险点并做出处置决策。在这一架构中，云计算为大规模数据存储和并行计算提供条件，而边缘计算适用于对响应时间要求较高的现场场景，可降低数据传输时延并提升实时处理能力。

4.3 人机协同的维护闭环与知识反馈机制

智能维护系统在运行中既依赖算法输出，也依托运维人员的现场判断，以形成可追溯的反馈机制。在告警信息产生后，运维人员根据现场状态对告警级别进行确认或修正，补充处理过程、故障原因与整改措施等记录。上述记录作为新样本回流系统，用于更新特征工程、调整模型参数和告警阈值，增强预测模型对工况变化的适应能力。随着案例数量的增加，可在此基础上构建结构化知识库，为同类故障的识别与处置提供参考。维护闭环还支持对既有维护策略进行评估，例如对比预测结果与实际故障的一致程度，以据此调整策略配置。人机协同的核心在于将系统的计算分析与人员的经验判断相结合，使智能模型保持持续学习和更新，形成较为完整的智能运维闭环。

5 结束语

热控设备的安全稳定运行对工业系统至关重要。传统维护模式存在检修效率低、诊断能力有限及资源配置粗放等问题。本文分析了热控设备数据特征、传统维护的不足，提出了基于人工智能的预测模型及智能维护方案，论证了该技术可通过挖掘深层运行特征实现异常预警与维护策略优化。未来研究应聚焦模型可解释性、跨设备迁移学习、边缘部署及专家知识融合，以推动热控运维向更智能、精细的方向发展。

参考文献

[1]刘晨.DCS控制系统在电厂热控设备维护中的优化应用[J].自动化应用,2025,66(21):21-23.

[2]康志峥.浅析火电厂热控自动化保护装置检修及维护措施[J].中国设备工程,2025(9):132-134.

[3]陈勇.基于智能技术的热控自动化系统优化分析[J].电子技术,2025,54(3):216-217.

[4]李清升,吴海涛.基于人工智能的电气设备故障预测与维护策略研究[J].中国设备工程,2025(5):26-28.

[5]印伟.热控系统智慧化进程中保护功能与可靠性保障[J].张江科技评论,2024(8):117-119.

[6]路平.人工智能在电厂设备故障预测与维护中的应用[J].造纸装备及材料,2024,53(8):44-46.

（本文编辑 曹 阳）

