

中文引用格式:陶振翔,李滢,黄绪勃,等. 建筑内基于虚拟仿真的跨视域行人监测研究[J]. 中国安全科学学报,2025,35(5): 161-168.

英文引用格式:TAO Zhenxiang, LI Ying, HUANG Xubo, et al. Research on cross-visual pedestrian monitoring and model standardization based on virtual simulation in buildings[J]. China Safety Science Journal,2025,35(5):161-168.

建筑内基于虚拟仿真的跨视域行人监测研究^{*}

陶振翔¹讲师,李滢¹,黄绪勃¹,王一森¹,张平²,杨锐²副研究员

(1 中国矿业大学(北京)应急管理与安全工程学院,北京 100083;

2 清华大学安全科学学院,北京 100084)

中图分类号:X924.3

文献标志码:A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2025.05.0701

基金项目:国家自然科学基金青年项目资助(52304273);民航应急科学与技术重点实验室开放基金资助(NJ2022022);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2023XJJAQ01)。

【摘要】 为解决高层建筑楼宇或复杂开放建筑环境中多路视频数据采集成本高、长时间高质量标注难等问题,实现跨视域多路视频数据的生成与行人图像的自动标注,首先,设计虚拟现实场景,模拟行人运动并自动获取标记数据;其次,研究无监督领域自适应方法,降低源域数据与目标域数据的特征分布差异,使模型泛化至目标建筑场景;最后,验证模型泛化能力。研究表明:构建的虚拟现实场景能有效克服跨视域视频数据采集与高质量标注的困难;无监督领域自适应方法将平均首位命中率从22.02%提升至45.48%;结合源域风格转换、数据增广和目标域伪标签生成,首位命中率提升20%,降低了分布偏差,有助于实现模型在不同建筑场景中的泛化。

【关键词】 建筑场景; 虚拟仿真; 跨视域; 行人运动; 自动标注

Research on cross-visual pedestrian monitoring based on virtual simulation in buildings

TAO Zhenxiang¹, LI Ying¹, HUANG Xubo¹, WANG Yisen¹,
ZHANG Ping², YANG Rui²

(1 School of Emergency Management and Safety Engineering, China University of Mining and Technology-Beijing, Beijing 100083, China; 2 School of Safety Science, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: In order to solve the problems of the high cost of multi-channel video data collection and long-term high-quality annotation in high-rise buildings or complex open building environments, the generation of multi-channel video data across the field of view and the automatic annotation of pedestrian images was realized. Firstly, a virtual reality scene was designed to simulate pedestrian movement and automatically obtain marker data. Secondly, unsupervised domain adaptation methods were researched to reduce the difference in feature distribution between source and target domain data, enabling the model to generalize to the target building scene. Finally, the model's generalization ability was verified. Results show that the constructed virtual reality scene effectively overcomes the difficulties of cross-visual video

data collection and high-quality annotation. The unsupervised domain adaptation method increased the average first hit rate from 22.02% to 45.48%. By combining source domain style conversion, data augmentation, and target domain pseudo label generation, the first hit rate has been increased by 20%, reducing distribution bias and achieving generalization of the model in different building scenarios.

Keywords: building scenes; virtual simulation; cross-visual; personnel movement; automatic annotation

0 引言

建筑内人员迁移状况与轨迹重建是建筑楼宇安全监控、建筑火灾场景应急疏散、传染病室内传播溯源以及建筑节能的重要研究基础,该技术不仅有助于实现地铁、车站、机场等公共建筑场景内的区域人数密度统计,还可用于分析人员运动姿态以及人群异常聚集的预测预警^[1]。建筑内人员位置及隔层楼人员分布信息的及时获取,有助于提升火灾等场景下的消防救援效果^[2],并辅助规划人员最佳疏散逃生路径^[3],进而节约疏散时间,降低人员伤亡与经济损失。

目前,安防摄像机广泛应用于建筑领域,并被安装部署于楼宇内部。基于安防摄像机,能够明确行人在建筑环境不同区域的运动情况,还原人员在房间内部、走廊、楼梯以及电梯内完整运动轨迹和区域停留时间,对于建筑节能、安防消防以及人员接触分析、轨迹溯源等都具有重要意义。考虑到建筑结构的复杂性与安防摄像机的安装部署成本,建筑内现有多路摄像机覆盖区域之间一般无重叠^[4],为确定行人在不同监控区域之间运动轨迹,需要从不同摄像机中找出同一个体,实现不同摄像机下行人个体的匹配配对^[5]。现有方案主要通过多路视频数据^[6]作为数据来源和基于标注数据的监督式学习方法^[7]。然而,当建筑场景下多路摄像机安装位置、拓扑连接关系与监控范围确定后,监测场景也随之固定,难以添加新的摄像机节点或修改已有摄像机覆盖区域,导致采集数据有限^[8-9],为后续匹配配对带来较大难度。监督式学习方法依赖于大量实地采集的视频图像及与之对应的高质量人工标注数据^[10],但当研究问题涉及高层建筑楼宇或复杂开放建筑环境时,多路视频数据采集成本较高,同时也难以开展长时间跨度下视频数据的高质量人工标注。另一方面,监督式学习方法受制于现有建筑场景^[11-13],由于应用场景的变化,源域数据与目标域数据存在显著分布差异,已有场景下训练出的模型较难直接应用于新的建筑环境^[14-15]。

鉴于此,笔者拟基于 Anylogic 仿真技术的建筑环境,提出行人监测自动标注方法,生成带有标签的信息数据,并对人员迁移状况进行有效验证;设计无监督领域自适应方法,结合图像风格转换、源域数据增广与目标域伪数据生成等技术,来降低源域数据与目标域数据之间的差异,实现将源域数据下学习得到的模型有效地泛化应用于目标场景;最后开展无监督领域自适应试验,进行对比验证,以期提升无监督特征的准确性。

1 跨视域行人运动虚拟仿真方法

1.1 行人运动过程虚拟仿真

由于虚拟仿真技术受真实建筑空间环境及数据采集的影响较小,故基于 Anylogic 仿真软件模拟建筑内行人复杂的运动过程,并将行人建模为自主体模型^[16],设定场景参数与行人运动逻辑,获取场景中所有行人的运动轨迹。具体步骤如下:

1) 场景参数设定。跨视域多路视频部署情况如图 1 所示,5 路摄像机均安装在所在楼层的吊顶区域,倾斜向下实现监控,图中三角形区域即为摄像机监控覆盖范围,多路摄像机监控区域彼此无重叠。走廊、楼梯等开放公共区域除三角区域外,均为摄像机无法覆盖的监控盲区。考虑到建筑结构特点以及室内人员日常运动特征,5 路摄像机的覆盖范围处于该楼层进出口以及走廊和拐角等关键位置。其中摄像机①与④对该楼层出入口位置进行行人监测,确保所有进出该楼层的行人都可被监测。其余 3 路摄像机与出入口区域摄像机协作监测,该楼层人员行走过程。其中,行人运动过程建筑虚拟仿真场景及其相关参数见表 1。

2) 行人运动逻辑设定。将室内行人建模为自主体,根据行人所处楼层数,行人下一时刻存在 2 种选择状态:①当目标房间所处楼层与当前所处楼层相同时,该行人走向目标房间,并在目标房间停留;②当目标房间所处楼层与当前楼层数不同时,该行人通过楼梯或电梯,首先实现楼层数改变,其次走向目标房间,并在目标房间停留。

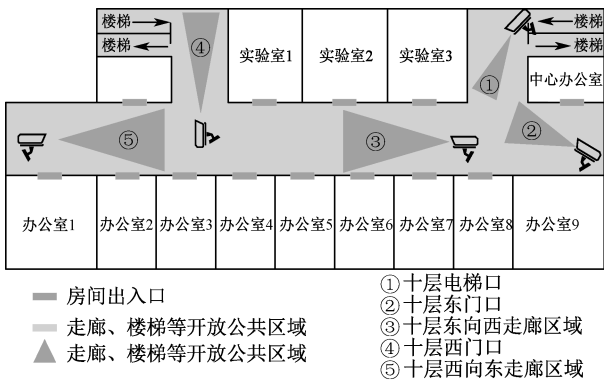


图 1 建筑内跨视域人员迁移监测试验部署

Fig. 1 Deployment of cross-visual personnel migration monitoring experiment inside buildings

表 1 建筑虚拟仿真场景参数设置

Table 1 Building simulation scene parameter settings

名称	参数设置
建筑楼层数	11
室内房间数/个	176
建筑出入口位置	一楼进出口区域
建筑行人到达率/(人·min ⁻¹)	30
行人初始运动速率/(m·s ⁻¹)	1~1.5
行人舒适运动速度/(m·s ⁻¹)	1~1.5
行人目标房间数/个	1~11
单个房间停留时长/h	0~2

1.2 跨视域数据生成与自动标注

基于虚幻引擎^[17],结合建筑信息、建筑楼宇内部场景布局与外观全景信息,渲染获得与上一节等比例虚拟现实场景,此时虚幻场景模型按照Anylogic 模拟生成的轨迹实现行人在建筑场景内走动。同时,向虚拟建筑不同楼层和不同位置添加虚拟摄像机,监测楼内人员运动状况,并获取摄像机视频数据,具体步骤如下:

1) 3D 行人模型轨迹绑定。从行人时空轨迹数据库中,按照行人轨迹生成时序,选择前 225 个行人完整轨迹,并随机分配给 3D 行人模型。在该过程中,通过骨骼点绑定,将人类人体骨骼点连接关系绑定到 3D 行人模型中,然后将 3D 行人模型导入建筑虚拟现实场景中。按照行人轨迹生成时序,选择与导入 3D 行人模型数量相同的运动轨迹数据,并随机分配给 3D 行人模型,使 3D 行人模型在不同时刻按照选定轨迹运动,完成建筑内行走过程。

2) 跨视域视频数据生成。通过设置摄像机基

本参数,包括摄像机在建筑场景中空间位置 (LocationX, LocationY, LocationZ),摄像机镜头旋转角度 (RotationX, RotationY, RotationZ),摄像机镜头伸缩比例 (ScaleX, ScaleY, ScaleZ)。通过添加多路无重叠摄像机,实现建筑不同位置场景录像并保存不同摄像机下的监控视频数据,如图 2 所示。该试验过程中摄像机摆放位置及对应的监控画面如图 3 所示。

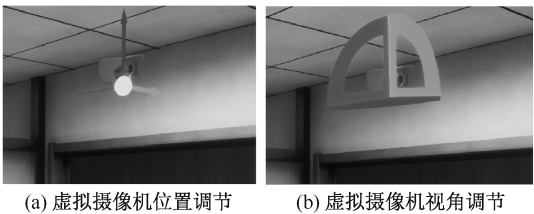


图 2 虚拟摄像机参数调节

Fig. 2 Virtual camera parameter adjustment

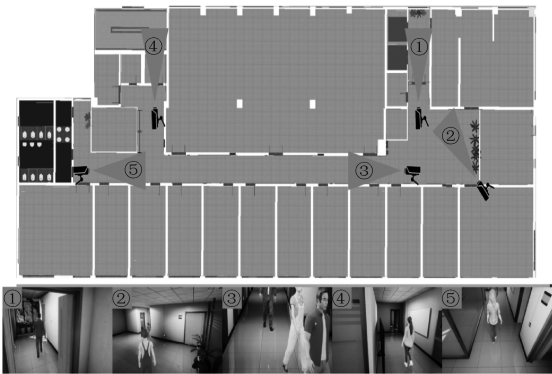


图 3 建筑虚拟场景摄像机摆放及监控画面

Fig. 3 Camera placement and monitoring of virtual scenes in architecture

3) 行人图像自动标注。在虚拟建筑场景下,以 3D 行人模型为基础读取其关节点数据,并由此获得对应的行人模型三维包围框。通过摄像机图像坐标系与虚拟建筑场景世界坐标系的映射关系,将三维包围框映射到图像坐标系,从而获得行人模型在视频图像坐标系下的二维包围框位置信息,如图 4 所示。通过图像坐标系下的二维包围框,能够进一步获得 3D 行人模型在相应摄像机监控视频数据中的位置坐标,实现视频图像坐标系下行人的自动标注。其中,自动标注内容包括摄像机属性信息、行人属性信息、当前视频帧数、3D 行人模型在图像坐标系下包围框位置。由于多路摄像机 3D 行人模型的行人属性信息具有全局一致性,因此,通过行人跨视域的持续性标注,能够实现对 3D 行人模型的跟踪识别。

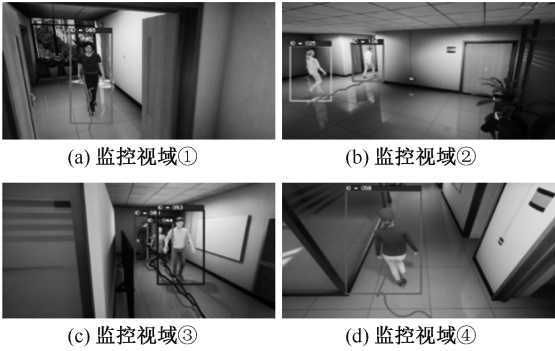


图4 跨视域人员数据自动标注

Fig. 4 Automatic annotation of cross-visual personnel data

2 无监督领域自适应方法

基于虚拟建筑场景生成的跨视域多路摄像机监控视频数据,构建大规模行人监测数据集并实现自动化标注系统。然而,由于虚拟源域与真实目标域之间存在的显著特征分布差异,直接将虚拟场景训练的模型迁移至真实建筑场景时可能出现性能衰减。同时,在真实应用场景中,目标域行人数据缺乏可用标注信息。因此,为降低跨域特征分布差异,进一步开展基于多阶段域适应的迁移学习优化,具体如下:

- 1) 分析源域数据和目标域数据的特征分布差异,并进行源域数据场景风格转换。
- 2) 混合源域数据及其风格转换后的数据,实现源域数据增广,并在此基础上训练出行人特征提取初始化模型。
- 3) 以该模型为基础,提取目标域图像特征,进行真实建筑场景数据集聚类分析,并为目标域置信度高的图片标记伪标签,重复进行上述过程。

2.1 源域风格转换

为降低源域数据与目标域数据分布差异,通过采用由生成器和鉴别器两个相互竞争的神经网络组成的生成对抗技术^[18],实现源域数据风格向目标域风格的转换,具体操作流程如下:

- 1) 源域数据输入。将源域数据输入到生成器中,生成器通过学习目标域的风格特征,生成风格与目标域接近的图像。
- 2) 鉴别器训练。鉴别器对生成的图像和真实的目标域图像进行区分,鉴别生成图像与真实图像。
- 3) 生成器优化。通过与鉴别器对抗,生成器逐步优化生成能力,生成目标域风格图像。
- 4) 循环迭代。为确保生成效果,对上述过程迭

代50次,每次迭代后都会生成新的图像,并通过鉴别器反馈不断提升转换质量。

图5为源域数据与目标域数据风格转换示意,从中可以发现,通过采用生成对抗技术,将源域数据转化为能够应用于真实建筑场景的目标域数据风格,从而降低虚拟现实场景与真实建筑场景下的行人数据集特征分布差异。

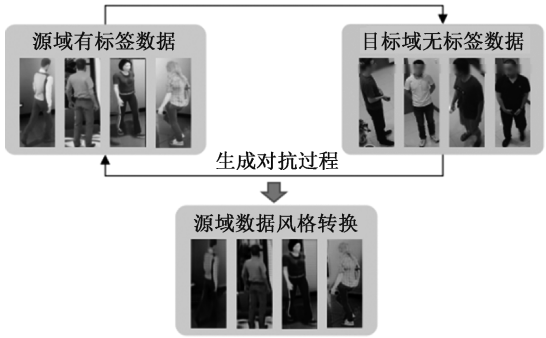


图5 数据转换

Fig. 5 Data conversion

2.2 源域风格增广

由于源域图像在风格转换前后,行人标签信息保持不变,此时通过混合图像风格转换前数据集和转换后数据集,实现源域数据增广^[19-20]。基于深度卷积神经网络,对增广后的数据依次进行特征提取、卷积、池化操作,得到跨视域行人初始化模型的预训练模型,并将其应用于目标域场景,即可生成目标域数据的初试分类结果,如图6所示。

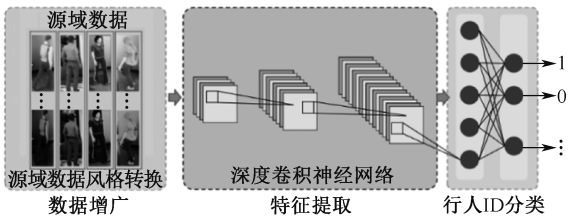


图6 源域数据增广

Fig. 6 Source domain data augmentation

2.3 目标域伪标签生成

基于跨视域行人初始化模型的预训练模型,提取目标域数据的图像特征,并基于排序的行人轨迹还原方法,对目标域数据进行聚类分析,得到目标域数据的初始分类结果,具体流程如图7所示。

3 跨视域行人监测仿真验证

3.1 跨视域数据生成与自动标注

根据建筑内行人真实运动状况,构建虚拟仿真

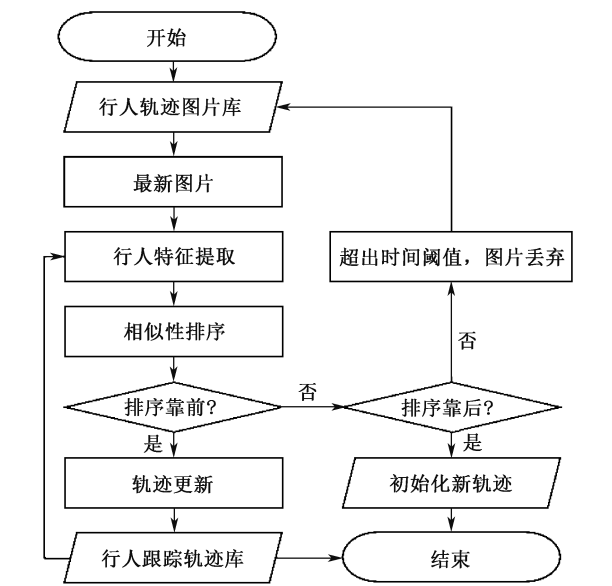


图 7 基于排序的行人轨迹还原方法流程

Fig. 7 Flowchart of pedestrian trajectory restoration method based on sorting

场景,通过行人图像自动标注,获得跨视域行人数据集描述结果,见表 2。

表 2 跨视域数据生成与自动标注结果

Table 2 Cross-visual data generation and automatic annotation results

建筑楼层数	单层摄像机数量/路	摄像机总数/路	行人模型总数/个	行人图片总数/张
11	5	55	225	64 951

3.2 数据集自身性能验证

将表 2 数据集中 60%的行人图片作为训练集,用于训练分类模型并提取行人特征,20%的数据作为验证集,剩余 20%数据用于测试集,以评估模型在测试集上的性能表现(试验 1)。模型训练和测试过程的损失值与首位命中率如图 8 所示。可以发现,迭代循环 20 轮后,损失值和首位命中率开始收敛,文中取迭代次数为 50 时的训练结果作为最终的行人特征提取模型。

表 3 数据描述及目标域数据增广前后对比

Table 3 Data description and comparison before and after data augmentation in target domains								
试验编号	人数及图片数量			类别	累计匹配命中率			
	训练数据集		测试数据集		首位	前 5 位	前 10 位	前 15 位
	虚拟现实数据集	目标域训练数据集						
试验 2 A2	225 人/64 951 张	104 人/19 417 张	24 人/4 271 张	增广前	0.791	0.896	0.924	0.939
				增广后	0.877	0.941	0.957	0.967
试验 2 B2	225 人/64 951 张	112 人/34 515 张	30 人/6 082 张	增广前	0.702	0.857	0.897	0.915
				增广后	0.801	0.907	0.935	0.951

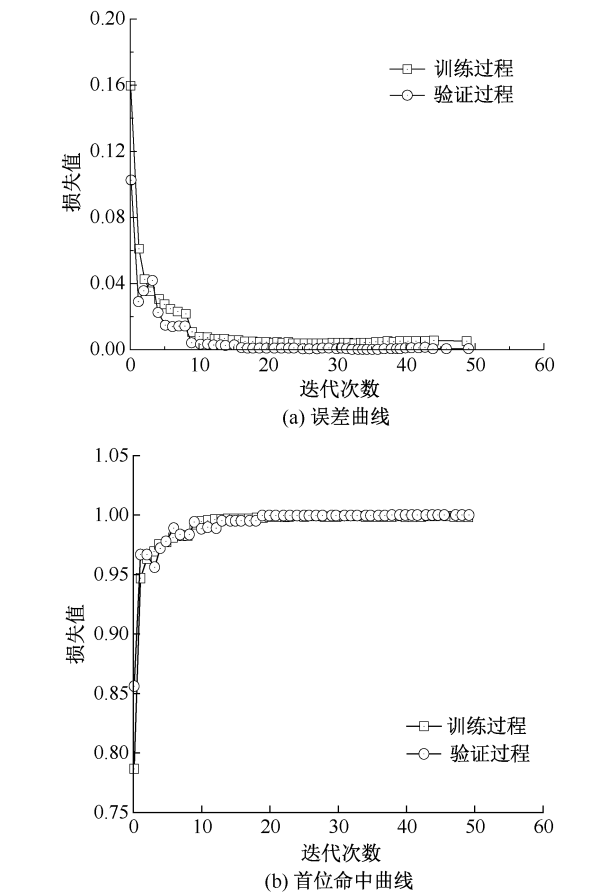


图 8 训练过程误差曲线与首位命中率曲线

Fig. 8 Training process error curve and first hit rate curve

3.3 虚拟现实场景与真实场景数据集混合训练

为充分利用虚拟现实场景数据集,混合虚拟现实场景下数据集与目标域训练数据集,验证混合后数据应用于目标域测试数据集的性能表现,并研究模型应用于跨视域行人初始化任务的效果(试验 2),见表 3。可以发现,数据增广后,行人再辨识的平均首位命中率由 78.25%提升至 85.91%。即在没有额外标注成本前提下,引入虚拟现实场景数据集,有助于扩充训练数据集样本大小,提升建筑内跨视域场景下行人初始化效果。

续表 3

试验编号	人数及图片数量			类别	累计匹配命中率			
	训练数据集		测试数据集		首位	前 5 位	前 10 位	前 15 位
	虚拟现实数据集	目标域训练数据集						
试验 2 C2	225 人/64 951 张	131 人/39 281 张	28 人/4 620 张	增广前	0.780	0.944	0.963	0.969
				增广后	0.862	0.951	0.966	0.973
试验 2 D2	225 人/64 951 张	111 人/31 183 张	27 人/4 110 张	增广前	0.856	0.928	0.948	0.960
				增广后	0.897	0.950	0.965	0.974

3.4 模型泛化能力验证

从已构建的虚拟建筑场景中获取试验所用的源域数据,从现有真实建筑场景中获得目标域数据,对比分析无监督领域自适应方法在场景泛化方面的性能表现(试验 3),相关数据描述见表 4。表 5 为试验 3 中无监督领域自适应方法性能表现,其中的基准值为不使用领域自适应方法,直接将源域数据训练得到的模型应用于真实场景的性能表现。

图 9 为试验 3 中源域数据风格累积匹配命中率

表 4 试验 3 中无监督领域模型泛化试验

Table 4 Unsupervised domain model generalization experiments

试验编号	人数及图片数量	
	源域数据 虚拟建筑场景	目标域数据 真实建筑场景
试验 3 A3	225 人/64 951 张	24 人/4 271 张
试验 3 B3	225 人/64 951 张	30 人/6 082 张
试验 3 C3	225 人/64 951 张	28 人/4 620 张
试验 3 D3	225 人/64 951 张	27 人/4 110 张

表 5 试验三中无监督领域自适应方法性能

Table 5 Performance of unsupervised domain adaptive methods (experiment 3)

试验编号	类别	累积匹配命中率			
		首位	前 5 位	前 10 位	前 15 位
试验 3 A3	基准值	0.285	0.439	0.518	0.575
	源域数据风格转换	0.517	0.707	0.782	0.818
	源域数据增广	0.564	0.731	0.800	0.838
	目标伪标签生产	0.586	0.706	0.760	0.799
试验 3 B3	基准值	0.102	0.214	0.285	0.334
	源域数据风格转换	0.377	0.595	0.681	0.736
	源域数据增广	0.439	0.632	0.714	0.759
	目标伪标签生产	0.441	0.636	0.724	0.767
试验 3 C3	基准值	0.167	0.360	0.451	0.517
	源域数据风格转换	0.426	0.709	0.821	0.862
	源域数据增广	0.480	0.727	0.816	0.859
	目标伪标签生产	0.524	0.732	0.807	0.842
试验 3 D3	基准值	0.328	0.456	0.531	0.576
	源域数据风格转换	0.503	0.653	0.726	0.765
	源域数据增广	0.504	0.641	0.708	0.751
	目标伪标签生产	0.522	0.676	0.745	0.782

提升效果对比情况。其中, K 指检索或识别任务中累积匹配命中率的评估范围。可以发现,源域风格转换方法大幅度降低了源域数据与目标域数据分布差异。在风格转换前后,平均首位命中率由 22.02%提升至 45.58%。源域数据增广可扩充数据集规模,并降低特定数据依赖,提升模型泛化能力。源域数据增广方法进一步将平均首位命中率提升至 49.69%。经过源域数据风格转换与源域数据生成步骤后,对齐图片特征,以确保源域数据在风格转换

后与目标域数据具有一致性和可比性。将对齐后的源域数据应用于模型,使得预训练模型能够逐步适应目标域的特定特征和需求。最后,通过模型验证与优化,为目标域提供初始化预训练模型,并进一步生成目标域伪标签,如图 10 所示。可以发现,提出的无监督领域自适应方法将平均首位命中率由基准值 22.02%提升至 51.84%,这表明在无任何目标域标签数据的前提下,虚拟现实场景训练得出的模型可较好地应用于真实建筑场景,并有效泛化场景。

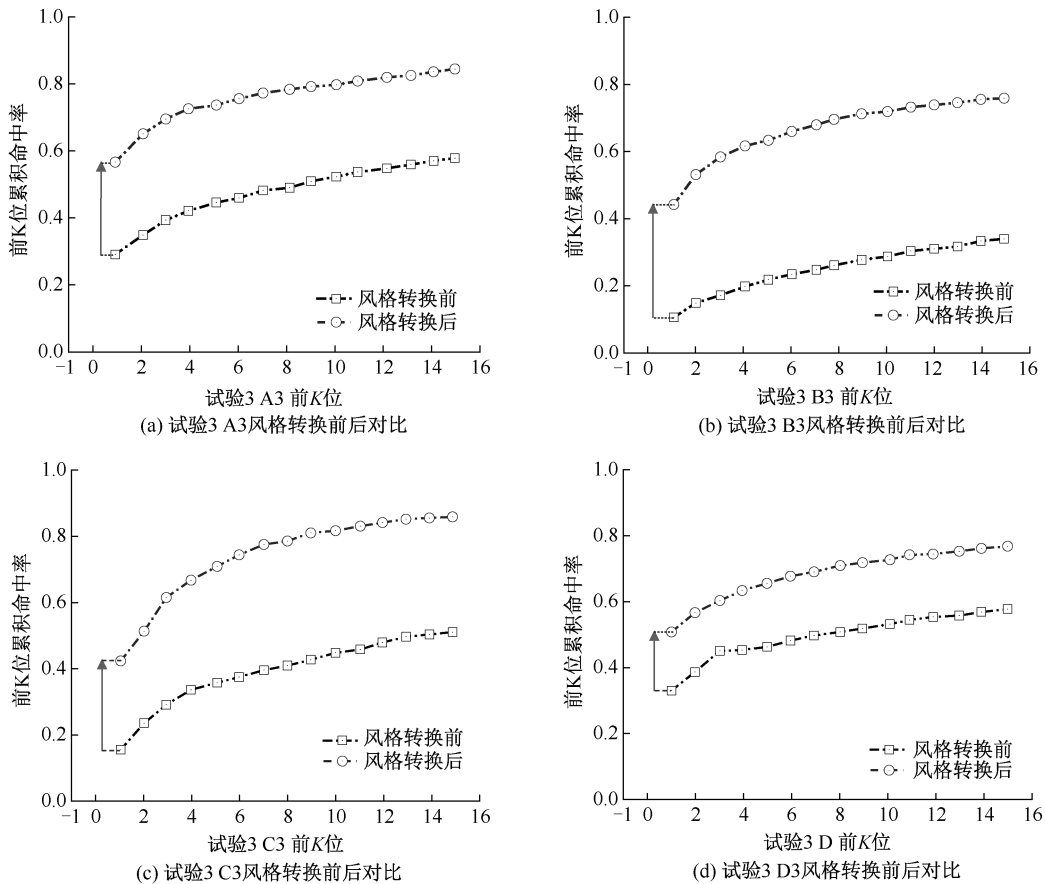


图 9 源域数据风格转换前后命中率对比

Fig. 9 Comparison of source domain data style conversion

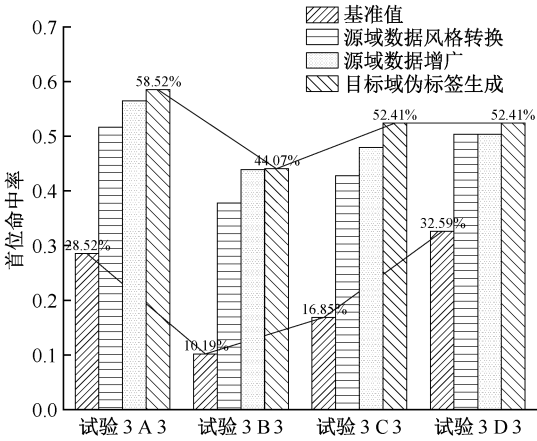


图 10 无监督领域自适应方法首位命中率综合对比

Fig. 10 Comprehensive comparison of the first hit rate of unsupervised domain adaptive methods

4 结 论

1) 通过虚拟现实场景构建与跨视域行人标注数据生成,无监督领域自适应方法将平均首位命中率由基准值 22.02% 提升至 45.48%,该方法可提升无监督特征提取方法的准确性。

2) 结合源域风格转换、源域数据增广与目标域伪标签生成技术,首位命中率提升 20%,无监督领域自适应方法能降低源域数据与目标域数据分布的差异,有效泛化不同类型真实建筑场景之间的模型。

参 考 文 献

[1] ZHOU Bolei, TANG Xiaou, WANG Xiaogang. Learning collective crowd behaviors with dynamic pedestrian-agents[J]. International Journal of Computer Vision, 2015, 111:50-58.

[2] TOMASTIK R, LIN Yiqing, BANASZUK A. Video-based estimation of building occupancy during emergency egress[C]. 2008 American Control Conference. IEEE, 2008:894-901.

[3] 马亚萍,吴楠,高远,等. 基于分布式建筑控制策略的人员疏散系统[J]. 清华大学学报:自然科学版,2015, 55(8):

927-932.

MA Yaping, WU Nan, GAO Yuan, et al. Building fire smoke control strategies simulation using fire and evacuation information[J]. Journal of Tsinghua University: Natural Science Edition, 2015, 55(8): 927-932.

- [4] CHUO Y H, SHEU R K, CHEN Lunchi. Design and implementation of a cross-camera suspect tracking system[C]. 2019 International Automatic Control Conference (CACCS), IEEE, 2019: 1-6.
- [5] CHENG De, GONG Yihong, WANG Jinjun, et al. Part-aware trajectories association across non-overlapping uncalibrated cameras[J]. Neurocomputing, 2017, 230: 30-39.
- [6] KOHL P, SPECKER A, SCHUMANN A, et al. The mta dataset for multi-target multi-camera pedestrian tracking by weighted distance aggregation[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2020: 4 489-4 498.
- [7] 张建平, 何田丰, 林佳瑞, 等. 基于 BIM 的建筑空间与设备拓扑信息提取及应用 [J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2018, 58(6): 587-592.
- ZHANG Jianping, HE Tianfeng, LIN Jiarui, et al. Building space and equipment topology information extraction and application based on BIM [J]. Journal of Tsinghua University: Natural Science Edition, 2018, 58(6): 587-592.
- [8] YE Mang, SHEN Jianbing, LIN Gaojie, et al. Deep learning for person re-identification: a survey and outlook[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 44(6): 2 872-2 893.
- [9] 杜培军, 林聪, 陈宇, 等. 多时相遥感影像样本迁移模型与地表覆盖智能分类[J]. 同济大学学报: 自然科学版, 2022, 50(7): 955-966.
- DU Peijun, LIN Cong, CHEN Yu, et al. Training sample transfer learning from multi-temporal remote sensing images for dynamic and intelligent land cover classification[J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2022, 50(7): 955-966.
- [10] 陈述, 孙孟文, 陈云, 等. 基于无监督 LDA 的水电工程施工安全事故致因分析[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(10): 79-85.
- CHEN Shu, SUN Mengwen, CHEN Yun, et al. Causal analysis of construction safety accidents in hydropower projects based on unsupervised LDA[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(10): 79-85.
- [11] LI Jianing, ZHANG Shiliang. Joint visual and temporal consistency for unsupervised domain adaptive person re-identification[C]. Computer Vision-ECCV 2020: 16th European Conference, 2020: 483-499.
- [12] ZHAI Yunpeng, LU Shijian, YE Qixiang, et al. Ad-cluster: augmented discriminative clustering for domain adaptive person re-identification[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2020: 9 021-9 030.
- [13] LI Hui, XIAO Jimin, SUN Mingjie, et al. Progressive sample mining and representation learning for one-shot person re-identification[J]. Pattern Recognition, 2021, 110: DOI: 10.1016/j.patcog.2020.107614.
- [14] LLOYD S. Least squares quantization in PCM[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1982, 28(2): 129-137.
- [15] ESTER M, KRIEGEL H P, SANDER J, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise[C]. KDD-96 Proceedings, 1996, 96(34): 226-231.
- [16] 邓社军, 虞宇浩, 张俊林, 等. 基于行人恐慌情绪解析的改进社会力模型[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(2): 45-52.
- DENG Shejun, YU Yuhao, ZHANG Junlin, et al. Improved social force model based on analysis of pedestrian panic emotion[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(2): 45-52.
- [17] QIU Weichao, YUILLE A. Unrealcv: connecting computer vision to unreal engine[C]. Computer Vision-ECCV 2016 Workshop, 2016: 909-916.
- [18] 叶晨, 关玮. 生成式对抗网络的应用综述[J]. 同济大学学报: 自然科学版 2020, 48(4): 591-601.
- YE Chen, GUAN Wei. Training sample transfer learning from multi-temporal remote sensing images for dynamic and intelligent land cover classification[J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2020, 48(4): 591-601.
- [19] FAN Hehe, ZHENG Liang, YAN Chenggang, et al. Unsupervised person re-identification: clustering and fine-tuning[J]. ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications (TOMM), 2018, 14(4): 1-18.
- [20] 马博渊, 周佳城, 班晓娟, 等. 基于视觉检测的非接触式膏体浓度识别方法[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2023, 54(5): 1 942-1 953.
- MA Boyuan, ZHOU Jiacheng, BAN Xiaojuan, et al. Non-contact recognition method of paste concentration based on visual inspection[J]. Journal of Central South University: Science and Technology, 2023, 54(5): 1 942-1 953.

作者简介: 陶振翔 (1990—), 男, 陕西渭南人, 博士, 讲师, 主要从事消防应急疏散等方面的研究。
E-mail: ztao@cumtb.edu.cn。