火电电力系统自动化设备故障的智能诊断技术与方法

王胜荣

中国能源建设集团（甘肃）工程有限公司　甘肃　兰州　730000

摘　要：火电自动化设备长期处于高温高压、粉尘振动的恶劣工况下，设备老化与环境干扰易引发硬件、软件和信号类故障，传统诊断方式难以满足机组安全运行需求。本文系统分析火电自动化设备故障特征与诱发机理，梳理数据、模型、知识三类智能诊断技术的优缺点与适用场景，结合仿真实验开展方法验证与性能优化。结果表明，多技术融合诊断可显著提升故障识别精度与稳定性，可为火电机组智能运维与故障防控提供有效技术支撑。

关键词：火电电力系统；自动化设备故障；智能诊断技术；方法

引言：火电是我国电力能源供应的重要主体，自动化系统是保障机组稳定、高效运行的核心载体。随着火电机组智能化水平提升，自动化设备结构愈发复杂，在变负荷、启停等工况下故障隐蔽性、随机性显著增强。传统人工排查与单一诊断方法存在滞后性强、误报率高等问题，难以适配现代化火电运维需求。为此，本文开展自动化设备故障智能诊断技术研究，对比各类诊断方法性能，优化诊断策略，助力提升火电设备运行可靠性。

1 火电电力系统自动化设备及故障特性分析

1.1 火电核心自动化设备组成及工作原理

（1）DCS 采用“分散控制、集中管理”分层架构，分信息管理层、控制层和设备层。现场控制站负责数据采集与闭环调节，经高速通信网与工程师站、操作员站互联。基于组态逻辑周期性扫描（周期 50~500ms），通过 PID 算法实时校正温度、压力等参数，保障变负荷工况稳定运行。（2）PLC 采用循环扫描模式，依次完成输入采样、程序执行、输出刷新。指令执行微秒级，高可靠、快响应，主用于输煤控制、吹灰顺序、旁路逻辑等开关量场景，辅以模拟量模块可参与局部闭环调节。（3）变送器将压力、温度等非电量转为 4~20mA 或 HART 数字信号供采集；执行器（电动/气动调节阀及伺服机构）接收指令驱动挡板或阀门，改变工质流量。二者构成回路“感官”与“手脚”，其线性度、死区及行程速度直接影响调节品质。

1.2 自动化设备常见故障类型

（1）硬件类故障：线路老化、模块损坏、接触不良等。主要表现为 I/O 通道烧毁、电源模块输出不稳、接线端子氧化松动等，通常诱发明火、冒烟或电压异常，可通过热成像及绝缘测试定位。（2）软件类故障：程序紊乱、参数漂移、系统卡顿等。包括组态逻辑跑飞、PID 积分饱和、内存泄漏导致死机，以及时钟同步异常引发历史数据错乱，需通过日志审计与重启复位临时恢复。（3）信号类故障：数据失真、信号中断、传输延迟等。典型为屏蔽层破损引入共模干扰，导致测量值跳变；或通信丢包、交换机拥塞造成操作指令滞后，严重时可触发保护误动。

1.3 火电自动化设备故障特征与诱因分析

（1）设备故障的时域、频域特征表现。时域上，突发性故障呈现阶跃跳变或尖峰脉冲，缓变性故障表现为缓慢漂移及超调量递增；频域上，由机械共振或电磁干扰引发的故障，通常在 50Hz 工频及其倍频处出现特征谐波分量，可通过 FFT 变换进行早期辨识。（2）高温、高压、粉尘等工况环境诱发故障机理。炉顶及汽机本体区域环境温度可达 70℃以上，加速电解电容老化、液晶屏极化失效；粉尘积聚于散热风道及插接件表面，降低绝缘阻抗，引发爬电或短路；高频振动使接插件松动，导致信号瞬断[1]。（3）设备老化、运维不当导致的常态化故障规律。运行超过 8~10 年后，变送器膜片蠕变、继电器触点烧蚀等老化特征普遍出现；加之定期校验缺失、备件更换不及时等人为因素，故障率呈逐年上升趋势，且多集中于启停工况及负荷突变时段，呈现明显的周期性复发规律。

2 火电电力系统自动化设备故障主流智能诊断技术与方法

2.1 基于数据驱动的智能诊断技术

（1）大数据挖掘诊断技术的原理与适配性。该技术利用海量历史运行数据，通过聚类、关联规则及时序模式挖掘，提取故障前后的特征变化规律，实现无先验模

型下的异常检测。其对火电 DCS 长期积累的数十万测点数据具有天然适配性，尤其适合缓变性故障和复合型故障的早期预警，但对数据质量要求较高，缺失值及噪声将显著影响挖掘置信度。（2）机器学习诊断方法（SVM、随机森林）应用逻辑。支持向量机（SVM）通过核函数将低维特征映射至高维空间，构造最优分类超平面，适用于小样本、非线性故障分类。随机森林则集成多棵决策树，通过投票机制输出诊断结果，具备抗过拟合能力强、可处理高维数据的优势。二者共同依赖人工特征工程，如时域统计量、频域能量等，特征选择的优劣直接决定诊断精度上限[2]。（3）深度学习故障识别技术的优势与适用场景。以卷积神经网络（CNN）和长短期记忆网络（LSTM）为代表的深度学习方法，可自动从原始信号中提取多层次抽象特征，免去手工特征设计环节。CNN 擅长捕捉局部波形特征，适用于振动信号故障模式识别；LSTM 则对时序依赖敏感，适合分析温度、压力等趋势性信号的异常演变。其局限性在于需要大规模标注故障样本，且模型可解释性较差。

2.2 基于模型驱动的智能诊断技术

（1）设备机理模型故障诊断方法。依据热力学、流体力学等物理定律，建立调节阀、风机等关键设备的数学解析模型，通过比较理论输出与实际输出的偏差来判定故障。该方法的优势在于物理意义明确、可解释性强，但建模精度高度依赖参数辨识的准确性，对于非线性、时变特性强烈的火电设备，机理模型常存在简化误差[3]。（2）状态空间模型故障溯源技术。通过建立系统的状态方程与观测方程，将设备退化过程表征为状态变量的递推变化，利用卡尔曼滤波或粒子滤波对状态进行在线估计。当状态估计值偏离设定包络时，可反向溯源至引发偏离的特定部件，适用于汽轮机转子磨损、执行机构卡涩等渐变故障的定位。（3）模型残差分析的故障判定方法。构建观测器或未知输入观测器，生成系统输出与观测器估计值之间的残差序列，通过对残差的均值、方差及频谱特性进行统计检验，判断故障是否发生并估计故障幅值。该方法对确定性故障敏感，但在强噪声背景下易产生误报，常需配合自适应阈值调整策略。

2.3 基于知识驱动的智能诊断技术

（1）专家系统故障诊断技术应用流程。首先构建包含故障现象、故障原因及处理对策的知识库，通过规则推理或案例推理引擎，将实时采集的异常征兆与知识库进行匹配，最终输出诊断结论与运维建议。其流程包括数据预处理、特征匹配、置信度计算及结果解释四个环节，对常见故障的识别准确率较高。（2）模糊推理故障判别方法。引入隶属度函数描述参数偏离正常范围的模糊程度，通过设定多级模糊规则（如“温度偏高且压力波动较大则推断阀门内漏”），解决故障边界不清晰的问题。该方法擅长处理不确定性信息，但规则库的完备性及隶属度参数的设定需依赖专家经验。（3）故障树分析法的诊断逻辑与实施步骤。以顶事件（系统故障）为分析目标，逐层向下分解为中间事件和底事件（元器件失效），构建逻辑与、或门关系的故障树。实施步骤包括：确定顶事件、建立故障树、求取最小割集、计算顶事件发生概率。该法逻辑清晰，可直观揭示故障传播路径，但在复杂系统中树结构易产生组合爆炸[4]。

2.4 各类智能诊断技术优缺点对比分析

（1）不同技术的诊断精度与效率对比。数据驱动方法在样本充足时精度最优，但训练耗时较长；模型驱动方法在线诊断效率最高，但精度受制于模型简化；知识驱动方法推理速度快，适宜规则明确的常规故障，但对未定义故障无能为力。总体而言，深度学习精度可达 95%以上，但训练时间以小时计；机理模型推理为毫秒级，精度通常在 80%~90%区间。（2）各技术在复杂火电工况下的适配短板。数据驱动方法在变负荷、启停等非稳态工况下，数据分布偏移导致模型泛化能力下降；模型驱动方法对多变量强耦合系统难以精确建模，遗漏关键物理效应；知识驱动方法知识获取存在瓶颈，专家经验难以系统化、完备化表达，且维护更新成本高昂。（3）多技术融合诊断的可行性分析。三类技术具有天然互补性：模型驱动提供物理约束，数据驱动挖掘未知模式，知识驱动注入先验规则。可行的融合路径包括：利用残差分析引导深度学习特征提取方向，或由专家系统对数据驱动输出进行二次推理校验。目前，基于 D-S 证据理论及贝叶斯网络的决策级融合已在部分智能电厂试点，诊断综合准确率较单一方法提升 8~12 个百分点，但融合框架的实时性与工程轻量化仍是推广应用的关键瓶颈。

3 智能诊断技术在火电电力系统自动化设备中的应用验证与优化

3.1 故障诊断实验平台与数据搭建

（1）实验设备与仿真工况搭建。以某 300MW 亚临界火电机组仿真系统为基础平台，集成 DCS 模拟站、PLC 试验柜、信号发生器及 16 通道同步数据采集卡，搭建涵盖冷态启动、滑停、50%~100%变负荷及 RB 试验等典型工况的实验环境，实现多类运行状态的物理复现与故障注入。（2）故障样本数据采集与预处理方法。采用注入式模拟策略，对变送器偏置、执行器死区扩大、通信丢

包等 8 类常见故障分别采集充足工况数据。预处理依次进行自适应中值滤波去噪、三次样条插值补全缺失值及归一化，以重叠滑动窗口分割形成带标签样本集。（3）诊断效果评价指标体系构建。构建准确率、精确率、召回率及 F1-score 等基础分类指标，同时纳入诊断响应时间（≤ 3s）、误报率（≤ 5%）、漏报率（≤ 3%）三项工程指标，对缓变性故障增设早期预警提前量评价指标。

3.2 典型设备故障智能诊断实例分析

（1）DCS 系统模块故障诊断仿真实验。针对电源模块输出电压漂移故障，采用 LSTM 网络进行时序预测与残差判别。模型在故障前约 4.2s 捕获偏离特征，诊断准确率达 93.7%，误报率控制在 4.1% 以内，验证了时序模型对渐变故障的预警能力。（2）执行器卡顿故障智能识别与溯源。对阀位指令与反馈偏差信号进行小波包三层分解，提取频带能量比输入随机森林分类器。测试结果表明卡顿程度分级识别准确率为 89.3%，溯源定位精度达 85.7%，能有效区分阀芯磨损与伺服放大器故障。（3）信号传输异常故障快速诊断实践。对 4~20mA 环路上共模干扰及断线故障，采用短时傅里叶变换结合阈值判决算法，在 50ms 内完成类型判定，瞬态干扰与永久性断线区分成功率逾 90%，满足实时报警需求。

3.3 智能诊断方法优化改进策略

（1）针对数据噪声的算法优化方案。引入自适应小波阈值去噪作为前置模块，根据信噪比动态调整阈值系数，并在 CNN 首层增设 Dropout 与批量归一化，增强低信噪比下的特征提取鲁棒性。（2）多模型融合的精准诊断改进方法。采用置信度加权投票策略集成 SVM、随机森林与轻量级 CNN，权重依据各模型在验证集上的 F1-score 动态分配，综合准确率较单一最优模型提升约 6 个百分点[5]。（3）适配火电复杂工况的诊断模型调优策略。引入域对抗训练将不同负荷段数据映射至公共特征空间，消除工况差异带来的分布漂移；结合月度在线增量学习，利用新增运行数据微调模型参数，确保长期诊断稳定性。

3.4 诊断技术应用效果验证与分析

（1）优化前后诊断准确率、效率对比。优化后融合模型整体准确率达 96.2%，较单一 SVM 模型提升 13.5%，较原始 CNN 提升 7.8%；诊断响应时间由 2.8s 缩短至 1.6s，单样本推理耗时低于 80ms，召回率提升至 95.4%。（2）复杂故障场景下的诊断稳定性验证。在连续变负荷及启停机工况下重复测试 200 次，融合模型准确率标准差仅 1.7%，远低于单一模型的 4.3%，误报率在复杂场景下稳定于 4.8% 以内，抗工况波动能力显著增强。（3）工程应用可行性与实用性分析。优化算法基于 TensorFlowLite 封装，可部署于 DCS 旁路工控机，无需改造原系统软硬件；推理及报警推送延迟小于 200ms，模型月度更新，运维操作简便，整体方案具备良好的工程移植性与推广价值。

结束语

本文围绕火电电力系统自动化设备故障智能诊断技术展开研究，剖析了设备典型故障类型与工况诱发规律，总结了各类智能诊断技术的应用短板与适配特性，通过实验验证了算法优化与多模型融合方案的有效性。融合诊断方式可有效适配火电复杂运行工况，大幅提升故障诊断精度与实时性。后续可持续完善故障样本库，优化模型轻量化设计，进一步提升智能诊断系统的工程适配与推广应用价值。

参考文献

[1] 王增平, 刘席, 张首魁. 火电电力自动化设备多源故障智能诊断方法研究 [J]. 电力系统自动化,2023,47(12):156-164.

[2] 李刚, 程浩, 马进. 基于改进神经网络的火电厂自动化设备故障诊断技术 [J]. 电网技术,2024,48(05):1689-1696.

[3] 张建华, 王浩宇. 火电机组控制系统设备隐性故障智能诊断技术 [J]. 中国电机工程学报,2022,42(18):6689-6698.

[4] 刘鑫, 陈曦. 基于迁移学习的火电电力设备故障诊断优化策略 [J]. 电工技术学报,2023,38(16):378-386.

[5] 高晓东, 刘彦飞, 赵路. 火电厂智能监盘场景下设备故障诊断与风险评估方法 [J]. 电力设备管理,2025,15(09):112-115.