

Optimization of Automatic Control System for Furnace Monitoring in Thermal Power Plant Based on Deep Learning

Yueqiang Wang

China Resources Power Jiaozuo Co., Ltd., Jiaozuo, Henan, 454450, China

Abstract

Thermal power boiler furnaces operate in high-temperature, dust-laden, and radiation-intensive environments. On-site operators typically use flame television monitoring combined with fire detection signals to comprehensively assess ignition risks, combustion deviations, coking precursors, and fire suppression hazards on the Distributed Control System (DCS). This enables synchronized adjustments to coal feeding, secondary air supply, exhaust air, and oil gun deployment. Coal blending and deep peak shaving often cause abrupt flame morphological changes, while traditional threshold-based methods and human experience are prone to false alarms or missed detections under conditions of obstructions, reflections, or sudden light variations. This paper proposes actionable deep learning optimization strategies covering image acquisition, model training, alarm criteria, and control interfaces, with emphasis on long-term operational validation and redundant system configurations.

Keywords

deep learning model; thermal power generation; furnace monitoring; automated control system; optimization

基于深度学习的火力发电炉膛监视自动化控制系统优化

王跃强

华润电力焦作有限公司, 中国·河南 焦作 454450

摘要

火电锅炉炉膛处于高温含尘与强辐射环境, 现场通常以炉膛火焰电视配合火检信号, 由运行人员在DCS上综合判读着火、燃烧偏斜、结焦苗头与灭火风险, 并联动给煤、二次风、燃尽风和油枪投退。煤质掺烧与深度调峰使火焰形态更易突变, 传统阈值与人工经验在遮挡、反光与光照突变下容易误报或漏报。本文从图像获取、模型训练、报警判据和控制接口等提出可实施的深度学习优化路径, 并强调模型在长期运行中的校核与冗余配置。

关键词

深度学习模型; 火力发电; 炉膛监视; 自动化控制系统; 优化

1 引言

炉膛监视系统是锅炉燃烧安全链条中的关键感知环节, 其输出影响点火投油、稳燃调整、吹灰节奏以及 MFT 相关保护的判定。中国机组多采用耐高温摄像探头配冷却吹扫的火焰电视方案, 并叠加紫外或红外火检、炉膛负压、氧量与烟温等过程量形成综合监视。随着多煤种掺烧与低负荷调峰常态化, 火焰亮度、形状与摆动呈现强非线性, 视频也易受粉尘遮挡、挂渣反光与镜头污染影响。运用深度学习模型强大的特征学习与模式识别能力, 实现对炉膛监视自动化控制系统的精准预测、实时诊断, 提升设备运行可靠性, 为火电厂的可持续运营提供支撑^[1]。

2 火力发电炉膛监视自动化控制系统概述

火力发电炉膛监视自动化控制系统在火电厂现场通常指以炉膛火焰电视为核心感知手段, 结合火检、炉膛压力、一次二次风量、氧量、烟温与给煤量等信号, 对燃烧过程进行连续观察、报警与联锁提示, 并把关键判据送入 DCS 或就地 PLC 参与控制的成套系统。该系统前端由观火孔、耐高温摄像探头、冷却水或压缩空气吹扫、镜头退出机构与防爆接线构成, 目的是在炉内高温与含尘冲刷条件下保持成像稳定并便于检修退出。中间层通常包含视频解码、画面增强、时间同步与录像回放, 运行侧以分屏轮巡辅助识别燃烧偏斜、脱火、油枪回火以及挂渣遮挡。控制侧并不替代锅炉主控, 而是通过报警分级、逻辑投退与风煤油控制形成配合, 例如在低负荷稳燃阶段把火焰稳定性、喷燃器着火与炉膛暗区扩大作为投油或配风微调的触发条件。如图 1 所示。现场运维还要处理镜头积灰、吹扫风不足、冷却回路泄漏与观火孔结渣等问题, 并设置备用通道与缺画面降级策略, 避免单

【作者简介】王跃强 (1990-), 男, 中国山西晋城人, 本科, 工程师, 从事自动化控制研究。

点失效导致误报警或误连锁。在涉及保护的场合，系统输出一般只作为辅助判据，与MFT或炉膛安全监控链条保持可隔离的接口。

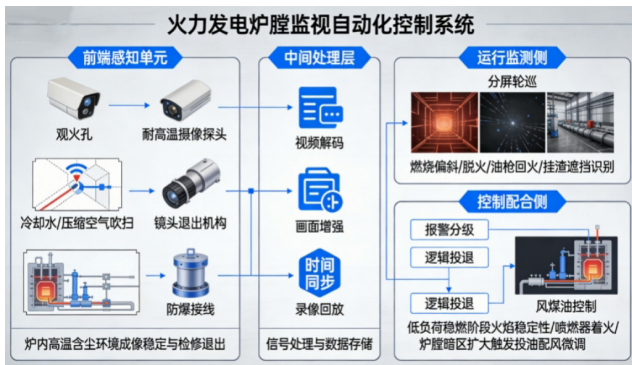


图1 火力发电炉膛监视自动化控制系统示意图

3 基于深度学习的火力发电炉膛监视自动化控制系统优化

为保证深度学习从“能识别”走向“能投运”，炉膛监视自动化控制系统的优化必须围绕数据、成像、部署、联动与运维五个环节逐项落地。

3.1 数据采集与标注规范化

为使炉膛监视深度学习模型在现场闭环控制中可复现与可追溯，数据采集与标注应先按热控工程口径固化为标准流程。采集端以DCS事件序列、MFT动作与运行日志对齐为主线，按炉膛燃烧扰动、启停、低负荷稳燃与掺烧等典型工况切片，同时导出炉膛工业电视视频、火检通道状态、燃料阀位、一次二次风量、氧量、炉膛压力及烟温等过程量，并统一到同一时钟源与采样周期，形成带时间戳的样本包；样本包应包含事件前后缓冲区并记录丢帧率与编码压缩参数，过程量需对缺失、跳变与量程越限做显式标记，时间对齐应以对时脉冲或网络授时偏差校验为准；对摄像头分辨率、帧率、镜头冷却风压与退镜次数同步建档，以便后续把画面衰减与设备状态作为输入或筛选条件，满足炉膛安全监控系统技术规程及热工检测仪表设计规程的接口一致性要求。标注端由运行值长与热控专业联合完成，标签体系除有火、无火外，应覆盖火焰偏斜、暗区扩大、油枪着火不稳、疑似脱火、强反光、蒸汽水雾遮挡、积灰失焦等可处置类别，并为每类写出可量化判据，如偏斜需指明偏向的角区或燃烧器层位，暗区用图像灰度占比或有效火焰面积阈值描述，疑似脱火需限定持续帧数并与火检波动同步核验。数据划分按机组、煤种、燃烧器型式与负荷分层，保证低负荷与掺烧样本占比，且把严重遮挡与失焦片段单独归类为不可用画面而非剔除，使模型具备降级触发能力。质量控制采用双人互审、冲突样本仲裁与一致性抽检，复核记录需保留到样本级版本号并固化标注指南的修订轨迹。上线前应建立误判代价矩阵，把各类误判可能触发的运行动作写入配置表，使模型

输出可直接映射到报警分级与处置卡^[2]。

3.2 成像稳态与预处理固化

为使炉膛视频可作为深度学习监视与联锁的稳定输入，成像稳态必须与预处理参数一并固化到运行规程中。一是热控人员统一观火孔安装标高、视场角与焦距组合，按燃烧器层位和炉膛四角布置覆盖矩阵，投运前用标定板或炉墙固定构件完成几何标定并固化像素到实际尺度的换算关系，同时在DCS中记录每路镜头对准基准与最小可见火焰边界，避免取景偏移造成燃烧分级误判。二是现场按月校核吹扫风压、风量与冷却回路压降，建立镜头温度、冷却水温差与污染速率趋势曲线，设置遮挡率和污点面积阈值告警，退出机构动作后由控制逻辑自动触发重新对焦与白平衡校准，并把对焦失败、白平衡漂移或帧丢失标记为数据不可用，训练与在线推理均按该标记剔除。三是预处理采用固定ROI裁剪、畸变校正与时间域稳像，稳像参考点选炉墙特征或喷燃器外轮廓，结合相位相关或光流估计求位移，并限制帧间位移与旋转上限，使振动抖动落入可训练范围且不引入拖影。四是针对粉尘灰雾与热漂移，在线使用轻量去雾、对比度拉伸与亮度归一，先建立每路相机灰度基线并做慢变补偿，但对增益和伽马设置硬上限，同时用直方图饱和度与高亮连通域持续时间判别抑制结渣反光和火星飞溅，再用形态学开闭运算滤除点状高亮并保留连续火焰纹理与边界^[3]。五是预处理参数按负荷、配风方式与煤种分组保存，旁路回放先做帧质量评分与报警回溯，再以版本号写入在线配置，并在工况切换时由逻辑锁定参数防止频繁自适应漂移。机组配置紫外或红外火检时，系统将其开关量与视频时间戳对齐用于异常溯源，同时把观火孔清渣、镜头擦拭与吹扫喷嘴检查纳入点检并在检修后按标准火焰工况复采样。

3.3 边缘部署与冗余降级设计

为使深度学习炉膛监视在火检联动中可用、可控且可维护，部署应以边缘实时推理与冗余降级链路为主线组织。一是现场端采用就地工控机或摄像机侧盒式算力，运行轻量检测或分类模型，先对画面做去抖与ROI裁剪，再判别火焰存在、暗区占比、遮挡与镜头污染，并把输出固化为健康标志与置信度，循环周期控制在100ms以内，推理超时即丢弃本帧以避免延迟累积。二是厂级服务器仅对边缘端标记的疑似片段做细分识别与时间趋势回归，服务器侧通过队列异步处理并限定回写频率，结果以提示量写入监视画面或历史库，不直接参与DCS连锁，从接口层把运行建议与保护动作隔开。三是模型压缩按通道剪枝、训练后量化与分辨率分档分步实施，每一步都用同机组回放样本复算误报与漏报，并对典型工况如低负荷、稳燃、启停与吹灰阶段做分组对比，同时验收推理时延、CPU占用、机箱温升与帧丢失率，发现误报上升或温升超限即回退到上一档配置。四是在线运行设置看门狗与健康度评分，连续出现帧率下降、推理超时或码流中断时，控制逻辑自动切换到传统火检信号与人工视

频,并在值班站给出降级原因、持续时间与恢复条件,运行人员按告警清单排查相机、网口、电源与模型进程。五是关键链路按双网口、双电源与旁路切换布置,相机到边缘端采用主备交换机或环网并设置链路心跳,边缘端到服务器的上送通道实施限流与断点续传,异常时仅上送状态量并本地缓存关键帧索引。另外,版本更新采用灰度投运与一键回退,更新过程保持DCS点表、量程与时标不变,运行日志固化结果、关键帧索引、版本号与校验值,网络与控制网经受控网关隔离并启用访问审计。

3.4 报警分级与控制联动闭环

为使炉膛视觉智能从能看见走向可处置,系统需把模型判据固化成为DCS可执行的量与可追溯的闭环边界。信号映射层应把火焰偏斜角、暗区占比、火焰中心漂移与亮度波动等特征换算为0~100的燃烧稳定指数,并附带模型置信度与摄像机可用标志,DCS端按滑动窗口取中值并对变化率限速,降低闪烁与抖动干扰。报警分级宜采用视觉与火检并列融合:当稳定指数下滑但火检正常时定义为I级提示,系统仅给出受限调节范围,如一次风配比限幅、二次风挡板微调与分层燃尽风小步进,并要求运行人员确认后下发^[4]。当稳定指数跌破阈值且火检、炉膛负压及氧量同步异常时定义为II级预警,系统触发稳燃序列,投入对应层油枪、下调给煤速率、短时提高二次风并监测火检恢复,延时与幅度按机组试验整定。动作序列应配置时间窗、退出条件与互锁,典型做法是在30~90s内要求稳定指数回升且火检恢复,否则自动退出并转入人工处置,同时对风煤调整设置最小保持时间与反向死区,抑制摆动。验证闭环应结合历史灭火事件回放与现场低风险工况试验,逐条校验触发条件、延时、互锁与手动优先,并固化一键切除视觉联动回归原控制的路径。在涉及灭火保护场合,视觉输出仅以只读量进入安全链条或作为并列提示,不直接改变MFT动作条件对结焦挂渣趋势,系统输出附着区面积与遮挡率,形成吹灰优先级,经人工确认后调整吹灰器顺序和频次,并把指数回落量写入班报。现场运维应建立阈值、模型版本与摄像机清洁状态台账,联动动作每次触发自动记录特征量、操作量与结果,并与DCS事件顺序记录对齐,用于班组复盘与再整定。

3.5 模型巡检与再标定机制

系统投运后,现场班组要把模型巡检与再标定做成可执行的运维工序,而不是依赖一次性验收。热控人员应以月度或季度为周期建立性能巡检清单,按负荷分层抽取30%~100%负荷、不同煤种与不同配风方式下的关键帧与短

序列,并把模型告警时间戳与DCS事件、检修处置记录逐条对齐,形成漏报、误报、延迟报三类问题台账,同时统计问题在镜头通道、燃烧器层级与工况区间的分布,用于区分视觉遮挡、光学衰减与工况迁移引起的特征漂移。运行侧应同步跟踪置信度分布、输入亮度直方图、特征相似度等漂移指标,若同一通道连续两次巡检劣化,班组应先对观火孔吹扫风量、冷却水路、镜头窗口结渣与对焦状态执行点检消缺,消缺后再复测,避免以阈值补偿掩盖设备缺陷。机组发生燃烧器改造、观火孔位置调整、摄像机更换或煤质结构明显变化时,项目组应启动再标定流程,先在离线回放平台复现改造前后典型工况,复核标注口径与处置判据,并限定训练数据时间窗,剔除事故处置、异常吹灰与检修造成的非稳态画面,再采用小步长增量训练或迁移学习更新权重并做输出校准。新模型上线前应以旁路并行方式运行,保持同一预处理链与阈值配置,连续覆盖一个生产周期,比较告警一致性与处置闭环差异,确认差异处于设定范围后切换为主用,并保留旧模型的回退入口^[5]。系统应把阈值、版本号、预处理参数与镜头点检记录绑定存档,变更须经审批并自动生成回退包。平台应维护基准模型用于对照,当在线模型性能劣化时提示回退并锁定触发原因,同时定期备份配置与模型文件以便工控机更换后恢复一致状态。

4 结语

综上所述,炉膛监视系统的深度学习优化应以火电厂现有火焰电视与火检体系为基础,通过数据口径统一、前端成像稳态、边缘实时部署、分层联动逻辑与持续运维治理实现闭环。工程实施过程中,项目组需要把降级与回退作为必备设计,并以回放校核和低风险试验验证每一条触发链路,确保系统在复杂工况下可控可用。系统投运后应保持日志可追溯与点检制度常态化。

参考文献

- [1] 赵焱.基于深度学习的火电厂锅炉燃烧优化与氮氧化物减排协同控制研究[J].行车指南,2023(5):0098-0099.
- [2] 胡显辉.基于深度学习的固废焚烧过程关键变量多步预测[D].大连海洋大学,2024.
- [3] 王化鲁,谢发焕,杜宇博.基于深度学习的链条炉火床燃烧工况分析[J].数码设计,2024(23):108-110.
- [4] 张元正.火力发电企业燃料智能化管理系统研究与应用[J].河南科技,2022,41(24):28-32.
- [5] 吴进勇.基于遗传算法的火电厂锅炉炉膛燃烧二次风挡板调节多目标优化策略[J].进展,2025(15):137-139.