

# Practice and challenges of big data analysis in regular inspection of power station boiler

Jian Shen<sup>1</sup> Shilong Xu<sup>2</sup> Tao Lou<sup>3</sup>

1. Huadian Electric Power Research Institute Co., Ltd., Hangzhou, Zhejiang, 310030, China

2. Fujian Huadian Yongan Power Generation Co., Ltd., Yongan, Fujian, 366000, China

## Abstract

With the continuous development of big data technology, an increasing number of power companies are attempting to incorporate data analysis methods into boiler inspection work, aiming to enhance inspection efficiency and the ability to identify potential hazards through real-time monitoring and data modeling. In practical applications, big data analysis has improved the scientific nature of inspection work and provided a new perspective on equipment condition assessment. However, the implementation of big data in this field still faces numerous challenges, which to some extent limit its application effectiveness. Based on this, this paper focuses on the practical background of big data analysis in regular boiler inspections at power plants, combining current industry conditions, and draws from real cases to provide valuable insights and ideas for the industry.

## Keywords

big data analysis; power station boiler; regular inspection; challenge

## 大数据分析在电站锅炉定期检验中的实践与挑战

申健<sup>1</sup> 许世龙<sup>2</sup> 楼韬<sup>1</sup>

1. 华电电力科学研究院有限公司, 中国·浙江 杭州 310030

2. 福建华电永安发电有限公司, 中国·福建 永安 366000

## 摘要

随着大数据技术不断发展, 有越来越多的电力企业着手尝试把数据分析方法引入到锅炉检验工作当中, 期望借助实时监测以及数据建模, 提升检验效率以及发现隐患的能力。在实际运用过程里, 大数据分析改进了检验工作的科学性, 还为设备状态评估给予了全新视角, 然而大数据于这一领域的落地仍面临着诸多挑战, 在一定程度上对其应用效果形成了限制。基于此, 本文围绕大数据分析在电站锅炉定期检验中的实践背景, 结合当下行业状况, 从实际案例入手, 为行业提供可参考的经验与想法。

## 关键词

大数据分析; 电站锅炉; 定期检验; 挑战

## 1 引言

电厂在日常运行期间积累了数量众多的设备运行数据, 涉及温度、压力、振动、烟气成分等多个方面的信息, 这为大数据分析的参与创造了条件。技术的发展让这些数据不再仅仅是毫无温度的数字, 而是蕴含着设备运行规律以及故障征兆的关键线索。电力企业开始逐渐认识到, 若能对这些数据进行有效挖掘, 可辅助检验人员提前察觉风险, 还可优化检验策略、减少不必要的停机检修, 提升整体运维效率。

【作者简介】申健(1988-), 男, 中国湖北宜昌人, 硕士, 高级工程师, 从事发电企业特种设备和金属结构检验研究。

## 2 大数据分析在电站锅炉定期检验中的实践

### 2.1 数据采集

大数据分析在实际操作中首先体现在数据采集阶段, 现代电站一般会运用智能传感器、工业控制系统以及在线监测设备, 全天不间断地采集锅炉关键部位的运行参数, 这些数据包含温度、压力、流量、水位、烟气成分、振动频率等多个方面, 构成海量的结构化与非结构化数据。数据采集已不再是单纯的抄表及记录, 而是基于实时上传和边缘计算的全自动化过程, 很大程度上提升了数据的时效性与完整性。检验人员在实际工作当中大多数时候借助工业互联网平台, 把现场采集的数据同步到中心数据库, 为后续分析奠定了可靠的数据基础。

### 2.2 数据预处理

预处理环节作为大数据分析的基石, 对后续分析结果

的准确程度以及实际操作的可行性有着直接影响。在实际开展相关工作时，首先要针对原始数据实施清洗操作，把那些无效的项目、出现异常的值以及重复的数据给予剔除。鉴于锅炉系统所产生的数据量极为庞大，且时常会出现如传感器采集存在误差、网络延迟致使数据丢失或者人为录入有误等状况，数据清洗这一环节显得格外关键。技术人员一般会借助规则模型以及机器学习算法来对数据开展质量评估与修正工作，部分缺失的数据可借助相邻时间段的数据拟合来进行补齐，以及部分则依靠历史模型进行预测性填补。在预处理的过程当中，还需要开展数据特征提取以及降维工作，把繁杂的原始数据转变为更具代表性的特征变量，比如锅炉受热面金属壁温的变化走向、燃烧效率的变化曲线、排烟含氧量与负荷之间的非线性关联等，均可在预处理阶段被提炼出来，成为后续分析的核心参数。

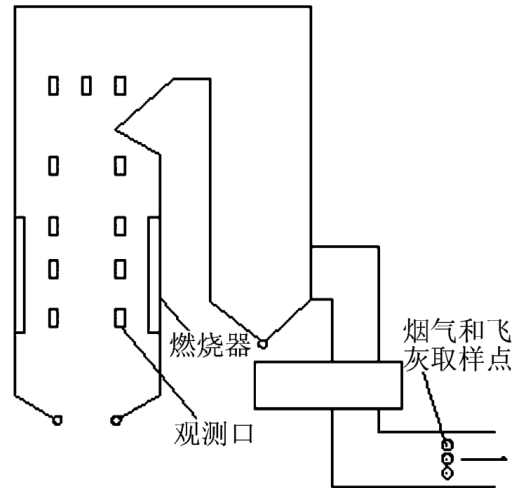
### 2.3 数据分析

在电站锅炉定期检验的应用场景里，大数据分析主要在状态评估、故障预测以及检验策略优化这三个方面发挥作用。在状态评估这一方面，技术人员会把时间序列分析、聚类分析等方法结合起来，针对锅炉关键部位的运行状态构建模型，以此来判断该状态是否处于正常范围之内。举例来说，借助多变量回归模型对过热器管束的金属温度与锅炉负荷、燃烧参数之间的关联展开分析，可辨别出温度异常升高的趋势，提示可能存在结垢或者局部过热的情况。在预测性维护方面，运维团队开始大量运用基于机器学习的预测模型，像支持向量机、随机森林、神经网络等算法，对锅炉运行过程中的故障样本数据进行训练，达成典型故障如水冷壁泄漏、燃烧不完全、风烟系统堵塞等问题的提前预警，这类预测模型经过持续优化之后，其准确率已经可达到比较高的水准，可为检验时间的安排、检验重点部位的挑选提供有力的数据支持。

### 2.4 数据可视化

在锅炉检验实际操作过程里，传统的 Excel 图表已难以契合复杂数据的呈现需要，越来越多的单位着手引入专门的可视化平台，像是 Tableau、Power BI 或者定制的 Web 端可视化系统，工程师依据实际需求，把关键运行指标、预警信号、历史趋势图等整合于一个统一的仪表盘之中。如此检验人员在现场只要打开平板或者电脑，就能快速获取锅炉当前状态以及历史运行轨迹，重点区域清晰可见，判断更具信心。例如，某热电厂在锅炉管道腐蚀监测时，采用了热以此来与三维模型相结合的办法，将锅炉各部位的腐蚀速率实时叠加于三维结构图上，颜色由绿色向红色渐变显示，哪一段管路颜色异常明显就能立刻看出，抢修计划也更有时效性和准确性。数据可视化不只是单纯的图形展示，它已然成为锅炉检验全流程中的决策关键，借助设定阈值自动预警机制，一旦某项指标突破安全界限，系统就会自动触发报警，并且把问题定位、相关历史数据、可能原因等信息一同推送给相关人

员，使原本依靠人工经验的判断过程变得更为科学与透明。



电站锅炉示意图

## 3 大数据分析在电站锅炉定期检验中的挑战

### 3.1 数据质量治理困境

锅炉运行期间会产生类型复杂的数据，其中有温度、压力等结构化数据，还包含图像、声波、视频等非结构化信息。在很多情况下，这些数据在采集阶段就已潜藏隐患，一方面是传感器精度不稳定以及采样频率不统一的问题，另一方面不少历史数据分布零散且缺乏标准化，甚至有人为填报或记录的误差。在此种状况下，即便后期分析手段较为先进，但若底层数据不可靠，也很难得出可信的结论。同时，有些电厂尚处于信息化的初级阶段，不同系统之间的数据接口不统一，格式多种多样，数据难以融合，致使分析模型需反复调整，形成了“数据不通、模型难跑”的尴尬情形。

### 3.2 模型泛化能力挑战

锅炉运行所处的环境呈现出复杂且多变的特点，在不同的厂房之中，以及不同型号、不同负荷条件之下，设备所呈现出的状态存在着极大的差异。举例来说，有一套模型在 A 厂可有着良好的表现，但是当将其应用到 B 厂时，效果可能会大幅降低，甚至会完全失效。其中的原因并不复杂，主要是模型在训练时对数据特征的依赖程度过高，一旦输入数据的分布发生了改变，模型便无法准确地识别风险<sup>[1]</sup>。在这样的情形下，众多检验人员对模型结果的信任程度自然不会很高，他们宁可依赖自身的经验判断，也不愿意完全信赖模型所输出的结果。更为棘手的是，部分模型在开发过程中缺乏与一线检验实际情况的紧密结合，在进行算法设计时考虑的是数学层面上的最优，而非检验现场的可操作性，最终导致模型虽然看似完美，但其实际的实用性却很差。

### 3.3 系统集成应用障碍

电站锅炉的定期检验需要多个系统协同配合，包括设备档案管理、运行数据监测、隐患分析以及检修计划制定等

方面,每个环节都离不开大量数据的支撑。从理论上来说,大数据分析平台应有整合不同系统资源的能力,达成信息流与数据流的无缝对接,然而在实际情况中,系统间的孤岛效应极为较大。许多电厂的监控系统、故障诊断系统以及检修管理系统相互独立,开发商各异,标准也不尽相同。这使得数据接口难以打通,信息共享是无法实现,即便某些平台实现了初步集成,一般也只是形式上的整合,底层逻辑仍然处于割裂状态,数据交互效率较低,分析结果无法及时反馈至具体作业环节。更为关键的是,系统集成涉及多个部门的协调,不同岗位人员对技术的接受程度存在差异,在推进过程中矛盾频发,有些单位甚至因内部阻力过大而选择放弃大数据平台建设,其效果自然会大打折扣。

## 4 应对大数据分析在电站锅炉定期检验中挑战的对策

### 4.1 加强数据管理

在数据采集这个环节当中一定要明确相关标准,以此来保证数据来源有权威性,格式可保持统一,并且更新做到及时,防止出现数据冗余以及失真的情况。数据存储方面需要采用分布式结构,这种结构可以提升访问速度,还可提高容灾能力。同时要强化对数据的分类管理,把实时运行数据、历史检修记录以及事故案例等按照类别进行细化归档,如此一来在分析的时候才可以更便利地进行调用和匹配<sup>[1]</sup>。在数据权限的控制这一方面,不同岗位的人员应当依据业务需求获取相应的读取与处理权限,这可保障数据安全,也对数据在各个部门之间实现合理流通有帮助。只有将整个数据链条打通,才可以为后续分析提供坚实的基础支撑。

### 4.2 改进分析方法

引入机器学习以及深度学习等先进算法,可更为有效地识别锅炉运行期间的隐性风险点,实现对设备状态的提前预判。在模型训练时,不能仅仅依赖历史数据,还需结合实时监测数据开展动态校正,以此提高模型的时效性与准确率。在模型构建之前,要做好充分的特征工程,对原始数据实施清洗、归一化以及降维处理,去除无效字段,保留对关

键性能指标有影响的变量,防止出现“垃圾进、垃圾出”的状况。分析结果的可视化同样不可忽视,运用图表、热图以此来、趋势线等直观方式呈现分析结论,可技术人员迅速理解并做出反应。在日常检修和定期检验过程中,建立一套依据数据分析结果的辅助决策机制,可有效提升检验的针对性与准确性,将有限资源集中于最有可能出现问题的部位,如此节省了时间,又提高了检验的实效。

### 4.3 构建行业标准规范

当下各个电厂于数据采集频率、格式、命名规则以及分析周期等方面,依然存在较为十分突出的差异,这般“各自为政”的行为,对数据共享以及模型复用均产生了影响,还对行业整体水平的提升形成了制约。因此,应该由权威机构牵头,组织相关单位共同去制定一套包含数据采集、处理、分析以及应用整个过程的标准体系。这套标准要有较高的适应性以及可扩展性,可覆盖不同类型、不同规模电站锅炉的实际需求,并且可随着技术发展持续更新<sup>[1]</sup>。标准制定期间要充分汲取一线检验人员的经验,防止“纸上谈兵”,保证每一项条款都有可操作性,同时要把数据分析结果的表达方式、风险等级评估方法以及响应策略等纳入标准范围,推动检验报告从定性描述转变为定量分析,达成检验工作的科学化。

## 5 结语

总之,大数据分析用于电站锅炉定期检验已成必然趋势,需摆脱对传统方法的依赖,切实将数据视为一种资源去理解和运用,而非仅当作辅助工具。如此电站锅炉检验工作方能真正达成从“经验驱动”至“数据驱动”的转变。

### 参考文献

- [1] 朱海东.电站锅炉定期检验中常见问题分析及防治措施[J].锅炉制造,2023(6):62-64.
- [2] 张凤安,朱邦同,杨必应.电站锅炉集箱定期检验缺陷统计及分析[J].轻工科技,2014,30(4):46-47.
- [3] 夏尚,吕俊超,慎哲恒.电站锅炉流量计定期检验方法的探讨[J].化工装备技术,2024,45(6):46-49.