doi:10.3969/j.issn.1673-9833.2025.04.005

复杂环境下的行人重识别方法

谭泽桓,朱文球

(湖南工业大学 计算机学院,湖南 株洲 412007)

摘 要:针对行人重识别技术在实际应用中常常因为特征遮挡而导致识别率不高的问题,提出了一种复杂环境下行人防遮挡重识别方法,其由全局和局部特征提取两部分组成。以ResNet-50网络为主干网络,首先, 在全局特征提取使用特征感知注意力机制对全局特征进行提取;然后,在局部分支使用特征分割空间的方法 进行局部特征提取;最后,通过多尺度双向金字塔网络进行特征融合。在常用遮挡行人数据集 Market-1501 等上进行了实验,验证了论文所提出方法的有效性,且提升了行人重识别效果。

关键词:行人重识别;目标检测;特征融合;全局特征;局部特征
中图分类号:TP391
文献标志码:A
文章编号:1673-9833(2025)04-0035-06
引文格式:谭泽桓,朱文球.复杂环境下的行人重识别方法 [J]. 湖南工业大学学报,2025,39(4):35-40.

A Pedestrian Re-Identification Method in Complex Environments

TAN Zehuan, ZHU Wenqiu

(College of Computer, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China)

Abstract: In view of the flaw that pedestrian re-identification technology is characterized with a low recognition rate due to feature occlusion in practical applications, a complex environment pedestrian defense occlusion re-identification method has thus been proposed, which consists of two parts: global and local feature extraction. Firstly, with ResNet-50 network as the backbone network, feature aware attention mechanism is used for a global feature extraction to extract global features; subsequently, the method of feature segmentation space is used for the local feature extraction in the local area; finally, feature fusion is performed through a multi-scale bidirectional pyramid network. Experiments are to be conducted on commonly used pedestrian occlusion datasets such as Market-1501, etc. which verifies the effectiveness of the proposed method and improves the effectiveness of pedestrian re-identification.

Keywords: pedestrian re-identification; target detection; feature fusion; global feature; local feature

1 研究背景

行人重识别技术^[1] 是应对跨场景、跨摄像头条 件下行人识别挑战的一种创新解决方案。在计算机视 觉的广阔领域中,它占据了举足轻重的地位,成为研 究者们深入探索的重要课题。该技术不仅在自动驾驶 领域发挥着至关重要的作用,助力车辆准确识别行 应用中也展现出其独特价值,有效提升了监控系统的 智能化水平和活动分析的精准度。 行人重识别的挑战在于不同摄像头下的光照变

人,保障行驶安全;同时,在视频监控和活动分析等

化、遮挡、姿态变化、背景杂乱以及行人之间的相似 性。这些因素使得同一行人在不同场景中外观差异显 著,同时也可能导致不同行人在同一场景下外观高度

基金项目:湖南省教育厅科学研究基金资助项目(23A0423)

作者简介:谭泽桓,男,湖南工业大学硕士生,主要研究方向为计算机视觉,目标跟踪,E-mail: 363908252@qq.com

收稿日期: 2024-10-21

通信作者:朱文球,男,湖南工业大学教授,硕士生导师,主要研究方向为计算机视觉,数字图像处理,生物特征识别,

相似。为了解决这些问题,研究人员已经提出了多种 解决方案,这些方法可以大致被归类为3个主要方向: 基于全局特征的方法、基于局部特征的方法以及多特 征融合的方法。

基于全局特征的方法,其核心在于通过网络提取 出包含行人全面信息的特性。在推理阶段,该方法展 现出卓越的性能,计算速度极快。然而,它也容易受 到行人姿态变化、遮挡等不利因素的影响。张涛等^[2] 提出在三元组损失函数的基础上进行优化,引入了一 个类内距离项,以改进原有的模型。这一改进旨在同 时实现两个目标:在增大不同类别样本之间的距离 (即类间距离)的同时,也减小同一类别内部样本之 间的距离(即类内距离)。通过调整,改进后的三元 组损失函数能够更有效地促进样本在特征空间中的 聚类效果,提高模型的分类和识别性能。但全局特征 提取过程中,噪声区域会对全局特征造成极大的干 扰,影响识别准确性。

基于局部特征的方法提供了更大的灵活性,可以 手动或自动聚焦于行人身体的关键局部区域,如骨 架、姿势和身体部位。由于精确地捕捉到了这些关 键区域,这些方法对干扰表现出更强的鲁棒性。张晓 伟等⁽³⁾建议对传统的三元组损失函数进行优化改进, 即在原有框架内引入一个类内距离项。这样的改进旨 在使优化后的三元组损失函数在有效扩大不同类别 之间距离的同时,也能减少同一类别内部样本之间的 距离,从而提升模型对类别的区分能力和对同类数据 的聚合能力。闫昊雷等⁽⁴⁾使用残差网络从图像中提 取特征;在获得这些特征后,应用水平分割来捕获局 部特征;随后,通过注意力引导网络融合了这些局部 特征之间的关系;最后,使用难采样三元组损失函数 和交叉熵损失函数对模型进行训练。局部特征提取需 要更复杂的网络和算法支持,如姿态估计、关键点定 位等,增加了实现的难度和计算成本。

基于全局和局部特征融合的方法则兼顾了二者的优点,进一步提高了网络模型识别率。朱小波^[5]对整幅行人图像提取方向梯度(HOG)直方图特征和HSV(hue saturation value)直方图特征,首先是整体特征,再从滑动窗口中获得色彩命名(CN)特征和二个尺度的尺度不变局部三元模式(SILTP)特征。熊炜等^[6]通过从卷积层和池化层中多次提取的网络深度特性,在空间层面改善网络特性,并利用合并后的深度特性作为行人图像的全局特征属性。

本文提出一种基于全局和局部特征融合的抗遮 挡的行人重识别方法:1)全局特征提取部分提出了 特征感知注意力机制进行全局特征的提取,通过研 究特征节点之间的关系获取全局结构信息,达到增 强特征表示能力的目标;2)对局部特征提取部分采 用遮挡感知交叉熵损失,通过对遮挡样本分类处理, 对结果进行计算得出遮挡程度,最后根据遮挡程度算 出自适应权重,并与传统的交叉熵损失相结合重新加 权;3)最后提出多尺度特征网络架构将全局特征和 局部特征进行特征融合,通过对多尺度的特征融合、 动态的特征权重分配以及优化的跨尺度连接等方式, 显著提升了目标检测的准确率和效率。可以对被遮挡 的行人进行更全面的描述。

2 改进后的 YOLOv8 网络框架

2.1 网络框架

网络整体框架如图1所示。





如图 1 所示,模型采用 ResNet-50^[7] 为主干网络, 通过 ResNet-50 网络将输入图像分为全局特征提取分 支和局部特征提取分支,全局特征提取分支通过在 ResNet-50 第四阶段使用特征感知注意力机制(feature aware attention, FAA),通过对特征关键节点进行关联堆叠得到全局特征,局部特征提取分支采用特征

分割的方法在 ResNet-50 第一、二、三阶段得到不同 尺度的局部特征。最后通过多尺度特征融合得到融合 特征,该模型通过将局部与全局特征融合的方式增强 鲁棒性。

2.2 特征感知注意力模块

鉴于摄像头位置、拍摄时刻及行人姿态等多种因素的干扰,图像中行人的可见区域往往较小,而遮挡物则占据了较大比例。对于这类部分遮挡的行人图像,若仅依赖基础的 ResNet-50 网络提取全局特征,所得到的特征不仅代表性不足,还容易掺杂干扰信息。在 ResNet-50 的第四阶段嵌入一种新的特征感知注意力机制,该模块首先在输入图像中提取出特征图,为了能获取全局结构信息,通过 FAA 模块将特征图中的每个节点根据相关性堆叠起来,通过一个浅层的神经网络(1×1卷积)学习出注意力权重,再通过 softmax 函数^[8]进行归一化,在 softmax 中加入温度参数 *T*,以便于通过该参数 *T* 来控制注意力权重的分布,初始 *T* 值设置为 1,然后将 *T* 值调整范围设置为 [0.5, 2.0],每 10 个 epcho 后进行一次调整,步长为 0.1,适应不同的场景及任务,具体如式(1)所示。

$$softmax(z_i) = e^{z_i/T} / \sum_{i=1}^{K} e^{z_i/T}$$
 (1)

式中: *z_i*为模型对于第*i*个类别的得分,得分越高, 说明模型认为输入样本属于该类别的可能性越大; *K* 为分类的类别数。

全局分支采用困难三元组^[9]损失函数,如式(2) 所示。

$$L_{g} = \sum_{i=1}^{N} \left[\left\| \boldsymbol{F}_{a,i} - \boldsymbol{F}_{p,i} \right\|_{2}^{2} - \left\| \boldsymbol{F}_{a,i} - \boldsymbol{F}_{n,i} \right\|_{2}^{2} + \beta \right]_{+} \circ \qquad (2)$$

式中: F_a 、 F_n 、 F_p 分别为锚点样本(anchor)、正例 样本(positive)、负例样本(negative)的特征向量 表示; β 为一个超参数,确保锚样本与正样本的距离 和锚样本与负样本的距离之间有一个最小的间隔。

2.3 局部特征提取

2.3.1 局部特征划分

在降低行人重识别难度方面,聚焦于关键区域的 特征提取能够显著减少行人复杂化的不利影响。为 此,课题组设计了局部分支,该分支依据人体自然结 构,对人体特征进行分割。

具体而言,局部分支首先接收由主干网络精心提 取的特征图 *A* 作为输入。随后,为了深入捕捉局部 细节,对特征图 *A* 进行了精细的横向与纵向均匀分割, 共划分为 9 个等大的区域。针对这 9 个区域,分别应 用全局池化技术和 1×1 的卷积操作,以高效提取并 整合各区域的局部特征,最终得到一组包含丰富信息 的局部特征集合 $\{h_1, h_2, \dots, h_9\}$ 。

在进一步选择时,特别关注了人体中具有高度辨 识度的区域——头部、手部和腿部。这些区域在行人 识别中扮演着至关重要的角色,因此,课题组选择了 对应的特征块 h₂、h₄、h₆、h₇、h₉作为局部分支的重 点关注对象。如图 2 所示,这种针对性的局部特征提 取策略,使得模型能够更加精准地捕捉行人的独特特 征,从而在复杂的场景中实现更为准确和高效的行人 重识别。



图 2 局部分支分割图 Fig. 2 Local branch division image

1.3.2 遮挡感知交叉熵函数

局部分支采用的是遮挡感知交叉熵损失函数,传 统的交叉熵损失函数如式(3)所示。

$$L\left(y, \, \widehat{y}\right) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left[y_i \log\left(\widehat{y_i}\right) + (1 - y_i) \log\left(1 - \widehat{y_i}\right)\right]_{\circ} \quad (3)$$

因为在一个样本数为 N 的批量训练中,交叉熵 损失时的权重是相同的,因此无法降低遮挡样本对 交叉熵损失的影响。因此,本方法提出了遮挡感知 交叉熵损失,目的是在训练时根据每个训练样本的 遮挡程度估计,给遮挡样本的损失分配更低的权重, 降低遮挡样本对交叉熵损失的影响。具体来说,为 了根据估计的遮挡程度获得更好的损失权重。首先, 通过式(4)~(6)得到通过局部特征得到的软标签 来评估输入图像 x_i 的遮挡程度 φ_i 。

$$\varphi_i = \sum_{j=1}^{C} h_{iy_j}^j \Big| C_{\circ}$$
(4)

式中: $h_{y_i}^j$ 为使用分类器计算出每个局部特征的软标签中 y_i 的概率值; C为局部特征数,本文中C=5。

$$\delta_{i} = \sum_{j=1}^{C} \left(h_{iy_{i}}^{j} - \mu_{i} \right)^{2} / C$$
 (5)

根据式(4)(5)得到不确定性指标 t_i 。

$$t_i = \alpha \cdot \varphi_i / \delta_i \circ \tag{6}$$

式中: α 为一个超参数,作用是平衡 φ_i 和 δ_i 之间不同的量级,使 t_i 更加合理和有判别性。

接下来对 t_i执行 tanh 操作得到 R_i, tanh 变换是 一个高度非线性的激活函数,由于 t_i>0,所以 tanh 变 换的输出范围控制在 (0,1)。对于图像质量较低的图 像,tanh 变化可以放大它们的差异,图像质量足够高 的图像的 R_i 值接近 1,可以保证高质量的图像在训 练中也能发挥重要的作用。

$$R_{i} = \tanh\left(\gamma, t_{i}\right) = \frac{\mathrm{e}^{\gamma t_{i}} - \mathrm{e}^{-\gamma t_{i}}}{\mathrm{e}^{\gamma t_{i}} + \mathrm{e}^{-\gamma t_{i}}} \circ \qquad (7)$$

由于 $R_i \in (0, 1)$,如果直接用 R_i 作为权重,整体 损失会更小,且损失的权重对训练至关重要,会影 响训练效果。因此,为减少高不确定性图像的损失, 并在适当的范围内增加低不确定性图像的损失,本方 法选择批量归一化后得到的值 ω_i 作为权重。

$$\mathcal{D}_i = R_i \left/ \sum_{i=1}^C R_i \right.$$

最后,将交叉熵损失函数乘以权重 ω_i ,得到最终的遮挡感知交叉熵损失定义公式,如式(9)所示。

$$L(y, \hat{y}) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \omega_i \left[y_i \log\left(\hat{y}_i\right) + (1 - y_i) \log\left(1 - \hat{y}_i\right) \right] \circ (9)$$

2.4 多尺度特征融合

课题组提出了一种多尺度双向金字塔网络架构, 如图 3 所示,此网络通过层级特征图上下采样融合策 略,融入横向与纵向连接机制,实现不同尺度特征 的高效整合与利用。双向跨尺度连接与加权特征融合 的核心设计,促进了全局信息与局部信息的无缝对 接与互补增强。具体而言,浅层特征(即局部特征) 沿着自底向上的路径传递,与深层特征(包局特征) 相融合,这一过程有效强化了深层特征的空间细节表 现力;反之,深层特征则通过自顶向下的路径反哺浅 层特征,为其注入了丰富的语义上下文信息,从而实 现了特征表示的全方位优化。



图 3 多尺度双向金字塔网络 Fig. 3 Multi-scale bidirectional pyramid network

通过金字塔加权输出的特征可以由式(10)表示:

$$Q'_{i} = \rho_{i}^{(0)} Q_{i} + \sum_{j=1}^{i+K} \varphi_{j,i} \delta(Q'_{j-1}) \circ$$
 (10)

式中: Q_i 为输入特征图,属于特征金字塔中的第i层; Q'_i 为经过处理后的输出特征图; $\rho_i^{(0)}$ 为特征增强的权重,用于对原始特征图 Q_i 进行加权,以增强其重要性。 $\varphi_{j,i}$ 为跨层连接的权重,用于控制不同层特征图在融 合过程中的贡献度; δ 为上采样操作,用于将较高层的特征图上采样到与当前层相同的分辨率;K为跨层 连接的最大层数,即考虑从当前层i向上最多K层的 特征图进行融合。

3 实验

课题组所采用的实验环境配置为 16 GB 内存,操作系统选用了 Windows10 版本。在算法程序实现上, 采用 Python 3.9 版本的 Pytorch 深度学习框架,选择 了 Visual Studio Code (Vscode)作为集成开发环境。

3.1 数据集

课题组选取 2 组行人属性数据集: Market-1501^[10] 以及 Occluded-REID^[11]。在 Market-1501 数据集中, 收纳了 1 501 个身份各异的行人,图片总量达 36 036 张。此数据集被细分为训练集、测试集和查询集:训练集涵盖 751 个行人的 ID 以及相应的 12 936 幅图像;测试集包含 750 个行人的 ID,总共 19 732 幅图像;查询集含有 3 368 张图像。另外,Occluded-REID 遮挡数据集主要着眼于处于遮挡情形下的行人识别,该数据集涵盖 200 个行人的图像,总计 2 000 张。

3.2 实验评估标准

为了衡量实验模型的性能表现,运用了两种极为 常见的评价指标: rank-*n*(accuracy)以及 mAP(mean average precision)。rank-*n*指的是在所指示的图像与 底库图像的匹配度最高的前*n*幅图像当中,命中查 询图片的概率。mAP通过计算所有行人的平均精度 (average precision, AP)来得到,其中 AP 是指对 于单个行人,其所有相关图像在排序列表中被检索出 来的平均精度,可以用式(11)表示:

$$AP = \frac{1}{M} \sum_{i \in \{i_1, i_2, \dots, i_M\}} \frac{M_i}{i} \circ \tag{11}$$

式中: *M*为候选集合中与查询图像属于同一个人的 所有正确匹配的总数; *M_i*为候选排序列表前 *i* 个祥 本中包含正确匹配的数量; *i*₁, *i*₂, …, *i_M*为列表前 *i* 个 正确匹配在排序列表中的位置索引。

此时 mAP 可以用式(12)表示:

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} AP(j) \circ$$
 (12)

式中: N为查询集合中的样本总数; AP(j)为第 j 个 查询样本对应的平均精度。

平均精度均值 *mAP*,是所有查询样本的 AP 值的 平均数,*mAP* 的数值越高,表明系统在处理不同行 人查询时的整体性能越出色。

3.3 实验结果及分析

为验证方法的有效性,课题组在 Occuded-REID 数据集与 Market-1501 数据集上进行了详尽的实验,并将结果与多个现有模型进行了对比。具体而言,在

Occluded-REID数据集上,本文方法的表现尤为出色, 其 rank-1、rank-5、rank-10以及 mAP 指标分别达到 了 66.1%, 80.3%, 85.6%, 62.1%。这一结果相较于其 他行人遮挡重识别技术而言,展现出了显著的优越 性。该数据集上的具体性能对比结果详见表 1。

表1 基于 Occluded-REID 数据集的性能对比结果 Table 1 Performance comparison results based on the

Table 1	I enformance c	enormance comparison results based of			
	Occlude	Occluded-REID dataset			
method	rank-1	rank-5	rank-10	mAP	

method	Talik-1	Talik-3	1ank-10	IIIAP
$IDE^{[10]}$	52.6	68.7	76.6	46.4
PCB ^[12]	59.3	75.2	83.2	53.2
PCB+RPP ^[13]	63.7	82.3	90.0	61.2
IPAM ^[14]	57.7	74.8	82.6	52.1
FGFA ^[15]	57.1	77.9	84.0	56.2
OsNet ^[16]	39.7	57.9	66.5	36.0
HACNN ^[17]	29.1	44.7	54.7	26.1
MLFN ^[18]	42.3	60.6	68.5	38.4
Ours	66.1	80.3	85.6	62.1

在 Market-1501 数据集上,本文所提出的方法与 FGFA 方法相比,在 rank-1 和 mAP 上分别提升了 4.1% 和 9.7%。基于 Market-1501 数据集的性能对比结果 如表 2 所示。

表 2 基于 Market-1501 数据集的性能对比结果

 Table 2
 Performance comparison results based on the

 Market 1501 dataset
 %

Market-1501 dataset 70						
Mathad	Market-1501					
Wiethod	rank-1	mAP				
GLAD ^[19]	88.9	73.9				
PCB ^[12]	92.3	77.4				
PCB+RPP ^[12]	93.3	80.9				
IPAM ^[16]	92.5	81.1				
GFA ^[15]	91.2	76.8				
CASN ^[20]	94.4	82.8				
MHN ^[21]	95.1	85.0				
本文方法	95.3	86.5				

根据实验结果来看,本文提出的方法在行人重识 别的性能上得到了有效提升。

3.4 方法模型可视化

本文将实验结果进行了可视化操作,图4是仅仅 使用了提取全局特征得到可视化结果,图5是由本文 方法得到的可视化结果。



图 4 全局特征可视化结果 Fig. 4 Visualization results of global features



图 5 本文方法可视化结果

Fig. 5 Visualization results of the proposed method 如图 4 所示,当输入查询图片时,最后两幅图片 在识别过程中出现了误差,它们并非目标人物。相比 之下,图 5 中查询到的所有结果均为目标人物本身。

从可视化结果中可以明显看出,本文提出的网络模型

在行人再识别任务中的准确率得到了显著提升。

4 结语

本文提出了一种创新的行人重识别网络模型,针 对需要深入挖掘行人细节特征的需求, 该模型的网络 架构分为两大核心分支: 全局特征提取分支和局部特 征提取分支,全局特征提取分支专注于接收完整的 行人图像作为输入,旨在全面捕捉行人的整体特征信 息;通过注意力机制获取更为完整的整体外观特征; 而局部特征提取分支则将图像划分为几个独立部分, 提取不同尺度的局部特征。这一设计使得网络模型既 能全面把握行人的整体外观特性, 又能精准捕捉局 部细节,从而显著增强了行人特征的表征能力。更 进一步,本文摒弃了传统单一损失函数的指导方式, 以更全面地指导网络训练过程。通过在多个大型数据 集上实施详尽的验证实验,结果表明,本文提出的 网络模型在行人重识别任务中展现出了优越的性能, 显著提升了识别的准确率,为行人再识别领域的研究 与应用贡献了新的思路与方法。

参考文献:

 WANG X, SUN Z J, CHEHRI A, et al. A Novel Attention-Driven Framework for Unsupervised Pedestrian Re-Identification with Clustering Optimization[J]. Pattern Recognition, 2024, 146: 110045.

[2] 张 涛,易争明,李 璇,等.一种基于全局特征的行人重识别改进算法[J]. 激光与光电子学进展,2020,57(24):241503.
ZHANG Tao, YI Zhengming, LI Xuan, et al. Improved Algorithm for Person Re-Identification Based on Global Features[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020,57(24):241503.

[3] 张晓伟,吕明强,李 慧.基于局部语义特征不变 性的跨域行人重识别[J].北京航空航天大学学报, 2020, 46(9): 1682–1690.

ZHANG Xiaowei, LÜ Mingqiang, LI Hui. Cross-Domain Person Re-Identification Based on Partial Semantic Feature Invariance[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46(9): 1682–1690.

 [4] 闫昊雷,李小春,秦先祥,等.基于局部特征注意力的行人重识别方法[J]. 计算机与数字工程,2023, 51(7):1529-1533.

YAN Haolei, LI Xiaochun, QIN Xianxiang, et al. Pedestrian Re-Identification Method Based on Local Feature Attention[J]. Computer & Digital Engineering, 2023, 51(7): 1529–1533.

- [5] 朱小波.基于特征融合和度量学习的行人重识别算法研究 [D].银川:宁夏大学,2019.
 ZHU Xiaobo. Research on Pedestrian Re-Recognition Algorithm Based on Feature Fusion and Metric Learning[D]. Yinchuan: Ningxia University, 2019.
- [6] 熊 炜, 熊子婕, 杨荻椿, 等. 基于深层特征融合的行人重识别方法 [J]. 计算机工程与科学, 2020, 42(2): 358-364.
 XIONG Wei, XIONG Zijie, YANG Dichun, et al. Pedestrian Re-Identification Based on Deep Feature Fusion[J]. Computer Engineering & Science, 2020, 42(2): 358-364.
- [7] ASKR H, EL-DOSUKY M, DARWISH A, et al. Explainable ResNet50 Learning Model Based on Copula Entropy for Cotton Plant Disease Prediction[J]. Applied Soft Computing, 2024, 164: 112009.
- [8] CAO Y Z, MOZANNAR H, FENG L, et al. In Defense of Softmax Parametrization for Calibrated and Consistent Learning to Defer[C]//Proceedings of the 37th International Conference on Neural Information Processing Systems. New Orleans: ACM, 2024: 38485–38503.
- [9] 李 灏, 唐 敏, 林建武, 等. 基于改进困难三元 组损失的跨模态行人重识别框架 [J]. 计算机科学, 2020, 47(10): 180-186.
 LI Hao, TANG Min, LIN Jianwu, et al. Cross-Modality Person Re-Identification Framework Based on Improved Hard Triplet Loss[J]. Computer Science, 2020, 47(10): 180-186.
- [10] ZHENG L, SHEN L Y, TIAN L, et al. Scalable Person Re-Identification: A Benchmark[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Santiago: IEEE, 2015: 1116–1124.
- [11] ZHUO J X, CHEN Z Y, LAI J H, et al. Occluded Person Re-Identification[C]//2018 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME). San Diego: IEEE, 2018: 1-6.

- [12] SUN Y F, ZHENG L, YANG Y, et al. Beyond Part Models: Person Retrieval with Refined Part Pooling (and a Strong Convolutional Baseline)[C]// Computer Vision – ECCV 2018. Cham: Springer International Publishing, 2018: 501–518.
- [13] WANG X M, LIANG F M. Effective Mask and Local Enhancement for Occluded Person Re-Identification[J]. Journal of Computer Engineering & Applications, 2024, 60(11): 156.
- [14] 郑 鑫,林 兰,叶 茂,等.结合注意力机制和 多属性分类的行人再识别 [J].中国图象图形学报, 2020,25(5):936-945.
 ZHENG Xin, LIN Lan, YE Mao, et al. Improving Person Re-Identification by Attention and Multi-Attributes[J]. Journal of Image and Graphics, 2020, 25(5):936-945.
- [15] MIAO J X, WU Y, LIU P, et al. Pose-Guided Feature Alignment for Occluded Person Re-Identification[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Seoul: IEEE, 2019: 542-551.
- [16] ZHOU K Y, YANG Y X, CAVALLARO A, et al. Omni-Scale Feature Learning for Person Re-Identification[C]// In Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision 2019. Seoul: IEEE, 2019: 3702–3712.
- [17] SUBRAMANYAM A V. Meta Generative Attack on Person Reidentification[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2023, 33(8): 4429–4434.
- [18] CHANG X B, HOSPEDALES T M, XIANG T. Multi-Level Factorisation Net for Person Re-Identification[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City: IEEE, 2018: 2109-2118.
- [19] WEI L H, ZHANG S L, YAO H T, et al. GLAD: Global-Local-Alignment Descriptor for Scalable Person Re-Identification[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2019, 21(4): 986–999.
- [20] ZHENG M, KARANAM S, WU Z Y, et al. Re-Identification with Consistent Attentive Siamese Networks[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach: IEEE, 2019: 5735–5744.
- [21] CHEN B H, DENG W H, HU J N. Mixed High-Order Attention Network for Person Re-Identification[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Seoul: IEEE, 2019: 371–381.

(责任编辑:申 剑)