

基于深度学习的矿井人员不安全行为识别研究

李暄¹ 王蕾²

(1. 国能乌海能源信息技术有限公司, 内蒙古 乌海 016000; 2. 北京威漠信息科技有限公司, 北京 100020)

摘要: 为了有效地对矿井作业人员的不安全行为进行识别, 本文提出了一种基于深度学习和计算机视觉技术的人员行为识别方法, 结合行为识别与身份识别, 实现对矿井作业环境下违规行为的高效检测。首先, 通过对基于区域的卷积神经网络 (Faster R-CNN) 算法进行进一步优化, 提升行为识别的精度; 其次, 利用人脸识别技术结合行为识别对违规人员进行身份确认。该方法在模拟矿井场景下进行了实证应用, 结果表明行为识别和身份识别的准确率均超过 0.85, 证明其在矿井作业场景中具有较高的可行性。

关键词: 深度学习; 矿井作业; 不安全行为识别; 卷积神经网络 (Faster R-CNN); 人脸识别

中图分类号: X923 **文献标志码:** A

0 引言

矿山作业场景复杂且具有高风险性, 登高作业过程中未正确佩戴和使用安全带是常见的违规行为之一, 这类行为容易导致坠落事故, 对作业人员生命安全带来严重威胁^[1]。传统的监控方式存在诸多不足, 没有办法第一时间高效地对登高作业时的违规行为进行识别和判断, 难以满足现代矿井安全生产的需求^[2]。因此, 运用深度学习技术对登高作业进行智能化监测具有非常关键的现实意义。深度学习中的姿态估计算法能够对人体关键点进行准确识别, 并结合行为识别算法对违规行为进行预警和提示^[3]。当前在各种场景中已有多种姿态识别算法被广泛应用, 如 OpenPose、AlphaPose 等, 它们能够对人体的关节点生成姿态骨架图进行准确地识别和检测。然而, 在矿井作业环境下, 由于设备的干扰、光照的不足以及人员的复杂动作, 常规的姿态识别算法的检测效果可能不太理想, 同时也较少涉及对作业人员身份的确认^[4]。因此, 本文提出了一种基于深度学习的多任务并行识别方法, 不仅能够对矿井作业人员的行为进行实时监测, 还能对违规人员进行身份识别, 并输出详细的违规报告。

1 深度学习目标检测基本理论

在目标检测领域, 深度学习技术目前已经取得了显著进展, 其中基于卷积神经网络 (CNN) 的目标检测算法已经成为主流方法^[5]。2012 年,

Krizhevsky 等通过改进 CNN 结构使得目标检测的精度显著提升^[6]。随后, 基于区域的 CNN (R-CNN) 及其改进版 Fast R-CNN 和 Faster R-CNN 等系列算法进一步使得检测效率和精度得以提升, 当前, 其已经成为目标检测的主流框架^[7]。

1.1 Faster R-CNN 结构

Faster R-CNN 是目前广泛应用的目标检测算法之一, 其训练方式为端到端模式, Faster R-CNN 主要由 4 部分组成。

1) 卷积层。卷积层对输入图像进行卷积、池化操作, 对特征图进行提取^[8]。

2) 区域建议网络 (RPN)。通过 Anchor 机制生成候选区域, 并修正边框。

3) 感兴趣区域池化 (RoI Pooling)。感兴趣区域池化对候选区域与特征图进行池化处理, 得到固定大小的特征向量^[9]。

4) 分类与回归。利用 Softmax 进行分类对目标类别进行归类, 并通过回归对边框位置进行调节。

1.2 人脸识别技术

传统人脸识别算法效率较低, 随着深度学习的普及人脸识别技术越来越普及^[10]。当前常用的 FaceNet 等深度人脸识别模型能够实现在自然场景中达到超过 95% 的识别率, 然而在低分辨率图像中, 识别精度仍然不太理想^[11]。为了解决这一问题, 本文采用人脸超

作者简介: 李暄 (1999—), 男, 蒙古族, 山东省昌邑市, 本科, 助理工程师; 研究方向: 矿山信息技术

王蕾 (1993—), 男, 汉族, 河北省邯郸市, 硕士; 研究方向: 矿山智能化技术

分辨率（FSR）方法，通过提高图像分辨率来实现识别效果的提升目标。

2 不安全行为识别系统框架设计

2.1 Faster R-CNN 算法优化

在矿井作业场景下，Faster R-CNN 能够有效地对不安全行为进行检测，为了进一步提升其在复杂环境中的检测精度，本文引入了高效通道注意力（ECA）模块，使得特征提取更加精准度更加理想，与此同时使得模型的复杂度不断降低，具体优化流程如下。

- 1) 特征提取。通过卷积层和 ECA 模块生成特征图来提升关键区域的特征权重。
- 2) 候选区域确定。RPN 在锚点的基础上对不同尺寸的候选区域进行提取，通过 Softmax 对其是否属于前景进行判断，并不断修正边框。
- 3) RoI 池化。将候选区域与特征图输入 RoI 池化层，生成固定大小的特征图。
- 4) 分类与回归。通过 Softmax 分类行为并对边框进行调整，得到最终的检测结果^[12]。上述改进后的模型具有检测精度相对较高，能够在复杂矿井作业场景中实现快速、准确的人员行为识别。

2.2 人脸超分辨率识别模型

为了实现对违规人员身份的精准识别，本文采用 FSR 方法对低分辨率的人脸图像进行超分辨率处理^[13]。首先进行超分辨率图像生成，通过递归人脸超分辨率模块将低分辨率图像转换为高分辨率图像，并通过注意力模块确保面部细节的保真度。然后进行人脸特征图生成，利用递归沙漏模块对眼睛、嘴巴、鼻子等人脸的关键特征点进行定位，进一步提升图像的分辨率^[14]。最后进行身份识别，将生成的超分辨率人脸图像输入人脸识别模块并与作业人员数据库中的信息进行比对，对违规人员的身份进行确认。

2.3 不安全行为识别系统框架

本系统框架包含行为识别和身份识别两个部分，行为识别通过改进的 Faster R-CNN 模型实时对作业人员的不安全行为进行检测，身份识别通过 FSR 方法对违规人员进行身份确认。整个系统的识别结果将传输至作业人员不安全行为数据库，并生成个人不安全行为报告，报告中包含行为类型、风险评估以及违规人员的姓名、照片等详细信息。

3 不安全行为识别应用

为了对所提出系统的有效性进行验证，本文对不

安全行为识别和身份识别两方面进行了详细的实验设计和分析。具体应用过程中，本文采用数据采集与处理、行为识别模型分析和身份识别模型验证三个步骤。

3.1 数据采集与处理

在矿井作业环境下，由于实际采集数据的局限性，本文采用多种方法收集不安全行为数据。采集方式包括模拟矿井作业场景中的试验拍摄、现场监控录像以及通过网络收集与数据增强^[15]。所采集的数据包括未正确佩戴安全帽、攀越安全护栏、进入危险区域和高处作业未系安全带等矿井常见的几类不安全行为。

3.1.1 数据采集与标注

从某矿井作业现场特别是高处作业平台和禁入区等高风险区域的监控系统中获取部分作业人员视频。在模拟矿井场景下，分别拍摄了各种不安全行为的场景，如佩戴 / 未佩戴安全帽、系 / 未系安全带等。通过网络搜索引擎，收集与矿井作业相关的公开的不安全行为图像和视频。采集到的图像数据经过人工标注，主要采用矩形框标注法对于不安全行为目标的类别、大小和位置进行标注，对每个作业人员或目标的具体位置进行框定，对其行为类别进行记录。

3.1.2 数据增强

由于数据样本有限，本文使用了图像旋转、翻转、缩放和亮度调整等常用的数据增强方法，增加了数据的多样性以及模型的鲁棒性，同时使训练集的覆盖范围得到拓展。8 000 张不安全行为图像，涵盖多个不安全行为类别。经过数据增强处理后的各类标签数量如表 1 所示。

表1 各类不安全行为标签数量

签类别	数量	比例
安全帽	2 100	26.25%
无安全帽	3 100	38.75%
翻越护栏	950	11.88%
安全带	800	10.00%
无安全带	1 050	13.13%
总计	8 000	100%

3.2 行为识别模型分析

本文在 Faster R-CNN 算法的基础上在 TensorFlow 框架上进行模型训练与测试，为使得模型精度进一步提升，数据集按 8:2 的比例划分为训练集（6 400 张）和测试集（1 600 张）。本文采用平均精度均值（MAP）和召回率等指标对模型性能进行评估。

模型的识别精度采用平均精度均值（Mean Average Precision, MAP）来衡量，也就是说对各类目标检测的精度（AP）的均值，MAP 值与 1 越

接近意味着检测效果越理想。此外，还使用召回率 (Recall) 对模型对不安全行为的捕捉能力进行评估。经过多轮训练与优化，模型在各个类别的不安全行为检测中均取得了较好的效果。模型的整体 MAP 值为 0.846，行为检测能力是比较理想的。各类不安全行为的检测结果如表 2 所示：

表2 各标签类别行为识别模型性能评估

标签类别	AP值
佩戴安全帽	0.92
未佩戴安全帽	0.88
翻越护栏	0.70
系安全带	0.85
未系安全带	0.79
MAP	0.846

从表 2 可以看出，佩戴与未佩戴安全帽的识别精度较高，分别为 0.92 和 0.88，究其原因主要在于这类行为特征明显，数据量大。而翻越护栏的 AP 值相对较低，为 0.70，可能的原因是动作相对较为复杂、样本数量较少。

3.3 身份识别模型验证

为了实现对违规人员的身份确认，本文采用人脸超分辨率 (FSR) 方法对低分辨率人脸图像进行超分辨率处理，从而使身份识别的准确率不断提升。将采集到的低分辨率人脸图像输入到 FSR 模型中，通过递归超分辨率模块生成高分辨率的人脸图像。超分辨率模块通过注意力融合机制确保生成图像的面部细节清晰，与此同时使因图像噪声或模糊导致的识别错误减少。将生成的超分辨率人脸图像输入到身份识别模块中，并将其与预先录入的人员数据库进行比对，通过这种方式对违规人员的身份进行确认。通过试验模拟拍摄的志愿者作为身份数据来源，在此过程中建立矿井作业人员的身份数据库。实验分为两部分，分别对未经过超分辨率处理的原始图像和经过超分辨率处理后的图像进行人脸识别，结果显示超分辨率处理后的图像识别准确率显著提升，结果如表 3 所示。

从表 3 可以看出，经过超分辨率处理后，识别准确率得到了大幅度提升，从原始的 56.3% 提升至 91.5%，这就意味着 FSR 方法对低分辨率图像的识别效果起到了显著提升作用。

表3 不同图像处理方式的人脸识别准确率

图像处理方式	识别准确率
未经过超分辨率处理	56.3%
经过超分辨率处理	91.5%

4 结论

本文提出了一种基于深度学习的矿井人员不安全行为识别方法，结合 Faster R-CNN 和人脸超分辨率技术有效地使矿井作业环境中不安全行为的检测精度和违规人员的身份识别能力得以提升。通过在模拟矿井场景中的实验验证，系统在未佩戴安全帽、未系安全带等多种不安全行为的检测中准确率比较理想，且通过超分辨率处理使得低分辨率图像的人脸识别效果显著提升。

参考文献

[1] 张伟刚. 基于深度学习的高空作业安全行为识别方法[J]. 大众标准化, 2024, (15): 111-113.

[2] 孙亚招, 王景浩, 李宗祥. 基于改进 YOLOv7 算法的井场作业安全检测方法研究 [J]. 石油工业技术监督, 2024, 40 (05): 43-47+70.

[3] 张泽明, 曹金凤, 贾舒安, 等. 基于 YOLOv5 的加油站不安全行为检测算法研究 [J]. 工业安全与环保, 2024, 50 (05): 80-85+91.

[4] 方成焰, 杨超宇. 基于轻量化 YOLOv5 煤矿人员不安全行为识别研究 [J]. 南阳理工学院学报, 2024, 16 (02): 63-68.

[5] 高翔, 王志远, 徐亮. 基于计算机视觉技术的石化码头不安全行为智能识别 [J]. 石油化工自动化, 2024, 60 (02): 106-108+112.

[6] 刘强. 行为识别技术在船舶作业中的应用 [J]. 中国水运 (下半月), 2024, 24 (02): 18-20.

[7] 付燕, 刘致豪, 叶鸥. 基于煤矿井下不安全行为知识图谱构建方法 [J]. 工矿自动化, 2024, 50 (01): 88-95.

[8] 常丁懿. 电力员工不安全行为影响因素识别、预警及防控研究 [D]. 天津理工大学, 2023.

[9] 刘祺龙. 基于生成对抗网络的建筑工地人员不安全行为检测 [D]. 内蒙古科技大学, 2023. D

[10] 侯艳文, 姚有利, 贾泽琳, 等. 基于视频数据的煤矿井下不安全行为识别分析方法 [J]. 煤, 2023, 32 (11): 33-36+91.

[11] 邓增利, 吴南旭, 鲁小琴. 基于深度学习的安全帽识别在海上油田智能化中应用 [J]. 电工技术, 2023, (21): 45-48.

[12] 程哲, 程剑, 苏章, 等. 基于深度学习的不安全行为管理技术 [J]. 施工技术 (中英文), 2023, 52 (20): 118-121.

[13] 张楠, 李温静, 刘彩, 等. 基于多源数据的电力作业人员实时行为安全预警 [J]. 计算机与现代化, 2023, (10): 84-91.

[14] 薛荣荣, 王绪亭, 魏智顶, 等. 智能化技术在港口散货作业人员不安全行为管控预警中的应用 [J]. 港口科技, 2023, (10): 38-42.

[15] 苏晨阳, 武文红, 牛恒茂, 等. 深度学习的工人多种不安全行为识别方法综述 [J]. 计算机工程与应用, 2024, 60 (05): 30-46. 安

编辑 陈百兵