

基于超像素分割与三维空间的智慧站场人员违规行为全方位跟踪监测方法

王全乐[†], 张演义, 姜艳民, 张奋, 周赛峰, 白社峰

(国家管网集团北京管道有限公司, 陕西 榆林 719000)

摘要:现有智慧站场人员跟踪监测方法难以在兼顾多目标的同时保证较高的监测性能。为此,设计了基于超像素分割与三维空间的智慧站场人员违规行为全方位跟踪监测方法。基于改进的 Itti 视觉模型,提取感兴趣区域,通过小波变换替换 Itti 视觉模型中的高斯金字塔。设计结合超像素分割与联级 AdaBoost 检测的 ABS 运动检测算法,基于三维空间与孪生网络,设计三维多目标跟踪监测算法,联合运动预测模块、数据关联模块与跟踪监测管理模块,实现智慧站场人员违规行为的全方位跟踪监测。实验结果表明,该方法的 AMOTA 最高达到 39.32,多目标跟踪监测准确性得到保证。

关键词:改进的 Itti 视觉模型;超像素分割;三维空间;联级 AdaBoost 检测;智慧站场人员;违规行为跟踪监测

中图分类号:TP242.6

文献标识码:A

A Comprehensive Tracking and Monitoring Method for Violations of Intelligent Station Personnel Based on Hyperpixel Segmentation and 3D Space

WANG Quanle[†], ZHANG Yanyi, JIANG Yanmin, ZHANG Fen, ZHOU Saifeng, BAI Shefeng
(PipeChina Beijing Pipeline CO., Ltd., Yulin, Shaanxi 719000, China)

Abstract: The existing methods for tracking and monitoring personnel in smart stations are difficult to ensure high monitoring performance while balancing multiple objectives. Therefore, this paper proposes a comprehensive tracking and monitoring method for personnel violations in smart stations based on superpixel segmentation and three-dimensional space. Based on the improved Itti visual model, extract regions of interest and replace the Gaussian pyramid in the Itti visual model with wavelet transform. Design an ABS motion detection algorithm that combines superpixel segmentation and cascaded AdaBoost detection. Based on 3D space and twin networks, design a 3D multi object tracking and monitoring algorithm, which combines motion prediction module, data association module, and tracking and monitoring management module to achieve comprehensive tracking and monitoring of violations by intelligent station personnel. The experimental results show that the AMOTA of this method reaches a maximum of 39.32, ensuring the accuracy of multi target tracking and monitoring.

Key words: improved Itti visual model; hyperpixel segmentation; three dimensional space; cascade AdaBoost detection; smart station personnel; tracking and monitoring of violations

近年来,我国铁路得到了高速发展,投入使用长度逐年增加,智慧站场应运而生。作为乘客搭乘

中的必经之地,智慧站场的安全保障问题不容忽视。然而,国内外智慧站场安全事故一直频发。智

慧站场的人员复杂,因此一直有着较大的管理难度,若发生恐怖袭击等安全事件,后果可以说是不堪设想。在高峰时期,由于搭乘人员较多,其管理难度更大^[1]。过往的惨痛教训使我们将目光集中在智慧站场安全保障工作中。作为人员复杂、客流量大的公共场所,其运营问题与安全问题十分重要^[2]。时刻对人员违规行为实施跟踪与检测,不仅有利于智慧站场的安全保障,还能够同时优化地铁的乘客服务水平。然而在智慧站场中,乘客行路线多变,要想对人员违规行为进行跟踪监测,难度很高,并且通过人眼是难以准确捕捉的,因此需要借助计算机技术手段。基于该背景对智慧站场人员违规行为跟踪监测问题进行研究。

对于行为跟踪监测问题的研究,目前学者们已经从多方面开展研究,其中文献[3]中提出一种基于机器视觉的人员行为监测及违章识别系统,实现了人员行为的跟踪检测以及违章操作的自动识别。文献[4]中提出一种基于 DOG 的异常行为监测模型,测试结果表明,该模型可以成功跟踪运动目标,并实现其行为类型区分,有着比较精确、可靠的跟踪效果。将以上方法应用于智慧站场人员违规行为的跟踪监测时,存在无法兼顾多目标的问题,因此设计一种基于超像素分割与三维空间的智慧站场人员违规行为全方位跟踪监测方法。

1 智慧站场人员违规行为全方位跟踪监测方法设计

1.1 智慧站场监控视频图像感兴趣区域提取

基于改进的 Itti 视觉模型提取智慧站场监控视频图像中的感兴趣区域。在 Itti 视觉模型的改进中,由于小波变换在频带、空间方向选择上比较敏感,通过小波变换替换 Itti 视觉模型中的高斯金字塔。

利用改进的 Itti 视觉模型实施感兴趣区域提取的步骤如下:

(1)输入智慧站场监控视频图像。

(2)将输入的原始图像当作金字塔的第 1 层,利用小波变换获得九层金字塔的 2 到 9 层,分别提取全部层的黄色、蓝色、绿色、红色、亮度特征以及多个方向上的方向特征,构成各自不同的金字塔^[5]。

其中黄色特征通过下式得到:

$$\mu = \frac{R_r + G_g}{2} - \frac{R_r - G_g}{2} - B_b \quad (1)$$

式中: R_r 、 G_g 、 B_b 指红绿蓝三个通道的分量^[6]。

蓝色特征通过下式得到:

$$\vartheta = B_b - \frac{R_r + G_g}{2} \quad (2)$$

绿色特征通过下式得到:

$$\kappa = G_g - \frac{R_r + B_b}{2} \quad (3)$$

红色特征通过下式得到:

$$\sigma = R_r - \frac{G_g + B_b}{2} \quad (4)$$

亮度特征通过下式得到:

$$\rho = \frac{R_r + G_g + B_b}{3} \quad (5)$$

方向特征为 0° 、 45° 、 90° 、 135° 四个方向上 Gabor 小波的分量^[7]。

(3)对各种特征实施线性合并,获取显著图。

1.2 基于超像素分割与联级 AdaBoost 检测的人员违规行为检测

设计结合超像素分割与联级 AdaBoost 检测的复杂场景下的 ABS 运动检测算法,实施智慧站场人员违规行为的运动检测^[8]。

在待检测目标的快速搜索中,构建 AdaBoost 人员违规行为运动目标判别模型^[9]。首先实施图像灰度化处理,提取图像的 LBP 特征与 HOG 特征。接着设计运动目标的 AdaBoost 强分类器,并将提取的 LBP 特征与 HOG 特征作为 AdaBoost 强分类器的输入,实现待检测目标的快速搜索,确定后续超像素跟踪检测的搜索区域^[10]。

运动目标的 AdaBoost 强分类器的构建流程如下:

(1)输入迭代次数 r 、样本类别 B 、样本空间 A ,并输入训练样本集,其表达式如下:

$$\begin{cases} G = \{(a_1, b_1), (a_2, b_2), \dots, (a_i, b_i)\} \\ a_i \in A \\ b_i \in B \\ B \in [-1, +1] \end{cases} \quad (6)$$

式中: G 指训练样本集; (a_i, b_i) 是指训练样本集中第 i 帧的像素坐标;当 B 的取值为 -1 时,表明为负样本,即为非检测目标,当 B 的取值为 1 时,表明为正样本,即为检测目标^[11]。

(2)实施样本训练集权重的初始化处理,为训练样本分配同样的权值。以弱分类算法为依据实施分布加权系数 $W_i(a_i, b_i)$ 的学习,具体如下式:

$$W_i(a_i, b_i) = \frac{1}{M} \quad (7)$$

式中: M 指弱分类次数。

(3)根据 $W_i(a_i, b_i)$ 获取弱分类器 $f_i(a_i)$,并对允许的最小误差 η_i 进行计算。

(4)通过允许的最小误差 η_i 对弱分类器 $f_i(a_i)$ 的权重 β_i 实施调节^[12]。

当 η_i 满足下式:

$$\eta_i < 0.45 \quad (8)$$

则权重计算式如下:

$$\beta_i = \frac{\ln\left(\frac{1-\eta_i}{\eta_i}\right)}{2} \quad (9)$$

此时对训练样本学习来说,最佳弱分类器满足设定要求,实施训练样本权重的更新。

当 η_i 满足下式:

$$\eta_i \geq 0.45 \quad (10)$$

则训练获得的分类器是不满足设定的,将该弱分类器删除。

根据分布加权系数 $W_i(a_i, b_i)$ 、权重 β_i 、弱分类器 $f_i(a_i)$ 计算新的样本分布,保留此时的弱分类器并将其作为最佳分类器^[13]。

Q 轮训练后,可获得 Q 个最佳混合弱分类器,将以上最佳混合弱分类器分别与其权重级联起来,获取运动目标的强分类器。

接着基于超像素分割生成站场人员违规行为的生成型外观模型,具体步骤如图 1 所示。

最终在贝叶斯框架下实现目标的检测定位。通过贝叶斯框架搭建目标观测模型(观测方程)与目标运动模型(系统状态转移方程)^[14]。利用粒子滤波实施贝叶斯问题的求解,在概率模型下获取一阶马尔科夫过程的后验概率,计算最大后验估计值,依据最大后验估计值对目标检测结果进行确定。

其中最大后验估计值的计算公式如下:

$$\begin{cases} Y_i = \arg \max_{Y_i} q(\alpha_i^k | \chi_{1:k}) \\ \forall k = 1, 2, \dots, u \end{cases} \quad (11)$$

式中: Y_i 指检测目标状态; $q(\alpha_i^k | \chi_{1:k})$ 是指一阶马尔科夫过程的后验概率; u 指 i 时刻粒子滤波的采样数。

在检测中,为更好地适应目标当前状态,需要对聚类训练集实施实时更新,使模型拥有更好的自适应性。

1.3 基于三维空间与孪生网络的人员违规行为跟踪监测

基于三维空间与孪生网络设计一种三维多目标跟踪监测算法,实现智慧站场人员违规行为的全方位跟踪监测。

该三维多目标跟踪监测算法共由三个模块构成,包括运动预测模块、数据关联模块与跟踪监测管理模块。

对于在上节中获得的人员违规行为检测结果,利用三维空间对其进行表示:

$$H_i^t = (x, y, z, \delta, \epsilon, \varphi, \gamma) \quad (12)$$

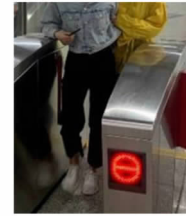
式中: (x, y, z) 表示三维目标的空间位置坐标; $(\delta, \epsilon, \varphi)$ 代表三维目标的大小; γ 表示三维目标的预测得分; φ 指三维目标的朝向角^[15]。



选定运动目标



确定运动目标



确定搜索区域

目标分割

置信图

图 1 构建目标外观模型

在运动预测模块中,通过下式实现运动预测:

$$(\zeta_i^{t+1}, \hat{\nu}_i^{t+1}) = \Gamma(\zeta_i^t, \hat{\nu}_i^{t+1}; \bar{\omega}) \quad (13)$$

式中: $\bar{\omega}$ 指孪生跟踪器 Γ 的参数; ζ_i^t 是指第 t 帧跟踪结果中三维空间 ν_i^t 内的特征图; ζ_i^{t+1} 指的是

第 $l+1$ 帧中检测实例 i 出现的置信度; $c_{\lambda_i}^{l+1}$ 是指第 $l+1$ 帧中三维搜索空间 λ_i^{l+1} 内的特征图; v_i^{l+1} 指的是第 $l+1$ 帧中的跟踪实例。

对于各跟踪实例 $H_i \in \mathcal{V}^l$, 均执行一次式 (13), 同时以上过程能够并行完成, 保证跟踪的实时性。

在数据关联模块中, 为匹配检测结果与预测轨迹定义一个 $n_l \times m_{l+1}$ 维度的相似度矩阵 θ , 其中 m_{l+1} 是指第 $l+1$ 帧检测结果的数量, n_l 指的是第 l 帧的轨迹个数。

0-相似度矩阵的表达式如下:

$$\theta[(x, y, z), (\delta, \epsilon, \varphi)] = 2 - \cos(\varphi, \gamma) \quad (14)$$

根据相似度矩阵 $\theta[(x, y, z), (\delta, \epsilon, \varphi)]$ 定义一种新的尺寸距离 $D[(x, y, z), (\delta, \epsilon, \varphi)]$, 具体如下式:

$$D[(x, y, z), (\delta, \epsilon, \varphi)] = \|(x, y, z) - (\delta, \epsilon, \varphi)\| \times \theta[(x, y, z), (\delta, \epsilon, \varphi)] \quad (15)$$

相比 3D IoU, 定义的这种新的尺度距离能够更好地实现帧率较低数据度量。

在检测结果与预测轨迹的关联中, 对阈值 ψ 进行设置, 利用 $D[(x, y, z), (\delta, \epsilon, \varphi)]$ 与阈值 ψ , 通过匈牙利算法实施匹配^[16]。

在跟踪监测管理模块中, 由于跟踪的人员违规行为可能离开场景, 同时场景中也可能出现新目标, 需要管理跟踪监测轨迹的生成和消亡。

对于全部未被匹配的检测结果, 为避免假阳性检测结果对于目标跟踪监测结果的影响, 只有其被连续匹配多次后, 才认为该目标是新出现的实例。

对于全部未被匹配的轨迹, 为避免假阴性检测结果对于目标跟踪监测结果的影响, 只有其连续多次未被匹配后, 才认为该目标应该被消亡。

2 实例应用

2.1 实验过程

对于设计的智慧站场人员违规行为全方位跟踪监测方法, 利用其对某地铁智慧站场人员违规行为实施全方位跟踪监测, 测试该方法的表现性能。

将实验地铁智慧站场某日 12:00—14:00 时段的监控数据作为实验数据集, 该时段人流量较高, 人员违规行为多发, 能够取得良好的测试效果。

对于实验数据集, 首先基于改进的 Itti 视觉模型提取各帧图像中的感兴趣区域。其中某帧的提取结果如图 2 所示。

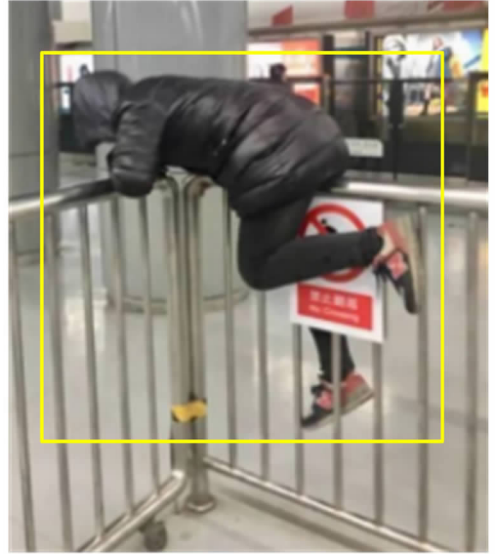


图 2 某帧的提取结果

接着利用结合超像素分割与联级 AdaBoost 检测的复杂场景下的 ABS 运动检测算法实施人员违规行为的运动检测。其中在弱分类器的训练中, 参数的输入情况如下式所示:

$$\begin{cases} r = 9 \\ A = 2 \\ B = 0 \end{cases} \quad (16)$$

选用实验数据集视频序列前 3000 帧作为训练样本集。

某帧的运动检测结果如图 3 所示。

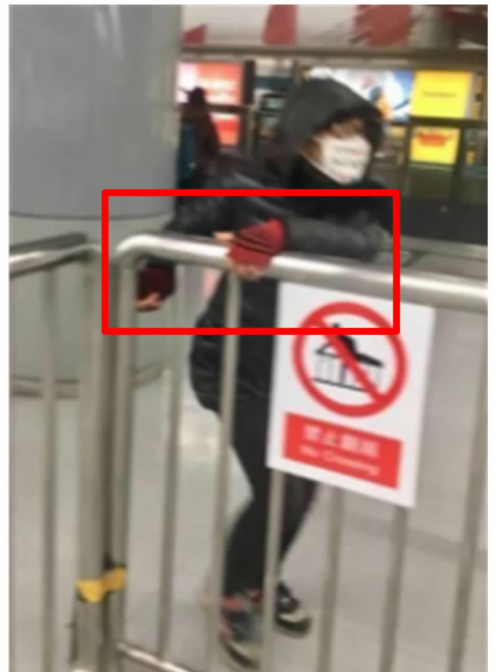


图 3 某帧的运动检测结果

最后利用设计的三维多目标跟踪监测算法实现人员违规行为的全方位跟踪监测,如图 4 所示。



图 4 某人员违规行为的全方位跟踪监测结果

根据多位人员的违规行为全方位跟踪监测结果对设计方法的性能进行评价。

2.2 评价指标

在性能评价中,将评价指标定为 AMOTA,即 MOTA(多目标跟踪监测准确性)的平均变体。AMOTA 的计算公式具体如下:

$$\begin{cases} \text{AMOTA} = \frac{1}{I} \sum_{p \in \{\frac{1}{I}, \frac{2}{I}, \dots, 1\}} \text{MOTA} \\ \text{MOTA} = 1 - \frac{F_P + F_N + Y_S}{N_G} \end{cases} \quad (17)$$

式(17)中, F_P 指假阳性数量; N_G 是指真值目标数量; F_N 指假阴性数量; I 是指做出违规行为的人数; Y_S 表示身份变换的数量; p 代表违规行为的序号; MOTA 表示目标跟踪准确度。在测试中,将基于机器视觉的人员行为监测及违章识别系统与基于 DOG 的异常行为监测模型作为比对测试方法,并分别用方法 1、方法 2 来表示,以简化实验结果的表述。

2.3 实验结果

设计方法、方法 1、方法 2 的 AMOTA 测试结果如表 1 所示。

表 1 AMOTA 测试结果			
多目标数量	AMOTA(↑)		
	设计方法	方法 1	方法 2
2	39.32	25.63	29.85
4	36.25	21.74	25.32
6	31.85	15.62	20.58

其中 ↑ 是指 AMOTA 指标的数值越高,效果越好。根据表 1 测试结果,多目标数量越来越多后,三种方法的 AMOTA 均逐渐降低,其中设计方法的 AMOTA 最高,说明设计方法在多目标跟踪监测准确性上取得了突破。

3 结 论

为消除智慧站场中存在的安全隐患,需要对人员进行监测,传统方法不仅浪费人力,还会造成一定遗漏,设计一种基于超像素分割与三维空间的智慧站场人员违规行为全方位跟踪监测方法,实现了很高的多目标跟踪监测准确性,能够及时发现意外并同步发现多处意外,对于智慧站场的安全运行有着积极意义。

参考文献

[1] 云旭,宋焕生,梁浩翔,等. 基于深度学习的关键岗位人员行为分析系统[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(6):225—231.

[2] 杨斌,云霄,董错文,等. 基于机器视觉的石化场景人员危险行为识别[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(22):355—365.

[3] 游青山,冉霞. 基于机器视觉的矿井作业人员行为监测及违章识别系统[J]. 自动化与信息工程, 2021, 42(4):20—24.

[4] 张春芳,张军,白会肖. 基于 DOG 的异常行为监测模型的设计[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(14):3815—3817.

[5] 梁晨阳,华钢. 基于信道状态信息的井下人员行为识别方法研究[J]. 煤炭技术, 2022, 41(11):182—186.

[6] 冯高敏,刘雨佳. 基于视觉的对人员在岗行为分析的算法[J]. 计算机工程与设计, 2021, 42(6):1668—1676.

[7] 王戈琛,闫雨寒,刘晓文,等. 矿山人员行为视觉语义方法研究[J]. 工矿自动化, 2021, 47(5):40—45+51.

[8] 涂淑琴,刘晓龙,梁云,等. 基于改进 DeepSORT 的群养生猪行为识别与跟踪方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(8):345—352.

[9] 罗霄月,王艳慧,张兴国. 视频与 GIS 协同的交通违规行为分析方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(4):647—655.

[10] 张星,刘涛,孙龙培,等. 一种视觉与惯性协同的室内多行人目标定位方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(5):672—680.

[11] 毛燕茹,牛童,王鹏,等. 利用 Kalman 滤波和 Hungarian 算法的多目标奶牛嘴部跟踪及反刍监测[J]. 农业工程学报, 2021, 37(19):192—201.

[12] 周兆银,田书函,谢艳,等. 计算机视觉技术在施工人员不安全行为管理中的应用[J]. 重庆大学学报, 2022, 45(S1):74—78.

[13] 陈赞,刘慧琳. 基于演化博弈的地铁施工人员不安全行为动态惩罚策略优化[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(13):5506—5512.

[14] 李伟,张鑫龙. 考虑个体行为的改进 CA 模型人员疏散研究[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(17):275—282.

[15] 于润泽,任鸿翔,孔凡涛,等. 考虑折返行为和响应时间的大型邮轮人员疏散仿真[J]. 大连海事大学学报, 2022, 48(4):55—64.

[16] 康俊瑄. 基于微型惯性传感器的井下人员跟踪定位系统[J]. 中国安全生产科学技术, 2023, 19(1):73—78.