

中图分类号: TP391

学校代码: 10081

U D C:

密 级: 公开



硕 士 学 位 论 文

基于视频分析的煤矿安全生产典型违规行为识别

论文作者: 王诚聪

学生类别: 全日制学术型

学科专业: 大地测量学与测量工程

学位类别: 工学硕士

指导教师: 刘亚静 教授

唐山 华北理工大学

2021 年 3 月

**Identification of Typical Violations of Coal Mine Safety
Production Based on Video Analysis**

Dissertation Submitted to
North China University of Science and Technology
in partial fulfillment of the requirement
for the degree of
Master of Engineering Science
by
Wang Chengcong

(Geodesy and Survey Engineering)

Supervisor: Professor Liu Yajing

March, 2021

独 创 性 说 明

本人郑重声明：所呈交的论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得华北理工大学以外其他教育机构的学位或证书所使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中做了明确的说明并表示了谢意。

论文作者签名 王诚聪、日期： 2021 年 3 月 6 日

关于论文使用授权的说明

本人完全了解华北理工大学有关保留、使用学位论文的规定，即：已获学位的研究生必须按学校规定提交学位论文，学校有权保留、送交论文的复印件，允许论文被查阅和借阅；学校可以将学位论文的全部或部分内容采用影印、缩印或编入有关数据库进行公开、检索和交流。

作者和导师同意论文公开及网上交流的时间：

☒ 自授予学位之日起

☐ 自 年 月 日起

作者签名： 王诚聪、

导师签名： 刘红辉

签字日期： 2021 年 3 月 6 日

签字日期： 2021 年 3 月 6 日

摘 要

煤矿安全生产中井下违规行为是造成井下安全事故的主要原因之一。基于视频监控的井下违规行为检测是实现煤炭安全生产的关键。目前井下视频图像分析技术尚未成熟，井下违规行为的识别研究较少。针对这一问题，以井下视频监控为研究对象，进行了如下 3 方面的研究：

（1）复杂矿井环境的视频监控图像增强算法。基于引导滤波提取光照分量，通过二维伽马函数调整图像亮度值，运用对比度受限的自适应直方图均衡化算法（CLAHE）来增强图像的对比度，以实现同时对井下视频图像光照不均匀以及粉尘严重现象的调整。实验通过 3 种不同的场景对比，结果表明：改进算法相对于传统算法，在信息量、清晰度、对比度，改进算法具有显著的优势。

（2）改进的煤矿井下人员检测与跟踪算法。采用背景减除法以及卡尔曼滤波相结合的方式对井下运动人员进行检测与跟踪，针对不同场景下手电筒晃动导致的误检问题，提出基于像元亮度值排除检测干扰。检测结果表明：改进算法在检测率、误检率、以及漏检率上相较于传统算法都有明显提高，其中视频图像在检测率上分别提升了 15.38%，11.11%，具有精确度高、鲁棒性强的特点。

（3）设计井下违规行为识别的模型。针对井下可能存在的未佩戴安全帽、越界这两种典型的违规行为。采用提取安全帽颜色与形状特征提取安全帽，并依据人体结构比例判断安全帽位置方法来识别摘掉安全帽行为；采用空间拓扑关系判断是否闯入危险敏感区域行为。结果表明：这两种行为建模模型适用于井下摘掉安全帽以及闯入危险区域的违规行为判断，具有稳定性强，实用性高的性能。

基于视频分析的井下典型违规行为识别在煤炭安全生产中具有很强的应用性，解决了人工全天候监视井下视频图像的弊端，达到运用智能化视频监控分析系统来预防井下安全事故发生的目的，对煤炭安全生产具有十分重要的意义。

图 34 幅；表 5 个；参 78 篇。

关键词：图像增强；目标检测；辅助跟踪；违规行为建模；特征提取

分类号：TP391

Abstract

Violations in coal mine safety production are one of the reasons for coal accidents. Therefore, violation detection based on video surveillance is the core technology to achieve safe coal production. At present, the mine video image analysis technology is not yet mature, and there are little researches on the identification of mine violations. To finish off this problem, taking mine video surveillance as the research object, the following three innovative types of research on underground video are carried out:

(1) A video surveillance image enhancement algorithm for complex mine environments is proposed. According to the guide filter, the lighting component is extracted and the image brightness value is set by the two-dimensional gamma function. and the CLAHE is used to adaptively enhance the image contrast, to realize the adjustment of the uneven illumination of the underground video image and the serious phenomenon of dust at the same time. The experiment compared 3 different scenes. The results show that the ameliorated algorithm has a significant improvement in visual effects over the conventional Gamma function and the Retinex algorithm and by comparing information entropy, average gradient, and standard deviation, the improved algorithm has significant advantages.

(2) Propose an improved algorithm for the detection and tracking of underground personnel. A combination of background subtraction and Kalman filtering could deal with the automatic people moving underground detecting and tracking. Directing at the matter of false detection caused by flashlight shaking, it is raised to preclude detection disturbance based on pixel brightness. The video data of the flashlight shaking randomly in different scenes is selected, and the detection results show that the improved algorithm can filter out the miner's lamp area in the video image, and is contrasted with the traditional algorithm in detection rate, false-positive rate, and false-negative rate. Improved, the detection rate of the video images of two examine different scenarios is increased by 15.38% and 11.11% respectively. It shows that the algorithm has the characteristics of excellent precision and strong robustness.

(3) Designed a model for identifying violation behaviors underground. For underground personnel, there may be two typical violations of taking off their helmets and breaking into dangerous areas. The color and shape characteristics of the helmet are extracted to match the video image, and the position of the helmet is judged according to the human body structure ratio to identify the behavior of removing the helmet; the spatial topology relationship is used to determine whether it is in a dangerous and sensitive area. The results show that these two behaviors modeling models are suitable for judging illegal behaviors of taking off the safety helmet and intruding into dangerous areas underground, and have strong stability and high practicability.

The identification of typical violations based on video analysis has a strong application in coal safety production. It solves the shortcomings of manual all-weather monitoring of underground video images to 9achieve the use of intelligence. The use of a video monitoring and analysis system to prevent accidents is of great meaning to coal safety production.

Figure 34; Table 5; Reference 78

Keywords: image enhancement, target detection, auxiliary tracking, violation modeling, feature extraction

Chinese books catalog: TP391

目 次

第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 煤矿井下视频监控的特点	2
1.3 相关技术研究现状	3
1.3.1 视频分析技术研究现状	3
1.3.2 煤矿井下智能化监控视频分析识别研究现状	6
1.4 论文研究内容以及整体框架	7
1.4.1 研究内容	7
1.4.2 研究流程图	8
1.5 论文组织与结构	9
第 2 章 复杂煤矿视频监控图像增强算法研究	11
2.1 图像增强的基本方法	11
2.1.1 伽马校正函数	11
2.1.2 Retinex 理论	12
2.1.3 同态滤波	13
2.2 复杂矿井环境视频监控图像增强算法实现	14
2.2.1 引导滤波提取光照分量	14
2.2.2 二维伽马函数光照校正	16
2.2.3 CLAHE	18
2.3 算法实现流程图	18
2.4 仿真结果及评价	19
2.4.1 图像增强结果	19
2.4.2 精度评价	21
2.5 本章小结	22
第 3 章 改进的井下人员检测与跟踪算法研究	23
3.1 目标检测的基本方法	23
3.1.1 帧间差分法	23
3.1.2 背景减除法	25

3.1.3 光流法	26
3.1.4 运动目标检测方法选取	28
3.2 辅助目标跟踪的运动模型	29
3.2.1 粒子滤波器	29
3.2.2 卡尔曼滤波器	30
3.2.3 辅助目标跟踪模型选取	31
3.3 井下运动目标检测与跟踪算法实现与分析	32
3.3.1 混合高斯背景建模技术	32
3.3.2 基于像元亮度值排除矿灯干扰因素	33
3.3.3 算法流程	35
3.4 算法仿真结果	36
3.4.1 目标检测与跟踪结果	36
3.4.2 算法精度评价	37
3.5 本章小结	39
第 4 章 井下典型违规行为识别分析研究	40
4.1 未佩戴安全帽行为识别	40
4.1.1 图像特征	40
4.1.2 基于色彩空间与特征点匹配的安全帽佩戴识别算法	43
4.1.3 实验仿真结果分析	45
4.2 井下危险敏感区域入侵检测识别	47
4.2.1 拓扑空间关系建模	48
4.2.2 耦合空间拓扑关系建模的越界行为识别	49
4.2.3 实验仿真结果分析	50
4.3 本章小结	51
结 论	52
参考文献	54
致 谢	59
在学期间研究成果	60

第 1 章 绪论

1.1 研究背景及意义

我国是煤炭储量大国，煤炭总量约占世界的 1/5，这一特点决定了我国在很长一段时间内煤炭资源作为能源生产的核心主导地位不会变。而我国综合国力的提升对煤炭产业的兴盛提出更高的要求，因此各行业的发展对煤炭的需求也大大提高^[1]。据统计 2019 年我国煤炭产量为 38.5 亿吨，同比增长 4.0%，冶金、化工等行业煤炭使用量提高了 1%以上，中国的煤炭产量约占世界总产值的近乎一半左右，居于世界前列^[2]。当今我国正处于快速发展的重要阶段，对煤炭的需求也不断提升，在此基础上对煤炭现代化提出了更高的要求。

然而煤矿安全事故的发生对我国的综合水平的发展造成了严重的负面影响。据不完全统计，我国在 2008-2017 年 10 年内，煤炭安全事故发生起数为 8833 起，因煤矿安全事故死亡人数就达到 15123 人^[3]，而俄罗斯事故发生频率每年都控制在 20 起以下，每年的死亡人数均不超过 150 人^[4]，在安全生产伤亡率与发生频次上，与世界煤矿产业先进国家的差距还很大，究其原因是国外的煤矿安全监控系统较为完善。我国在 2019 年全国煤矿共发生事故 134 起、死亡 322 人^[5]，同比 2018 年减少 41 起、增加 47 人，分别下降 30.59%和增长了 14.6%^[6]，全国煤炭百万吨死亡率从 1979 年到 2019 年为止 40 年间下降了 9.62^[7]。数据表明，虽然国家我国进入了新时代可持续发展的阶段，对安全生产的号召愈发强烈，对于煤矿安全的管理丝毫没有松懈，采取一系列的预防煤矿安全事故发生的措施与规定，如建立煤矿生产责任制，将安全生产责任落实到个人，通过制定安全法律法规来对煤矿安全生产进行管理与约束^[8]，保障了员工的生命安全，因此，虽然目前安全事故发生的频率不断在减少，但仍存在很严重的问题及隐患，由于井下部分工作人员素质低，操作不标准，责任心差，员工值守疏忽，安全隐患没有及时发现导致煤矿安全事故。煤矿安全事故对煤炭产业经济和员工生命安全上都会造成一定的损失，提高煤炭安全生产的机械化以及智能化是煤炭安全生产的关键问题。

现阶段，大部分煤矿都依赖于监控人员全天候的观看视频监控来监视井下异常，在发现有异常行为的情况下，视频监控人员再做出相应的决策或警告违规人员，来降低或避免人员事故的发生。由于人是视频终端的接收者，人眼对视频接收存在滞后性，缺乏预见性^[9]，而且人工监测具有时效差、效率低、监控不到位等弊

病,稍有疏忽将会导致事故的发生,而就目前来看监控视频的作用只是辅助井下安全生产,并不会起到报警作用^[10],而且在发生违规行为因没有及时处理而容易导致安全事故的发生。为将煤矿安全事故发生频率降到最低,利用视频监控图像,结合计算机视觉技术以及图像处理分析技术,及时对井下存在的安全隐患进行监督和预警,视频监控智能化已经成为井下安全生产的一大热点问题^[11]。

井下视频监控图像增强,目标人员检测与跟踪以及工作人员违规行为的识别对煤矿安全生产具有十分重要的作用,因此寻求有效的监控手段并排除安全隐患是现阶段实现煤矿产业安全稳定发展的先行条件。目前,一些学者针对智能化视频监控的图像处理、目标检测跟踪以及行为分析有一定的研究,但是大都针对交通、刑侦、金融等领域,对井下视频分析研究较少,这些领域主要对自然光照下的目标进行识别,而井下环境阴暗潮湿,通过矿灯光照照明,与自然光照下的环境具有很大的差异,依据现有的算法对井下视频监控处理很难达到预期效果。因此利用现有视频分析算法,结合井下视频图像特征,对各个算法之间的优势相互结合、取长补短,可以提高井下人员检测的效果和精度。主要针对井下视频进行井下人员识别研究。利用现有的矿井视频通过结合计算机视觉以及图像处理与分析技术,将监控视频与报警设备联动,分析与判断视频中的违规行为以及安全隐患,不仅可以实现及时报警或发出警告信号,隐患排查能力,还可以减少人员伤亡和事故发生,提高工作效率和矿山管理人员对井下生产全貌的实时把控能力,从而达到运用智能化视频监控分析系统来实现预防井下灾害发生的目的。

1.2 煤矿井下视频监控的特点

煤矿井下环境特殊复杂多样与自然环境有很大差异,具有以下几方面特点:

1) 光照强度低。矿井工作人员在井下工作,没有光照,环境阴暗潮湿成为井下的一大常态特点,通常采用矿灯全天候照明,但与自然光相比而言,光照强度远远不足。

2) 光照分布不均匀。井下照明通常是间隔一定距离有一个照明设备,在某个视频监控范围内,靠近矿灯区域,光照强,色彩饱和度高,而远离矿灯区域,光照弱,色彩饱和度低,在检测过程中很容易因为光照不均匀导致的色度变化而丢失目标。

3) 粉尘严重。煤炭是由粉质物质构成,在井下开采作业中,不可避免的会产生粉尘,当粉尘扩散到空气中后,在细微变化的区域人眼需要特别注意观察才能分辨出来,视频监控检测就更会有一些的难度,图像质量也会随之减小。

4) 色彩单一。井下环境除了安全帽, 安全出口指示牌等, 或者巷道区域颜色较为醒目, 井下视频图像一般以黑, 灰, 白为主, 且工作人员的衣服颜色也是采用的暗色调, 一般为蓝黑色, 深灰色, 与背景的差距较小, 图像可利用的信息较少, 因此对图像识别处理难度较大。

5) 手电筒晃动干扰。井下照明环境差, 在某些矿灯照射不到的区域需要运用手电筒来增加其亮度, 然而由于手电筒在工作人员手中晃动位置的不确定性, 手电筒晃过的区域亮度改变大, 往往会导致目标检测时造成误差, 影响后续的目标跟踪与识别分析过程。

井下环境存在的问题相较于自然环境, 光照强度低, 光照分布不均匀, 粉尘严重这些问题给视频细节清晰度以及分辨率造成阻碍, 色彩单一, 手电筒晃动干扰给井下目标自动检测跟踪与行为识别带来了一定的困难, 也使目前主流的图像增强和检测跟踪的方法直接运用于井下环境达不到预期效果。因此针对井下特殊环境下的视频监控, 研究适用于井下图像增强, 目标人员检测与跟踪以及行为识别的算法, 为实现智慧矿山打下坚实的基础^[12]。

1.3 相关技术研究现状

1.3.1 视频分析技术研究现状

近年来, 随着世界各地的监控设施的布建, 对该地区在某一时间段内发生的事件得以真实且及时地反馈, 各国的研究机构不断地加大对视频分析的研究力度以及资金的投入, 旨在为研究出更新颖, 更快速, 更强大的智能视频分析算法, 但是由于目标所处环境的复杂性、光照强度的不均匀性以及目标运动的不确定性, 再加上研究目标被遮挡, 环境变化强度大等一系列因素, 致使视频分析的难度大大加强。

目前监控视频应用在安防、刑侦、金融、交通等领域^[13]。在安防领域, 视频监控已经成为保护学校, 小区等地方的主要手段, 主要是通过监控系统来预防突发事件, 如抢劫, 尾随, 偷盗等意外事件, 并及时汇报, 便于主人采取相应的应急措施, 防止危险加重。在刑侦领域, 可以在监狱监管以及嫌疑人捕捉上来辅助警察做出决策, 依据嫌疑人的脸部特征以及体型特征, 对可疑人员进行具体定位, 明确方向, 加快了破解案件的速度与准确度^[14]。在金融领域, 银行网点是人流较大的区域, 不可避免出现人员纠纷等问题, 采用摄像机来对营业大厅以及存取款机当前发生的事件进行存储, 记录用户情况在案, 实现问题的解决^[15]。在交通领域, 视频监控将每个路段的车流信息以及违规车辆信息等及时反馈给交通有关部门, 以

实现快速准确的调度与管理^[16]，提高交通事故发生后快速的应急能力，解决道路资源不畅通不合理使用的问题。

随着人类需求的不断提升以及视频图像应用前景的发展现状，对视频分析领域正处于探索阶段，目前市场上出现了大量的智能化视频分析产品，在研究算法与硬件产品不断革新的基础上，在各个领域的应用越来越广，下面将对视频分析的研究领域进行简要介绍：

1) 目标检测

目标检测是计算机视觉领域关键技术之一，主要是对图像中感兴趣的区域提取，明确目标的位置以及大小。目标检测由于不同物体之间的形状，外观，颜色，纹理等的差异，以及同一个物体由于光照不同，位置不同，遮挡干扰等因素，使目标检测极具挑战性。张艳国等运用无人机技术，将该技术运用到无人驾驶定位和检测中，对无人设备外界目标的检测与定位的准确性的问题进行分析与研究，以实现无人驾驶技术^[17]。黄金海在获取交通视频图像的参数信息，交通情况等信息后，通过对交通视频图像中违规超速车辆，以及私自揽客等违规行为的检测与分析，为交警部门提供有效的帮助，从而提高交通安全以及违法处理的办事效率^[18]。王飞对公安视频图像中运动目标图像进行分析与提取，对可疑人员的特征检测，依据视频分析技术来协助公安机关破案^[19]。

2) 目标识别

目标识别是对目标从其他类型中区分出来的一个过程，通过数学上各种数学模型来估计目标的大小，形状，重量等参数特征，通过训练大量样本来确定鉴别函数，最终确定该物体的类别。目前目标识别技术广泛应用在了人脸识别，车牌号码识别上^[20]，但是由于该技术的实现对光照，位置，以及图像质量的要求特别高，目前目标识别仍在探索阶段。目前目标识别领域在人脸识别，表情识别，指纹识别等领域发展迅速。如 Naphtali Abudarham^[21]，余璟^[22]，Huiyan Lin^[23]，汪生^[24]等研究人员将人脸识别技术在考勤，解锁，支付等领域，为现代化科技生活提供便捷；对于人脸的表情识别，在刑侦领域的说谎检测，交通领域的疲劳驾驶，以及人机交互领域提供了科学依据；对于指纹识别，在门禁，支付，解锁，破案方面都有广泛的应用，为人类信息安全奠定基础。

3) 目标跟踪

目标跟踪是对特定运动的目标对象进行实时连续跟踪，并用特殊的符号或标记将对象显示出来，随着时间的推移，目标跟踪技术已经成为安全监控系统中最基本的应用，该技术的核心研究内容是目标的识别、定位、以及跟踪，由于环境条件越

来越复杂，目标的遮挡情况越来越严重，这大大加大了该技术的跟踪难度。姜康等基于红外目标运动特征信息的检测与跟踪方法提高红外目标检测与跟踪的速率和精确度^[25]。熊昌镇等提出多高斯相关滤波器融合的实时目标跟踪算法，在目标发生干扰复杂情况时具有较好的鲁棒性^[26]。Niluthpol ChowdhuryMithun 等基于随机过滤器的跟踪并引入了多个时空图像来对交通车辆检测，MTSI 的引入不仅可以自动执行跟踪的初始化，而且可以显著提高车辆在存在和不存在地面真相的情况下在道路上的跟踪轨迹的准确性^[27]。

4) 流量密度检测

在人口聚集的公共场所，流量密度检测就是统计该区域中目标的数量以及流量，针对该区域的人口数量以及汽车流量进行动态观察，对规定时间的目标进出的数量进行统计与计数，依据智能算法，对异常进出，异常聚集的情况判断，对城市的管理与为管理人员的决策提供有效的辅助作用。基于这种应用服务，王燕玲^[28]基于 Visual Studio 2010 和 Open CV 技术，研发了一种汽车流量密度实时监测算法，对瞬时车流进行统计，依据预设阈值来判断车流密度，结果表明效果良好。曾成斌^[29]提出基于图像切割以及聚类算法的行人密度检测算法，结果表明，随着训练样本的提增加，该算法的精度越高，在行人姿势变化和存在遮挡的情况下，检测结果都有明显的改善，对于行人流量密度检测具有可信度。BumjoonBae 等^[30]提出了一种实时时空交通队列检测算法，使用流量密度数据，通过考虑不同的排队条件和不同的队列类型，成功检测到队列。

5) 行为分析

目标行为分析即通过目标的形态姿势以及运动的方向速度，对目标的运行轨迹，运动行为等判断是否处于异常状态。目前，行为分析技术正在处于大力发展的阶段，存在错误率高，有效信息提取困难，模型建立不完善等问题，这对我们目前行为识别技术具有一定的挑战性。随着智能化视频监控系统的运用，在实际生产过程中，要求结果更加符合客户的需求，因此，就需要分析和发现客户的需求，开发出用户需求的行为识别算法。在行为算法分析研究中，何传阳^[31]提出一种基于视频监控，对人群中异常的行为检测算法，提出的算在在识别率上以及检测的准确度，实时性上都有明显的改善。郑浩^[32]运用室内监控视频，对检测中可能存在的明暗不均匀，遮挡等问题进行改进，来识别人体异常行为，提出多维度的混合检测跟踪算法，该算法可以对复杂环境中跟踪性能进行改善。

视频分析技术的运用可以实现监控视频自动化监测管理，在金融，刑侦等方面，为生活问题带来极大的便利，为国家秩序的稳定与经济的发展提供技术支持。

目前,国家发展的同时对矿井安全生产也十分重视,对井下监控视频进行分析,并对井下违规行为进行实时监控与警告,是目前研究的一大热点问题。国内外对矿井内视频分析的研究还较少,相对于地面上的监控视频来看,井下环境复杂,光照强度不够,光照不均匀等因素,对井下目标检测,目标跟踪,以及行为识别等,都有一定的难度。

1.3.2 煤矿井下智能化监控视频分析识别研究现状

随着煤炭工业的发展,中国的煤矿安全问题屡屡发生,矿山安全稳定的发展已经成为国家的一大努力方向之一。因此按照国家安全生产管理规定,大部分约98%以上的煤矿都安装了井下安全管理视频监控系统,系统的安装可以在预防瓦斯爆炸,顶板坍塌等矿井安全方面都发挥着重要的作用。但在井下目标人员监测以及安全隐患预警还依赖与人工在视频监控前视察报告。在井下安全生产中,如果出现一个小问题,没有注意并处理的话,将会造成严重的代价。任何一个细节的忽视,都会对煤炭安全生产产生重大影响。因此利用计算机视觉技术来实现煤炭安全生产管理的智能化,是目前井下监控技术研究和发展的主要目标与方向,也是目前研究的一大热点问题。

一些学者针对矿井视频图像进行分析,以实现井下安全生产,主要在火灾识别,煤岩识别,机车运输识别,安全帽识别,异常行为等方面。在火灾识别方面,王媛彬通过图像预处理,火灾特征的提取以及图像识别技术三者相结合,针对井下图像噪声大,光照不均匀等特点进行改进,对火灾图像特征提取,并对图像的烟雾图像识别,以实现井下火灾的检测和报警^[33]。在煤岩识别方面,吕志强针对煤炭皮带运输中可能存在的杂质异物,运用了深度学习相关算法以及计算机视觉技术进行识别并分拣出来,从而减少杂质对皮带的损坏和经济损失^[34]。王超基于 LBP 和 GLCM 算法对煤岩的图像特征提取并进行识别,对矿井下无人自动化开采起到了重要作用,提高采矿的安全和效率^[35]。张斌为精准识别煤岩实现智能化煤炭开采,将深度学习检测算法 YOLOv2 与线性成像模型相结合来实现煤岩图像的检测,可以快速准确的识别煤岩图像^[36]。在机车运输识别方面,李英建研究了井下机车运输系统,依据视频监控系统的分析,建立了机车运输调度人员的操作错误模型,研究和设计了机车运输的调度系统,降低了人员的失误^[37]。陈君兰基于机车运输的管理现状,通过 ZigBee 和 CAN 将运输机车与监控系统联系起来,实现了实时管理机车状况的智能监控系统,提高了管理的安全与效率^[38]。在安全帽识别方面,杜思远为防止安全事故,研发了识别变电站工作人员未佩戴安全帽的系统并

及时进行报警。通过运用 HSVM, 来训练安全帽是否佩戴的状态, 建立模型, 运用该模型来匹配工作人员是否佩戴安全帽^[39]。张明媛运用深度学习理论来对建筑工地上工作人员进行安全帽佩戴识别, 基于 Tensorflow 框架, 以及 Faster RCNN 方法, 检测安全帽是否佩戴^[40]。在井下异常行为方面, 胡杨杨对井下人体异常行为检测作了一系列的研究, 对矿井下常见的行为进行分类与特征提取^[41]。杨超宇通过 GMM 模型与 SVM 实现了视频图像行为的识别, 并运用 Spring MVC 框架实现了煤炭安全管理的系统框架, 有效的识别煤矿生产中存在的安全隐患, 降低事故发生的频率^[42]。全泽友基于 RGB 图像结合该区域的环境来感知矿工不安全行为, 运用 HOG 与 Hu 矩表示矿工的行为, 以实现自动检测井下典型的不安全行为, 实现矿井安全生产^[43]。

随着科学技术的不断创新和视频分析技术的不断提高, 通过以上研究发现, 在计算机视觉领域中, 目标检测跟踪以及行为识别技术处于大力发展的阶段, 通过技术的更新以及算法的优化, 对目前存在的问题已有一定的解决方案。目前, 国家对于矿井安全生产十分重视, 因此对井下视频监控中工作人员存在的违规行为进行识别分析是一大研究热点问题。然而针对井下特殊环境, 加上图像分辨率低, 照明不足等原因, 导致的不能准确检测和跟踪目标, 目标遮挡, 背景干扰等因素处理的技术尚未成熟; 且对井下违规行为研究较少, 如目前对安全帽的识别, 大部分只是对静态的安全帽本身识别, 而非对摘掉安全帽这一动态行为识别。因此对行为识别算法改进与优化, 提升算法的鲁棒性, 使其对井下特殊环境的适应力更强, 这需要对该技术进行更深一步的研究。

1.4 论文研究内容以及整体框架

为实现矿井安全生产, 提高对井下视频图像违规行为的自动化识别并及时报警的效率, 基于计算机视觉与 MATLAB 语言相结合, 对矿井光照不均匀和有粉尘的视频序列帧进行自适应校正处理, 调整图像光照强弱不均匀区域并去除粉尘干扰, 提高图像信息量和清晰度, 并提高井下工作人员检测和实时跟踪的精度, 在确定好跟踪的矿井工人后, 判别其是否存在典型的违规行为如未佩戴安全帽, 矿井工人跨越危险警戒线等, 快速对违规行为进行报警处理, 以保证矿井安全生产得以进行。

1.4.1 研究内容

1) 复杂煤矿环境图像自适应校正算法研究

针对井下地物环境复杂而导致的视频图像亮度不均匀、粉尘现象严重等现象,

首先运用引导滤波对矿井视频图像的光照分量提取，然后基于二维伽马函数校正原理和光照反射成像模型，对提取的光照分量亮度不均匀的地方进行调整，并进行粉尘干扰校正处理，进而提升矿井视频监控图像的整体质量水平，为后续井下人员检测跟踪和行为分析奠定基础。

2) 改进的井下人员检测与跟踪算法研究

由于井下的特殊环境，井下人员在井下行走时需佩戴矿灯手电筒，导致检测干扰因素增多，针对这一问题，通过计算像素在一段时间内井下视频图像样本的均值和标准差等来构建背景图像，并依据背景减除法对视频图像的背景模型实现在时间和空间上的更新，可以去除由于视频监控摄像机微小震动而产生的误差；在检测到目标的基础上，结合卡尔曼滤波来辅助跟踪，提高井下目标跟踪定位精度，通过矿井工人上一时刻的状态来预测当前时刻的状态，通过确定卡尔曼增益来对预测和观测结果做加权平均，从而得到当前时刻矿井工人的运动状态估计，不断更新本次状态估计的不确定性来确定矿井工人的运动轨迹。

3) 井下典型违规行为识别算法研究

在安全矿山生产中，煤矿井下存在着很多不确定因素的人员违规行为，鉴于众多违规行为中未佩戴安全帽、跨越危险敏感区域是最典型的井下违规行为，基于此，对下面两种违规行为进行阐述：

(1) 跨越危险敏感区域检测

在井下人员检测与跟踪的基础上，预先界定好安全敏感区域，耦合空间拓扑关系建模，依据拓扑相交理论，通过对检测框与安全敏感区域中心点位置关系，判断是否处于越界状态，并对跨越地图敏感区域的人员用红色边框标定出来。

(2) 未佩戴安全帽行为检测

对于井下工作人员是否摘掉安全帽该行为，首先基于 Ybrcr 色彩空间提取安全帽的颜色特征，并运用 Harris 特征点提取安全帽的形状特征，将形状与颜色特征结合实现对安全帽的提取，并通过人体构造比例检测安全帽的位置，从而确定是否违规。

1.4.2 研究流程图

针对现阶段对井下图像视频分析技术的研究现状，明确了研究目标与研究内容，设计了基本路线图，具体实现过程如下图 1 所示。技术路线图分为三大模块为图像增强、目标检测与跟踪、以及行为识别。首先是在获取视频图像的基础上，对于井下环境光照不均匀以及粉尘现象严重等问题进行处理，目的是解决井下环境造

成的图像识别问题。运用引导滤波、二维伽马函数、以及 CLAHE 方法得到图像增强处理的结果。其次为了实现井下行为识别，对井下人员进行目标检测与跟踪，依据高斯背景建模技术构建背景模型，运用背景减除法检测运动目标，并依据卡尔曼滤波辅助目标跟踪，由于井下环境复杂，需要矿灯照明才能对暗环境下的物体照明，因此基于像元亮度值来排除矿灯的晃动导致的误差。最后在运动目标检测跟踪的基础上，对井下典型的违规行为进行识别分析，基于形状颜色特征以及人体结构拓扑判断对摘掉安全帽的行为识别；基于危险敏感区域的限定和拓扑关系判断对越界行为识别。

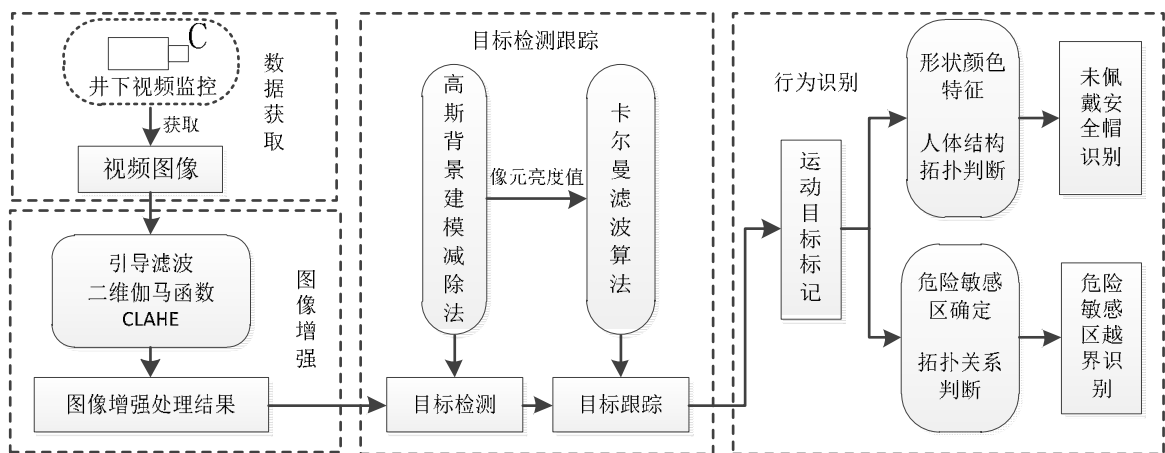


图 1 井下视频图像典型违规行为算法流程图

1.5 论文组织与结构

论文的主要内容就是以井下视频图像为研究对象，对井下视频图像实现增强效果，并检测与跟踪井下工作人员，在此基础上对井下典型的违规行为进行检测判断，并迅速完成井下预警，依据研究内容，文章共分为五个章节，下面为每一章节的具体安排：

第 1 章 绪论。对目前煤炭行业的现状做深入讨论与探讨，介绍井下典型违规行为识别的选题背景，对目前视频分析技术的研究现状与应用领域，和井下视频图像在预防煤矿安全上的运用进行阐述，总结目前视频分析相关技术的研究现状，概述了井下视频监控的特点，并依据该特点针对性的提出了研究内容与研究的需求及必要性，明确了文章的整体结构思路流程，概括了论文组织结构，为论文的开展明确了方向。

第 2 章 复杂煤矿视频监控图像增强算法研究。介绍了常见的图像增强算法，结合各图像增强算法的优势来改进井下图像视频算法，从井下特殊环境出发，针对

井下光照不均匀以及粉尘现象严重等问题进行图像质量增强与改善，与现有成熟的算法在量化角度对比。

第 3 章 改进的井下人员检测与跟踪算法研究。首先介绍了目前常用的目标检测与目标跟踪的算法，对几种算法的算法性能对比，选择适用于井下环境的算法，其次在图像增强的基础上，实现对井下人员的检测与跟踪，并结合矿井下现有的视频特点，针对矿灯或手电筒乱晃导致的检测效果低下等问题，设计了排除矿灯干扰的算法，并对实验改进结果进行分析。

第 4 章 井下典型违规行为识别分析研究。首先针对摘掉安全帽行为中，对安全帽提取颜色与形状特征的方法进行概述，选择适用于安全帽识别的图像特征识别方法，其次对危险敏感区入侵检测拓扑空间关系算法介绍，并分别对两种违规行为的实验结果分析与探讨，以期判断是否存在违规行为提供技术支持，并对算法的实用性进行判断。

结论。主要是对图像增强，目标检测与跟踪，以及典型违规行为识别算法进行总结，分析了算法的适用性，指出尚需改进的地方以及对未来井下行为识别的展望。

第2章 复杂煤矿视频监控图像增强算法研究

井下视频监控的运用为煤炭安全生产和快速发展提供了有力的保障，可以预防井下潜在的安全隐患问题，加速智慧矿山的发展。但是由于井下特殊环境低照度，粉尘多，照明不均匀等因素，不仅严重影响视频监控系统的视觉效果，而且人眼在观察视频过程中也存在辨识率低，识别效果差等的问题，因此改善井下视频图像的图像质量，提高图像信息量是实现智慧矿山图像识别技术的先决条件。

2.1 图像增强的基本方法

在图像形成以及传输的过程中，会受到自然界的因素干扰，如光照分布不均、图像分辨率低等的影响^[44]，传输给人眼可能会出现噪声，对比度弱，清晰度低，导致图像的视觉效果不佳，质量下降等问题。因此，需要改善井下视频图像质量，使处理后的图像达到便于人眼查看以及机器识别的效果。针对井下特殊的环境，如图像光照不均匀，粉尘现象严重等，有几种较为常用的图像增强方法，如伽马校正函数、Retinex 函数、同态滤波等，下面对这几种常见的方法进行介绍。

2.1.1 伽马校正函数

人眼对于外界光源的感光值是呈指数型关系，而摄像机呈线性。在暗环境下，人眼对高亮度区域敏感，容易甄别，随着亮度的提高，人眼对外界目标的辨别能力减弱。

伽马校正可以调节图像曲线，将图像的灰度值进行非线性变换，使其呈指数型变换^[45]，转化为适合人眼观测的视觉效果，伽马校正函数的计算公式为

$$f(I) = cI^\gamma \quad (1)$$

式中：

c —图像调整参数；

I —输入图像；

γ —伽马系数。

经过伽马校正前后的图像灰度值如下图2所示，其中横纵坐标分别为输入与输出图像，当 $\gamma < 1$ 时，如下图蓝色线条所示，在低亮度区域的变化幅度较大，对比度得到增强，提高了低照度区域的图像细节^[46]。当 $\gamma > 1$ 时，如红色线条所示，在高亮度区域的变化幅度较大，增加了由于光照过强导致的图像对比度低的问题，使图

像整体的灰度值减小。

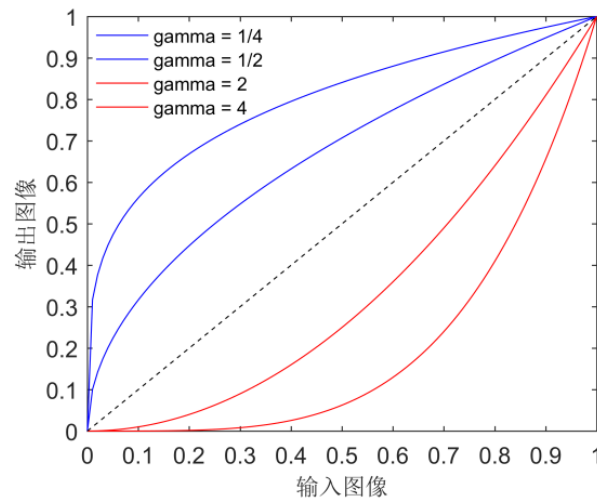


图2 伽马校正函数示意图

2.1.2 Retinex 理论

Retinex 理论强调物体呈现到观察者眼中的色彩是通过它对光的反射能力，反射光强度对物体本身色彩没有影响，即非均匀光照对物体色彩没有影响，具有不变性，以色彩稳定性为基础来决定图像物体的颜色^[47]。

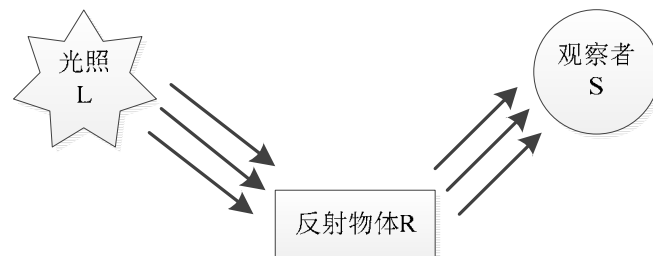


图3 图像成像原理

如上图3所示，在人眼中看到的是当光照射在物体表面，反射物体的反射光形成的图像。观察者看到的图像 $S(x,y)$ ，主要由两部分构成分别为亮度图像 $L(x,y)$ 和反射图像 $R(x,y)$ ，亮度图像 L 决定了图像的像素值的明度，反射图像 R 是指图像的色调，形成图像的公式如下所示：

$$S(x,y) = L(x,y) * R(x,y) \quad (2)$$

Retinex 的本质就是通过某种方法来去除或减少光照亮度对图像的影响，依据数学方法来近似估计反射图像，保证反射图像的本质属性特征，处理过程如图4所示：

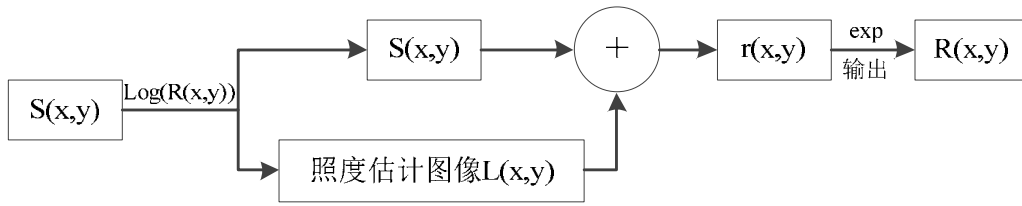


图4 Retinex 图像处理过程

如上图4所示, 图像 S 是呈现在人眼中的图像, 可以通过变换公式2, 对反射图像取对数, 得到相减的两个分量, 但是由于式2中亮度图像 $L(x,y)$ 无法准确的判断, 因此通过已有的图像特征来近似估计, 得到输出图像 $r(x,y)$, 反射图像 R 是依据 Retinex 算法求解出的最终结果, r 的计算公式为:

$$\begin{aligned} r(x,y) &= \log R(x,y) \\ &= \log \frac{S(x,y)}{L(x,y)} \\ &= \log S(x,y) - \log[F(x,y) * S(x,y)] \end{aligned} \quad (3)$$

上式中 $F(x,y)$ 为中心环绕函数, $F(x,y)$ 在 $S(x,y)$ 上卷积, 得到亮度图像 $L(x,y)$, 其中 $F(x,y)$ 的计算公式为:

$$F(x,y) = \lambda e^{-\frac{x^2+y^2}{c^2}} \quad (4)$$

式中:

c —高斯环绕尺度;

λ —尺度, λ 的取值满足 $F(x,y)$ 的双重积分值为1

依据上述公式, 计算得到 $r(x,y)$, 将 $r(x,y)$ 在每一个通道上对数域转化为实数域, 得到输出的图像 $R(x,y)$ ^[48]。

2.1.3 同态滤波

同态滤波是图像增强常用的方法之一, 主要是对图像的线性滤波进行非线性映射, 将频率域和空域变换相结合来处理图像, 以图像的照度反射模型为处理基础, 通过改善亮度值的范围以及增加对比度来提高图像的质量^[49]。

同态滤波是图像的亮度分量和反射分量之间的数量积, 亮度分量的图像特点大都集中在低频区域, 反射图像中包含的信息量较多, 集中在高频区域, 步骤如下图5所示:

首先对式2进行对数变换, 将亮度分量与反射分量的相乘变为相加以便分割运

算：

$$\ln S(x, y) = \ln L(x, y) + \ln R(x, y) \quad (5)$$

对等号两边的公式进行傅里叶变换，从而得到其对应的频域为：

$$DFT[\ln S(x, y)] = DFT[\ln L(x, y)] + DFT[\ln R(x, y)] \quad (6)$$

并设计一个频域滤波器 $H(u, v)$ ，对 $DFT[\ln S(x, y)]$ 进行频域滤波：

$$D(x, y) = H(u, v) DFT[\ln S(x, y)] \quad (7)$$

滤波后进行反傅里叶变换：

$$d(x, y) = IDFT[D(x, y)] \quad (8)$$

对滤波处理后的图像变成实数域，得到结果图像：

$$G(x, y) = \exp^d d(x, y) \quad (9)$$

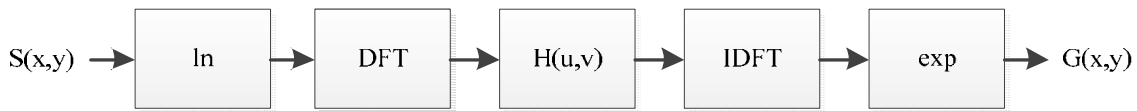


图 5 同态滤波算法示意图

2.2 复杂矿井环境视频监控图像增强算法实现

2.2.1 引导滤波提取光照分量

引导滤波对图像目标边缘具有极强的稳定性，对于井下视频监控图像中，由于有光源的照射，在目标周围可能会出现光晕，导致目标光照分量提取不准确，准确的提取照度分量对于图像的增强有重要的作用。通过引导图 I 对井下视频图像序列 P 进行滤波处理，从而有效的保持边缘，实现边缘平滑，减少梯度变形^[50]。

假设该引导滤波函数在输入与输出视频图像满足线性关系，即：

$$q_i = a_k I_i + b_k, \forall i \in \omega_k \quad (10)$$

式中：

q —输出视频图像像素的值；

I —输入引导图像像素的值；

i, k —像素索引；

a, b —线性函数的系数。

当输入的引导图像 I 有梯度时，输出图像 q 也有类似的梯度，即 $\nabla q = a \nabla I$ 。

为求出线性函数的系数 a, b ，即通过线性拟合的函数使输出值 q 与还未进行处理的视频图像帧 p 存在的差距最小，即求下式的最优解，

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \varepsilon a_k^2) \quad (11)$$

通过最小二乘法，每个滤波窗口的线性系数可以通过下式来表示：

$$a_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \varepsilon} \quad (12)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k \quad (13)$$

式中：

μ_k —引导图像 I 在滤波窗口 ω 中的平均值；

\bar{p}_k —待滤波图像 p 在 ω 中的平均值；

σ_k^2 — I 在 ω 中的方差；

$|\omega|$ — ω 中像素的数量；

ε —为防止 a 过大正则化而设立参数。

在计算井下图像矿灯光照分量的值时，每个像素点可能会包含在不同的滤波窗口内，因此 a, b 会随着窗口的变化而变化，如若求某个像素点的值，需将对含有该像素点的函数取均值，计算公式如下：

$$q_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} (a_k I_i + b_k) = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i \quad (14)$$

其中 $\bar{a}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_k} a_k$ ， $\bar{b}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_k} b_k$ ， q 为井下矿灯图像亮度通道图像。

为估计光照分量，因此通过计算图像的亮通道图像，即每个像素位置上在三通道中的最大值^[51]。

$$L(x, y) = \max_{c \in \{r, g, b\}} I^c(x, y) \quad (15)$$

式中：

$L(x, y)$ —原始图像像素点在三个通道的最大值；

$I^c(x, y)$ —原始图像。

图像不同空间尺度上包含了各自独有的信息，依据多尺度引导滤波来估计图像的光照分量：

$$F(x, y) = \frac{1}{3} \sum_{r \in \{r_1, r_2, r_3\}} G(L(x, y), K(x, y), r_i, eps) \quad (16)$$

式中：

$F(x,y)$ —光照分量;

$G(L,K,r,eps)$ —对图像进行引导滤波计算。

式中的 q , K 代表引导图像, 在改进算法中引导图像为井下视频原图像, 表示滤波窗口的不同尺寸。为计算不同尺度上的图像包含的信息, 因此选用不同的滤波器尺寸, 设置如下:

$$r_1 = \left\lceil \frac{1}{8} \min(h, w) \right\rceil \quad (17)$$

$$r_2 = \left\lceil \frac{1}{4} \max(h, w) \right\rceil \quad (18)$$

$$r_3 = \left\lceil \frac{1}{2} (r_1 + r_2) \right\rceil \quad (19)$$

式中:

$\lceil * \rceil$ —取整操作;

h —图像的长;

w —图像的宽。

尺寸越大更好的反映井下的细节部分, 而尺寸越小反映整体结构效果特点。

井下生产环境粉尘现象严重, 且阴暗潮湿, 需要借助灯光来对井下环境提供照明, 而由于粉尘和灯光的原因, 会出现光晕效应和边界模糊的现象, 当使用引导滤波后, 在处理矿井内细节部分, 相对于其它算法可以最大限度的保持原图像的边缘特征, 从而使提取效果越好。

2.2.2 二维伽马函数光照校正

井下通常采用矿灯来实现照明, 然而在使用矿灯照明的过程中很容易存在照明不均匀的弊端, 导致暗部图像不清晰, 而亮部图像曝光过度, 影响图像的视觉效果, 基于此, 可以通过调整图像的光照分量来实现提高光照低区域的亮度, 减少光照高区域的亮度^[52]。在提取光照分量后, 依据光照分量对光照不均匀和粉尘严重现象的图像校正处理^[53], 然而传统的伽马校正函数的伽马值是一个定值, 对于图像只是通过一个限定的伽马值来对整幅图计算, 对于每个像元的灰度值不能通过该像元的特征针对性的调整光照的亮度值。因此, 选用二维伽马校正函数, 构造局部伽马校正函数, 从而实现图像的调整, 通过光照分量的亮度值来自适应调整亮度分量值的参数, 达到对矿灯光照不均匀的调整的目的, 二维伽马函数的表达式为:

$$\gamma = \left(\frac{1}{2} \right)^{\frac{m-F(x,y)}{m}} \quad (20)$$

$$V(x,y) = 255 \left(\frac{v(x,y)}{255} \right)^{\gamma} \quad (21)$$

式中：

$F(x,y)$ —计算出的光照分量；

m —光照分量的均值；

$v(x,y)$ —原图像的亮度分量；

$V(x,y)$ —校正后的亮度分量。

矿井图像的光照分量的值均在 0~255 之间，在区间内平均选取光照分量为 0、64、128、192、255 的值作为研究对象，来观察图像校正后的变化情况。

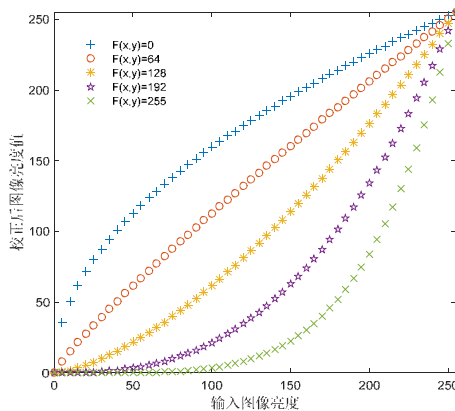


图6 二维伽马函数变换输出结果图

当井下图像由于矿灯光照不均匀导致计算出来的某像素点 (x,y) 的光照值过低或过高，可以依据二维伽马函数来调整。假设矿井视频某帧图像光照均值为 80，图像不同亮度值经过二维伽马函数变换输出的结果如图 6 所示。假设图像中 (x,y) 处的光照值为 50 小于光照均值，属于低照度区，若该点处的亮度值为 128，经过二维伽马函数校正处理后的亮度值为 150；假设图像中 (x,y) 处的光照值为 110 小于光照均值，属于高照度区，同样，若该点处的亮度值为 128，经过二维伽马函数校正处理后的亮度值为 104。在弱光照强度的区域，二维伽马函数的作用就是提高图像的亮度值，尤其是在亮度值越低的区域，提高的幅值越大；在强光照强度区域，会降低该像素点的亮度值，亮度值越高，降低的幅值越大。通过上述数据表明，改进算法可以依据井下图像矿灯的照射强度自动校正图中亮度不均匀的区域，从而提高图像的整体质量水平。

2.2.3 CLAHE

由于煤矿井下图像色调简单，图像的对比度低不易区分井下地物的细节，而且视频图像还可能存在一些噪声等影响因素，对于图像的成像效果方面，对比度占有很大一部分比重^[54]。基于此选用 CLAHE 方法，首先对矿井图像的直方图限定一个阈值来抑制噪声，对于在阈值之外的灰度值，将其分布到 0~255 之间，来增强矿井图像的对比度，相较于直方图均衡化该算法可以有效的克服将噪声放大化的问题：

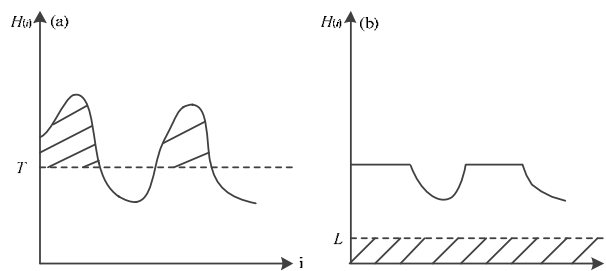


图 7 CLAHE 方法

如图 7 所示，矿井图像的直方图与对比度有密切的关系，为提高对比度，首先在限定阈值 T 的基础上，对井下视频图像帧的直方图进行裁剪，使其幅值低于限定的阈值上限，对于裁剪掉的区域，如图中阴影区域，通过累计分布直方图将一定阈值外的像素值平均分配，以保证直方图总值不变，这样可以有效的避免某个灰度值的数量过多造成的图像噪声问题，有效地增强图像对比度，从而达到限制斜率的目的^[55]。由于井下粉尘多，影响井下图像的质量，造成视觉上对物体细节上的判断，通过 CLAHE 可以有效的抑制噪声放大并增强图像的对比度，从而获得图像中所表达的信息。

2.3 算法实现流程图

由于矿井环境的阴暗潮湿且光照强度不足或不均匀，都会导致视频图像在视觉上不足以让监控人员观察到井下工作人员是否存在违规行为。井下视频图像主要针对亮度分量进行处理，选用一种较为直观的颜色模型 HSV，对亮度分量进行计算，因此在输入视频图像后，将 RGB 转为 HSV，对将亮度 V 进行引导滤波处理，提取出可以保持边缘特征的光照分量，并用二维伽马函数对其进行调整，再将色调以及饱和度与处理后的亮度进行合成，并转换为 RGB 形式，并通过 CLAHE 对图像进行自适应调整，输出图像，算法流程如图 8 所示。

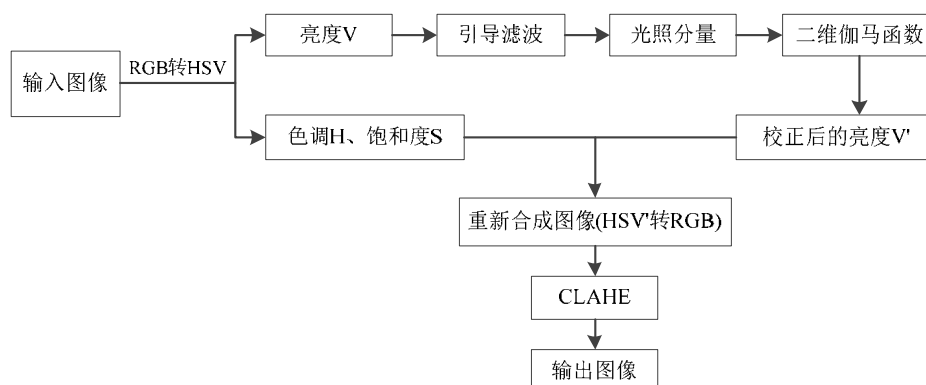


图8 算法流程

2.4 仿真结果及评价

为验证改进算法对矿井图像的适用性,运用 MATLAB 平台以及计算机视觉技术对图像进行处理。随机选取井下具有代表性的图像,如图 9~图 11 的所示,场景一和二分别为不同井下巷道内矿灯光照不均匀的图像,场景三为作业期间具有严重粉尘影响的图像。

2.4.1 图像增强结果

选用 Retinex 算法和伽马函数算法对比,来验证改进算法的性能。下方图 9~图 11 中,(a)为原图,(b)为伽马函数校正,(c)为 Retinex 增强算法,(d)为改进算法。

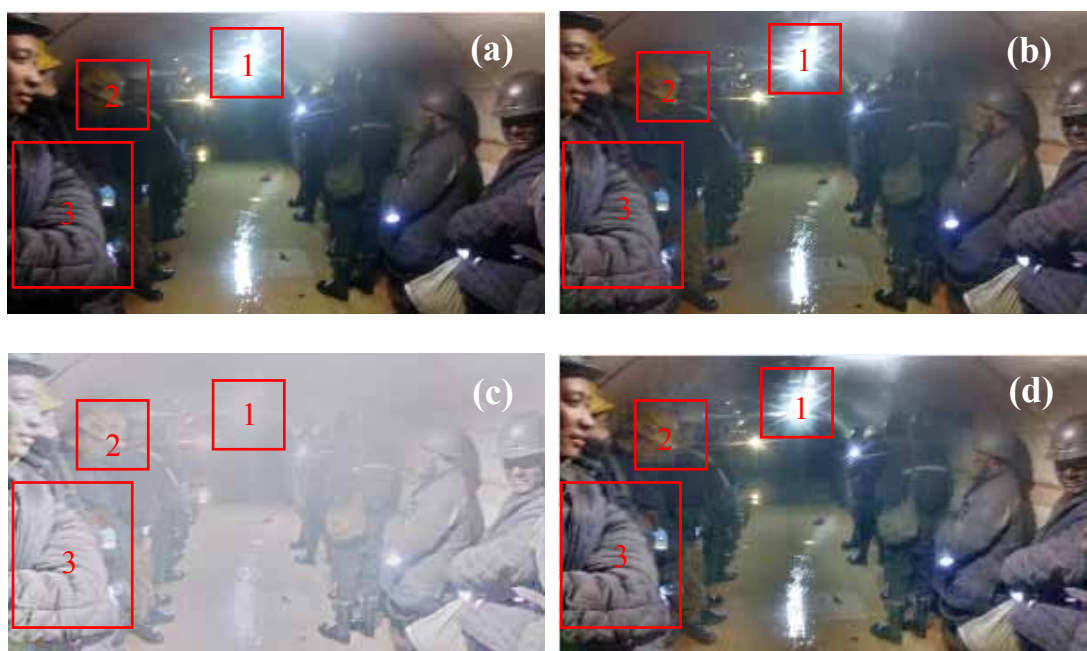


图9 场景一图像处理结果

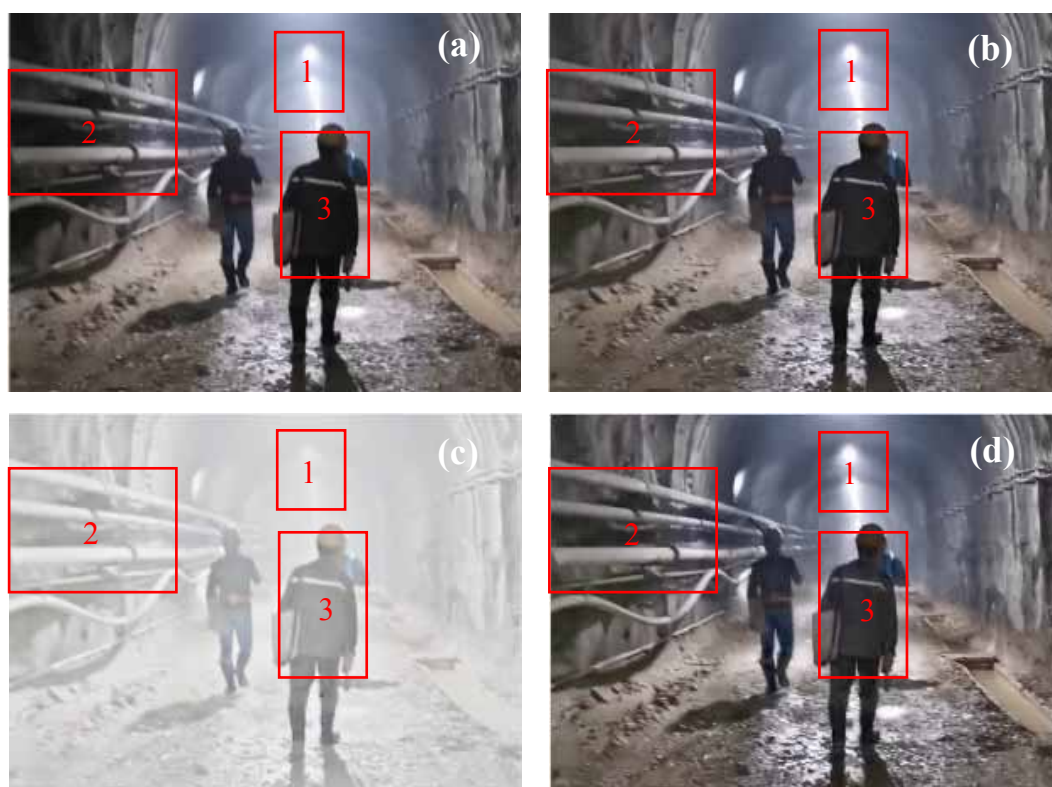


图 10 场景二图像处理结果

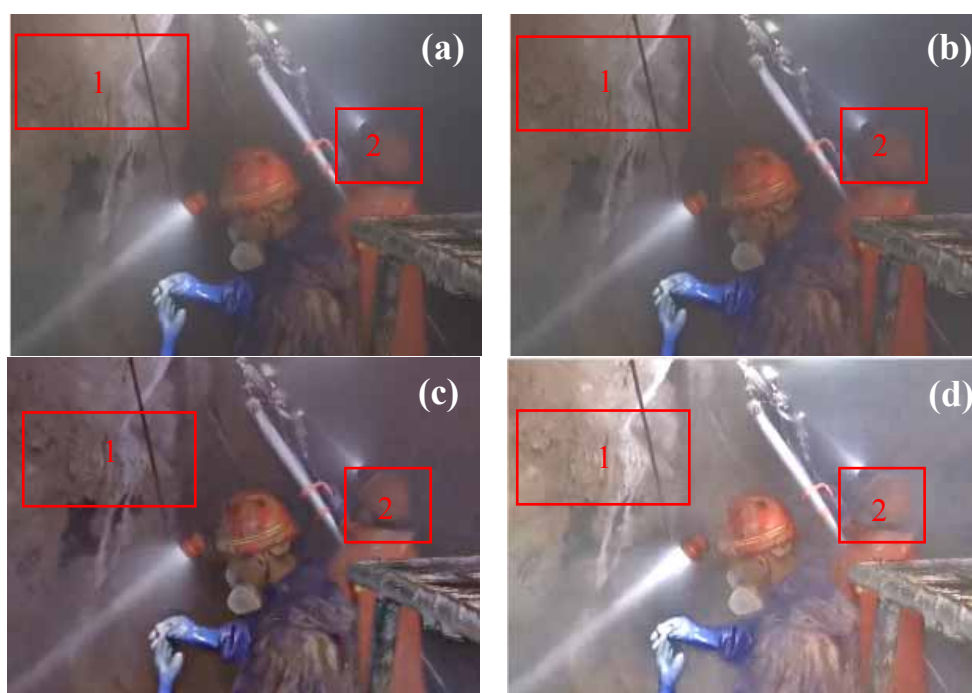


图 11 场景三图像处理结果

针对处理的结果，从主观角度对 3 中不同的方法进行评价及验证。上图中图 9、图 10 是运用改进算法来处理光照不均匀图像，图 11 是处理粉尘图像。由上述图片可以看出，运用伽马函数对 3 幅图的图像增强，伽马函数校正虽然可以有效地

减弱光照过强导致的光晕，并且对光照弱的地方进行增强，如图9中的灯光处和图10中管道缝隙间处，但是对于人的衣服以及安全帽的增强却不是很明显，在视觉效果上与原图的差距不大，不易识别，对于图11粉尘现象的图像增强效果也不是很明显；而对于Retinex增强算法，图9和图10中灯光造成的图像不均匀效果明显，在处理结果中极大的抑制了灯光的亮度，显示出反射图像的真实色彩效果，但是出现整体泛白现象，对比度极低，在视觉效果上极差，然而对于有粉尘的环境如图11，灯光影响效果较弱，处理效果较好，但是亮度低，在安全帽以及墙壁处不太明显；而改进算法对3种不同场景的图像增强都取得了较好的校正效果，不仅使光照过强的区域有较好的减弱，在灯光区域周围几乎没有光晕现象，图像效果清晰，而且提高了光照过低区域的亮度及对比度，使细节处更加明显，针对光照不均匀有图像以及有粉尘区域的图像具有很好的去粉尘效果，且对图片的色彩有很好的保持作用。

2.4.2 精度评价

在图像增强视觉效果的基础上，通过对上述图像显示效果的分析，为更精准的判断改进算法，从客观的角度对改进算法与传统算法量化对比，引入三个图像评价标准，信息熵，平均梯度，标准差来评价算法结果。

信息熵，表示度量图像的丰富度，信息熵越大说明丰富度越大，图像的效果越好，由于井下视频整体亮度低，为更好的评估图像的信息熵，因此信息熵的计算公式为：

$$E = - \sum_{i=50}^{255} p(x_i) \log_2(x_i) \quad (22)$$

其中， x_i 为像素值为 i 的像素。

平均梯度，是对图像像元之间变化速率的平均值大小，是表达图像细节的变化，平均梯度与图像清晰度呈正比关系^[51]，图像平均梯度的计算公式为：

$$G(x, y) = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{\frac{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2}{2}} \quad (23)$$

其中， M 和 N 分别为像素的长和宽， $\frac{\partial f}{\partial x}$ ， $\frac{\partial f}{\partial y}$ 分别为横纵两个方向上的梯度。

标准差，是反映矿井图像对比度特征，其计算公式为：

$$\delta(x, y) = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (P(i, j) - \mu)^2} \quad (24)$$

其中, P 为第 i 行, 第 j 列的像素值, μ 为图像均值。

表 1 不同算法结果对比表

算法	信息熵			平均梯度			标准差		
	场景一	场景二	场景三	场景一	场景二	场景三	场景一	场景二	场景三
原图	5.37	6.35	6.71	1.16	4.42	1.26	10.37	6.51	8.26
伽马校正	5.96	6.61	6.28	1.36	4.54	1.30	10.83	6.46	8.32
Retinex	5.98	6.15	6.35	1.03	2.09	2.14	4.64	1.24	10.97
改进算法	7.20	7.23	6.74	2.38	7.09	2.55	16.03	9.09	11.99

由表 1 可知, 经过处理后图像的整体质量效果普遍提升。改进算法的图像信息量在不同的场景下最大值, 说明图中所包含的信息量最大, 比伽马校正算法分别高 1.24、0.62、0.46, 比 Retinex 算法分别高 1.22、1.08、0.39; 对于图像清晰度来说, 图像的清晰度有非常明显的提高, 比伽马校正算法分别高 1.02、2.55、1.25, 比 Retinex 算法分别高 1.35、5.00、0.41; 对于对比度来说, 改进算法处理的图像对比度为最好, 更好的保持了色彩的信息, 比伽马校正算法分别高 5.16、2.63、3.67, 比 Retinex 算法分别, 11.39、7.85、1.02。

针对矿井下不同场景的图像的校正处理的结果, 采用信息熵、平均梯度以及标准差进行定量化的评价。结果表明改进的算法不仅在视觉效果上对粉尘严重和光照不均匀的现象有一定的增强效果, 而且对图像所含的信息量、清晰度以及对比度都有提升, 图像的效果更佳, 对目标检测与跟踪精度的提高有辅助作用。

2.5 本章小结

井下监控视频图像在采集与分析过程中, 井下特殊复杂的环境如光照不均匀、粉尘干扰、图像质量差, 整体亮度偏暗等问题, 本章提出的针对井下恶劣环境视频监控图像的自适应校正算法, 可以同时将光照不均匀以及粉尘导致的图像问题解决。将引导滤波与二维伽马函数相结合, 运用 CLAHE 自适应调节图像对比度, 依据上述算法对图像的整体质量、图像包含的信息量、清晰度以及对比度都有明显的提高, 有效的消除和减弱因光照不均匀和粉尘因素对图像的影响, 算法的适用性更强, 相较与传统算法具有明显的优势。

第3章 改进的井下人员检测与跟踪算法研究

井下目标检测与跟踪是计算机视觉领域中对井下违规行为分析的重要前提条件，在煤矿井下视频监控图像增强优化的基础上，对视频监控的井下的工作人员检测与跟踪的方法进行研究。针对传统的高斯混合模型在运动目标检测时无法精准的检测运动目标，并且井下特殊的环境工作人员需要佩戴矿灯及手电筒导致误检率提高等问题，运用高斯背景建模方法建立背景模型，通过背景减除法提取前景图像^[56]，结合卡尔曼滤波跟踪矿井工作人员，并耦合像元亮度值实现对矿井干扰因素去除，改进后的算法不仅提高了人员的检测准确率和误检率，而且提高了目标检测与跟踪的性能。

3.1 目标检测的基本方法

运动目标检测是依据算法将视频中发生空间位置变化的运动目标进行标记的过程。由于物体和相机的空间上相对运动位置的关系，分为静态背景的目标检测与动态背景的目标检测^[57]。静态背景即摄影机静止不动，如延时摄影，视频监控等，目标在背景不变化的情况下运动，属于单背景情况；动态背景与运动目标之间呈现无规律的运动，如摄影录像等，属于复杂背景情况。由于井下视频监控是静止不动的，对井下目标人员检测，即静态背景下的目标检测。运动目标检测的算法依据背景复杂度，相机运动情况，对应的算法也有所不同，常用的目标检测算法有帧间差分法，背景减除法，光流法。

3.1.1 帧间差分法

帧间差分法基于视频获取具有不间断性的特点，连续的帧之间运动目标会有明显的变化情况，将相邻帧之间的图像相对应的像素灰度值进行差分计算，并判断像素值的绝对值，若超过一定阈值则判定该目标为运动目标，通过标记来确定具体位置，具体的算法实现过程图 12 如下所示。

假定视频图像序列中相邻两帧的图像的像素值分别为 $f_n(x, y)$ 和 $f_{n-1}(x, y)$ ，将该两帧的图像之间相对应的像素值进行差分运算，运算过程如下式 25 所示：

$$D_n(x, y) = \begin{cases} 1, & |f_n(x, y) - f_{n-1}(x, y)| > T \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (25)$$

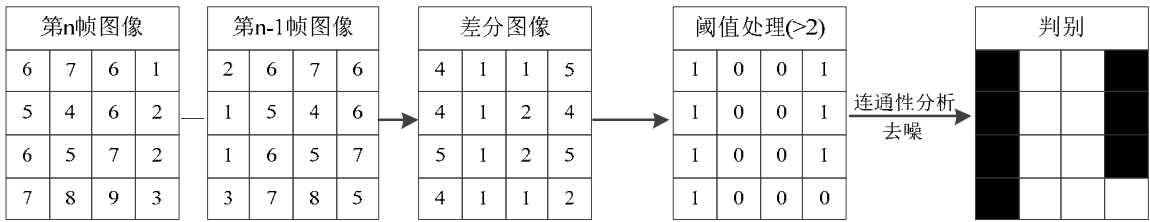


图 12 帧间差分法算法实现过程

在上述差分公式中， $D_n(x,y)$ 为第 n 帧与第 $n-1$ 帧图像之间的差值，将该差值的绝对值与规定的阈值作比较，若 $f_n(x,y)-f_{n-1}(x,y)$ 差分图像值在 $-T$ 和 T 之间，取值为 0，表明目标没有发生运动；而差分图像值在 $-T$ 和 T 之外，取值为 1，表明目标发生了运动。然后依据设定的阈值范围，通过去噪处理与连通性运算，检测出序列图像中的运动目标。

如下图 13 所示，为 82 帧和 83 帧图像与 159 帧和 160 帧图像之间的差分图像，其中(a)、(c)分别为原图像的差分图像，(b)、(d)为差分图像的二值图，该方法对于瞬时背景变化不大的情况下，差分运算可以依靠邻近的几帧图像相抵，该算法稳定性强，如在井下环境条件下，光照变化时对光照的抗干扰能力强。但是帧间差分法结果是提取目标的轮廓，容易产生空洞，而且对于缓慢移动的目标或目标与背景颜色相差不大的情况下，检测在显示效果与精度上会受到很大的影响。

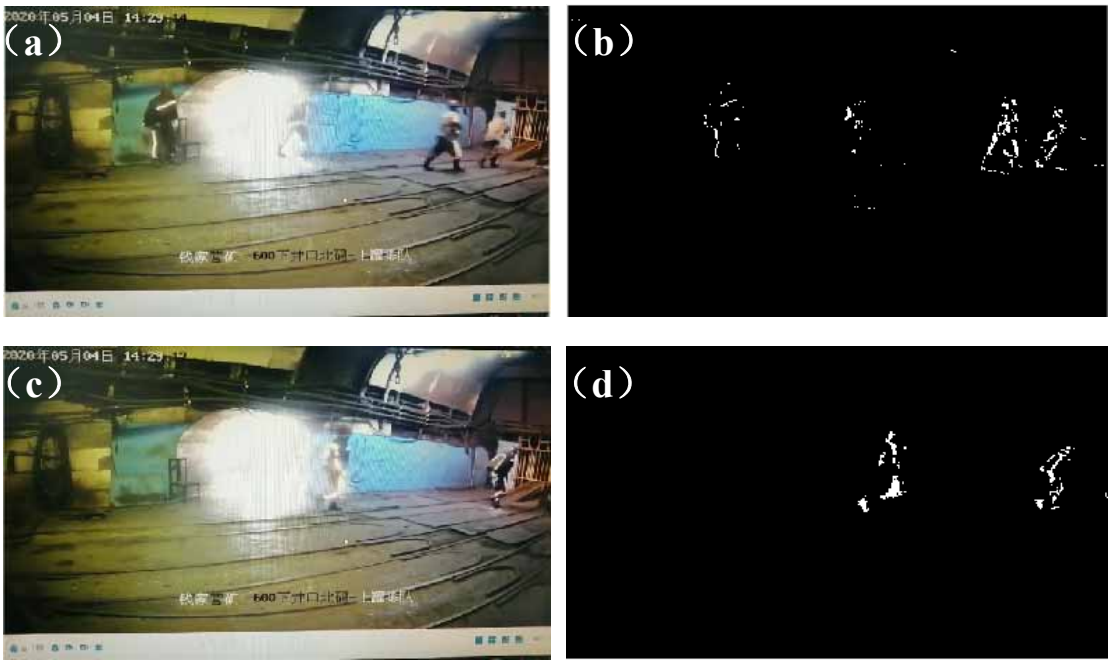


图 13 帧间差分法实验结果

3.1.2 背景减除法

背景减除法是利用背景模型来检测目标，基本思想就是将图像帧分为前景与背景，利用背景参数对背景参数建模并不断更新，并将当前帧的图像与背景图像进行差分计算，与预设的阈值对比以及连通性运算^[58]，从而实现对运动目标的检测，具体的运算过程如下图 14 所示：

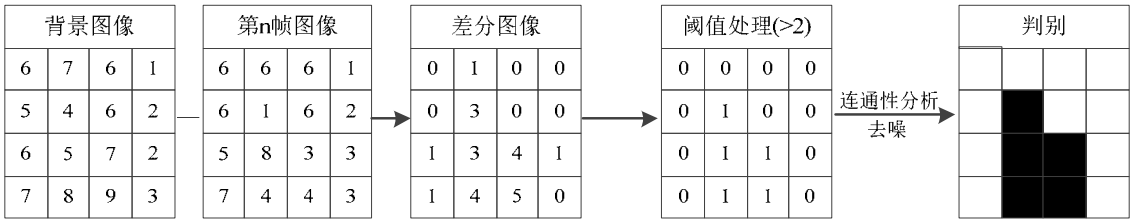


图 14 背景减除法算法实现过程

图像背景建模是利用数学方法建立背景图像 $B(x,y)$ ，当前图像帧为 $f_n(x,y)$ ，通过下述公式 26 计算得到的差分图像为：

$$D(x,y) = \begin{cases} 1, & |f_n(x,y) - B(x,y)| > T \\ 0, & else \end{cases} \quad (26)$$

在上述公式中， $D_n(x,y)$ 为第 n 帧与背景图像之间的二值图，将当前帧与背景的差值的绝对值与阈值作对比，然后依据设定的阈值范围，依据去噪处理和连通性运算，检测运动目标^[59]。

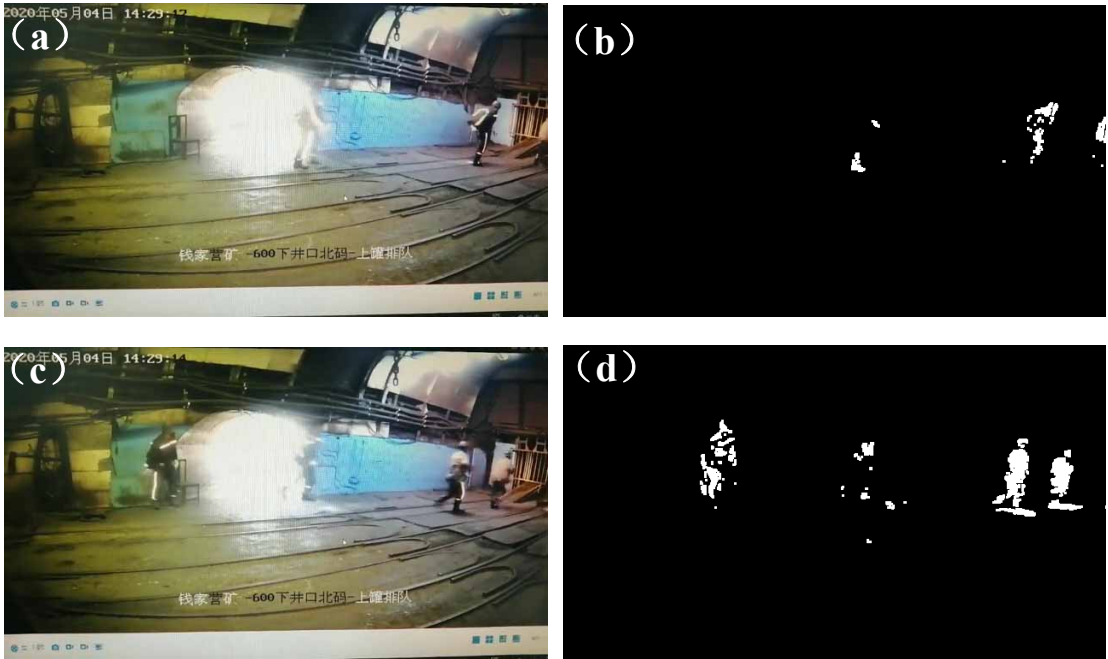


图 15 背景减除法实验结果

如图 15 所示, 其中(a)、(c)分别为原图像, (b)、(d)为二值图, 背景减除法计算简单运算速度快, 解决了帧间差分法目标内部“空洞问题”, 检测到的目标完整性强, 但是背景减除法对于背景的要求较高。在背景减除法中, 背景建模是目标检测重点, 通过数学手段建立一种表达背景的模型, 但是在实际生活中由于背景复杂度较强, 构建背景模型成目标检测的一大难点^[60]。目前常用的背景模型有平均背景建模, 码本背景模型以及高斯背景模型等, 下面对这 3 中模型的进行简要的介绍:

1) 平均背景模型

平均背景模型是通过计算对每个像素在一定时间内的均值, 作为像素的背景模型^[61], 这种背景建模技术简单, 速度快, 在背景相对稳定的视频中, 效果良好, 但是该算法对环境光照以及背景多变的图像较为敏感

2) 码本背景模型

码本算法就是以视频时间为基点, 每帧图像的每个像素点都有与之对应的码本结构, 随着视频的递进, 来存储该帧的码字, 导致数据量增大, 增加计算机的内存, 而且该算法对光照敏感, 在背景变动剧烈时, 码字将会存储错误, 造成误差。

3) 高斯背景模型

高斯背景模型主要分为单高斯背景模型和混合高斯背景模型。单高斯背景模型假设在随着视频图像序列的变化每个像素点的值在时间维度上的变化过程为高斯分布状态; 而混合高斯背景模型是在单高斯背景建模的基础上将每个像素值的概率密度分布进行加权平均, 来平滑不规则样式的密度分布函数。

目前混合高斯背景建模算法采用局部分割的一种算法, 对于图像中每个像素其运动变化的特征不一样, 与上述几种算法相对比, 混合高斯背景建模稳定性强, 背景抗差能力好, 计算速度快, 因此混合高斯背景建模为一种较优的背景建模方法。

3.1.3 光流法

光流法即检测物体在像素单位上的瞬时变化, 利用视频图像在帧之间目标特征点的关系, 来计算研究对象的运动过程^[62], 灰度瞬时变化率为光流失量。光流法的运算思路如下图 16 所示。

下图中分别为连续两个时刻目标的运动过程。图中像素点 (x, y) 位移到了 $(x+u, y+v)$ 的位置, 变化量为 (u, v) 。在某一个特定时刻, 依据每个像素点的速度矢量, 该速度矢量在方向和大小上都有信息。

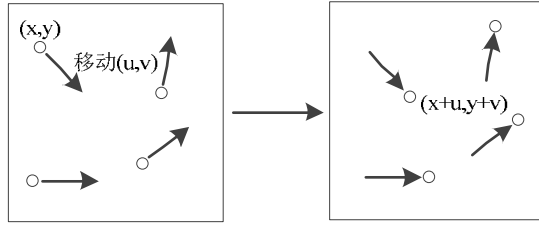


图 16 光流法算法实现过程

基于此对图像进行动态分析，得出以下公式其中 dx , dy , dt 为分别在 x , y , z 上的微小分量。

$$I(x, y, t) = I(x + dx, y + dy, t + dt) \quad (27)$$

通过一阶泰勒级数展开式，可以得到如下公式：

$$I(x + dx, y + dy, t + dt) = I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x} dx + \frac{\partial I}{\partial y} dy + \frac{\partial I}{\partial t} dt \quad (28)$$

由于设定的前提条件为微小运动和亮度恒定，即变化量的极限趋近于零^[63]，而偏移量 (u, v) 分别是在 x 和 y 方向上 t 时刻的变化量，即：

$$\frac{\partial I}{\partial x} dx + \frac{\partial I}{\partial y} dy + \frac{\partial I}{\partial t} dt = 0 \quad (29)$$

令 $\frac{dx}{dt} = u$, $\frac{dy}{dt} = v$ 将 u , v 分别代入公式

$$\frac{\partial I}{\partial x} u + \frac{\partial I}{\partial y} v = -\frac{\partial I}{\partial t} \quad (30)$$

f_x , f_y , f_t 分别为来自不同方向上的偏导数，矩阵展开式即

$$\begin{bmatrix} f_x & f_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = -f_t \quad (31)$$

运动目标的光流运动分为量 $c=(u, v)$ ，以偏导和梯度的形式表达出光流场计算公式为

$$f_x u + f_y v = \nabla f c \quad (32)$$

如下图 17 所示，其中(a)、(c)分别为原图像，(b)、(d)为二值图，运动目标会存在一定速度矢量变化与背景之间产生相对运动，可以准确的运算出运动物体在方向和时间上的运动信息，在没有任何背景的条件下检测出运动对象。但是光流法计算物体的相对位置时，运行速率较慢与消耗内存较大，图像的实时性与实用性较差，且对于运动速度较慢的物体检测效果较差。

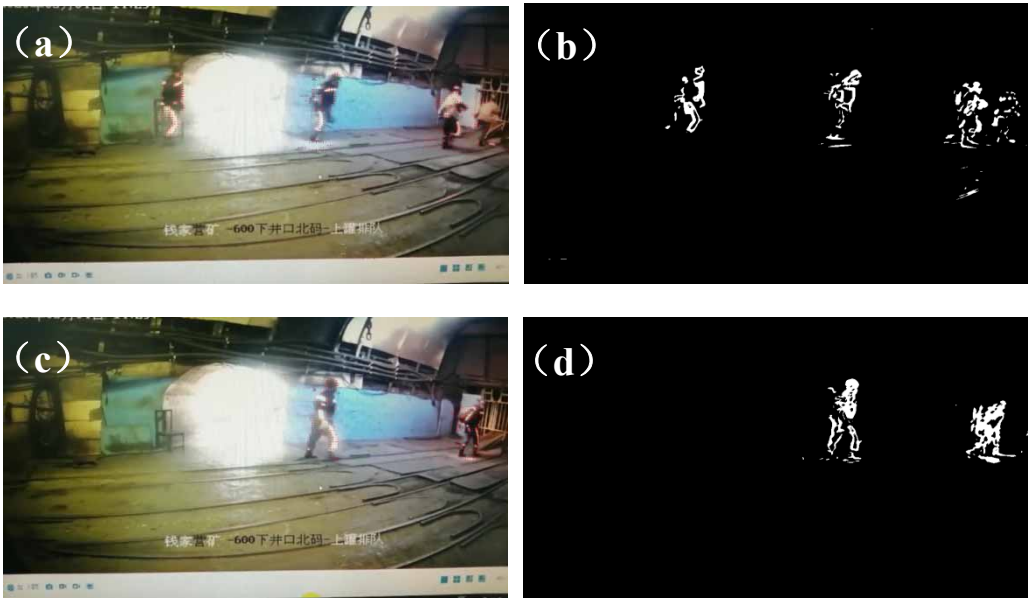


图 17 光流法实验结果

3.1.4 运动目标检测方法选取

基于上述三种目标检测算法的介绍与实验显示效果，对三种算法以下这几个方面进行比较，以选择适用于矿井图像视频的目标检测算法，三种方法的对比如下表 2 所示。

表 2 目标检测方法对比

算法	帧间差分法	背景减除法	光流法
运算结果	运动目标的外围轮廓	运动目标的整体区域	运动目标的整体区域
运算复杂度	小	依据背景模型构建算法的复杂度	大
消耗时间	快	依据模型的运算时间	慢
适用范围	摄像机固定，背景相对无变化，运动变化快速的目标	摄像机固定，背景相对无变化的视频图像	可适用于背景静止和运动两种场景，光照影响不大的图像
算法鲁棒性	好	较好	差
实时性	好	模型背景实时更新	差
识别准确性	较差	较好	好

在矿井视频图像中，由于井下监控位置固定，背景在不会发生大的变化，相对于帧间差分法，背景减除法检测出的目标完整，而且帧间差分法会在阈值设定上存在一定困难，可能会出现一个目标被分为几个小目标的情况，而目标减除法检测出来的目标相对完整，保证了目标的唯一性；相对于光流法，虽然可以保证目标的完整性，但是光流法计算复杂，在运算速度计算较慢，不能保证检测的实时性，且井

下环境受光照影响特别大，不利于检测结果。相较于上述两种方法，背景减除法快速，简单，方便的提取运动目标，在时间与准确度上综合水平上都较优于其余两种算法，因此，选用背景减除法来检测运动目标。

3.2 辅助目标跟踪的运动模型

运动目标跟踪即给定图像运动目标的位置后，依据算法来预测下一帧的位置情况。目标跟踪主要方法是利用算法寻找最优相似区域，通过帧之间目标的运动过程关系，来预测下一帧的位置。目前完成预测最流行的模型方法是粒子滤波器和卡尔曼滤波器。

3.2.1 粒子滤波器

粒子滤波适用于非线性状态空间的模型，为非线性动态系统的实现提供了一种解决方案。运用粒子滤波器实现目标跟踪是一种预测器-校正器迭代循环的过程，设某个系统的状态为 $X_t = \{x_1, x_2, \dots, x_t\}$ ，通过粒子集合来确定在 t 时刻 x_t 的状态。

1) 假设在 $t-1$ 时刻某个带权重的样本集合为

$$S_{t-1} = \left\{ \left(s_{(t-1)i}, \pi_{(t-1)i} \right) \right\}, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (33)$$

设 $c_0 = 0$, $c_i = c_{i-1} + \pi_{(t-1)i}$, $i = 1, 2, \dots, N$ 。

式中：

c —累积概率；

N —在 t 时刻产生的新样本的个数。

2) 为了确定 S_t 的第 n 个样本，需要通过重要性采样，将更可能发生的部分权重变大，因此在区间 $[0, 1]$ 内选择一个随机数，来确定 $j = \text{argmin}_i (c_i > r)$ 来传播样本。

3) 预测：依据马尔科夫特性推导 $S_{t,n}$ ，即

$$s_{t,n} = A_{t-1} s_{(t-1)j} + w_{t-1} \quad (34)$$

式中：

A_{t-1} — $t-1$ 时刻的矩阵；

w_{t-1} — $t-1$ 时刻的噪声；

4) 修正：通过当前的观测值 z_t 以及观测概率值来设定修正值 $\pi_{t,n} = p(z_t | x_t = s_{t,n})$ 。

5) 从 2) 到 4) 一直迭代 N 次

6) 对 $\{\pi_{ti}\}$ 进行规范化，使 π_{ti} 的总和为 1。

7) 因此对 x_t 的最佳估计值为：

$$x_t = \sum_{i=1}^N \pi_{ti} s_{ti} \quad (35)$$

粒子滤波为目标的状态估计提供了一种简单快速的处理办法。但是粒子滤波对于样本的要求较高，需要巨大的样本才能更好地近似预计后验样本概率密度。对于井下复杂的样本环境，要求样本的数目就越多，算法的繁杂程度就越高，运算时间就越长，另在重采样阶段可能会造成样本灵验性和真实性的降低。

3.2.2 卡尔曼滤波器

卡尔曼滤波是在一定的噪声下，在含有不确定性的动态系统中依据算法对运动目标的方向以及位置做出预测估计。卡尔曼滤波具有辅助目标检测的效果，可以高效快速的跟踪运动目标。卡尔曼滤波主要为预测与更新，整体思路为依据 $k-1$ 时刻后验值的来预测 k 时刻的状态，从而得到 k 时刻的先验估计值，并通过 k 时刻的真实值来更正 $k+1$ 时刻的预测估计值，作为 k 时刻的后验估计值，因此，卡尔曼滤波为一种迭代的预测-校正算法^[64]。

1) 在视频监控人员检测过程中运用卡尔曼滤波进行人员的位置预测，其中假设 $k-1$ 时刻检测框的信息为 $b_{k-1}=(x_{k-1}, y_{k-1}, h_{k-1}, w_{k-1})$ ， x, y, h, w 分别为检测框的右上角位置以及长和宽，考虑到运动状态量，噪声干扰等因素，因此卡尔曼时间更新方程如下式 36 所示：

$$\begin{cases} \hat{b}_k = A\hat{b}_{k-1} + Bu_{k-1} \\ P_k = AP_kA^T + Q \end{cases} \quad (36)$$

式中：

A —运动状态量；

B —外部控制矩阵；

u —外部控制量；

Q —噪声协方差矩阵

P_k — k 时刻的先验估计协方差。

2) 为了使得卡尔曼滤波更好的进行预测工作，在读取视频图像序列的过程中，对参数进行更新，以保证跟踪的准确性^[65]，卡尔曼滤波状态更新方程如下式 37 所示：

$$\begin{cases} K_k = P_k H^T / (H P_k H^T + R) \\ \hat{b}_k = \hat{b}_k + K_k (z_k - H \hat{b}_k) \\ P_k = P_k - K_k H P_k \end{cases} \quad (37)$$

式中:

K_k —滤波增益矩阵;

H —状态变量到真实值的转换矩阵;

R —测量噪声协方差;

z_k —真实值;

$z_k - H \hat{b}_k$ —真实值和预测值的残差, 修正先验值得到后验值。

卡尔曼滤波是一种具有预测作用的滤波, 采用递归估计的算法^[66], 可以实现非平稳随机状态的最佳线性估计。适用于线性, 离散, 高斯环境下, 对于监控器固定拍摄的视频图像, 帧之间的像素关系呈高斯分布的状态, 选用卡尔曼滤波可有效的对目标井下跟踪。

3.2.3 辅助目标跟踪模型选取

基于上述两种辅助目标跟踪的方法的研究, 在目标检测的基础上, 为提高目标跟踪检测运算效率, 节省计算机性能, 并且实现目标运动位置的预测, 为之后行为识别奠定预警基础, 需要对目标进行跟踪, 常见的跟踪方法的性能对比如上表3所示。

表3 辅助目标跟踪模型对比

算法	卡尔曼滤波	粒子滤波
先验概率	单峰预测	多峰预测
复杂度	平方增长	复杂
对外界感知	近似线性	非线性, 非高斯系统
算法复杂度	中等	复杂
优点	一种最优估计技术, 适用于计算机实时处理	能较准确地描述真实值和预测值的后验概率分布
缺点	对非高斯系统下的预测准确率降低; 运动目标长时间被遮挡时会目标丢失	需要采集很多样本才能很好地估计的后验概率密度, 速度慢, 计算复杂

虽然粒子滤波可以针对非线性, 非高斯系统下的视频监控进行辅助跟踪, 但是粒子滤波算法的计算时间长度随着粒子数的增加而呈现出指数增长的趋势, 运算时间远远大于卡尔曼滤波, 不利于计算机的视频监控的实时处理, 因此选择卡尔曼滤

波作为辅助目标跟踪的算法。

3.3 井下运动目标检测与跟踪算法实现与分析

3.3.1 混合高斯背景建模技术

背景减除法计算简单运算速率快，不会出现内部空洞问题，在检测到目标的完整性强，但是对于背景的依赖度高，因此建立背景模型是目标检测的核心技术问题，但是在井下生产环境复杂多样，构建背景模型将成为目标检测的难题。目前，混合高斯背景建模技术是背景建模效果较完美的建模方法。混合高斯背景建模运用在井下视频监控图像中，利用像素值在一段时间内的样本值的概率密度等信息来表示背景模型，混合高斯模型中像素点之间以相互独立的关系存在，对于视频图像的每个像素点，随着图像帧在下一时刻的变化，背景图像的像素值几乎没有任何变化，而运动目标扫过的像素点，在一段时间内可以看成高斯分布变化，即可运用高斯分布来描述该位置像素点灰度值变化的规律。

首先获取井下视频图像的图像帧，依据图像的像素值大小，建立 $k=m*n$ 个高斯模型， m 和 n 分别代表图像的帧高度与帧宽度，图像中每个像素点的灰度值是在视频图像时间内围绕像素值均值在一定范围内的分布，像素值方差为范围，这些像素灰度值呈近似高斯分布。每个新像素值 X_t 分别与建好的在 $t-1$ 中第 i 个背景模型进行比较，判别条件为均值偏差在 2.5σ 内，如下式 38 所示，若像素点偏离均值较远，则该像素点为前景图像，反之为背景图像。

$$|X_t - \mu_{i,t-1}| \leq 2.5\sigma_{i,t-1} \quad (38)$$

式中：

X_t — t 时刻图像的像素值；

$\mu_{i,t-1}$ — $t-1$ 时刻下第 i 个背景模型均值

随着视频序列图像的读取，通过如下式 39 模型权值的计算来决定是否增加或替换高斯分量：

$$\omega_{k,t} = (1-\alpha) * \omega_{k,t-1} + \alpha * M_{k,t} \quad (39)$$

式中：

α —学习速率；

$M_{k,t}$ —是否与原背景模型匹配

并对匹配的参数，如均值 μ 和标准差 σ 进行更新，更新的参数计算公式如式

40 所示。

$$\begin{aligned}\rho &= \alpha * \eta(X_t | \mu_k, \sigma_k) \\ \mu_t &= (1 - \rho) * \mu_{t-1} + \rho * X_t \\ \sigma_t^2 &= (1 - \rho) * \sigma_{t-1}^2 + \rho * (X_t - \mu_t)^T (X_t - \mu_t)\end{aligned}\quad (40)$$

最后判断背景，参数 T 表示背景所占的比例，背景模型的建立如下式 41 所示：

$$B = \arg \left(\min \left(\sum_{k=1}^b w_k > T \right) \right) \quad (41)$$

在背景图像建立后，即井下图像的视频监控区固定不变的背景，在目标人员运动过程中，依据背景减除法实现运动目标的检测。

3.3.2 基于像元亮度值排除矿灯干扰因素

在高斯背景建模模型提取完的基础上，由于井下特殊环境，矿井的整体环境较暗，在井下作业过程中，对于细节处光照强度不够手电筒照明是不可少的，但是对于照度强的矿灯照射区域，会对检测与跟踪有一定的误差，增加误检率。如下图 18 所示，在矿灯被照射的区域，由于矿灯属于运动的趋势，在图像帧与背景帧之间会导致剧烈的变化，必然会造成矿灯被检测出来，造成井下的误检与漏检，造成识别障碍。鉴于上述情况，运用像元亮度值对矿灯进行误差排除处理，提出了改进的基于像元亮度值的井下人员检测算法^[67]。



图 18 传统目标检测与跟踪算法弊端检测效果

井下视频图像如图 19 (a) 所示，由于矿灯的照射导致图像亮度分布不均匀，表现为每一帧图像中矿灯照射区域，局部区域灰度值高，而没有被照射区域灰度值低，视频图像帧直方图如图 19 (b) 所示，通常在灰度值高的区域呈现以双峰值状态的分布，因此可以通过限定阈值来自适应检测矿灯干扰。

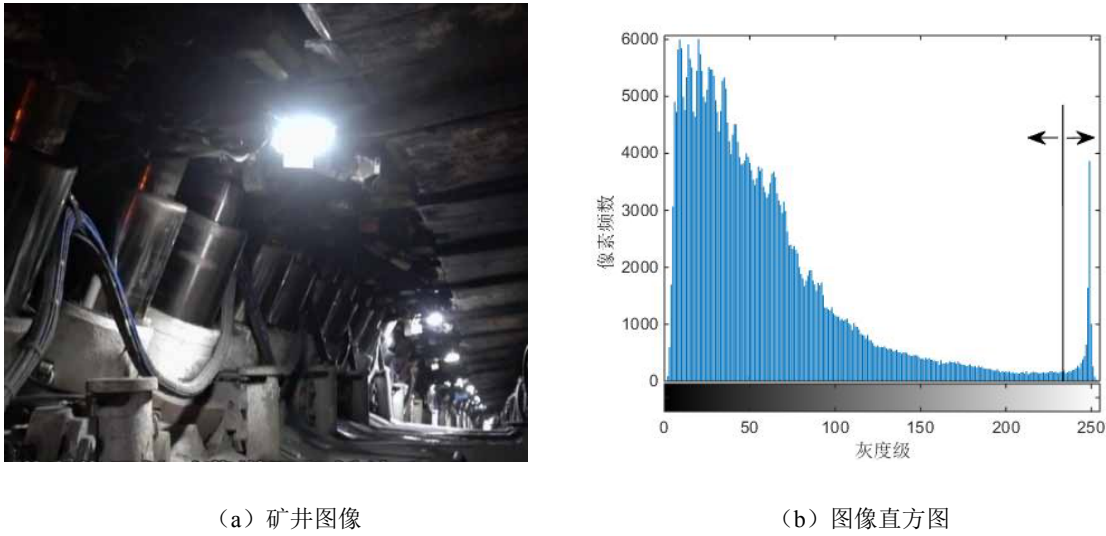


图 19 井下亮度不均匀图像及其直方图

依据背景减除法检测出前景目标，由于矿灯的亮度值远高于井下其他区域，因此，依据矿灯亮度值的特殊性，来对晃动的矿灯导致井下人员误检进行判断，通过当前帧像元的灰度值的均值，来确定该帧图像像元是否被过滤的阈值 $T^{[68]}$ ，阈值的计算如下式 42 所示。

$$T = \left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n I(i, j) \right) / (m * n) \quad (42)$$

式中：

m —帧在长上的像元个数；

n —帧在宽上的像元个数；

I —图像帧。

而二值化检测的图像目标的判别公式为式 43 所示：

$$B(x, y) = \begin{cases} 1, & I(x, y) > T \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (43)$$

式中：

B —二值化的检测出的目标图像；

T —限定的阈值。

若该像元的灰度值大于限定阈值，则不被检测出来，说明该区域是矿灯，若小于限定阈值则该物体继续被检测，为井下运动的目标人员。

3.3.3 算法流程

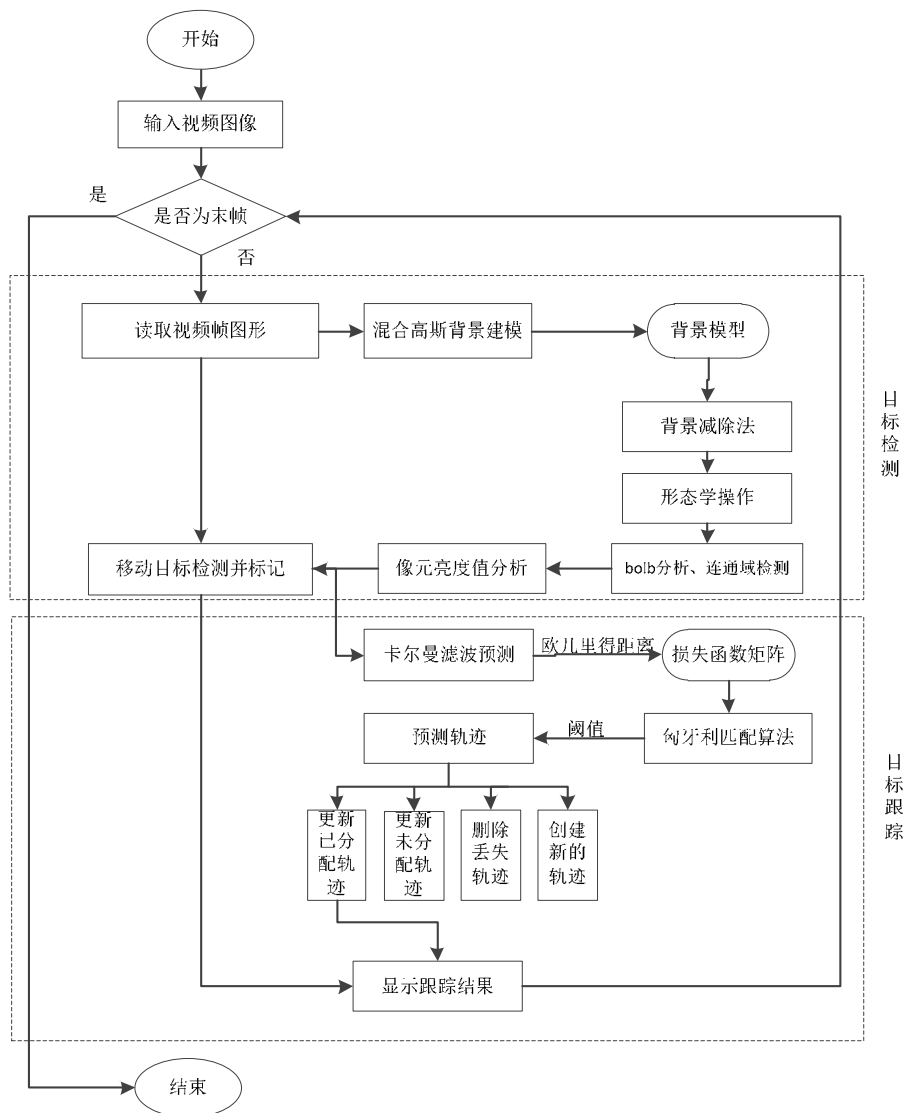


图20 井下人员检测与跟踪算法流程图

上图 20 为目标检测与跟踪的算法流程图。首先在每帧中检测移动的工作人员，选用基于混合高斯背景建模模型提取井下背景图像，将前景与背景分开，并依据背景减除法提取运动的工作人员，运用形态学变换来保持人员的大致轮廓特征，去除存在的噪声，随后通过 blob 分析检测连通域，依据像元亮度值排除光照强的区域，并标记移动的目标。在检测好每一帧图像运动人员的基础上，运用卡尔曼滤波对矿井人员下一时刻的运动方向与速度进行预测，对预测的位置和下一帧真实到达的位置关系来计算欧几里得距离，通过卡尔曼增益来更新预测函数的系数，得到损失函数矩阵，通过匈牙利匹配算法根据阈值计算得到预测轨迹，并更新已分配区域，未分配区域，并删除丢失的轨迹和创建新的轨迹，最后将跟踪结果显示出来。

3.4 算法仿真结果

为验证改进算法的适用性以及鲁棒性，对井下不同场景，且亮度不同的视频图像进行检测。仿真是在 Inter(R) Core(TM) i5-4210U CPU @ 1.70GHz 2.40 GHz，4.00G 内存的 PC 机上，Windows7 旗舰版 64 位操作系统下进行的，通过 MATLAB 编程仿真。使用机芯是海康威视摄像头，型号是 KBA12 (A) 型，来获取实时视频流，选取钱家营矿区井下轨道山上车场与巷道考勤点视频为研究对象，该视频图像为不同时间段以及不同地点对井下运动人员进行检测与跟踪，以保证算法的适用性和可行性。轨道山上车场的帧速率和数据速率分别为 24 帧/秒、357kbps，共计 1368 帧图像，巷道考勤点的帧速率和数据速率分别为 29 帧/秒，1055kbps，共计 1073 帧图像。通过调取这两个监控视频的数据，随机选取某段时间内的视频图像来保证算法的普遍性。

3.4.1 目标检测与跟踪结果

选取传统算法和改进算法进行对比，传统算法为运用背景减除法检测运动目标并通过卡尔曼滤波辅助跟踪，来实现目标的检测跟踪，改进算法在传统算法的基础上，基于像元亮度值来对运动的矿灯进行优化。针对视频中矿灯位置随意晃动，改进后的运动目标检测结果与传统目标检测效果较为明显，通过基于像元亮度值来限定阈值，对矿灯干扰排除，视频数据存在矿灯干扰排除的检测效果如下图所示。

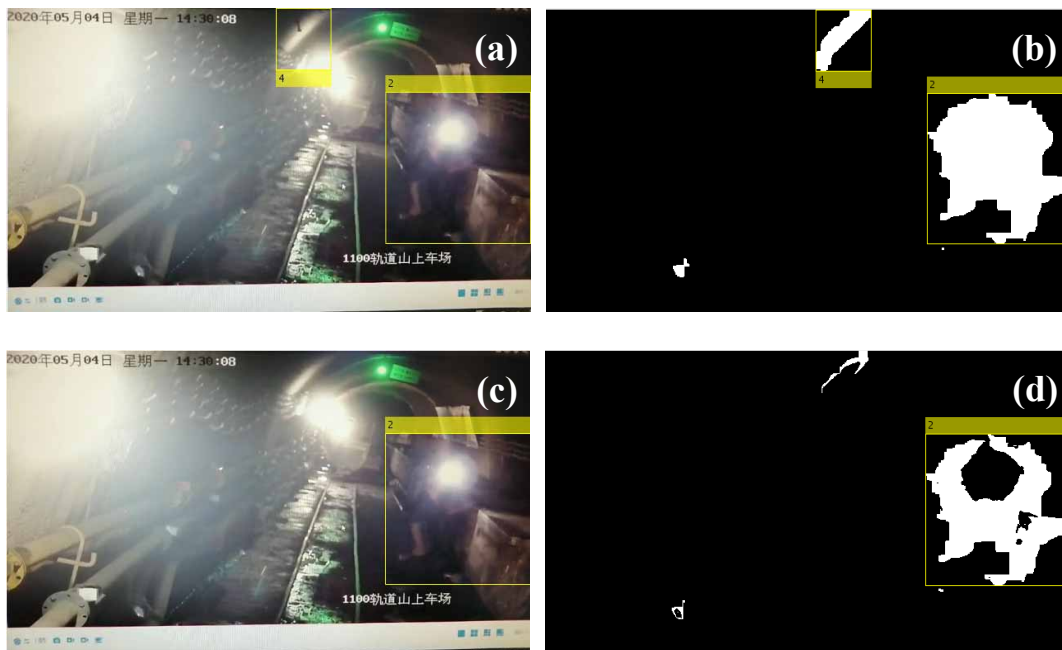


图 21 视频 1 第 153 帧图像检测效果

图 21 和图 22 分别是截取视频的某一帧图像，其中(a)、(b)是运用传统算法对运动目标的检测和对应的二值图像，(c)、(d)是运用改进算法实现对运动的矿灯进行排除检测结果和二值图像。对比这两个视频序列的检测结果，运用改进后的算法明显提高了检测精度。如图 21(a)中的 4 号目标为检测到的正在晃动的矿灯，在图 21(b)中由于在背景建模的基础上，通过快速变化的像元值，将矿灯和人员同时检测出来，而对于改进后的算法，自适应的计算相对于该图像序列中运动目标的阈值，来对于矿灯区域进行过滤和排除，如图 21(d)中，图 21(a)中的 4 号检测框被过滤掉，且在限定连通域以外，故没有被检测出来，而 2 号检测框由于是头戴式矿灯，但是身体部分在运动，依旧可以被检测出来。同理，图 22(a)中 6 号以及 10 号检测框，分别为照射在墙壁与地面反光而被误检的运动目标，在改进后的图像中同样被过滤出来，提高了检测的精度。

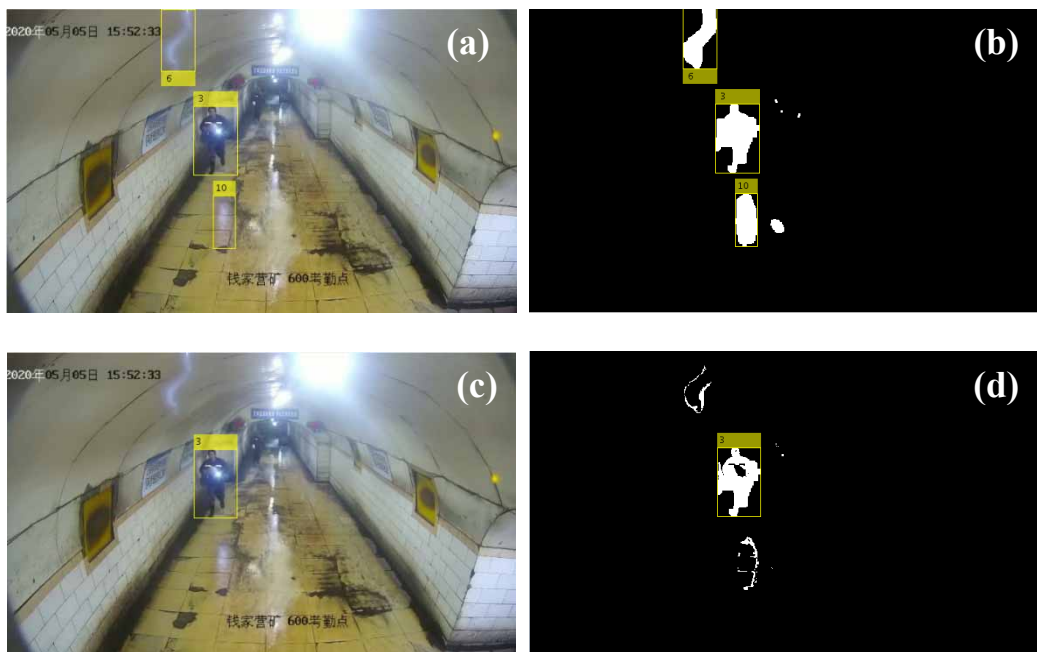


图 22 视频 2 第 256 帧图像检测效果

3.4.2 算法精度评价

为了对检测结果进行更客观的评价，对视频中的目标用两种方法的检测结果进行统计，表 4 中的目标数即通过人工目视解译来标定该视频中的目标总数，检测数即通过计算机视觉技术来检测视频中的运动目标，正检数为在计算机视觉技术运用的基础上，通过人工判定该目标是否为检测正确。通过计算机目标检测个数与人工目视解译得出的统计数据，依据检测率、误检率、和漏检率来对改进算法可行性并

下检测，检测率是反映算法对于正确检验的个数的占比，即准确性的大小；误检率是对算法的检测错误的数据统计，显示算法的鲁棒性，即鲁棒性越强，算法的容错性越小；漏检率是指检测过程中遗漏了的正确目标，没有被检测出来，即算法的严谨性。这三种评价标准的计算公式如下所示：

$$\begin{aligned} C &= \frac{R}{T} \\ W &= \frac{D-R}{T} \\ O &= \frac{T-R}{T} \end{aligned} \quad (44)$$

式中：

T —视频中总目标数；

D —算法检测出的目标数量；

R —算法正确检测出的个数；

C —检测率；

W —误检率；

O —漏检率。

表 4 区域亮度自适应检测算法井下目标检测跟踪结果

视频图像	方法	目标数	检测数	正检数	检测率/%	误检率/%	漏检率/%
视频 1	传统算法	13	19	10	76.92	69.23	23.07
	改进算法	13	14	12	92.30	15.38	7.69
视频 2	传统算法	9	13	7	77.78	66.67	22.22
	改进算法	9	8	8	88.89	0	11.11

从表 4 中可知，运用改进算法相较于传统算法在检测率上都有普遍的提升，而在误检率与漏检率有明显的减少，针对两个视频图像，检测率分别提升了 15.38%，11.11%，在误检率和漏检率上分别降低了 53.85%，66.67%和 15.38%，11.11%，表明改进的检测效果好，识别率高，误检率低，弥补了传统算法对于存在干扰因素的井下视频检测与跟踪的缺陷，也为复杂井下环境提高检测精度提供了一种新方法。

3.5 本章小结

井下人员目标检测与跟踪技术的运用，极大的提高了监测人员的检测效率，有效的避免监控不到位的弊端，相比于传统的工作方式，可更高效的完成监控任务。依据井下特殊复杂环境的要求，为解决传统的检测跟踪算法因井下特殊环境矿灯晃动导致的检测误差问题，提出的基于像元亮度值自适应检测算法，该算法克服了因运动的矿灯导致误检为目标人员问题，从而适应了煤矿复杂多变的环境下的检测与跟踪结果，为精确检测跟踪井下工作人员提供了技术支持和解决思路。

第4章 井下典型违规行为识别分析研究

“零违规、零隐患”是井下安全生产得以实现的重要条件，然而在井下作业中，矿井人员不可避免的出现违规行为，可能会导致安全事故的发生。因此，井下违规行为识别是实现井下安全生产的技术支持，有效的降低井下监控人员人力资源成本，实现违规行为的自动识别。目前井下典型的违规行为主要有未佩戴安全帽、安全敏感区越界等。因此，本章在井下人员检测与跟踪的基础上运用拓扑关系对井下违规行为进行检测。

4.1 未佩戴安全帽行为识别

安全帽在煤炭安全生产中具有重要的保护作用，面对高空坠落的物体，可以有效保护工作人员的头部，防止伤亡事故的发生。因此基于视频监控来识别摘掉安全帽行为是实现井下安全生产的重要手段。井下视频监控图像安全帽识别主要通过图像特征提取以及特征匹配来实现安全帽的检测，特征提取主要是依据对目标的信息进行编码与存储来获取图像特征，而特征匹配则是依据提取的图像特征和当前图像进行比较和匹配，对匹配正确的目标进行标识。

4.1.1 图像特征

图像特征是反映图像颜色、形状、纹理的特征，通过目标特征来提取的目标特征，可以将目标图像匹配出来，达到检测效果，对于井下安全帽的特征提取，由于安全帽具有特殊的形状与颜色，但是其表面光滑，纹理特征不明显。因此，选用形状与颜色特征来提取安全帽特征，下面对图像形状特征与颜色特征的主要方法进行简要概述。

1) 图像角点特征

图像中特征点的位置在同一场景中不同视角寻找匹配的情况下起到至关重要的作用，因此实现目标识别并检测跟踪的基础就是确认好点的之间最佳的对应关系。图像角点作为图像的形状特征点是因为角点具有唯一识别性以及稳定性，在点位跟踪过程中，发生微小的变动也可以看出点位的移动。常见的图像角点特征为FAST、BRISK、SURF、Harris 角点检测^[69]，下面对常见的图像角点特征进行简要介绍。

(1) FAST

FAST 算法原理是以某个像素点为中心，在确定好缓冲半径的基础上，定义一

个范围, 计算中心点和上下左右半径边缘处像素值的绝对值与阈值的关系, 若它们之间的距离有至少 3 个点超过预设范围, 则作为待定角点, 否则不是角点。若该点是待定角点, 则判断半径边缘处的像素值是否有 n 个连续的点超过阈值, n 为自己设定的数值, FAST 算法最主要的特性就是实现起来简单快速, 系统耗能小。

(2) BRISK

BRISK 算法在 FAST 算法的基础上进行特征检测, 通过建立图像金字塔架构来实现图像在几种尺度上的显示, 保证了尺度不变性。首先建立尺度空间, 定义构造的层数, 并建立 octave 层和 intra-octave 层, 来代表不同空间尺度的图层。接下来对不同尺度的图层进行 FSAT 角点检测, 并在空间上进行极大值抑制, 对图像的大小方向进行单尺度插值, 计算得到最大最小值的尺度, 从而达到检测特征点的目的。BRISK 算法可以保证较好的旋转和尺度稳定性, 但是计算速度慢, 特征点提取较少, 在匹配过程中很容易丢失且不足以表示目标的特征。

(3) SURF

SURF 是通过特征向量来描述兴趣点周围区域的情况, 首先依据尺度信息索引全部图像, 对不同的尺度与固定的角点进行识别与选择, 以便于筛选与定位特征点, 最后依据对各个方向特征点赋值来判断大致方向。SURF 算法提取特征稳定性好, 但是对于时间的消耗很大, 加上后期的配准, 融合等算法, 无法保证提取的实时性, 降低了系统的性能。

(4) Harris

Harris 角点检测是利用图像中每个像素点的值来提取角点, 该算法的稳定性好, 针对有角度的目标检测精度高, 该算法是针对图像的像素值, 将其视为函数图像, 对于图像的一阶导数, 在角点处各个方向的变化是最大的, 对于边缘区域在某一方向上有变化, 因此可以通过变化的方向来对图像的角点进行识别判断, Harris 算法具有转动不变性, 计算量少, 速度快, 但是对于尺度敏感^[70]。

如下图 23 所示, BRISK 算法检测出 7 个特征点, 主要集中在帽檐处以及帽顶处, 在帽檐处检测出 4 个点位, 其中有 2 个检测准确, 而在帽顶处检测的 3 个点, 有 2 个在安全帽与背景图像分割, 另一个偏离安全帽位置, 有效点为 5 个; FAST 算法共检测出 3 个点全部有效, 特征点数较少; SURF 检测点的位置主要是处于安全帽与帽檐的连接处, 较为有效; Harris 方法在相同设定参数条件下, 检测的角点数较多, 共有 24 个角点, 其中有效点为 15 个, 相较其余三个检测算法特征点数较多。在井下安全帽检测过程中, 针对上述四种特征点检测方法提取安全帽的特征点, 四种方法提取的特征点如下图 23 所示。

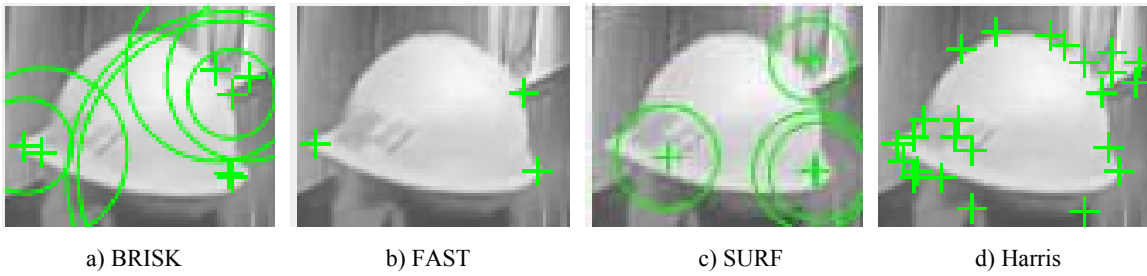


图 23 四种算法特征点检测效果

基于上述对安全帽特征点结果的提取，系统的分析了四种角点检测的优势与劣势，下表 5 为四种角点检测算法优缺点对比。

表 5 四种算法优缺点对比表

算法	优点	缺点
BRISK	旋转不变性、尺度不变性，鲁棒性较好，对模糊图像配准效果较好	计算速度较慢，特征点提取较少
FAST	速度快，算法简单，微小变动下，鲁棒性较好，	对尺度变化敏感，没有方向性，特征点提取较少
SURF	对光照变化，放射变化鲁棒性强，旋转不变性，尺度不变性	速度慢，计算量大，难以达到实时处理的效果
Harris	旋转平移不变性，对微量光照视角变化不敏感，计算量少，速度较快	较大视角、鲜明对比度变化，尺度敏感，失去原有的不变性

虽然 SURF 和 BRISK 算法对在安全帽变换具有方向不变性，对光照变化不敏感，但是对于安全帽的角点特征检测出的特征点较少，很容易丢失目标，而且消耗的时间较长；而 FAST 算法虽然速度较快，可以保证检测的实时性，但是该算法对尺度与旋转敏感。为保持监测的实时性以及准确性，结合算法的优缺点，选用 Harris 来对安全帽的角点特征检测。

2) 颜色特征

颜色特征是在像素基础上的图像特征，每个像素点在其各自通道上的值不一样，在单通道上会显示自己独有的特征，当像素所有通道合成时，构成了具有真实色彩的图像。图像颜色不随图像的形状，缩放，大小改变而改变，对于图像目标难以提取或对空间信息要求不高的图像具有很强的适用性，目前图像的颜色空间主要有 RGB、HSV、Ycbcr 等，下面对主要的颜色特征进行介绍。

(1) RGB

RGB 是依据红绿蓝三原色来描述图像的色彩空间，是图像处理最基本的色彩空间，RGB 色彩空间是以 R，G，B 三种颜色通道加以保存。在现实生活中，广泛

的运用在视频监控，相片存储等方面。RGB 图像直观且容易理解，依据三个颜色的函数关系来表示，三个分量之间相互关联，其中某个分量的图像曲线发生变化，随即整个图像的色彩就会发生变化。

(2) HSV

HSV 是通过色相、饱和度以及明度来描述图像，是将图像的色彩空间比喻为锥形，图像的色相在每个方向都有对应的颜色，取值范围为 $0-360^\circ$ ，图像的饱和度为色彩的纯度，值越高表明纯度越大，颜色越艳，图像的明度即图像的明暗程度，圆锥顶点处明度最大，底点处明度最小。在表达图像分量中，由于光谱色是按照角度来表示色相，因此色相分量在视觉效果上对于图像的表达效果不明显。

(3) Ycbcr

Ycbcr 在广泛的运用在计算机系统中，其中 Y 是表示图像的亮度分量，cb 是蓝色分量，cr 是红色分量。如果把 RGB 转为 YCbCr 空间的话，可以将亮度 Y 从色彩空间脱离出来，目标的颜色会产生很好的类聚^[71]，在阈值内的像素点会形成具有该颜色特征的形状，为以后的检测提供方便。

在井下安全帽识别过程中，井下环境特殊会受到照明灯的影响而对安全帽的识别造成影响。RGB 颜色空间受光照的影响大，且三个分量相互关联，对判断色彩的影响会大，HSV 可以在色调和饱和度的基础上来判断安全帽的位置，但是饱和度的范围随着光源的变化而变化，难以界定其阈值。为保证检测安全帽的正确性，运用 Ycbcr 颜色空间来提取安全帽的颜色特征。

对于上述图像特征提取的方法，结合井下安全帽的图像特征，形状特征提取特征点，可以准确的描述出安全帽的空间位置和特征点之间的相对关系^[72]。在安全帽受到非均匀光照变化导致安全帽的颜色发生变化时，特征点可以完全把安全帽给检测出来，但也具有一定的局限性，如特征点丢失，则检测目标也随之丢失^[73]。而对于颜色特征提取，图像特征对旋转，尺度变化不敏感，但是如果图中有相同色彩的，很容易存在检测误差，对于安全帽的空间位置以及形状特征就不能准确描述和表达，但是如果将两者相结合，不仅可以弥补了各自检测的局限性，而且还可以使安全帽检测效果更佳。

4.1.2 基于色彩空间与特征点匹配的安全帽佩戴识别算法

基于井下监控图像的特征，考虑到算法实现的速率与效率，以及安全帽自身颜色以及形状的特点，实现安全帽精准的检测。选择 Harris 角点特征检测出的角点的信息来描述安全帽的形状特征并与视频图像中的安全帽进行位置匹配，选择 Ycbcr

色彩空间来描述安全帽的颜色特征。安全帽是否佩戴的算法思路如下图 24 所示，首先通过 Ycber 色彩空间和 Harris 角点特征分别提取安全帽的颜色特征和形状特征，存储在预设的空间内，等待与视频流图像帧中与之相匹配的特征相匹配。依次读入图像视频序列，对该帧图像的安全帽区域进行色彩与形状特征的查询与匹配，在上一章目标检测与跟踪人员检测框和安全帽检测框的基础上，判断安全帽与人体结构比例的位置，若安全帽在人体检测框的预设的阈值范围之内，则说明该井下工作人员佩戴了安全帽并进行下一帧图像的检测，否则报警，如若视频帧全部读取完则退出检测。

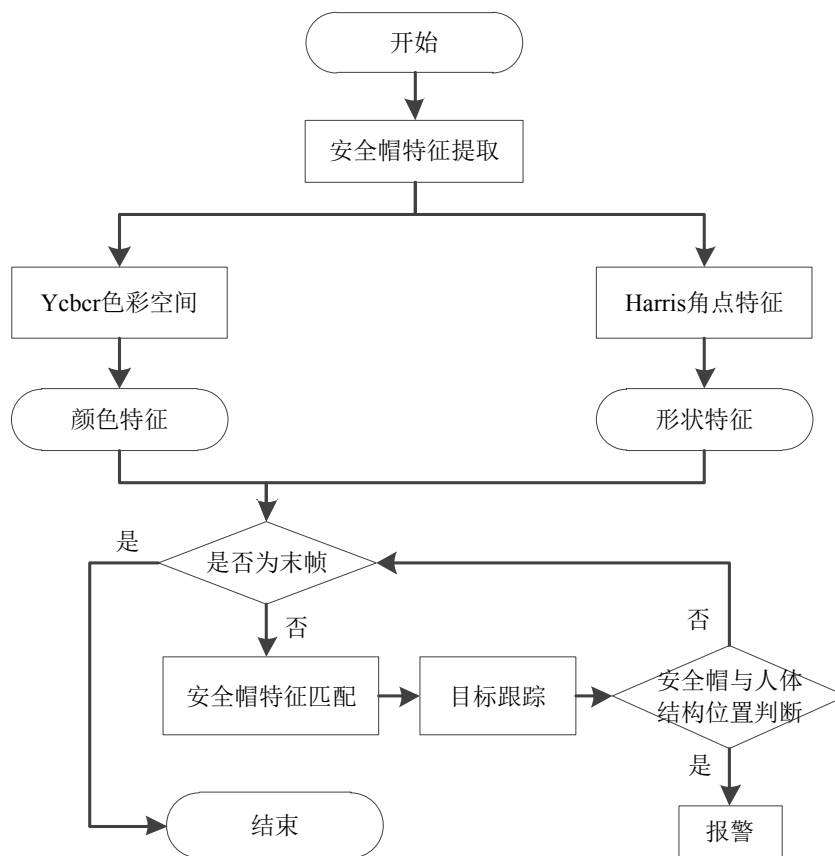


图 24 安全帽未佩戴识别流程图

在识别安全帽未佩戴算法中通过安全帽与人体结构位置来判断，首先依据运动目标检测与跟踪算法，判断出井下工人的位置检测框，该检测框的左上角的坐标为 (X_1, Y_1) ，安全帽的长宽分别为 h, w 。在提取好安全帽颜色与形状特征的基础上，通过安全帽的特征匹配获得安全帽的检测框位置，左上角坐标为 (X_2, Y_2) ，人员检测框的长宽为 H, W 。设定一个安全值 P ，则安全帽的安全位置界限为 $(X_1, Y_1 + P)$ ，判断安全帽检测框左下角 $(X_2, Y_2 + h)$ 的位置与安全位置界限的关系，是否在安全界限以

下，若在安全界限以下则表明这个工作人员摘下安全帽，并启动报警。若该安全帽检测框还在安全界限以上，则表明该工作人员没有违规行为^[74]，并继续下一帧的检测，安全帽人体结构位置检测的检测算法图如下图 25 所示。

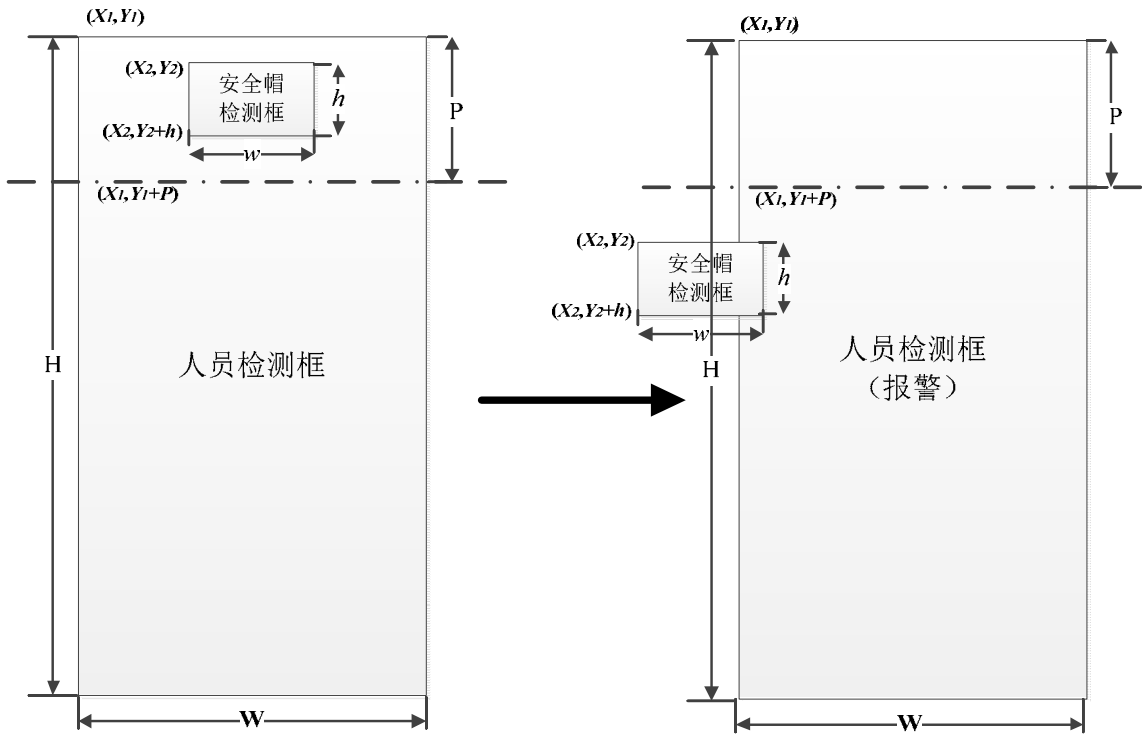


图 25 未佩戴安全帽检测算法

4.1.3 实验仿真结果分析

1) 视频图像数据获取

以井下目标人员检测与跟踪为基础，检测安全帽特征的视频图像是利用海康威视摄像头实时获取视频流，从获取的视频流中随机截取一段视频图像作为安全帽特征提取的数据。本次实验选取汾西曙光矿入井通道口的某一时间段视频图像作为实验数据，视频图像的分辨率为 1920*1080，帧速率为 30 帧/s。由于在井下摘安全帽行为是极度危险且属于违法行为，对该行为的识别也是关键的一步，在采集数据过程中井下摘安全帽由于其特殊性，该行为的数据采集较为困难，因此摘掉安全帽的实验数据选用楼道中的暗环境来模拟井下摘掉安全帽。

2) 安全帽特征提取效果

为对于安全帽各个点的特征进行有效的提取，如下图 26 为安全帽提取的特征点，用绿色点进行标记。在进行安全帽特征点选取时，不同帧之间对于安全帽的特征点进行跟踪检测，如下图 27 所示，为不同帧之间的特征点的检测效果图。



图 26 安全帽角点特征点提取

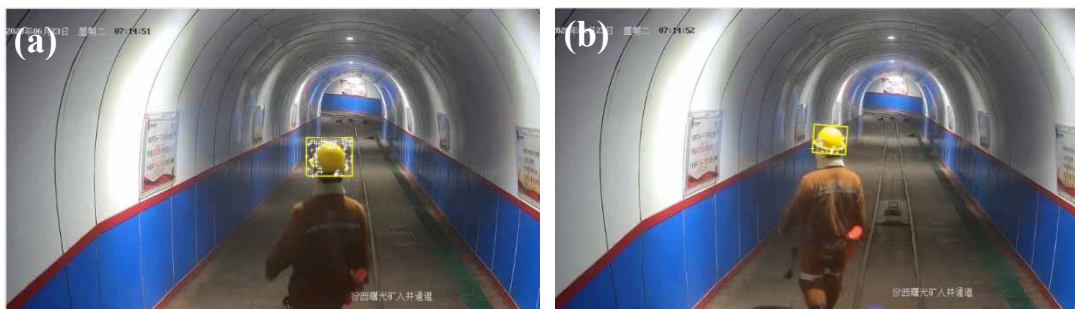


图 27 安全帽形状特征检测

为检测井下工人是否摘掉安全帽，因此基于 Ybcr 的色彩空间特征提取颜色特征，如下图 28 所示，是安全帽颜色提取同一视频不同帧的图像，把安全帽的区域都检测出来了，检测效果良好，具有可靠性。

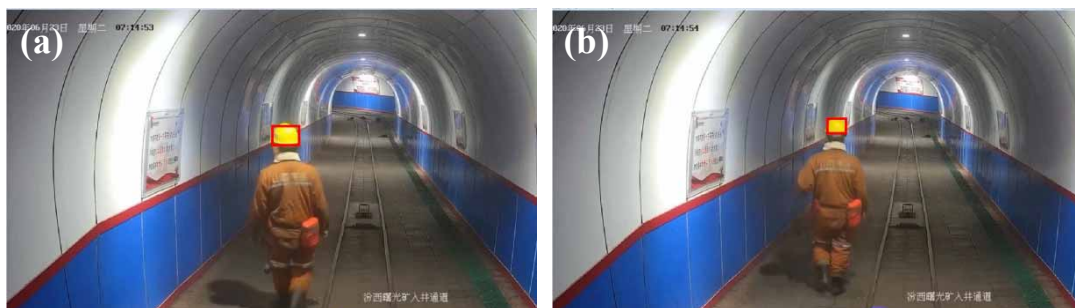


图 28 安全帽颜色特征检测

3) 安全帽未佩戴行为检测

基于上述方法对安全帽的颜色特征与形状特征同时进行提取，在提取好安全帽颜色与形状特征的基础上，对检测出来安全帽的区域用检测框标记出来，结合井下人员检测与跟踪的结果，依据提出的人体构造比例模型，设定安全阈值，来对安全帽的位置进行判断，以实现快速而又准确的检测结果。检测效果图如下图 29 和图

30 所示, 其中图 29 为安全帽正常佩戴情况下的检测效果, 图 30 为摘掉安全帽报警的显示效果。

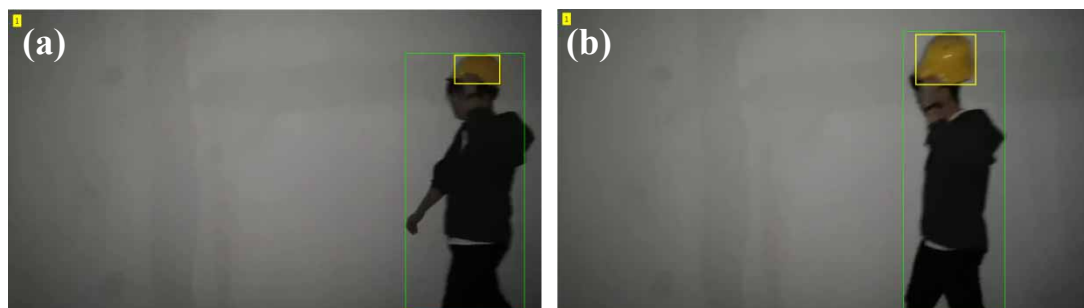


图 29 正常佩戴安全帽情况下检测效果

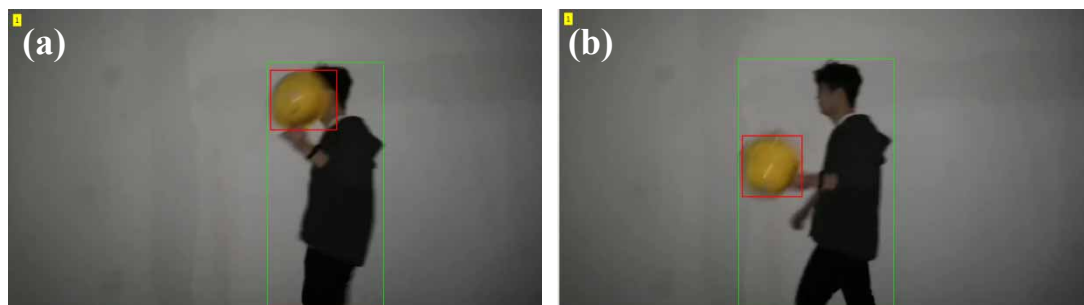


图 30 违规情况下安全帽检测报警效果

如上图所示, 绿色框为检测到的运动人员目标, 黄色和红色框均为安全帽检测框, 黄色为正常佩戴安全帽的情况下, 红色为工作人员摘掉安全帽触发报警的情况。在上述检测过程中, 基于人体结构位置来判断安全帽的位置与人眼判断摘掉安全帽的情况相符, 可以准确的识别安全帽是否被摘掉, 该安全帽违规行为检测模型具有可信度。

4.2 井下危险敏感区域入侵检测识别

井下有很多禁入区域, 一旦有工作人员误入该区域将会导致不可避免的重大危险事故, 例如盲巷, 为 6 米以上空气不流通的巷道, 井下有害气体在此处聚集, 当有人进入该区域, 容易发生窒息、瓦斯中毒等事故, 同样危险的区域还有运输中的车道线, 危险物品放置区, 采空区等。虽然依据矿井的规章制度工作人员无故不得进入危险区, 但是在井下工作中有很多不确定性, 若有非正式的工作人员入侵, 则发出报警信号, 以便进行通告制止下一步的行为。实现识别井下危险区域中无意闯入的工作人员, 并进行及时应急警报处理, 为减少安全事故的发生以及实现矿井安全生产起到了非常重要的作用, 因此识别闯入矿井危险区的人员的行为检测是视频

分析技术在煤矿安全生产的重要应用，使基于视频监控实时报警联动并处理事件的运作方式成为可能^[75]。

4.2.1 拓扑空间关系建模

拓扑空间关系可以清楚的反映实体之间相对应的逻辑关系，常见的拓扑关系为拓扑邻接，拓扑关联和拓扑包含^[76]。拓扑关系是考虑图像检测出多个目标的位置以及相对方位之间的关系，其中拓扑包含是针对同类或不同类，如点、弧段以及面之间的相对位置的关系。拓扑相交属于拓扑包含中的一类，在两个面域图层中存在以下 4 中相交的可能性。

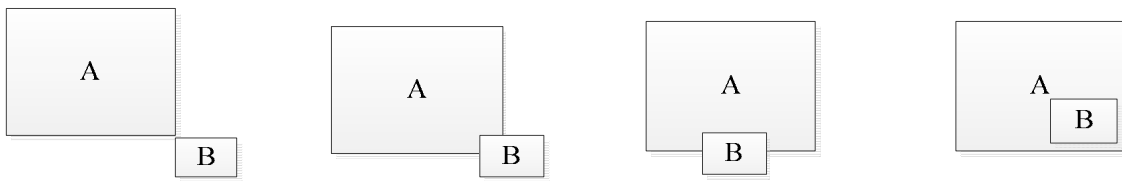


图 31 检测框相交 4 种情况

以上 4 中相交的情况，适用于井下目标人员违法闯入危险敏感区域，假设 A 为运动目标人员， B 为危险敏感区域，依据 A 和 B 的相对位置来判断是否违法^[77]，判断 A 和 B 相对位置的算法示意图如下：

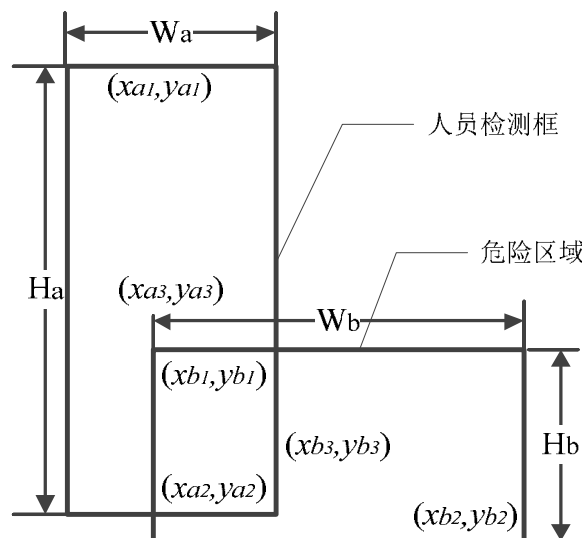


图 32 井下目标人员安全敏感区入侵识别

- 1) 提取目标人员检测框 A ，危险敏感区域框 B ，分别获取该框左上角的坐标

和右下角坐标为 $(Xa1, Ya1)$ 、 $(Xa2, Ya2)$ 和 $(Xb1, Yb1)$ 、 $(Xb2, Yb2)$ ，在判断两个目标框的相对位置是基于矩形框中心点来判断^[78]， A 、 B 两个矩形的中心点分别为：

$$\begin{aligned} (Xa_3, Ya_3) &= \left(\frac{Xa_1 + Xa_2}{2}, \frac{Ya_1 + Ya_2}{2} \right) \\ (Xb_3, Yb_3) &= \left(\frac{Xb_1 + Xb_2}{2}, \frac{Yb_1 + Yb_2}{2} \right) \end{aligned} \quad (45)$$

2) 通过 A 、 B 两个目标框的坐标位置可以计算出目标框的长与宽，为后续计算相交满足的条件提供数据基础。

矩形 A 对应的长宽分别为：

$$Wa = Xa_2 - Xa_1, Ha = Ya_2 - Ya_1 \quad (46)$$

矩形 B 对应的长宽分别为：

$$Wb = Xb_2 - Xb_1, Hb = Yb_2 - Yb_1 \quad (47)$$

3) 在已知检测框中心点的坐标位置以及长宽后，判断是否满足相交只需要满足以下两个条件之一：

$$\begin{cases} |Xb_3 - Xa_3| \leq (Wa + Wb)/2 \\ |Yb_3 - Ya_3| \leq (Ha + Hb)/2 \end{cases} \quad (48)$$

如图 32 所示，若两检测框中心点 x 坐标之差小于 A 、 B 两检测框宽之和的一半，则在 x 方向两检测框相交；同理 y 坐标之差小于长之和的一半，则在 y 方向两检测框相交，上述两种情况均判断为目标人员闯入一半，发出警报提示；若上述条件在 x 、 y 方向上均小于检测框之和的一半，则判断为目标完全处于危险敏感区域内，发出严重警报提示；若处于等于状态，则为刚要闯入危险敏感区域，提前发出预警信号。

4.2.2 耦合空间拓扑关系建模的越界行为识别

基于井下视频监控图像，依据空间拓扑关系，对井下工作人员是否存在违法闯入危险敏感区域的行为进行判断。在目标检测与跟踪算法基础上判断该视频图像帧中的运动目标位置并用检测框标记出来，并判断该图像帧是否为视频流的最后一帧图像，如不是末帧图像则依次提取检测到目标框的位置信息和大小信息，并与界定好的危险敏感区域的位置进行空间拓扑运算，判定目标人员是否处于危险敏感区域，若处于敏感区域则报警并判断是否为末检测框，若不是末检测框则继续检测下一目标框与敏感区域的位置关系，并判断，如果该图像帧所有的检测框都被检测完成，则继续检测下一帧图像的所有检测框，直到视频流的图像帧全部检测完毕，则

停止检测。

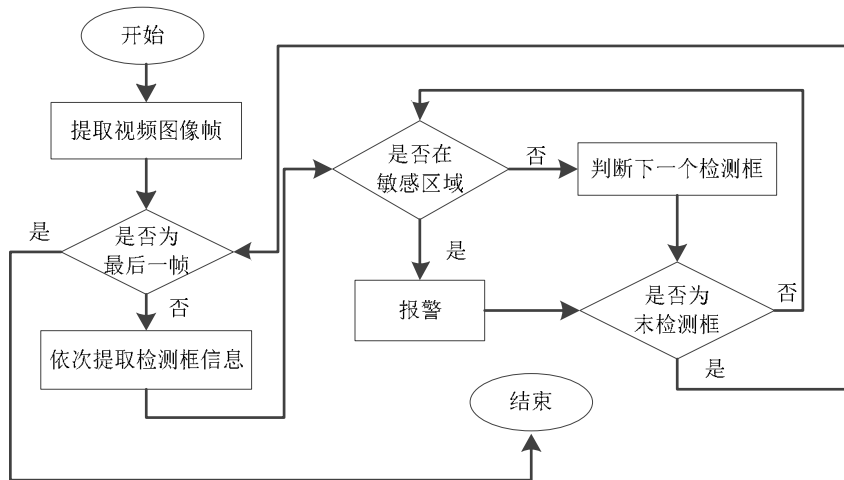


图 33 井下危险敏感区闯入判断流程图

4.2.3 实验仿真结果分析

1) 视频图像的获取

闯入井下危险敏感区域的视频图像的选取同安全帽提取的视频型号一致，分辨率和帧速率均为 1920*1080、30 帧/s，然而在实际生产中井下工作人员闯入危险敏感区不仅对个人健康而且对煤矿的发展都有负面影响，因此在模拟井下安全生产越界识别过程中，随机设定一个禁入区域来模拟危险敏感区。



图 34 危险敏感区域人员闯入识别

2) 闯入危险敏感区检测结果

为验证提出的算法对井下闯入危险区域这一违规行为具有适用性，事先界定好危险敏感区域的界限，如图 34 中的黄色区域，以井下视频图像检测与跟踪为前提对闯入该区域的人员进行检测，检测结果如下图所示，(a)、(b)、(c)、(d)分别为该视频的第 92、98、137、148 帧图像，在非法闯入界定区域时通过红色加粗的检测框进行标记，而其他没有违规的人员用绿色检测框标记，该结果表明，依据拓扑空间关系相交理论对于检测违规非法闯入危险敏感区域较为实用，检测结果有意义。

4.3 本章小结

在井下安全生产中是完全杜绝违规行为的存在，如未佩戴或摘掉安全帽、闯入危险敏感区域都是井下生产过程中潜在的安全隐患行为，井下违规行为检测可以将安全隐患防患于未然。本章对于这两种典型的违规行为进行识别，选用图像颜色与形状特征识别安全帽，并依据人体结构位置判断摘掉安全帽的行为，其次运用拓扑空间关系理论对人员与危险敏感区域的空间位置判断是否违规闯入，井下违规行为算法的识别可以解决井下违规行为自动监控并报警的问题，提高了智能化井下视频监控技术的水平，实现智慧矿山在井下安全生产的应用。

结 论

井下违规行为是导致矿井安全事故发生的安全隐患之一，实现井下违规行为自动化检测是智能化矿山发展的重要前提。由于井下特殊环境，导致井下视频与外界环境的视频图像具有很大的差异性，运用目前主流算法很难达到预期效果，严重影响了智能化技术在井下视频监控的发展。因此以井下视频监控为研究对象，针对井下自动化监测算法进行改进与研究，主要的工作内容以及创新性如下几个方面：

1) 提出基于二维伽马函数的井下视频图像增强算法。针对矿井视频图像的特殊性，依据引导滤波提取光照分量，通过二维伽马函数来调整光照值，减弱光照强度高的区域，增强光照强度弱的区域，最后运用 CLAHE 自适应调节图像对比度。结果表明，改进算法提高图像的整体质量，有效的消除了光照不均匀和粉尘严重的现象。通过信息熵、平均梯度、标准差这三种评价标准对传统算法与改进算法对比，结果显示改进算法有效的消除了光照不均匀以及粉尘现象，在图像信息量，清晰度以及对比度上都有明显的提高，增强效果良好。

2) 提出基于像元亮度值的井下人员检测与跟踪算法。基于井下视频图像改善的基础，来对井下目标人员检测与跟踪。通过背景减除法检测运动目标和卡尔曼滤波来辅助目标跟踪相结合的方法来进一步提高跟踪效率。但是由于井下环境暗，需要用手电筒照明，然而在手电筒晃动过程中，晃过的区域亮度值变化特别大。会导致检测误差，因此基于像元亮度值来实现手电筒干扰的排除。结果表明，改进算法消除了矿灯干扰带来的检测问题，在检测率、误检率以及漏检率方面都有明显的优化与提升。

3) 提出针对井下典型的违规行为的识别与预警。选取井下违规行为如摘掉安全帽、闯入危险区这两种典型的违规行为作为研究对象，从视频流中目标人员的动作方式来判断其行为是否处于违规状态。对于摘掉安全帽这一行为，通过颜色与形状特征相结合，在图像帧中提取安全帽，并对摘下安全帽这一动作构造行为模型，来判断是否处于违规状态。对于闯入危险区这一行为，依据拓扑相交理论来进行空间建模，判断目标人员和危险区域是否处于相交状态，以准确识别是否违规。在目标检测与跟踪的基础上，这两种建模方法的可以准确的检测违规行为。

尽管针对井下视频图像违规行为识别过程中做出了一些有益的工作，但是实现智能化视频监控系统监测违规行为还有很大一部分工作要进行，需要进一步的研究与讨论。在之后以矿井安全生产为研究背景，对井下人员违规行为可以深入研究的

方向如：井下违规行为不仅仅局限于未佩戴安全帽、越界这两种行为，还有很多违规行为，如在井下躺卧，嬉戏打闹，下井时没有控制好安全距离等，下一步研究计划将对这些违规行为算法建模。

参考文献

- [1] 蔡利梅. 基于视频的煤矿井下人员目标检测与跟踪研究[D]. 徐州:中国矿业大学, 2010.
- [2] 梁敦仕. 2018 年我国煤炭经济运行形势回顾及未来市场展望[J]. 煤炭经济研究, 2019, 39 (02):4-11.
- [3] 纵瑞利, 吴威威, 刘方远. 我国煤矿生产事故统计及安全生产措施[J]. 煤炭技术, 2020, 39(01):205-207.
- [4] 臧小为, 沈瑞琪, E.B.尤尔托夫, 等. 2008-2018 年俄罗斯煤炭工业事故统计分析及其启示[J]. 煤矿安全, 2020, 51(03):247-251+256.
- [5] 孙玲, 宫立昊. 2019 年国内煤矿安全事故统计分析及其对策研究[J]. 决策探索(中), 2020(02):20-21.
- [6] 刘航, 曾志华. 2018 年全国煤矿安全事故统计分析[J]. 内蒙古煤炭经济, 2019 (06):92-93+97.
- [7] 肖新建. 2018 年煤炭供需形势分析及 2019 年展望[J]. 中国能源, 2019, 41(02):9-12.
- [8] 赵军, 张兴凯, 王云海. 我国煤矿安全生产法律法规实效分析[J]. 中国安全生产科学技术, 2007 (02):87-91.
- [9] 黄轩. 符合人眼视觉特性的视频质量评价模型[D]. 北京:中国科学技术大学, 2009.
- [10] LALATENDU M, DEVI P M, PRASANTA K.J. Application of wireless sensor network for environmental monitoring in underground coal mines: A systematic review [J]. Journal of Network and Computer Applications, 2018, 106:48-67.
- [11] 贾宁. 智能视频监控技术研究综述[J]. 数字通信世界, 2018 (07):59-60.
- [12] 高士娟. 井下人员定位系统的设计与实现[D]. 南京:南京理工大学, 2018.
- [13] ISSAM E, MOHAMED J, NOUREDDINE Z. Unsupervised detection and tracking of moving objects for video surveillance applications [J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 84:70-77.
- [14] DUBER M T, HUMBERTO L C, EDUARDO C B. Online learning of contexts for detecting suspicious behaviors in surveillance videos [J]. Image and Vision Computing, 2019, 89:197-210.
- [15] DU L, ZHANG W, FU H Z, et al. An efficient privacy protection scheme for data security in video surveillance [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2019, 59:347-362.
- [16] MA C Y, LIU D, PENG X L, et al. Traffic surveillance video coding with libraries of vehicles

- and background [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2019, 60:426-440.
- [17] 张艳国, 李擎, 于飞, 等. 基于多特征融合的空对地目标检测和追踪方法[J]. *电光与控制*, 2019, 26(06):6-11.
- [18] 黄金海, 梁晓梅, 桂邦豪. 交通视频的移动目标检测算法研究[J]. *现代电子技术*, 2019, 42(05):53-56.
- [19] 王飞. 公安视频图像中运动目标识别技术的研究与应用[J]. 2018(02):37-39.
- [20] 梁鑫. 基于混合立体视觉的目标检测与定位技术研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学, 2019.
- [21] NAPHTALI A, LIOR S, GALIT Y. Critical features for face recognition [J]. *Cognition*, 2019, 182:73-83.
- [22] 余璟, 达飞鹏. 结合加权局部旋度模式的 3 维人脸表情识别[J]. *中国图象图形学报*, 2019, 24(07):1076-1085.
- [23] LIN H Y, CLAUDIA S, THOMAS S. Contextual effects of surprised expressions on the encoding and recognition of emotional target faces: An event-related potential (ERP) study [J]. *Biological Psychology*, 2017, 129:273-281.
- [24] 汪生, 金志刚, 解冰珊. 融合指纹识别的 NFC 智能锁安全协议设计[J]. *计算机应用*, 2019, 39(S1):109-112.
- [25] 娄康, 朱志宇, 葛慧林. 基于目标运动特征的红外目标检测与跟踪方法[J]. *南京理工大学学报*, 2019, 43(04):455-461.
- [26] 熊昌镇, 王润玲, 邹建成. 基于多高斯相关滤波的实时跟踪算法[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2019, 53(08):1488-1495+1562.
- [27] NILUTHPOL C M, TAMANNA T H, S M MAHBUBUR R. Video-based tracking of vehicles using multiple time-spatial images [J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 62:17-31.
- [28] 王燕玲, 李广伦, 丁玉连, 等. 公路视频中实时车流密度检测算法[J]. *科学技术与工程*, 2015, 15(32):168-174.
- [29] 曾成斌, 刘继乾. 基于图切割和密度聚类的视频行人检测算法[J]. *模式识别与人工智能*, 2017, 30(07):588-597.
- [30] BUMJOON B, LIU Y D, LEE D.H, et al. Spatio-temporal traffic queue detection for uninterrupted flows[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2019, 129:20-34.
- [31] 何传阳, 王平, 张晓华. 基于智能监控的中小人群异常行为检测[J]. *计算机应用*, 2016, 36(06):1724-1729.
- [32] 郑浩, 刘建芳, 廖梦怡. 室内视频监控下基于混合算法的人体异常行为检测和识别方法

- [J]. 计算机应用与软件, 2019, 36(07):224-230+241.
- [33] 王媛彬. 基于图像特征的煤矿火灾检测与识别研究[D]. 西安:西安科技大学, 2015.
- [34] 吕志强. 复杂环境下煤矿皮带运输异物图像识别研究[D]. 徐州:中国矿业大学, 2020.
- [35] 王超, 张强. 基于 LBP 和 GLCM 的煤岩图像特征提取与识别方法[J]. 煤矿安全, 2020, 51(04):129-132.
- [36] 张斌, 苏学贵, 段振雄, 等. YOLOv2 在煤岩智能识别与定位中的应用研究[J]. 采矿与岩层控制工程学报, 2020, 2(02):94-101.
- [37] 李英建. 煤矿井下机车运输监控系统关键技术的研究[D]. 青岛:山东科技大学, 2009.
- [38] 张亚, 陈君兰. 应用 ZigBee 技术的井下机车运输监控系统[J]. 煤矿机械, 2010, 31(06):146-148.
- [39] 杜思远. 变电站人员安全帽佩戴识别算法研究[D]. 重庆:重庆大学, 2017.
- [40] 张明媛, 曹志颖, 赵雪峰, 等. 基于深度学习的建筑工人安全帽佩戴识别研究[J]. 安全与环境学报, 2019, 19(02):535-541.
- [41] 胡杨杨. 矿井视频中人体行为检测方法研究[D]. 武汉:武汉理工大学, 2016.
- [42] 杨超宇, 李策, 苏剑臣, 等. 基于视频的煤矿安全监控行为识别系统研究[J]. 煤炭工程, 2016, 48(04):111-113+117.
- [43] 仝泽友. 基于 RGB 图像的皮带区矿工不安全行为识别研究[D]. 徐州:中国矿业大学, 2020.
- [44] FENG S, SEID M Z, YUK Y C. Fast deep parallel residual network for accurate super resolution image processing [J]. Expert Systems With Applications, 2019, 128:157-168.
- [45] 张艳梅. 基于人眼跟踪分析的疲劳驾驶检测的研究与实现[D]. 沈阳:东北大学, 2014.
- [46] QIN Y C, LUO F G, LI M Z. A Medical Image Enhancement Method Based on Improved Multi-Scale Retinex Algorithm [J]. Journal of Medical Imaging and Health Informatics, 2020, 10(01):152-157.
- [47] 冯壮. 暗光条件下单张图像增强算法研究[D]. 合肥:合肥工业大学, 2019.
- [48] 姜瑞. 基于暗原色先验与 Retinex 算法相结合的图像去雾新方法的研究[D]. 青岛:中国海洋大学, 2015.
- [49] 刘佳敏, 何宁. 基于改进同态滤波的低对比度图像增强[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(03):220-224.
- [50] MANJIT K, DILBAG S, VAJAY K, et al. Color image dehazing using gradient channel prior and guided L0 filter [J]. Information Sciences, 2020, 521:326-342.
- [51] 智宁, 毛善君, 李梅. 基于照度调整的矿井非均匀照度视频图像增强算法[J]. 煤炭学报,

- 2017, 42(08):2190-2197.
- [52] 智宁, 毛善君, 李梅. 基于双伽马函数的煤矿井下低亮度图像增强算法[J]. 辽宁工程技术大学学报:自然科学版, 2018, 37(01):191-197.
- [53] 刘志成, 王殿伟, 刘颖, 等. 基于二维伽马函数的光照不均匀图像自适应校正算法[J]. 北京理工大学学报, 2016, 36(02):85-90+108.
- [54] HUA G, JIANG D H, GAO F. A New Method of Image Denoising for Underground Coal Mine Based on the Visual Characteristics [J]. Journal of Applied Mathematics, 2014, 2014.
- [55] THIERRY B, CAROLINE S, CRISTINA M, et al. On the role and the importance of features for background modeling and foreground detection [J]. Computer Science Review, 2018, 28:26-91.
- [56] 郭丽纯. 基于视频序列的人体动作识别研究[D]. 郑州:河南工业大学, 2017.
- [57] 李斐然. 智能视频监控系统中移动目标的检测与跟踪[D]. 成都:成都理工大学, 2018.
- [58] 郭团团. 基于高斯混合模型的人群异常检测算法研究[D]. 天津:河北工业大学, 2016.
- [59] APAMA A, NIDHI K, RIPUL G, et al. Adaptive contour-based statistical background subtraction method for moving target detection in infrared video sequences [J]. Infrared Physics & Technology. 2014, 63:103-109.
- [60] 梁硕. 基于背景减除法的运动目标检测与跟踪算法研究[D]. 西安:西安石油大学, 2019.
- [61] THIERRY B, FATIH P, BENJAMIN H, et al. Background Modeling and Foreground Detection for Video Surveillance [M]. Taylor and Francis, 2014.
- [62] JOEL G, OGE M. Optical Flow and Trajectory Estimation Methods [M]. Springer, Cham, 2016.
- [63] 邹斐. 煤矿井下运动目标检测与跟踪研究[D]. 西安:西安科技大学, 2018.
- [64] IRENE A I, TAN W C, BIN L. Object Tracking Based on Meanshift and Particle-Kalman Filter Algorithm with Multi Features [J]. Procedia Computer Science, 2019, 157:521-529.
- [65] SOAL K, GOVERS Y, BIENERT J, et al. System identification and tracking using a statistical model and a Kalman filter [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 133:106-127.
- [66] 任珈民, 宫宁生, 韩镇阳. 基于 YOLOv3 与卡尔曼滤波的多目标跟踪算法[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(05):169-176.
- [67] JUNYEONG C, JONG-IL P, HANHOON P. Twenty-one degrees of freedom model based hand pose tracking using a monocular RGB camera [J]. Optical Engineering, 2016, 55(01):013101-013101.
- [68] 张明, 王腾, 李鹏, 等. 基于区域亮度自适应校正算法的脐橙表面缺陷检测[J]. 中国农业科学, 2020, 53(12):2360-2370.

- [69] 肖明, 鲍永亮, 颜仲新. 基于点特征的图像配准方法综述[J]. 兵工学报, 2015, 36(S2):326-340.
- [70] RODILFO R H, FRANCISCO G F, JOSE-ELIAS R M. Video Analysis with Faces using Harris Detector and Correlation[J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA), 2019, 10.
- [71] YANG Y G, ZOU L, ZHOU Y H, et al. Visually meaningful encryption for color images by using Qi hyper-chaotic system and singular value decomposition in YCbCr color space [J]. Optik, 2020, 213.
- [72] 杨莉琼, 蔡利强, 古松. 基于机器学习方法的安全帽佩戴行为检测[J]. 中国安全生产科学技术, 2019, 15(10):152-157.
- [73] 袁一丹. 基于图像识别的工作人员穿戴规范性检测技术研究[D]. 成都:电子科技大学, 2019.
- [74] 冯国臣, 陈艳艳, 陈宁, 等. 基于机器视觉的安全帽自动识别技术研究[J]. 机械设计与制造工程, 2015, 44(10):39-42.
- [75] 田隽, 钱建生, 厉丹, 等. 基于多摄像机的矿井危险区域目标匹配算法[J]. 中国矿业大学学报, 2010, 39(01):139-144.
- [76] ALBERTAS C, GINTAUTAS D, AUDRONE L, et al. Formal Specification of Topological Relations [M]. IOS Press, 2013.
- [77] 晏晖, 胡丙华. 基于空间拓扑关系的目标自动跟踪与位姿测量技术[J]. 中国测试, 2019, 45(04):9-15.
- [78] ANTONIA A, DENIZ-DILAN K Ö. Intersection tests for the cointegrating rank in dependent panel data [J]. Communications in Statistics - Simulation and Computation, 2020, 49(04):918-941.

致 谢

时间如梭，我的研究生生涯马上就要结束了，看着自己的论文成果，回忆起研究生期间写论文的历程，心中感慨万分。

首先，衷心的感谢我的导师刘亚静教授，感谢您在教学科研和研究生生活中的对我的指引与帮助。在两年半的研究生生涯中，您为我细心的讲解我们的研究方向，时时刻刻鼓励和督导我如何高效的看论文，每周的例会总会对我的问题提出建设性的指导建议与意见，与您交谈总会如沐春风带给我思想上的引导。感谢您的严格要求与严谨态度，让我在研究生生活中成长了许多。

其次也特别感谢刘明月老师，您敏捷的思维以及渊博的知识是我前进的动力，对我论文思路的拓展和把握。另特别感谢答辩小组的各位老师对我的肯定，在答辩中给我提出专业的意见，让我的论文内容更加丰富。

感谢我的伙伴闫超群和李京，经常在一起完成老师的任务，相互鼓励，相互促进。感谢我的师兄刘童和贺磊，给我答疑解惑，提供帮助。感谢师弟张学强和马欣野对我工作的支持和配合。

感谢钱家营煤矿和汾西曙光煤矿，感谢采集视频的人员依据我的需求来提取论文研究的数据。

感谢我的家人，在我论文遇到困难时的支持鼓励与包容理解。

最后感谢所有参考论文的作者和论文评阅老师，感谢你们在学术的研究成果，为我们在之后的研究中奠定了坚实的基础。

在学期间研究成果

在学期间发表论文和著作:

[1]刘亚静,王诚聪,刘明月.改进的局部多项式插值权函数研究[J].大地测量与地球动力学,2020,40(07):726-729+745.

[2]王诚聪,刘亚静,刘明月.全球恐怖袭击事件时空演变与态势分析[J].地球信息科学学报,2019,21(11):1710-1720.

[3] 王诚聪,刘亚静. 矿井复杂环境视频监控图像增强算法研究[J].煤炭工程 (已录待刊)

科研成果和奖励:

河北高校 GIS 技能大赛. 河北省地理信息产业协会, 全国高校 GIS 大赛河北分赛-操作技能组-遥感组 “二等奖”, 2019.11, GISEDU19150374, 第 1.

中国研究生创新实践系列大赛. 教育部学位与研究生教育发展中心, 华为杯第十五届中国研究生数学建模竞赛 “三等奖”, 2018.12, C2018300244, 第 1.

联系方式:

E-mail: