

# 基于昇腾芯片的加油站不安全行为智能监测预警系统建设

徐明智<sup>1</sup>, 幸贞雄<sup>1</sup>, 武熠明<sup>1</sup>, 徐翔<sup>1</sup>, 蔡永成<sup>2</sup>

<sup>1</sup>贵州省劳动保护科学技术研究院, 贵州 遵义

<sup>2</sup>贵阳红鸟智能技术服务有限公司, 贵州 贵阳

收稿日期: 2023年7月18日; 录用日期: 2023年8月18日; 发布日期: 2023年8月24日

## 摘要

人的不安全行为是导致生产安全事故的主要原因, 为解决传统的人员不安全行为监管方式主要依靠现场监督检查和查看监控, 有较大的局限性这一问题, 基于华为昇腾芯片, 以加油站为场景, 训练了4个目标检测模型, 实现了3种不安全行为智能监测预警算法, 建立了加油站不安全行为智能监测预警系统。通过测试, 各算法准确率均达到90%以上, 能够较好的检测到加油站的各种不安全行为, 提升加油站安全管理水平。

## 关键词

安全管理, 行为分析, 华为昇腾, 计算机视觉, YOLO v5

# Construction of Intelligent Monitoring and Warning System for Unsafe Behaviors in Gas Stations Based on Ascend Chip

Mingzhi Xu<sup>1</sup>, Zhenxiong Xing<sup>1</sup>, Yiming Wu<sup>1</sup>, Xiang Xu<sup>1</sup>, Yongcheng Cai<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Guizhou Institute of Labor Protection Science and Technology, Zunyi Guizhou

<sup>2</sup>Guiyang Red Bird Intelligent Technology Service Co., Ltd., Guiyang Guizhou

Received: Jul. 18<sup>th</sup>, 2023; accepted: Aug. 18<sup>th</sup>, 2023; published: Aug. 24<sup>th</sup>, 2023

## Abstract

Unsafe human behavior is the main cause of production safety accidents, in order to solve the

文章引用: 徐明智, 幸贞雄, 武熠明, 徐翔, 蔡永成. 基于昇腾芯片的加油站不安全行为智能监测预警系统建设[J]. 安防技术, 2023, 11(3): 23-29. DOI: 10.12677/jsst.2023.113003

problem that the traditional supervision method of unsafe behavior mainly relies on on-site supervision, inspection and monitoring has great limitations, an intelligent monitoring and warning system based on Huawei Ascend chip for unsafe behaviors of gas stations has been established, which has take gas station as the scene, trained four target detection models , and realized three kinds of intelligent monitoring and warning algorithms of unsafe behavior. The result showed that the accuracy of each algorithm reaches more than 90%, which can better detect various unsafe behaviors of gas stations and improve the safety management level of gas stations.

## Keywords

Safety Management, Behavior Analysis, Huawei Ascend, Computer Vision, YOLO v5

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

生产安全事故一直是干扰企业正常运行、威胁人民群众生命财产安全的大问题,研究发现,超过 70% 的生产安全事故与人的不安全行为有关[1] [2] [3]。传统的现场检查和查看监控的不安全行为监管方式,覆盖范围有限,实时性不强。随着技术发展,人们开始尝试研究人工智能在安全生产中的应用[4] [5] [6]。文献[7]利用 YOLO v3 实现了对加油站吸烟和使用手机两种不安全行为的监测预警,文献[8]提出了一种在油田作业现场检测吸烟行为的方法,文献[9]针对建筑施工中不带安全帽的行为进行了研究,提出了相应的检测方法。这些智能监测预警技术,为安全生产管理工作带来很大的便利。

从目前的研究情况来看,多数的智能监测预警算法研究大多数是基于 NVIDIA 的图形处理器 (Graphics Processing Unit, GPU),当前主流的深度学习框架如 TensorFlow、Pytorch 等都是基于 GPU 产品进行研发。不同于 GPU,华为发布了昇腾芯片,专门面向神经网络计算,其芯片架构、加速库和深度学习框架都区别于 GPU。本文针对加油站场景中人的不安全行为,利用华为的昇腾芯片和深度学习框架 Mindspore [10]研发了智能监测预警算法,建立了基于华为昇腾芯片的加油站不安全生产行为智能监测预警系统。

## 2. 不安全行为分析及算法实现

### 2.1. 不安全行为分析

根据前期研究基础,加油站存在吸烟、车辆违停、卸油人员离岗等 3 类不安全行为[11],具体如表 1 所示。

**Table 1.** Unsafe behaviors and possible types of accidents at gas stations

**表 1.** 加油站不安全行为及可能导致的事故类型

序号	不安全行为	主要存在区域	可能导致的事故类型
1	吸烟	加油区	火灾、爆炸
2	车辆违停	加油区、卸油作业区	车辆伤害、火灾、爆炸
3	卸油人员离岗	卸油作业区	油品泄漏、火灾、爆炸

## 2.2. 智能算法实现

### 2.2.1. 需求分析

1) 吸烟。加油站实际环境中摄像头安装位置一般较高,仅检测香烟目标太小。通过先检测监测目标区域中的人,以检测到人为中心缩小目标区域,再检测香烟,可以提高检测准确率,同时减少地标线、栏杆等白色条状物体的干扰。为了安全起见,香烟无论是否点燃,一旦检测到均发出预警。

2) 车辆违停。判断是否违停,需要先检测出车辆,然后确认车辆已经停止(避免将临时性停放或是路过车位的车辆误判为违停),再根据车辆和车位的位置关系判断车辆是否违停。

3) 卸油人员离岗。通过检测卸油口开闭状态判断卸油作业是否开始,卸油口打开,再检测该区域内人员数量,少于2人则发出预警。

根据上述分析,针对吸烟、车辆违停、卸油人员离岗这3类不安全行为开发对应的智能监测预警算法,共涉及人、香烟、车辆、卸油口共4类目标检测模型。YOLO系列是经典的目标检测算法[12],本文选用新一代的YOLO v5进行模型训练,其具有模型体积小,推理速度快的特点,在模型的快速部署上有较大的优势。

### 2.2.2. 数据集制作

数据集制作遵循以下原则:在满足算法开发和加油站实际应用的前提下,有公共数据集的以公共数据集为主;没有的则采集多个加油站的现场图片,使用精灵标注助手进行标注,自制数据集。

人、车辆具有通用性,使用部分coco数据集,并在此基础上补充了多个加油站内采集的素材。

香烟的公共数据集一般仅对香烟本体进行标注,因加油站现场中香烟目标较小,仅检测香烟本体易产生误报或漏报等情况,因此制作专门数据集,并在标注时选择了持烟手势与嘴部吸烟等目标,同时将香烟的大小同人体比例限定在一定范围。

卸油口为加油站所特有,数据集为自制。同时,考虑到每个加油站的卸油作业区监控摄像头与卸油口位置通常不会发生变化,因此每个加油站单独制作卸油口数据集。

各数据集大小如表2所示。

**Table 2.** Performance of various target detection models

**表 2.** 各目标检测模型性能

序号	检测目标	原型算法	数据集(张)	mAP (%)
1	人	YOLO v5	71,686	79.2
2	香烟	YOLO v5	10,937	98.2
3	车辆	YOLO v5	71,686	65
4	卸油口	YOLO v5	600左右(单个加油站)	99.5

### 2.2.3. 算法训练

算法训练使用昇腾910芯片和Mindspore框架,学习率 $lr$ 为0.001,单次传输样本数batch size为16,最大训练轮次max epoch为300,各模型性能如表2所示。其中,人和车辆的模型在训练时使用了coco数据集,涉及类别较多,导致mAP不高,但在现场实际使用时有较好的检测效果。

## 3. 智能监测预警系统的建立

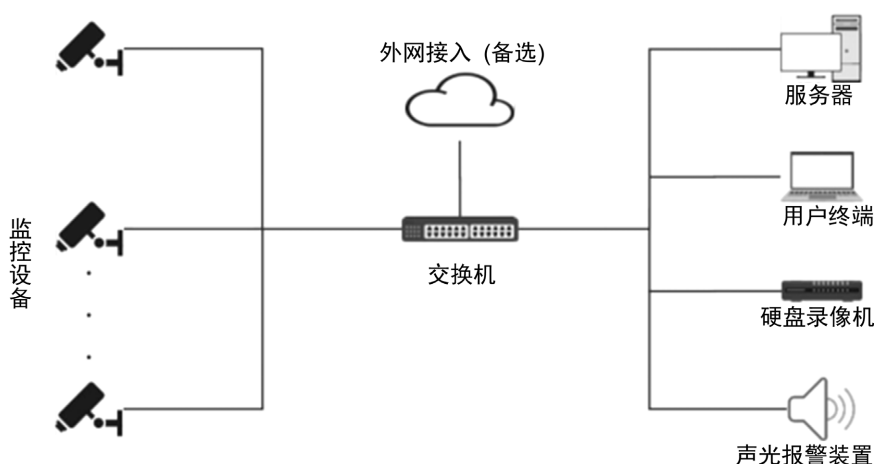
### 3.1. 系统组成

智能监测预警系统主要由表3中的设备组成,开发的算法运行在推理服务器上,推理服务器使用了

昇腾 310 AI 加速器，具有高效计算和低功耗的优点，半精度(FP16, Half-precision floating-point)运算能力为 8TFLOPS，支持 20 路视频分析。系统网络架构如图 1 所示。

**Table 3.** Intelligent monitoring and early warning system equipment  
**表 3.** 智能监测预警系统设备

序号	设备名称	主要参数	功能
1	推理服务器	CPU 鲲鹏 920, 加速器昇腾 310, 内存 32G	算法推理
2	硬盘录像机	硬盘 36T, 90 天	视频存储
3	交换机	100 Mbps	网络管理, 数据传输
4	摄像头	1080P	视频获取



**Figure 1.** Architecture of the system network  
**图 1.** 系统网络架构

### 3.2. 系统功能

系统的作用是实时监测需要关注区域内的不安全行为，提升安全管理水平。因此，系统设计遵循简单易用的原则，主要包含以下功能。

- 1) 预警区域设定。根据不安全行为的特点及涉及区域，设定加油站不安全行为监测预警的有效范围，排除外部行人和车辆等的干扰。
- 2) 实时监测预警。实时监测设定的预警区域，当目标行为出现后，根据行为类别和摄像头编码等生成预警信息，传输到声光报警装置，发出预警。同时，将本次不安全行为截图等预警信息保存至本地数据库。
- 3) 预警信息统计分析。系统定期统计分析不安全行为信息，显示预警趋势，为安全管理提供数据支持。

## 4. 预警效果测试

### 4.1. 测试方案

为了客观反映各算法对加油站不安全行为的真实预警效果，同时不影响加油站的正常营业，本文在多个加油站现场采集了不安全行为视频，并进行处理，以实际场景下的不安全行为视频来测试各算法的

预警准确率。预警准确率为正确预警视频数量占测试视频总数的百分比。

为了对比昇腾芯片的检测效果,使用相同的数据集和目标检测模型在 NVIDIA 的 GPU 平台上进行训练并测试预警效果。训练使用的 GPU 型号是 RTX A6000,推理使用的是 RTX 3060Ti。

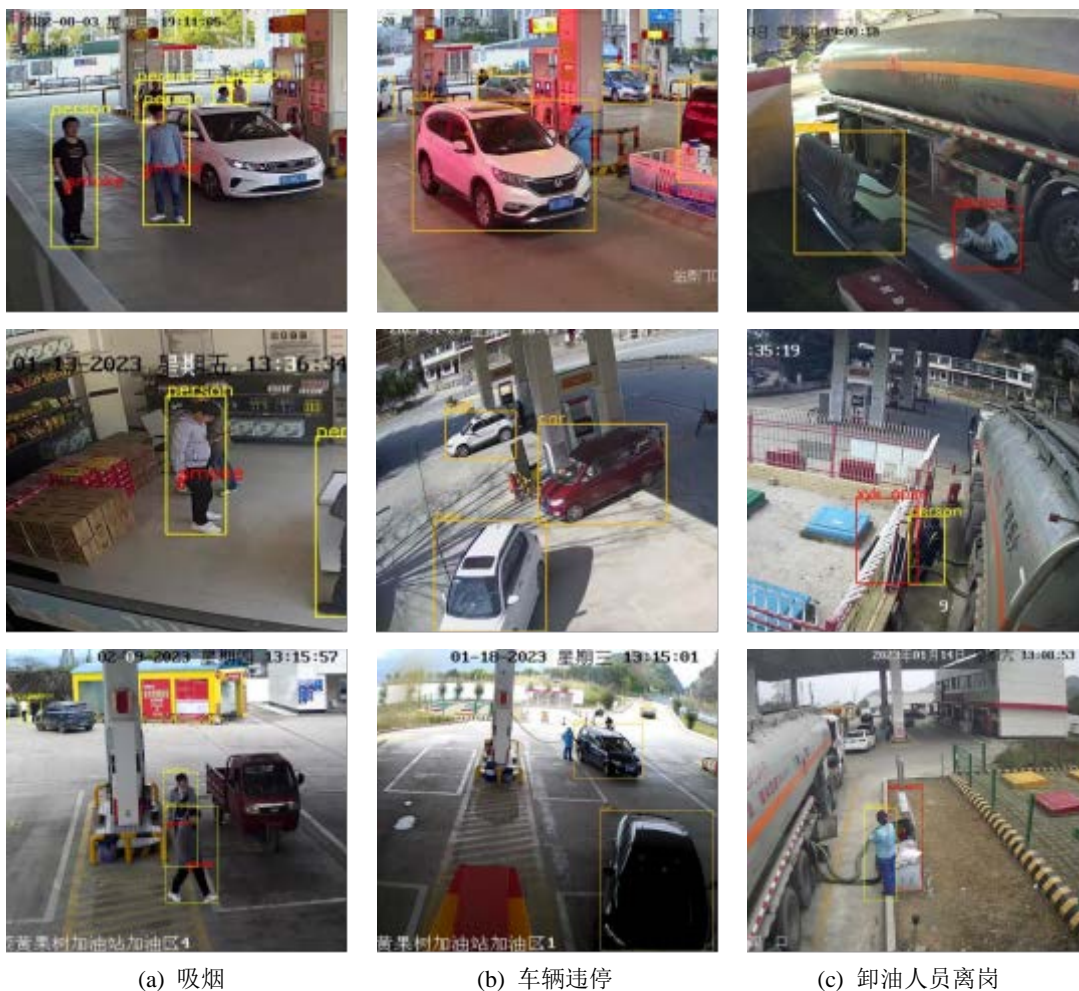
## 4.2. 测试结果

各算法测试结果如表 4 所示,昇腾芯片的部分视频测试效果如图 2 所示。

**Table 4.** Test results of the algorithm

**表 4.** 各算法测试结果

序号	算法名称	测试视频总数	视频时长(秒)	正确预警数量	准确率(%)	
					昇腾	NVIDIA
1	吸烟监测	134(吸烟: 66, 未吸烟: 68)	6	123	91.79%	92.54%
2	车辆违停监测	131(正确停放: 63, 违停: 68)	30	124	94.66%	95.42%
3	卸油人员离岗监测	134(在岗或未卸油: 67, 卸油离岗: 67)	30	124	92.54%	95.52%



**Figure 2.** Partial video test results of the Ascend chip

**图 2.** 昇腾芯片的部分视频测试效果



由表 4 可知, 两种加速器训练的算法准确率在一个水平上, 都达到 90%以上, 但昇腾的整体准确率比 NVIDIA 略低, 这与文献[13]的结论一致。昇腾精度使用的是 16 位浮点(FP16, 又称半精度), 可以获得更快的加速效果, 但需要依靠其他的技术或更多的迭代保证模型的学习效果。

从表中可以看到, 吸烟和卸油人员离岗监测算法的准确率相对低一些。分析判断错误的视频, 发现主要有以下问题:

1) 加油站摄像头大多设置在离地面较高的罩棚支柱上, 而香烟目标较小, 容易漏检或是将人头部和手臂附近的白色条状物误识别为香烟。

2) 卸油区域在停放油罐车开始卸油时空间比较狭小, 油罐车驾驶员和卸油工作人员可能会被微型消防站、作业规程指示牌等遮掩, 导致无法正确判断现场人员数量。

3) 对于光线较暗、地面积水反光或是强光照等情况, 模型的识别效果会变差。

## 5. 结语

昇腾芯片目前的使用者较少, 尚未形成较为完善的生态圈, 其适用场景、实际表现, 包括一些开发过程中的技术难题, 都还需要使用者自行研究。本文使用昇腾 910 和昇腾 310 两种不同的芯片, 开展了以下工作。

1) 分析了加油站主要存在的不安全行为, 根据其行为特点, 利用昇腾 910、Mindspore 框架开发了对应的智能监测预警算法。

2) 基于昇腾 310, 建立了加油站不安全行为智能监测预警系统, 实现了预警区域设定、实时监测预警、预警信息统计分析等功能。

3) 通过采集加油站实际场景的视频, 对智能监测预警算法的准确率进行测试, 并同 NVIDIA 平台进行了对比, 算法准确率在一个水平上, 都达到 90%以上, 但昇腾的整体准确率比 NVIDIA 略低。

吸烟和卸油人员离岗的检测效果稍差, 后续可以结合姿态识别、视频增强等技术, 提升检测效果。

## 基金项目

贵州省科研机构创新能力建设专项资金(黔科合服企[2020] 4014)。

## 参考文献

- [1] 刘林, 梅强, 常志朋. 国内 70 年来员工不安全行为研究: 发展阶段、研究热点及趋势分析[J]. 中国安全科学学报, 2021, 31(3): 1-12.
- [2] 李琰, 赵梓焱, 田水承, 等. 矿工不安全行为研究综述[J]. 中国安全生产科学技术, 2016, 12(8): 47-54.
- [3] 杨文旺, 邢浩然. 煤矿爆破工不安全行为致因分析与控制[J]. 安全与环境学报, 2018, 18(3): 983-987.
- [4] 张国之, 王云龙, 穆波. 工业互联网在化工企业安全生产中的研究现状和发展趋势[J]. 应用化工, 2022, 51(5): 1403-1407.
- [5] 原志明. 上湾煤矿安全智能视频系统设计及应用[J]. 煤炭科学技术, 2017, 45(S2): 114-117.
- [6] 孙有恒, 赵明明, 王传宝. 视频图像分析联动预警在地铁施工安全管理中的应用[J]. 中国高新科技, 2020(22): 64-66.
- [7] 常捷, 张国维, 陈文江, 等. 基于 YOLO-V3 算法的加油站不安全行为检测[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(2): 31-37.
- [8] 孙召龙, 徐昕, 朱云龙, 等. 基于 YOLOv5 的油田作业现场吸烟检测方法[J]. 系统仿真技术, 2021, 17(2): 89-93.
- [9] 郭师虹, 井锦瑞, 张潇丹, 等. 基于改进的 YOLOv4 安全帽佩戴检测研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2021, 17(12): 135-141.
- [10] 于璠. 新一代深度学习框架研究[J]. 大数据, 2020, 6(4): 69-80.

- 
- [11] 武熠明, 徐明智, 幸贞雄. 智能监测预警技术在加油站安全生产管理中的应用初探[J]. 工业安全与环保, 2022, 48(3): 38-40.
- [12] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., *et al.* (2016) You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. 2016 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Las Vegas, 27-30 June 2016, 779-788.  
<https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>
- [13] 鲁蔚征, 张峰, 贺寅烜, 等. 华为昇腾神经网络加速器性能评测与优化[J]. 计算机学报, 2022, 45(8): 1618-1637.