

# 地铁车站监控视频调查报告

## 目录

1. 单目多目标跟踪算法 .....	2
1.1 目标跟踪面临的挑战 .....	2
1.2 生成式视频目标跟踪算法 .....	4
1.3 判别式视频目标跟踪算法 .....	6
2. RE-ID .....	9
3. 跨相机多目标跟踪算法 (MTMCT) .....	11
4. 数据集 .....	12
5. 评估指标 .....	13
6. 预搭建框架 .....	14
7. 参考文献 .....	14

## 1. 单目多目标跟踪算法

### 1.1 目标跟踪面临的挑战

#### （一）遮挡问题：

在目标检测中，遮挡问题是比较常见的，主要分为两种，第一种是其他物体对行人的遮挡，这往往会带来目标信息的缺失，进而导致漏检；第二种是行人个体之间的相互遮挡，这往往会引入大量的干扰信息，进而导致更多的虚检。

第一种遮挡，由于目标干扰物体遮挡，而算法只能学习待检测物体的特征，因此第一种遮挡只能通过增加样本来优化检测效果。第二种遮挡又分为类间遮挡和类内遮挡，理解为小孩与大人重叠时，小孩的头部与大人的衣物间遮挡为类间遮挡，类内遮挡理解为是头部重叠，身体部位重叠，衣物重叠等。类内遮挡产生于同类物体，也被称为密集遮挡，由于密集遮挡的两个目标的类别是相同的，所以两个目标之间的特征是相似的，检测器很可能无法定位。重点解决的是后一种情况导致的遮挡问题。

解决思路有两种：（1）利用检测机制判断目标是否被遮挡，从而决定是否更新模板，保证模板对遮挡的鲁棒性。（2）把目标分成多个块，利用没有被遮挡的块进行有效的跟踪。

#### （二）形变问题：

指目标表现的不断变化，通常导致跟踪发生漂移。解决漂移问题常用的方法是更新目标的表观模型，使其适应表现的变化。

#### （三）背景斑杂问题：

指的是要跟踪的目标周围有非常相似的目标对跟踪造成了干扰，还有在光照不均匀的复杂情况下获得的前景目标不完整，不准确，导致跟踪目标失败。解决

办法：利用目标的运动信息，预测运动的大致轨迹，防止跟踪器跟踪到相似的其他目标上。或利用目标周围的大量样本框对分类器进行更新训练，提高分类器对背景与目标的辨别能力。解决光照问题常将 RGB 颜色信息与纹理信息以置信度相融合方法来抑制阴影，提高运动目标跟踪在光照变换情况下的鲁棒性。

#### （四）尺度变换：

指的是在运动过程中的由远及近或由近及远而产生的尺度大小变换的现象。预测目标框大小也是目标跟踪中的一项挑战。通常的做法有：在运动模型产生候选样本的时候，生成大量尺度大小不一的候选框，或是在多个不同尺度目标上进行目标跟踪，产生多个预测结果，选择其中最优的作为最后的预测目标。

#### （五）运动模糊：

指目标或摄像机的运动导致的目标区域变模糊，导致跟踪效果不佳。常用均值偏移跟踪方法来进行跟踪，无需去模糊，利用从运动模糊中得到的信息，就能够完成跟踪目标。

#### （六）低分辨率：

指 ground-truth 边界框内的像素点个数少于  $tr(tr=400)$ ，可采用非负矩阵分解的方法来建立目标模型，通过非负矩阵分解迭代计算提取目标重要轮廓信息，以一个字典矩阵的形式表示目标，进而完成跟踪。

#### （七）快速运动：

指 ground-truth 边界框内的像素点个数少于  $tr(tr=400)$ ，可采用非负矩阵分解的方法来建立目标模型，通过非负矩阵分解迭代计算提取目标重要轮廓信息，以一个字典矩阵的形式表示目标，进而完成跟踪。

#### （八）超出视野：

指目标的一部分离开视野，通过引入一个检测器（TLD 算法提出跟踪和检测是可以互相促进的），用于在跟踪失败时的补充，跟踪为检测器提供正样本，检测器在跟踪失败时重新初始化跟踪器。使得跟踪鲁棒性增强。

1.2 生成式视频目标跟踪算法

生成式目标跟踪算法通过提取待跟踪目标的特征建立目标模型，利用生成的模型对待检测图像进行搜索，寻找与目标模型最匹配区域，该区域即为目标区域。因此生成式目标跟踪算法主要框架包含四个部分，目标选择、目标特征提取、目标建模、目标定位，如图 1 所示。具体来说，人工或使用目标检测算法对第一帧图像进行处理，勾选出目标并标记，当前常用的目标检测算法有帧差法、背景差法等；然后对选中的目标的特征进行建模，通常关注目标的灰度特征、边缘特征、梯度特征、颜色特征、纹理特征等，常用的模型有混合高斯模型、贝叶斯网络模型、马尔可夫模型等；目标定位则是完成跟踪。

表一 VOT 每年排名前五算法汇总

排名	VOT2013	VOT2014	VOT2015	VOT2016	VOT2017	VOT2018	VOT2019	VOT2020
1	PLT	DSST	MDNet	C-COT	LSART	LADCF	DRNet	RPT
2	FoT	SAMF	DeepSRDCF	TCNN	CFWCR	MFT	Trackyou	OceanPlus
3	EDFT	KCF	EBT	SSAT	CFCF	SiamRPN	ATP	AlphaRef
4	LGT++	DGT	SRDCF	MLDF	ECO	UPDT	DIMP	AFOD
5	LT-FLO	PLT 14	LDP	Staple	Gnet	RCO	Cola	LWTL



图一 生成式目标跟踪框架

（一）均值漂移算法

均值漂移算法是沿向量方向连续迭代候选目标帧，使其与模板的相似度最大，并收敛到目标的真实位置。该方法计算复杂度低，提取特征时会根据空间距离对中心位置周围的点进行加权。为解决光照变化导致的鬼影问题，王凯等将色度、梯度以及运动矢量预测引入 Meanshift 算法中提高了监控系统场景下目标跟踪算法准确性。如表二所示是均值漂移算法改进与效果。

算法名称	改进方式	改进效果
Camshif[19]	每个帧图像进行Meanshift、自动调节搜索窗口	解决了目标尺度变化问题
ASMS[21]	引入了尺度估计、经典颜色直方图特征、两个先验和一个检测	进一步优化目标尺度变化问题，保证速度的情况下提高了跟踪准确度。

表二 均值漂移算法改进与效果

### （二）贝叶斯滤波算法

递归贝叶斯滤波 (Bayesian filtering) 算法是基于贝叶斯估计理论的基础提出的目标跟踪方案。该算法包含预测和更新两个步骤，通过这两个步骤反复迭代估计图像中目标的位置。递归贝叶斯滤波概率在实际目标跟踪中很难获得最优解，为解决这一问题提出了卡尔曼滤波目标跟踪算法和粒子滤波目标跟踪算法。

卡尔曼滤波是用状态空间法描述系统的，由状态方程和量测方程所组成。卡尔曼滤波用前一个状态的估计值和最近一个观测数据来估计状态当前值，并以状态变量的估计值的形式给出。其具体形式如下：

假设某系统 k 时刻的状态变量为  $X_k$ ，状态方程和量测方程表示为：

$$X_{k+1} = A_k X_k + \omega_k \tag{1}$$

$$y_k = C_k X_k + v_k \tag{2}$$

其中，k 表示时间； $\omega_k$  是一种白噪声输入信号，输出信号的观测噪声  $v_k$  也是一个白噪声，输入信号到状态变量的支路增益等于 1；A 表示状态变量之间的增

益矩阵; $C$  表示状态变量与输出信号之间的增益矩阵。

卡尔曼滤波算法在多目标跟踪系统中具有速度快、存储量小、消耗资源少等优点，但其要求观测方程必须是高斯形式的。然而在实际应用中，几乎所有的线性系统的观测方程都是非高斯形式的。在线性系统、非高斯观测方程领域内比较经典的一种算法是扩展卡尔曼滤波算法。

粒子滤波算法将蒙特卡洛思想引入贝叶斯滤波中。该算法核心思想是将随机采样与重要性重采样相结合。通过对图像随机散布粒子并采样特征，将采样结果与目标特征对比，计算出每个粒子的相似度，对相似度高的区域投入更多的粒子，迭代操作最终确定目标位置。粒子滤波从一定程度上，属于卡尔曼滤波的拓展，解决了卡尔曼滤波只适用于线性高斯分布概率问题，为分析非线性模型提供了一种有效的解决方案。赵宗超等利用引导图像滤波(guided image filter, GIF)对待检测图像滤波处理增强目标区域，使编码器增加训练样本，提高粒子置信度准确性，实现在线跟踪。如表 3 所示为贝叶斯滤波算法改进方式与效果。

算法名称	改进方式	改进效果
卡尔曼滤波 <sup>[23]</sup>	采用最小均方误差的最优线性递归滤波方法	实现观测值不准确情况下对状态真实值的最优估计，只适用于高斯模型
粒子滤波 <sup>[26]</sup>	蒙特卡洛思想引入贝叶斯滤波	适用于非线性模型，提高跟踪精度

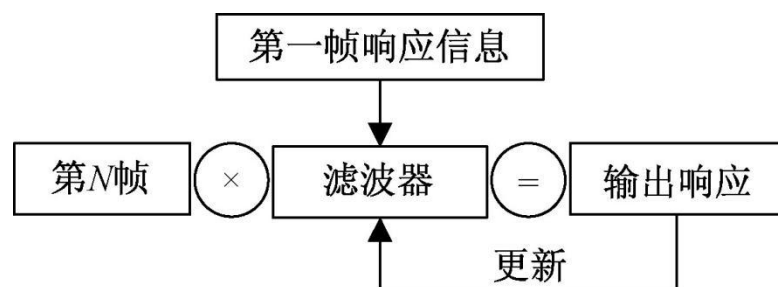
表三 贝叶斯滤波算法改进与效果

### 1.3 判别式视频目标跟踪算法

判别式目标跟踪算法认为目标跟踪问题是关于目标和背景的分类问题。该类算法将图像中将目标区域作为正样本，背景区域作为负样本进行训练并生成分类器，生成的分类器可以在下一帧图像中找到最优区域，该区域为目标区域。目前判别式目标跟踪算法主要可以分为相关滤波类、深度学习类以及孪生神经网络类。

### （一）相关滤波目标跟踪算法

基于相关滤波的目标跟踪算法可以近似看成两个信号寻找最大相关值。通过对第一帧样本图片进行训练，输出一个具有区分背景和目标能力的滤波器，使用该滤波器对后面的每一帧图片进行运算获取相关值，根据运算后相关值的大小判断目标位置，相关值越大，说明该区域与目标的相似度越高，同时将每一回合响应结果返回滤波器对滤波器进行更新以提高下回合跟踪的准确性。如图 2 所示为相关滤波结构框图。



图二 相关滤波框图

### （二）深度学习目标跟踪算法

从 VOT 目标跟踪大赛比赛结果可以看出，竞赛的前五名大多使用了深度学习算法。目前主流的深度学习算法在目标跟踪领域仍然存在两个明显的缺陷：①目标跟踪中正样本通常只有初始帧中的目标，没有大量的数据支撑很难训练出良好的分类器；②为改善目标跟踪效果，通常需要提高网络的复杂度，这导致了算法的复杂度提高，实时性大幅下降。当前基于深度学习的目标跟踪算法主要可以分为两大类，一类是将深度学习技术引入相关滤波目标跟踪算法，对原有的算法进行改进；另一类是直接使用深度学习技术对目标进行端到端的跟踪。

深度学习与相关滤波相结合的目标跟踪算法主要是使用深度学习技术对目标进行特征提取，并将提取的特征代替原相关滤波算法中的特征。如表 5 为部分算法在 OTB50 和 OTB100 标准集上的表现情况。

算法名称	采用特征	特点	缺点
MOSSE[28]	Gray	利用傅里叶变换使滤波过程在频域执行跟踪速度快	采用的图像特征均为单通道灰度特征，因此在很大程度上限制了这两种跟踪方法在面对复杂背景或目标与背景颜色相近时的跟踪能力，无法应对目标尺度变化
CSK[29]	Gray	利用核函数和傅里叶变换计算相邻两帧图像的相关性，在提高跟踪效果的同时保证了较快的跟踪速度	
KCF[31] DCF	HOG	提升了跟踪器在复杂环境下对运动模糊和光照变化的鲁棒性	对于目标本身尺度变化导致的跟踪漂移问题的处理能力仍然有待加强
SAMF[33]	Gray、 Color、 HOG	使用7个粗略尺度的尺度池，单个滤波器	全局寻优的过程，响应最高的全局最优不能保证是局部最优
DSST[34]	HOG、 Intensity	分别训练平移滤波器和尺度滤波器，特征选择上保持高度的灵活性，其对运动模糊、光照变化具有很强的鲁棒性	算法复杂度高，计算量大，实时性差，对于目标发生形变时跟踪效果差
SRDCF[40]	HOG	用空域正则化对滤波器边界函数加大权重约束，并进行迭代优化，分类器能够更准确地 进行追踪	算法复杂度高，计算量大，实时性差

表四 部分相关滤波目标跟踪算法

端到端的分类深度网络跟踪最早由 Nam 等提出多域卷积神经网络跟踪器 (multi-domain convolutional neural network tracker, MDnet) 算法并取得了 VOT2015 大赛冠军。该网络由特征提取通用的共享层和多分支检测的全连接层两部分组成。MDnet 算法包括两个阶段，训练阶段和目标跟踪阶段。训练阶段通过对数据集训练得到全连接层，共享层对所有数据通用以便获得动态目标通用性深度特征；目标跟踪保留固定共享层，并根据新的数据建立新的全连接层，二者结合组成新的端到端网络。MDnet 利用卷积操作将目标跟踪作为目标与背景的二分类问题处理，导致其在跟踪过程中易受目标相似物的干扰，并且对目标遮挡的鲁棒性较差。

针对该问题，后面都有相关的提升<sup>[1]</sup>。

（三）孪生网络目标跟踪算法

孪生网络结构是由两个网络结构或多个网络结构共同组成，并且该两个网络结构参数共享，一种特殊的神经网络架构。在目标跟踪领域，孪生网络算法同时



接收两个图片并分别输入两个子神经网络进行训练,同时两个子神经网络权值共享,通过对不同子神经网络获得的图像特征用于获取相关响应图像进行分析计算,以此判断目标位置并完成目标跟踪。

#### (四) Transformer 框架目标跟踪算法

Transformer 框架不同于传统深度学习框架,是一种基于注意力机制的框架。该框架早期服务于自然语言,近年才被应用于计算机视觉。Transformer 框架本质是一个编码解码的结构。在计算机视觉中主要被用于捕捉图像上的目标感受野。

Wang 等<sup>[2]</sup>提出 TrDiMP,将 Transformer 作为中间模块用于特征提取,并有效地提升了特征质量。同时对传统的 Transformer 进行改良,将编码和解码两部分分成两个并行分支。编码部分对模板部分进行提取并使用注意力机制进行增强;搜索部分有解码进行处理。该算法虽然在检测精度方面取得较好效果,但是对于目标遮挡、目标消失仍需要优化。Chen 等<sup>[3]</sup>提出 Transt 算法,在孪生网络的基础上引入 Transformer 框架,利用该框架中的注意力机制用于避免目标跟踪过程中的语义丢失问题。该算法虽然已经取得较好效果,但是并没有充分利用背景信息,还具有较大的提升空间。

目前基于 Transformer 框架的目标跟踪算法尚处于起步阶段,但是已经在现有的数据集上取得了较好的效果,潜力巨大。

## 2. RE-ID

人员重识别去冗余问题是在双目摄像机检测到的视图有重叠部分,要将重叠部分的人员冗余去掉。在本项目中存在的去冗余问题有很多外界因素影响,由于行人数据来源于异时异地的不同设备,存在不同程度的行人姿势变化、目标遮挡、照明差异、视角差异、背景变化、设备像素差异以及开放性问题等,给 Re-ID

研究带来了巨大的挑战。

多目标多摄像头跟踪 (MTMCT) 旨在从多个摄像头拍摄的视频流中确定每个人在任何时候的位置。由此产生的多摄像头轨迹实现了包括视觉监控、可疑活动和异常检测、运动员跟踪和人群行为分析等应用。MTMCT 是一个众所周知的难题：为了降低成本，摄像机通常放置得很远，而且它们的视野并不总是重叠的。这导致了遮挡的延长时间和大的变化视点和照明在不同的视野。此外，通常无法提前知道人数，需要处理的数据量是巨大的。人员重新识别 (Re-Id) 与 MTMCT 密切相关：给定一个人的快照 (查询)，Re-Id 系统从数据库中检索其他人的其他快照列表，通常是在不同的相机和不同的时间拍摄的，并通过减少与查询的相似性对它们进行排序。这样做的目的是，数据库中与查询中的人相同 (即描述同一个人) 的任何快照的排名都很高。

MTMCT 和 Re-ID 有细微但本质上的区别，因为 Re-ID 对查询的距离进行排序，而 MTMCT 将一对图像分类为同一性或非同一性，因此它们的性能由不同的度量标准来衡量：Re-ID 的排序性能，MTMCT 的分类错误率。这种差异似乎表明，用于两个问题的外观特征必须通过不同的损失函数学习。理想情况下，Re-ID 损失应该确保对于任何查询， $a$  和与它相同的特征之间的最大距离小于与它不相同的特征之间的最小距离。这将保证任何给定查询的正确功能排名。相比之下，MTMCT 损失应该确保任意两个同一性特征之间的最大距离小于任意两个非同一性特征之间的最小距离，以保证同一性内距离和同一性间距离的边际。根据这些标准，零 MTMCT 损失意味着零 Re-ID 损失，但反之则不然。然而，训练 MTMCT 类型的损失代价非常高，因为它需要使用所有特性对作为输入。更重要的是，在身份对内和身份对之间的数量会出现严重的不平衡。将 Re-ID 类型的三重损失函数与基于硬

数据挖掘的训练过程相结合，获得了 Re-ID 和 MTMCT 的高性能特征<sup>[4]</sup>。

### 3. 跨相机多目标跟踪算法(MTMCT)

#### (一) 基于锚定一次性 MOT 架构<sup>[5]</sup>

多目标多摄像机跟踪 (MTMCT) 系统跨摄像机跟踪目标。由于目标轨迹的连续性，跟踪系统通常限制其在局部邻域内的数据关联。在单摄像机跟踪中，局部邻域是指连续帧；在多摄像机跟踪中，它是指目标可能连续出现的相邻摄像机。对于相似性估计，跟踪系统通常采用从重新识别角度学习的外观特征。与跟踪不同，re-ID 通常无法访问轨迹线索，从而将搜索空间限制为局部邻域。由于其全局匹配特性，re-ID 透视图需要学习全局外观特征。跟踪中的局部匹配过程与 re-ID 外观特征的全局性质之间的不匹配可能会影响 MTMCT 性能。为了适应 MTMCT 中的局部匹配过程，在这项工作中，可以引入局部感知外观度量 (LAAM)。

#### (二) 基于深度学习的融合方向和分块 HSV 直方图特征的 MTMCT 算法<sup>[6]</sup>

采用分块 HSV 直方图作为外观特征，增强局部特征的判断能力。同时将行人的方向信息引入到轨迹的外观特征中，对相同方向的不同行人轨迹加以约束，对相同方向的相同行人轨迹增大权重，最终减轻行人方向变化对轨迹外观特征的影响，从而达到提高跟踪进度的目的。

分块 HSV (色调，饱和度，明度) 颜色模型将色调，饱和度等与传统的颜色融合，更多地基于人类视觉来设计色彩的属性。对 HSV 进行非均匀量化，最后按照一定的权值线性合成一维特征向量。将 HSV 直方图特征作为目标的外观特征，既有局部特征的统计，又可以保留目标的全局外观特征信息。

方向梯度直方图 (HOG) 特征对光照变化和几何形变有较好的抗干扰能力，并降低了对表达图像特征所需的维度。利用 HOG 特征生成检测框的特征向量，训

练独立的 SVM 分类器，每个分类器对应一个角度方向（行人）。

算法流程是，输入单摄像头多目标跟踪轨迹，使用 DPM 检测器提取检测框，对检测框提取分块 HSV 颜色直方图特征，在对检测框通过前面的行人方向估计模型得到检测框内行人的方向，将带有方向信息的 HOG 特征将方向与分块 HSV 特征结合作为行人的外观特征，在进行不同摄像头下轨迹的匹配时，轨迹中所有帧图像的外观特征的平均值作为轨迹的外观特征，利用此外观特征进行聚类形成外观相似的轨迹的分组，在对分组后的轨迹进行二值整数规划求解，将同一个身份的轨迹划分到同一个组里面，即生成同一个目标的所有摄像头下的轨迹。

## 4. 数据集

### （1）MOT17 数据集

MOT17 数据集内容和 MOT16 一致，但是使用了更精确的标注框，同时使用三个检测器得出三种检测结果供研究者使用，包括 11235 帧、1342 个行人和 292733 个行人检测框。MOT17 数据集输入尺寸在  $640 \times 480$ – $1920 \times 1080$  范围内，数据集总共包含 14 个视频，7 个用于训练、7 个用于测试，视频时长在 20s–1min25s 之间，人群分布较稀疏，只在 MOT17-03、MOT17-04 两个子数据集中，人群较为密集，最高人群密度可达到 69.7%，含了室内/室外，白天/晚上等多种场景。

### （2）MOT20 数据集

MOT20 数据集从 3 个场景中提取了 8 份全新的稠密人群序列。这些序列包含了室内/室外，白天/晚上场景。输入尺寸在  $1173 \times 880$ – $1920 \times 1080$  范围内，数据集总共包含 8 个视频，4 个用于训练、4 个用于测试，MOT20 数据集以密集行人跟踪为背景，行人密度极高，最拥挤的视频平均每帧可达 245 人，数据集

包含 13410 帧、6869 个行人和 2259143 个行人检测框。

## 5. 评估指标

### (一) MOTA

多目标跟踪的准确度, 计算跟踪所有帧中所有目标的误检、漏检和错误匹配, 其中  $FN_t$ 、 $FP_t$  和  $IDSW_t$  分别是  $t$  帧时漏检、误检和错误匹配的数量,  $g_t$  是地面

真值目标矩形框的数量。计算公式为

$$MOTA = 1 - \frac{\sum_t (FN_t + FP_t + IDSW_t)}{\sum_t g_t}$$

### (二) MOTP

多目标跟踪的精度: 用来量化检测器的定位精度,  $d_t^i$  代表第  $i$  个检测目标与给它分配的真值之间在所有帧中的平均度量距离,  $c_t$  代表在当前帧匹配成功的数目; 计算公式为:

$$MOTP = \frac{\sum_{i,t} d_t^i}{\sum_t c_t}$$

### (三) FPS

是指画面每秒传输帧数。

### (四) IDsW

目标身份切换的总次数: 即 ID 改变的次数。

### (五) MT

最多跟踪的目标数量, (Mostly Tracked) 是指跟踪目标在 80% 的时间以上都能够成功匹配的轨迹数量。

### (六) ML

最少丢失的目标数量: (Mostly Lost) 是指跟踪目标在 20% 的时间以下能够成功匹配的轨迹数量。

## (七) $IDF_1$

$IDF_1$  即是指每个目标框中目标 ID 识别的 F 值。计算公式：

$$IDF1 = \frac{2}{\frac{1}{IDP} + \frac{1}{IDR}} = \frac{2IDTP}{2IDTP + IDFP + IDFN}$$

其中 IDP 识别精确度是指每个行人框中行人 ID 识别的精确度，IDR 识别召回率是指每个行人框中行人 ID 识别的召回率。IDTP 是真正 ID 数，IDFP 是假正 ID 数，IDFN 是假负 ID 数。

## 6. 预搭建框架

算法框架可以分为三个部分：行人检测、行人重识别和行人数据关联。首先利用行人检测算法检测给定视频中出现的行人，然后将已检测行人的图片与给定的人脸图库相关联构建行人图库，再利用行人重识别算法为已检测图片分配一个标签，最后整合行人检测和行人重识别算法得到的行人信息，生成出最终包含所有行人信息的 JSON 文件。其中行人数据关联部分的主要作用是对不同摄像头中出现的同一目标进行关联。

## 7. 参考文献

- [1] 彭建盛, 许恒铭, 李涛涛, 侯雅茹. 生成式与判别式视觉目标跟踪算法综述[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(35):14871-14881.
- [2] Wang N, Zhou W, Wang J, et al. Transformer meets tracker: exploiting temporal context for robust visual tracking[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2021:2103.11681.
- [3] Chen X, Yan B, Zhu J, et al. Transformer Tracking[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2021:2103.15436.
- [4] Ergys Ristani Carlo Tomasi, et al. Features for Multi-Target Multi-Camera Tracking and Re-Identification[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2018. 6
- [5] Yifu Zhang • Chunyu Wang, et al. FairMOT: On the Fairness of Detection and Re-Identification in Multiple Object Tracking arXiv:2004.01888v6 [cs.CV] 19 Oct 2021

[6] 熊 月 . 跨 摄 像 头 多 目 标 跟 踪 的 研 究 [D]. 华 中 科 技 大 学, 2019. DOI:10.27157/d.cnki.ghzku.2019.003841.