



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

面向复杂场景的行人重识别综述

张敏, 余增, 韩云星, 李天瑞

引用本文

张敏, 余增, 韩云星, 李天瑞. [面向复杂场景的行人重识别综述](#)[J]. 计算机科学, 2022, 49(10): 138-150.

ZHANG Min, YU Zeng, HAN Yun-xing, LI Tian-rui. [Overview of Person Re-identification for Complex Scenes](#)[J]. Computer Science, 2022, 49(10): 138-150.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[时序知识图谱表示学习](#)

Temporal Knowledge Graph Representation Learning

计算机科学, 2022, 49(9): 162-171. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220500204>

[基于 Key-Value 关联记忆网络的知识图谱问答方法](#)

Key-Value Relational Memory Networks for Question Answering over Knowledge Graph

计算机科学, 2022, 49(9): 202-207. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220300277>

[基于安全多方计算和差分隐私的联邦学习方案](#)

Federated Learning Scheme Based on Secure Multi-party Computation and Differential Privacy

计算机科学, 2022, 49(9): 297-305. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210800108>

[基于非局部注意力生成对抗网络的视频异常事件检测方法](#)

Non-local Attention Based Generative Adversarial Network for Video Abnormal Event Detection

计算机科学, 2022, 49(8): 172-177. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210600061>

[基于深度学习的社交网络舆情信息抽取方法综述](#)

Survey of Social Network Public Opinion Information Extraction Based on Deep Learning

计算机科学, 2022, 49(8): 279-293. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220300099>

面向复杂场景的行人重识别综述

张敏¹ 余增^{1,2} 韩云星³ 李天瑞^{1,2}

1 西南交通大学计算机与人工智能学院 成都 611756

2 综合交通大数据应用技术国家工程实验室 成都 611756

3 西南交通大学唐山研究生院 河北 唐山 063000

(2019200627zm@my.swjtu.edu.cn)

摘要 行人重识别(Person Re-Identification,简称 Re-ID)旨在研究多个不相交摄像头间特定行人的匹配问题。文中首次以复杂场景中需要克服的挑战为行人重识别论文的分类依据,将2010—2021年期间发表的研究成果分为7类,即姿势问题、遮挡问题、照明问题、视角问题、背景问题、分辨率问题以及开放性问题,该分类方式有利于研究人员从实际需求出发,根据要解决的问题找到相应的解决方案。首先回顾行人重识别的研究背景、意义及研究现状,总结当前主流的行人重识别框架,统计了2013年以来发表在三大计算机视觉顶级会议CVPR,ICCV以及ECCV的论文情况和国家自然科学基金项目中Re-ID的相关项目情况;其次就复杂场景中面临的七大挑战,分别从问题成因和解决方案两方面对现有文献展开分析,归纳总结出处理各类挑战的主流方法;然后给出了行人重识别研究中泛化性较高的方法,并列出了当前行人重识别研究的难点;最后讨论了行人重识别未来的发展趋势。

关键词: 行人重识别;深度学习;特征提取;度量学习;计算机视觉

中图分类号 TP391.41

Overview of Person Re-identification for Complex Scenes

ZHANG Min¹, YU Zeng^{1,2}, HAN Yun-xing³ and LI Tian-rui^{1,2}

1 Institute of Computer and Artificial Intelligence, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China

2 National Engineering Laboratory of Integrated Transportation Big Data Application Technology, Chengdu 611756, China

3 The Guidance Group of Tangshan Graduate School, Southwest Jiaotong University, Tangshan, Hebei 063000, China

Abstract Person re-identification(Re-ID) aims to study the matching of specific persons among multiple disjoint cameras. To the best of our knowledge, it's the first work that uses the types of challenges that the Re-ID technology needs to overcome in complex scenes as the classification basis, and classifies the Re-ID articles published during 2010-2021 into seven categories: person posture issues, occlusion issues, lighting issues, viewpoint issues, background issues, resolution issues and other open issues. This classification method is convenient for researchers to start from actual needs and find corresponding solutions according to the problems. Firstly, it reviews the research background, significance and research status of Re-ID, summarizes the current mainstream Re-ID framework, counts the papers published in the three top conferences of computer vision, i. e. CVPR, ICCV and ECCV, and counts the Re-ID related projects in the national fund projects since 2013. Secondly, with regard to the seven types of challenges faced in complex scenarios, the existing literatures are classified and analyzed in detail from the two aspects: the cause of the problems and the solutions. The mainstream methods for dealing with various challenges are summarized and listed again. Afterwards, we summarize the Re-ID methods with high generalization and list the difficulties of the current Re-ID research. Finally, the future development trend of Re-ID is discussed.

Keywords Person re-identification, Deep learning, Feature extraction, Metric learning, Computer vision

1 引言

行人重识别是计算机视觉领域的研究热点之一,旨在研究不重叠的多个摄像区域间对于特定行人的匹配准确率,是

图像检索的子问题^[1],多应用于安防和刑侦。我国实现的视频监控“天网”,就是通过在大流量公共区域密集安装监控设备来实现“平安城市”建设。尽管部分摄像头可转动,但仍存在监控盲区和死角等局限性,Re-ID技术弥补了

到稿日期:2021-12-18 返修日期:2022-05-05

基金项目:国家自然科学基金(61773324)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(61773324).

通信作者:余增 (zyu@swjtu.edu.cn)

摄像设备的视觉局限性。然而,在实际应用中,异地异地相同行人的图像数据,在姿势、前景背景、光线视角以及成像分辨率等方面差异较大,使得 Re-ID 研究具有挑战性。

图 1 给出了 Re-ID 技术框架,描绘了 Re-ID 的实现流程和关键技术。Re-ID 技术主要包括特征提取和相似度度量,具体为:对监控视频帧进行检测和剪裁操作形成候选集,再与待检索行人图像进行对比,最后根据相似度排序得到匹配结果。

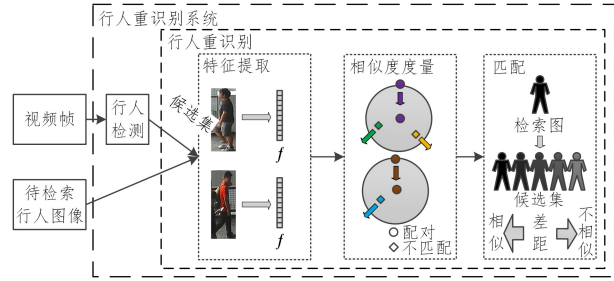


图 1 Re-ID 技术框架

Fig. 1 Re-ID technical framework

计算机视觉的热点问题主要有图像分割^[2-4]、动作识别与姿势估计^[5-9]、目标检测跟踪^[10-13]、人脸技术^[14-16]和 Re-ID 等。Re-ID 技术的研究工作的开展时间较早,1996 年 Cai 等^[17]首次开展了相关研究。传统 Re-ID 方法对行人衣着色块及形状等视觉特征进行手工标注,将标注好的图像通过距离度量学习^[18]得到行人相似度排序,其检索效率低下且人工成本较高。随着深度学习在图像领域的不断发展,2014 年起,大量的科研人员将深度学习应用到 Re-ID 中,实现了更深层次的特征提取和更有效的度量学习算法^[19]。为了提高准确率,Re-ID 工作主要针对两方面进行:1) 针对图像,提取更具有代表性的特征表示;2) 针对距离,设计更有效的度量学习方法。

近年来,在各种国际顶级会议中 Re-ID 相关研究论文的收录数量较多,图 2 统计了 2013 年以来发表在三大计算机视觉顶级会议 CVPR,ICCV 以及 ECCV 的论文情况。

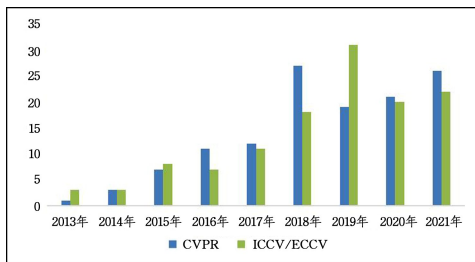


图 2 顶级会议中 Re-ID 论文的收录篇数

Fig. 2 Number of Re-ID papers included in the three top conferences

图 3 给出了 2013 年以来国家基金项目中 Re-ID 项目的数量变化情况,其整体呈上升趋势。日益增长的 Re-ID 项目数量带来了该技术的激烈竞争,促进了 Re-ID 技术的发展;国家基金的资助是科研工作的保障,也促使 Re-ID 研究受到越来越多的关注。

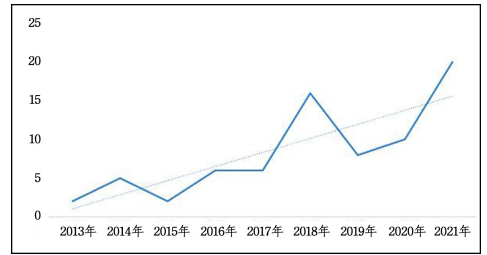


图 3 国家基金项目中 Re-ID 项目统计

Fig. 3 Statistics of Re-ID projects in national fund projects

深度学习的引入使 Re-ID 的准确率有较大提升,但应用场景的复杂性及特殊性等仍是 Re-ID 技术的瓶颈。本文从另一个角度分析了复杂场景下 Re-ID 所面临的问题和挑战,并简析了各类问题形成的原因,最后总结了各类问题主流的解决方法,并给出了未来可行的研究方向。本文的主要贡献如下:

(1)首次以复杂场景中存在的实际挑战为分类依据,将 2010—2021 年期间发表的 Re-ID 论文按问题主导类型进行分类,主要包括行人姿势变化、目标遮挡、照明差异、视角差异、背景变化、图像分辨率差异以及开放性问题,如图 4 所示。

(2)通过对文献提出的模型进行归纳,总结出对应的解决每一类挑战的主流解决方案,便于研究人员从实际需求出发,根据要解决的问题在本文中快速地找到相应的解决方案,并在现有研究成果上进行更深入的研究。

(3)总结了可同时用于解决多个 Re-ID 挑战的泛化性方法。Re-ID 在实际应用中遇到的问题通常不是相互独立的,复杂场景下往往会遇到多重挑战。经过对大量综述文章的阅读,我们总结出了一些现存的泛化性方法,这些方法在解决特定挑战的同时可以一定程度地帮助解决其他挑战。

(4)最后总结了研究中目前尚未解决的难点和未来的发展方向,如跨域 Re-ID 问题等。



图 4 面向复杂场景的 Re-ID 挑战及其主流解决方法

Fig. 4 Re-ID challenges for complex scenes and its mainstream solutions

2 行人重识别的困难与挑战

行人数据来源于异地异地的不同设备,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。下文简析 Re-ID 领域出现以上挑战的原因。

(1)姿势变化问题。由于同一行人多张图片存在拍摄时间差,而且行人在不间断地运动,导致多张同一行人图像数据间存在姿势差异。

(2)目标遮挡问题。摄像镜头与目标行人之间存在障碍物,导致目标行人在照片或视频中表现出身体局部缺失的问题。

(3)照明变化问题。由于多张行人图像的拍摄时间和地点不同、拍摄设备对颜色的敏感度不同,因此会出现天色阴暗变化和照明差异等,导致行人图像的色彩差异大。

(4)视角变化问题。由于摄像设备架设的高度不统一、摄像头可以进行一定角度的旋转等,导致行人图像的拍摄视角出现垂直方向上从平视到俯视的不同、水平方向上从正视到侧视的不同。

(5)背景问题。不同摄像设备架设的地理位置不同,导致拍摄到的行人图像背景有差异;同一台摄像设备偏转不同角度拍摄,同样会导致图像的背景差异;除此之外,两张图像拍摄时光照、天气不同也会造成图像背景的差异性。

(6)分辨率问题。不同摄像设备像素差异导致拍摄的行人图像分辨率不同;相同摄像设备架设高度不同也会影响分辨率,例如架设高则拍摄范围大,在成像中越靠近边缘位置的目标越小,经剪裁放大后分辨率越低。

(7)开放性问题。开放性问题主要包括除以上6个主要影响外的其他相关小问题,如服装更换的问题、黑衣人问题以及数据问题等。对于在服装问题上进行的 Re-ID 研究,在实验阶段默认行人短期服装不变,实际应用中 Re-ID 所采集的数据源一般时间跨度较大,行人服装会产生较大变化且深色衣物较难进行特征提取;较新颖的 Re-ID 研究点被提出时存在数据集中数据量不足、大量数据标注错误,以及标准数据集中数据类型不足以满足特殊问题的实验开展等问题。

2.1 姿势问题

2.1.1 成因简析

姿势差异是行人运动状态下的固有差异,行人自然运动伴随着姿态变化,因此匹配不同姿势下同一行人的图像是 Re-ID 基础且必要的一项工作。除因自然运动造成的行人姿势差异外^[20],自动行人检测器会引起行人框不准的问题,上采样结果导致引入过多背景噪声、下采样导致行人特征丢失。

2.1.2 姿势差异

图 5(a)和图 5(b)给出了自然运动造成的行人姿势差异,这种差异具体表现为行人图像经剪裁后在整个边界框内的占据比例大小接近。姿势差异问题的难点在于同一行人不同姿势的图像关键点定位差异大,主流方法采用检测外观特征如外观纹理、颜色分布、RGB 值以及行人轮廓等,并在特征提取后进行距离计算的 Re-ID 方法。2010 年 Farenzena 等^[21]在颜色特征基础上结合图像熵值共同建模得到具有一定鲁棒性的识别算法。随着研究的深入,仅利用颜色作为依据的判别效果不佳,2011 年 Aziz 等^[22]将行人轮廓特征加入判别条件,提出了基于外观的行人匹配算法(Multiple-shot Person Re-identification Method, MPRM),通过几何距离对行人外观进行定位和分类,再结合标准化颜色和显著边缘直方图对行人轮廓进行相似性度量。2016 年 Cho 等^[23]针对人体结构对称性,提出了姿态感知多镜头匹配(Pose-aware Multi-shot Matching, PaMM)方法,通过 MPRM 算法计算摄像机和行人

的相对位置,再针对不同姿势做聚类,该方法可出色地估计目标行人的姿态,但在实验中未考虑到光照和色差的问题。2021 年 He 等^[24]提出了局部与局部对应学习(Part-Part Correspondence Learning, PPCL)框架,该框架利用行人图像块之间的对偶性学习局部块内部的关系,实现对部分缺陷行人图像的识别。由于单行人的 Re-ID 方法无法适用于人群聚集的实际应用场景,因此多人姿态估计方法应运而生。现存的多人姿态估计算法主要有进行全局提取行人关键点使其对错误具有包容性的自上而下的估计算法^[25],和结合热力图使网络在处理比例变化时更具稳健性的自下而上的估计算法^[26]。2021 年 Cheng 等^[27]提出了一种新的单目视频三维多人姿态估计方法,该方法结合自下而上和自上而下估计算法的优点,较好地解决了密集人群相互遮挡下的姿态估计问题。

2.1.3 剪裁错位

图 5(c)、图 5(d)给出了检测算法问题导致行人错位的情况,由于行人检测时前景定位不准确和剪裁时边界值设置错误导致行人部分生物特征丢失。对此类问题需要优化检测算法,采用行人对齐^[28]或利用存在的关键点检测等局部特征^[29-34]来解决,另外还可以通过关注可见部分的生物特征来匹配目标图像。据此,研究人员提出了基于图像结构的 Re-ID 方法^[35-36]:通过对可见部位的局部特征进行定位来推测出其他部位的空间分布。



图 5 Re-ID 中的姿势问题

Fig. 5 Posture issues in Re-ID

2018 年 Sarfraz 等^[37]将行人与相机的空间关系作为判断姿势相似性的推测依据,空间距离的加入提高了 Re-ID 的准确率。由于姿势具有多变性,传统处理姿势差异的 Re-ID 方法依赖于标准化身体部位的匹配,其准确率和灵活性都低于基于深度学习的 Re-ID 方法。深度学习算法运用基于卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)的姿势估计器来定位身体关键点^[29-34]。2017 年 Zheng 等^[29]提出将姿态不变嵌入(Pose Invariant Embedding, PIE)作为行人描述符,通过姿势框架融合(PoseBox Fusion, PBF)描绘一个标准站姿的行人学习 PIE 来实现行人对齐,PBF 在构建 PoseBox 时减小了姿势估计算法的错误和细节损失的影响。不同于 PIE 将不同姿势多张图像映射到标准站姿的方法,2017 年 Zhao 等^[34]首次在 Re-ID 方法中结合人体结构进行深度学习,即

双腿双臂的4个微观区域和头-肩、上体和下体的3个宏观区域,分别提取不同区域的特征融合得出各结构的局部特征,该方法有助于对齐不同行人图像的身体区域。Zheng等^[29]和Zhao等^[34]基于手动裁剪的人体结构建模,该模型未从头到尾进行训练,存在丢失关键信息的问题,导致姿势信息在促进Re-ID准确率方面尚未得到充分的探索。2017年Su等^[38]解决了手工剪裁人体部件而丢失部分姿势信息的问题,在Zhao等^[34]提出的方法的基础上将关键点分割产生的身体局部图像经过图像增强后,通过加权融合局部与全局特征进行特征提取,该方法首次将姿态信息融入Re-ID。2018年Wei等^[30]提出了全局局部对齐描述符(Global-Local-Alignment Descriptor, GLAD)算法,根据人体关键点将图像分为头部、上身和下身3个局部,与整体图像共同输入到CNN网络中进行特征融合,得到更具鉴别性的全局特征和局部特征。2021年Liu等^[31]提出了全局指导交互学习(Global-guided Reciprocal Learning, GRL)框架和时间交互学习(Temporal Reciprocal Learning, TRL)模块,生成每一帧视频中行人图像的全局特征,在不同视频帧间学习行人姿态变化。2021年Yang等^[32]提出了摄像机感知元学习算法(Camera-Aware Meta-Learning Algorithm, Metacam)来适应相机偏移造成的行人错位问题,其中动态对称交叉熵(Dynamic and Symmetric Cross-Entropy, DSCE)损失函数用于降噪和容纳聚类后的群集变化,该算法有效提高了相机偏移造成的行人错位模型的鲁棒性。2021年Li等^[33]提出了端到端的局部感知变换(Part-Aware Transformer, PAT)模型,通过对行人图像的可见部位进行上下文感知来构造出其他被遮挡部位,该模型包含局部多样性和可辨别性两种有效机制,仅使用身份标签即可学习缺失部分的局部特征。

2.2 遮挡问题

2.2.1 成因简析

遮挡问题是Re-ID的又一大难点,遮挡不可逆转。遮挡问题和姿势问题的最大差别在于姿势差异往往通过对齐找出行人关键点,优化检测方法后可以很大程度地改善生物特征丢失的问题,是可修复的;遮挡往往会造行人生物特征丢失和关键点无法定位,导致无法对遮挡图像进行对齐。在复杂场景中,行人易被其他行人或障碍物如墙面、车、柜子以及树等在行人图像中出现在目标行人之前的物品遮挡,以及行人走到摄像域边缘导致图像只包含部分行人生物特征,这两类问题均被归类为行人遮挡问题^[39]。遮挡问题在Re-ID研究中亟待解决:行人身体部位被遮挡导致特征信息如关键点的丢失,同时遮挡物在整张图像中是噪声。

本文将遮挡问题分为两类:第一类是目标行人被固有建筑等遮挡^[40-43],图6(a)给出了在摄像域边缘被拍摄导致生物特征部分丢失的情况;第二类是目标行人被动态前景遮挡的问题^[39, 44-46],图6(b)给出了目标行人被其他行人遮挡的情况。第一类关注非遮挡部位和行人整体图像间局部到整体的匹配问题;第二类关注被遮挡图像整体和完整图像整体的匹配,是整体到整体的匹配问题。



(a)

(b)

图6 Re-ID中的遮挡问题

Fig. 6 Occlusion issues in Re-ID

2.2.2 固定遮挡

传统的Re-ID对行人图像进行整体的识别,而当图像不再完整或不能被完整检测时被判定为无效样本,这不符合Re-ID在实际应用场景中的复杂性。针对固定遮挡下的Re-ID研究,其本质就是可见局部到局部之间的匹配研究,首先定位图像未遮挡区域,然后对可见区域进行局部特征提取,最后进行局部特征匹配,该方法处理固定遮挡图像间的匹配问题时效率高。2016年Zheng等^[40]首先关注遮挡下的Re-ID,提出了部分Re-ID(Partial Re-ID)模型,设计了模糊敏感匹配(Ambiguity-sensitive Matching, AMC)分类器和滑动窗口匹配(Sliding Window Matching, SWM)模型来解决局部和整体之间的匹配问题,该方法的缺点是需要图像预对齐且各个局部之间匹配计算开销过大。2018年He等^[41]提出了深度空间特征重构(Deep Spatial Feature Reconstruction, DSR)算法,用于处理部分行人图像缺失的问题,根据同一行人完整特征的视频帧对只包含部分特征的图像帧进行特征重构,该方法不需要图像对齐,处理速度更快。DSR在不同视频帧间进行特征重构工作以实现行人图像的完整性,再利用重构的图像进行相似度度量,实际工作的重点在于非重构身体部位之间的相似性比较。2020年Sun等^[42]提出了局部可见性感知模型(Visibility-aware Part Model, VPM),通过自监督学习感知同一行人的多张图像中共同可见的部位,根据区域定位提取局部特征,该方法较DSR关注的重点更直接,显著提高了遮挡下的Re-ID准确率。Luo等^[43]提出了空间变换网络Re-ID(Spatial Transformer Networks for Person Re-identification, STNRe-ID)框架,从整体图像中提取与局部图像最相似的部分进行匹配,该框架属于孪生神经网络,缺点是其准确率不如单支Re-ID模型。对遮挡部分进行重构后再匹配,其关注的重点仍是非重构区域,非遮挡区域的信息量远大于重构后的部分。因此,针对固定遮挡下的Re-ID研究,就是对行人图像可见局部之间的匹配研究。

2.2.3 动态遮挡

拥挤的公共场所会发生严重的运动前景遮挡问题,如机场、火车站、购物中心和医院等人流量密集的场所,这些区域更需要Re-ID技术来保障社会安全^[39]。与固定遮挡不同,因此需动态遮挡有连续视频帧作为有力支撑,不同时间序列行人被遮挡的部位不同,因此需根据时空变化最大程度地补全行人信息,将遮挡问题简化为普通Re-ID问题。2017年Zhong等^[44]提出随机擦除式数据增强方法来解决遮挡问题,

该方法降低了过拟合的风险,使模型对遮挡具有鲁棒性,在一定程度上揭开了针对动态前景遮挡问题的 Re-ID 序幕。为了解决动态遮挡导致的行人图像信息缺失的问题,2018 年 Zhuo 等^[39]提出了人体注意力框架(Attention Framework of Person Body, AFPB),该框架通过比较不同类型的被遮挡行人来关注被遮挡部位。在视频序列中处理动态遮挡问题比在图像数据集中处理该问题更有优势,因为不同时间序列的视频帧中出现的被遮挡部位不同,可利用不同视频帧最大程度地补全行人图像信息。2019 年 Hou 等^[45]提出了时空补全网络(Spatio-Temporal Completion Network, STCnet),该网络根据时空差异视频中目标行人被遮挡部位的不同,将视频帧未遮挡部位进行拼接来恢复行人的全局特征,将动态遮挡 Re-ID 简化成普通 Re-ID。2019 年 He 等^[46]提出了前景感知金字塔重建(Foreground-aware Pyramid Reconstruction, FPR)算法,用于计算被遮挡的各部分间的匹配度,该方法具有鲁棒性和无对齐性,更贴近于实际应用中拥挤的场景。2020 年 Wang 等^[47]提出了高阶关系和人体拓扑信息联合建模的框架,用于提取人体关键点区域的语义特征和对不同语义局部特征之间的关系建模,再利用高阶人类拓扑模块根据人体对齐特征预测相似性,3 个模块以端到端的方式进行联合训练,更好地解决了 Re-ID 遮挡问题。

2.3 照明问题

2.3.1 成因简析

传统 Re-ID 是在假定同一行人的多张图像被拍摄时间间隔短的前提下进行的,但往往需要匹配的多张图像拍摄于不同时间段,图像呈现出不同程度的照明变化。这种照明的变化包括自然光随太阳偏移形成明暗程度的变化和光线照射角度的变化,不同拍摄设备对光源敏感度不同,导致图像呈现不同的亮度和阴影面,以及夜间室外和地下车库等光线不好的区域常使用红外设备进行拍摄呈现两种不同模态等。我们将以上解决照明变化对 Re-ID 准确率造成影响的挑战归纳为针对照明问题的 Re-ID。

2.3.2 自然照明

物体显现的颜色与外部光源相关,准确地说,物体呈现出来的颜色和光的能量有密切的关系。不同照明源下的行人图像呈现出不同的 RGB 色彩值,因此不同光源下行人图像中外观颜色不是绝对的,但是外观颜色的分布对同一套服装下的行人来说恒定^[48-49]。针对自然照明下行人图像色彩偏差的问题,使用 RGB 色块分布信息进行建模。2013 年 Kviatkovsky 等^[48]提出利用颜色分布的结构来匹配行人在不同光线下不同的身体部位,该方法通过行人图像的外观纹理和色彩分布位置等生物特征的不同 RGB 值进行行人匹配。2015 年 Bhuiyan 等^[49]提出了一种基于视频的应对不同光源的行人检测以及重识别方法,通过连续时间点对行人图像进行捕获与外观的传递,用累积加权亮度传递函数来模拟这种外观变化,以此减小照明的变化对 Re-ID 准确率的影响。

2.3.3 昏暗照明

对于不同光源导致行人外观出现不同 RGB 值的问题,可利用不同颜色块的空间分布匹配来解决,但昏暗照明下行人

服装颜色不可辨,如地下室和车库以及夜间无照明的偏僻处等弱光线场所是安防重点区域,常使用红外摄像头进行视频监控。在昏暗照明下的行人图像匹配算法的思想主要有统一特征^[50-62]和模态转换^[63-65]两种。红外摄像镜头下的 Re-ID 研究的难点在于完全丢失了色彩信息^[55,59,66-67],为了解决红外摄像头拍摄的行人图像和 RGB 行人图像之间的识别问题,2010 年 Kai 等^[66]提出了基于局部特征的注释短序列组成模型,将红外设备拍摄的红外线(Infrared Radiation, IR)视频序列运用到 Re-ID 研究中,即数据源中的候选集和待检索图像均使用 IR 图像,该方法只考虑了 Re-ID 的 IR-IR 视频匹配,而未考虑交叉模态 RGB-IR 中的 Re-ID 问题。2017 年 Wu 等^[51]提出了 Zero-Padding 方法来训练网络,该方法主要关注和学习通过可共享特征表示来处理跨模态差异的问题。该论文首次提出了 Re-ID 跨模态研究的概念。但由于跨模态 Re-ID 的判别信息不足,数据集缺乏等问题限制了其研究的发展,2018 年 Dai 等^[55]提出了跨模 GAN 网络(Cross-Modality Generative Adversarial Network, cmGAN),该模型结合识别损失(Identification Loss)和交叉模态三重损失(Cross-modality Triplet Loss),分别作用于将内部识别模糊的类最小化和将跨模态相似类间距最大化,解决了大规模交叉模态度量学习的问题。然而,在跨模态差异和模态内差异同时影响的情况下,不同模态下同一行人的差异甚至可能大于不同行人之间的差异。2018 年 Ye 等^[67]提出了双向双重约束损失(Dual-Constrained Top-Ranking)算法,用于同时处理模态内和模态间的差异,该算法处理跨模态 Re-ID 的结果明显优于之前的算法。多模态间 Re-ID 工作多数通过手动设计的特征选择模块来提升性能,2021 年 Chen 等^[68]提出了神经深度搜索(Neural Feature Search, NFS)方法,NFS 结合空间特征查找和微粒度查找来实现自适应过滤背景噪声,只专注人体部分。此外,该方法引导特征最小化模态差异,同时最大化类间差异。以上的跨模态 Re-ID 工作通过分别操作各个模态特征以减小多模态间的差距,Wu 等^[69]提出了多模态和模式对齐网络(Modality and Pattern Alignment Network, MPANet),该网络对不同模态间图像的细粒度特征学习的效果更好。

2.4 视角问题

2.4.1 成因简析

解决视角变化的 Re-ID 挑战是计算机视觉中另一大热点问题,视角问题影响 Re-ID 准确率,拍摄设备架设高度的差异及镜头偏向角度不同导致被拍摄的行人图像匹配困难^[70-73],另外便携式拍摄设备的不稳定也导致视角不同^[74]。图 7(a)给出了视点的变化导致成像衣服纹理变化和对图像局部的不同关注度,图 7(b)、图 7(c)给出了视点的变化导致背包等附着物占据的图像比例差距较大等情况。Re-ID 的视角问题至今还有很大的研究空间,能查阅到的文献数量较少,这是由于被拍摄图像的视角变化往往不是独立存在的,会伴随一定程度的行人图像姿势变化、阴影范围变化等,以及没有收集足够支撑视角变化研究的图像数据等,因此基于视角问题的 Re-ID 是一个综合性问题。



图7 Re-ID中的视角问题

Fig. 7 Viewpoint issues in Re-ID

2.4.2 多视角匹配

行人在不同视角下成像特征的差异较大,解决该问题的主流方法是提取不同视角下的行人特征,关联不同视角下的行人图像潜在联系。2014年Wang等^[75]为了解决数据集不完善问题,提出了personX数据集,将Re-ID的视角问题限制在36个人物角度,该方法为Re-ID解决视角问题提供了较完善的数据集。2015年Karanam等^[73]通过学习匹配不同视角人物图像的特征字典来解决不同视点下的Re-ID问题。2020年Zhu等^[76]提出了基于角度正则化的视点感知损失(Viewpoint-Aware Loss with Angular Regularization, VA-reID)方法,将所有特征映射到一个统一的子空间中,并从不同角度对特征分布进行建模和分析,该方法关注不同视点间图像的潜在关系,是一种新的针对角度的特征学习方法。有别于二维平面模型上的关键点检测,2021年Reddy等^[77]提出了TesseTrack方法,在单个端到端的三维网格学习框架内推理出多个行人的关键点的重建与关联,该方法在实现更高准确率的同时,其Re-ID准确率受摄像机视图变化的影响更小。Chen等^[78]提出了联合生成和对比学习框架,在三维网格下生成多视图GAN行人图像,将其与原始图像相结合来学习视图不变表示,以提高GAN图像质量,该方法的生成模块和对比模块相互促进,为解决多视图Re-ID挑战提供了较好的无监督方案。

2.4.3 单视角定位

单视角定位就是利用视角不变性进行行人匹配,将不同视角的行人图像数据根据角度逆向映射到同一视角,再对斑块进行局部匹配。2014年Li等^[70]提出利用滤波配对神经网络(Filter Pairing Neural Network, FPNN)进行视角不变的Re-ID研究,该方法可以自动学习行人匹配的最佳表示,同时采用两个滤波器解决不同视角问题。2014年Bak等^[71]提出了面向驱动的图像特征加权策略,通过行人对齐使用三维场景信息来消除透视失真,提供姿势线索做聚类。2016年Wu等^[72]首次提出在可穿戴摄像设备拍摄的图像数据集上进行Re-ID研究,通过在训练过程中引入三维人体骨架数据来学习视角不变的运动特征,该方法提供了一种新的视角下的数据集。2017年Gwak等^[79]提出了一种利用行人块匹配的视点不变方法,利用拍摄角度为行人图像划分的局部块分配

角度,根据角度差异来计算斑块之间的相似性,该方法考虑了局部特征之间的关系,计算斑块之间的差异性和不同身体部位之间的潜在联系。2019年Zheng等^[74]提出了三重网络(Triplet Network, TN),通过视点不变描述符一定程度上解决了在匹配时可能会造成的严重误差问题,该方法结合行人外观提高了针对视点问题的Re-ID准确率。

2.5 背景问题

2.5.1 成因简析

Re-ID是在行人检测的结果上以检测框为边界进行剪裁,得到行人图像后将整体图像作为输入,因此背景也会作为行人图像的一部分进行输入,并且研究中默认每个像素拥有一样的影响权重,背景的噪声会使得Re-ID准确率受影响。具体而言,目前主流方法大多数是利用外观检测可辨识度高的特性进行Re-ID研究,背景噪声的引入导致背景颜色相近的非目标前景距离排序靠前。本节将Re-ID技术关于背景消除的研究分为掩码消除^[80-82]和特征融合^[83-85]。掩码消除是引入掩码对背景像素进行覆盖操作,而特征融合是通过改进特征提取算法将行人特征更好地从整张图片中提取出来。

2.5.2 掩码消除

主流的处理背景噪声的方法是利用交互分割的背景去除、使用椭圆窗口的背景去除和使用局部显著性的背景去除,使用局部显著性的背景去除方法自动为数据集中的每个图像生成自适应掩码,理论上更适用于实际应用,但该方法实际存在某些失误导致效果不如手工的背景消除效果好。2016年Nguyen等^[80]提出了背景消除问题,其本质是生成逻辑掩码覆盖背景像素的过程。Yao等^[82]提出了局部特征的邻接约束策略和多样性正则化距离度量学习方法,解决了行人对齐和紧凑度量问题,但该方法对身体整体图像进行特征提取,无法获得身体局部的特征。2021年Tian等^[81]提出了变分自蒸馏(Variational Self-Distillation, VSD)模型,该模型在提取有效判别性信息的同时过滤背景等冗余性信息,使Re-ID研究的针对性和可解释性更好。

2.5.3 特征融合

特征融合是消除行人图像背景噪声的另一种处理方法,是对图像中行人身体部分进行有效提取的算法,其主流方法是利用超像素将像素级图片分割成区域级图片,以分割目标和背景。2014年Ma等^[84]结合生物特征和协方差描述符,提出了仿生特征的协方差描述符(Covariance Descriptor Based on Bio-inspired Features, gBiCov)表示方法,该方法结合度量学习可以使gBiCov的鉴别能力得到提升。2017年Le等^[83]在Nguyen等^[80]工作的基础上提出了超像素和局部显著性组合方法,该方法相比手工消除背景噪声更好地解决了行人和背景边界模糊的问题。2018年Tian等^[85]提出了行人局部引导池化(Person-region Guided Pooling, PG)网络,将行人分割成局部以学习更多的局部特征之间的关系,并提出用随机背景来增强训练数据,该方法更准确地解决了背景偏差问题。

2.6 分辨率问题

2.6.1 成因简析

在Re-ID数据集中的行人图像数据通常分辨率较高,而

实际应用中存在光照不足、雾霾天气能见度低、摄像机镜头像素低等问题,通常实际候选集是模糊图像集或是清晰度较低的视频。除此之外,行人图像被裁剪出来后需要经过拉伸或者压缩到相同大小,这个图像归一化处理的过程也会造成分辨率降低。Re-ID 研究通常在不同分辨率的行人图像间进行,因此分辨率的差异问题需要被解决。

2.6.2 分辨率已知

研究分辨率差异对 Re-ID 的影响建立在“假定行人在不同分辨率的图像上有相似的结构,且不同分辨率图像可以提取相似特征”的基础上。对于分辨率不同且已知的图像间匹配问题,研究方法是将不同分辨率的多张图片分辨率映射到一个相同值:适应高分辨率的超分辨率方法、适应低分辨率的自适应性方法以及将不同分辨率恒定到中间值。2015 年 Li 等^[86]提出在不同的分辨率图像上提取相关特征并用超分辨率(Super Resolution, SR)方法降低分辨率差异以进行特征匹配,从而达到 Re-ID 的目的。2018 年 Wang 等^[87]在自适应低分辨率下的 Re-ID(Scale-Adaptive Low Resolution Person Re-identification, SALR-REID)问题研究中提出了 Cascaded SR-GAN 框架,该方法提高了不同分辨率图像的特征提取能力。Jiao 等^[88]提出了超分辨率实体联合学习(Super-resolution and Identity joint learniNg, SING)方法,用于对图像进行预处理,该方法同时提高了图像质量和 Re-ID 准确率。

2.6.3 分辨率未知

已知待检索图像分辨率的 Re-ID 研究利用 SR 模型将低分辨率的图像转换成高分辨率的图像,但每张图像的分辨率具有不确定性或缩放比例不同会导致部分图像分辨率未知。对于分辨率未知的图像间匹配问题,研究方法是通过对抗性学习来推导分辨率不变表示。为了解决 Re-ID 中分辨率未知的挑战,2017 年 Jing 等^[89]提出了一种半耦合低秩判别学习矩阵(Semi-Coupled Low-Rank Discriminant Dictionary Learning, SLD²L)方法,该方法通过将低分辨率特征映射到高分辨率特征来解决分辨率不一致的问题。2018 年 Zhuang 等^[90]提出了深度对抗学习(Deep Antithetical Learning, DAL)框架,从自然图像空间学习分辨率的差异问题,该方法不需要图像预处理,更节省资源。2019 年 Mao 等^[91]提出了前景聚焦的超分辨率(Foreground-Focus Super-Resolution, FFSR)模型,该模型在提高行人分辨率的同时抑制背景,同时提出了恒定分辨率特征提取(Resolution-Invariant Feature Extractor, RIFE)模型,针对图像各自的分辨率采用双重注意力模块实现特征提取,将两个模型联合训练得到分辨率不变的行人特征表示。2019 年 Li 等^[92]提出了交叉分辨率的对抗性双支网络(Cross-resolution Adversarial Dual Network, CAD-Net),该方法通过对抗性学习导出了分辨率不变表示,并且对低分辨率图像缺失的部位有一定程度的补充,解决了因分辨率未知而不能使用 SR 模型的问题。2020 年 Cheng 等^[93]发现了图像 SR 和 Re-ID 之间的潜在关联知识,提出了任务间关联约束(Inter-Task Association Critic, INTACT)方法,该方法作为一种额外的学习约束,增强了高分辨率图像空间中 SR 模型与 Re-ID 的兼容性。

2.7 开放性问题

2.7.1 成因简析

以上 Re-ID 研究均存在数据集限制的问题,且未考虑长时间状态下行人会发生穿着服饰等外貌的改变。以下分类均提出了新的问题,并且在新数据集上进行研究:针对夜晚热成像下的 Re-ID^[67]、针对换衣场景下的 Re-ID^[94-98]和针对黑色服装的 Re-ID^[99]等。

2.7.2 换衣问题

Re-ID 的一个潜在的假设限制了其实验成果在实际应用中的可靠性:Re-ID 实验数据集来源于短时间内不同设备对行人的拍摄剪裁和标注,因此同一行人服装一致。然而,即使在短时间内一个试图逃避摄像头追捕的人仍可以在不相交摄像盲区改变自己的外貌特征,例如改变服装、配饰和发型等。对于换衣场景下的行人图像匹配问题,采用行人服装模板重构、行人轮廓描述的方法来处理。为了解决这一问题,2019 年 Huang 等^[98]提出换衣场景下的数据集并针对换衣场景下的 Re-ID 提出了新的评价指标:将裸露部分和服装区域分开作评价,兼顾换衣场景的复杂性和标准数据集下的普遍性。2020 年 Yang 等^[96]根据行人身体轮廓曲线相比外观颜色更可靠和易鉴别的特点,提出了基于深度学习的轮廓素描基础网络,同时提供了多服装的 Re-ID 数据集 PRCC Dataset,该方法区别于之前从外观颜色出发的 Re-ID 方案,利用轮廓信息进行匹配。2020 年 Li 等^[97]提出了未知颜色的形状提取网络(Color Agnostic Shape Extraction Network, CASE-Net)模型,用于针对体型特征解决因为衣服色彩 RGB 值、图案变化等导致 Re-ID 准确率降低的问题。2020 年 Yu 等^[99]提出换装行人数据集(Clothes Changing Person Set, COCAS),其中同一行人有多套服装模板,并且基于 COCAS 提出了仿生服装网络(Biometric-Clothes Network, BC-Net),通过提供目标图像的衣服模板和体型特征组合成行人图像再进行匹配工作,该网络有效地集成了生物特征和服装特征,该方法应用于有目击者的刑侦中时可操作性更强。2020 年 Wan 等^[94]提出了小规模的真实数据集 Real28 和一个较大规模的虚拟数据集 VC-Clothes,并基于以上数据集提出了另一种结合传统的 Re-ID 和人脸检测的评价指标。不同于文献^[94]将传统的 Re-ID 技术结合生物特征,文献^[96-97]针对短时间内行人衣物种类和身材体型变化不大的情况,利用行人的轮廓进行 Re-ID,该方法相对服装变化频率而言更稳定。2021 年 Hong 等^[95]提出了细粒度外观轮廓交互(Fine-grained Shape-Appearance Mutual, FSAM)学习框架,该框架从细粒度的行人轮廓入手研究小特征匹配,解决了 Re-ID 受行人衣着色彩影响较大的问题。

2.7.3 黑衣人问题

Re-ID 的现有成果大多建立在行人着装鲜艳且每个人的服装颜色不同的情况下,常常使用外观颜色为线索来进行匹配。然而,当色彩无法被准确捕捉时,如在光线不好的环境下或者冬季行人的着装颜色为深色尤其以黑色为主,继续使用先前的 Re-ID 方法效果不理想,研究人员将这样的问题称为“黑衣人重识别(Black Person Re-identification, Black Re-

ID)”。2020年 Xu 等^[100]首次提出了头肩自适应注意网络(Head-shoulder Adaptive Attention Network, HAA)模型,使用头部和肩部特征来辅助处理黑色服装场景下的 Re-ID,在传统 Re-ID 研究中容易被忽视的头-肩局部特征可以通过调整权重后加入到 Re-ID 方法中,该方法可扩展到其他 Re-ID 方法中。

2.7.4 跨场景问题

通常,Re-ID 的研究分为 3 个阶段,发现问题、研究学习和实验论证都在同一个数据集上,导致实验数据显示特定场景下的 Re-ID 问题得到了一定程度的优化。但是,在实际应用中数据集不断变化,需要在多个域中增量学习。以往针对特定数据集的实验方法不适用于复杂场景,2021 年 Pu 等^[101]讨论终身 Re-ID(Lifelong Person Re-Identification, LRE-ID)问题,提出自适应知识积累(Adaptive Knowledge Accumulation, AKA)框架来自动学习、更新和转移知识,解决了不同结构域之间的泛化问题,更贴合实际应用场景。

2.7.5 数据问题

Re-ID 的发展一定程度上受到了数据集的限制,常用的数据集存在数据量、数据类型错误等不足。

相同行人不同姿势的图像数量少,不利于 Re-ID 针对姿势挑战的全面研究。主流方法使用数据增强方法扩充数据,通过大量的数据对网络进行训练避免数据过拟合。利用 GAN 生成符合实验要求的图像,该方法同时解决了行人图像数据标注成本较高的问题。2017 年 Qian 等^[102]提出利用 GAN 生成一系列标准姿势行人图像,通过在图像中融合各姿势特征解决了数据集缺乏的问题。传统的 GAN 造图方法解决了样本不足的问题,但这些非监督样本所携带的判别信息少,造图生成的行人样本扭曲,没有给 Re-ID 的研究带来更多实质性的判别优化。2018 年 Liu 等^[103]提出了姿势转换框架,生成了大量有监督的行人样本,可以更好地解决样本不足的问题。

为了解决跨模态的 Re-ID 研究,2018 年 Dai 等^[55]提出了 cmGAN 网络,该模型首次采用 GAN 来解决 RGB 和红外交叉模态 Re-ID 问题。2017 年 Zhu 等^[104]提出了 CycleGAN 算法,用于进行数据增强,该算法提出利用无匹配数据图像模拟跨场景的行人数据。2018 年 Zhong 等^[105]通过改进 CycleGAN 算法来进行数据增强,同时引入噪声进行训练来解决跨摄像头的 Re-ID 问题。该方法的缺点是针对每对摄像头训练一个 CycleGAN,开销过大。跨摄像头识别的难度和实践意义不及跨域识别,跨域识别是将同一行人在不同场景下的特征迁移^[106-107]。Deng 等^[106]融合优化后的 CycleGAN 算法以及控制正负样本对远近的 SiaNet 网络,提出了 SPGAN 网络,该方法通过 GAN 造图缩小相同行人的域间距离,放大不同行人的域间距离。Wei 等^[107]提出了行人迁移 GAN(Person Transfer GAN, PTGAN)网络,同样利用 CycleGAN 进行造图,不同点在于其目的是避免标注成本过高,将有标签的数据集迁移到无标签的数据集上。

大量数据标注错误会直接影响实验结果,为了降低标注错误对实验结果的干扰,越来越多的研究人员开始无监督的

Re-ID 工作,从源头解决数据标注成本高、易错的问题。无监督的 Re-ID 工作分为两种:第一种是以 GAN 为代表的半监督 Re-ID 方法^[107-110],在有标签的数据集中进行预训练再将训练好的模型迁移到无标签的数据集;第二种是完全无监督方法^[111-114],使用未标记数据实现模型的训练。完全无监督的 Re-ID 在无匹配无标签的跨域数据集中学习相同行人的特征,较半监督 Re-ID 更具有挑战性。

对于一些较为新颖的 Re-ID,标准数据集存在的数据类型不满足该实验需求,不足以支撑实验的开展,研究人员需自行采集数据制作数据集,如换衣 Re-ID^[94-99]和 Black Re-ID^[100]等,由研究人员采集和构建合适的实验数据集。

3 泛化性方法

Re-ID 在实际应用中遇到的问题通常不是相互独立的,复杂场景下的 Re-ID 工作会遇到多重挑战。经过对大量综述文章的阅读,我们总结出了一些现存的研究方法,可以同时解决多领域下的问题。本文总结了可以同时解决 Re-ID 面临的多个挑战的方法,如表 1 所列。

表 1 泛化性 Re-ID 方法

Table 1 Generalized Re-ID methods

方法	姿势	遮挡	照明	视角	背景	分辨率
BiCov Representation ^[84]			✓		✓	
Spindle Net ^[34]	✓	✓				
Learning Mid-level Filters ^[115]			✓	✓		
Diversity Regularized Distance Metric Learning ^[82]	✓			✓		
People Group Representation and A Group Matching Algorithm ^[113]		✓			✓	
Pose-Guided Feature Alignment ^[114]	✓	✓				
Pose-guided Visible Part Matching ^[116]	✓	✓				
A Mask Based Deep Ranking Neural Network ^[117]	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Pose-aware Multi-shot Matching ^[23]	✓			✓		
Approach Based on the Nonlinear Manifold Embedding ^[118]	✓		✓			
Filter Pairing Neural Network ^[70]	✓	✓	✓		✓	
Pose Priors And Subject-Discriminative Features ^[72]	✓			✓		
Histogram Plus Epitome ^[119]	✓	✓	✓			✓
Superpixel-Based Background Removal ^[82]	✓				✓	
Unsupervised Saliency Learning ^[120]	✓			✓		

由表 1 可知,Re-ID 中着手解决实际挑战的研究主要集中在姿势和遮挡问题中,对不同分辨率问题的研究较少。其主要原因在于,标准数据集来自同一批架设的同配置相机,同一数据集中较少有不同分辨率的图像。

4 未来研究方向

本文从实际应用出发,开展对 Re-ID 的研究。我们将 Re-ID 实际应用中会遇到的挑战分为以下几类:首先从行人自然姿态的不同和检测算法精度差异两个角度介绍了 Re-ID 的姿态问题;其次根据固定遮挡和前景遮挡两种不同的遮挡方式介绍了 Re-ID 的遮挡问题;然后针对不同照明和多模态相机两种常见问题介绍了 Re-ID 的照明问题;最后从角度

问题、背景问题和分辨率问题 3 个方面来介绍 Re-ID 的不同处理方式。除此之外,近年来发表了许多新颖且重要的论题,我们在开放性问题中进行了讨论。

近年来 Re-ID 技术发展迅速,在实验阶段取得了不错的学术成果,但仍存在一些在挑战有待进一步的研究。

(1)数据集。Re-ID 技术在几个大规模的标准数据集上取得了阶段性成果,但是仍存在一些在标准数据集上无法处理的问题,例如针对换衣场景、真实多源场景等问题的研究方法存在没有标准数据集、实验数据的比对针对性不强的问题。因此,在真实多源任务的标准数据集上数据的收集和创建问题亟待解决。

(2)数据标注。对 Re-ID 的样本标注是一个开销较大的任务,在实验中应该尽量使用少量标注或无标注的样本学习网络模型。在未来的研究中,基于半监督或无监督学习的 Re-ID 研究是一项工作重点。

(3)跨域识别。在实际应用的 Re-ID 场景中,需要同时处理多个实验阶段的单一挑战域,例如不同分辨率常见于不同批次架设的镜头、时间地点的改变导致光照和环境不同等问题同时存在且常见。Re-ID 系统需具备应对多挑战的自动处理机制,这是未来研究须解决的问题。

(4)复杂场景识别。嫌疑人往往选择夜间照明条件不好的时间点或有明显遮挡物的地点出行,以试图躲避被拍摄。若要将 Re-ID 方法应用到刑侦中,复杂场景下的 Re-ID 是未来要解决的问题。

(5)合成图像与真实图像之间的差异性。目前 Re-ID 中对于数据集不足的解决方法之一是使用合成图像,合成图像在一定程度上可以解决特定问题,但是由于合成图像有意规避了干扰因素,因此其不足以替代实际应用中的真实图像。使用合成图像时应进行相应的预处理工作,以弥补与真实行人图像之间的差异。

(6)模型自动更新。Re-ID 的算法模型层出不穷,针对每一类挑战的网络模型往往有较多的相似之处,应该做到低成本高效率的 Re-ID,例如微调现存网络模型,使其能应用到新的拍摄场景,或利用新数据优化之前的模型等。

结束语 本文围绕行 Re-ID 在实际应用中会遇到的问题,梳理了 2010-2021 年 Re-ID 方面的主要研究,针对实际应用中遇到的问题进行分类,介绍了每种类型的问题及现有解决方案,继而总结了解决多挑战问题的方法,最后讨论了 Re-ID 未来的研究方向。综上,本文对复杂场景中存在的实际挑战作为分类依据的 Re-ID 进行了综述,有望为未来 Re-ID 系统的深入研究提供重要指导。

参考文献

- [1] GONG S, XIANG T. Person re-identification[M]// Visual Analysis of Behaviour. London: Springer, 2011: 301-313.
- [2] SHEN X, HERTZMANN A, JIA J, et al. Automatic portrait segmentation for image stylization[C]// Computer Graphics Forum. 2016, 35(2): 93-102.
- [3] SAVARESE P, KIM S S Y, MAIRE M, et al. Information-Theoretic segmentation by inpainting error maximization[J]. arXiv: 2012. 07287, 2020.
- [4] KE L, TAI Y W, TANG C K. Deep Occlusion-aware instance segmentation with overlapping BiLayers[J]. arXiv: 2103. 12340, 2021.
- [5] WEI S E, RAMAKRISHNA V, KANADE T, et al. Convolutional pose machines[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016: 4724-4732.
- [6] PAPANDREOU G, ZHU T, KANAZAWA N, et al. Towards accurate multi-person pose estimation in the wild[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2017: 4903-4911.
- [7] FIERARU M, KHOREVA A, PISHCHULIN L, et al. Learning to refine human pose estimation[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018: 205-214.
- [8] YANG W, LI S, OUYANG W, et al. Learning feature pyramids for human pose estimation[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2017: 1281-1290.
- [9] NEWELL A, YANG K, DENG J. Stacked hourglass networks for human pose estimation[C]// European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2016: 483-499.
- [10] SALEH F, ALIAKBARIAN S, SALZMANN M, et al. Artist: Autoregressive trajectory inpainting and scoring for tracking [J]. arXiv: 2004. 07482, 2020.
- [11] HUANG Y, ZHU F, ZENG Z, et al. Sqe: a self quality evaluation metric for parameters optimization in multi-object tracking [C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2020: 8306-8314.
- [12] SHUAI B, BERNESHAWI A, WANG M, et al. Application of multi-object tracking with siamese track-rcnn to the human in events dataset[C]// Proceedings of the 28th ACM International Conference on Multimedia. 2020: 4625-4629.
- [13] WU J, CAO J, SONG L, et al. Track to detect and segment: An online multi-object tracker[J]. arXiv: 2103. 08808, 2021.
- [14] ZHANG C L, LIU X X, WU J. Towards real-time action recognition on mobile devices using deep models [J]. arXiv: 1906. 07052, 2019.
- [15] MARRIOTT R T, ROMDHANI S, CHEN L. A 3D GAN for improved large-pose facial recognition [J]. arXiv: 2012. 10545, 2020.
- [16] MENG Q, ZHAO S, HUANG Z, et al. MagFace: A universal representation for face recognition and quality assessment [J]. arXiv: 2103. 06627, 2021.
- [17] CAI Q, AGGARWAL J K. Tracking human motion using multiple cameras[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 1996: 68-72.
- [18] ZHENG W S, GONG S, XIANG T. Person re-identification by probabilistic relative distance comparison [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2011: 649-656.
- [19] YI D, LEI Z, LIAO S, et al. Deep metric learning for person re-identification [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Com-

- puter Vision and Pattern Recognition, 2014:34-39.
- [20] VEZZANI R, CUCCHIARA R. Person re-identification[M]. Springer Publishing Company, Incorporated, 2014.
- [21] FARENZENA M, BAZZANI L, PERINA A, et al. Person re-identification by symmetry-driven accumulation of local features [C] // 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2010:2360-2367.
- [22] AZIZ K E, MERAD D, FERTIL B. Person re-identification using appearance classification [C] // International Conference Image Analysis and Recognition, Berlin: Springer, 2011: 170-179.
- [23] CHO Y J, YOON K J. Improving person re-identification via pose-aware multi-shot matching[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 1354-1362.
- [24] HE T, SHEN X, HUANG J, et al. Partial Person Re-Identification With Part-Part Correspondence Learning[C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021:9105-9115.
- [25] MOON G, CHANG J Y, LEE K M. Camera Distance-Aware Top-Down Approach for 3D Multi-Person Pose Estimation From a Single RGB Image[C] // 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2020:10133-10142.
- [26] ZHEN J, FANG Q, SUN J, et al. SMAP: Single-Shot Multi-Person Absolute 3D Pose Estimation[J]. European Conference on Computer Vision, Cham: Springer, 2020:550-566.
- [27] CHENG Y, WANG B, YANG B, et al. Monocular 3D Multi-Person Pose Estimation by Integrating Top-Down and Bottom-Up Networks[C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021:7649-7659.
- [28] ZHENG Z, ZHENG L, YANG Y. Pedestrian alignment network for large-scale person re-identification[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2018, 29(10):3037-3045.
- [29] ZHENG L, HUANG Y, LU H, et al. Pose-invariant embedding for deep person re-identification [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(9):4500-4509.
- [30] WEI L, ZHANG S, YAO H, et al. GLAD: Global-local-alignment descriptor for scalable person re-identification[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2018, 21(4):986-999.
- [31] LIU X, ZHANG P, YU C, et al. Watching You: global-guided reciprocal learning for video-based person re-identification[J]. arXiv:2103.04337, 2021.
- [32] YANG F, ZHONG Z, LUO Z, et al. Joint noise-tolerant learning and meta camera shift adaptation for unsupervised person Re-Identification[J]. arXiv:2103.04618, 2021.
- [33] LI Y, HE J, ZHANG T, et al. Diverse Part Discovery: Occluded Person Re-Identification With Part-Aware Transformer [C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021:2898-2907.
- [34] ZHAO H, TIAN M, SUN S, et al. Spindle net: Person re-identification with human body region guided feature decomposition and fusion[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017:1077-1085.
- [35] CHENG D S, CRISTANI M. Person re-identification by articulated appearance matching[M] // Person Re-Identification. London: Springer, 2014:139-160.
- [36] CHENG D S, CRISTANI M, STOPPA M, et al. Custom pictorial structures for re-identification[C] // British Machine Vision Conference, 2011.
- [37] SARFRAZ M S, SCHUMANN A, EBERLE A, et al. A pose-sensitive embedding for person re-identification with expanded cross neighborhood re-ranking[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 420-429.
- [38] SU C, LI J, ZHANG S, et al. Pose-driven deep convolutional model for person re-identification[C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017:3960-3969.
- [39] ZHUO J, CHEN Z, LAI J, et al. Occluded person re-identification[C] // International Conference on Multimedia and Expo, 2018:1-6.
- [40] ZHENG W S, LI X, XIANG T, et al. Partial person re-identification[C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015:4678-4686.
- [41] HE L, LIANG J, LI H, et al. Deep spatial feature reconstruction for partial person re-identification: Alignment-free approach [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018:7073-7082.
- [42] SUN Y, XU Q, LI Y, et al. Perceive where to focus: Learning visibility-aware part-level features for partial person re-identification[C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019:393-402.
- [43] LUO H, JIANG W, FAN X, et al. StnRe-ID: Deep convolutional networks with pairwise spatial transformer networks for partial person re-identification[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2020, 22(11):2905-2913.
- [44] ZHONG Z, ZHENG L, KANG G, et al. Random erasing data augmentation[C] // Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(7):13001-13008.
- [45] HOU R, MA B, CHANG H, et al. Vrstc: Occlusion-free video person re-identification [C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 7183-7192.
- [46] HE L, WANG Y, LIU W, et al. Foreground-aware pyramid reconstruction for alignment-free occluded person re-identification [C] // Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019:8450-8459.
- [47] WANG G, YANG S, LIU H, et al. High-order information matters: Learning relation and topology for occluded person re-identification[C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020:6449-6458.
- [48] KVIATKOVSKY I, ADAM A, RIVLIN E. Color invariants for person Re-Identification [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 35(7):1622-1634.
- [49] BHUIYAN A, PERINA A, MURINO V. Exploiting multiple detections to learn robust brightness transfer functions in re-

- identification systems[C]// IEEE International Conference on Image Processing. 2015;2329-2333.
- [50] YE M, LAN X, LI J, et al. Hierarchical discriminative learning for visible thermal person re-identification[C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2018; 7501-7508.
- [51] WU A, ZHENG W S, YU H X, et al. RGB-infrared cross-modality person re-identification[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2017;5380-5389.
- [52] LIU H, CHENG J, WANG W, et al. Enhancing the discriminative feature learning for visible-thermal cross-modality person re-identification[J]. *Neurocomputing*, 2020, 398: 11-19.
- [53] ZHANG S, YANG Y, WANG P, et al. Attend to the difference: cross-modality person re-identification via contrastive correlation [J]. *arXiv:1910.11656*, 2019.
- [54] HAO Y, WANG N, GAO X, et al. Dual-alignment feature embedding for cross-modality person re-identification [C]// Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia. 2019;57-65.
- [55] DAI P, JI R, WANG H, et al. Cross-modality person re-identification with generative adversarial training [C]// International Joint Conference on Artificial Intelligence. 2018;677-683.
- [56] XIANG X, LV N, YU Z, et al. Cross-modality person re-identification based on dual-path multi-branch network[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2019, 19(23):11706-11713.
- [57] HAO Y, WANG N, LI J, et al. HSME: hypersphere manifold embedding for visible thermal person re-identification[C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2019, 33(1):8385-8392.
- [58] ZHAO Y B, LIN J W, XUAN Q, et al. HPILN: a feature learning framework for cross-modality person re-identification[J]. *IET Image Processing*, 2019, 13(14):2897-2904.
- [59] YE M, LAN X, LENG Q. Modality-aware collaborative learning for visible thermal person re-identification[C]// Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia. 2019; 347-355.
- [60] ZHU Y, YANG Z, WANG L, et al. Hetero-center loss for cross-modality person re-identification [J]. *Neurocomputing*, 2020, 386:97-109.
- [61] YE M, LAN X, WANG Z, et al. Bi-directional center-constrained top-ranking for visible thermal person re-identification[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2019, 15: 407-419.
- [62] KANG J K, HOANG T M, PARK K R. Person re-identification between visible and thermal camera images based on deep residual CNN using single input[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 57972-57984.
- [63] WANG Z, WANG Z, ZHENG Y, et al. Learning to reduce dual-level discrepancy for infrared-visible person re-identification [C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2019;618-626.
- [64] TEKELI N, BURAK C A. Distance based training for cross-modality person re-identification[C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops. 2019;4540-4549.
- [65] BASARAN E, GÖKMEK M, KAMASAK M E. An efficient framework for visible-infrared cross modality person re-identification[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2020, 87: 115933.
- [66] KAI J, ARENS M. Local Feature Based Person Reidentification in Infrared Image Sequences[C]// Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS), 2010 Seventh IEEE International Conference on. IEEE, 2010.
- [67] YE M, WANG Z, LAN X, et al. Visible thermal person re-identification via dual-constrained top-ranking [C]// International Joint Conference on Artificial Intelligence. 2018.
- [68] CHEN Y, WAN L, LI Z, et al. Neural Feature Search for RGB-Infrared Person Re-Identification [C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2021;587-597.
- [69] WU Q, DAI P, CHEN J, et al. Discover Cross-Modality Nuances for Visible-Infrared Person Re-Identification. [C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2021;4330-4339.
- [70] LI W, ZHAO R, XIAO T, et al. DeepRe-ID: Deep filter pairing neural network for person re-identification[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2014;152-159.
- [71] BAK S, ZAIDENBERG S, BOULAY B, et al. Improving person re-identification by viewpoint cues[C]// 2014 11th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance. 2014;175-180.
- [72] WU Z, LI Y, RADKE R J. Viewpoint invariant human re-identification in camera networks using pose priors and subject-discriminative features[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2014, 37(5):1095-1108.
- [73] KARANAM S, LI Y, RADKE R J. Person re-identification with discriminatively trained viewpoint invariant dictionaries [C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2015;4516-4524.
- [74] ZHENG K, FAN X, LIN Y, et al. Learning view-invariant features for person identification in temporally synchronized videos taken by wearable cameras[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2017;2858-2866.
- [75] WANG T, GONG S, ZHU X, et al. Person re-identification by video ranking[C]// European Conference on Computer Vision. 2014;688-703.
- [76] ZHU Z, JIANG X, ZHENG F, et al. Aware loss with angular regularization for person re-identification[C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2020; 13114-13121.
- [77] REDDY N D, GUIGUES L, PISHCHULIN L, et al. TesseTrack: End-to-End Learnable Multi-Person Articulated 3D Pose Tracking[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2021;15190-15200.
- [78] CHEN H, WANG Y, LAGADEC B, et al. Joint Generative and

- Contrastive Learning for Unsupervised Person Re-identification [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2021:2004-2013.
- [79] GWAK J, PARK G, JEON M. Viewpoint Invariant Person Re-Identification for Global Multi-Object Tracking with Non-Overlapping Cameras[J]. KSII Transactions on Internet and Information Systems. 2017;11(4):2075-2092.
- [80] NGUYEN T B, VAN PHU P, LE T L, et al. Background removal for improving saliency-based person re-identification [C]//2016 Eighth International Conference on Knowledge and Systems Engineering. 2016:339-344.
- [81] TIAN X, ZHANG Z, LIN S, et al. Farewell to Mutual Information: Variational Distillation for Cross-Modal Person Re-Identification[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2021:1522-1531.
- [82] YAO W, WENG Z, ZHU Y. Diversity regularized metric learning for person re-identification[C]//2016 IEEE International Conference on Image Processing. 2016:4264-4268.
- [83] LE C V, HONG Q N, QUANG T T, et al. Superpixel-based background removal for accuracy salience person re-identification[C]//2016 IEEE International Conference on Consumer Electronics-Asia. 2016:1-4.
- [84] MA B, SU Y, JURIE F. Covariance descriptor based on bio-inspired features for person re-identification and face verification [J]. Image and Vision Computing, 2014, 32(6/7):379-390.
- [85] TIAN M, YI S, LI H, et al. Eliminating background-bias for robust person re-identification[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018:5794-5803.
- [86] LI X, ZHENG W S, WANG X, et al. Multi-scale learning for low-resolution person re-identification[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2015:3765-3773.
- [87] WANG Z, YE M, YANG F, et al. Cascaded SR-GAN for scale-adaptive low resolution person re-identification[C]//International Joint Conference on Artificial Intelligence. 2018:3891-3897.
- [88] JIAO J, ZHENG W S, WU A, et al. Deep low-resolution person re-identification[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2018:6967-6974.
- [89] JING X Y, ZHU X, WU F, et al. Super-resolution person re-identification with semi-coupled low-rank discriminant dictionary learning[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2015:695-704.
- [90] ZHUANG Z, AI H, CHEN L, et al. Cross-resolution person re-identification with deep antithetical learning[C]//Asian Conference on Computer Vision. Cham:Springer, 2018:233-248.
- [91] MAO S, ZHANG S, YANG M. Resolution-invariant person re-identification[J]. arXiv:1906.09748, 2019.
- [92] LI Y J, CHEN Y C, LIN Y Y, et al. Recover and identify: A generative dual model for cross-resolution person re-identification [C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2019:8090-8099.
- [93] CHENG Z, DONG Q, GONG S, et al. Inter-task association critic for cross-resolution person re-identification[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2020:2605-2615.
- [94] WAN F, WU Y, QIAN X, et al. When person re-identification meets changing clothes [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. 2020:830-831.
- [95] HONG P, WU T, WU A, et al. Fine-Grained Shape-Appearance Mutual Learning for Cloth-Changing Person Re-Identification [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2021:10513-10522.
- [96] YANG Q, WU A, ZHENG W S. Person re-identification by contour sketch under moderate clothing change[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2019, 43(6):2029-2046.
- [97] LI Y J, LUO Z, WENG X, et al. Learning Shape Representations for Clothing Variations in Person Re-Identification[J]. arXiv:2003.07340, 2020.
- [98] HUANG Y, WU Q, XU J, et al. Celebrities-Re-ID: A benchmark for clothes variation in long-term person re-identification[C]//2019 International Joint Conference on Neural Networks. 2019:1-8.
- [99] YU S, LI S, CHEN D, et al. Cocas: A large-scale clothes changing person dataset for re-identification[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2020:3400-3409.
- [100] XU B, HE L, LIAO X, et al. Black re-id: A head-shoulder descriptor for the challenging problem of person re-identification [C]//Proceedings of the 28th ACM International Conference on Multimedia. 2020:673-681.
- [101] PU N, CHEN W, LIU Y, et al. Lifelong person re-identification via adaptive knowledge accumulation [J]. arXiv:2103.12462, 2021.
- [102] QIAN X, FU Y, XIANG T, et al. Pose-normalized image generation for person re-identification[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision. 2018:650-667.
- [103] LIU J, NI B, YAN Y, et al. Pose transferrable person re-identification[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018:4099-4108.
- [104] ZHU J Y, PARK T, ISOLA P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2017:2223-2232.
- [105] ZHONG Z, ZHENG L, ZHENG Z, et al. Camera style adaptation for person re-identification[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018:5157-5166.
- [106] DENG W, ZHENG L, YE Q, et al. Image-image domain adaptation with preserved self-similarity and domain-dissimilarity for person re-identification[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018:994-1003.

- [107] WEI L, ZHANG S, GAO W, et al. Person transfer gan to bridge domain gap for person re-identification[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018;79-88.
- [108] FAN H, ZHENG L, YAN C, 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.
- [109] FU Y, WEI Y, WANG G, et al. Self-similarity grouping: A simple unsupervised cross domain adaptation approach for person re-identification[C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2019;6112-6121.
- [110] YU H X, ZHENG W S, WU A, et al. Unsupervised person re-identification by soft multilabel learning[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2019;2148-2157.
- [111] DAI Z, WANG G, YUAN W, et al. Cluster Contrast for Unsupervised Person Re-Identification[J]. arXiv;2103.11568, 2021.
- [112] WANG J, ZHU X, GONG S, et al. Transferable joint attribute-identity deep learning for unsupervised person re-identification [C]// Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2018;2275-2284.
- [113] ZHENG W S, GONG S, XIANG T. Associating Groups of People[C]// BMVC. 2009;1-11.
- [114] MIAO J, WU Y, LIU P, et al. Pose-guided feature alignment for occluded person re-identification[C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2019;542-551.
- [115] ZHAO R, OUYANG W, WANG X. Learning mid-level filters for person re-identification[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2014;144-151.
- [116] GAO S, WANG J, LU H, et al. Pose-guided visible part matching for occluded person Re-ID[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2020;11744-11752.
- [117] QI L, HUO J, WANG L, et al. A mask based deep ranking neural network for person retrieval[C]// 2019 IEEE International Conference on Multimedia and Expo. 2019;496-501.
- [118] TUNÇ B, GÖKMEN M. Manifold learning for face recognition under changing illumination[J]. Telecommunication Systems, 2011, 47(3):185-195.
- [119] BAZZANI L, CRISTANI M, PERINA A, et al. Multiple-shot person re-identification by chromatic and epitomic analyses[J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(7):898-903.
- [120] ZHAO R, OUYANG W, WANG X. Unsupervised saliency learning for person re-identification [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2013;3586-3593.



ZHANG Min, born in 1996, postgraduate, is a member of China Computer Federation. Her main research interests include big data analysis and technology.



YU Zeng, born in 1983, Ph.D, assistant researcher, is a member of China Computer Federation. His main research interests include data mining, deep learning and computer vision.

(责任编辑:喻黎)