

# 基于AI视频识别的煤矿安全隐患智能监测系统

武楠

陕西彬长大佛寺矿业有限公司 陕西 咸阳 712000

**摘要:**为解决煤矿场景动态隐患监测难、干扰强、特征耦合复杂等问题,构建基于AI视频识别的智能监测系统。从人员行为、设备状态、环境风险三类对象入手,分析动态隐患时空特性、监测挑战及多源特征耦合关系,设计边缘-云端协同分层架构与闭环数据流体系,优化资源动态分配机制。核心算法融合动态目标监测、环境风险识别技术,通过模型轻量化与鲁棒性优化实现毫秒级响应。本文通过多维度技术设计,破解煤矿粉尘、光照干扰下的隐患识别难题,实现隐患精准监测、分级预警与闭环干预,为煤矿安全生产提供技术支持。

**关键词:** AI视频识别;煤矿安全;隐患监测;边缘-云端协同;闭环管控

**引言:**煤矿安全生产是矿业发展的核心前提,动态隐患的隐蔽性、瞬时性及耦合性易引发重大安全事故,传统人工监测与单一设备监测难以满足高效防控需求。随着AI视频识别技术的迭代,在目标检测、动态分析领域的优势为煤矿隐患监测提供新路径。当前煤矿视频监测面临粉尘干扰、光照突变、隐患低频突发等特殊挑战,且三类监测对象特征耦合导致漏检误报率偏高。基于此,聚焦煤矿场景需求,构建智能监测系统,整合分层架构、核心算法与优化技术,实现隐患全流程管控,助力煤矿安全防控模式升级。

## 1 煤矿安全隐患的监测对象与特征分析

### 1.1 动态隐患的分类与时空特性

煤矿安全隐患的动态监测需聚焦人员行为、设备状态及环境风险三类核心对象。人员行为监测以作业规范性为核心,涵盖违规操作、未佩戴安全防护装备及越界作业等行为<sup>[1]</sup>。此类隐患具有明显的时空聚集性,常发生于特定作业环节或危险区域,且与作业流程紧密相关。例如,违规操作多集中于设备启停阶段,越界作业则与巷道布局及人员定位精度直接相关。设备状态监测以机械运行稳定性为重点,包括皮带跑偏、支架倾斜及异常振动等特征。皮带跑偏可通过边缘轮廓偏移量量化,支架倾斜需结合多视角图像进行三维重建分析,而机械振动则需通过视频中部件运动轨迹的周期性变化间接推断。此类隐患的演化具有渐进性,早期表现为微小形变或运动异常,随时间推移可能引发设备故障或连锁事故。环境风险监测以灾害前兆识别为目标,重点针对瓦斯积聚、顶板裂隙扩展等现象。瓦斯积聚可通过烟雾扩散模式或光影强度突变进行视觉判断,顶板裂隙扩展则需分析岩石表面纹理变化及位移趋势。此类隐患具有突发性与隐蔽性,常因环境干扰或监测盲区导致漏检,需

结合多时相图像对比提升检测灵敏度。

### 1.2 视频监测的特殊挑战

煤矿场景的动态干扰对视频监测提出严峻挑战。粉尘浓度波动会导致图像模糊与对比度下降,光照突变可能引发局部过曝或欠曝,设备运动则造成背景动态变化,三者共同构成视觉噪声,降低隐患特征的可辨识度。例如,皮带运行产生的粉尘可能完全遮挡支架倾斜的检测区域,而巷道顶部的灯光闪烁会导致瓦斯烟雾的误判。隐患事件的瞬时性与低频性进一步加剧检测难度。违规操作可能仅持续数秒,顶板裂隙扩展初期表现为微米级位移,此类瞬态特征需通过高帧率视频捕捉与帧间差分分析实现。低频性则体现在隐患发生概率低但后果严重,要求监测系统具备零漏检能力,同时避免因频繁误报导致系统信任度下降。

### 1.3 监测对象的多源特征耦合关系

人员、设备、环境三类监测对象的特征并非孤立存在,而是形成多维度耦合关联,其相互作用直接影响隐患演化路径与检测难度。人员违规操作易诱发设备状态异常,违规启停设备会改变机械运行负荷,导致皮带跑偏、部件振动等特征突变,同时破坏作业环境稳定性,加速瓦斯扩散或顶板应力失衡。设备异常状态反向加剧环境风险,支架倾斜会改变巷道受力结构,诱发顶板裂隙扩展,皮带跑偏产生的摩擦高温则可能提升瓦斯爆炸风险阈值。环境风险变化又会干扰人员行为与设备运行,高浓度粉尘遮挡视线易导致人员越界作业,瓦斯浓度异常会触发设备保护性停机,形成隐患传导链条。特征耦合呈现非线性关联特性,需通过多源特征融合算法剥离交叉干扰,精准定位核心隐患源头,为监测模型优化提供数据支撑。

## 2 智能监测系统的技术架构设计

## 2.1 分层监测架构

智能监测系统采用边缘-云端协同的分层架构,以平衡实时性与计算资源需求。边缘层部署于矿井现场,承担实时监测与本地预警功能<sup>[2]</sup>。该层通过轻量化模型实现低延迟推理,针对人员违规操作、设备异常状态等紧急隐患,在100毫秒级时间内完成识别并触发本地声光报警,确保现场人员及时响应。边缘节点还具备数据缓存能力,可短暂存储原始视频流,缓存时间建议为5-10分钟,避免因网络中断导致数据丢失。云端层构建于地面数据中心,聚焦全局监测与深度分析。该层整合多边缘节点的历史数据,通过时序分析挖掘隐患演化规律,例如设备故障的周期性特征或环境风险的累积效应,分析周期建议为1-7天。关联规则挖掘技术被用于识别复合型隐患,如人员违规操作与瓦斯浓度升高的时空耦合关系,为安全管理提供决策支持。云端层还承担模型优化任务,定期将训练好的新模型推送至边缘节点,模型更新周期建议为1-4周,实现系统能力的动态迭代。

## 2.2 监测数据流设计

数据流设计遵循“感知-处理-决策-执行”的闭环逻辑。视频流采集环节采用多摄像头协同机制,覆盖巷道、工作面等关键区域,确保隐患无监测盲区。预处理阶段针对煤矿场景的动态干扰进行优化,通过自适应去噪算法消除粉尘、光照突变的影响,并通过图像增强技术提升低对比度区域的可见性。特征提取环节融合多尺度分析方法,既关注人员行为的全局轨迹,也捕捉设备状态的局部形变,同时提取环境风险的光影变化特征。隐患判断模块采用级联决策策略,先通过快速筛选模型排除明显正常场景,再由高精度模型对疑似隐患进行复核,减少误报率。预警信号生成后,系统启动双向反馈机制:一方面向现场设备发送停机指令,例如切断违规操作区域的电源;另一方面将隐患信息推送至管理终端,包括位置、类型及建议处置措施。反馈信号同步触发边缘节点的数据标记流程,为后续模型训练提供标注样本,形成“监测-处置-学习”的持续优化循环。

## 2.3 边缘-云端资源动态分配机制

边缘-云端资源动态分配以需求驱动为核心,结合煤矿场景监测优先级与资源负载状态实现精准调度。基于隐患等级设定资源分配权重,一级预警关联的紧急隐患优先分配边缘层计算资源,保障毫秒级响应;二级、三级隐患则动态调配云端算力,完成深度分析与趋势预测。资源调度依托实时负载监测模块,边缘节点通过算力占用率、能耗数据判断本地资源余量,当单节点负载超过阈值时,自动将非紧急任务迁移至相邻空闲边缘节

点,避免局部算力过载。云端层通过资源虚拟化技术整合算力资源,根据多边缘节点数据上传量动态分配存储与计算节点,高峰时段扩容处理单元,低峰时段释放冗余资源,降低运行成本。引入预测性调度策略,基于历史监测数据预判作业高峰与隐患高发时段,提前向对应区域边缘节点预置计算资源,同步调整云端模型推理优先级,实现资源供给与监测需求的动态匹配,兼顾系统响应效率与资源利用效能。

## 3 核心监测算法与模型

### 3.1 基于视频的动态目标监测技术

动态目标监测是煤矿隐患识别的核心环节,需兼顾人员行为、设备状态两类对象的特征差异<sup>[3]</sup>。人员监测以人体运动分析为基础,通过人体关键点检测技术定位关节位置,构建骨骼模型以解析行为模式。例如,弯腰动作可通过脊柱弯曲角度量化,攀爬行为则依赖四肢与支撑面的接触关系判断。此类算法需适应矿井环境的光照变化,采用多尺度特征融合策略提升关键点检测鲁棒性。人-机交互监测进一步扩展分析维度,通过空间距离计算与运动趋势预测,识别人员靠近旋转设备、进入危险区域等高危场景,为安全防护提供前置预警。设备监测聚焦运动部件与结构状态的动态变化。运动部件轨迹异常检测通过边界约束模型实现,例如皮带运行轨迹被定义为固定通道,当检测到边缘像素突破通道边界时,触发跑偏预警。此类算法需结合时序信息过滤短期波动,避免因物料分布不均导致误报。结构形变监测采用图像对齐技术,以初始状态为参考帧,通过特征点匹配计算支架、顶板等结构的位移场。针对煤矿场景的纹理单一性,引入光流法与深度学习结合的策略,利用局部运动矢量分布特征增强形变感知能力,实现毫米级倾斜检测。

### 3.2 环境风险监测算法

环境风险监测依赖对视觉特征的间接分析,重点解决瓦斯积聚、顶板裂隙等灾害的前兆识别问题。瓦斯积聚无法直接观测,但会导致烟雾扩散模式与光影强度变化。烟雾检测算法通过分析视频帧间的灰度波动与纹理紊乱度,结合空间传播模型区分正常粉尘与异常烟雾。光影变化检测则利用瓦斯浓度升高对光源的散射效应,通过局部区域亮度突变与边缘模糊度量化风险等级。两类算法需动态调整阈值,以适应矿井光照条件的周期性变化。顶板裂隙演化分析以光流法为核心,通过计算连续帧间像素的运动矢量,构建裂隙表面的位移场。裂隙扩展速度由运动矢量的模值与方向一致性联合确定,当检测到局部区域矢量模值持续增大且方向趋于发散时,

判定为裂隙加速扩展。为提升长期监测的稳定性,算法引入背景建模技术,动态更新顶板初始状态,消除光照衰减与设备振动对位移计算的干扰,背景更新周期建议为1-5天。时空演化分析进一步整合多时相数据,通过裂隙长度、宽度及扩展方向的联合趋势预测,为顶板支护决策提供量化依据,预测时间跨度建议为1-7天。

#### 4 监测系统的关键技术实现

##### 4.1 实时监测优化

实时性是煤矿监测系统的核心指标,需通过模型轻量化与多摄像头协同实现毫秒级响应。轻量化模型部署采用知识蒸馏与量化剪枝技术,将高精度模型的参数规模压缩至原有十分之一,通过结构化剪枝移除冗余计算分支,使边缘设备能够在40ms内完成单帧推理<sup>[4]</sup>。针对矿井环境的多摄像头布局,时空校准技术通过标定板投影与光流法对齐,消除不同视角间的尺度差异与时间延迟,确保目标在跨摄像头切换时保持身份一致性。目标接力跟踪算法进一步融合运动趋势预测与区域重叠度分析,当目标进入相邻摄像头视野时,自动继承前一摄像头的跟踪状态,避免因视角切换导致的目标丢失。

##### 4.2 监测鲁棒性增强

煤矿场景的动态干扰要求监测系统具备强鲁棒性,需从模型训练与数据过滤双维度优化。对抗样本防御通过数据增强策略实现,在训练阶段向输入图像添加粉尘噪声、光照突变等模拟干扰,迫使模型学习更具泛化性的特征表示。例如,采用自适应亮度调整算法生成不同光照条件下的训练样本,使模型在强光或弱光环境下仍能保持90%以上的检测准确率。异常数据过滤基于时空一致性原则,对单摄像头检测结果进行交叉验证。当某一摄像头报告隐患时,系统自动调取相邻摄像头在相同时间段的视频片段,通过目标空间位置与运动轨迹的匹配度判断检测结果的可信度。若相邻摄像头未检测到对应目标或运动轨迹存在矛盾,则判定为误检并剔除,有效降低粉尘瞬时遮挡或设备振动导致的虚警率。

##### 4.3 监测-预警-干预闭环

闭环控制是提升系统实用性的关键,需通过预警分级与可靠传输实现精准干预。预警分级策略依据隐患的

紧急程度与影响范围设定三级响应机制:一级预警对应人员违规操作等即时危险,触发现场声光报警并立即切断相关设备电源,响应时间控制在100毫秒内;二级预警针对设备异常状态,推送至管理终端并启动定时巡检,巡检周期根据设备类型设定,一般为1-24小时;三级预警用于环境风险早期预警,仅记录数据供后续分析,记录周期建议为1-30天。干预信号的可靠传输采用抗电磁干扰的工业通信协议,通过差分信号编码与前向纠错技术,确保信号在长距离传输中的完整性。例如,在瓦斯浓度超标场景下,系统将预警信号编码为特定频率的脉冲序列,即使遭遇电磁干扰导致部分比特错误,接收端仍能通过纠错算法恢复原始信号,避免因通信故障延误设备停机时机。闭环反馈机制进一步整合干预结果,将设备停机时间、人员撤离情况等执行信息反馈至监测系统,为后续预警策略调整提供数据支撑。

#### 结束语

基于AI视频识别的煤矿安全隐患智能监测系统,立足煤矿场景特性,通过对象特征分析、分层架构设计、核心算法优化及关键技术落地,有效破解动态干扰、隐患耦合、响应滞后等行业痛点。系统实现人员、设备、环境三类隐患的全维度监测,构建边缘-云端协同的闭环管控体系,提升隐患识别精度与处置效率,为煤矿安全生产筑牢技术防线。后续可围绕复杂地质条件适配、多源传感数据融合等方向深化研究,持续完善系统性能,契合煤矿安全防控的实际需求。

#### 参考文献

- [1]程德强,钱建生,郭星歌,等.煤矿安全生产视频AI识别关键技术研究综述[J].煤炭科学技术,2023,51(2):349-365.
- [2]张善兵.洗煤厂视频AI智能分析系统探讨[J].自动化博览,2023,40(4):30-33.
- [3]张辰,张宏凯,杨列珍,等.基于视频AI的煤矿提升机液压站渗漏油监测系统研究与应用[J].现代矿业,2025,41(10):143-147.
- [4]马平,王愿愿,林云志.AI智能图形识别控制系统——煤矿皮带胶带机监测系统的应用[J].电脑爱好者(普及版)(电子刊),2022(10):1323-1324.