

文章编号:1001-5078(2025)02-0313-08

· 图像与信号处理 ·

基于全局特征增强的无监督红外行人重识别

王晓红, 孟杨柳
(上海理工大学, 上海 200093)

摘要:目前,无监督单模态行人重识别研究主要集中于可见光图像。随着新型红外摄像头的普及,无监督红外行人重识别也展现出其研究价值。由于红外图像对比度低、缺乏颜色纹理细节信息,因此全局信息对于红外行人重识别至关重要。本文设计了基于F-ResGAM的无监督红外行人重识别网络。该网络首先利用小波变换对图像进行预处理以增强特征提取能力,接着在resnet50网络结构中引入全局注意力机制(Global Attention Mechanism, GAM)关注更多的全局信息。此外,由于红外伪标签噪声较大,本文提出采用基于样本扩展的分组采样(Group Sampling based on Sample Expansion, GSSE)策略进一步优化伪标签生成,从而提升了模型的识别精度。实验结果表明,本文提出的优化方法有效提升了无监督红外行人重识别的精度,尤其是rank指标显著提升。

关键词:无监督;红外行人重识别;GAM;小波变换;样本扩展的分组采样

中图分类号:TP391.41;TP18.4 文献标识码:A DOI:10.3969/j.issn.1001-5078.2025.02.022

Unsupervised infrared pedestrian re-identification based on global feature enhancement

WANG Xiao-hong, MENG Yang-liu
(University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: Currently, research on unsupervised single-modality pedestrian re-identification mainly focuses on visible light images. With the proliferation of new infrared cameras, unsupervised infrared pedestrian re-identification also demonstrates its research value. Due to the low contrast and lack of color texture details in infrared images, global information is crucial for infrared pedestrian re-identification. This paper designs an unsupervised infrared pedestrian re-identification network based on F-ResGAM. The network first uses wavelet transform for image pre-processing to enhance feature extraction capabilities, and then introduces GAM (Global Attention Mechanism) in the ResNet50 network structure to focus on more global information. Furthermore, due to the high noise in infrared pseudo-labels, this paper proposes a group sampling strategy based on sample expansion (GSSE) to further optimize the generation of pseudo-labels, thereby improving the model's recognition accuracy. Experimental results show that the optimization methods proposed in this paper effectively enhance the accuracy of unsupervised infrared pedestrian re-identification, especially with a significant improvement in the rank metric.

Keywords: unsupervised; infrared pedestrian re-identification; Global Attention Mechanism (GAM); wavelet transform; Group Sampling based on Sample Expansion (GSSE)

基金项目:国家新闻出版署智能与绿色柔版印刷重点实验室招标课题项目(No. ZBKT202301)资助。

作者简介:王晓红(1971-),女,博士,教授,研究方向为彩色图像处理与机器视觉技术。E-mail:wang_keyan@163.com

收稿日期:2024-08-09;修订日期:2024-11-03

1 引言

无监督行人重识别^[1-3]因其无需昂贵的标注数据就能实现跨摄像头行人检索而成为主流。无监督可见光行人重识别的主流策略通常包括特征提取和伪标签生成两个关键部分。

为了充分挖掘可区分性特征,一些研究基于可见光图像特性采用全局与局部特征的联合学习方法,如麻^[4]等人在 ResNet-50 模型中引入空间变换网络的三个分支结构关注人体的不同部件特征以进一步学习特定人体部件的特征;Yang^[5]等人在 ResNet-50 网络中设置了并行卷积层,这些层具有不同大小的感受野,旨在融合局部细节和广泛的上下文信息,以辅助全局特征的识别和学习;Sun^[6]等人在 ResNet-50 提取行人特征基础上,采用水平最大池化(HMAX)来表征行人的局部特征,并基于这些特征进行分类和对齐,以全面挖掘行人的特征信息。通过系统的文献分析,目前 ResNet-50 作为一个基础模型,已被证实能较好的提取可见光行人特征。

在伪标签生成阶段,DBSCAN 和 K-Means 等聚类方法被广泛使用。文献[7]使用 K-Means 算法为每个行人分配伪标签,但这一过程需预先设定聚类数量且初始聚类中心的选择可能导致结果不稳定,无法有效的解决无监督行人重识别类别不确定的问题。不同于 K-Means 的固定聚类中心和对初始中心敏感的特性,DBSCAN 则直接根据样本密度形成聚类,这种方法能够在没有预先确定聚类数量的情况下发现任意形状的簇,从而提供比较精确的伪标签生成,如文献[8]~[10]使用 DBSCAN 聚类生成伪标签。然而,尽管 DBSCAN 算法无需预先设定聚类数量,但是参数的选择也直接影响着聚类的结果,且由于数据本身的分布特性以及聚类算法的局限性,即使是纹理清晰的可见光行人特征在聚类过程中也会产生错误的伪标签。

针对错误伪标签问题,一些研究致力于精细化处理伪标签,以更精确地学习目标领域的特征,如 Ge^[11]等人通过离线和在线提炼硬伪标签和软伪标签的联合监督学习机制使神经网络在训练过程中能够更有效地识别和利用有用信息,减少噪声干扰;Zheng^[12]等人提出了一种分层聚类在线伪标签生成方法细化伪标签;Zhai^[13]等人利用主成分分析去除数据中的噪声和冗余信息以减少数据

中的异常值和离群点的影响提高伪标签质量。这些优化伪标签的策略能进一步提高无监督可见光行人重识别精度。

先前的研究都是针对可见光图像,随着红外摄像头的普及,对无监督红外行人重识别的研究也更加迫切。相比可见光行人图像,红外图像^[14-15]特征分散度大,局部特征无法有效辅助全局学习,甚至可能对聚类产生干扰,因此更好的提取红外行人的全局特征是关键。基于全局和局部特征联合学习的可见光无监督行人重识别算法无法实现高精度的红外无监督行人重识别。针对上述挑战,本文在 ResNet-50 的网络结构中引入全局注意力机制 GAM^[16],设计了 ResGAM-50 更好的提取红外行人的全局特征,并在 DBSCAN 生成伪标签的基础上,采用样本扩展的分组采样策略^[17-24]进一步精细化伪标签,提升模型的识别精度。

2 方法概述

本文首先利用小波变换预处理图像,然后利用 ResNet-50 提取红外行人的特征,且引入全局注意力机制(Global Attention Mechanism, GAM)更好地关注红外行人的全局特征,并结合样本扩展的分组采样策略(Group Sampling Strategy based Sample Expansion, GSSE)对伪标签去噪。

2.1 算法框架

本文提出的无监督红外行人重识别算法框架图如图1所示。主要包括以下几个部分组成:① F-ResGAM50单流骨干网络;② DBSCAN 聚类;③ 基于样本扩展的分组采样策略 GSSE;④ 伪标和聚类内存特征计算交叉熵损失。

具体来说,首先利用小波变换预处理行人图像,再利用 ResGAM50 提取红外行人的特征,然后用 DBSCAN 聚类得到初始伪标签,再利用样本扩展的分组采样策略对伪标签精细化得到更准确的伪标签,最后将生成的伪标签和聚类内存特征计算交叉熵损失,并反向传播到模型中更新模型。

2.2 融合空间与通道注意力的 F-ResGAM50

首先,使用haar小波基对每个输入图像进行二维离散小波变换,得到近似系数和细节系数。其中,近似系数包含图像的低频信息,而细节系数包含高频信息。近似系数和细节系数分别通过对应的卷积层进行处理,以提取更深层次的特征。然后将处理

后的近似系数和细节系数重新组合,准备进行逆小波变换,最后对增强后的小波系数应用逆离散小波

变换,将图像从小波域转换回空间域,这种策略能够在不同的尺度上捕捉图像的特征。

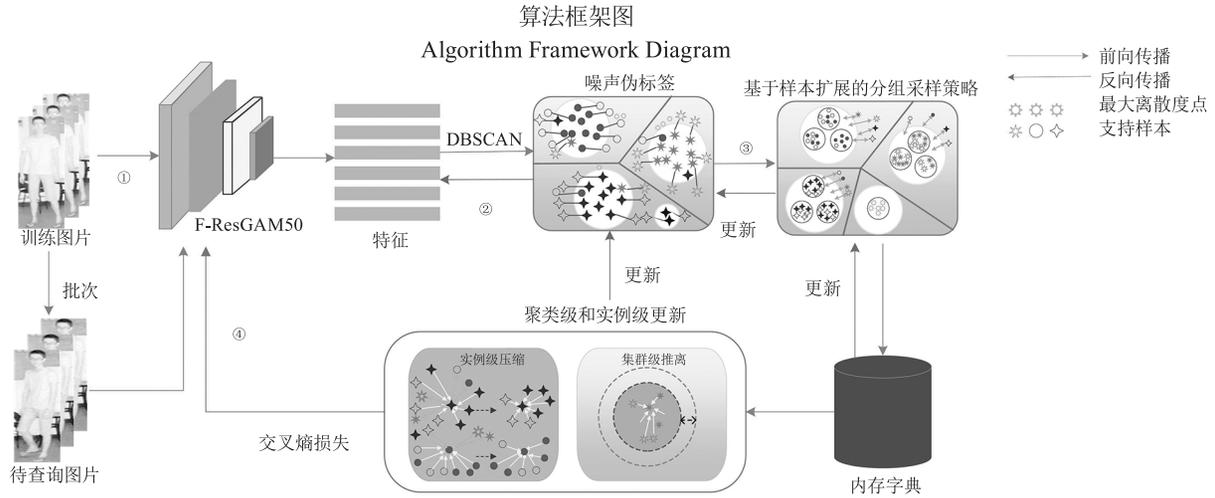


图1 无监督红外行人重识别算法框架图

Fig.1 Unsupervised infrared person re-identification algorithm framework diagram

其次,GAM 注意力机制通过串联的通道注意力和空间注意力模块优化特征映射,使用3D 排列和

多层感知器(MLP)增强通道-空间的交互强化全局特征,其原理如图2所示。

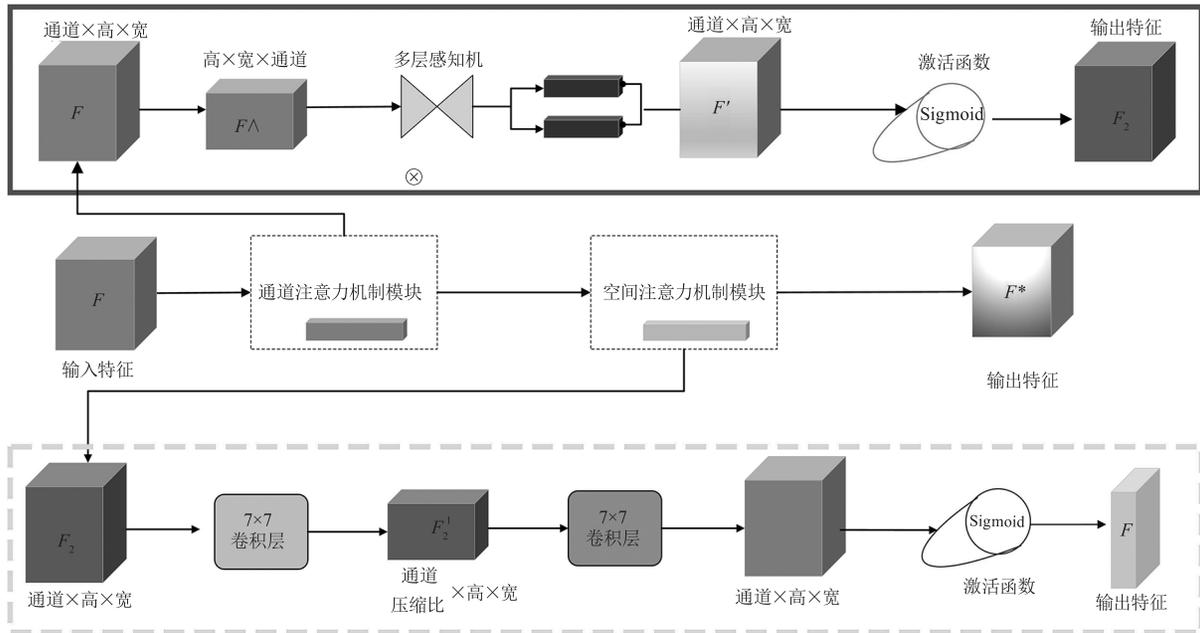


图2 GAM 注意力机制原理

Fig.2 Global attention mechanism theory

具体来说,在通道子注意力模块中,对于输入到通道注意力子模块的特征图 F ,先进行维度转换,增强了通道间的联系。维度转换后的特征图 F^\wedge 输入到 MLP ,学习不同通道之间的非线性关系得到增强特征 F' 。通过 Sigmoid 激活函数将特征图 F' 中的像素值映射到0到1之间,得到各个通道的权重 ω_c ,然后,将权重与输入特征图 F 的对应元

素相乘,得到加权后的特征图 F_2 ,具体实现过程如式(1)~(3)所示。

$$F^\wedge = \text{Permute}(F) \tag{1}$$

$$\omega_c = \partial(F') \tag{2}$$

$$F_2 = \omega_c \otimes F \tag{3}$$

其中, ∂ 表示 Sigmoid 激活函数。

为了更好的提取特征的空间信息,将特征 F_2 输

入到空间注意力模块,在空间注意力模块中,首先使用具有缩减比 r 的卷积层对输入特征图进行卷积操作,通过减少通道数量来集中提取关键特征 F_2^1 。通过 Sigmoid 激活函数计算空间注意力权重向量 ω_s 。然后,通过另一个卷积层恢复通道数,将学习到的 ω_s 应用于特征图 F_2 得到增强了重要空间位置的输出特征图 F_3 。最后,将经过空间注意力加权处理后的特征与权重 ω_s 相乘,得到最终输出的特征 F 。这样的处理不仅增强了特征图中重要空间位置的特征,

而且通过通道和空间注意力的联合作用,进一步提升了模型对关键信息的捕捉能力,从而提高了模型的性能,具体实现过程如式(4)~(6)所示。

$$F_2^1 = \text{Conv2d}(F_2, r) \quad (4)$$

$$\omega_s = \sigma(F_2^1) \quad (5)$$

$$F = \omega_s \otimes F_2 \quad (6)$$

利用在 resnet50 的网络结构中引入 GAM 全局注意力机制更好地提取红外行人的全局特征,网络设计图 ResGAM-50,如图 3 所示。

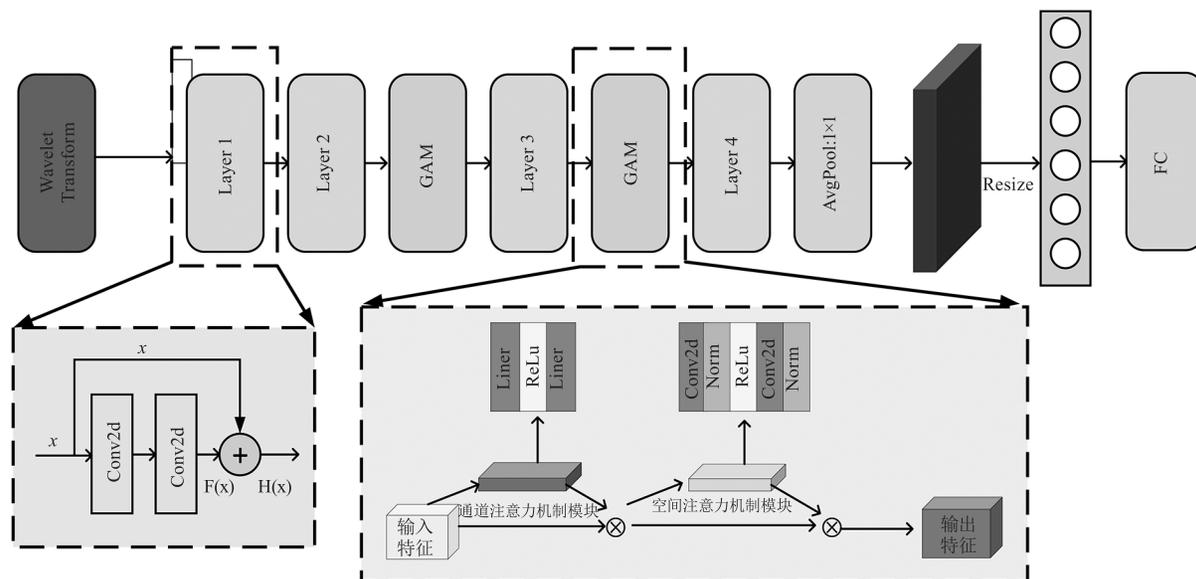


图 3 F-ResGAM50 结构图

Fig. 3 F-ResGAM50 architecture diagram

行人轮廓等初始特征进行识别的基础,这些特征的重要性不言而喻,这些初级特征对于更高级的特征提取至关重要,因此保留这些层可以帮助模型更好地初步理解和分析红外图像。为此在 ResGAM-50 网络结构中采用 Resnet50 网络的第一层卷积层以及第二层卷积层提取红外行人的浅层特征。其次,在初步提取特征后,为了对行人特征进行全局增强,在第二层卷积层与第三层卷积层、第三层卷积层与第四层卷积层之间各嵌入 GAM 模块,增强全局特征的提取以帮助网络自适应地关注到行人的全局特性,提取出包含每个行人身份具有鉴别性的全局特性,最后,经第四层卷积层输出高维特征。

2.3 基于样本扩展的分组采样策略

红外图像特征提取困难^[25],这使得聚类之后的红外簇存在较大的噪声。伪标签噪声存在两种情况,一种是分散度较高的点被聚类到错误的簇里面,还有一种是数据点的密度分布和邻簇边界不清晰导

致簇裂变,在这些存在伪标签噪声的集群上进行训练大大阻碍了红外行人重识别的准确性。为了改进这些状况,本文提出了一种基于样本扩展的分组采样策略 GSSE。

首先,样本扩展利用现存簇中的边界样本来生成新样本,以增强模型对红外数据特征的理解,从而改善聚类结构。具体来说,通过渐进线性插值方法,给定一个样本特征 f ,通过线性插值操作生成其对应的支持样本 f_1 ,如式(7)~(8)所示。

$$f_1 = f + \Delta f \quad (7)$$

$$\Delta f = \frac{1}{2}(C^* - C) \quad (8)$$

其中, Δf 控制方向; C 是簇的质心; C^* 是距离最近的质心,它们通过理解数据点的分布及其间的本质关系,有效地使用插值方法产生新的数据点,同时维持数据的内在结构和联系。具体来说,先计算边界样本特征 f 与相邻的聚类质心的余弦相似度,根据余弦相

似度找到 f 的 k 个最近邻聚类,将支持样本的方向建立为从 f 的聚类质心 c 到最近邻簇质心的向量。此外,在控制生成方向的同时也采用渐进更新的 λ 来控制生成的度。 λ 太大会使支持样本远离其原始聚类,误导模型训练。 λ 太小会产生与原始样本相似的样本。因此,对 λ 渐进式更新,以便随着训练的进行逐渐涉及更多的上下文信息。将 λ 设置为训练迭代的一个变量,它在训练过程中呈对数增长,如式 9 所示:

$$\lambda = \frac{\lambda_0}{2} \log\left(\frac{e-1}{T}t + 1\right) \quad (9)$$

其中, λ_0 为初始化程度。在训练初期,支持样本靠近其原始样本,以避免在特征不够好时引入噪声。随着训练的进行,特征表示变得更加鲁棒。

最后,在生成支持样本的过程同时利用标签保持损失 L_{LP} 来强制它们接近原始样本,如式 10 所示:

$$L_{LP} = -\log \frac{\exp(\text{sim}(f, f_1^+)/\tau_2)}{\sum_{c=1}^{C_B} \exp(\text{sim}(f, f_1^+)/\tau_2)} \quad (10)$$

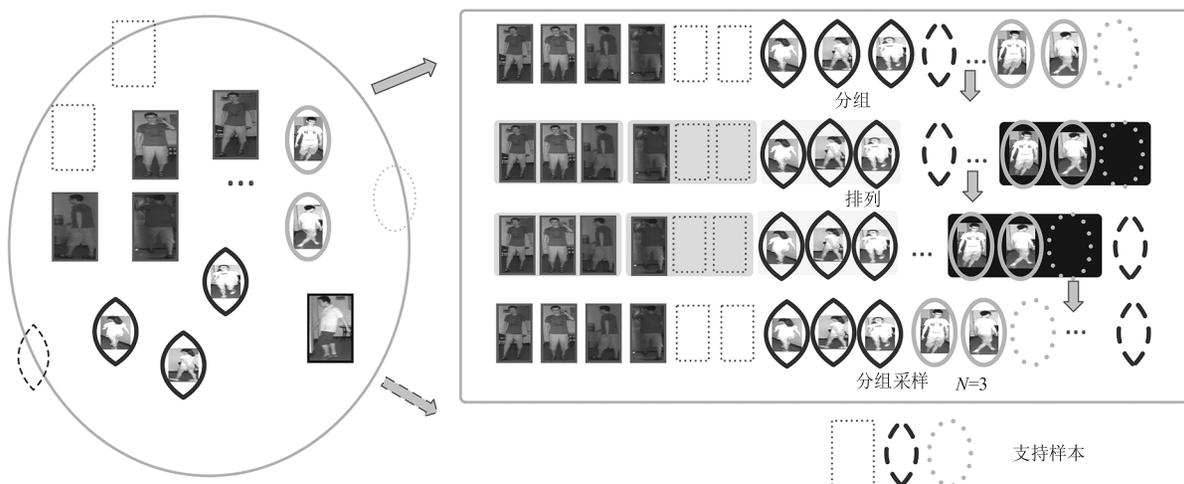


图4 基于样本扩展的分组采样策略

Fig.4 The process of group sampling based on sample expansion

利用伪标签和聚类内存特征计算交叉熵损失,更新模型参数,并将产生的损失梯度反向传播到模型中来优化模型,如式(13)所示:

$$l_{id} = - \sum_{i=1}^N y_i \log(p_i) \quad (13)$$

其中, l_{id} 表示训练过程中计算得到的损失值; N 表示标签类别的数量,即行人重识别中不同的行人身份类别数量; i 表示类别索引,表示当前样本所属的实际类别。 y_i 表示实际标签,若样本属于第 i 类,则 $y_i = 1$, 否则 $y_i = 0$, p_i 表示模型对当前样本为第 i 类的预测概率,即模型输出的类别概率。

样本扩展后,支持样本可以利用 Infoce 损失 L_{SE} 作为模型优化的实际特征,如式 11 所示:

$$L_{SE} = -\log \frac{\exp(\text{sim}(f, f_1^+)/\tau_2)}{\sum_{c=1}^{C_B} \exp(\text{sim}(f, f_1^+)/\tau_2)} \quad (11)$$

总损失函数如式(12):

$$L = L_{SE} + \beta L_{LP} \quad (12)$$

尽管样本扩展策略增加了数据的多样性,但如果 λ 控制不好也可能干扰原有聚类,或者簇类结构本身已经够稳定,进行样本扩展反而干扰了原有簇,弱化了原本紧凑的簇结构。为解决这一问题,本文采用分组采样策略:首先打乱簇中样本以增加随机性,然后将每 N 个相邻样本打包成组,参数 N 是每组样本数。当样本数不能被 N 整除或小于 N 时,其余样本直接成一组,不重新采样。最后,将所有组聚集并打乱顺序。分组采样有助于避免单个样本破坏原有聚类结构,样本扩展的分组采样过程如图 4 所示。

3 实验结果与数据分析

3.1 数据集

为了评估本文提出方法的有效性,使用公开的数据集 (SYSU-MM01 的红外数据集 SYSU-IR 上进行实验。SYSU-IR 数据集由 2 个红外摄像机在室内和室外拍摄而成,包含 491 个身份。其中训练集包括 11 909 张红外图像,395 个身份,测试集包含 3419 张用于被检索红外图像,共 96 个身份。

3.2 实验参数设置

本次实验用 Adam 优化器进行训练,权重衰减为 5×10^{-4} 。初始学习率为 3.5×10^{-4} 。训练阶段,所有红

外图像的大小调整为 288×144 , 批量大小设置为 64。

3.3 实验结果

针对红外数据的特性,设计的网络架构实验结

果表明,尽管做的是无监督红外行人重识别,但是重识别精度已经超过了部分无监督可见光,如表 1 所示。

表 1 与部分无监督可见光方法比较

Tab. 1 Comparison with some unsupervised visible light methods

方法	数据库	mAP	Rank-1	Rank-5	Rank-10
Buc ^[19]	Market1501	38.3	66.2	79.6	84.5
MMCL ^[20]	Market1501	45.5	80.3	89.4	92.3
SSL ^[21]	Market1501	37.8	71.7	83.8	87.4
HCT ^[22]	Market1501	56.4	80.0	91.6	95.2
PCA ^[23]	MSMT17	39.7	62.2	77.7	/
CCL ^[24]	SYSU-IR	30.9	54.8	64.5	69.1
Resnet-50	SYSU-IR	60.8	78.8	84.7	87.1
F-ResGAM	SYSU-IR	65.0	89.2	94.4	95.2

通过表 1 实验数据看出,尽管本文研究的是特征提取较为困难的红外行人图像,但本文提出的方法仍优于部分无监督可见光行人重识别方法。通过小波变换, GAM 全局注意力机制以及样本扩展的分组采样策略的综合应用,使得 mAP 指标提升了 4.2%, Rank-1 指标提升了 10.4%, Rank 指标提升

明显。

3.4 消融实验

为充分了解全局增强、样本扩展的分组采样策略对算法性能的影响,针对不同方法组合的情况,在 SYSU-IR 数据集上做了消融实验,实验结果如表 2 所示。

表 2 消融实验

Tab. 2 Ablation experiments

				SYSU-IR			
	Wavelet Transform	GAM	GSSE	mAP	Rank-1	Rank-5	Rank-10
Resnet50	×	×	×	60.8	78.8	84.7	87.1
Ours0	√	×	×	61.5	81.7	89.2	92.5
Ours1	×	√	×	62.1	80.6	85.8	89.2
Ours2	×	×	√	62.7	87.9	92.2	94.6
Ours1	√	√	×	62.5	80.6	90.3	94.6
Ours3	×	√	√	63.4	87.1	93.8	94.6
Ours4	√	√	√	65.0	89.2	94.4	95.2

从表 2 可以看出,在 Resnet50 网络结构中引入 GSSE 模块使得行人重识别精度有效提升, GSSE 模块更好的优化了聚类,其中, mAP 提升了 1.9%, Rank-1 提升了 9.1%, GAM 也能够更加关注于行人区域的特征,抑制背景噪声的干扰,从而提高特征提取的准确性和鲁棒性。图 5 展示了引入 GAM 注意力机制前后热力图的对比,可以看出引入 GAM 模块之后模型更好的关注到了行人的全局特征。此外,引入小波变换将图像分解为不同频率的成分,从而更好地捕捉到了图像中的细节和纹理信息。在红

外行人图像的特征提取中,小波变换能够帮助算法更准确地识别出行人的边缘、轮廓等关键特征,三者的综合应用显著提升了模型的性能。

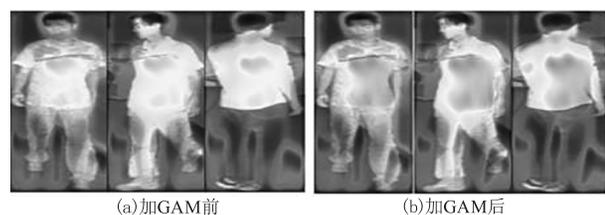


图 5 加 GAM 模块前后热力图对比

Fig. 5 Comparison of heat maps before and after adding the GAM module

4 结 语

针对红外图像在无监督行人重识别中面临的挑战,如对比度低、缺乏颜色纹理细节等问题,本文通过增强全局信息的获取,具体来说,将 GAM 注意力机制引入到 ResNet50 网络结构中,用于无监督红外行人重识别任务,这种结合利用了全局注意力机制的强大能力,从而有效捕捉到了红外图像中的全局信息。同时,为了进一步优化伪标签生成,减少噪声对模型训练的影响,本文提出了基于样本扩展的分组采样(GSSE)策略。该策略不仅提高了伪标签的质量,还通过优化采样过程,增强了模型对于复杂红外数据的处理能力。同时本文也存在一定的局限性,相对于目前的无监督可见光行人重识别而言,模型针对红外行人的识别精度仍然未达到较高的程度,这也是以后要改进的目标。

参考文献:

- [1] Yang Yongsheng, Deng Miaolei, Li Lei, et al. A survey of deep learning-based pedestrian Re-identification [J]. Journal of Computer Engineering & Applications, 2022, 58(9): 51-66. (in Chinese)
杨永胜, 邓淼磊, 李磊, 等. 基于深度学习的行人重识别综述[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(9): 51-66.
- [2] Yang Feng, Xu Yu, Yin Mengxiao, et al. A survey of deep learning-based pedestrian re-identification [J]. Computer Applications, 2020, 40(5): 1243. (in Chinese)
杨锋, 许玉, 尹梦晓, 等. 基于深度学习的行人重识别综述[J]. 计算机应用, 2020, 40(5): 1243.
- [3] Feng Xia, Du Jiahao, Duan Yinong, et al. A survey on deep learning-based person re-identification [J]. Application Research of Computers, 2020, 37(11): 3220-3226, 3246. (in Chinese)
冯霞, 杜佳浩, 段仪浓, 等. 基于深度学习的行人重识别研究综述[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(11): 3220-3226, 3246.
- [4] Ma Keke, Xue Lixia, Wang Ronggui, et al. Unsupervised pedestrian re-identification with multi-dimensional attention and part-focused attention [J]. Computer Science and Application, 2021, 2021, 11(5): 1301-1304. (in Chinese)
麻可可, 薛丽霞, 汪荣贵, 等. 多维注意力与部件关注的无监督行人重识别[J]. 计算机科学与应用, 2021, 11(5): 1301-1304.
- [5] Yang J, Shen X, Tian X, et al. Local convolutional neural networks for person re-identification [C]//Proceedings of the 26th ACM international conference on multimedia. 2018: 1074-1082.
- [6] Sun Y, Zheng L, Yang Y, et al. Beyond part models: person retrieval with refined part pooling (and a strong convolutional baseline) [C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 480-496.
- [7] Lian J, Wang D H, Du X, et al. Exploiting robust memory features for unsupervised reidentification [C]//Chinese Conference on Pattern Recognition and Computer Vision (PRCV), Cham: Springer Nature Switzerland, 2022: 655-667.
- [8] Dai Z, Wang G, Yuan W, et al. Cluster contrast for unsupervised person re-identification [C]//Proceedings of the Asian Conference on Computer Vision, 2022: 1142-1160.
- [9] Ye M, Ruan W, Du B, et al. Channel augmented joint learning for visible-infrared recognition [C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 13567-13576.
- [10] Yang B, Ye M, Chen J, et al. Augmented dual-contrastive aggregation learning for unsupervised visible-infrared person re-identification [C]//Proceedings of the 30th ACM International Conference on Multimedia, 2022: 2843-2851.
- [11] Ge Y, Chen D, Li H. Mutual mean-teaching: pseudo label refinery for unsupervised domain adaptation on person re-identification [J/OL]. arXiv preprint arXiv: 2001.01526, 2020.
- [12] Zheng Y, Tang S, Teng G, et al. Online pseudo label generation by hierarchical cluster dynamics for adaptive person re-identification [C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 8371-8381.
- [13] Zhai Y, Lu S, Ye Q, 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: 9021-9030.
- [14] Hu Yan, Zhao Yuhang, Hu Haobing, et al. Research on lightweight pedestrian detection in infrared images based on YOLOv5s [J]. Laser & Infrared, 2024, 54(2): 295-301. (in Chinese)
胡焱, 赵宇航, 胡皓冰, 等. 基于 YOLOv5s 的轻量化红外图像行人目标检测研究[J]. 激光与红外, 2024, 54(2): 295-301.
- [15] Zhang Jinhang, Sun Lihui, Jiang Junqiang. Research on

- infrared image deblurring based on fuzzy operator[J]. *Laser & Infrared*, 2023, 53(1):130 – 136. (in Chinese)
张锦航, 孙立辉, 姜军强. 基于模糊算子的红外图像去模糊研究[J]. *激光与红外*, 2023, 53(1):130 – 136.
- [16] Liu Y, Shao Z, Hoffmann N. Global attention mechanism: Retain information to enhance channel-spatial interactions [J/OL]. arXiv preprint arXiv:2112.05561, 2021.
- [17] Zhang X, Li D, Wang Z, et al. Implicit sample extension for unsupervised person re-identification [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022:7369 – 7378.
- [18] Han X, Yu X, Li G, et al. Rethinking sampling strategies for unsupervised person re-identification[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2022, 32:29 – 42.
- [19] Tong H Y, Ng K W. A bottom-up clustering approach to identify bus driving patterns and to develop bus driving cycles for Hong Kong[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2021, 28:14343 – 14357.
- [20] Wang, D. and Zhang, S. Unsupervised person re-identification via multi-label classification [C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Seattle, 13 – 19 June 2020:10981 – 10990.
- [21] Lin Y, Wu Y, Yan C, et al. Unsupervised person re-identification via cross-camera similarity exploration [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, 29:5481 – 5490.
- [22] Zeng K, Ning M, Wang Y, et al. Hierarchical clustering with hard-batch triplet loss for person re-identification[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020:13657 – 13665.
- [23] Lian J, Wang D H, Du X, et al. Exploiting robust memory features for unsupervised reidentification [C]//Chinese Conference on Pattern Recognition and Computer Vision (PRCV). Cham: Springer Nature Switzerland, 2022: 655 – 667.
- [24] Dai Z, Wang G, Yuan W, et al. Cluster contrast for unsupervised person re-identification[C]//Proceedings of the Asian Conference on Computer Vision, 2022:1142 – 1160.
- [25] Luo Guoqiang. Infrared image enhancement with Gamma transformation and multi-scale detail enhancement [J]. *Laser & Infrared*, 2023, 53(2):253 – 260. (in Chinese)
罗国强. Gamma 变换与多尺度细节增强的红外图像增强[J]. *激光与红外*, 2023, 53(2):253 – 260.