

燃气—蒸汽联合循环机组智能预警关键技术研究与应用

郑瑞祥¹ 刘学强² 刘洪海² 张敬² 姜海明¹ 尹浩阳²

1. 华电电力科学研究院有限公司 浙江杭州 310030

2. 四川华电内江燃气发电有限公司 四川内江 641000

摘要: 为解决燃机电厂运行环节存在的故障风险频发、诊断预警失效问题, 本文通过对原始运行数据处理、智能预警模型开发、预警平台架构设计等关键技术进行研究, 利用数据分析和机器学习技术, 开发覆盖燃机、汽机、锅炉和电气系统等多类主辅机电设备/系统的预警模型, 并依托工业互联网平台构建闭环监视回路, 在DCS侧实现机组设备全方位、全过程的预警监视, 提高运维的主动性, 提升机组设备安全、可靠性。

关键词: 燃机电厂; 智能预警; 预警平台; 工业互联网

引言

随着燃气发电技术的发展、国家能源战略的调整及环保要求的日趋严格, 近年来燃气发电得到快速发展, 燃气机组装机容量不断增加。目前燃气发电机组主要用于调峰, 存在机组启停频繁、运行工况多变、设备状态参数相互耦合、故障模式复杂等情况。本文通过对原始运行数据处理、智能预警模型开发、预警平台架构设计等关键技术进行研究, 开发燃气发电机组的智能预警系统, 实现电厂设备全寿命周期的故障预警功能, 对于提升机组设备安全、可靠、经济运行, 提高电力市场竞争力具有重要意义。

1. 联合循环机组智能预警关键技术研究

1.1 原始运行数据处理

在机组历史数据预处理中, 清洗、抑制噪声、平滑数据是关键步骤, 确保数据可靠性。数据处理能够为模型建立提供准确的时间序列数据, 实现数据的可用性和可靠性, 为机组智能预警模型的开发奠定基础。主要包括: 机组运行数据清洗、运行数据降噪等, 如下图所示。

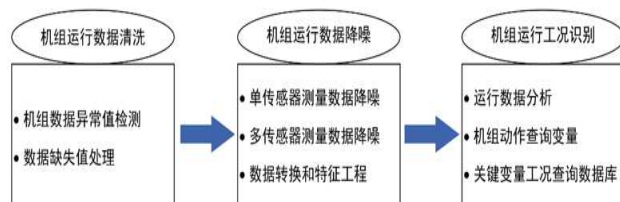


图1 数据处理技术图

1.2 智能预警模型开发

基于设备运行的历史数据, 通过多元正态分布函数、

BP神经网络、支持向量机回归等算法, 构建设备/系统故障预警模型, 计算设备健康度。当设备健康度低于阈值时, 通过主因和劣化分析自动准确推出导致健康度下降的主要测点排序, 便于运行人员快速定位设备故障, 防止事故发生或缩小影响范围。

(1) 全厂测点系统划分

燃气轮机发电机组智能预警系统为了实现报警定位与报警全范围覆盖, 依据生产实际与专家经验将发电机组分为一级系统—二级系统—设备或过程的三级报警目录, 并将所涉测点分类。以E级燃气—蒸汽联合循环发电机组为例, 其工艺流程如下图所示, 主要包括燃气轮机系统、余热锅炉系统、蒸汽轮机系统和电气系统等系统。

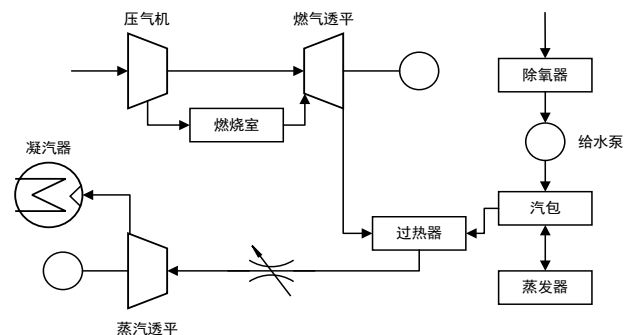


图2 某厂燃气—蒸汽联合循环系统示意图

考虑分为3级预警模式, 包括“系统”→“设备”→“测点”, 其中“系统”是根据其在机组中所承担的特定功能的划分原则来划分的。比如以“真空系统”为例, 其划分是基于实现凝汽器真空度建立来划分, “系统”层级的参数主要包括:

凝汽器压力、凝汽器水室温度、循环水母管压力、真空泵电流等。在“真空系统”中重要设备则是“#1 真空泵”、“#2 真空泵”等。在“系统测点”中则是将系统设备中重要的冗余测点纳入到预警系统中，以判断测点的工作状态。

(2) 智能预警模型算法

智能预警功能基于数据驱动算法模型以及仿真模型的融合技术，主要包含相似性原理、神经网络、高斯混合、支持向量机等算法对机组历史测量参数数据以及仿真数据进行深度学习，建立基于机器学习和仿真模型双源数据融合的实时监测和预警能力，分析设备参数在各种工况下的正常运行区间，并对当前参数值进行实时预测，与实际运行值进行对比分析得到趋势预警偏差值（即残差），当实际运行数据超出正常运行区间时系统自动产生报警。本文采用 BP 神经网络进行预警模型构建。

BP 神经网络的基本思想是输入样本后，使用 BP 算法对网络的权值和阈值进行多次的调整训练，使实际输出的结果与期望的结果尽可能地接近。BP 神经网络 3 层结构如图所示。

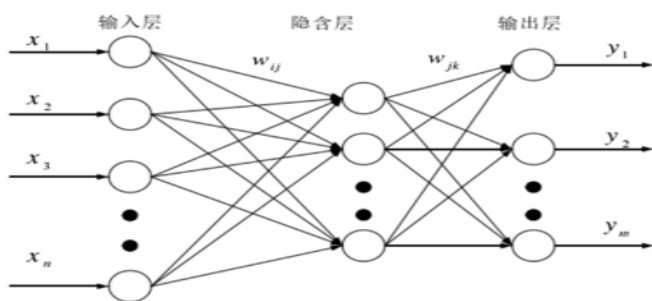


图 3 BP 神经网络结构图

其中， $x_1, x_2, \dots, x_n$ 表示输入； $y_1, y_2, \dots, y_m$ 表示输出， ω_{ij} 表示输入层与隐含层之间的权值； ω_{jk} 表示隐含层与输出层之间的权值。根据输入 x ，权值 ω_{ij} 以及隐含层的阈值 a 得出隐含层输出为：

$$H_j = f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - a_j\right)$$

其中， f 为激励函数，激励函数主要是通过函数转换，把输入值转换为有限范围内的输出值。Log-sigmoid 型函数、tan-sigmoid 函数及线性函数均属于激励函数。

根据输出 H 、权值 w_{jk} 、输出层的阈值 b 得出输出层的输出 O_k

$$O_k = f\left(\sum_{j=1}^l H_j \omega_{jk} - b_k\right)$$

实施过程中将实测值 $x_1, x_2, \dots, x_n$ 通过神经网络得到实际的预估值 $\hat{y}$ ，将预估值与实际值 y_i 对比得到残差值 $y_i - \hat{y}$ ，当某一个残差值超过阈值就会触发预警信息。

1.3 智能预警平台架构设计

智能预警平台具有实时数据储存、实时数据处理、实时服务监控和分析等功能，实现智能预警模型的开发、训练和在线部署，采集 TCS 实时数据，并能与 DCS 进行高速的信息交互，将预警模型计算结果实时在任一操作员站显示，提高人机交互的友好性。

在控制大区基于 TCS/DCS 以太网与工程师站并行布置智能预警服务器组、与 DCS 同类型的 DPU，智能预警服务器通过 OPC 服务从 TCS、DCS 实时获取数据，在智能预警服务器中进行模型训练和部署，将运算结果通过 ModBus 通讯传输至 DCS，将预警模型计算结果实时在任一操作员站显示。预警服务器与控制网之间部署工业防护墙，智能预警平台部署如图所示。

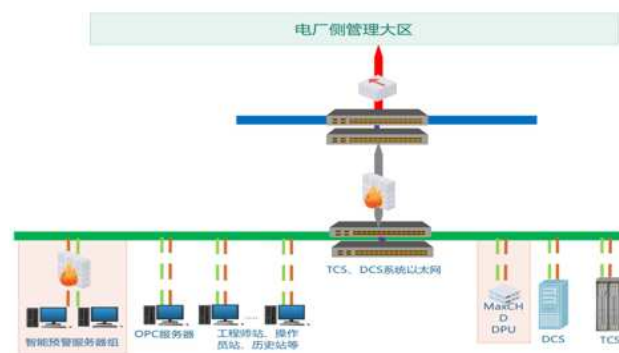


图 4 智能预警平台部署

2 技术实施路线

依托某电厂重型燃气轮机机组开展智能预警技术研究与应用，具体技术路线如图所示。



图 5 智能预警技术路线图

首先,对机组原始运行数据处理技术进行研究,基于机组历史数据进行数据清洗、抑制噪声、平滑数据等预处理,确保实现数据的可用性和可靠性,为机组智能预警模型的开发奠定基础;

其次,对联合循环机组智能预警系统进行研究,基于预处理后的设备运行历史数据,通过 BP 神经网络、多元正态分布函数、支持向量机回归等算法,构建包含燃机、余热锅炉、汽机及公用系统在内的重要设备/系统的预警模型,计算设备健康度;

最后,在控制大区基于 TCS/DCS 以太网与工程师站并行布置智能预警服务器组、与 DCS 同类型的 DPU,智能预警服务器通过 OPC 服务从 TCS、DCS 实时获取数据,在

智能预警服务器中进行模型训练和部署,将运算结果通过 ModBus 通讯传输至 DCS,将预警模型计算结果实时在任一台操作员站显示,预警服务器与控制网之间部署工业防护墙。

3. 实施效果分析

3.1 透平本体预警模块案例分析

2023 年 5 月,透平本体温度模块健康度下降至 65,从历史运行曲线分析,基本相同的条件下,辅机间空气温度和轮机间空气温度与去年对比平均高 7℃和 19℃左右。原因是辅机间和轮机间热空气管道长时间泄漏未修复,5 月份修复,模型的训练数据是泄露状态。

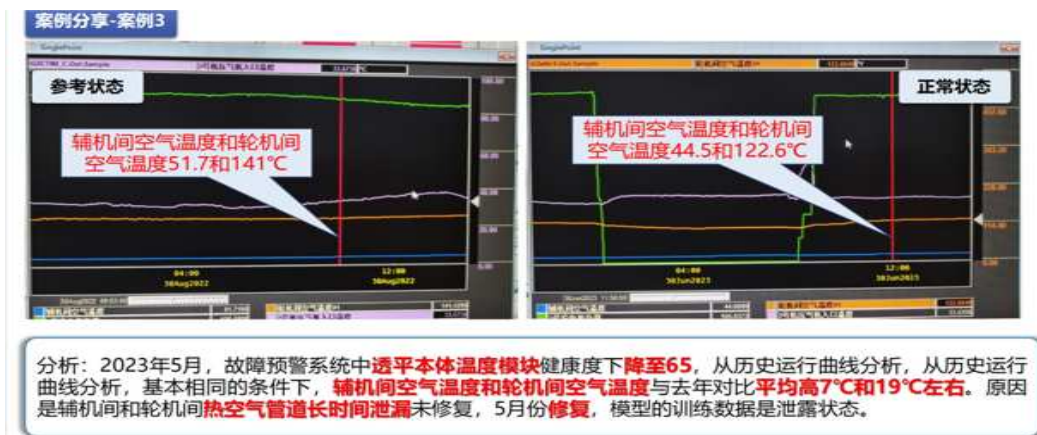


图 6 透平本体预警案例 1 分析

2023 年 3 月,透平本体温度模块健康度下降至 0,从历史运行曲线分析,透平三级叶轮前外侧温度 #1 坏点。与 5 月更换热电偶传感器,数据恢复正常。但平本体温度模块健康度为 85,处于报警状态(90 以上正常),从历史运行曲

线分析,基本相同的条件下,透平三级叶轮前外侧温度 #1 与去年和更换前对比平均高 7℃左右。经分析其原因是热电偶传感器插入深度过深,调整后正常。

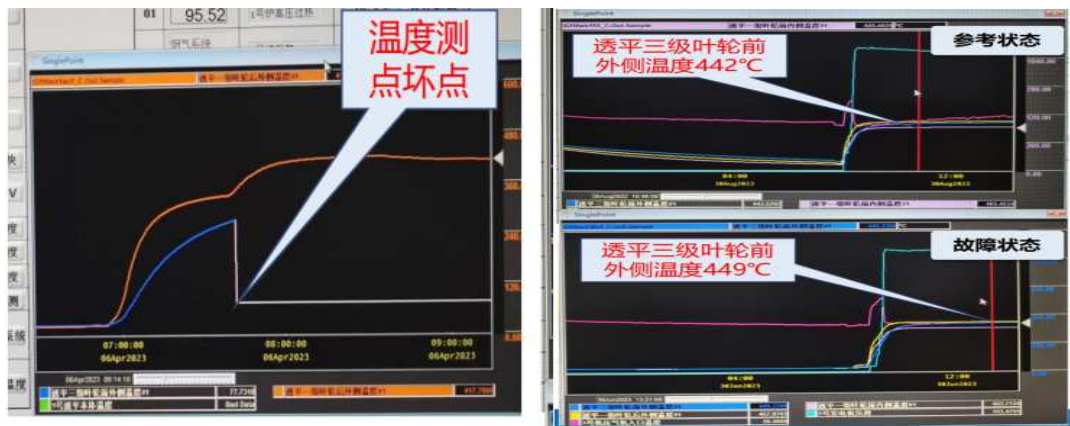


图 7 透平本体预警案例 2 分析

3.2 循环水系统预警模块案例分析

2023 年 6 月，循环水系统模块健康度下降，从 95 降至 70。从历史运行曲线分析，基本相同的条件下，非驱动端轴承温度与去年对比平均高 10 ~ 12℃。经与运行人员沟通确

认，其原因是循环水泵超出定期保养时间，按计划一年一次保养，上一次保养时间 2022 年 4 月，截止目前 2023 年 7 月未进行保养。

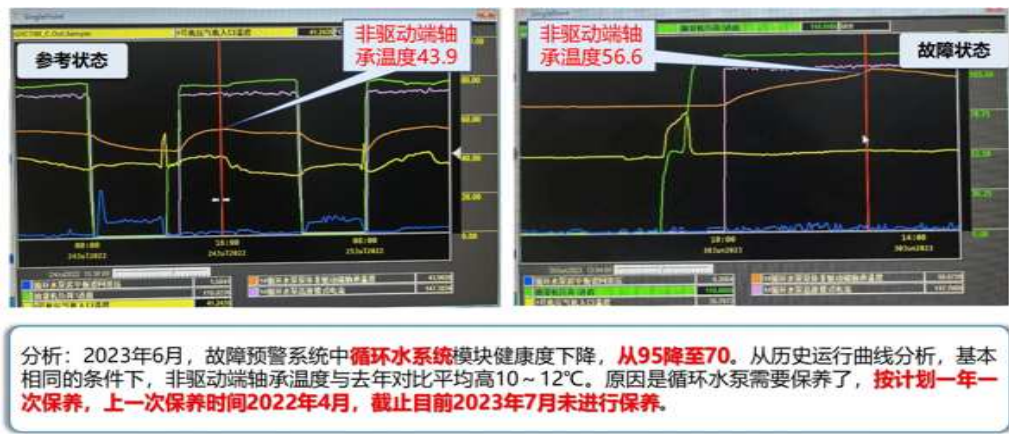


图 8 循环水系统预警案例分析

参考文献：

[1] 张栋栋, 李兴敏等. 火电厂设备状态在线监测与预警诊断系统研发 [J]. 设备管理与维修, 2022(10):150-152.

[2] 裴险峰, 王敬启等. 基于大数据技术的智慧电厂作业预警系统设计 [J]. 数字通信世界, 2024(04):83-85.

[3] 王伸. 燃气-蒸汽联合循环机组智能诊断与健康维护技术研究 [D]. 华北电力大学. 2021.

[4] 张哲文. 基于相关向量机的两种电力设备故障预警研究南 [D]. 山东大学. 2020.