

DOI: 10.13382/j.jemi.B2307056

# 帧间方向梯度直方图特征关联的行人检测方法\*

宁爽 宋辉

(沈阳工业大学信息科学与工程学院 沈阳 110870)

**摘要:**当前行人检测算法是无人驾驶领域的研究热点,但行人遮挡问题由于样本量相对比较少、遮挡情况多样、可视特征减少等因素,仍未得到很好的解决。针对行人之间相互遮挡或行人被其他物体遮挡导致的漏检问题,给出一种帧间方向梯度直方图特征关联的行人检测方法。首先,在YOLOv7基线网络模型的基础上添加跟踪的方法,以发现漏检行人并估计其位置信息;将含有漏检行人的最新局部图像作为新的信息,利用方向梯度直方图特征,采用支持向量机的方法,在漏检目标估计位置处进行行人检测,以改善由于部分遮挡所导致的漏检问题。实验结果与基线网络相比,该方法的精确度(P)值提高了6.25%,被遮挡行人的平均精度(AP)由26.67%提升到了53.42%。实验表明帧间方向梯度直方图特征关联的行人检测方法可以提高行人检测准确率,计算复杂度低,不明显增加原方法的计算开销,具有一定的应用价值。

**关键词:**方向梯度直方图;支持向量机;行人检测;无人驾驶;帧间关联

中图分类号:TP391;TN98

文献标识码:A

国家标准学科分类代码:520.20

## Pedestrian detection method based on inter-frame directional gradient histogram feature correlation

Ning Shuang Song Hui

(School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

**Abstract:** The current pedestrian detection algorithm is a research hotspot in the field of driverless driving, but the pedestrian occlusion problem has not been well solved due to factors such as relatively small sample size, diverse occlusion situations, and reduced visual features. Aiming at the problem of missed detection caused by pedestrians blocking each other or pedestrians being blocked by other objects, a pedestrian detection method based on inter-frame directional gradient histogram feature correlation is proposed. First, a tracking method is added based on the YOLOv7 baseline network model to discover missed pedestrians and estimate their location information; the nearest local image containing missed pedestrians is used as the new information, using directional gradient histogram features and support vectors, a machine-based method is used to detect pedestrians at the estimated position of the missed target to improve the missed detection phenomenon caused by partial occlusion. Experimental results compared with the baseline network, the precision (P) value of this method increased by 6.25%, and the average precision (AP) of occluded pedestrians increased from 26.67% to 53.42%. Experiments show that the pedestrian detection method based on inter-frame directional gradient histogram feature correlation can improve pedestrian detection accuracy, has low computational complexity, does not significantly increase the computational overhead of the original method, and has certain application value.

**Keywords:** HOG; SVM; pedestrian detection; autonomous driving; inter-frame correlation

## 0 引言

在无人驾驶领域内,行人是重要参与部分,确保行人的安全也是无人驾驶面临的主要挑战之一。行人检测技

术是从视频或者图像中找到待检测的行人,同时标注出其具体的位置,能够有效地帮助无人驾驶车辆做出相应的反应,从而提前预防交通事故的发生,大大增强了无人驾驶车辆的安全性<sup>[1]</sup>。

行人检测算法一般分为传统行人检测算法和基于深

度学习的行人检测算法<sup>[2]</sup>。传统的行人检测算法主要在人工提取行人特征以及分类器方面,在2005年,Dalal等<sup>[3]</sup>提出了一种方向梯度直方图(histogram of oriented gradients, HOG)与支持向量机分类器(support vector machine, SVM)配合的行人检测算法,使用HOG算法提取行人特征,并用SVM进行分类,实现了检测问题到分类问题的转化,为后续研究奠定了基础。2008年,Felzenszwalb等<sup>[4]</sup>在HOG的基础上提出另一重要的方法DPM(deformable part models)检测算法,通过引入零件的概念,对目标的局部部分进行建模,当行人的某些部位被遮挡时,未遮挡部分的检测器不会受到影响,提高了遮挡情况下的检测性能。但在行人被严重遮挡的情况下,DPM检测算法<sup>[5]</sup>很容易造成漏检。

随着深度学习<sup>[6]</sup>的迅猛发展,一系列主流的基于深度学习遮挡行人检测算法相继提出。Zhang等<sup>[7]</sup>提出了OR-CNN算法,遵循两阶段的Faster R-CNN<sup>[8]</sup>的检测框架,提出了PORoI(part occlusion-aware RoI)池化单元来代替原始的RoI池层,有效地处理了行人的部分遮挡。2022年,刘毅等<sup>[9]</sup>提出一种基于注意力机制的UAST-RCNN网络,在Faster R-CNN网络基础上,采用Swin-Transformer作为骨干网络,并接入层级重采样模块,提高了模型对遮挡行人的检测精度。尽管卷积神经网络近年来在行人检测方面取得了显著的性能提升,但复杂场景下的检测效果一般<sup>[10]</sup>。

本文在无人驾驶背景下,提出一种基于HOG特征的行人检测方法,该方法将最新漏检行人局部图像的HOG特征作为新信息,与漏检行人估计位置处的局部图像的HOG特征利用SVM方法进行匹配,进而完成漏检行人的再检测过程。

## 1 相关工作

### 1.1 YOLOv7 基线网络模型

YOLOv7<sup>[11]</sup>算法采用高效层聚合网络(efficient layer aggregation network, ELAN)、模型结构重参数化等策略,在准确率和速度上超越了以往的YOLO<sup>[12]</sup>系列。ELAN结构通过调整最短和最长梯度路径,使网络能够更加有效地学习特征并具备更强的鲁棒性。YOLOv7将模型结构重参数化引入到网络架构中,这一思想在保证模型性能的前提下加快了网络速度。除此之外,YOLOv7网络使用了辅助头检测和动态标签分配策略来提高目标检测的性能。

### 1.2 多目标跟踪

多目标跟踪算法<sup>[13]</sup>可以有效的关联过去帧和当前帧,相当于利用位置相关性导入“注意力机制”,以估计

漏检行人的位置,从而缩小模型的搜索范围,提高检测效率。本文在YOLOv7检测结果的基础上,采用卡尔曼滤波与匈牙利算法结合的方式,实现了完整的多目标跟踪。

卡尔曼滤波<sup>[14]</sup>可以根据前一帧检测到的行人的位置信息,对当前帧行人的走向做出有根据的预测。通过数据关联匹配,将检测器检测到的行人目标可以与卡尔曼滤波预测到的行人目标进行匹配,以实现前后帧行人目标的关联。这种关联度是通过计算交并比值来确定的。

$$IOU = \frac{S_A \cap S_B}{S_A \cup S_B} \quad (1)$$

式中: $S_A$ 、 $S_B$ 为两个目标框的面积。通过应用匈牙利算法<sup>[15]</sup>,可以找到具有最大交并比的匹配值,并排除交并比低于设定阈值的匹配对,从而实现多目标跟踪,并估计出漏检行人目标的位置。

### 1.3 漏检行人目标检测

根据多目标跟踪发现的漏检行人,结合HOG特征及SVM,对漏检行人目标进行有针对性的检测。HOG<sup>[16]</sup>特征是一种常用于物体检测的特征描述方法,通过统计方向梯度直方图来形成特征。此外,HOG算法具有光照不变性、尺度不变性等特点,有助于载图像中匹配不同尺寸的行人目标,其具体过程如图1所示。

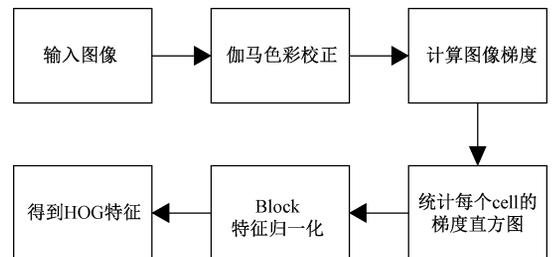


图1 HOG特征提取

Fig. 1 HOG feature extraction

## 2 方法设计

### 2.1 算法模型

对于部分遮挡<sup>[17]</sup>情况下的行人漏检问题,本文给出一种基于帧间关联的行人检测方法。首先,采用基于深度学习基线检测算法进行行人检测,但由于遮挡等原因导致了一部分行人目标的漏检。为了改善这一问题,在次基础上引入跟踪关联算法,用于发现和跟踪漏检的行人目标。通过利用跟踪算法估计出的位置作为搜索区域,并采用帧间关联的行人检测算法,将前一帧检测到的行人目标的局部图像与由于遮挡造成的漏检行人的局部图像进行关联,目的是通过分类器对这部分漏检的行人进行更有针对性的分析,以提高其检测准确率。方法模

型的框架结构如图 2 所示。

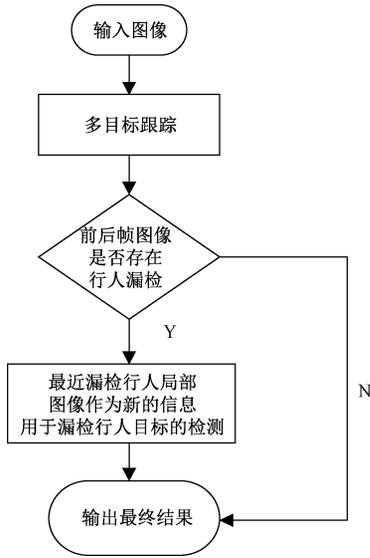


图 2 方法整体设计流程

Fig. 2 Overall network design flow chart

### 2.2 帧间关联的行人检测算法

与一般目标相比,行人在环境中动态交互,并且具有形态多样性的特点。由于行人检测在无人驾驶中的实时性要求较高,对检测速度和准确率的要求也比较严格。因此本方法针对部分遮挡造成的行人漏检问题,选取 YOLOv7 作为基线网络,给出了前后帧关联的行人检测算法,其流程如图 3 所示。

首先将筛选过的含有被遮挡行人的视频帧数据集输入到 YOLOv7 基线检测器中进行首次检测,然而,由于遮挡问题,该检测算法存在部分行人漏检的情况。为此引入跟踪关联算法,使用卡尔曼滤波对  $t$  时刻行人目标位置进行预测,通过匈牙利算法完成前后帧数据的关联匹配,以发现漏检行人并估计出漏检行人的位置。

根据行人跟踪结果对漏检行人做一个附属系统,利用跟踪出的遮挡行人位置作为搜索区域。将  $t-1$  帧检测到的漏检行人目标作为训练集的正样本,同时从  $t-1$  帧中抠出只含背景环境而不含行人目标的图像作为负样本,通过提取 HOG 特征,并送入到 SVM 分类器训练模型中进行训练。对  $t$  时刻漏检行人目标进行再次识别,即最新漏检行人局部图像特征与漏检行人特征进行关联匹配。漏检行人目标被正确分类,从而提高了漏检行人检测的准确率。

## 3 实验

### 3.1 实验环境

在实验中,本文使用了 Pytorch1.7.0 深度学习框架。

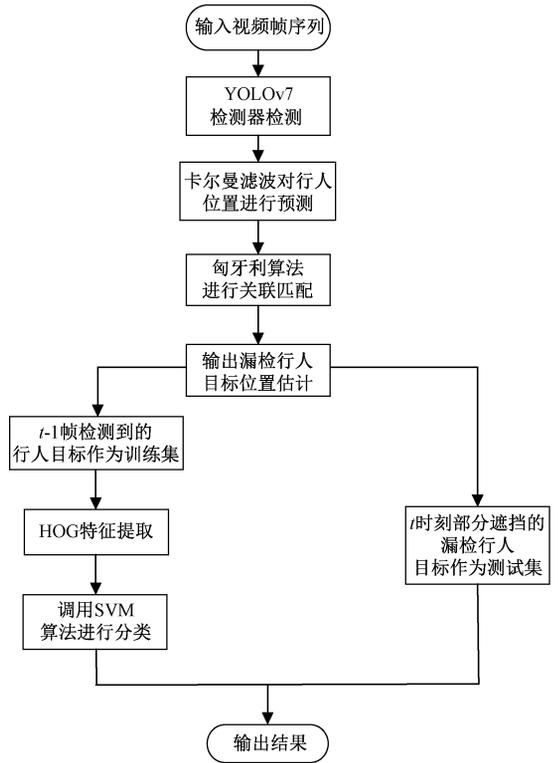


图 3 前后帧关联的行人检测结构

Fig. 3 Pedestrian detection structure diagram associated with front and rear frames

由于深度学习模型复杂且参数量大,为了进行训练和推断,需要充足的计算资源,所以需要大量的计算能力来处理。因此,为满足本文实验要求,实验环境配置如表 1 所示。

表 1 实验环境配置

Table 1 Experimental environment configuration

名称	配置
操作系统	Windows10
CPU	Intel(R) Core(TM) i7-10700K
GPU	NVIDIA RTX3090
GPU 加速器	CUDA11.0 cudnn8.0.4
内存	32 GB
深度学习框架	Pytorch1.7.0

### 3.2 模型参数设置

在网络训练过程中,超参数的调整是一项至关重要的任务,通过对训练损失值的观察来评估模型的训练状态,并及时调整参数,以更达到更好的检测效果。在进行训练时,本实验的基线算法配置参数如表 2 所示。

为了方便使用 HOG 特征提取,从前一帧的  $640 \times 640$  分辨率图像中裁剪出漏检的行人局部图像,并使用 resize 函数将其调整为统一的尺寸为  $64 \times 128$  pixels。随后,将

表 2 基线算法配置参数

Table 2 Baseline algorithm configuration parameters

名称	参数
初始学习率	0.01
批量个数	16
动量参数	0.937
Epoch	300

这些图像分割成多个大小为  $16 \times 16$  pixels 的块,设置移动步长为  $8 \times 8$  pixels。每个块中包含 4 个细胞单元格,每个细胞单元格的大小为  $8 \times 8$  pixels,并生成一个包含 9 个梯度直方图的特征向量。这样,每个行人的特征维度为 3 780。接下来,使用 SVM 分类器对这些行人样本进行分类,选择线性核函数,将惩罚参数 C 设置为 0.1,收敛容差 tol 为  $1 \times 10^{-4}$ ,最大迭代次数为 1 000 次。

3.3 行人检测数据集

网络上公开的行人数据集有很多,但是普遍存在行人遮挡的样本相对比较少的现象。本文在 Caltech Pedestrian<sup>[18]</sup>数据集和 D<sup>2</sup>-City<sup>[19]</sup>视频跟踪数据集的基础上选出一部分人具有遮挡行人的连续视频帧图像形成一个数据集对提出的算法的有效性进行实验验证。该数据集是东西方行人的混合样本,共有 17 045 张样本,使用 LabelImg 工具进行对象标注,并将标注图像的 XML 格式转换为适用于 YOLOv7 格式,其中训练集有 9 966 张样本,验证集有 3 541 张样本,测试集有 3 548 张样本。数据集的示意图如图 4 所示。



(a) Caltech 行人数据集 (a) Caltech pedestrian dataset  
(b) D<sup>2</sup>-City数据集 (b) D<sup>2</sup>-City dataset

图 4 数据集图像示例

Fig. 4 Example dataset image

3.4 评价指标

本文使用准确率 (accuracy)、平均精度 (average precision, AP)、精确率 (precision, P)、召回率 (recall, R) 作为评价指标。

准确率 (Acc),指的是所有样本中正确样本所占的比值,是最常见的指标。

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2)$$

精确率 (P),指的是所有检测出的目标检测正确的概率。

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

召回率 (R),指的是所有的正样本中正确识别的概率。

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

平均精确率 (AP),指的是 PR 曲线与 x 轴、y 轴围成的面积,AP 值越高,模型的检测效果越好。

$$AP = \int_0^1 P(r) dr \quad (5)$$

上述指标中,TP (true positives) 是样本为正样本,预测结果为正样本,TN (true negatives) 是样本为负样本,预测结果为为负样本,FP (false positives) 是样本为负样本,预测结果为正样本,FN (false negatives) 是样本正样本,预测结果为负样本; $P(r)$  为 PR 曲线<sup>[20]</sup>。

3.5 实验结果与分析

如图 5 可以看出,YOLOv7 基线网络算法可以识别出图片中大部分行人目标,模型的性能比较好。但是当行人之间相互遮挡或被过往的车辆遮挡时,YOLOv7 检测算法并不能很好的识别遮挡行人,会将一些行人漏检或误检,本文将重点解决由于遮挡导致的行人漏检问题。



图 5 YOLOv7 模型的检测结果

Fig. 5 Detection results of the YOLOv7 model

为了发现漏检行人目标,在基线算法基础上加入了跟踪的思想。如图 6 所示,图 6(a)、(b)分别为  $t-1$  帧和  $t$  帧行人检测加跟踪的结果,可以观察到,ID 为 276 的行人在图 6(a)中能够完整地检测到,但由于行人之间的相互遮挡,在图 6(b)图中无法检测到该行人,但是可以通过轨迹预测的方式估计出漏检行人位置,从而减小模型的搜索范围,提高了搜索的命中率。

考虑到漏检行人样本数量问题,在跟踪基础上,本文将 HOG 与 SVM 算法结合,对  $t$  帧抠出的漏检行人进行测试。其训练及测试时准确率及误检率如表 3 所示。

表 3 算法准确率及误检率

Table 3 Algorithm accuracy and false detection rate

		准确率/%	误检率/%
训练	正样本	94.87	5.13
	负样本	94.02	5.98
测试	正样本	92.31	7.69
	负样本	98.29	1.71

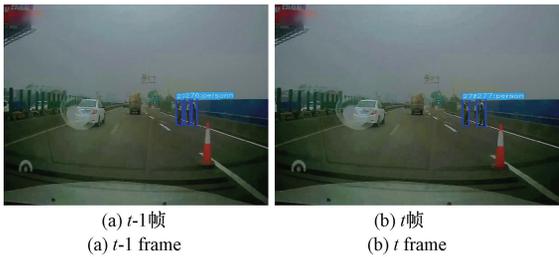


图 6 多目标跟踪结果

Fig. 6 Multi-target tracking results

本文方法不仅能够有效识别被遮挡的行人目标,而且在无关背景的检测方面表现出良好的性能,误检率较低,从而积极地促进了遮挡行人的检测。

在研究行人检测算法时,不可避免地面临着光线不足以及背景复杂的问题。这些问题往往会干扰算法对行人目标的识别准确率。本文方法在处理光线不足以及背景复杂的行人遮挡问题方面具有一定优势,HOG 特征较少受到光照变化、复杂背景的干扰,依然能稳定的捕捉行人的特征。如图 7(a)、(b)所示。在光线不足以及复杂背景时,图 7(a)中行人身穿衣物颜色使其与昏暗的背景环境几乎相融;图 7(b)中行人目标较多,彼此之间相互遮挡,导致背景变得复杂。HOG 算法仍然可以稳定地提取到行人的特征。因为 HOG 特征是通过计算图像中局部区域的梯度方向直方图来形成特征,而梯度方向更多地关注目标的边缘和纹理等结构信息,不太受绝对亮度值以及背景的细节和纹理的影响,因此相对不容易受到光照变化以及复杂背景的影响。

图 7(c)为行人在第 1 帧及第 15 帧长时间连续被道边维护栏遮挡,由于 YOLOv7 的目标检测能力和目标跟踪的辅助,可以有效地缩短搜索范围。HOG+SVM 进行二次检测,在遭遇长时间连续遮挡时,其相对稳定的性能仍能发挥作用,即可以提高在长时间连续遮挡场景下的行人检测效果。

但仍然存在一部分由于遮挡面积过大等原因,如图 7(d)所示。图 7(d)由于行人身体的关键信息完全被遮挡,导致在遮挡区域内无法获取有效的梯度信息,导致无法准确的识别出被遮挡行人。未来将考虑采用其他特征提取方法,对这一部分遮挡行人做更针对性检测。

为了验证本文模型的有效性,使用精确率(P)、召回率(R)以及漏检行人 AP 作为评价指标,实验结果如表 4 所示。

表 4 实验结果对比表

Table 4 Comparison of experimental results (%)

模型	P	R	AP(遮挡行人)
YOLOv7	87.7	96	26.67
本文模型	93.95	92.87	53.42



图 7 不同条件下的行人遮挡示意图

Fig. 7 Pedestrian occlusion diagram under different conditions

从表 4 实验数据可以看出,本文模型与基线模型进行比较 P 提高了 6.25%,遮挡行人 AP 也由原来的 26.67%提升到 53.42%。从跟踪角度来看,本文通过轨迹预测方式估计目标可能的位置,以此作为形态学假设的起点。通过在预测位置开始局部搜索,而非全局搜索,提高了搜索命中率,同时降低了计算复杂度。在无人驾驶领域,该方法计算的复杂度低,不明显增加原方法的计算开销,有较高的应用价值。

## 4 结论

为了更贴近无人驾驶背景,本文采用了局部帧间 HOG 关联的行人检测方法,以应对被遮挡行人检测的需求。通过引入利用二次检测对被遮挡行人目标进行关联,丰富了行人目标的信息,从而提高了被遮挡行人被检出的概率,进而提升了行人目标检测的准确率。实验证明该方法有较高的部署实施效率,计算的复杂度低,额外的计算开销小,具有一定的应用价值。

本文方法更加专注于被遮挡行人检测的准确性,忽略了对速度的关注。对于实时场景或需要快速响应的应用,模型的运行速度可能显得较慢。未来的研究方向可以考虑通过模型剪枝、量化等方法,在不显著影响行人检测准确率的前提下,加快检测速度。

## 参考文献

[1] 耿艺宁,刘帅师,刘泰廷,等.基于计算机视觉的行人检测技术综述[J].计算机应用,2021,41(S1):43-50.

- GENG Y N, LIU SH SH, LIU T Y, et al. Pedestrian detection technology based on computer vision [J]. *Computer Applications*, 2021, 41(S1):43-50.
- [ 2 ] LI F, LI X, LIU Q, et al. Occlusion handling and multi-scale pedestrian detection based on deep learning: A review[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 19937-19957.
- [ 3 ] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [ C ]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition*. IEEE, 2005, DOI:10.1109/CVPR.2005.177.
- [ 4 ] FELZENSZWALB P F, GIRSHICK R B, MCALLESTER D, et al. Object detection with discriminatively trained part-based models [J]. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 2010, 32(9): 1627-1645.
- [ 5 ] 石欣,卢灏,秦鹏杰,等. 一种远距离行人小目标检测方法[J]. *仪器仪表学报*,2022,43(5):136-146.
- SHI X, LU H, QIN P J, et al. A long-range pedestrian small target detection method [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(5):136-146.
- [ 6 ] 张培培,王昭,王菲. 基于深度学习的图像目标检测算法研究[J]. *国外电子测量技术*,2020,39(8):34-39.
- ZHANG P P, WANG ZH, WANG F. Research on image target detection algorithm based on deep learning [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2020, 39(8):34-39.
- [ 7 ] ZHANG S, WEN L, BIAN X, et al. Occlusion-aware R-CNN: Detecting pedestrians in a crowd[C]. *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2018: 637-653.
- [ 8 ] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2017, 39(6):1137-1149.
- [ 9 ] 刘毅,于畅洋,李国燕,等. UAST-RCNN:遮挡行人的目标检测算法[J]. *电子测量与仪器学报*,2022,36(12): 168-175.
- LIU Y, YU CH Y, LI G Y, et al. UAST-RCNN: Object detection algorithm for blocking pedestrians[J] *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(12): 168-175.
- [ 10 ] 陈宁,李梦璐,袁皓,等. 遮挡情形下的行人检测方法综述[J]. *计算机工程与应用*,2020,56(16):13-20.
- CHEN N, LI M L, YUAN H, et al. Review of pedestrian detection methods under occlusion [J]. *Computer Engineering and Application*, 2020, 56(16): 13-20.
- [ 11 ] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[ C ]. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2023: 7464-7475.
- [ 12 ] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[ C ]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016: 779-788.
- [ 13 ] 胡娉瑜. 基于深度学习的多目标跟踪算法研究[J]. *自动化应用*,2023,64(7):51-53.
- HU P Y. Research on multi-target tracking algorithm based on deep learning [J]. *Automation Application*, 2023,64(7): 51-53.
- [ 14 ] WELCH G, BISHOP G. *An Introduction to the Kalman Filter*[M]. Chapel Hill: University of North Carolina at Chapel Hill, 1995.
- [ 15 ] 朱新丽,才华,寇婷婷,等. 行人多目标跟踪算法[J]. *吉林大学学报(理学版)*,2021,59(5):1161-1170.
- ZHU X L, CAI H, KOU T T, et al. Pedestrian multi-target tracking algorithm [J]. *Journal of Jilin University (Science Edition)*, 2021, 59(5): 1161-1170.
- [ 16 ] ZHOU H, YU G. Research on pedestrian detection technology based on the SVM classifier trained by HOG and LTP features [J]. *Future Generation Computer Systems*, 2021, 125:604-615.
- [ 17 ] CHEN W, ZHU Y, TIAN Z, et al. Occlusion and multi-scale pedestrian detection a review [J]. *Array*, 2023:100318.
- [ 18 ] DOLLAR P, WOJEK C, SCHIELE B, et al. Pedestrian detection: An evaluation of the state of the art[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*,2011,34(4):743-761.
- [ 19 ] CHE Z, LI M G, LI T, et al. D<sup>2</sup>-city: A large-scale dashcam video dataset of diverse traffic scenarios [J]. *arXiv preprint arXiv:1904.01975*,2019.
- [ 20 ] 杜闯,何赞泽,邓海平,等. 基于百度飞桨的面向黑暗环境人员行为检测与身份识别[J]. *电子测量与仪器学报*,2023,37(8):21-29.
- DU CH, HE Y Z, DENG H P, et al. Personnel behavior detection and identification in dark environments based on Baidu Flying Paddle [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(8): 21-29.

### 作者简介



宁爽, 2021 年于长春大学获得学士学位, 现为沈阳工业大学信息科学与工程学院硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉检测。

E-mail: 1198531546@qq.com

**Ning Shuang** received her B. Sc. degree from Changchun University in 2021. Now she is a M. Sc. candidate at the School of Information Science and Engineering at Shenyang University of Technology. Her main research interest includes machine vision inspection.



宋辉, 2003 年于大连理工大学获学士学位, 2005 年于大连理工大学获硕士学位, 2011 年于大连理工大学获博士学位, 现为沈阳工业大学讲师, 主要研究方向为视觉检测技术。

E-mail: song8008@163.com

**Song Hui** received his B. Sc. degree from Dalian University of Technology in 2000, M. Sc. degree from Dalian University of Technology in 2005 and Ph. D. degree from Dalian University of Technology in 2011. Now he is a teacher at Shenyang University of Technology. His main research interest includes machine vision inspection.