

基于 AI 的安全巡检图像识别与隐患智能分类系统开发探析

古 勇

武钢集团有限公司 湖北省 武汉市 430083

【摘 要】：针对钢铁厂高温、粉尘、强噪声及光照突变环境下人工安全巡检效率低、风险高、隐患识别滞后的问题，研究构建了面向炼铁高炉、煤气管网、输送廊道及作业区的 AI 安全巡检系统。系统以固定摄像头、红外热像仪、巡检机器人和边缘计算终端为感知与计算基础，结合 CLAHE 图像增强、高斯滤波、YOLOv8 多类隐患检测和 Transformer 隐患等级分类，实现高温外表面异常、管道裂纹、安全帽缺失、人员越界及皮带跑偏等风险识别。测试结果表明，系统综合准确率为 94.1%，召回率为 92.4%，F1-score 为 93.2%；3 个区域巡检总耗时由人工方式的 6 h 缩短至 45 min。试点应用显示，该系统能够提升隐患发现及时性和巡检闭环管理能力，为钢铁行业高风险场景智能化安全监管提供技术支撑。

【关键词】：钢铁行业；AI 巡检；隐患识别；YOLOv8；边缘计算

0 引言

钢铁生产流程连续性强，现场涉及高炉、煤气管网、连铸设备、液压站和输送廊道等多类高风险区域，安全隐患具有突发性、隐蔽性和动态变化特征。传统人工巡检受高温、粉尘、噪声及夜间光照条件影响，存在巡检周期长、主观性强和危险暴露时间长等不足。随着计算机视觉、深度学习和边缘计算技术的发展，将 AI 识别能力嵌入安全巡检过程，能够实现对关键点位的高频感知和快速预警，对提升钢铁企业本质安全水平具有重要意义。

1 钢铁行业安全巡检系统需求分析与整体架构设计

钢铁厂安全巡检对象覆盖炼铁高炉、连铸机、煤气管网、液压站以及输送廊道等高风险区域，隐患形态主要表现为高温设备外表异常、管道介质泄漏、皮带跑偏、烟尘遮挡、人员未佩戴防护用品以及跨越警戒区域等。鉴于现场存在高温辐射、粉尘漂浮、强噪声以及光照突变等干扰因素，AI 巡检系统需要把稳定感知、边缘计算以及远程告警当作核心能力来进行设计。系统功能链条由图像采集、图像预处理、隐患识别分类、置信度判定以及结果输出构成，模块间依靠标准化数据接口进行交互。整体架构可划分为硬件层、软件层以及应用层，硬件层由巡检机器人、固定摄像头、红外热像仪以及边缘计算终端组成；软件层承担算法推理、巡检任务调度以及隐患数据库管理；应用层面向安全管理人员提供可视化看板、告警推送以及工单流转。系统整体运行逻辑见图 1，其核心在于把前端感知数据快速转化为可处置的安全巡检信息。

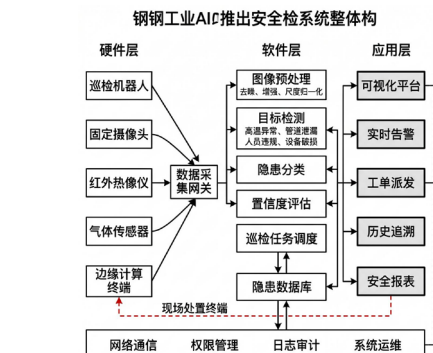


图1 钢铁行业AI安全巡检系统整体架构流程图

2 基于深度学习的隐患图像识别与分类核心算法开发

2.1 钢铁巡检图像预处理与特征提取

钢铁厂巡检图像容易受到高炉热辐射、煤气区域水汽、输送廊道粉尘以及厂房强弱光交替的共同影响，原始图像常表现为局部过曝、暗区细节丢失以及细粒度噪声叠加。鉴于此类图像退化会直接削弱裂缝边缘、人员头部防护用品以及设备外壳异常色斑的可分辨性，预处理环节把局部对比度增强以及噪声抑制当作关键步骤来开展。自适应直方图均衡化能够在限定邻域内重新分配灰度概率，避免普通直方图均衡化对烟尘背景噪声的同步放大，其计算形式如下：

$$T(r_k) = \frac{L-1}{M} \sum_{j=0}^k \min(n_j, \beta)$$

其中， $T(r_k)$ 表示灰度级 r_k 经 CLAHE 变换后的输出灰度， L 表示图像灰度级总数， M 表示局部子块内像素总量， n_j 表示灰度级 j 对应的像素频数， β 表示对局部直方图进行裁剪的阈值。

在完成灰度增强后，系统选用高斯滤波去处理粉尘漂浮造成的随机亮点以及细小颗粒干扰。高斯核在空间邻域内按照距离权重开展平滑运算，能够保留较明显的结构边界，同时减弱非目标颗粒对检测网络浅层特征的扰动。特征输入层面，局部



二值模式 LBP 被用于描述管道裂缝周边纹理突变以及皮带表面磨损纹理, HSV 颜色特征则用于刻画高温外表异常、红色警戒标识以及安全帽颜色差异。经过上述处理后, 图像数据不仅具备更稳定的亮度分布, 还能把纹理、颜色以及边缘信息组织为适宜深度网络学习的多维输入。

2.2 多类隐患目标检测模型构建

多类隐患检测任务需要同时覆盖设备高温、管道裂缝以及人员未戴安全帽等类别, 不同类别在形态尺度、背景相似性以及遮挡程度方面差异明显。模型构建阶段选用 YOLOv8 作为基础检测框架, 原因在于该模型在骨干特征提取、跨层特征融合以及检测头输出方面具有较好的工程部署适配性, 适宜布置在钢铁厂边缘计算终端中进行实时推理。样本层面, 围绕炼铁高炉平台、连铸作业线、煤气管网巡检通道以及输送廊道采集并标注 5000 张典型隐患图像, 标注内容囊括目标类别、边界框位置以及遮挡状态, 为模型学习复杂场景下的目标边界提供数据支撑。

鉴于安全帽缺失、细小裂缝以及远距离高温区域在图像中常以小目标形式出现, 训练阶段在迁移学习框架下引入钢铁场景样本对预训练权重进行参数微调, 同时依据标注框宽高分布重新开展锚框尺寸聚类, 使候选框尺度更加贴近现场隐患目标的真实外观。模型损失函数综合考虑边界框回归、类别判别以及分布式边界定位误差, 其表达式如下:

$$\mathcal{L}_{YOLO} = \lambda_{box} \mathcal{L}_{CioU} + \lambda_{cls} \mathcal{L}_{BCE} + \lambda_{dfl} \mathcal{L}_{DFL}$$

其中, $\mathcal{L}_{YOLO}$ 表示模型总损失, $\mathcal{L}_{CioU}$ 表示边界框回归损失, $\mathcal{L}_{BCE}$ 表示类别二元交叉熵损失, $\mathcal{L}_{DFL}$ 表示分布焦点损失, λ_{box} 、 λ_{cls} 以及 λ_{dfl} 分别表示对应损失项的权重系数。

2.3 隐患智能分类与置信度评估模型优化

目标检测输出的隐患框仍需进一步转化为安全管理可处置的信息, 仅给出目标类别难以满足现场分级响应要求。针对这

一问题, 系统在检测结果后端构建 Transformer 分类模型, 把目标区域裁剪图像、检测类别向量以及局部上下文特征共同输入分类网络, 由多头自注意力机制对裂缝长度、热斑扩散范围、人员位置关系以及警戒区域边界等信息进行关联建模。Transformer 中的自注意力结构能够在较大感受范围内捕捉目标与背景之间的依赖关系, 适宜处理烟尘遮挡、人员交叉以及设备结构复杂带来的语义混淆。

隐患等级划分围绕轻度、中度、重度 3 类开展。轻度隐患对应局部异常但尚未形成明显扩散趋势的状态, 中度隐患对应存在持续发展可能且需要安排处置的状态, 重度隐患对应可能触发停机、泄漏、灼伤以及人员伤害的高风险状态。为减少烟尘反光、红色设备部件以及安全帽局部遮挡引发的误报, 系统把分类置信度阈值设置为 0.8, 当模型输出概率低于该阈值时, 结果进入复核队列而不直接触发高等级告警。泛化能力优化则围绕钢铁场景差异展开, 训练数据持续纳入白班强光、夜间补光、雨雾水汽以及检修作业密集等图像样态, 使模型在不同作业时段以及不同产线区域中保持相对稳定的分类判别能力。

3 钢铁行业AI巡检系统效果评估与应用落地

3.1 系统性能指标测试与结果分析

结合钢铁厂高风险作业空间的差异性, 本研究把高炉区、管道区以及作业区作为系统性能测试场景来开展评估工作。高炉区主要对应炉壳热斑、平台积尘遮挡以及人员靠近高温边界等隐患; 管道区重点覆盖煤气管线泄漏表征、阀组异常以及支架附近裂纹; 作业区则面向安全帽缺失、跨越警戒线以及输送廊道皮带跑偏等目标。测试样本由现场摄像头以及巡检机器人连续采集形成, 经人工复核后构建评价集, 评价指标选取准确率、召回率以及 F1-score, 其中 F1-score 用于综合衡量误报以及漏报之间的平衡状态。

表1 钢铁AI巡检系统性能测试结果表

测试区域	测试图像数量	主要隐患类别	准确率	召回率	F1-score	人工巡检单区域耗时	AI巡检单区域耗时
高炉区	1200	高温外表异常、人员越界、防护用品缺失	94.6%	92.8%	93.7%	2 h	15 min
管道区	1100	管道裂纹、疑似泄漏、阀组异常	92.3%	90.5%	91.4%	2 h	15 min
作业区	1300	安全帽缺失、皮带跑偏、警戒区域侵入	95.1%	93.6%	94.3%	2 h	15 min
综合结果	3600	多类安全隐患综合识别	94.1%	92.4%	93.2%	6 h	45 min

从表 1 数据可以看出, 系统在 3 个测试区域中的综合 F1-score 达到 93.2%, 说明前端图像预处理、YOLOv8 目标检测以及后端 Transformer 等级分类之间形成了较为稳定的协同关系。高炉区召回率略低于作业区, 主要缘由在于热辐射造成局部画面亮度跃迁, 设备外壳反光还会把热斑边缘变得模糊。管道区

准确率为 92.3%, 低于其他区域, 主要受到管廊阴影、水汽凝结以及管线密集遮挡影响, 细小裂纹容易和焊缝纹理产生混淆。作业区样本中人员目标轮廓相对完整, 安全帽颜色以及警戒线边界具备较强视觉辨识度, 因此取得了更高的综合识别水平。

从巡检效率角度来看, 人工巡检完成单区域排查通常需要

2 h, 3个区域合计约6 h, 并且高温、噪声以及粉尘环境会持续影响巡检人员的观察稳定性。AI巡检系统依靠固定摄像头、移动机器人以及边缘计算终端开展并行分析, 单区域平均耗时压缩至15 min, 3个区域合计为45 min。该效率差异说明, 系统能够把传统周期性巡检转化为更高频率的图像化巡检, 安全管理人员可以把更多精力投入复核、处置以及工单闭环环节。

3.2 实际场景应用与优化建议

唐山港陆钢铁厂炼铁分厂在高炉平台、煤气管网通道以及原料输送廊道部署AI巡检试点系统, 现场配置8台固定摄像头、2台红外热像仪、1台履带式巡检机器人以及2套边缘计算终端。系统接入厂区安全管理平台后, 隐患识别结果能够自动生成告警记录, 并且把图像证据、风险等级、空间位置以及处置建议同步推送至值班终端。运行过程中, 系统对人员未佩戴安全帽、输送皮带跑偏以及煤气管网阀组区域异常停留等问题具有较高响应效率, 能够支撑班组开展更细粒度的现场安全管理工作。

需重点关注的是, 钢铁厂现场粉尘遮挡、水汽漂移以及夜间补光不均仍会影响可见光图像质量。输送廊道扬尘较大时, 目标边缘会出现明显散射模糊, 安全帽颜色特征和背景灯光之间的差异被削弱; 煤气管网区域在雨雾天气下容易出现镜头凝露, 局部画面纹理退化会增加漏检风险。针对上述问题, 后续优化可把红外图像融合当作重要方向来推进, 借助红外热像对高温目标以及人体轮廓的感知优势, 补偿可见光在低照度、强

粉尘以及烟尘遮挡条件下的不足。同时, 系统需要建立定期更新数据集的运维机制, 把检修期、夜班、雨雾天气以及不同季节光照变化下的样本持续纳入训练集, 进而降低模型对单一场景分布的依赖。

从推广价值来看, 该系统若在烧结、炼铁、炼钢以及轧钢等主要产线展开规模化部署, 可把高风险点位巡检频次从班次级提高到分钟级, 隐患发现时间明显前移。结合试点厂区安全管理测算, 系统推广后有望使同类可预防事故率降低约30%, 并且减少重复巡检、台账录入以及人工复查投入, 年节约人力成本约500000 CNY。对于劳动强度高、风险暴露时间长的钢铁生产现场而言, AI巡检系统更适宜作为人工巡检的增强工具, 而不是简单替代人工判断, 其应用重点应放在高频感知、快速预警以及闭环处置支撑层面。

4 结语

本文围绕钢铁行业复杂作业环境下的安全巡检需求, 设计了集图像采集、预处理、目标检测、等级分类和告警处置于一体的AI巡检系统。研究表明, 深度学习模型与边缘计算终端协同部署后, 可有效提升多类隐患识别效率, 并缩短现场排查时间。后续应用中, 应重点加强红外与可见光融合、极端天气样本补充、模型持续迭代和工单闭环联动, 进一步降低粉尘、水汽和弱光环境造成的漏检风险, 使AI巡检更好服务于钢铁企业安全生产管理。

参考文献

- [1] 厉旭杰, 顾雨晨, 姚持恩, 王继锋. 生成式AI驱动的实验室安全隐患智能识别系统[J]. 实验室研究与探索, 2025, 44(07): 262-268.
- [2] 屈定春. 基于视觉识别的通信工程AI巡检技术研究[J]. 科技资讯, 2024, 22(23): 58-60.
- [3] 马瑾, 齐宝军, 李莹, 陈宗宇, 吴丽娜, 吴雪. 视频智能AI分析系统的建设与应用[J]. 内蒙古石油化工, 2024, 50(12): 35-39.
- [4] 荆曦, 吴建波. 基于船舶AI智能识别视频监控系统的船员安全管理研究[J]. 中国水运, 2025, (22): 34-36.
- [5] 唐思腾. 基于AI多模态的智能安播监测系统设计与实现[J]. 现代电视技术, 2025, (09): 80-82.
- [6] 张燕, 陈涛, 刘涛, 黄盛. AI车载视频巡查应用于城市网格化管理的初步探索[J]. 上海建设科技, 2024, (06): 20-22+27.
- [7] 张博, 周宇. AI视频智能监管平台[J]. 企业管理, 2024, (S2): 396-397.
- [8] 肖云. 基于视频AI技术的轨道交通施工行为自动监测系统研究[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(08): 102-105+145.
- [9] 冯晓辉, 艾润, 刘林青, 眭臻. 基于AI的多模态融合感知综合决策系统设计实现[J]. 现代电子技术, 2025, 48(01): 173-178.

作者简介: 古勇(1983—), 男, 汉族, 本科, 研究方向为安全工程。