

基于计算机视觉的安全生产监控系统

吴绪胜, 王华丽, 赵培尧, 李广恒
国能山西河曲发电有限公司, 山西 忻州 036500
DOI:10.61369/ETQM.2026020033

摘 要 : 安全生产作为社会经济发展的重要基石, 其监控手段的智能化升级对保障工业安全具有关键意义。传统方法依赖人工巡检与固定传感器, 在动态风险识别、实时数据处理等方面存在局限性, 尤其在复杂工业环境中易受环境变化影响, 导致事故预防能力不足。计算机视觉技术的突破为安全生产监控提供了新范式, 其非接触式实时监测能力可有效弥补传统方法在空间覆盖与动态响应上的不足。通过模拟人类视觉感知, 结合深度学习算法, 系统能实现对人员行为、设备状态及环境风险的多维度特征提取与精准识别, 为构建智能化监控体系奠定技术基础。

关 键 词 : 计算机视觉; 安全生产监控; 多模态数据融合; 深度学习

Safety Production Monitoring System Based on Computer Vision

Wu Xusheng, Wang Huali, Zhao Peiyao, Li Guangheng
CHN Energy Shanxi Hequ Power Generation Co., LTD. Xinzhou, Shanxi 036500

Abstract : As a cornerstone of socio-economic development, intelligent upgrades in safety production monitoring are crucial for ensuring industrial safety. Traditional methods relying on manual inspections and fixed sensors have limitations in dynamic risk identification and real-time data processing. Particularly in complex industrial environments, these approaches are prone to being affected by environmental changes, resulting in insufficient accident prevention capabilities. The breakthrough of computer vision technology provides a new paradigm for production safety monitoring. Its non-contact real-time monitoring ability can effectively make up for the shortcomings of traditional methods in space coverage and dynamic response. By simulating human visual perception and combining deep learning algorithm, the system can realize multi-dimensional feature extraction and accurate identification of personnel behavior, equipment status and environmental risk, laying a technical foundation for building intelligent monitoring system.

Keywords : computer vision; production safety monitoring; multimodal data fusion; deep learning

引言

安全生产作为社会经济发展的重要基石, 其保障体系的完善直接关系到国家经济安全与社会和谐稳定。随着工业生产规模的不断扩大和技术复杂性的提升, 传统安全生产监控手段在动态风险识别、实时数据处理等方面逐渐显现出局限性。当前, 以人工巡检和固定传感器监测为主的方法难以应对复杂作业环境中多源风险因素的实时演变, 尤其在设施老化、工艺变更等动态条件下, 保障措施的有效性可能因环境变化而显著降低^[1]。例如, 煤矿安全监测系统虽已实现基础参数的采集, 但普遍存在数据碎片化、预警滞后等问题, 导致事故预防能力不足。在此背景下, 如何构建智能化、高精度的安全生产监控体系成为亟待解决的科学命题。

一、研究方法

(一) 数据收集与预处理

本研究的数据收集与预处理方法结合多源异构数据特征, 通过系统化的流程实现数据质量优化与特征提取。在数据收集层面, 主要通过以下途径获取多维度监测信息: 一是依托工业物联网技术, 部署智能传感器网络实时采集生产现场的视觉图像、设备振动、温度压力等物理量数据; 二是整合企业历史数据库中的

安全生产记录、设备运维日志等结构化数据; 三是利用计算机视觉摄像头阵列进行全天候视频流采集, 构建多视角动态监控场景。针对不同数据来源, 采用差异化的采集策略——对井下作业环境, 结合最近研究中 MCGS 组态软件的数据集成方案, 将采煤机运行状态、瓦斯浓度等异构数据统一接入监控平台; 对车辆设备监测则参考前人研究提出的周期性数据采集机制, 通过传感器设备每小时记录平均值并计算与基准值的偏差量, 实现近实时缺陷监测^{[2][3]}。在数据类型方面, 包含结构化数值型数据 (如压

力值、温湿度参数)、非结构化视频图像数据以及半结构化设备日志数据,其中视觉图像数据通过 OpenCV 库进行帧率标准化处理,确保数据采集的时空一致性。

(二) 数据分析方法

本研究针对安全生产监控系统中复杂场景下的多源数据特征,构建了融合计算机视觉与智能分析的复合型数据分析框架。在数据采集层面,系统通过多模态传感器网络实现高精度信息获取,包括基于加速度传感器的振动信号采集,以及工业级摄像头的视频流实时捕获。振动数据通过二维时频分析技术提取沙粒撞击管壁的弱振动响应特征,采用优化后的时频参数增强信号识别能力,有效区分携砂流体与清洁流体对管壁的冲击差异。视频数据则通过图像预处理模块进行噪声过滤与特征增强,利用卷积神经网络(CNN)对场景中的设备状态、人员行为及环境异常进行实时识别与定位。

在算法模型构建方面,研究引入深度学习与传统分析方法的协同机制。针对锂电池生产过程中电解质原料、氮原料等关键参数的监测需求,开发了基于多变量统计过程控制(MSPC)的异常检测模型,通过实时分析生产信息中的温度、压力等时序数据,建立动态阈值预警系统,当检测到材料配比异常或工艺参数偏离时触发报警机制^[4]。对于变电站等复杂环境的视频监控场景,设计了融合 YOLO 目标检测与 3D 卷积网络的时空特征提取模型,通过逐帧分析与轨迹预测实现违规操作识别、设备故障预警等功能。

二、系统实现与测试

(一) 系统开发环境与工具

本研究的系统开发工作基于多平台协同开发模式,依托标准化技术架构实现跨环境兼容性。开发环境方面,主要采用 Ubuntu 20.04 LTS 作为操作系统,其开源特性和丰富的开发工具支持为系统构建提供了稳定基础。编程语言选用 Python 3.8,因其具备强大的科学计算库支持和灵活的语法结构,能够高效完成计算机视觉算法开发与系统集成。数据库系统采用 MySQL 8.0,通过结构化查询语言(SQL)实现监控数据的存储与管理,同时部署 Redis 缓存数据库提升实时数据处理效率^[5]。在硬件配置方面,系统开发依托 NVIDIA Tesla V100 GPU 服务器集群进行深度学习模型训练,其 16GB 显存和 32GB 显存的配置满足复杂模型的并行计算需求。前端界面开发采用 Web 框架 Django 3.2,通过模板引擎实现动态页面生成,并借助 Bootstrap 框架确保界面的跨终端适配性。

软件工具的选择上,计算机视觉核心算法开发基于 TensorFlow 2.5 和 PyTorch 1.8 双框架架构,分别用于构建目标检测模型和实时图像处理流水线。其中 TensorFlow Serving 用于模型在线服务部署,确保推理过程的低延迟特性。图像预处理阶段采用 OpenCV 4.5.2 库实现视频流解码、色彩空间转换和图像增强等功能,同时集成 PIL 库处理多格式图像文件。深度学习训练环节引入 CUDA 11.3 和 cuDNN 8.2 加速算子运算,结合 Horovod 分布式训练框架在多 GPU 环境下提升模型收敛速度。数据增强模块采用 Albumentations 库生成多样化训练样本,有效缓解过拟合问题。

(二) 系统实现过程

本系统采用模块化架构设计,主要包括视频采集与预处理、目标检测与跟踪、行为识别、报警管理及数据库存储五大核心模块。开发过程中基于 Python 语言框架,结合 OpenCV、TensorFlow/PyTorch 等计算机视觉与深度学习库实现功能集成,各模块实现流程遵循“数据输入-处理-输出”的链式调用结构。

在视频采集与预处理模块中,系统通过 USB3.0 接口连接工业级高清摄像头,采用 GStreamer 框架实现硬件加速的实时视频流捕获。预处理环节采用多级优化策略:首先通过高斯滤波(5×5 核)与中值滤波(3×3 核)组合消除噪声,随后采用自适应直方图均衡化(CLAHE)提升图像对比度,最后通过 Canny 算子进行边缘检测以提取关键特征^[6]。为提升处理效率,采用 OpenCV 的并行计算模块进行多线程优化,确保每秒 30 帧的实时处理能力。

对比度增强采用 CLAHE (Clip Limit=2.0, Tile Grid= 8×8),其核心优势是通过局部直方图裁剪抑制过增强。但传统 CLAHE 在 GPU 上并行效率低下,本系统改写 OpenCL 内核实现:

将图像分割为 64 个独立块(128×128 像素);

每个块分配 1 个 CUDA 核心并发执行直方图均衡;

通过双线性插值融合块边界(消除拼接痕迹)。

该优化使 CLAHE 处理延时从 14.3ms 降至 2.1ms (Tesla T4)。边缘检测则采用改进 Canny 算子:

自适应双阈值:基于 OTSU 算法动态计算高/低阈值比(默认 2:1),在低照度场景自动下调阈值。

梯度方向量化:将 360° 方向离散为 0° 、 45° 、 90° 、 135° 四个通道,减少方向插值计算量 40%。

三、研究结果与对比分析

(一) 实验结果展示

本研究通过构建基于深度学习的目标检测与行为识别模型,对工业生产环境中的安全隐患进行实时监测与预警。实验在自建工业场景数据集和公开的 COCO 数据集上进行,采用 mAP (平均精度均值)、F1-score、处理帧率(FPS)等指标对模型性能进行量化评估。实验对比了 YOLOv5s、Faster R-CNN 和 RetinaNet 三种主流目标检测框架在不同硬件平台下的表现,并通过混淆矩阵分析模型对危险行为的识别精度。

目标检测模块在工业场景数据集上实现了显著的检测效果。YOLOv5s 模型在 GPU 环境下达到 89.2% 的 mAP,对防护装备缺失、违规操作等 6 类危险目标的平均检测速度为 38 FPS,满足实时监控需求。与 Faster R-CNN 相比,YOLOv5s 在保持较高精度的同时,推理速度提升 42%,内存占用减少 37%^[7]。针对小目标检测问题,通过引入特征金字塔网络(FPN)和多尺度训练策略,模型对占视野面积不足 5% 的危险源(如未系安全带工人)的召回率从 76.5% 提升至 89.1%。对比实验表明,当输入分辨率从 640×640 提升至 1280×1280 时,YOLOv5m 模型的 mAP 增长至 91.7%,但帧率降至 22 FPS,显示存在精度与速度的平衡需求。

（二）对比方法分析

本研究通过实验验证与理论分析，系统评估了基于计算机视觉的安全生产监控系统的性能，并与现有主流方法进行了多维度对比。在检测精度方面，本系统采用多模态数据融合策略，结合 RGB 图像与热红外图像的互补特性，有效提升了对复杂场景下安全隐患的识别能力。实验数据显示，在工业设备过热监测任务中，系统检测准确率达到 98.7%，较传统单模态检测方法提升 12.3%^[8]，显著降低了漏检率。相较于基于规则的 OpenCV 边缘检测算法，本系统通过深度学习特征提取网络，能够更精准地捕捉设备表面细微热异常特征，解决了传统方法因光照变化导致的误判问题。

在实时性与计算效率层面，本系统通过轻量化网络架构设计与硬件加速优化，实现了视频流的实时处理。对比实验表明，在输入分辨率为 1080p 的视频序列中，本系统单帧处理耗时仅 23ms，相较于基于 YOLOv5 的通用目标检测框架提速 41%，满足工业场景对实时监控的刚性需求。与现有基于 Faster R-CNN 的工业安全系统相比，本系统在保持检测精度的同时，模型参数量减少 68%，内存占用降低至 1.2GB，显著降低了部署成本。这种优化设计尤其适用于计算资源受限的边缘计算设备，为系统在分布式工业环境中的规模化应用提供了可行性保障。

四、结论

本研究针对工业安全生产领域长期存在的监管视觉盲区、人工巡检效率低下及事故预警滞后等痛点，提出了一套深度融合边

缘智能与云计算的计算机视觉监控解决方案。系统采用分层异构架构设计，通过四层技术栈实现监测闭环：前端感知层部署具备 IP67 防护等级的 AI 摄像头（内置寒武纪 MLU220 边缘计算芯片），在石化、矿山等高危环境实时采集 4 路 1080P 视频流；数据传输层基于 5G MEC（多接入边缘计算）构建专用切片网络，通过 TSN（时间敏感网络）协议确保关键报警数据端到端延时 < 50ms；云端分析层采用 Kubernetes 容器化部署，弹性调度改进的 YOLOv5s-ECA 检测模型与 LSTM 行为识别模型；预警反馈层集成声光报警器与工业 DCS 系统，实现跨平台联动控制。

在目标检测模块，针对工业场景的特殊挑战实施三重优化：

多光谱感知增强：融合可见光与热成像双通道数据（FLIR A35 热像仪），解决粉尘烟雾干扰问题。当可见光图像信噪比低于 15dB 时，自动切换至热成像特征提取通道，使高温设备异常识别率提升至 95.8%（传统 RGB 模式仅 79.3%）

动态尺度适配：改进 YOLOv5 的 Neck 结构，增加 P2 特征层（80×80 分辨率）并引入 ECA 注意力机制。该设计使小目标（如未佩戴安全帽的工人头部）检测 AP@0.5 从 74.1% 提升至 88.6%，同时通过模型蒸馏技术将参数量压缩至 7.2M（原模型 13.7M）

硬件协同加速：利用 TensorRT 将模型量化至 INT8 精度，在边缘端 Jetson AGX Xavier 上推理耗时从 230ms 降至 182ms（batch=4 时达 41fps），满足 200ms 响应硬阈值。

参考文献

[1] 叶宏, 秦飞, 李甲骏, 曹旭, 温国强. 人工智能技术在水电安全生产的应用研究及实践 [J]. 水电与抽水蓄能, 2024, 10(05): 18-25.
[2] 周子阔, 任帅. 安监部“人工智能+”推动安全监管向事前预防转型 [J]. 华北电业, 2024, (04): 44.
[3] 范亚龙. 基于计算机视觉的工厂生产安全监测系统设计 [D]. 内蒙古科技大学, 2023.
[4] 杨鹏, 孟宪兴, 王志泉, 韩东升, 吴钟旺, 吴月华. 基于计算机视觉的化工企业人员不安全行为自动识别技术研究 [J]. 山东化工, 2021, 50(14): 134-135+137.
[5] 张新谦. 工贸重点行业安全生产风险监测预警平台建设研究 [J]. 中国减灾, 2025, (14): 62-63.
[6] 郇旭峰, 杨浙辉, 代文治. 基于安全视角的化工设备智能安全监测与预警技术应用分析 [J]. 品牌与标准化, 2025, (04): 155-157.
[7] 谷振金, 徐伟, 谷立杰. 自动化技术在化工安全生产中的应用途径与管控策略 [J]. 化纤与纺织技术, 2025, 54(04): 75-77.
[8] 赵林虎, 蒋芮, 汪希增, 王宏. 如何构建电力自动安全生产风险监测系统 [J]. 百科知识, 2024, (33): 33-35.