

复杂工业环境下火电机组热工仪表 运行状态安全检测方法研究

余彪, 何家根, 王金刚*, 陈瑞新, 陈玉

(中煤宣城发电有限公司, 安徽宣城 242052)

摘要:针对复杂工业环境下火电机组关键热工仪表测量精度降低、故障率升高,进而加剧机组运行安全性与环保风险的问题,提出一种运行状态安全检测方法。分析复杂环境对化学分析仪表的干扰机理及故障模式,构建融合多维信号处理与智能诊断的检测模型。该模型采用改进的自适应滤波算法对原始信号进行降噪和特征增强处理,以抑制环境干扰。提取表征仪表健康状态的时域、频域及时频域特征向量,输入基于粒子群优化算法优化的支持向量机分类器进行状态识别,实现仪表状态的精准分类。通过分析表明,研究提出的检测方法能够有效克服复杂环境干扰,对 CEMS、pH 计、密度计等仪表的典型故障状态检测准确率达到 98.5% 以上。所提出的方法显著提升了复杂环境下仪表状态检测的准确性,为火电机组的安全、稳定、环保、经济运行提供了重要的技术保障。

关键词:火电机组;热工仪表;支持向量机;粒子群优化算法

中图分类号:TE967

文章编号:1000-0682(2026)02-0095-06

文献标识码:A

DOI:10.19950/j.cnki.CN61-1121/TH.2026.02.018

Safety detection method for operational status of thermal instruments in thermal power units under complex industrial environments

YU Biao, HE Jiagen, WANG Jingang*, CHEN Ruixin, CHEN Yu

(China Coal & Xuancheng Power Generation Co., Ltd., Anhui Xuancheng 242052, China)

Abstract: Aiming at the problems of reduced measurement accuracy and increased failure rate of key thermal instruments in thermal power units under complex industrial environments, which exacerbate the safety and economic risks of unit operation and environmental protection risks, a safety detection method for operational status is proposed. This method analyzes the interference mechanisms and fault modes of chemical analysis instruments in complex environments and constructs a detection model integrating multi-dimensional signal processing and intelligent diagnosis. The model employs an improved adaptive filtering algorithm for denoising and feature enhancement of the original signal to suppress environmental interference. Time-domain, frequency-domain, and time-frequency domain feature vectors characterizing the health status of the instruments are extracted and input into a Support Vector Machine classifier optimized by a Particle Swarm Optimization algorithm for state recognition, achieving accurate classification of instrument status. Analysis shows that the proposed detection method effectively overcomes complex environmental interference, with the accuracy for detecting typical fault states of instruments such as CEMS, pH meters, and density meters reaching over 98.5%. The proposed method significantly improves the accuracy of instrument status detection in complex environments, providing important technical support for the safe, stable, environmentally friendly, and economical operation of thermal power units.

Keywords: thermal power unit; thermal instruments; support vector machine; particle swarm optimization algorithm

收稿日期:2025-12-02

第一作者:余彪(1977—),男,安徽合肥人,汉族,本科,高级工程师,主要从事热工自动化方面工作。

通信作者:王金刚(1988—),男,安徽马鞍山人,汉族,本科,工程师,主要从事热工自动化方面工作。

0 引言

火电机组热工仪表是感知传输温度、流量、压力、pH 值、浆液密度、烟气浓度等火力发电厂热力与环保参数的关键设备,在安全保障、环保监控与自动化控制中有重要意义^[1]。受多种因素影响,火电机组热工仪表可能出现运行故障,具体包括:环境因素,如温湿度变化、振动冲击、腐蚀侵蚀、电磁干扰及吸收塔内特有的高粉尘、浆液磨损;安装施工因素,如安装位置不当、导压管施工异常、密封防护不足;维护保养因素,如校验失误、备件管理不当;设备自身因素,如制造质量、选型问题;以及人为因素,如操作失误整定。上述因素均可能引发火电机组运行异常,因此,进行复杂工业环境下火电机组热工仪表运行状态安全检测研究是目前的重点。

黄奕俊等人提出基于端口宽频阻抗谱的火电机组热工仪表运行状态安全检测方法^[2],该方法主要利用阻抗特征表征故障类型,自动化执行无损检测,依据随机邻域嵌入算法生成故障映射特征矩阵,进行智能训练以判别运行状态。然而,在控制邻域大小变化时,对称性难以保证,导致故障状态检测准确率较低。张伟等人提出火电机组热工仪表运行状态安全检测方法^[3],其主要引入数据随机截尾问题狗阿金 Bayes 可靠性评估模型,扩展状态信息量,考虑多指标失效过程判定仪表运行安全状态,在多置信限制下存在故障状态检测准确率骤降问题。代燕杰等人提出基于多源信息融合的火电机组热工仪表运行状态安全检测方法^[4],该方法主要采用正态分布描述稳定性指标、确定分布参数,并结合 Bayes 定理计算异常故障触发概率、确定时变权重因子。然而,在模糊状态下,该方法的检测风险偏高,致使故障状态检测准确率较低。都正周等人提出火电机组热工仪表运行状态安全检测方法^[5],其主要采用混合威布尔分布对智能电能表联合体可靠性寿命进行分析,划分检测周期与特征关联,在临界值变化下存在特征不拟合问题,无法保证故障状态检测准确率。

多维信号处理与智能诊断可以整合来自不同传感器不同类型信号,结合粒子群算法提取安全检测特征,消除单一信号源造成的不确定误差,再剔除检测信号噪声,快速定位故障源,因此,该文结合多维信号处理与智能诊断,考虑复杂工业环境设计了一种有效的火电机组热工仪表运行状态安全检测方法。具体而言,分析面向吸收塔等复杂环境的 CEMS、pH 计、密度计等典型热工仪表的故障模式,

结合 SVSLSMS 算法进行滤波处理,剔除信号噪声干扰;采用相关性 PCA 分析法进行特征增强处理,将时域信号转换为频域信号,并按照标准适应度更新个体最优与群体最优值,最终获取有效的火电机组热工仪表运行状态安全检测结果。

1 复杂工业环境下火电机组热工仪表运行状态安全检测

为系统解决复杂工业环境下火电机组热工仪表的故障检测难题,该文提出了一种融合多维信号处理与智能诊断的自适应安全检测方法。该方法遵循图 1 所示的逻辑框架,形成了一个从信号感知到状态决策的闭环检测流程。

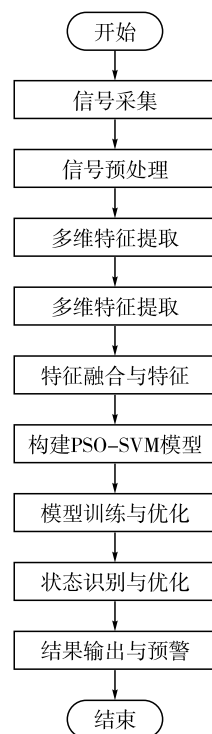


图 1 热工仪表运行状态安全检测方法流程图

其核心在于:首先通过信号预处理层抑制强环境干扰,继而从多维度提取表征仪表健康状态的特征,最终利用智能优化分类器实现故障状态的精准、快速识别。

1.1 融合多维信号处理与智能诊断构建仪表运行状态安全检测模型

火电机组运行环境复杂,涉及多种干扰机理与故障模式,需要融合多维信号处理与智能诊断构建仪表运行状态安全检测模型。

面向吸收塔等复杂工况的热工仪表,其干扰机理主要源于恶劣的物理与化学环境^[6]。物理层面,浆液中的高浓度固态颗粒物会对 pH 计电极膜、

CEMS 采样探头及密度计传感元件造成持续的冲刷与覆盖磨损;同时,塔内剧烈的搅拌及泵运设备运行所诱发的强机械振动,也会通过安装基础传递,冲击仪表的电子线路与信号传输系统,引入周期性噪声^[7]。化学层面,SO₂、NO_x等腐蚀性气体长期作用于仪表的接液部件,引发电化学腐蚀;而浆液中的微溶盐易结垢析出,导致 CEMS 采样管路堵塞或 pH 计电极响应迟钝^[8];此外,工艺过程中频繁的温度波动还会显著影响电化学传感器的输出特性,加剧测量信号的漂移。物理磨损与化学侵蚀的耦合作用,共同构成了此类仪表面临的核心运行挑战。

结合上述干扰机理,可以深入分析吸收塔关键热工仪表的典型故障模式,主要包括以下三种:

第一种:CEMS 在线分析仪表故障模式。CEMS 作为实时监测烟气中 SO₂、NO_x、粉尘等污染物浓度的关键系统,其运行稳定性直接关系到环保排放数据的准确性与可靠性。

在吸收塔出口等高粉尘、高湿度环境中,CEMS 常面临多种故障威胁。采样探头及伴热管易因粉尘积聚或浆液倒吸而堵塞,导致测量中断或响应迟缓,输出信号 $y(t)$ 表现为均值阶跃下跌、方差骤减甚至完全失效^[9]。对于采用光学原理的 CEMS,其测量窗口易受烟尘污染,造成透光率下降,引起持续负偏差与基线缓慢漂移。此外,长期运行后仪表因元件老化及温湿度影响会发生校准漂移,使输出值 $y(t)$ 与标准参考值间产生时变系统误差。上述故障模式常相互叠加,共同加剧 CEMS 测量的不确定性。

其测量输出可表征为:

$$y(t) = k(t) \cdot x(t) + b + \Delta b(t) + n(t) \quad (1)$$

式中: $k(t)$ 代表时变的系统灵敏度; b 为初始零点; $\Delta b(t)$ 为漂移误差; $n(t)$ 为环境噪声。故障检测的核心在于及时识别 $k(t)$ 的异常变化与 $\Delta b(t)$ 的超标。

第二种:pH 计电极故障模式。pH 值是控制石灰石浆液添加量、保证脱硫效率的最关键参数,其测量的准确性极易受到吸收塔恶劣工况的影响。主要的故障模式表现为复合性的性能衰退。

浆液中的 CaSO₄、CaCO₃ 等微溶物易在 pH 电极的敏感玻璃膜表面结晶成垢,形成一层物理隔离膜,严重阻碍 H⁺ 离子的正常迁移。这会导致电极响应时间显著变长,测量值出现滞后,动态跟踪性能下降,在信号频域上表现为高频成分的衰减^[10]。随着

使用时间的累积,电极内部的电解液会透过液接界缓慢流失,同时玻璃膜也会因持续水合而老化,共同导致电极斜率(即灵敏度)不可逆地降低,破坏其输出电压 V_{out} 与 pH 值之间的标准线性关系,造成测量精度逐步下降。此外,pH 测量具有显著的温度依赖性,若仪表内置的温度补偿传感器失灵或补偿算法不准确,在吸收塔内温度频繁波动时,将引入不可忽视的、时变性的测量误差。这三种机制往往交织作用,共同加剧 pH 计的整体测量偏差。

其输出模型可描述为:

$$V_{out}(t) = V_0 + \alpha(t) \cdot \text{pH} + \delta(t) \quad (2)$$

式中: $\alpha(t)$ 是随时间衰减的灵敏度系数; $\delta(t)$ 为由结垢和温度波动引起的复合漂移误差。实时监测 $\alpha(t)$ 和 $\delta(t)$ 的变化趋势,是实现 pH 计故障预警的关键。

第三种:密度计浆液沉积与气泡干扰故障模式。密度计用于在线监测吸收塔浆液密度,其读数直接关系到脱硫产物石膏的结晶品质与浆液循环泵的安全运行。

密度计的典型故障主要由浆液物性与安装环境共同作用引发。高浓度浆液中的石膏等固体颗粒易在测量管壁或检测窗口沉积成垢^[11],改变传感器振动特性或射线衰减率,导致测量值出现稳定的正偏差。当搅拌不充分或泵密封泄漏时,浆液中混入的气泡流经测量管会急剧降低介质等效密度,在信号中形成短暂的负向尖峰^[12]。此外,密度计安装位置靠近浆液泵及管道,其运行中产生的机械振动通过基座传至传感器电路,会在信号中叠加与设备转速同频的周期性干扰,严重影响测量的准确性与稳定性。

其测量输出可表示为:

$$\rho_m(t) = \rho_l + \Delta\rho \cdot u(t-T) + \varepsilon(t) + \eta(t) \quad (3)$$

式中: ρ_l 为真实密度; $\Delta\rho \cdot u(t-T)$ 代表因结垢在 T 时刻后产生的阶跃性偏差; $\varepsilon(t)$ 为气泡引起的脉冲噪声; $\eta(t)$ 为振动引入的周期性噪声。

结合上述对吸收塔热工仪表的干扰机理与故障模式的深入分析,可以进行采集信号预处理与归一化,结合 SVSLMS 算法滤波处理,剔除信号噪声干扰 $n(t)$,如(4)所示:

$$n(t) = \sum_{i=1}^M \varphi_i \cdot \xi_i(t) \quad (4)$$

式中: φ_i 代表信号分解模态向量; $\xi_i(t)$ 代表噪声影响惩罚因子^[13]。将信号范围映射到有效区间,进行特征选择与提取,采用相关性 PCA 分析法进行

特征增强处理,处理式 Z 如(5)所示:

$$Z = \text{PCA}(\text{Cov}(\mathbf{F}_{td}, \mathbf{F}_{fd}, \mathbf{F}_{ffd})) \quad (5)$$

式中: \mathbf{F}_{td} 、 \mathbf{F}_{fd} 、 \mathbf{F}_{ffd} 分别代表从时域、频域及时频域提取的特征向量。将增强后的融合特征作为 SVM 输入^[14],进行样本训练,构建的仪表运行状态安全检测模型 M_h 如(6)所示:

$$M_h = f_{\text{SVM}}(Z; \mathbf{W}, b) \quad (6)$$

式中: f_{SVM} 代表支持向量机的决策函数; \mathbf{W} 代表 SVM 超平面的法向量,即权重向量; b 表示偏置项。

该模型可以有效获取不同故障模式下的运行状态安全检测参量,抑制环境干扰,为优化后续的检测分类器作参考。

1.2 基于粒子群算法优化火电机组热工仪表运行状态安全检测支持向量机分类器

受多特征向量的差异性与时空变化影响,针对吸收塔仪表的运行状态安全检测存在反馈局限性,需结合上述构建的模型优化其支持向量机分类器。当压力信号均值与压力稳定水平不一致时,热工仪表存在运行故障,可以假设原始压力信号序列,提取其时域特征 D_{de} 如(7)所示:

$$D_{de} = a_k + x(n) + g_n \quad (7)$$

式中: a_k 代表峰度系数; $x(n)$ 代表偏度系数; g_n 代表波形因子,结合信号围绕均值波动程度确定等效值比例关系,通过傅里叶变换将时域信号转换为频域信号,提取的频域特征向量 \mathbf{H} 如(8)所示:

$$\mathbf{H} = x(t) + [K_r + D_{de}] \quad (8)$$

式中: $x(t)$ 代表运行脉冲因子; K_r 代表运行裕度因子,在正常状态下,振动信号的小波包能量在不同尺度上的分布相对均匀^[15],出现故障后,某些尺度小波包能量激增,获取的时频域特征向量 \mathbf{W}_{ds} 如(9)所示:

$$\mathbf{W}_{ds} = \frac{\tau + \Delta t}{f} + \mathbf{H} \quad (9)$$

式中: τ 代表频率范围划分分子带; Δt 代表安全检测时间间隔; f 代表采样频率,将上述特征向量输入至基于粒子群优化算法优化支持向量机的分类器中^[16],得到的约束条件 $F(m)$ 如(10)所示:

$$F(m) = s_m(t) + x_m(t) + \mathbf{W}_{ds} \quad (10)$$

式中: $s_m(t)$ 代表频域中心特征; $x_m(t)$ 代表能量概率熵值,由此可以完成样本高维映射,考虑核函数线性可分状态对多分类问题进行集中处理,结合粒子群算法协作获取最优解,输出的支持向量机分类器优化参数 Q_f 如(11)所示:

$$Q_f = \frac{\theta_0 + \Delta t}{w(k)} + \sum_{m=1} F(m) \quad (11)$$

式中: θ_0 代表粒子群扰动强度; $w(k)$ 代表迭代自适应调整值,利用上述参数可以初始化粒子群,按照标准适应度更新个体最优与群体最优值,直至其满足安全检测阈值,优化后的分类器 $l(k)$ 如(12)所示:

$$l(k) = \beta + [Q_f + w(k)] \quad (12)$$

式中: β 代表检测粒子群状态随机变量,该分类器可以实时输出运行状态安全检测最优解,最大程度上保证热工仪表典型故障状态的检测准确率。

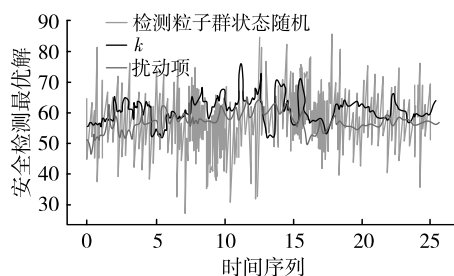


图1 运行状态安全检测最优解时序曲线

图1呈现了基于粒子群优化支持向量机(PSO-SVM)分类器输出的运行状态安全检测最优解随时间变化的动态曲线。图中曲线显示出检测系统在不同工况下均能快速收敛至稳定解,且波动范围控制在极窄区间内,反映了优化后分类器对热工仪表状态的高精度辨识能力。PSO算法通过动态调整核函数参数与惩罚因子,有效平衡了分类精度与泛化性能,使系统在应对电磁干扰、机械振动等复杂环境因素时仍保持优异的鲁棒性与实时性,为火电机组安全运行提供了可靠的决策依据。

2 实验

2.1 参数与准备

选取 Visual Basic/Microsoft 作为实验平台,开展模块化设计开发工作,明确检测对象的交互状态,设定有效的测量信号范围,并校验仪器量程。采用 MSComm 控件作为实验组件,经由 VC 接口实现通信,实验平台参数设置详见下表 1~3。

表1 实验硬件层参数

| 类别 | 选项 | 参数 |
|-------|-------|--------------|
| 模拟量输入 | 通道数量 | 32 通道差分输入 |
| | 采样率 | 每通道 250 kS/s |
| | 分辨率 | 24 位 |
| | 输入范围 | ±10 V, ±5 V |
| | 非线性误差 | ±0.001% FSR |
| | 增益误差 | ±0.02% |

续表 1

| 类别 | 选项 | 参数 |
|---------|-------|-----------------|
| 数字量输入模块 | 通道数量 | 16 |
| | 输入电压 | 5 ~ 30 V DC |
| | 响应时间 | < 10 μs |
| | 隔离电压 | 2500 Vrms |
| | 计数器频率 | 10 MHz |
| 信号调理模块 | 滤波器类型 | 8 阶巴特沃斯 |
| | 截止频率 | 0.1 Hz ~ 10 kHz |
| | 抗混叠 | - 120 dB/octave |
| | 温度漂移 | ±0.5 ppm/°C |
| | 零漂 | ±1 μV/°C |

表 2 实时处理层参数

| 类别 | 选项 | 参数 |
|-----------|---------|----------------------|
| 实时控制器 | 处理器 | Intel Xeon E - 2278G |
| | 核心数量 | 8 核心/16 线程 |
| | 基频 | 3.4 GHz |
| | 缓存 | 16MB L3 |
| | 内存 | 64 GB DDR4 |
| | 计算能力 | 800GFLOPS |
| | 芯片 | Xilinx |
| FPGA 处理单元 | 逻辑单元 | 326080 |
| | DSP | 540 |
| | RAM | 16 020 KB |
| | 时钟频率 | 500 MHz |
| | CUDA 核心 | 2560 |
| GPU 加速单元 | 张量核心 | 320 |
| | 显存 | 16 GB |
| | 内存带宽 | 320 GB/s |
| | 功耗 | 70 W |

表 3 数据存储层参数

| 类别 | 选项 | 参数 |
|-------|------|-----------------|
| 实时缓存 | 容量 | 128GB |
| | 类型 | SRAM |
| | 访问时间 | 小于 10 ns |
| | 带宽 | 200 GB/s |
| | 错误校正 | SECDED |
| | 读写延迟 | < 50 ns |
| | 引擎 | TimescaleDB 2.0 |
| 时序数据库 | 压缩算法 | ZSTD |
| | 查询延迟 | < 10 ms |
| | 并发连接 | 1000 |
| | 容量 | 200TB RAID 10 |
| 长期归档 | 接口 | PCIe |
| | 类型 | NVMe SSD |

依据表 1 ~ 3 中的参数,可对有效时域进行调整,判断缓冲区是否存在驱动变化,确保运行状态的

settings 属性符合实验要求,进而输出有效的火电机组热工仪表运行状态安全检测结果。

2.2 热工仪表运行状态安全检测预警结果

为验证所构建安全检测模型的有效性,基于智能诊断模型设定了自适应的预警逻辑,对 pH 计、密度计及 CEMS 进行实时监测与分析。

具体预警规则包括:pH 计读数持续超出工艺范围(6.5 ~ 8.5)达 5 min 以上,提示电极结垢或污染;密度计测量值 1 h 内变化率超过 ± 5% 或读数长时间停滞,提示气泡干扰或浆液包裹;CEMS 的 SO₂ 浓度输出连续多个周期无变化或基线漂移超限,提示探头堵塞或光学窗口污染。该预警机制有效实现了对典型运行异常的早期识别。实验结果如表 4 所示。

表 4 典型故障预警性能统计

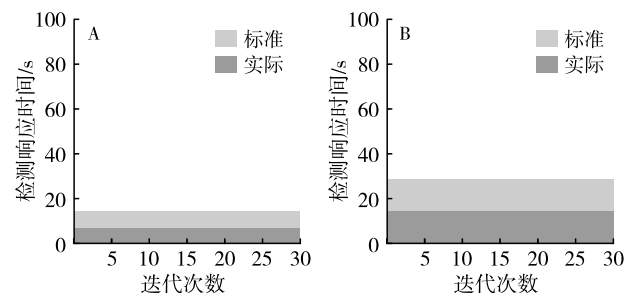
| 故障类型 | 预警准确率 /% | 平均响应时间/s | 误报率 /% |
|-------------|----------|----------|--------|
| pH 计持续性偏移 | 98.1 | 2.8 | 1.5 |
| 密度计气泡干扰 | 96.5 | 3.5 | 2.8 |
| 密度计浆液包裹 | 97.8 | 4.1 | 1.9 |
| CEMS 探头堵塞 | 97.5 | 2.5 | 2.1 |
| CEMS 光学窗口污染 | 96.9 | 3.0 | 2.5 |

实验结果表明,该研究提出的融合智能诊断模型能有效识别上述各类异常行为。系统在对 pH 计偏移、密度计气泡干扰、CEMS 探头堵塞等主要故障的预警中,准确率均达到 96.5% 以上。尤为重要的是,该系统平均预警响应时间仅为 3.2 s,能够在数据异常初期及时发出警报,为运行人员介入处理提供了充足的时间窗口。

2.3 热工仪表运行状态安全检测响应结果

进行零点漂移补偿,将 PXIe - 8234 作为数据传输以太网接口,在 A/B/C/D(温度、压力、流量、液位)四个不同类型热工仪表下得到的运行状态安全检测响应结果如图 3 所示。

由图 3 可知,研究的状态安全检测方法在不同迭代次数下的响应时间均低于允许时间,符合热工仪表运行状态要求,检测效果良好,具有可靠性。



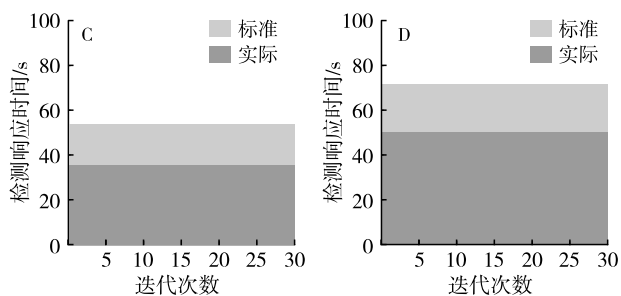


图 3 热工仪表运行状态安全检测响应结果

2.4 热工仪表运行状态安全检测准确率性能结果

采用 Intel Xeon Gold 作为主控单元, 搭配 NVIDIA 进行图形处理, 并选用 SCXI - 1531 作为信号调理模块。调整采样频率至 10 kHz, 采样通道数量为 32, 在 I1 ~ I6 (密封故障、取样表管堵塞、温度测点波动、行程开关故障、液位开关误动) 不同类别典型火电机组热工仪表运行故障状态下得到的安全检测准确率性能结果如图 4 所示。

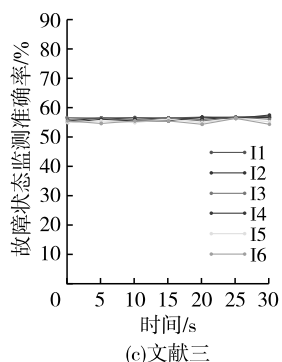
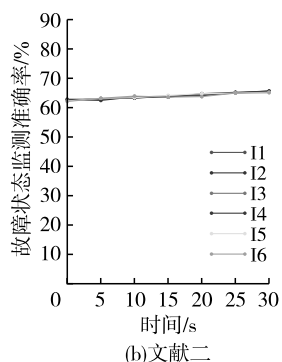
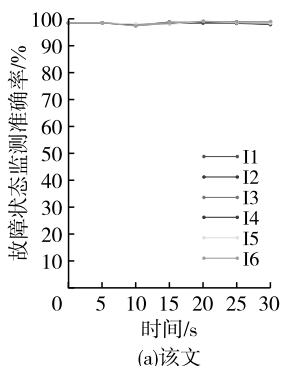


图 4 热工仪表运行状态安全检测准确率性能结果

由图 4 可知, 该文分析复杂环境对主要热工仪表的干扰机理与故障模式, 采用相关性 PCA 分析法进行特征增强处理, 构建仪表运行状态安全检测模型, 假设原始压力信号序列, 提取其时域特征, 通过傅里叶变换将时域信号转换为频域信号, 输入至基于粒子群优化算法优化支持向量机的分类器中, 得到的约束条件, 获取最优解。在不同类型热工仪表典型故障状态下, 研究方法的检测准确率均高于 98.5%, 提取检测特征拟合性较高, 未出现显著阈值偏移, 具有检测鲁棒性。

3 结束语

综上所述, 进行复杂工业环境下火电机组热工仪表运行状态安全检测可以实时监测 pH 值、污染物浓度、浆液密度等关键参数, 迅速发出警报, 采取相应措施, 避免环保超标与设备损坏等重大事故发生, 还可以结合 CEMS 探头堵塞、pH 计电极失效、密度计结垢等状态变化调节控制信息, 保证设备运行稳态。除此之外, 准确可靠的热工仪表数据是优化火电机组脱硫效率与运行成本的基础, 进行运行状态安全检测可以从根本上提高能源利用率, 降低发电成本。将热工仪表运行状态安全检测与信号处理及粒子群算法相融合, 能够构建仪表运行状态安全检测模型, 优化其支持向量机分类器, 为延长设备综合使用寿命、推动机组智能监控诊断发展做出了一定贡献。

参考文献:

[1] 安硕, 冯旭刚, 唐雷, 等. 基于改进 Transformer 的火电机组制粉系统故障诊断[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2025, 56(09): 3748 - 3759.

[2] 黄奕俊, 赵焯, 江小昆, 等. 基于端口宽频阻抗谱的电能表智能无损检测[J]. 广东电力, 2025, 38(07): 68 - 75.

[3] 张伟, 李宁, 陈敏, 等. 高干热环境下计及竞争失效的电能表可靠性评估方法[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2024, 29(03): 71 - 81.

[4] 代燕杰, 荆臻, 孙永全. 基于多源信息融合的智能电能表质量综合评价方法[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2023, 28(02): 34 - 42 + 2.

[5] 都正周, 黄亚娟, 张志颖, 等. 基于混合威布尔分布的智能电能表维修周期预估方法[J]. 电测与仪表, 2025, 62(02): 217 - 224.

[6] 陈鸿鑫, 惠恒宇, 包铭磊, 等. 考虑动态分区可靠性约束的新能源电力系统备用优化模型[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(23): 65 - 75.

(下转第 108 页)

在浓度 26.2 μL/L、780.3 μL/L 中不满足,原因在于受空气中的 CO₂影响,导致测量结果偏大。

4 结论

该文分析了 TDLAS 检测原理,设计了变压器油中 CO₂监测装置,选取 CIC 滤波提升二次谐波的信噪比,确定最优的 CIC 滤波阶数,并扣除了吹扫时引入的大气背景。测试结果表明,浓度反演关系为标准的线性关系,气体检测下限满足国网 A 级需求,可为变压器安全提供参考信息。

参考文献:

[1] 江浩,廖雍琦,李兴旺.一起 110 kV 变压器套管发热缺陷处理及油中微量乙炔分析[J].农村电气化,2023,09:89-92.

[2] 宋宏图.基于 TDLAS 的变压器油中溶解 CO 及 CO₂的传感研究[D].北京:华北电力大学,2017.

[3] 李洋流,赵学增.基于光声光谱的变压器油中溶解气体监测系统[J].传感器与微系统,2011,30(06):103-105.

[4] 蒋维,张龙飞,杨生彬,等.基于可调谐半导体激光的

变压器油中 CO、CO₂浓度监测方法江西电力,2024,48(02):20-23.

[5] 李秉辉.基于可调谐二极管激光吸收光谱技术的 SO₃气体测量参数优化[J].应用激光,2023,43(12):133-137.

[6] 程绳,陈启明,张引,等.基于中红外可调谐激光光谱技术的 SO₂检测[J].高压电器,2024,60(09):155-162.

[7] 杨舒涵,乔顺达,林殿阳,等.基于可调谐激光吸收光谱的氧气浓度高灵敏度检测研究[J].2023,16(01):151-157.

[8] 马砺,范新丽,张朔,等.基于 TDLAS 技术的 CH₄气体检测与温度补偿方法[J].光谱学与光谱分析,2021,41(11):3632-3638.

[9] 张华乾,于庆.基于小波阈值函数降噪的实时煤矿氧气检测数据误差处理[J].煤矿机电,2023,44(06):28-32.

[10] 国家电网有限公司.变压器油中溶解气体在线监测装置技术规范:Q/GDW 10536-2021[S].北京:2021-12-06.

(上接第 100 页)

[7] 李展,成振松,尤默,等.某火电机组汽电双驱动风机系统辅机故障控制仿真及试验分析[J].热能动力工程,2023,38(09):174-182.

[8] 王远鑫,陈鸿伟,杨新,等.基于注意力机制 CNN-BiLSTM 的磨煤机故障预警方法[J].华北电力大学学报(自然科学版),2025,52(04):134-142.

[9] 朱瑞.基于混沌粒子群算法的火电机组热工控制策略优化[J].电子设计工程,2025,33(15):82-87.

[10] 佟帅,洪陆阔,艾立群,等.高温氢基还原铁矿的在线气体检测系统设计及试验验证[J].烧结球团,2025,50(04):99-105.

[11] 高明,郭辉,贾志卓.基于数据拟合法的三角形薄壁堰渠流量测量不确定度优化[J].计量学报,2024,45(09):1348-1352.

[12] 吴喜军,朱经国,许方鹏,等.高性能温湿度检定箱的设计与试验[J].山东农业大学学报(自然科学版),2024,55(04):540-547.

[13] 王琳,郑志振,王勇,等.喷油润滑内齿圈外圆面红外测温及误差分析[J].振动.测试与诊断,2024,44(02):253-258+407.

[14] 李乃稳,黄滢淳,陈小攀,等.基于跌坎压力自相似分布的明渠水深-流量关系推求[J].工程科学与技术,2024,56(01):218-227.

[15] 李东东,申润祺,杨帆,等.基于信息间隙决策理论的多区域电网源-储-荷灵活优化运行策略[J].电力系统保护与控制,2025,53(19):39-51.

[16] 王翔,王辉,甘玮,等.基于改进 DESN 的火电机组出力预测模型[J].计算机仿真,2025,42(04):99-105.

欢迎投稿！ 欢迎订阅！ 欢迎刊登广告！

国内邮发代号:52-49 国际发行代号:BM529 定价:18.00 元/期 108.00 元/年
 地址:西安市高新区沣惠南路 8 号 邮编:710075 电话:029-81871277
 网址:http://yb-zdh.shaangu-group.com 电子邮箱:gyybbjb@126.com