

的重点之处在于提升燃烧效率以及减少污染物排放。高效火炬通过对燃烧器结构优化、配风系统改进、采用辅助燃料等一系列措施,把燃烧效率从传统的90%提高到了98%以上^[4]。封闭式地面火炬采用多个小型燃烧器于封闭燃烧室内完成燃烧,进而消除了光污染以及噪声问题,它的燃烧效率能够达到99%。

催化燃烧技术为小气量放空处理提供了一种新的思路,这种技术是利用催化剂,于较低温度(300-500℃)的范围,把甲烷以及其他烃类进行氧化处理,使其变成二氧化碳和水,其具有启停快速、不存在明火、不会产生烟尘等方面的优点。某天然气净化厂应用催化燃烧装置处理工艺放空气体,让甲烷转化率达到96%以上,并且其运行能耗跟传统火炬相比降低了40%。

5.2 新兴处理技术展望

等离子体技术是在利用高温等离子体对甲烷进行作用的过程中,把甲烷分解成为氢气以及碳黑,进而实现资源化转化。这种技术目前依然处于中试阶段,它的主要挑战在于对能耗控制以及产物收集。生物过滤技术是利用甲烷氧化菌在常温常压的条件下对其进行作用,让甲烷发生氧化,这种技术适用于对极低浓度气体进行处理。膜分离技术是借助选择性透过膜对甲烷和其他组分进行分离,从而获得高纯度的甲烷。

这些新兴技术尽管在目前这个阶段其应用规模有限,然而,它们能够代表未来发展方向,在技术不断取得进步并且成本持续下降的情况下,它们将会在特定场景发挥出重要的作用,进而实现放空天然气的资源化利用以及近零排放的目标,并且为其提供更多的选择。

6 技术集成应用与效益分析

6.1 集成应用模式

在实际应用的过程中,单一技术往往难以处理所有问题,这时往往需要对多种技术进行有机集成。大型油气田通常采用“监测预警+移动回收+高效燃烧”的组合模式,也就是通过智能监测系统去减少非计划放空,再利用移动式装置对大排量放空气体进行回收,最后通过高效火炬来处理剩余气体。某年产百万吨级的油气田,在应用该模式后,年放空天然气量从8500万立方米降低到了800万立方米以下,实现减排率达90%。

针对分布分散的中小型排放源,可以采用“区域收集+集中处理”的组合模式。在一定区域建设气体收集管网,将多个排放点所产生的气体进行集中,然后把这些气体输送至处理中心,对其进行统一的处理,此类模式虽然需要投入一定的管网投资成本,但能够让规模效益得以实现,对处理效率进行提升,并且增强其经济性。

6.2 综合效益评估

放空天然气减排技术的综合效益体现在环境、经济以及社会等多个维度。在环境效益方面,每回收1万立方米的放空天然气,能够减少约15吨甲烷的排放,这相当于减排450吨二氧化碳当量。在经济效益方面,所回收的天然气能够直

接进行销售或者加以利用。随着碳交易市场逐渐完善,放空天然气的减排量还能够通过碳交易这种方式来获得额外的收益。在社会效益方面,减排技术的应用减少了火炬烟尘以及噪声污染,改善周边环境质量,提升企业社会形象。同时,相关技术的研发以及推广帮助高端装备制造、专业技术服务等产业快速发展,这也进一步创造出了新的就业机会。

7 挑战与对策建议

7.1 主要技术挑战

目前,放空天然气减排技术的应用依然面临着一些挑战,从技术适应性角度来看,针对不同组分以及不同压力条件的放空气体,现有的技术适应能力是有限的,尤其是在对高含氮以及高含二氧化碳的贫气进行处理的时候,处理效果并不理想。从经济性角度来看,小型化以及橇装化的装置成本目前仍然处于较高的水平,这就阻碍了其在中小型排放点进行推广应用。此外,部分新兴的技术如等离子体裂解以及生物过滤等,尚需进一步的工程验证和成本优化。

7.2 政策与市场建议

为促进放空天然气减排技术的推广应用,建议从多个层面采取措施。在政策层面,相关的标准规范需要进行完善,明确放空限值以及减排要求;财政支持的力度需要加大,要对减排项目给予税收优惠以及补贴。在市场层面,碳排放交易机制需要尽快建立,将甲烷减排纳入到碳市场当中;要推广合同能源管理、第三方治理等此类市场化模式。在技术层面,关键技术的攻关工作需要加强,提高设备国产化率;技术推广平台需要建立,以促进成果转化以及经验分享。

8 结论

放空天然气减排是实现天然气行业绿色发展的必然要求,同时也是落实“双碳”目标的重要举措。通过源头控制、过程回收以及末端治理的技术的创新及集成应用,放空天然气排放问题可以得到有效解决,进而实现环境效益与经济效益相统一的目标。在未来,放空天然气减排技术将会朝着智能化、集成化以及资源化的方向发展,随着技术的持续创新和推广应用,放空天然气减排必将为天然气行业的可持续发展作出重要贡献,并且助力我国能源结构优化和生态文明建设。相关企业和研究机构应把握机遇,加大投入的力度,共同推动放空天然气减排技术进步和产业升级。

参考文献

- [1] IPCC.ClimateChange2021:ThePhysicalScienceBasis.CambridgeUniversityPress,2021.
- [2] InternationalEnergyAgency.MethaneTracker2022.Paris:IEA,2022.
- [3] 张建国等.天然气行业甲烷排放控制技术进展[J].天然气工业,2023,43(2):1-8.
- [4] 李华等.移动式天然气回收技术经济性分析[J].油气储运,2022,41(5):481-487.
- [5] U.S.EPA.GlobalMethaneInitiative2021AccomplishmentsReport.WashingtonDC,2022.

Application of Machine Learning in Condition Monitoring and Preventive Maintenance of Mechanical Equipment

Xin Guo

Qinghai Western Hydropower Co., Ltd., Haidong, Qinghai, 810600, China

Abstract

With the continuous advancement of industrial automation, the application scale of mechanical equipment in manufacturing and energy equipment sectors has been steadily expanding. During long-term operation, equipment inevitably encounters issues such as wear, abnormal vibrations, and performance degradation. Traditional maintenance methods relying on manual inspections and scheduled maintenance often fail to promptly detect potential faults, which may lead to equipment downtime or reduced production efficiency. In recent years, machine learning technology has been widely adopted in industrial data analysis. By modeling and analyzing operational data, it enables equipment condition identification and fault prediction. Focusing on the needs of mechanical equipment condition monitoring and preventive maintenance, this study systematically explores the application of machine learning in data acquisition, feature extraction, fault diagnosis, and predictive maintenance. The research demonstrates that a machine learning-based equipment condition monitoring system can enhance fault recognition accuracy, optimize maintenance decision-making processes, thereby improving equipment operational reliability and production system stability.

Keywords

machine learning; condition monitoring; preventive maintenance; fault diagnosis; equipment management

机器学习在机械设备状态监测与预防性维修中的应用研究

郭鑫

青海西部水电有限公司, 中国·青海 海东 810600

摘要

随着工业自动化水平不断提升, 机械设备在制造业与能源装备领域中的应用规模持续扩大。设备长期运行过程中不可避免地会出现磨损、振动异常以及性能衰退等问题, 传统依赖人工巡检与定期检修的维护方式难以及时发现潜在故障, 容易造成设备停机或生产效率下降。近年来, 机器学习技术在工业数据分析领域逐渐得到广泛应用, 通过对设备运行数据进行建模与分析, 可以实现设备状态识别与故障预测。围绕机械设备状态监测与预防性维修需求, 对机器学习技术在数据采集、特征提取、故障诊断及预测维护等方面的应用进行系统研究。研究表明, 基于机器学习的设备状态监测体系能够提高故障识别精度, 优化维修决策过程, 从而提升设备运行可靠性和生产系统稳定性。

关键词

机器学习; 状态监测; 预防性维修; 故障诊断; 设备管理

1 引言

在现代工业生产体系中, 机械设备是保证生产连续性的重要基础。设备在长期运行过程中会受到负载变化、环境条件以及零部件磨损等因素影响, 逐渐产生性能衰减现象。传统设备维护方式多以周期性检修为主, 这种方式虽然能够减少设备故障发生概率, 但也可能造成维护资源浪费或检修不及时的问题。随着工业互联网和传感技术的发展, 大量设备运行数据可以被实时采集和存储, 为智能化维护提供了数据基础。机器学习技术通过对海量数据进行分析 and 模式识

别, 能够发现设备运行状态变化规律, 为预防性维修提供重要支持。研究机器学习在设备状态监测中的应用, 对于推动工业设备管理智能化具有重要意义。

2 机械设备状态监测技术基础

2.1 设备状态监测的基本原理

机械设备在运行过程中, 其内部结构状态会通过振动、温度、压力以及声学信号等形式表现出来。设备状态监测技术正是基于这一特性, 通过对关键运行参数进行持续或周期性采集与分析, 评估设备当前的健康状态。当设备出现磨损、松动或不平衡等情况时, 相关监测信号往往会呈现出明显变化。通过对这些变化进行系统分析, 可以识别潜在故障征兆。例如, 在旋转机械系统中, 轴承或转子部件的异常往往会导

【作者简介】郭鑫(1981-), 男, 中国甘肃白银人, 本科, 工程师, 从事机械制造如何搭载AI技术研究。

致振动信号频谱结构发生改变。借助频谱分析与特征识别技术，可以从复杂信号中提取关键信息，从而判断设备内部状态，为设备维护和运行管理提供科学依据。

2.2 设备运行数据采集技术

设备状态监测体系的有效运行依赖于稳定可靠的数据采集技术。在现代工业系统中，各类传感器构成了设备监测网络的重要基础。振动传感器、温度传感器以及压力传感器能够实时感知设备运行状态，并将监测信号转换为可处理的数据形式。通过数据采集系统，这些信息能够被持续记录并传输至监测平台，逐步形成完整的设备运行数据集。随着工业互联网技术的发展，数据传输与存储方式逐渐实现网络化与实时化，使设备监测系统具备更高的数据处理效率。

2.3 传统故障诊断方法的局限

在工业设备管理实践中，传统故障诊断方法通常依赖经验判断与简单信号分析手段。这类方法在设备结构较为简单或工况稳定的情况下能够发挥一定作用，但面对复杂工业环境时往往难以准确识别故障特征。设备运行过程中受到负载变化、环境条件以及系统耦合因素影响，监测信号容易产生较大波动，使基于经验的判断方式存在不确定性。同时，传统方法在处理大规模监测数据时效率有限，难以满足现代工业系统对实时分析与智能决策的需求。

3 机器学习技术在设备状态监测中的应用

3.1 数据特征提取与处理

在机械设备状态监测系统中，传感器所采集的原始数据通常呈现出高维度、多噪声以及非平稳等特征，若直接用于模型训练，往往难以准确反映设备运行状态。通过合理的特征提取与数据处理方法，可以从复杂信号中提炼出具有代表性的状态信息。常见做法是结合时域、频域及统计特征分析，对振动、温度或声学信号进行多角度处理。例如，通过均值、方差以及峰值等时域指标可以描述信号整体波动情况，而频域分析则能够揭示设备内部结构振动频率的变化规律。经过降噪处理与特征筛选后，数据不仅能够更加清晰地反映设备运行状态，也能够降低模型训练过程中的干扰因素，从而提升故障识别的准确性。

3.2 故障分类模型构建

在完成数据特征提取后，需要借助机器学习算法建立设备运行状态与故障类型之间的关联模型。通过对历史运行数据进行系统训练，模型能够学习不同状态下数据特征的分布规律，并形成可用于识别设备状态的分类规则。支持向量机、决策树以及神经网络等算法在机械设备故障识别领域得到广泛应用。这些算法能够处理多维特征数据，并在复杂运行环境中保持较好的识别能力。模型训练过程中需要输入包含正常运行状态与典型故障状态的数据样本，使算法能够在学习过程中建立稳定的分类边界。当新的监测数据进入系统时，模型可以依据已学习到的特征模式对设备状态进行判

断，从而实现对故障类型的自动识别。通过持续更新训练数据并优化模型参数，可以进一步提升分类模型的识别精度与稳定性。

3.3 异常状态识别技术

在工业设备运行过程中，许多故障往往经历由轻微异常逐渐发展为严重故障的过程。若能够在早期阶段识别出异常信号，便可以及时采取维护措施，避免设备运行风险扩大。机器学习技术在异常状态识别方面具有显著优势，通过建立正常运行数据模型，可以形成设备健康状态的参考基准。当实时监测数据与基准模型出现明显偏离时，系统能够识别出潜在异常并发出预警信号。常见方法包括基于统计特征的异常检测以及基于聚类分析的模式识别，这些方法能够在缺乏大量故障样本的情况下发现设备运行异常。通过持续监测设备运行数据并对异常模式进行分析，可以逐步完善监测模型，使设备状态评估更加准确，为预防性维修提供可靠依据。

4 机器学习在预防性维修中的应用

4.1 设备故障预测模型

预防性维修体系的关键在于对设备运行状态进行前瞻性判断，从而在故障形成之前采取干预措施。机器学习技术为设备故障预测提供了有效工具，通过对设备长期运行数据进行建模分析，可以识别设备状态变化的潜在规律。在实际应用中，设备振动、温度以及负载变化等时间序列数据往往能够反映设备内部结构状态的演变过程。通过构建基于历史数据的预测模型，可以捕捉运行参数的变化趋势，并对未来一段时间内的设备健康状态进行评估。例如，在旋转机械系统中，轴承磨损会导致振动信号频谱结构逐渐发生变化，通过对这些特征变化进行持续分析，可以判断设备性能衰减程度，并估计关键部件的剩余使用时间。基于这种预测结果，企业能够提前制定检修计划，使维护活动与设备运行周期更加匹配，从而降低突发性停机风险并提高生产系统的稳定性。

4.2 维修决策优化

在传统设备管理模式中，维修策略往往依赖管理人员的经验判断，这种方式在复杂生产系统中容易受到主观因素影响。机器学习技术能够通过设备运行数据与维修记录进行系统分析，为维修决策提供更加客观的数据支持。通过建立数据驱动的分析模型，可以识别不同维修方式对设备运行性能的影响，并对多种维修策略进行综合评估。模型在学习历史数据规律后，能够根据设备当前运行状态给出维修建议，使维修安排更加符合设备实际需求。与此同时，数据分析结果还能够揭示设备故障发生的主要影响因素，为设备管理部门制定维护策略提供参考依据。通过这种基于数据分析的决策方式，可以减少不必要的检修活动，同时避免维修时机选择不当所带来的风险，使设备维护工作逐步向精细化管理方向发展。