

左国才, 张晓丽, 苏秀芝, 等. 基于深度学习与遮挡分类的多目标跟踪研究[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(12): 186–190.
DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.24052202

基于深度学习与遮挡分类的多目标跟踪研究

左国才^{1,2}, 张晓丽³, 苏秀芝², 匡林爱²

(1 廊坊师范学院 电子信息工程学院, 河北 廊坊 065000; 2 湖南软件职业技术大学 软件与信息工程学院, 湖南 湘潭 411100;
3 湖南信息职业技术学院 软件学院, 长沙 410016)

摘要: 在多目标跟踪中, 目标遮挡处理是多目标跟踪有待研究解决的重要技术难题之一, 目标相互遮挡以及被建筑物等遮挡将会严重影响多目标稳定跟踪的综合性能。相对于单目标跟踪, 多运动目标跟踪更为复杂。多个运动目标(行人或机动车)之间会相互遮挡, 或者被路边景观、建筑物等背景遮挡, 严重影响行人或机动车等运动目标外观深度特征的提取, 将会使得深度学习目标检测模型无法正确识别, 从而发生运动目标跟踪失败。本文提出一种基于深度学习模型检测与遮挡分类处理的多目标跟踪模型, 将发生了大面积遮挡的行人或机动车等运动目标进行遮挡分类处理, 并且根据遮挡分类结果采取不同的跟踪策略。结合 Kalman 滤波器与增强相关系数法(ECC)的运动模型来提升位置预测的准确性, 实现多目标的实时鲁棒跟踪。实验结果表明, 根据遮挡分类处理来设计不同的抗遮挡的多目标跟踪方法, 在行人或机动车等运动目标的检出率、误检率等综合性能方面, 相比传统的多运动目标跟踪方法的综合性能更高, 并且能够较快地获取到行人、机动车等运动目标的位置及信息, 实现实时鲁棒跟踪。

关键词: 深度学习; 遮挡分类; Kalman 滤波器; 增强相关系数法; 多目标跟踪

中图分类号: TP18; TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)12-0186-05

Research on multi object tracking based on deep learning and occlusion classification

ZUO Guocai^{1,2}, ZHANG Xiaoli³, SU Xiuzhi², KUANG Linai²

(1 School of Electronic information Engineering, Lang Fang Normal University, Langfang 065000, Hebei, China;

2 School of Software and Information Engineering, Hunan of Software Vocational and Technical University, Xiangtan 411100, Hunan, China; 3 School of Software, Hunan College of Information, Changsha 410016, China)

Abstract: In multi-target tracking, target occlusion processing is one of the important technical challenges that needs to be studied and solved. The mutual occlusion of targets and the occlusion by buildings will seriously affect the comprehensive performance of stable multi-target tracking. Compared to single target tracking, multi motion target tracking is more complex. Multiple moving targets (pedestrians or motor vehicles) may obstruct each other or be obstructed by roadside landscapes, buildings, and other backgrounds, seriously affecting the extraction of deep features of the appearance of moving targets such as pedestrians or motor vehicles. This will make deep learning object detection models unable to correctly recognize them, resulting in failed tracking of moving targets. This article proposes a multi-target tracking model based on deep learning model detection and occlusion classification processing, which classifies moving targets such as pedestrians or motor vehicles that have undergone extensive occlusion, and adopts different tracking strategies based on the occlusion classification results. Combining Kalman filter and enhanced correlation coefficient method (ECC) for motion model to improve the accuracy of position prediction and achieve real-time robust tracking of multiple targets. The experimental results show that designing different anti occlusion multi-target tracking methods based on occlusion classification processing has higher comprehensive performance in terms of detection rate and false detection rate of moving targets such as pedestrians or motor vehicles compared to traditional multi-target tracking methods, and can quickly obtain the position and information of moving targets such as pedestrians and motor vehicles, achieving real-time robust tracking.

Key words: deep learning; occlusion classification; Kalman filter; enhanced correlation coefficient method; multi target tracking

基金项目: 湖南省自然科学基金(2024JJ8055, 2023JJ60220); 湖南省教育厅科学研究资助项目(23C0749, 22C1027)。

作者简介: 左国才(1978—), 女, 硕士, 教授, 主要研究方向: 计算机视觉, 深度学习; 苏秀芝(1981—), 女, 硕士, 副教授, 主要研究方向: 数据挖掘, 深度学习; 匡林爱(1974—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 深度学习, 生物信息智能计算。

通信作者: 张晓丽(1994—), 女, 硕士, 中级工程师, 主要研究方向: 计算机视觉, 深度学习。Email: 2024002@mail.hniu.cn。

收稿日期: 2024-05-22

0 引言

目标遮挡处理是多目标跟踪有待研究解决的重要技术难题之一,运动目标被遮挡将会严重影响行人、机动车等多运动目标的跟踪性能。对于行人或机动车等多运动目标的跟踪,各运动目标(前景)之间会相互遮挡,以及被路边栏杆、景观、建筑(背景)等所遮挡,在复杂交通场景中这些前景或背景的遮挡,可能会使得行人或机动车等运动目标部分或者整个发生暂时性或永久性的消失,影响行人或机动车等运动目标^[1-3]外观深度特征的提取,导致深度学习检测模型无法正确识别而发生跟踪失败。在随后的智能交通视频帧中,当行人或机动车等运动目标再次出现,将会被识别为新的行人或机动车,因此将会增加行人或机动车等运动目标身份转换的数量,严重影响多运动目标跟踪模型的综合性能。因此,针对不同的遮挡类型设计不同的目标跟踪方法尤为重要。

在比较复杂的智能交通视频场景中,常常存在大量的被前景或者背景遮挡的行人或机动车等运动目标,将会使得深度学习目标检测模型^[4-6]分类不准确,识别错误而检测失败,严重影响基于深度特征检测的多目标跟踪方法的性能。目前,已有部分研究人员引入单目标跟踪(SOT)来预测运动目标的精确位置,完成丢失的运动目标的补充检测,以此来缓解漏检或者错检等问题^[7-9]。但是,使用单目标跟踪(SOT)方法在进行行人或机动车等运动目标之间的遮挡处理时,会出现运动目标跟踪失败的情况。文献[10-12]利用全卷积网络(R-FCN)^[13]对运动目标的检测跟踪结果打分,加入运动目标的轨迹进行关联,从而缓解运动目标的遮挡问题。文献[14-16]采用深度对齐网络来细化检测结果,采用运动推理和对齐网络的目标重识别来进行运动目标的遮挡处理。文献[17-19]通过循环网络结构(RNN)预测目标在下一帧的检测来应对漏检情况,从而缓解身份转换(IDsw)现象的发生。文献[20]利用基于检测响应之间的交并比(IoU)的亲矩阵以及匈牙利算法来解决数据关联的问题,取得了良好的跟踪效果。文献[21]利用回归网络精细化运动目标检测和预测边界框,采用基于检测响应之间的交并比(IoU)的亲分数以及贪心匹配算法,获得了非常显著的目标跟踪效果。

综上所述,对于发生大面积遮挡的行人或机动车等运动目标,所设计的运动目标跟踪模型并没有

采取有针对性的抗遮挡的跟踪方法来进行处理,使得其在复杂交通场景中运动目标大面积遮挡的情况下,目标跟踪效果不佳。针对上述运动目标在相互遮挡以及被建筑物等部分或大面积遮挡时而导致发生目标跟踪失败的问题,本文提出将部分或者大面积遮挡的行人或机动车等运动目标进行遮挡分类处理,并且针对不同的遮挡分类采取不同的方式来处理被遮挡的行人或机动车等运动目标的跟踪,结合Kalman滤波器与增强相关系数法(ECC)的运动模型来提升位置预测的准确性,实现多目标的实时鲁棒跟踪。

1 相关工作

首先,利用Faster-RCNN深度学习检测模型中的边界框回归网络,精细化行人或机动车等运动目标检测和预测位置,从而提升当前及历史运动目标数据关联的准确性与可靠性。然后,采用Faster-RCNN深度学习检测模型来完成多目标检测,采用“Kalman滤波器+增强相关系数法ECC”运动模型作为运动预测,跟踪行人或机动车等运动目标的轨迹,来精确地预测运动目标在视频下一帧中的位置。最后,行人或机动车等运动目标基于精细化后边界框,以及运动目标检测之间的IoU,采用贪心匹配算法来完成运动目标之间的数据关联操作。

(1) Faster-RCNN

Faster-RCNN^[22]是一个具有优异检测性能的二阶段目标检测模型。区域推荐网络(RPN)通过Softmax分类函数将锚点划分为正样本或者负样本,利用运动目标边界框回归系数将锚点精细化,由此来得到最为准确的推荐区域。Faster-RCNN深度学习检测模型采用已经经过预训练的模型参数在运动目标检测数据集上完成再一次的训练。RPN的训练目标函数如下式:

$$l(\{p_i\}, \{t_i\}) = \frac{1}{N_{\text{cls}}} \sum_i l_{\text{cls}}(p_i, \dot{p}_i) + \lambda \frac{1}{N_{\text{reg}}} \sum_i \dot{p}_i l_{\text{reg}}(t_i, \dot{t}_i) \quad (1)$$

其中, N_{cls} 、 N_{reg} 分别为锚点的个数以及正样本的个数; p_i 为正样本的概率; t_i 为回归系数。

(2) Kalman 滤波器

Kalman滤波器通过运动目标在智能交通视频上一帧中的历史位置来预测该运动目标在当前视频帧中的准确位置。运动目标位置预测公式如下式:

$$x = Fx$$

$$P = FPF^T + Q \quad (2)$$

其中, P 为预测方差, 其对应的高斯分布方差为 FPF^T , Q 为线性运动模型本身的误差, 运动目标预测结果符合高斯分布 $N(x, P)$ 。

(3) 增强相关系数算法

增强相关系数算法 (ECC)^[9] 是基于迭代求解的图像配准方法。目标函数为:

$$E_{ECC(P)} = \left\| \frac{\bar{x}_r}{\|x_r\|} - \frac{\bar{x}_w(p)}{\|x_w(p)\|} \right\|^2 \quad (3)$$

其中, $\|\cdot\|$ 为欧几里得范数, x 和 $\bar{x}_r$ 分别为参考图像的像素值向量及其 0 均值版本, $x_w(p)$ 和 $\bar{x}_w(p)$ 分别表示经过参数为 p 的仿射变换后图像像素值向量及其 0 均值版本。经过前向相加迭代优化之后, 最后得到仿射向量 W_{warp} 。

2 基于深度学习与遮挡分类的多目标跟踪算法

2.1 遮挡分类处理

本文采用回归网络来完成行人或机动车等运动目标的遮挡分类操作。通过回归网络返回的边界框比深度学习检测模型预测的边界框更能准确地定位行人或机动车等运动目标位置, 使用运动目标的可见度评估行人或机动车等运动目标被遮挡的严重程度。根据运动目标的可见度的得分情况来进行行人或机动车等运动目标遮挡分类处理, 比较提取边界框对应的目标图像外观深度特征, 与对应行人或机动车等运动目标的历史外观深度特征的差异, 并且针对不同程度的遮挡类型的行人或机动车等运动目标采取不同的目标方法。

合理设置行人或机动车等运动目标的可见度阈值, 将运动目标可见度低于可见度阈值的目标标记为 O_n , 对于行人或机动车等运动目标边界框之间的 IoU 高于可见度阈值的对应的运动目标对, 则采用目标重识别模型来分别提取行人或机动车等运动目标的外观深度特征, 行人 (或机动车) x 的外观深度特征表示为 C_x , 行人 (或机动车) y 的外观深度特征表示为 C_y , 下面公式用来计算行人或机动车等运动目标与其历史外观的特征距离:

$$\text{dist}_x = G(C_x, \bar{C}_{x,C}) \quad (4)$$

$$G(C_k, C_l) = \|C_k - C_l\| \quad (5)$$

在上述公式中, $\bar{C}_{x,C}$ 表示目标行人 (或机动车) x 的平均历史外观特征向量, 分别得到行人 (或机动车) 与其对应历史外观的特征距离之后, 根据行人或机动车等运动目标两者之间的遮挡严重程度

关系来分别进行区分操作。

2.2 多目标跟踪算法思想

为了减少行人或机动车等运动目标出现漏检和误检情况, 本文采用具有运动目标检测特性的回归网络来细化行人或机动车等运动目标预测边界框和提供的检测边界框, 最终得到运动目标的精确边界框和可见性分数, 并且也为当前行人或机动车等运动目标及历史目标之间的数据关联提供有力支撑。同时, 为了提高行人或机动车等目标运动模型的预测精度, 提出“卡尔曼滤波器+增强相关系数法 ECC”的运动模型。

将大面积严重遮挡的行人或机动车等运动目标分成两类: 被背景 (景观或建筑物) 遮挡的运动目标, 被其它前景 (行人或机动车) 遮挡的运动目标。针对这两类被遮挡的行人或机动车等运动目标采取不同的跟踪方法, 以应对行人或机动车等运动目标大面积遮挡的情况, 减少运动目标身份转换的概率。在完成行人或机动车等运动目标跟踪后, 利用目标重识别模型, 恢复跟踪丢失行人或机动车等运动目标的身份标识, 实现长时间的稳定跟踪, 提高基于深度学习与遮挡分类处理的多目标跟踪的综合性能。

2.3 多目标跟踪算法流程

根据遮挡分类的结果分别进行行人或机动车等运动目标的跟踪处理, 将被遮挡的运动目标采取位置细化来处理预测运动目标在智能交通视频下一帧中的位置, 根据运动目标位置细化后的结果来确定行人或机动车等运动目标的跟踪方法。作为前景的行人或机动车等运动目标在智能交通视频当前帧的跟踪位置会被记录到该运动目标跟踪轨迹当中。被建筑物等背景遮挡的行人或机动车等运动目标对应的丢失跟踪的运动预测边界框, 则作为该运动目标在智能交通视频当前帧的跟踪位置并且用于运动目标重识别环节, 而不会记录到该运动目标的跟踪轨迹当中。在执行运动目标跟踪管理后, 采用基于行人或机动车等运动目标外观深度特征相似匹配的目标重识别模型, 用来恢复丢失的运动目标的身份标识, 从而实现长时间稳定跟踪。

多目标跟踪算法具体步骤如下:

(1) 去掉丢失行人或机动车等运动目标跟踪集合中丢失的帧数超过该对应运动目标跟踪终止阈值的跟踪。

(2) 对行人或机动车等运动目标跟踪集合中的检测位置以及外观深度特征进行匹配, 并且实时更新对应运动目标的跟踪状态, 利用运动目标检测边

界框来替换掉对应的行人或机动车等运动目标跟踪在智能交通视频当前帧的跟踪位置。

(3) 实时更新行人或机动车等运动目标的运动状态, 将提取的外观深度特征向量加入到对应行人或机动车等历史外观深度特征向量集合中。

(4) 对于新进入交通场景的行人或机动车等, 将运动目标检测边界框作为该运动目标在智能交通视频当前帧的跟踪位置, 并且初始化行人或机动车等运动目标的运动状态, 建立运动目标历史外观深度特征向量集合, 并且增加到由运动目标检测而提取的行人或机动车等运动目标外观深度特征向量集合中。

基于深度学习与遮挡分类处理的多目标跟踪流程如图 1 所示。

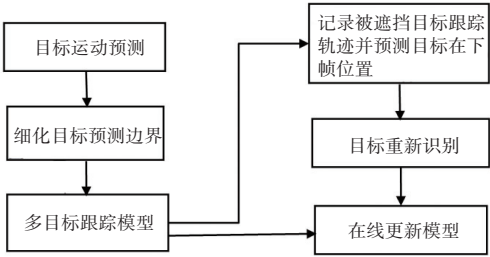


图 1 多目标跟踪流程图

Fig. 1 Flow chart of multi-target tracking

3 实验结果分析

实验环境: Windows10, 128 G 内存, GPU 为 GTX1080, Pytorch 深度学习框架, Python 语言。

在本文的实验中, 为了评估多目标跟踪算法的性能, 采用了 MOT Challenge 公开提供的行人跟踪数据集, 其中的 MOT16 数据集作为实验的评价基准。

多目标跟踪评估指标^[10]主要有跟踪准确度 (MOTA) 和精确度 (MOTP), 跟踪目标的比率 (MT), 丢失目标的比率 (ML), 漏警 (FN) 的数量, 虚警 (FP)、身份转换 (IDsw) 等。

利用回归网络细化预测行人或机动车等运动目标位置和检测集后, 使用了更为准确的行人或机动车等运动目标位置, 从而提高了采用基于深度学习目标检测的跟踪模型的跟踪性能。采用“Kalman 滤波器+ECC”提高了行人或机动车等运动目标预测精度, 从而提升了多目标跟踪准确度 MOTA 值, 并且减少了漏警 (FN) 的数量。采用基于深度学习与遮挡分类处理的多目标分类跟踪策略减少了漏警 (FN) 的数量, 记录被遮挡的行人或机动车

等运动目标的跟踪位置减少了漏警 (FN) 的数量, 同时, 遮挡分类处理获得了较好的识别性能, 提高了多目标跟踪的综合性能。

在本文所提出的方法中, 沿用了 FairMOT 的检测网络作为其基础架构, 但进一步对检测头进行了创新性的解耦处理。经过这一优化, 发现该方法在重要的检测指标 MOTA 上显著优于 FairMOT, 具体提升了 5.5 个百分点。此外, 与 OC-SORT 类似, 也对卡尔曼滤波进行了改进。在综合考量检测和关联性能的 HOTA 指标上, 本文方法依然展现出了卓越的性能, 相较于 OC-SORT 提升了 7 个百分点。这些结果充分证明了本文算法在跟踪性能上的优越性, 并且其还具有出色的实时性 (超过 25 FPS), 从而能够有效地应对多目标跟踪中的遮挡、漏检等挑战和难点, 见表 1。

表 1 不同跟踪算法在 MOT16 测试集的比较
Table 1 Comparison of different tracking algorithms on the MOT16 test set

跟踪方法	MOTA/%	HOTA/%	IDF1/%	IDs	MT	ML
FairMOT	70.9	59.6	71.2	4 568	937	625
Trades	72.3	55.8	66.8	3 055	948	557
QuasiDens	71.4	57.2	69.5	3 648	995	558
Swin JDE	75.5	60.9	73.5	2 858	924	585
OC-SORT	61.4	55.3	68.4	823	467	993
本文	76.4	62.5	75.5	3 215	986	415

实验对比结果表明, 本文提出的方法在跟踪性能上展现出了较好的水平。具体来说, 在跟踪精度的重要指标 MOTA 上取得了高达 76.4% 的得分, 同时在全面评估跟踪和关联性能的 HOTA 指标上也获得了 62.5%。此外, 在衡量跟踪一致性的 IDF1 指标上, 取得了 75.5% 的得分。本文算法在保持如此高性能的同时, 其跟踪速度也超过了 28 FPS, 这充分证明了本文方法既高效又精准, 能够有效应对多目标跟踪任务中的各种挑战。

跟踪结果如图 2 和图 3 所示。



图 2 多目标跟踪结果 1

Fig. 2 Multi-target tracking result 1



图3 多目标跟踪结果2

Fig. 3 Multi-target tracking result 2

图2和3直观地展示了跟踪结果的可视化效果。从中可以清晰观察到,能够准确无误地跟踪目标,并持续保持其身份ID的一致性。即便是在面对不同视角、光照条件以及目标尺度的变化时,依然能够保持出色的跟踪效果,这充分展现了其强大的鲁棒性和准确性。

4 结束语

本文提出了基于深度学习与遮挡分类的多目标跟踪模型,在复杂交通场景中行人或机动车等运动目标常常发生严重遮挡的情况,研究针对不同遮挡严重程度类型的行人或机动车等运动目标的遮挡分类处理,解决由于运动目标检测的不准确和对行人或机动车等运动目标预测带来的该运动目标的关联错误,运动目标完全重合等导致目标身份相互转换问题,以及由于运动目标大面积的遮挡而导致的漏警问题,构建基于深度学习与遮挡分类的多目标跟踪模型,缓解多运动目标跟踪时相互遮挡以及被建筑物等遮挡而导致的跟踪失败的问题,实现实时鲁棒跟踪。

参考文献

- [1] ZHENG Q, ZHOU S, WANG L, et al. MotionTrack: Learning robust short-term and long-term motions for multi-object tracking [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2023: 17939-17948.
- [2] WANG G, GU R, LIN Z, et al. Track without appearance: Learn box and tracklet embedding with local and global motion patterns for vehicle tracking [C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE, 2021: 9876-9886.
- [3] 钟玲, 陆国芳. 基于YOLOv7的通用目标检测模型[J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(12): 23-31.
- [4] 武胜, 秦浩东. 基于深度学习的视觉手势估计综述[J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(11): 232-238.
- [5] 杨洋, 宋品德, 钟春来, 等. 无人机视角下基于深度学习的多目标跟踪研究进展[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(23): 48-62.
- [6] 叶秋笛, 袁亮, 吕凯. 特征融合的尺度自适应核相关跟踪算法[J]. 计算机工程与设计, 2022, 43(2): 420-426.
- [7] ZHANG Y, SUN P, JIANG Y, et al. Bytetrack: Multi-object tracking by associating every detection box [C]// Proceedings of

- European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2022: 1-21.
- [8] 何旺, 刘敏. 采用多目标蚁狮优化算法(MALO)的环境经济调度[J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(6): 117-121.
- [9] HAN H, ZHU F, ZHU B, et al. Target detection of remotesensing image based on an improved YOLOV5[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2023, 20: 1-5.
- [10] ZHOU Q, ZHONG B, ZHANG Y, et al. Deep alignment network based multi-person tracking with occlusion and motion reasoning[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2018, 21(5): 1183-1194.
- [11] ZENG F, DONG B, ZHANG Y, et al. MOTR: End-to-end multiple-object tracking with transformer [C]//Proceedings of European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2022: 659-675.
- [12] BERGMANN P, MEINHARDT T, LEAL-TAIXE L. Tracking without bells and whistles [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE, 2019: 941-951.
- [13] DAI K J, LIU Y. R-FCN Object detection via region-based fully convolutional networks[J]. arXiv preprint arXiv, 1605.06409, 2016.
- [14] LIN T Y, DOLLAR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C], Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 2117-2125.
- [15] EVANGELIDIS G D, PSARAKIS E Z. Parametric image alignment using enhanced correlation coefficient maximization [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(10): 1858-1865.
- [16] BERNARDIN K, STIEFELHAGEN R. Evaluating multiple object tracking performance: The clear mot metrics [J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2008, 2008(1): 2463-09. DOI: 10.1155/2008/246309
- [17] HUANG K, SUN B, CHEN F, et al. Reidtrack: Multi-object track and segmentation without motion [EB/OL]. (2023-08-03) [2024-05-08]. <https://arxiv.org/pdf/2308.01622.pdf>
- [18] KIM C, FUXINU L, ALOTAIBI M, et al. Discriminative appearance modeling with multi-track pooling for real-time multi-object tracking [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2021: 9553-9562.
- [19] SEIDENSCHWARZ J, BRASO G, SERRANO V, et al. Simple cues lead to a strong multi-object tracker [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2023: 13813-13823.
- [20] CETINTAS O, BRASO G, LEAL-TAIXE L. Unifying short and long-term tracking with graph hierarchies [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2023: 22877-22887.
- [21] MEINHARDT T, KIRILLOV A, LEAL-TAIXE L, et al. Trackformer: Multi-object tracking with transformers [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2022: 8844-8854.
- [22] BABAEE M, LI Z, RIGOLL G. Occlusion handling in tracking multiple people using RNN [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway, NJ: IEEE, 2018: 2715-2719.