

不安全穿戴行为检测算法技术研究

郑瑞新¹, 贾振龙¹, 鲍鸿达¹, 范科², 张记³, 冯晓锐³

1. 北京京能国际控股有限公司, 北京 102200

2. 北京京能国际控股有限公司北方分公司, 内蒙古 呼和浩特 010010

3. 北京京能国际综合智慧能源有限公司, 北京 100000

DOI: 10.61369/SSSD.2026080027

摘 要 : 在目标检测领域,传统算法与神经网络的关系是一个重要且复杂的问题。传统算法往往需要手工设计特征来描述目标,设计到颜色、纹理、形状等方面的特征提取;分类器一般选择支持向量机、决策树等来判断目标是否存在及类别;计算复杂度较低但发展趋于饱和。神经网络则是端到端的学习方法,自动学习图像中的特征表示,对复杂图像和大规模数据具有优势;目前主要使用的预训练模型有Faster R-CNN、YOLO、SSD等,发展前景巨大。不安全穿戴行为作为目标检测的下游任务,具有目标检测任务的整体特性,本次研究中我们采用神经网络进行实验,从系统性、实时性和精细性的角度研究并构建基于计算机视觉技术的工人不安全行为识别方法。训练数据集质量、网络模型架构等方面共同决定了穿戴行为的精确检测结果。我们通过收集大量的安全帽和未佩戴安全帽的图片,并进行标注,生成了包含数千张图片的高质量训练数据集。我们采用领域内鲁棒性能较好的网络作为基本框架,对不安全穿戴行为的检测任务进行细化,通过对特定场景特定情况进行检测任务分析,提出独特的针对于穿戴行为检测的网络模块,来获得较为可观的性能提升。

关 键 词 : 目标检测;神经网络;不安全穿戴;计算机视觉

Research on Detection Algorithm Technology for Unsafe Wearing Behaviors

Zheng Ruixin¹, Jia Zhenlong¹, Bao Hongda¹, Fan Ke², Zhang Ji³, Feng Xiaorui³

1. Beijing Jingneng International Holdings Co., Ltd., Beijing 102200

2. Northern Branch of Beijing Jingneng International Holdings Co., Ltd., Hohhot, Inner Mongolia 010010

3. Beijing Jingneng International Integrated Smart Energy Co., Ltd., Beijing 100000

Abstract : In the field of object detection, the relationship between traditional algorithms and neural networks is an important and complex issue. Traditional algorithms often require manual design of features to describe targets, involving feature extraction in terms of color, texture, shape, etc.; classifiers such as support vector machines (SVM) and decision trees are generally selected to determine the existence and category of targets. They have low computational complexity but their development tends to be saturated. Neural networks, on the other hand, are end-to-end learning methods that automatically learn feature representations in images, and have advantages in handling complex images and large-scale data. Currently, the main pre-trained models used include Faster R-CNN, YOLO, SSD, etc., with broad development prospects. As a downstream task of object detection, unsafe wearing behavior detection possesses the overall characteristics of object detection tasks. In this study, we adopt neural networks for experiments, and research and construct a worker unsafe behavior recognition method based on computer vision technology from the perspectives of systematicness, real-time performance, and refinement. The quality of the training dataset, network model architecture, and other factors jointly determine the accurate detection results of wearing behaviors. We collected and annotated a large number of images of workers wearing safety helmets and those not wearing safety helmets, generating a high-quality training dataset containing thousands of images. We adopted a network with robust performance in the field as the basic framework, refined the detection task of unsafe wearing behaviors, analyzed the detection task for specific scenarios and situations, and proposed a unique network module specifically for wearing behavior detection to achieve considerable performance improvement.

Keywords : object detection; neural network; unsafe wearing behavior; computer vision

引言

近年来工业生产和建设领域的高速发展为社会经济的提升和新能源建设的推进提供了强大的动力。然而，在这一过程中，工地安全管理的挑战也逐渐凸显出来，其中未穿戴安全帽和工作服的现象成为了一项严峻的问题。在电力、制造和其他工业领域，员工在工作时未正确佩戴安全帽和工作服可能导致众多潜在的安全风险，如头部和身体的意外伤害，不仅威胁着员工的生命安全，也对工作现场的整体安全氛围造成了不可忽视的威胁。为解决这一问题，许多工业企业和研究机构开始探索和应用先进的技术手段，以实现为员工佩戴安全帽和工作服的有效监测。传统的手动监测方法往往存在效率低、人力成本高、容易出现遗漏等问题，因此，引入自动化和智能化技术成为提高监测准确性和效率的关键。随着计算机视觉、图像处理、深度学习等技术的不断发展，检测未穿戴安全帽和工作服的智能监测系统应运而生。

本论文旨在通过深入研究和探讨，提出一种基于计算机视觉和深度学习技术的自动化监测系统，以实现对工作现场员工佩戴安全帽和工作服的实时、准确、高效的检测。通过这一技术手段的引入，我们有望在提高工地安全管理水平的同时，减少人为因素的干扰，为建设更安全、更高效的工作环境做出积极贡献。

一、不安全穿戴行为的影响

未穿戴安全帽及工作服可能对工作者的健康和安全产生多方面的影响，因工作环境和性质的不同，主要有如下风险：

头部受伤风险：在电力、建筑等领域，未戴安全帽可能导致头部受伤，包括因物体掉落、碰撞或其他意外事件引起的头部伤害。

防护功能降低：安全帽和工作服通常设计用于提供额外的保护，防止物体的直接接触、防火、防化学品飞溅等。未穿戴这些装备可能使工作者面临更高的风险，如化学品腐蚀、热量或火灾的威胁。

法规和合规问题：在一些行业，穿戴安全帽和工作服可能是法规和安全规程的要求。未遵守这些规定可能导致法律责任和罚款。

降低职业声誉：未穿戴安全帽和工作服可能影响整个工作团队的形象，降低公司的职业声誉。一些工作场所可能会要求员工穿戴特定的工作服以展示专业形象。

健康问题：一些工作服可能设计有特殊的材料，以保护工作者免受有害物质的影响。未穿戴这些工作服可能增加工作者接触有害物质的风险，从而对健康造成影响。

总的来说，穿戴安全帽和工作服是一种预防措施，旨在最大限度地减少工作中的意外伤害和健康风险。在任何工作场所，员工都应该遵循相关的安全规定，穿戴必要的防护装备，以确保他们的安全与健康。

二、不安全穿戴行为检测任务的实现方法

在实验过程中通过摄像头来拍摄动态画面，首先需要通过人脸检测算法来定位图像或录制的视屏中的人脸所在坐标，热门的人体骨骼重建技术能够帮助模型初步判断输入图像类别（半身图像或全身图像、检测目标数量、目标检测感兴趣区域所在坐标）。目前基于深度学习的热门人脸检测模型（如MTCNN、SSD、YOLO等）算法相对比较成熟，具有很好的鲁棒性，不安全穿戴行为作为目标检测领域的下游任务，可以从人脸检测的研究方向进行延展开来。普通的人脸检测任务能够在待检测画面中定位人脸位置，而我们通过对源代码的改进提炼，能够扩大网络模型对感

兴趣区域的搜索，即进一步找到安全帽或是工作服在待检测画面中的坐标位置，这样便能满足不安全穿戴行为检测任务的基本要求。考虑到不安全穿戴行为识别所需的细度、实时性等要求，实现精细化分割与更精准定位的Mask R-CNN、人体骨骼细部特征以及效率更高OpenPose算法、能有效处理长时间序列的LSTM网络等技术都具有各自的优点。

直接影响不安全穿戴行为检测结果的重点主要分为数据准备和网络模型。

（一）数据准备

在数据准备阶段，我们对需要采样的数据进行了全面的分析。数据集应该涵盖各种场景、光照强度、头部姿势、人群密度等等不同条件，以确保模型对不同情况都有较好的鲁棒性，使开发的算法能够适应各种应用场景，达到较高的准确率。在类别选择方面，分为是/否穿戴安全帽、是/否穿戴工作服四个类别，不同类别的样本数量相对平衡。数据采集时，使用真实场景中的图像和视频，采集对象也应具有不同肤色、年龄、性别和体型，佩戴不同的安全帽及工作服，保证各种人群的适应性。适当考虑头部被遮挡的样本，来模拟显示场景中可能出现的情况，这有助于增强模型的交互性。其中，需要重点把控负例样本，在未穿戴安全帽或工作服时，尽量减少检测人员穿戴其他帽子和衣服时误判为正确的情况。本任务中通过旋转、翻转、缩放、变换等数据增强技术来扩充数据集，提高模型的泛化能力。本实验中使用的人员图像，遵循隐私法规，尊重个体隐私。

（二）网络模型

在进行目标检测任务时，网络模型能够自动学习输入图像中的高级特征。通过卷积神经网络（CNN）能够逐层提取图像的局部和全局特征，捕捉对象的形状、纹理、边缘等信息。网络的多层卷积和池化操作扩大了每个神经元的感受野（Receptive Field），使其能够看到更广泛的图像区域，这有助于网络理解对象的上下文信息。对于不同的检测目标，往往拥有合适的感受野大小，在特定的检测任务中，周围环境或是其他检测目标也能够对主检测起到辅助作用，让主检测目标能够融入到环境当中，这时候就需要大的感受野来作为模型的卷积参数；相反，只是单一的检测目标，周围环境不对其造成影响，往往采用小感受野进行

实验。此外，一些目标检测模型引入了锚框（Anchor Boxes）和边框回归机制，以更好地适应不同尺寸和形状的目标。这使得模型更具鲁棒性，能够处理多尺度目标，例如输入图片大小不同、图片失真、亦或是更换检测场景对输入图片造成的改变等等。在不安全穿戴行为检测中，模型采用端到端的学习方法，是从原始图像到目标检测结果的完整流程。这避免了手工设计特征提取器，使得整个检测系统更为自动化和优化。

在目标检测任务中，模型的损失函数通常由两部分组成：目标分类损失和目标定位损失。这两部分损失函数共同构成了目标检测模型的训练目标，使模型能够准确地分类目标并准确地定位目标的位置。目标分类函数采用交叉熵损失函数（Cross-Entropy Loss），来计算模型对每个类别的分类概率与实际类别的差异。对于每个建议区域，计算其类别的交叉熵损失。目标定位函数采用平滑的 L1 损失函数（Smooth L1 Loss），计算模型对目标边框位置的预测与实际位置之间的差异。对于每个建议区域，计算其边框坐标的平滑的 L1 损失。目标检测模型的总损失函数为分类损失和定位损失的加权和。在训练过程中，优化算法通过反向传播（back propagation）和梯度下降等方法调整模型参数，以最小化损失函数。通过这一优化过程，模型逐渐提高其性能，使得在测试数据上的预测更为准确。损失函数在目标检测任务是模型训练过程中的关键组成部分，它指导模型逐渐学习如何更好地完成目标检测任务。

目标检测的评价指标分为精确度（Precision）、召回率（Recall）、F1分数（F1 Score）、准确度（Accuracy）、IoU（Intersection over Union）、mAP（Mean Average Precision）。其中召回率（Recall）是一个用于评估分类模型性能的指标，也被称为“查全率”或“敏感性”衡量了模型正确识别的正样本数量占实际正样本总数的比例，强调了模型对正样本的覆盖能力。IoU 是目标检测中常用的度量，表示模型检测的目标区域与实际目标区域的交集比上两者的并集，也常用于衡量边框的重叠程度。mAP 是平均精度的均值，用于综合评估模型在不同类别上的性能，它考虑了不同类别的精度和召回率。mAP 的计算通常涉及到 Precision-Recall 曲线的积分。本实验中选取 IoU 和 mAP 作为主要评价指标。

（三）不安全穿戴行为检测过程

整体检测过程概括如下：摄像头先进行输入信息的拍摄，接收包含目标的输入图像，这可以是静态图像，也可以是视频序

列。将输入信息经过一定预处理，放入检测器（即神经网络模型中）。利用候选区域生成算法，通过对图像进行滑动窗口或区域建议（region proposal）的方式，提取可能包含目标的候选区域。一些现代方法（Faster R-CNN）使用深度学习网络来直接生成候选区域。已经训练完成的网络开始对每个候选区域执行特征提取，将其转换为具有区分性信息的特征向量。在提取过程中，经过卷积神经网络（CNN）的特征还会存在其他不同处理。特征提取完成，在神经网络的尾部对每个候选区域的特征进行分类，确定该区域是否包含特定类别的目标，常见的分类器包括支持向量机（SVM）和全连接层。对于被分类为含有目标的候选区域，进一步精细定位目标的边界框。这通常涉及回归任务，模型要学习目标边界框的坐标。到此输入信息已经全部转化为输出信息，在后处理阶段，对生成的目标边界框进行后处理，可能包括非极大值抑制（NMS），以消除冗余的边界框，保留具有最高置信度的框。输出目标检测的最终结果，通常是一组包含目标类别、位置和置信度的边界框。

随着目标检测领域研究的发展，目标检测方法的步骤和架构也在不停演进。一些单阶段（single-stage）检测器，如 YOLO（You Only Look Once）和 SSD（Single Shot Multibox Detector），通过优化网络结构，将候选区域生成、分类和定位融合到一个端到端的模型中，追求更高的检测速度或是更高的检测准确度。

三、结语

不安全穿戴行为检测是一项基于计算机视觉和深度学习技术的关键应用，旨在提高工作场所和公共场所的安全性。通过采集实时图像数据，利用目标检测和分类模型，系统能够自动监测人员的穿戴状态，并及时发现不符合安全规定的行为。关键步骤包括数据采集、预处理、目标检测、特征提取、不安全行为分类以及模型训练。一旦检测到不安全穿戴行为，系统可通过实时监测触发警报或其他安全措施。不安全穿戴行为检测技术在多个领域展现了巨大潜力，尤其在工业安全和交通管理方面。在制造业和工业环境中，通过实时监测员工的穿戴状态，系统能够迅速检测到未佩戴安全帽、护具等的情况，及时采取措施防范潜在的安全风险。这对于降低工业事故发生的可能性至关重要，保护员工的安全。

参考文献

- [1] 周俊宇, 赵艳明. 卷积神经网络在图像分类和目标检测应用综述 [J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(13): 34-41.
- [2] 赵永强, 饶元, 董世鹏等. 深度学习目标检测方法综述 [J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(04): 629-654.
- [3] 段仲静, 李少波, 胡建军等. 深度学习目标检测方法及其主流框架综述 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(12): 59-74.
- [4] 郁润. 基于计算机视觉的施工现场工人不安全行为识别方法研究 [D]. 清华大学, 2019.DOI: 10.27266/d.cnki.gqhau.2019.000219.
- [5] 佟瑞鹏, 张艳伟. 人工智能技术在矿工不安全行为识别中的融合应用 [J]. 中国安全科学学报, 2019, 29(01): 7-12.DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2019.01.002.
- [6] 王金江, 关鹏婷, 陈卓等. 基于深度学习的检修作业过程风险智能预警 [J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(10): 16-22.
- [7] 李华, 吴立舟, 钟兴润等. 基于计算机视觉的人员疲劳状态与不安全行为识别 [J]. 中国安全科学学报, 2025, 35(03): 28-35.
- [8] 翟向琳, 王雨帆. AI 智能监控系统在燃气站安全管理的应用探究 [J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(06): 1-8.
- [9] 马瑞东, 叶智, 瞿丽莉等. 复杂系统管理视域下电力员工不安全行为防控体系构建 [J]. 电力安全技术, 2024, 26(07): 1-5.
- [10] 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安全科学学报, 2023, 33(10): 23-30.