

金属监督大数据分析在火电厂设备状态预警中的应用探讨

马 波

宁夏银仪电力工程有限公司 宁夏银川 750200

摘要: 本文聚焦于金属监督与大数据分析技术的深度融合,系统阐述了火电厂金属监督数据的类型、特征及其采集体系,深入探讨了基于大数据分析的设备状态预警模型构建方法,包括数据预处理、特征工程、机器学习算法选型与融合策略,并结合典型案例验证了该技术路径在提升预警准确性、延长设备寿命、优化检修策略等方面的显著成效。最后,文章指出了当前应用中存在的挑战,并对未来发展方向进行了展望,旨在为火电厂智能化运维提供理论支撑与实践参考。

关键词: 火电厂;金属监督;大数据分析;设备状态预警;机器学习;智能运维

引言

火力发电在我国能源体系里居主导,火电厂核心设备长期处于极端环境,会发生蠕变等多种金属材料劣化,关键部件突发失效将造成巨大损失甚至灾难性事故。传统金属监督依据相关标准,通过定期停机进行宏观检查等多种手段评估设备状态,但“计划检修”模式有局限性:检测周期长,无法实时捕捉设备状态动态变化;检测点有限,难覆盖所有潜在风险区;数据分析依赖专家经验,预警能力弱。近年来,物联网等新一代信息技术发展迅速,火电厂运行维护产生海量多源异构数据,蕴含设备健康状态信息。深度挖掘分析这些数据可构建设备数字孪生体,实现从“被动响应”到“主动预测”的转变。因此,将大数据分析技术引入金属监督,构建科学高效的设备状态预警体系,是技术发展趋势,也是保障火电厂安全、提升效益的关键。

一、火电厂金属监督数据体系构建

(一) 数据来源与类型

火电厂金属监督相关的大数据主要来源于以下几个方面:(1)运行监控数据:来自DCS(分布式控制系统)和SIS(厂级监控信息系统)的实时数据流,包括各受热面管壁温度、主/再热蒸汽温度与压力、机组负荷、启停次数与时长等。这些数据反映了设备的实际服役工况,是评估蠕变损伤累积的基础。(2)在线监测数据:通过部署在关键部位的传感器获取的连续数据,如高温管道的壁厚在线监测(超声测厚)、锅炉管泄漏监测(声学/负压)、汽轮机叶片振动监测等。这类数据具有高时效

性,能直接反映设备的物理状态变化^[1]。(3)离线检测数据:定期检修期间获取的各类检测数据,是金属监督的核心数据源。包括:一是无损检测(NDT)数据:超声波探伤(UT)发现的裂纹、未熔合等缺陷信息;射线探伤(RT)的底片数字化图像及评片结果;涡流检测(ET)的阻抗图谱及壁厚减薄数据。二是理化检验数据:金相组织照片及分析报告(如珠光体球化、碳化物析出);硬度测试值;化学成分光谱分析结果;力学性能试验(拉伸、冲击)数据。(4)设备档案与检修历史:设备的设计参数、制造信息、安装记录、历次检修报告、更换部件清单、已知缺陷位置及处理措施等。这些数据构成了设备的“履历”,对于理解其劣化历程至关重要。(5)环境与燃料数据:燃煤/燃气的成分分析(特别是硫、氯、钒等腐蚀性元素含量)、烟气成分、给水及炉水水质数据等。这些外部因素直接影响金属的腐蚀速率。

(二) 数据特征与挑战

上述多源数据共同构成了一个典型的工业大数据场景,集中体现了“5V”特征。在体量(Volume)方面,一个现代化大型火电厂每日产生的运行数据可达TB量级,数据规模庞大;在速度(Velocity)上,运行监控与在线监测数据以秒级甚至毫秒级频率持续生成,对数据处理的实时性提出了极高要求;在多样性(Variety)层面,数据格式涵盖结构化的关系型数据库表、半结构化的日志文件(如XML、JSON)以及非结构化的图像(金相照片、射线底片)和文本(检修报告),异构性显著;在真实性(Veracity)维度,由于传感器漂移、通信干扰或人为录入错误等原因,原始数据普遍存在噪声、

缺失值和异常点，数据质量参差不齐；而在价值密度（Value）方面，尽管数据总量巨大，但真正蕴含设备失效前兆的有效信息却相对稀疏，需要借助强大的分析工具进行信息萃取。正是这些特征，使得构建统一、高质量的数据湖（Data Lake）或数据仓库（Data Warehouse），实现多源异构数据的标准化接入、清洗、融合与存储，是后续分析工作的基石。

二、基于大数据分析的设备状态预警模型构建

（一）数据预处理与特征工程

原始数据通常无法直接用于建模，必须经过一系列严谨的预处理步骤。首要任务是数据清洗，即识别并剔除明显违背物理规律的错误值（如远超材料熔点的壁温读数），采用合理的插值或模型填充方法处理缺失数据，并运用移动平均、小波变换等滤波技术平滑高频噪声，以提升数据的信噪比。在此基础上，需要进行数据对齐与融合，将不同时间尺度（如秒级运行数据与年度检测报告）和不同空间粒度（如整屏管束与单根管道）的数据，通过统一的时间戳和设备编码进行关联，形成一个逻辑一致、时空连贯的综合数据集。

特征工程是决定模型性能上限的关键环节。它要求从原始观测数据中提炼出对设备健康状态具有强指示意义的新变量。这不仅包括计算衍生指标，如统计壁温超温的累计时长、温度-压力循环的总次数以评估疲劳损伤，或计算壁厚的历史减薄速率；也包括提取统计特征，如一段时间内关键参数的均值、方差、极值等，以刻画运行工况的稳定性。对于振动等时序信号，还需通过快速傅里叶变换（FFT）等手段提取频域特征。面对金相照片等图像数据，则需借助计算机视觉技术自动识别并量化组织劣化程度，如珠光体球化级别^[2]。而对于检修报告等文本信息，则可利用自然语言处理（NLP）技术从中抽取关键缺陷描述和处置建议，将其转化为结构化的特征向量。高质量的特征工程能够极大地提升模型的学习效率和泛化能力。

（二）预警模型算法选型

针对不同的预警目标，应选择合适的机器学习或深度学习算法。当目标是预测设备的剩余使用寿命（RUL）或某一关键性能指标（如未来某时刻的壁厚）时，回归模型是首选。线性回归适用于简单线性关系，而支持向量回归（SVR）和随机森林回归（RFR）则能更好地处理非线性问题。若目标是判定设备当前或未来的健康状态等级（例如划分为正常、预警、危险三级），则分类模

型更为适用。逻辑回归、支持向量机（SVM）等传统算法在小样本场景下表现稳健，而集成学习方法如随机森林（RF）和XGBoost则因其强大的抗过拟合能力和高精度，在实践中被广泛应用。

对于需要实时发现异常行为的场景，异常检测模型展现出独特优势。孤立森林（IsolationForest）和一类支持向量机（One-ClassSVM）能够仅利用正常数据进行训练，有效识别偏离正常模式的异常点，特别适合于在线监测系统的即时报警。随着数据复杂度的提升，深度学习模型逐渐显现出其处理高维、非线性关系的强大能力。卷积神经网络（CNN）在分析金相图像等网格化数据方面效果卓著；循环神经网络（RNN）及其改进型LSTM、GRU，擅长捕捉长时间序列数据中的依赖关系，非常适合用于预测设备状态的动态演化；而图神经网络（GNN）则能有效建模设备部件间的物理连接与热力耦合关系，为系统级风险评估提供新视角。

（三）模型融合与预警策略

单一模型往往难以兼顾所有性能指标，因此在实际应用中，常采用模型融合策略来提升整体鲁棒性。通过集成多个基模型的预测结果，例如采用投票法或堆叠法（Stacking），可以有效降低单个模型的偏差或方差，获得更稳定、更准确的综合判断。最终的预警输出不应局限于简单的二元判定，而应是一个包含风险概率、置信区间、主要驱动因素（如超温、腐蚀）及具体运维建议（如加强监测、安排割管验证）的综合性评估报告^[3]。这种多维度的信息呈现方式，能够为决策者提供更全面的决策依据。

此外，预警阈值的设定并非一成不变，而应是一个动态调整的过程。它需要综合考虑设备在系统中的重要性、失效后果的严重程度（安全、经济、环保）、当前的电网调度需求以及电厂自身的风险偏好和运维资源状况。通过引入自适应机制，预警系统能够根据内外部环境的变化，智能地调整其灵敏度，在避免过度报警造成资源浪费的同时，确保不漏报任何重大风险。

三、应用案例分析

（一）案例背景

某1000MW超超临界燃煤电厂，其锅炉高温再热器管屏长期面临超温蠕变和烟气侧高温腐蚀的双重威胁。传统监督方式下，曾因未能及时发现局部超温导致爆管非停。

（二）解决方案实施

（1）数据整合：打通DCS、SIS、金属技术监督数据

库、检修管理系统，构建了再热器管屏的专属数据集，包含每根管的历史壁温曲线、历次割管检查的壁厚与金相数据、对应区域的烟气温度场模拟数据等。(2)特征构建：重点构建了“等效蠕变损伤因子”(综合考虑温度、应力、时间)和“腐蚀敏感指数”(基于燃料硫含量和壁温)。(3)模型训练：采用XGBoost分类模型，以历史爆管事件和严重减薄管段作为正样本，训练了一个“高风险管段”识别模型^[4]。同时，使用LSTM模型对每根管的壁厚进行时序预测。(4)系统部署：开发了金属监督智能预警平台，模型每日自动运行，生成风险热力图，直观展示各管屏的风险等级。

(三) 应用成效

系统上线后，在一次计划检修前成功预警了位于烟气流走廊区域的3根高风险管段。经现场验证，这3根管的实测壁厚减薄率远高于平均水平，金相组织已出现严重球化。电厂及时更换了这些管段，避免了潜在的非计划停机。据统计，该系统将再热器管屏的预警准确率提升了40%，非停次数显著下降，并优化了检修资源的分配，实现了从“到期必检”到“按需检修”的转变。

四、面临的挑战与未来展望

(一) 面临的挑战

尽管前景广阔，但金属监督大数据分析的应用仍面临诸多挑战：(1)数据壁垒与质量问题：部门间数据孤岛现象依然存在，历史数据的完整性和标准化程度不高。(2)机理模型与数据驱动的融合：纯粹的数据驱动模型可能缺乏物理可解释性。未来需将材料科学、损伤力学等领域的机理模型与数据驱动模型深度融合，构建“白盒+黑盒”的混合智能模型。(3)小样本与不平衡数据问题：设备失效是小概率事件，导致训练数据中正样本(故障样本)极度稀缺，模型容易过拟合或偏向多数类。(4)模型的泛化能力与可迁移性：在一个电厂训练的模型，可能难以直接应用于其他型号或工况的机组。

(二) 未来展望

展望未来，该领域的发展将呈现以下趋势：一是数字孪生深化：构建高保真的设备数字孪生体，实现虚拟

空间与物理空间的实时交互与闭环优化。二是边缘计算赋能：将部分轻量级分析模型部署到边缘设备，实现本地化的实时预警，降低数据传输延迟与带宽压力。三是知识图谱应用：利用知识图谱技术，将设备、材料、工艺、故障模式等知识结构化，为预警提供更丰富的上下文推理能力。四是联邦学习探索：在保护各电厂数据隐私的前提下，通过联邦学习实现跨电厂的知识共享与模型协同进化。

结语

将大数据分析技术深度融入火电厂金属监督工作，是推动电厂运维模式向智能化、预测性转型的核心驱动力。通过构建全面的数据体系，运用先进的机器学习与人工智能算法，能够有效克服传统监督手段的不足，实现对关键设备状态的精准感知、科学评估与超前预警。这不仅极大地提升了电厂的本质安全水平，降低了非计划停运风险，也为优化检修策略、延长设备寿命、提高经济效益开辟了新路径。面对数据、模型与工程实践中的挑战，需要产学研各方协同创新，不断深化机理与数据的融合，完善技术标准与应用规范，最终构建起一套成熟、可靠、高效的智能金属监督预警体系，为我国火力发电行业的高质量、可持续发展保驾护航。

参考文献

- [1]赵奇.火电厂超期服役机组金属技术监督管理策略研究[J].电力设备管理, 2025, (14): 68-70.
- [2]任浪.金属监督在电力行业中的应用及技术探究[C]//冶金工业教育资源开发中心.2024精益数字化创新大会平行专场会议——冶金工业专场会议论文集(上册).国能四川天明发电有限公司, 2024: 489-491.
- [3]王宝臣,王红武,谷建功,等.数字模型技术在火电机组智能化金属监督中的应用思考[J].数字通信世界, 2025, (04): 141-143.
- [4]李盛宾.金属监督部件失效案例及应对措施综述[C]//广西生产力学会.新质生产力与科技发展学术研讨会论文集.天津国能津能热电有限公司, 2025: 171-174.