

# 大数据分析在火电厂输煤检修决策中的应用研究

周 挺

国能黄金埠发电有限公司 江西 上饶 334000

**摘要:** 火电厂输煤系统检修决策依赖海量运行数据支撑。本文聚焦大数据分析在输煤检修领域的应用,从数据采集与预处理体系构建出发,系统阐述多源异构数据整合、清洗标准化、特征提取等关键技术,结合设备状态建模与故障识别方法,提出检修时机判定、资源优化配置等决策技术,最终设计涵盖硬件部署、软件功能与数据存储的检修决策大数据平台架构,为提升输煤系统检修智能化水平提供完整解决方案。

**关键词:** 输煤系统;大数据分析;检修决策;状态特征建模;故障识别

引言:火电厂输煤系统承担着原煤运输与预处理的核心任务,其运行稳定性直接影响锅炉燃烧效率与机组安全性。传统检修模式依赖人工巡检与定期维护,存在过度检修、故障发现滞后等问题,难以适应煤质波动与负荷动态调整的复杂工况。随着工业物联网与大数据技术的发展,输煤系统运行数据呈现多源异构、高维海量特征,为构建数据驱动的智能检修决策体系提供了基础。如何通过数据采集、清洗、分析等技术手段挖掘设备状态演变规律,实现检修时机精准判定与资源动态优化,成为提升输煤系统可靠性的关键问题。

## 1 火电厂输煤系统运行数据的采集与预处理体系

### 1.1 输煤系统全流程数据采集的技术维度与采集逻辑

火电厂输煤系统涵盖从原煤入厂到锅炉上煤的全链条,数据采集需覆盖设备运行状态、环境参数及工艺流程关键节点<sup>[1]</sup>。技术维度包括传感器网络部署、工业总线通信协议适配及边缘计算节点集成。传感器类型涵盖振动、温度、电流、转速等物理量监测,需根据设备特性选择量程与精度匹配的型号。数据采集逻辑遵循“分层采集-边缘聚合-云端存储”架构,设备层传感器实时采集原始信号,通过现场总线传输至边缘网关,网关对多源数据进行初步融合与压缩后上传至数据中心。采集频率需兼顾数据时效性与存储成本,对皮带机、碎煤机等关键设备采用高频采集,对辅助系统如除尘装置采用低频采集。

### 1.2 多源异构输煤运行数据的整合方法

输煤系统数据来源包括DCS控制系统、PLC设备日志、点检记录及视频监控等,存在结构化与非结构化并存、时间戳不一致、语义异构等问题。整合方法采用“格式统一-语义映射-时空对齐”三步策略。通过ETL工具将不同数据库中的结构化数据转换为统一格式,对非结构化数据如维修工单进行自然语言处理提取关键字段。语

义映射通过构建本体模型实现不同系统间术语的对应,例如将“电机过载”与“电流超限”关联。时空对齐利用时间同步协议修正传感器时钟偏差,确保多维度数据在时间维度上的一致性。

### 1.3 输煤数据的清洗、去重与标准化处理技术

原始数据中存在噪声、缺失值及重复记录,需通过清洗提升数据质量。噪声处理采用滑动窗口滤波与小波变换结合的方法,有效抑制传感器抖动引起的瞬态干扰。缺失值填充根据数据分布特性选择均值替代、时间序列插值或机器学习预测模型。重复记录检测通过哈希算法对数据指纹进行比对,结合业务规则识别并删除冗余数据。标准化处理将不同量纲的数据映射至统一区间,采用Min-Max标准化或Z-Score标准化方法,确保后续分析不受量级影响。

### 1.4 输煤数据的特征提取与维度约简策略

高维数据直接分析易导致计算复杂度激增,需通过特征提取保留关键信息。时域特征提取包括均值、方差、峰值等统计量,频域特征通过傅里叶变换获取主导频率成分。时频域特征结合小波包分解捕捉非平稳信号特性。维度约简采用主成分分析降低数据冗余,或通过自编码器或深度学习模型实现非线性降维。特征选择阶段利用互信息法或LASSO回归筛选与设备状态强相关的特征子集,提升模型训练效率。

### 1.5 输煤数据预处理的质量控制核心要求

预处理过程需建立全流程质量监控机制。数据完整性检查确保采集覆盖率不低于设定阈值,对缺失率超标的传感器进行告警。准确性验证通过交叉比对不同来源数据,例如将传感器读数与人工点检记录对比。一致性检测关注数据逻辑冲突,如温度异常升高时电流未同步变化的情况。预处理结果需生成质量报告,记录清洗规则、降维参数及异常处理记录,为后续分析提供可追溯

依据。

## 2 火电厂输煤系统关键设备的状态特征建模

### 2.1 输煤系统核心设备的运行状态表征指标体系

输煤系统核心设备包括皮带机、碎煤机、给煤机及除尘装置等，其运行状态需通过多维度指标量化表征<sup>[2]</sup>。皮带机状态指标涵盖振动幅值、托辊温度、皮带跑偏量及电机电流波动，反映机械磨损与电气性能变化。碎煤机状态指标聚焦于破碎腔振动频率、出料粒度分布及轴承温度，用于识别锤头磨损与转子失衡问题。给煤机状态指标包括给料速率稳定性、变频器输出频率及煤仓料位变化率，体现供煤连续性与控制精度。除尘装置状态指标则关注风机压差、滤袋阻力及清灰周期，反映除尘效率与设备负荷。指标体系构建需结合设备结构特性与运行工况，确保指标敏感性与可观测性平衡。

### 2.2 基于大数据的设备状态特征关联分析方法

输煤设备状态数据具有多源异构特性，关联分析需融合时序数据、空间数据及文本数据。时序数据关联采用滑动窗口分段技术，提取设备状态参数的时变模式，通过动态时间规整算法识别相似工况片段。空间数据关联利用设备拓扑结构信息，构建状态参数的邻域依赖模型，例如分析皮带机振动与托辊间距的关联性。文本数据关联通过自然语言处理技术解析维修日志中的故障描述，提取关键词与状态指标的映射关系。多模态数据融合采用图神经网络，将设备状态参数、空间位置及文本语义编码为节点特征，通过消息传递机制挖掘深层关联规则。

### 2.3 设备运行状态与检修需求的内在关联建模

设备状态与检修需求的映射需建立状态劣化程度与维修策略的定量关系。状态劣化评估采用健康指数法，将多维度状态指标加权融合为单一量化值，权重通过层次分析法或熵权法确定。检修需求分类依据健康指数阈值划分，低于预警阈值时执行常规巡检，超过故障阈值时触发紧急维修。关联模型构建引入生存分析理论，将设备状态视为时间依赖的协变量，通过Cox比例风险模型预测剩余使用寿命，进而生成动态检修计划。模型训练需结合历史检修记录与状态监测数据，优化参数以最小化非计划停机风险。

### 2.4 输煤系统工况变化下的状态特征动态建模思路

输煤系统工况受煤质波动、负荷调整及环境温度影响显著，状态特征建模需具备自适应能力。工况识别通过聚类分析实现，将历史运行数据划分为稳定工况与过渡工况两类，稳定工况下采用静态模型，过渡工况下切换至动态模型。动态建模采用卡尔曼滤波或粒子滤波算

法，实时修正状态估计值以适应工况变化。模型更新机制结合在线学习与离线训练，新工况数据积累至一定规模后触发模型参数重估，确保建模精度与计算效率平衡。工况适应性验证通过交叉验证法，对比不同工况下模型预测误差，动态调整模型结构以提升泛化能力。

## 3 基于大数据分析的输煤检修决策关键技术

### 3.1 输煤设备运行状态的趋势分析与变化规律挖掘技术

输煤设备状态趋势分析需融合时序数据挖掘与模式识别方法<sup>[3]</sup>。通过滑动窗口算法对传感器数据进行分段处理，提取各窗口内状态参数的统计特征，如均值、方差及极值，构建设备状态时序曲线。变化规律挖掘采用小波变换分解信号频域成分，识别周期性波动与瞬态冲击特征，结合经验模态分解分离不同时间尺度的劣化趋势。深度学习技术中，长短期记忆网络通过门控机制捕捉状态参数的长期依赖关系，预测未来劣化轨迹，为检修计划制定提供时间维度依据。

### 3.2 基于大数据的输煤系统潜在故障识别技术

潜在故障识别依赖多源数据融合与异常检测算法。数据融合层面，将设备状态数据、工艺参数及环境信息映射至统一特征空间，通过主成分分析降低数据维度，保留关键故障特征。异常检测采用孤立森林算法构建正常行为模型，通过计算数据点在特征空间中的路径长度识别异常样本，对皮带撕裂、电机堵转等早期故障具有高灵敏度。深度学习框架下，自编码器通过重构误差量化数据偏离正常模式的程度，结合注意力机制聚焦关键特征，提升复杂故障场景的识别准确率。

### 3.3 输煤检修时机的智能判定技术与决策逻辑

检修时机判定需平衡设备可靠性与维护成本。智能判定技术构建健康指数与剩余使用寿命的联合评估模型，健康指数由状态参数加权融合生成，剩余寿命通过威布尔分布或神经网络预测。决策逻辑引入动态阈值调整机制，根据设备历史故障数据与当前工况动态修正预警阈值，避免固定阈值导致的过早或滞后检修。强化学习算法通过模拟检修决策与环境反馈的交互过程，优化检修时机选择策略，实现长期运行成本最小化。

### 3.4 输煤检修内容与检修方式的匹配优化技术

检修内容与方式匹配需考虑设备类型、故障模式及资源约束。基于知识图谱的匹配方法构建设备-故障-检修方式的三元组关系，通过图推理算法推荐最优检修方案。多目标优化模型将检修时间、成本及效果作为优化目标，采用遗传算法搜索帕累托最优解集，为决策者提供多维度选择空间。实时工况信息接入后，模型动态调整检修方式优先级，例如在煤流高峰期优先选择快速修

复而非彻底更换。

### 3.5 大数据驱动下输煤检修资源配置的决策方法

检修资源配置决策需解决多设备、多任务、多资源的协同优化问题。数据驱动方法构建资源需求预测模型，通过历史检修数据训练随机森林回归模型，预测不同工况下的人力、备件及工器具需求量。资源分配采用线性规划或粒子群优化算法，以最小化总等待时间为目标，生成跨设备、跨班次的资源调度方案。实时资源状态监控通过物联网技术实现，当资源库存低于安全阈值时自动触发补货流程，确保检修任务连续性。

## 4 大数据分析在输煤检修决策中的应用架构设计

### 4.1 输煤检修决策大数据平台的整体架构设计

输煤检修决策大数据平台遵循分层解耦与模块化设计理念，旨在构建数据驱动决策的技术支撑体系<sup>[4]</sup>。整体架构以数据处理与分析流程为主线，自下而上划分为硬件基础设施层、数据汇聚管理层、核心计算分析层与智能决策应用层。各层级之间通过标准化接口实现松耦合连接，保障平台的可扩展性与稳定性。此架构参考工业物联网与预测性维护的通用范式，强调数据从采集到知识转化的闭环管理，最终服务于检修策略的持续优化。

### 4.2 平台的硬件层部署与数据传输架构

硬件层部署聚焦于现场传感网络、边缘计算节点与云端数据中心的协同布局。现场安装振动、温度、流量等多种传感器，实时采集设备运行状态数据。边缘计算网关负责本地数据的初步清洗、压缩与缓存，有效减轻网络传输负荷。数据传输采用工业协议转换技术与专用网络通道相结合的方式，确保数据从边缘到云端的安全、可靠、低延时同步。该部署模式借鉴边缘计算在工业环境中的典型应用，兼顾实时响应与集中计算的双重需求。

### 4.3 平台的软件层功能模块与算法集成架构

软件层由数据预处理、特征工程、模型库与可视化等多个功能模块构成。预处理模块处理数据缺失、异常与标准化问题。特征工程模块提取时域、频域及深度学习表征。模型库集成故障诊断、剩余寿命预测及维修优先级评估等算法，支持在线学习与更新。可视化模块将分析结果以驾驶舱或报告形式呈现。算法集成架构采用

微服务设计，允许不同算法模块独立部署与调用，提升系统灵活性与维护效率。

### 4.4 检修决策数据的存储架构与访问机制

数据存储采用混合架构以适应多类数据形态。实时监测数据存入时序数据库，支持高速写入与查询。结构化业务数据与设备档案存放于关系型数据库。非结构化文本记录及图像数据存储于对象存储系统。所有数据通过统一元数据管理与数据湖技术进行组织关联。访问机制建立基于角色的权限控制体系，提供标准化的数据查询接口与批量处理通道，确保数据安全与高效利用。

### 4.5 大数据分析在输煤检修决策系统的对接接口设计

对接接口设计注重系统间的数据互操作性与业务联动。采用应用程序编程接口作为主要集成方式，定义清晰的数据交换格式与调用协议。分析平台向决策系统输出设备健康评估、故障预警及维修建议等结构化结果。决策系统可反向传递维修工单、反馈信息与策略调整指令。接口设计遵循开放标准，具备容错与重试机制，保障跨系统业务流程的稳定执行与信息无缝流转。

## 结束语

大数据分析技术为火电厂输煤系统检修决策带来全新范式。通过构建涵盖数据采集、预处理、特征建模及决策输出的完整技术体系，达成设备状态实时感知、故障早期识别与检修资源智能调度。该体系可降低非计划停机次数，延长关键设备使用寿命，减少过度检修造成的资源浪费。伴随工业大数据技术不断演进，输煤检修决策将朝着更精细化、自适应化迈进，助力火电厂智能化转型。

## 参考文献

- [1]武勇,郭安鹏,车景龙,等.电厂输煤机械设备管理及检修探讨[J].中国设备工程,2025(20):62-64.
- [2]范士勇.发电厂输煤系统设备的管理与检修分析[J].集成电路应用,2023,40(06):283-285.
- [3]杜晓兵.试析电力公司输煤机械设备的检修维护[J].科技资讯,2021,19(27):32-33+36.
- [4]郭勇.火电厂燃煤输送运行优化系统开发与应用[J].仪器仪表用户,2023,30(10):80-84.