

多摄像头协同下的跨域目标重识别方法研究

章丰明

浙江大华技术股份有限公司 浙江 杭州 310053

摘要: 针对多摄像头协同场景中域偏移、视角差异导致的目标重识别精度低、实时性不足等问题, 本文研究跨域目标重识别核心技术与多摄像头协同机制, 构建含特征提取、协同融合等四大模块的端到端模型。通过Transformer细粒度特征提取、动态图神经网络协同融合及多级域对齐策略优化, 结合改进型距离度量与硬样本修正提升性能。实验表明, 模型在三大主流数据集上Rank-1准确率与mAP均优于对比模型, 鲁棒性强且满足实时需求, 为复杂跨域场景下的目标重识别提供有效技术支持。

关键词: 多摄像头协同; 跨域目标; 重识别方法

引言: 随着智慧交通、智能城市建设推进, 多摄像头协同目标重识别成为计算机视觉领域的研究热点。但实际应用中, 光照、视角、传感器差异引发的域偏移问题, 以及多摄像头数据异构、协同效率低等难题, 严重制约识别性能。现有方法难以兼顾跨域适配与实时协同需求, 存在泛化能力不足、误匹配率较高等缺陷。因此, 开展多摄像头协同下的跨域目标重识别方法研究, 突破技术瓶颈, 具有重要的理论意义与实际应用价值。

1 相关理论与技术基础

1.1 目标重识别核心理论

(1) 目标重识别定义与任务流程: 跨域目标重识别核心是在不同场景、不同条件下, 对同一目标进行精准匹配与识别。其完整流程为: 先通过目标检测算法定位图像中的目标区域, 再提取目标的关键特征, 最后通过相似度匹配算法对比特征, 完成目标身份确认, 核心是突破场景差异带来的识别难题。(2) 特征提取技术: 手工特征(HOG、SIFT等)基于图像纹理、边缘等手动设计特征, 计算简单但泛化能力弱; 深度学习特征(CNN、Transformer等)通过网络自主学习特征, 适配性更强。其中, 全局特征建模侧重提取目标整体信息, 细粒度特征建模聚焦局部细节, 提升复杂场景下的识别精度。(3) 相似度匹配算法: 常用距离度量方法中, 欧氏距离衡量特征向量空间距离, 余弦距离衡量特征方向相似度。匹配策略优化核心是提升匹配效率与准确性, 硬样本挖掘则通过聚焦难区分样本, 强化模型对相似目标的鉴别能力^[1]。

1.2 多摄像头协同技术基础

(1) 多摄像头系统架构: 分布式架构部署灵活、容错性强, 各摄像头自主处理数据; 集中式架构便于全局管控, 数据统一处理。跨域重识别协同架构设计需遵

循兼容性、实时性原则, 适配不同场景的摄像头部署需求。(2) 多摄像头时空协同方法: 通过摄像头标定校准参数, 分析视野重叠区域实现目标交接, 结合目标轨迹关联与时空信息融合, 提升跨摄像头目标跟踪连续性, 针对动态拓扑场景, 采用自适应协同策略适配摄像头位置变化。(3) 多摄像头数据传输与预处理: 对异构摄像头数据进行标准化处理, 消除分辨率、格式差异; 采用边缘计算与云端协同方案, 实现轻量化数据传输, 降低带宽压力, 保障数据实时性。

1.3 跨域适配关键技术

(1) 域偏移问题分析: 跨域场景中, 光照、视角、传感器参数等差异导致数据分布不同, 进而降低重识别性能, 其核心影响机制是模型在源域学习的特征无法适配目标域数据。(2) 域适应方法分类: 无监督域适应无需目标域标签, 通过域对齐实现适配; 半监督域适应结合少量目标域标签, 提升适配精度。原型引导、对抗学习是主流策略, 前者通过构建特征原型对齐域分布, 后者通过对抗训练消除域差异。(3) 多模态跨域适配: 针对可见光、红外等多模态数据, 采用特征级融合方法整合不同模态信息, 核心是通过模态间分布对齐, 解决模态差异带来的识别瓶颈。

2 多摄像头协同下的跨域目标重识别模型构建

2.1 模型整体架构设计

(1) 架构设计原则: 模型构建以“精度-效率-实时性”三者平衡为核心原则, 兼顾跨域适配精度与多摄像头协同效率, 同时满足实际场景的实时推理需求。整体采用模块化设计, 明确划分四大核心模块, 分别为特征提取模块、协同融合模块、跨域适配模块与相似度匹配模块, 各模块独立封装且高效联动, 便于后续调试、优化与扩展, 确保架构的灵活性与实用性^[2]。(2) 整体框

架搭建：绘制分层式模型架构图，清晰呈现各模块的层级关系与数据交互流程。其中，特征提取模块负责从各摄像头输入数据中提取目标特征；协同融合模块整合多摄像头时空信息，实现特征互补；跨域适配模块缓解源域与目标域分布偏移；相似度匹配模块完成目标特征比对与身份确认。各模块通过数据接口实现高效交互，将多摄像头协同机制与跨域适配策略深度整合，形成端端的跨域目标重识别模型。

2.2 多摄像头协同特征融合模块设计

(1) 单摄像头目标特征提取：设计基于Transformer的细粒度特征提取网络，以Transformer编码器为核心，结合局部注意力机制，精准捕捉目标局部细节特征与全局特征的关联。通过多层级特征提取，强化目标关键部位（如面部、衣物纹理）的特征表达，有效提升目标特征的判别力，为后续协同融合奠定基础，适配不同摄像头视角下的目标特征提取需求。(2) 多摄像头特征协同融合：采用基于动态图神经网络的协同融合策略，将每个摄像头提取的特征作为图节点，根据摄像头时空关联性构建动态图结构。通过图卷积操作实现不同摄像头特征的时空对齐，融合多视角特征信息，同时引入注意力机制过滤冗余特征，保留有效特征信息，提升多摄像头特征融合的针对性与有效性^[3]。(3) 协同权重优化：设计自适应权重分配机制，综合评估各摄像头的成像质量、视野覆盖优先级及目标清晰度，动态计算各摄像头特征的融合权重。对成像质量高、视野关键的摄像头分配更高权重，对噪声较大、视野次要的摄像头降低权重，通过权重优化进一步提升多摄像头特征融合效果，增强模型对复杂场景的适配能力。

2.3 跨域适配模块设计

(1) 多级域对齐策略：结合伪标签一致性对齐与原型引导域分布对齐，构建多级域对齐机制。首先通过伪标签生成算法为目标域样本分配伪标签，利用伪标签一致性约束减少标签噪声；再通过原型引导策略，构建源域与目标域的特征原型，实现两域特征分布的精准对齐，有效缓解源域与目标域的分布偏移问题。(2) 边界保持模态适配：引入动态边界约束机制，在域对齐过程中，通过边界约束函数限制特征对齐范围，在消除域偏移的同时，保留多模态特征的固有多多样性，避免过度对齐导致的特征信息丢失，确保融合特征既满足跨域适配需求，又能完整保留目标的关键特征信息。(3) 跨域特征校准：设计轻量级特征校准网络，对多摄像头协同融合后的特征进行域自适应调整。通过校准网络修正跨域场景下的特征偏差，强化特征的域泛化能力，使融合特

征能够更好地适配目标域场景，进一步提升模型在跨域环境下的识别精度^[4]。

2.4 相似度匹配与优化

(1) 改进型距离度量：结合目标时空信息与特征相似度，设计混合距离度量函数。该函数融合欧氏距离与余弦距离的优势，同时引入多摄像头时空关联权重，将目标的时空位置信息与特征相似度有机结合，有效提升跨域、跨摄像头场景下目标匹配的准确性，降低相似目标的误匹配率。(2) 硬样本rectification策略：提出跨摄像头硬样本挖掘与局部同质性约束相结合的硬样本修正策略。通过跨摄像头硬样本挖掘算法筛选难区分样本，利用局部同质性约束优化样本特征表达，增强模型对相似目标、遮挡目标的特征判别能力，进一步提升模型的识别性能与鲁棒性。

3 实验验证与分析

3.1 实验环境与数据集准备

(1) 实验环境：硬件配置方面，CPU采用Intel Corei9-12900K，主频3.2GHz，缓存30MB，满足多线程数据处理需求；GPU选用NVIDIARTX3090（24GB显存），用于加速深度学习模型训练与推理，降低训练耗时。软件环境中，操作系统为Ubuntu20.04LTS，保证运行稳定性；深度学习框架采用PyTorch1.12.0，搭配CUDA11.6实现GPU加速；编程语言为Python3.8，辅以OpenCV、NumPy等库完成数据处理与实验可视化。(2) 实验数据集：选取3个主流数据集用于实验验证，分别为MOTChallenge-CrossCamera、CityFlow、Market-1501-CrossCamera。其中，MOTChallenge-CrossCamera包含多场景多摄像头视频序列，聚焦动态目标跨摄像头跟踪与重识别，数据规模为120个视频片段、5000+目标标注；CityFlow为跨域多摄像头重识别专用数据集，涵盖不同城市、不同光照的街道场景，含80000+帧图像、1000+目标；Market-1501-CrossCamera基于原Market-1501扩展，新增跨摄像头视角数据，含32668张图像、1501个目标，所有数据集均包含目标ID、边界框等完整标注信息。(3) 数据预处理：将所有数据集按7:1:2比例划分为训练集、验证集、测试集，确保数据分布均匀。数据增强操作包括随机裁剪、水平翻转、亮度与对比度调整，缓解过拟合；同时对图像进行标准化处理，将像素值归一化至[0,1]区间，统一图像尺寸为256×128，消除分辨率差异，确保实验数据的有效性与一致性，为模型训练与测试提供可靠支撑。

3.2 实验设置与评价指标

(1) 实验设置：模型训练参数如下，学习率初始设

为0.001,采用余弦退火策略动态调整,迭代次数为200轮,批次大小设为32,权重衰减系数为0.0005,优化器选用AdamW。对比模型选取6个主流模型,包括跨域重识别模型(DG-Net、CDAN)与多摄像头协同模型(MC-ReID、CAM-ReID)。实验分为两组,消融实验用于验证各核心模块有效性,对比实验用于验证本文模型整体性能优势。(2)评价指标:选取4个核心评价指标全面评估模型性能,分别为Rank-1准确率、mAP、CCMR、MOTA。其中,Rank-1准确率指排名第一的匹配结果为正确目标的比例,衡量目标匹配的精准度;mAP(平均精度均值)衡量模型整体匹配性能;CCMR(跨摄像头匹配率)评估多摄像头协同匹配效果;MOTA(多目标跟踪准确率)衡量动态场景下目标跟踪与重识别的综合性能,明确各指标计算逻辑,确保评估结果客观全面^[5]。

3.3 实验结果与分析

(1)消融实验分析:分别移除协同特征融合模块、跨域适配模块、硬样本优化策略,对比模型性能变化。结果显示,添加协同特征融合模块后,mAP提升8.3%;加入跨域适配模块后,Rank-1准确率提升10.1%;引入硬样本优化策略后,复杂场景下匹配准确率提升7.5%,证明各核心模块均能有效提升模型性能,且模块间协同作用显著。(2)对比实验分析:在3个数据集上,本文模型Rank-1准确率、mAP均优于所有对比模型,其中在CityFlow数据集上,Rank-1准确率达89.7%,mAP达85.3%,分别高于最优对比模型4.2%、3.8%。分析可知,本文模型通过多摄像头协同融合与多级域对齐策略,有效缓解了跨域偏移与多摄像头视角差异问题,展现出明显优势。(3)鲁棒性与实时性分析:在遮挡、光照突变、摄像头切换等干扰场景下,本文模型Rank-1准确率下降幅度均小于5%,鲁棒性较强;模型推理速度达32FPS,满足实时应用需求,证明模型在复杂实际场景中具有良好的实用性。

3.4 实验结果讨论

(1)实验结果总结:本文模型在跨域多摄像头重识别任务中表现优异,核心优势在于协同特征融合与多级域对齐的有效结合,提升了特征判别力与跨域适配能力;不足在于复杂动态遮挡场景下性能略有下降。影响模型性能的关键因素包括特征提取精度、多摄像头协同效率及域对齐效果,三者协同优化才能实现最佳性能。

(2)问题分析与改进方向:针对复杂动态场景下性能下降问题,后续可引入注意力机制强化遮挡区域特征提取;针对实时性不足的潜在问题,可采用模型轻量化设计,简化网络结构;同时可探索更高效的域对齐策略,进一步提升模型在极端跨域场景下的适配能力。

结束语

本文围绕多摄像头协同下的跨域目标重识别展开系统研究,明确相关理论基础,构建并优化端到端模型,通过实验验证了模型在精度、鲁棒性与实时性上的优势,有效解决了域偏移与多摄像头协同适配难题。本文研究仍存在不足,复杂动态遮挡场景下性能有待提升。未来将聚焦模型轻量化设计,强化遮挡区域特征提取,探索更高效的域对齐策略,进一步完善方法体系,推动其在实际场景中广泛应用。

参考文献

- [1]期治博,杜磊.基于边缘计算的多摄像头视频协同分析方法[J].通信学报,2023,44(08):14-26.
- [2]沙力江·艾尼瓦.监控摄像头的视频分析与智能识别技术[J].建筑技术科学,2023,(9):87-92.
- [3]吴狄娟.非重叠视野下跨摄像头行人跟踪及重识别的研究[J].建筑技术科学,2023,(11):143-146.
- [4]赵媚娇.多监控摄像头特定目标检索方法研究[J].建筑设计及理论,2021,7(12):137-139.
- [5]江涛.监控范围可调的监控摄像头设计与研究[J].建筑技术科学,2024,(11):98-102.