

基于伪标签的无监督领域自适应行人重识别研究综述

景叶怡然, 余增, 时云潇, 李天瑞

引用本文

景叶怡然, 余增, 时云潇, 李天瑞. 基于伪标签的无监督领域自适应行人重识别研究综述[J]. 计算机科学, 2024, 51(1): 72-83.

JING Yeyiran, YU Zeng, SHI Yunxiao, LI Tianrui. [Review of Unsupervised Domain Adaptive Person Re-identification Based on Pseudo-labels](#) [J]. Computer Science, 2024, 51(1): 72-83.

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)

[命题逻辑中一类正则标准矛盾体的构造与复合](#)

Construction and Compounding of a Class of Regular Standard Contradictions in Propositional Logic
计算机科学, 2024, 51(1): 295-300. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230600009>

[生成扩散模型研究综述](#)

Survey on Generative Diffusion Model

计算机科学, 2024, 51(1): 273-283. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230300057>

[限定域关系抽取技术研究综述](#)

Survey on Domain Limited Relation Extraction

计算机科学, 2024, 51(1): 252-265. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230200100>

[基于双重动态记忆网络的弱监督视频异常检测](#)

Weakly Supervised Video Anomaly Detection Based on Dual Dynamic Memory Network

计算机科学, 2024, 51(1): 243-251. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230300134>

[基于伪标签的弱监督显著特征增强目标检测方法](#)

FeaEM: Feature Enhancement-based Method for Weakly Supervised Salient Object Detection via Multiple Pseudo Labels

计算机科学, 2024, 51(1): 233-242. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230500035>

基于伪标签的无监督领域自适应行人重识别研究综述

景叶怡然¹ 余增^{1,2} 时云潇¹ 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

(jyyr@my.swjtu.edu.cn)

摘要 行人重识别是计算机视觉领域的热点研究课题之一。近年来,为了解决行人重识别实际应用中标签数据稀缺的问题,同时也为了有效地利用现有的标签数据,研究者们提出了基于生成对抗网络以及基于伪标签的领域自适应方法,用于进行跨领域的行人重识别研究。基于伪标签的无监督领域自适应行人重识别方法由于效果显著而备受研究者的青睐。文中梳理了近7年来基于伪标签的无监督领域自适应行人重识别的研究成果,将基于伪标签的方法从模型训练角度划分为两个阶段。1)伪标签生成阶段。现有工作的伪标签生成方法大多使用聚类方法,部分工作采用基于图结构学习的图匹配、图卷积网络方法来生成目标域的伪标签。2)伪标签精炼阶段。文中将现有的伪标签精炼方法归纳为基于表征学习的精炼方法以及基于相似度学习的精炼方法,并分别进行模型方法的总结与整理。最后,讨论现阶段基于伪标签的无监督领域自适应行人重识别面临的挑战并对未来可能的发展方向进行展望。

关键词: 行人重识别;深度学习;伪标签;无监督;领域自适应;

中图分类号 TP391.41

Review of Unsupervised Domain Adaptive Person Re-identification Based on Pseudo-labels

JING Yeyiran¹, YU Zeng^{1,2}, SHI Yunxiao¹ and LI Tianrui^{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

Abstract Person re-identification is one of the hot research topics in the field of computer vision. In recent years, in order to solve the problem of scarcity of label data in the practical application of person re-identification, and to effectively use the existing label data, researchers have proposed domain adaptive methods based on generative adversarial networks and pseudo-labels to carry out cross-domain person re-identification research. The unsupervised domain adaptive person re-identification method based on pseudo-labels is favored by researchers due to its remarkable effect. This paper sorts out the work of pseudo-label-based adaptive person re-identification in the unsupervised field in the past 7 years, and divides the pseudo-label-based method into two stages from the perspective of model training: 1) Pseudo-label generation stage. Most of the pseudo-label generation methods in existing works use clustering methods, and some works use graph matching based on graph structure learning and graph neural network methods to generate pseudo-labels in the target domain. 2) Pseudo-label refining stage. In this paper, the existing pseudo-label refinement methods are summarized into the refinement method based on representation learning and the refinement method based on similarity learning, and the model methods are summarized and organized respectively. Finally, the current challenges of pseudo-label-based adaptive person re-identification in the unsupervised domain are discussed and the possible future development directions are prospected.

Keywords Person re-identification, Deep learning, Pseudo-label, Unsupervised learning, Domain adaptation

1 引言

行人重识别(Person Re-Identification, Re-ID)被公认为是图像检索的子问题,其目标是从多个不同角度拍摄的图像或视频序列中,检索是否存在特定的目标行人^[1-5]。近年来,

随着深度学习技术的发展,行人重识别技术取得了较大的突破,但是现实场景中的行人重识别任务严重受限于环境干扰因素,如光照变化、密集遮挡、摄像头视角分辨率差异,以及场景变化、行人姿态变化等,这给行人重识别的研究带来了如下两大挑战^[6]: 1) 域间差异,即行人重识别实际应用场景的测试

到稿日期:2023-07-14 返修日期:2023-09-20

基金项目:国家自然科学基金(62176221)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(62176221).

通信作者:余增(zyu@swjtu.edu.cn)

环境与源域模型的训练环境具有较大的差异性;2)域内差异,由于分辨率、光照的差异,不同摄像头可能产生明显的特征变化,即便是同一个摄像头、同一行人,不同时间段和不同的姿态也会带来差异显著的视觉特征。

针对上述两种挑战,研究者们提出了无监督领域自适应方法^[7-10](Unsupervised Domain Adaptation Person Re-Identification, UDA Re-ID),用于解决上述问题。UDARE-ID旨在排除场景因素对行人重识别任务的干扰,增强模型的泛化能力和鲁棒性。目前,UDARE-ID方法大致可以分为两类:一类为基于生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)的UDARE-ID算法,此类算法致力于通过风格转换来对齐源域与目标域的数据,从而缓解源域与目标域间的分布差异问题;另一类为基于伪标签的UDARE-ID算法,此类算法致力于使用伪标签技术为未标记的目标域数据集分配标签,由于产生的伪标签存在一定的噪声,在此类方法中,研究者们主要解决伪标签生成以及如何降低伪标签噪声等问题。

基于生成对抗网络的UDARE-ID方法^[11-20]的核心思想为,将来自源域的标记图像转移到目标域,使生成后的图像与目标域图像具有相似的风格,再将风格转移的图像及其相关标签用于目标域的监督学习,从而对齐源域与目标域。Zhan等^[11]提出了基于空间感知的UDA Re-ID网络(Spatial-Aware GAN, SAGAN),该网络能够同时适应空间和像素级别的图像。Tang等^[12]在研究中使用了GAN,提出了迭代自监督域自适应网络。Zhou等^[13]提出了多相机转换生成对抗网络(Multi-Camera Transfer GAN, CTGAN),将源数据集的图像转换为目标数据集的多摄像机风格。Deng等^[14]提出了保留自相似性的生成对抗网络(Similarity Preserving GAN, SP-GAN),保留域自相似性和域不相似性,学习两个域之间的映射函数。Jiang等^[15]对GAN方法用于UDA Re-ID的数据增强方面的有效性进行了探索,并提出了身份一致性约束和样本多样性约束,对转换的图像进行过滤,提高了生成数据的有效性。Verma等^[16]提出了个体特征保护及环境切换循环生成网络(Individual-Preserving and Environmental-Switching Cyclic GAN, IPES-GAN),对特征进行解耦,将源域数据集与

目标域数据环境背景交换,生成具有保留同一性的跨域图像。在行人重识别任务中,基于生成对抗网络的方法对解决行人图像多样性训练数据缺乏、域间差异和摄像头风格变化等问题具有较好的性能,但由于现有的行人重识别数据集采集的区域和时间跨度相对较小,缺乏大量姿态和外观变化的跨视角行人数据,模型很难学习到行人的判别性特征或不变性特征^[21]。同时受光照、分辨率和摄像头视角等因素的影响,基于GAN的方法生成的行人图像存在一定的噪声,因此无法完全弥补训练集和测试集之间的领域差距,从而影响行人重识别训练模型的鲁棒性。

基于伪标签的UDARE-ID方法采用伪标签技术为目标域行人生成标签,主要研究目标域内部各类之间的差异,重点关注如何区分目标域内部的各个类。该方法由于在处理跨领域行人重识别方面的效果显著,因此备受研究者的青睐。

下文将介绍基于伪标签的UDARE-ID算法的基本框架。大多数早期的基于伪标签的UDA问题模型采用单一分支管道,并以自监督的方式^[22-23]学习目标数据。这些模型通常使用预训练模型产生的特征来预测未标记样本的伪标签,然后用这些样本对模型进行训练。Lee在2013年提出了伪标签^[24]这一概念。其思路是在一批有标签和没有标签的图像上同时训练一个模型。在使用交叉熵损失的情况下,以普通的监督方式对有标签图像进行训练。利用同一模型对一批没有标签的图像进行预测,并使用置信度最大的类作为伪标签。在这些伪标签的基础上,可以引入交叉熵损失和三元组损失等监督损失函数,使模型从源域适应到目标域。图1为基于伪标签的领域自适应行人重识别预训练-微调模型示意图。在步骤①中,使用带标签的源域数据集初始化骨干网络,其中骨干网络可以有多种选择,但大部分研究采用ResNet50^[25]作为骨干网络。接着进入模型的迭代阶段,在每次迭代过程中,步骤②为未标记的目标域数据集提取卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)特征,并进行聚类 and 可靠样本选择。步骤③使用所选的样本对CNN模型进行微调,通过一系列的微调及精炼方法来提升模型的泛化能力。

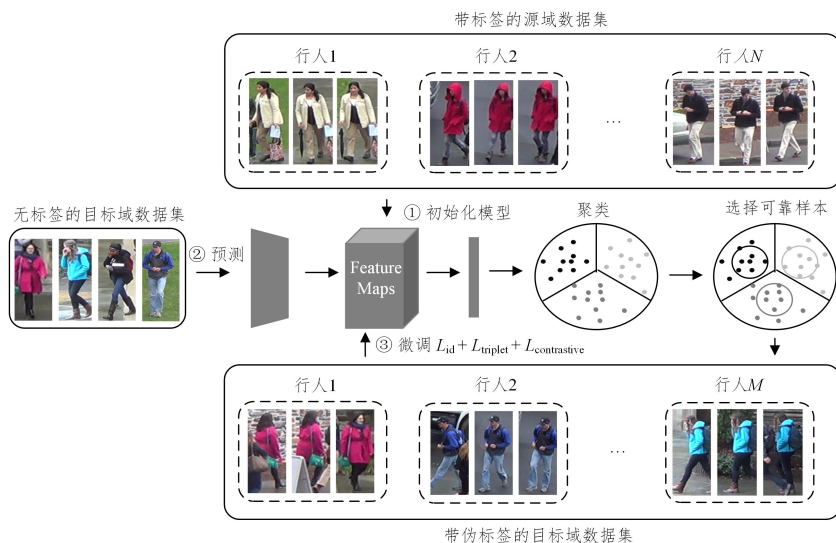


图1 基于伪标签的域自适应行人重识别预训练-微调模型示意图

Fig. 1 Schematic diagram of pre-training-fine-tuning model for domain-adaptive person re-identification based on pseudo-labels

本文将基于伪标签技术的 UDARe-ID 方法从模型训练角度划分为两个阶段。第一阶段为伪标签的生成,将伪标签生成方法划分为基于聚类以及基于图结构学习的方法。伪标签的提炼作为模型训练的第二阶段,并将其划分为基于表征学习的提炼方法以及基于相似度学习的提炼方法。其中基于表征学习的提炼方法又可以分为样本采样方法、损失函数设计、全局/局部特征互补学习以及协同网络互学习 4 类。基于相似度的学习按其使用的距离度量函数来分类,具体可以分为欧氏距离、余弦相似度、杰卡德距离以及其他(例如相似度聚合函数)。接着介绍在领域自适应行人重识别任务中的常用大型数据集,最后讨论分析基于伪标签的 UDARe-ID 面临的挑战以及未来研究方向。相比其他基于深度学习或无监督^[26]的行人重识别方法综述,以及基于度量学习^[27]和基于生成对抗网络学习^[21]的行人重识别综述,本文的研究重点是伪标签这一技术在无监督领域自适应行人重识别中的应用与发展。此类方法为当前研究的热点方向,且能够反映基于伪标签的无监督领域自适应行人重识别方法的发展趋势。

2 伪标签的生成算法

无监督领域自适应行人重识别中的伪标签^[24]技术指,使用带标记的源域数据训练得到的模型预测未标记的目标域数据并进行标记的过程,它解决了数据未被标记的问题,还可与标记数据一起训练监督模型。由于是无标签数据且模型预测准确率无法达到 100%,因此模型预测出的标签不一定精准。近年来也有学者提出软伪标签^[28-30]的概念,将模型输出的概率分布作为图像的软伪标签;将经过求最大概率值或对伪标签进行独热编码作为图像的硬伪标签^[31]。此外,也有学者受基于部分的特征学习的启发,对图像进行划分,得到全局/局部特征,并分别为其生成伪标签,得到全局伪标签和局部伪标签^[32-35]。在基于伪标签的无监督领域自适应行人重识别问题中,本文主要将伪标签的生成方法分为基于聚类以及基于图结构学习的图匹配、图卷积网络方法。

2.1 基于聚类的伪标签生成算法

聚类^[36-38]是数据统计分析的一门技术,在许多领域得到广泛应用,包括机器学习、数据挖掘、模式识别、图像分析以及生物信息。典型的聚类模型包括连通性模型、以基于密度的聚类算法(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN)为代表的密度模型、以 K 均值聚类算法(K -Means clustering algorithm, K -Means)为代表的质心模型、子空间模型、组模型等。在基于伪标签的 UDARe-ID 任务中,常用于生成伪标签的聚类算法为 DBSCAN 和 K -Means。

DBSCAN^[39]是于 1996 年在数据挖掘会议上首次发表的一种基于密度的聚类算法,DBSCAN 算法在聚类时不需要指定聚类簇数目,仅需要设置半径 ϵ 参数和密度阈值 MinPoints ,半径 ϵ 是每个数据点周围检查密度的圆半径,密度阈值 MinPoints 为该圆内要将该数据点分类为核心点所需的最小数据点数。文献^[40-45]均采用了 DBSCAN 作为伪标签生成的算法。Zhang 等^[45]使用改进的基于分层密度的聚类算法(Hierarchical DBSCAN, HDBSCAN)进行聚类。HDBSCAN 是 DBSCAN 的变种,二者最大的不同之处在于,前者

可以处理密度不同的聚类问题。总的来说,DBSCAN 算法由于其无须事先设置聚类簇数目,与行人重识别的现实场景行人数量不断增多、行人类别数目无法提前预知的特性较为符合,因此采用 DBSCAN 对行人图像进行聚类会得到较好的结果。但 DBSCAN 聚类方法对半径和密度阈值有着较强的敏感性,为其设置不同的值会对聚类结果造成较大的影响,当空间聚类的密度不均匀、聚类间距相差很大时,半径 ϵ 和密度阈值 MinPoints 难以选择。

K -Means 最早是在 1967 年被首次提出^[46],属于划分聚类算法,是一种迭代求解的聚类分析算法。Fan 等^[47]使用 K -Means 算法得到目标域的伪标签,在聚类和微调之间添加了一个选择操作,通过迭代聚类、选择样本和 CNN 微调,为未标记的目标域生成弱伪标签。Wu 等^[48]提出了基于聚类和动态采样(Clustering and Dynamic Sampling, CDS)的算法,同样使用 K -Means 算法对目标域进行迭代聚类,并采用动态采样策略从聚类结果中选择可靠性高的样本,通过动态的调整阈值来选择可靠的样本或信息更多的样本。由于行人重识别任务中行人数据量庞大,在训练时需要尽可能降低时间复杂度且加快模型收敛速度的聚类算法来降低开销, K -Means 算法对大规模数据分析具有高效性和可伸缩性,符合上述要求。但缺点是对于行人图像的离群点和噪音点敏感,且由于现实场景中行人类别数目无法预知,因此 K 值的选择很难确定。

2.2 基于图结构学习的伪标签生成算法

部分学者将行人重识别任务的标签估计问题视作图匹配问题,即将每个行人图像视为一个图节点,在众多跨摄像机的行人图像中,将同一行人的图像(图节点)相连,建立对应关系,利用图匹配技术为无标签的目标域数据生成伪标签^[49-51]。例如,为了在不同的相机之间挖掘标签,Ye 等^[52]利用图匹配技术^[53-54],通过为每个相机中的样本构建一个图来进行标签估计。

图卷积网络(Graph Convolutional Networks)^[55-57]是一种能对图结构数据进行深度学习的方法,由于其概括图数据神经网络的能力而在机器学习和计算机视觉领域引起了越来越多的关注^[58-59]。在行人重识别领域,图卷积网络通过对行人图像建立图关系来充分挖掘数据集内部各图像之间的潜在关系,使得模型学习更具判别性和鲁棒性的特征,并最终为行人图像生成可靠性高的伪标签。Zhong 等^[59]提出了一种基于图的正预测(Graph-based Positive Prediction, GPP)方法,用于预测由不同候选对象组成的图之间的可靠邻居,结合使用图网络学习行人图像的判别性特征,为其生成并探索可靠的伪标签。由于使用 GPP 方法生成的邻居伪标签具有较低的召回率,阻碍了模型对视图变化和遮挡等硬场景的鲁棒性。为了弥补低召回率的邻居伪标签,Feng 等^[58]基于 GPP 网络提出采用联合学习框架和相似性聚合损失来探索和利用更多的硬样本。

表 1 列出了 2017—2023 年领域自适应行人重识别各模型的伪标签生成方法。从表中可以看出,伪标签生成算法以聚类算法居多,其中的 DBSCAN 聚类算法占主要部分。且硬伪标签以及全局伪标签依然是目前大部分学者采取的用于模型训练的伪标签。

表1 伪标签生成方法

Table 1 Pseudo-label generation methods

模型方法	发表期刊及年份	基础网络	伪标签生成方法	软/硬伪标签	全局/局部伪标签
DGM ^[52]	ICCV'17	MxNet	Graph Matching	硬伪标签	全局
PUL ^[47]	TOMM'18	ResNet50	K-Means	硬伪标签	全局
CDS ^[48]	ICME'19	ResNet50	K-Means	硬伪标签	全局
SSG ^[60]	ICCV'19	ResNet50	DBSCAN	硬伪标签	全局+局部
ACT ^[61]	AAAI'20	ResNet50	DBSCAN	硬伪标签	全局
PAST ^[45]	ICCV'19	ResNet50	HDBSCAN	硬伪标签	全局
ECN++ ^[59]	TPAMI'20	ResNet50	GPP	硬伪标签	全局
Ad-Cluster ^[62]	CVPR'20	ResNet50	DBSCAN	硬伪标签	全局
DAAM ^[63]	AAAI'20	ResNet50	K-Means	硬伪标签	全局
NRMT ^[64]	ECCV'20	ResNet50	HDBSCAN	硬伪标签	全局
MMT ^[65]	ICLR'20	IBN-ResNet-50	DBSCAN/K-Means	软伪标签+硬伪标签	全局
PLMC ^[66]	SPL'20	ResNet50	DBSCAN	硬伪标签	全局+局部
JVTC ^[67]	ECCV'20	ResNet50	DBSCAN	硬伪标签	全局+局部
CPL ^[58]	TIP'21	ResNet50	GPP	软伪标签	全局
GLT ^[68]	CVPR'21	ResNet50	K-Means	硬伪标签	全局
GCMT ^[69]	CVPR'21	ResNet50	K-Means	硬伪标签	全局
TEST ^[70]	TIP'21	ResNet50	DBSCAN	硬伪标签	全局
AML ^[71]	PRICAI'21	ResNet50	DBSCAN	硬伪标签	全局
UNRN ^[72]	AAAI'21	ResNet50	DBSCAN	软多标签	全局
JFL ^[73]	IVC'21	ResNet50	DBSCAN	软伪标签+硬伪标签	全局
CMT ^[74]	ICIG'22	ResNet50	DBSCAN	软多伪标签+硬伪标签	全局
AWB ^[75]	TIP'22	DenseNet121	DBSCAN	软伪标签	全局
DREAMT ^[76]	TMM'22	ResNet50	DBSCAN	软伪标签+硬伪标签	全局
SECRET ^[77]	AAAI'22	ResNet50	DBSCAN	硬伪标签	全局+局部
DCCT ^[78]	TCSVT'23	ResNet50	DBSCAN	硬伪标签	全局
DCAC ^[79]	TIFS'23	ResNet50	DBSCAN	软伪标签+硬伪标签	全局+局部

3 伪标签的提炼策略

模型在目标域上生成的伪标签通常伴有噪声,即伪标签噪声,伪标签噪声为目标生成的标签与其实例本身的真实标签之间存在的偏差^[80]。大量的研究表明,伪标签的噪声降低了模型预测的能力。因此,如何减弱或消除伪标签噪声以提炼伪标签是当前研究的重点。

广义上说,基于伪标签的深度学习方法可以分为两类,即表征学习和相似度学习^[47]。表征学习探讨的主要内容是如何学习到图像有鉴别力的特征,而相似度学习则是探究特征向量或集合间的相似关系。对于相似度学习,训练输入可以是图像对、三元组或四元组。这些方法通过聚焦于两个输入图像不同的行人身体部分,直接输出它们的相似度得分,而不需要明确的特征提取过程。对于表征学习,模型具有显式的特征提取过程。深度学习的两个关键技术主要就是特征学习与相似度学习。近年来不少学者从这两个方面对噪声伪标签的训练策略进行优化。本文主要从上述两个角度对伪标签提炼策略进行总结。具体地,将基于特征学习的伪标签提炼策略细分为样本采样策略、损失函数设计、全局/局部特征学习和协同网络互学习4类。将基于相似度学习的伪标签提炼策略分为余弦距离相似度、欧氏距离相似度、杰卡德距离相似度以及其他相似度度量方法(如图相似度、相似度聚合)。

3.1 基于表征学习的伪标签提炼策略

在域自适应行人重识别模型训练中,为了得到更好的图像特征表示,研究者们首先对不带标签的目标域数据集进行特征提取,通过聚类方法得到伪标签,并设计算法来获得可靠样本,再将这些可靠样本输入至原始模型进行模型微调,利用产生的新模型来对图像进行特征提取,进而获得更好的图像特征表示。在近年来的研究中,部分学者提出通过设计采样

策略过滤不可靠样本来选择可靠样本^[47-48],也有学者设计损失函数来约束模型训练^[23,45],进而获取可靠样本。也有部分学者受基于局部特征学习的启发,对图像进行全局以及局部的划分,以相互学习特征。此外,还有一类基于协同网络互学习的方法^[64-65,68,70,74,76],该类方法受师生网络模型^[81-82]的启发,通常包含两个或两个以上的网络,将图像分别输入至教师网络和学生网络,并同时特征提取,得到伪标签,再交换各自学习到的特征作为对方的监督信号,获得新的模型,使用新模型对图像进行特征提取,从而获得更好的特征表示,其中以相互平均教学网络^[65](Mutual Mean-Teaching, MMT)模型为主要代表。

3.1.1 样本采样方式

最直观的降低伪标签噪声的方式为对不可靠样本进行过滤并选择可靠样本来降低伪标签噪声。对于聚类后的样本,不少学者通过设计一定的采样策略来获得可靠性高的样本。例如 Fan 等^[47]提出了渐进式无监督学习(Progressive Unsupervised Learning, PUL)方法,将自步学习(Self-Paced Learning, SPL)^[83]整合到训练中,在模型训练初期只考虑少量的位于簇质心附近的可靠样本作为 CNN 训练样本。后续迭代中,模型会自适应地选择更多靠近质心的图像作为 CNN 训练样本,上述 SPL 自步学习有助于 PUL 从高度不可靠的聚类结果中得到相对可靠的样本。然而,PUL 的样本采样策略使用固定的阈值进行选择,使得模型效果还有待进一步的提升。Wu 等^[48]提出了基于聚类和动态采样的算法(Clustering and Dynamic Sampling, CDS),将现有标记源域的有用知识转移到未标记目标域上。具体来说,定义了7个行人共享特征,即个人身份特征以及性别、帽子、背包、包、手提包、上半身服装颜色和下半身服装颜色。对于未标记的目标域,将样本迭代聚类到多个中心,并从每个中心动态选择信息丰富的中心,对源域

模型进行微调。图 2 给出了 CDS 动态采样的具体过程, 本文设置了一个动态改变的阈值 λ , 模型根据变化的阈值 λ 不断迭代更新聚类中心和样本采样范围, 从而扩充可靠样本。

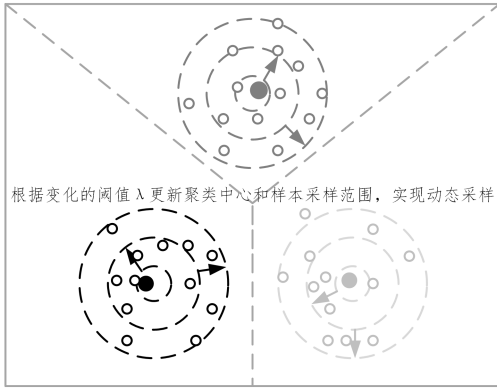


图 2 动态采样示意图

Fig. 2 Schematic diagram of dynamic sampling

3.1.2 损失函数设计

大量研究表明, 损失函数的精心设计会提高伪标签噪声在训练时的鲁棒性。损失函数设计指使用更加精确的算法来消除噪声的负面影响^[80]。Zhang 等^[45]提出了保守-提升双阶段模型(Self-Training method with Progressive Augmentation Framework, PAST), 在保守阶段提出了一种基于排序的三元组损失, 通过同时降低基于排序的三元组损失(Ranking-based Triplet Loss, RTL)和基于聚类的三元组损失(Clustering-based Triplet Loss, CTL)来优化网络, 以提升伪标签的可靠性。Zhong 等^[23]全面研究了目标域的域内变化, 并提出了 3 种基本不变性约束, 即范例不变性、相机不变性和邻域不变性(Exemplar-Invariance, Camera-Invariance and Neighborhood-Invariance, ECN), 并引入样本存储器来存储目标域的特征, 以适应这 3 个不变性属性。将 3 个不变性约束加入到网络训练中作为不变性学习。

3.1.3 全局/局部特征互补学习

行人特征表示的直观方法是从图像上提取全身的鉴别特征。全局特征学习的目的是捕捉最显著的外观特征, 以代表不同行人的身份。然而, 由于监控视频图像的场景复杂性, 例如行人姿势、遮挡、衣服、背景杂乱等, 在仅使用全局特征进行

学习时容易忽略行人图像的不显著特征和细小的特征, 降低了大规模 Re-ID 场景中特征学习的准确性^[84]。

因此, 有学者提出采用全局/局部特征学习的方法。研究表明, 全局和局部特征共同学习能使模型具有更好的分辨力和鲁棒性。为了挖掘目标数据集中潜在的图像相似性, Fu 等提出基于聚类的自相似性分组方法(Self-Similarity Grouping, SSG)^[60], 受基于部分的行人重识别方法的启发, 将目标数据集图像分为全身、上部、下部 3 组, 并根据相应的组分配标签, 将标签与样本重新输入至模型, 并利用三元组损失调整实验。Yang 等^[85]提出了一种基于软多标签学习的部分补偿网络(Part-compensated Soft Multi-label Learning, PSML)。同样地, 将目标数据集图像分为全局、上部、下部 3 个部分, 将局部特征与全局特征相结合作为补偿信息, 利用全局和局部信息来计算目标数据集图像的软多标签分数, 并引入了部分标签评分和样本标签一致性, 以进一步获得可靠的伪标签。He 等^[77]提出了自一致性的伪标签更新新策略(Self-Consistent Pseudo Label Refinement, SECRET), 采用多分支网络, 分别得到图像全局和局部上、局部下的特征伪标签。SECRET 对 3 个特征空间中的伪标签进行精炼, 只保留在全局、局部上、局部下 3 个特征空间中具有一致伪标签的样本实例, 从而提高伪标签质量。类似地, Tay 等^[86]在研究中目标域图像数据集分别进行了 2 部分划分(上半身、下半身)以及 3 部分划分(头部、身体中部、腿部), 并探讨了使用不同策略划分对模型训练的影响。实验结果表明, 对输入图像结合使用 2 部分与 3 部分得到 5 个局部特征, 再对这些区域进行缝合和平均, 以生成最终的全局特征, 能够提升伪标签的质量。Tu^[87]提出了协作多特征聚类框架(Collaborative Multiple Feature Clustering, CMFC), 设计了双分支网络(全局特征分支和部分特征分支)。其中部分特征分支将图像分为两部分(上半身、下半身), 对局部上和局部下的特征采用三元组损失进行训练, 使用全局特征和局部特征对模型进行微调以得到高质量的伪标签。图 3 为全局/局部特征互补学习的示意图。也有部分学者将图片进行更细层次的划分, 把输入图像划分为 3 个甚至是 5 个部分。但从研究结果来看, 目前全局/局部的划分还是以将图像中的人物进行上半身、下半身划分的方式居多。

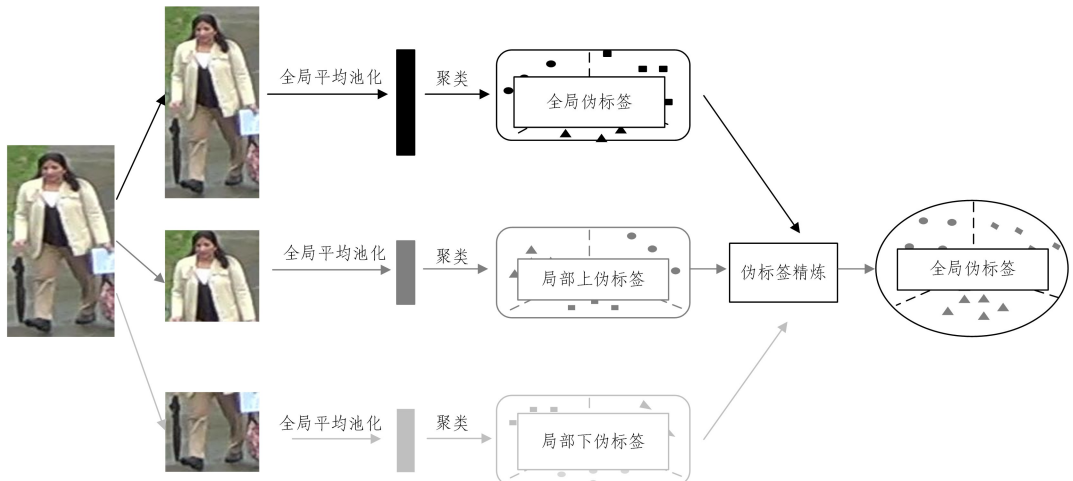


图 3 全局/局部特征提取示意图

Fig. 3 Schematic diagram of global/local feature extraction

3.1.4 协同网络互学习

以往最先进的基于伪标签的 UDA Re-ID 方法,使用聚类生成的伪标签训练网络。虽然交替采用伪标签生成和伪标签特征学习对伪标签进行了一定程度的精炼,但聚类产生的硬伪标签噪声仍然严重阻碍了神经网络的训练^[65]。

为了进一步有效解决基于伪标签的 UDA Re-ID 方法中

的噪声伪标签问题,受师生模型^[81-82]的启发,Ge 等^[65]提出了 MMT 无监督相互平均教学网络框架,以在线同伴教学的方式提供了鲁棒的软伪标签,同时训练两个相同的网络。通过离线优化硬伪标签(置信度等于 100% 的伪标签)和在线细化软伪标签(置信度小于 100% 的伪标签)的联合监督下优化神经网络,以有效地优化伪标签,如图 4 所示。

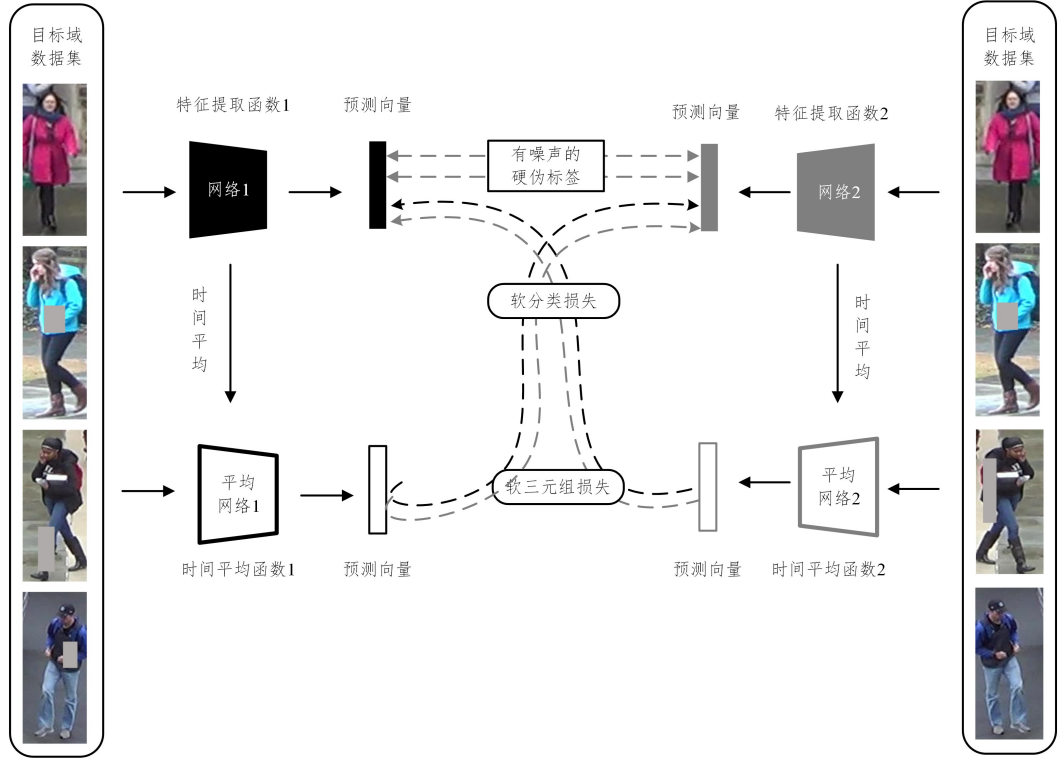


图 4 MMT 网络示意图

Fig. 4 Schematic diagram of mutual mean teaching network

近年来,教师网络在域自适应行人重识别研究中盛行,以 MMT 模型为开端,学者们纷纷基于 MMT 网络展开研究。例如,提出非对称协同训练框架^[61] (Asymmetric Co-Teaching, ACT),分别命名为“主模型”和“协作器模型”。通过从目标中相互选择可能干净的样本,自适应的主模型可以抵抗噪声标签。Zhao 等^[64]提出抗噪音互训练模型 (Noise Resistible Mutual-Training, NRMT),在训练过程中维护两个网络,两个网络相互进行协作聚类和互实例选择。协作聚类允许两个网络使用彼此提供的伪标签作为额外的监督。互实例选择进一步根据网络的同伴信任和关系分歧,选择可靠的、信息丰富的实例进行训练。Liu 等^[69]基于教师学生网络提出了基于均值教学的图一致性框架 (Graph Consistency based Mean-Teaching, GCMT),并设计出了教师和学生网络间的图一致性约束 (Graph Consistency Constraint, GCC)。将不同教师网络预测的样本关系作为监督进行合并,优化了学生网络中不同样本之间的关系,为学生网络的特征学习提供了有效的监督和优化。Li 等^[70]提出了三网络教师学生模型 (Triplet Ensemble Student-Teacher, TEST)。TEST 由两个学生网络和一个教师网络组成,两个学生网络相互交换各自的伪标签形成联合教学,再根据三网络一致性约束建立闭环学习机制,以此

提高伪标签质量。Yu 等^[74]提出了一致性均值教学模型 (Consistency Mean-Teaching, CMT),在未标记的目标域样本之间加强了两种一致性,即视角间一致性和身份一致性,并验证了上述两种一致性的互补关系。Tao 等^[76]基于教师模型提出了多样性扩大的互相教学框架 (Diversity Enlarged Mutual Teaching, DREAMT),设计了基于 GAN 的源域增强 (GAN-based Source Domain Augmentation, GS-DA) 和跨分支互监督 (Cross-Branch Mutual Supervision, CBMS) 策略。其中 GS-DA 使用不同的 GAN 方式增强源域数据集, CBMS 跨分支且跨网络,有助于保持训练同伴之间的多样性。

表 2 列出了基于特征表示学习的伪标签精炼策略,包括样本采样、损失函数设计、全局/局部特征学习以及协同网络互学习。其中 mAP 以及 Rank1 是以 DukeMTMC-ReID^[5] 数据集为源数据集,以 Market1501^[88] 数据集为目标数据集的实验结果。可以看出,以 ResNet50 为基础网络,使用分类+三元组损失依然是目前大部分研究者的选择。且以 MMT 模型为代表,迄今为止已经出现很多基于 MMT 模型的研究,从结果可以看出模型的准确性有了较明显的提升。

表 2 基于特征表示学习的伪标签精炼策略方法总结

Table 2 Summary of pseudo-label refinement strategies based on feature representation learning

优化策略	模型	发表会议/期刊	损失函数	mAP/%	Rank1/%	方法思想
样本采样	PUL ^[47]	TOOM'18	分类损失	20.5	45.5	在聚类和微调之间添加选择操作。模型较弱时,选取少量可靠样本,模型增强后选取更多可靠样本
	CDS ^[48]	ICME'19	分类损失	39.9	71.6	设置一个动态变化的阈值 λ ,迭代地将目标域样本聚类到多个中心,从每个中心动态地选择可靠样本
损失函数设计	PAST ^[45]	ICCV'19	分类损失+三元组损失	78.4	54.6	提出基于排序的三元组损失(RTL)和基于聚类的三元组损失(CTL)
	ECN ^[23]	CVPR'19	样本不变性损失	43.0	75.1	提出范例不变性、相机不变性和邻域不变性3种不变性约束
全局局部特征学习	SSG ^[60]	ICCV'19	分类损失+困难三元组损失	53.4	73.0	构建全局、局部上、局部下多个组别,并为其分配伪标签反复交替地进行分组和训练
	PSML ^[85]	IET'22	分类损失+三元组损失	61.0	82.6	引入了部分标签评分和样本标签一致性,将局部特征与全局级特征相结合作为补偿信息
	SECRET ^[77]	AAAI'22	交叉熵损失+三元组损失	79.8	92.3	利用多分支网络分别得到图像全局和局部上、局部下的特征伪标签,全局与局部伪标签相互优化
	CLM ^[86]	NCA'22	交叉熵损失+三元组损失+对比损失	80.9	92.4	引入2部分任务(上半身、下半身)以及3部分任务(头部、身体中部、腿部)来学习图像特征
	CMFC ^[87]	MM'22	交叉熵损失+三元组损失+重建损失	81.0	94.0	采用双分支网络全局特征分支和部分特征分支,采用三元组损失进行训练,挖掘不同身体区域的相似性
协同网络互学习	MMT ^[65]	ICLR'20	软分类损失+十组三元组损失	71.2	87.7	通过离线优化的硬伪标签和在线优化的软伪标签来替代训练的方式,从目标域中学习更好的特征,从而优化目标域的伪标签
	GLT ^[68]	CVPR'21	分类损失+对比损失+三元组损失	79.5	92.2	为目标域分配多组伪标签,将伪标签的优化问题看作最优传输问题,利用线性规划的 Sinkhorn 算法对多组伪标签进行优化
	TEST ^[70]	TIP'21	分类损失+三元组损失	75.2	90.1	提出了三网络教师学生模型,两个学生网络相互交换各自的伪标签形成联合教学,再根据三网络一致性约束建立闭环学习机制
	NRMT ^[64]	ECCV'20	三元组损失	72.2	88.0	引入了相互实例选择策略,通过考虑两个网络的同伴置信度和关系分歧来选择可靠和信息丰富的样本
	UNRN ^[72]	AAAI'21	分类损失+对比损失+三元组损失	78.1	91.9	计算两个模型所预测的软多标签的不一致性,开发了一种不确定性估计策略
	CMT ^[74]	ICIG'22	分类损失+三元组损失+视角一致性损失+身份内一致性损失	81.1	92.9	在目标域样本之间加强了视角间一致性和身份一致性,并验证了上述一致性的互补关系
	DREAMT ^[76]	TMM'22	分类损失+三元组损失	81.4	93.3	基于教师学生模型,提出了跨分支互监督(CBMS)策略。CBMS跨分支且跨网络,有助于保持训练同伴之间的多样性

3.2 基于相似度学习的伪标签精炼策略

在基于伪标签的领域自适应行人重识别问题中,需要了解个体间差异的大小,进而评价个体的相似性和类别,因此需要进行相似度学习。目前主流的相似度度量函数^[89]包括余弦夹角、欧氏距离、杰卡德距离、马氏距离等。在基于伪标签的领域自适应行人重识别研究方法中,主要采用前三种相似度度量方法。

3.2.1 余弦夹角方法的伪标签精炼

余弦夹角适用于高维度向量的相似度计算。自下而上的聚类模型(Bottom-Up Clustering, BUC)^[40]、层次行人重识别网络(Hierarchical Person Re-ID Network, H-Net)^[90]以及不对称的相互学习模型(AML)^[71]中都使用了余弦夹角作为相似度度量函数。不同的是, BUC模型在网络训练开始时将单个图像视为一个聚类,通过自下而上的聚类,逐渐将相似的图像合并到一个聚类中,迭代地进行聚类和网络训练,但是,在整个训练过程中只执行一个自下而上的聚类,在之前的合并步骤中错误地合并样本会影响后续的训练过程。H-Net模型提出目标域的层次不变性损失(Hierarchical Invariance of the Target domain, HIT)并引入了基于内存的多组损失(Memory-based Multi-group Loss, MML),前者能够使网络自适应地

学习具有不同相似性图像的可识别度高的特征,后者可以提高最难样本识别准确率。而 AML模型基于余弦夹角引入了相似度加权分类损失,模型维护两个网络,其中网络1使用由聚类算法(DBSCAN)生成的原始标签,网络2使用合并聚类算法增强的新标签,并基于余弦相似度引入了相似度加权分类损失和相似度加权三元组损失。

3.2.2 杰卡德距离方法的伪标签精炼

杰卡德相似度用于衡量两个集合的相似度,用两个集合中不同元素占有所有元素的比例来衡量两个集合的区分度。Fu等使用 Jaccard 距离作为相似度度量方法,为挖掘目标数据集集中潜在的图像相似性,提出了基于聚类的自相似性分组 SSG 方法^[60]。Yang等^[61]提出了一种新的非对称协同训练框架 ACT,分别名为主模型和协作器模型,并采用 Jaccard 距离作为相似度度量方法。为了从目标中选择出可能干净的样本,ACT提出在聚类后显式地添加一个样本过滤程序,通过主模型和协作器模型的合作来选择可能具有干净标签的数据,以抵抗噪声标签。

3.2.3 欧氏距离相似度的伪标签精炼

欧氏距离主要适用于计算空间距离。Chen等^[91]提出深度可信度量学习方法(Deep Credible Metric Learning, DC-

ML),用于自适应地挖掘可信样本进行训练,以避免噪声标签的误导。设计了两个用于样本挖掘的可信度量,包括用于密度评估的 k -最近邻相似度和用于中心性评估的原型相似度,其中 k -近邻相似度采用欧氏距离计算距离矩阵。此外,提出了一个实例边际扩散损失,用于进一步增大实例间的差异。Wang等^[92]提出了基于内存的多标签分类损失(Memory-based Multi-label Classification Loss, MMCL),采用欧氏距离作为相似度度量方法,同时考虑了视觉相似度和循环一致性的多类标签预测。

3.2.4 其他

除上述相似度度量损失外,还有部分学者设计相似度

聚合损失来探索和利用更多的硬样本,例如Feng等提出的联合学习框架(Complementary Pseudo Labels, CPL)^[58]。CPL为未标记的图像分配基于邻居的伪标签,为弥补低召回率的邻居伪标签,提出了相似性聚合损失。Liu等^[69]提出了基于相互教学的图一致性模型,将不同教师网络预测的样本相似度关系而非伪标签作为基于图的监督信号。

表3列出了以DukeMTMC-ReID^[5]为源域数据集、以Market-1501^[88]为目标域数据集的基于相似度的伪标签精炼策略方法。从实验结果来看,增加相似度损失能够提高相似度学习域自适应行人重识别的准确度。

表3 基于相似度学习的伪标签精炼策略方法的总结

Table 3 Summary of pseudo-label refinement strategies based on similarity learning

相似度度量	模型	发表会议/期刊	损失函数	mAP/%	Rank1/%	方法思想
	BUC ^[40]	AAAI'19	分类损失+排斥性损失	38.3	66.2	提出的排斥性损失直接优化了每个簇之间的余弦距离,促进了模型利用每个集群内的相似性,并提高了每个身份之间的多样性
余弦夹角	H-Net ^[90]	IVC'22	分类损失+层次不变性损失+基于样本存储器的多组损失	47.2	76.1	提出HIT损失并引入了MML损失,HIT能够使网络自适应地学习具有不同相似性的图像特征,后者可以提高最难样本识别准确率
	AML ^[71]	PRICAI'21	相似度加权分类损失+相似度加权三元组损失	75.5	88.7	双网络互学习伪标签,提出了一种合并聚类算法KNC来生成不对称的标签,引入了相似度加权分类损失和相似度加权三元组损失
杰卡德距离	SSG ^[60]	ICCV'19	分类损失+三元组损失	58.3	80.0	挖掘目标域数据集中潜在的图像相似性,将数据集分成全身、上部和下部3组
	ACT ^[61]	AAAI'20	三元组损失	60.6	80.5	主模型学习内部样本,协作器模型使用主模型训练的离群样本推断可靠样本,再将其输入至主模型中来选择具有干净标签的样本
欧氏距离	DCML ^[91]	ECCV'20	三元组损失+实例边际扩展损失	63.5	79.3	设计了两个样本挖掘的可信度指标,用于密度评估的 k -最近邻相似度和用于中心性评估的原型相似度
	MMCL ^[92]	CVPR'20	基于样本存储器的多标签分类损失	60.4	84.4	同时考虑了视觉相似度和循环一致性的多类标签预测,提出了基于记忆的多标签分类损失(MMCL)
相似度聚合	CPL ^[58]	TIP'21	分类损失+三元组损失+相似度聚合损失	78.6	90.6	为未标记的图像分配基于邻居的伪标签;为弥补低召回率的邻居伪标签,提出相似性聚合损失来探索和利用更多的硬样本
图相似度	GCMT ^[69]	CVPR'21	分类损失+图一致性损失	77.1	90.6	GCMT将不同教师网络预测的样本相似度关系而非伪标签作为基于图的监督信号,提出了图的一致性约束(GCC)来训练学生网络

4 常用数据集

为了对当前行人重识别算法进行评估,研究人员通常会在公众认可的公开数据集上进行实验,并通过统一的评价指标来评估模型的性能。本章主要介绍在域自适应行人识别中的基于图像的常用数据集。

1)Market1501^[88]数据集是2015年构建并公开的大规模行人重识别数据集。它包括由5个高清摄像头和1个低清摄像头拍摄到的1501个行人的32668张图像,采用手工标记和自动检测器DPM^[93]这两种方式标注行人检测框。

2)DukeMTMC-ReID^[5]数据集是一个大规模标记的多目标多摄像机行人跟踪数据集。它提供了一个由8个同步摄像机记录的新型大型高清视频数据集,具有7000多个单摄像机轨迹和超过2700多个独立人物,包含1812个不同行人的总共36441张图像,每幅图像的大小不定,采用手工标注行人检测框。

3)MSMT17^[94]数据集是在CVPR2018会议上公布的一个新的更接近真实场景的大型数据集,涵盖了多场景、多时段。

数据集采用了安放在校园内的15个摄像头网络,其中包含12个户外摄像头和3个室内摄像头,共包含4101个不同行人的126441张图像,每幅图像的大小不定,采用行人自动检测器Faster R-CNN^[95]标注行人检测框。该数据集是目前行人重识别数据集中行人和标注图像最多的数据集,相比早期单一场景和没有显著光照变化的数据集,该数据集覆盖了更多的场景,并且能够捕获多个时间段光照变化的行人图像。

结束语 本文针对基于伪标签的域自适应行人重识别方法,从模型的执行阶段角度出发,将基于伪标签的方法进行细分。首先介绍了伪标签生成的主流方法,主要包含基于聚类的生成方法大多以及基于图结构学习的方法,例如图匹配、图卷积网络;然后重点归纳总结了现有域自适应行人重识别的伪标签精炼算法,从特征表示学习和相似度学习两类方法对现有工作进行综述,对比分析这些方法在主流行人重识别数据集Duke-to-Market上的实验性能。尽管基于伪标签的方法在无监督域自适应行人重识别任务中已取得一定的研究成果,但针对伪标签生成算法的创新、多源数据集的研究以及基于图结构学习的研究仍处于初步探索阶段。在对基于伪标签

的无监督域自适应研究工作与实验结果进行比较和总结后,我们认为当前的基于伪标签的领域自适应行人重识别研究还需要重点关注以下问题。

1)伪标签生成算法的创新。目前主流的伪标签生成算法主要是聚类以及分类的算法。未来研究人员可以从图学习的角度以及多聚类算法混合使用的角度对伪标签生成展开研究。

2)多源多目标域。目前领域自适应行人重识别的大多数方法采用单源域单目标域进行模型的训练与优化,单源域单目标域存在一定的局限性,即模型对图像的表达力欠缺,目前已有少量学者采用多源域单目标域的训练方法,并且已取得一定成果,多源域的融合策略以及多目标域的自适应策略仍值得研究。

3)基于图学习的域自适应行人重识别算法研究。现实世界的很多场景都可以抽象为图结构。目前大部分域自适应行人重识别算法都是基于卷积神经网络的,而基于图卷积网络的研究较少。图卷积网络能够有效学习非结构化数据上的信息,提取和发掘图结构数据中的特征和模式。目前已有部分研究使用图卷积网络以及图关系来进行网络训练以及信号监督,但这只是少数,因此基于图学习的域自适应行人重识别算法具有很大的研究空间。

4)在线行人重识别模型的设计。目前基于伪标签的域自适应行人重识别方法以离线学习居多,模型所需训练时间较长,所需空间较大,但真实场景对实时性有一定要求,在实际应用中仍无法实时地进行模型优化与行人重识别。因此,如何设计轻量级的在线实时行人重识别系统也是未来需要研究者关注的方向。

参 考 文 献

- [1] ZHENG L, YANG Y, HAUPTMANN A G. Person Re-Identification: Past, Present and Future[J]. arXiv:1610.02984, 2016.
- [2] LIN Y, ZHENG L, ZHENG Z, et al. Improving Person Re-Identification by Attribute and Identity Learning[J]. Pattern Recognition, 2019, 95: 151-161.
- [3] LI W, ZHU X, GONG S. Harmonious Attention Network for Person Re-Identification[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 2285-2294.
- [4] YE M, SHEN J, LIN G, et al. Deep Learning for Person Re-Identification: A Survey and Outlook[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 44(6): 2872-2893.
- [5] ZHENG Z, ZHENG L, YANG Y. Unlabeled Samples Generated by Gan Improve the Person Re-Identification Baseline in Vitro [C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 3754-3762.
- [6] XIAO W. Research on domain adaptive pedestrian re-identification based on deep learning [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2021.
- [7] WANG M, DENG W. Deep Visual Domain Adaptation: A Survey[J]. Neurocomputing, 2018, 312: 135-153.
- [8] LONG M, ZHU H, WANG J, et al. Unsupervised Domain Adaptation with Residual Transfer Networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2016, 31: 3073-3086.
- [9] GANIN Y, LEMPITSKY V. Unsupervised Domain Adaptation by Backpropagation[C]// International Conference on Machine Learning, 2015: 1180-1189.
- [10] SAITO K, WATANABE K, USHIKU Y, et al. Maximum Classifier Discrepancy for Unsupervised Domain Adaptation[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 3723-3732.
- [11] ZHAN F, ZHANG C. Spatial-Aware Gan for Unsupervised Person Re-Identification[C]// 2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), 2021: 6889-6896.
- [12] TANG H, ZHAO Y, LU H. Unsupervised Person Re-Identification with Iterative Self-Supervised Domain Adaptation[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2019: 1536-1543.
- [13] ZHOU S, KE M, LUO P. Multi-Camera Transfer Gan for Person Re-Identification[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2019, 59: 393-400.
- [14] 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.
- [15] JIANG Y, CHEN W, SUN X, et al. Exploring the Quality of Gan Generated Images for Person Re-Identification[C]// Proceedings of the 29th ACM International Conference on Multimedia, 2021: 4146-4155.
- [16] VERMA A, SUBRAMANYAM A, WANG Z, et al. Unsupervised Domain Adaptation for Person Re-Identification Via Individual-Preserving and Environmental-Switching Cyclic Generation[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2021: 364-377.
- [17] HOFFMAN J, TZENG E, PARK T, et al. Cycada: Cycle-Consistent Adversarial Domain Adaptation[C]// International Conference on Machine Learning, 2018: 1989-1998.
- [18] BOUSMALIS K, SILBERMAN N, DOHAN D, et al. Unsupervised Pixel-Level Domain Adaptation with Generative Adversarial Networks[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 3722-3731.
- [19] 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.
- [20] ZHONG Z, ZHENG L, LI S, et al. Generalizing a Person Retrieval Model Hetero-and Homogeneously[C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 172-188.
- [21] ZHU M, MING Z Q, YAN J R, et al. A Review of Research on Person Re-Identification Methods Based on Generative Adversarial Networks [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics/Jisuanji Fuzhu Sheji Yu Tuxingxue Xuebao, 2022, 34(2): 163-179.
- [22] LUO C, SONG C, ZHANG Z. Generalizing Person Re-Identifica-

- tion by Camera-Aware Invariance Learning and Cross-Domain Mixup[C]//Computer Vision-ECCV 2020:16th European Conference,Glasgow,UK,Part XV 16. 2020;224-241.
- [23] ZHONG Z,ZHENG L,LUO Z,et al. Invariance Matters; Exemplar Memory for Domain Adaptive Person Re-Identification [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2019;598-607.
- [24] LEE D H. Pseudo-Label; The Simple and Efficient Semi-Supervised Learning Method for Deep Neural Networks[C]//Workshop on Challenges in Representation Learning, ICML. 2013; 896.
- [25] HE K,ZHANG X,REN S,et al. Deep Residual Learning for Image Recognition[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016;770-778.
- [26] LIN X,REN P,YEH C H,et al. Unsupervised Person Re-Identification: A Systematic Survey of Challenges and Solutions[J]. arxiv;2109.06057,2021.
- [27] ZOU G F,FU J X,GAO M L,et al. Research Progress on Metric Learning Methods in Person Re-Identification [J]. Control and Decision, 2021,36(7):1547-1557.
- [28] GROSSMANN V,SCHMARJE L,KOCH R. Beyond Hard Labels: Investigating Data Label Distributions [J]. arXiv: 2207.06224,2022.
- [29] XIE Q,LUONG M T,HOVY E,et al. Self-Training with Noisy Student Improves Imagenet Classification [C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2020;10687-10698.
- [30] ZOU Y,YU Z,LIU X,et al. Confidence Regularized Self-Training [C] // Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2019;5982-5991.
- [31] SOHN K,BERTHELOT D,CARLINI N,et al. Fixmatch; Simplifying Semi-Supervised Learning with Consistency and Confidence[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020,33:596-608.
- [32] WENG W,WEI B,KE W,et al. Learning Label-Specific Features with Global and Local Label Correlation for Multi-Label Classification[J]. Applied Intelligence,2023,53(3):3017-3033.
- [33] ZHAO T,ZHANG Y,PEDRYCZ W. Robust Multi-Label Classification with Enhanced Global and Local Label Correlation[J]. Mathematics, 2022,10(11):1871.
- [34] ZHU Y,KWOK J T,ZHOU Z H. Multi-Label Learning with Global and Local Label Correlation[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering,2017,30(6):1081-1094.
- [35] SUN W,SONG Y,CHEN C,et al. Face Spoofing Detection Based on Local Ternary Label Supervision in Fully Convolutional Networks[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security,2020,15:3181-3196.
- [36] SUN G J,LIU J,LIU L Y. Research on Clustering Algorithms [J]. Journal of Software,2008,19(1):48-61.
- [37] MADHULATHA T S. An Overview on Clustering Methods [J]. arXiv;1205.1117,2012.
- [38] OMRAN M G,ENGELBRECHT A P,SALMAN A. An Overview of Clustering Methods[J]. Intelligent Data Analysis,2007,11(6):583-605.
- [39] ESTER M,KRIEGEL H P,SANDER J,et al. A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise[C]//KDD. 1996;226-231.
- [40] LIN Y,DONG X,ZHENG L,et al. A Bottom-up Clustering Approach to Unsupervised Person Re-Identification [C] // Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2019; 8738-8745.
- [41] MOHANTY A,BANERJEE B,VELMURUGAN R. Ssmtreid-Net; Multi-Target Unsupervised Domain Adaptation for Person Re-Identification [J]. Pattern Recognition Letters, 2022,163: 40-46.
- [42] REMIGEREAU F,MEKHAZNI D,ABDOLI S,et al. Knowledge Distillation for Multi-Target Domain Adaptation in Real-Time Person Re-Identification [C] // 2022 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). 2022;3853-3557.
- [43] SONG L,WANG C,ZHANG L,et al. Unsupervised Domain Adaptive Re-Identification; Theory and Practice [J]. Pattern Recognition,2020,102:107173.
- [44] TANG C,XUE D,CHEN D. Multi-Level Mutual Supervision for Cross-Domain Person Re-Identification[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation,2022,89:103674.
- [45] ZHANG X,CAO J,SHEN C,et al. Self-Training with Progressive Augmentation for Unsupervised Cross-Domain Person Re-Identification [C] // Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2019;8222-8231.
- [46] MACQUEEN J. Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations [C] // Proceedings of the fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability. 1967;281-297.
- [47] 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.
- [48] WU J,LIAO S,WANG X,et al. Clustering and Dynamic Sampling Based Unsupervised Domain Adaptation for Person Re-Identification [C] // 2019 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME). 2019;886-891.
- [49] WANG R,YAN J,YANG X. Graduated Assignment for Joint Multi-Graph Matching and Clustering with Application to Unsupervised Graph Matching Network Learning [J]. Advances in Neural Information Processing Systems,2020,33:19908-19919.
- [50] GAO S,WANG J,LU H,et al. Pose-Guided Visible Part Matching for Occluded Person Reid [C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2020;11744-11752.
- [51] GUO W,ZHANG L,TU S,et al. Self-Supervised Bidirectional Learning for Graph Matching [C] // Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2023;7784-7792.
- [52] YE M,MA A J,ZHENG L,et al. Dynamic Label Graph Matching for Unsupervised Video Re-Identification [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2017;5142-5150.
- [53] CAETANO T S,MCAULEY J J,CHENG L,et al. Learning Graph Matching [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis

- and Machine Intelligence, 2009, 31(6):1048-1058.
- [54] LIVI L, RIZZI A. The Graph Matching Problem [J]. *Pattern Analysis and Applications*, 2013, 16:253-283.
- [55] XU K, HUW, LESKOVEC J, et al. How Powerful Are Graph Neural Networks? [J]. *arXiv:1810.00826*, 2018.
- [56] ZHOU J, CUI G, HU S, et al. Graph Neural Networks: A Review of Methods and Applications [J]. *AI Open*, 2020, 1:57-81.
- [57] SCARSELLI F, GORI M, TSOI A C, et al. The Graph Neural Network Model [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2008, 20(1):61-80.
- [58] FENG H, CHEN M, HU J, et al. Complementary Pseudo Labels for Unsupervised Domain Adaptation on Person Re-Identification [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2021, 30:2898-2907.
- [59] ZHONG Z, ZHENG L, LUO Z, et al. Learning to Adapt Invariance in Memory for Person Re-Identification [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020, 43(8):2723-2738.
- [60] 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.
- [61] YANG F, LI K, ZHONG Z, et al. Asymmetric Co-Teaching for Unsupervised Cross-Domain Person Re-Identification [C] // *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2020:12597-12604.
- [62] 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.
- [63] HUANG Y, PENG P, JIN Y, et al. Domain Adaptive Attention Model for Unsupervised Cross-Domain Person Re-Identification [J]. *arXiv:1905.10529*, 2019.
- [64] ZHAO F, LIAO S, XIE G S, et al. Unsupervised Domain Adaptation with Noise Resistible Mutual-Training for Person Re-Identification [C] // *Computer Vision—ECCV 2020:16th European Conference*. Glasgow, UK, 2020:526-544.
- [65] GE Y, CHEN D, LI H. Mutual Mean-Teaching: Pseudo Label Refinement for Unsupervised Domain Adaptation on Person Re-Identification [J]. *arXiv:2001.01526*, 2020.
- [66] CHEN S, FAN Z, YIN J. Pseudo Label Based on Multiple Clustering for Unsupervised Cross-Domain Person Re-Identification [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2020, 27:1460-1464.
- [67] LI J, ZHANG S. Joint Visual and Temporal Consistency for Unsupervised Domain Adaptive Person Re-Identification [C] // *Computer Vision—ECCV 2020:16th European Conference*. Glasgow, UK, 2020:483-499.
- [68] ZHENG K, LIU W, HE L, et al. Group-Aware Label Transfer for Domain Adaptive Person Re-Identification [C] // *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2021:5310-5319.
- [69] LIU X, ZHANG S. Graph Consistency Based Mean-Teaching for Unsupervised Domain Adaptive Person Re-Identification [J]. *arXiv:2105.04776*, 2021.
- [70] LI Y, YAO H, XU C. Test: Triplet Ensemble Student-Teacher Model for Unsupervised Person Re-Identification [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2021, 30:7952-7963.
- [71] HUANG D, ZHANG L, DIAO Q, et al. Asymmetric Mutual Learning for Unsupervised Cross-Domain Person Re-Identification [C] // *Trends in Artificial Intelligence: 18th Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence (PRICAI 2021)*. Hanoi, Vietnam, 2021:124-137.
- [72] ZHENG K, LAN C, ZENG W, et al. Exploiting Sample Uncertainty for Domain Adaptive Person Re-Identification [C] // *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2021:3538-3546.
- [73] HOU H, ZHOU Y, ZHAO J, et al. Unsupervised Cross-Domain Person Re-Identification with Self-Attention and Joint-Flexible Optimization [J]. *Image and Vision Computing*, 2021, 111:104191.
- [74] YU S, WANG S. Consistency Mean-Teaching for Unsupervised Domain Adaptive Person Re-Identification [C] // *2022 the 5th International Conference on Image and Graphics Processing (ICIGP)*. 2022:159-166.
- [75] WANG W, ZHAO F, LIAO S, et al. Attentive Waveblock: Complementarity-Enhanced Mutual Networks for Unsupervised Domain Adaptation in Person Re-Identification and Beyond [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2022, 31:1532-1544.
- [76] TAO Y, ZHANG J, HONG J, et al. Dreamt: Diversity Enlarged Mutual Teaching for Unsupervised Domain Adaptive Person Re-Identification [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2022, 25:4586-4597.
- [77] HE T, SHEN L, GUO Y, et al. Secret: Self-Consistent Pseudo Label Refinement for Unsupervised Domain Adaptive Person Re-Identification [C] // *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2022:879-887.
- [78] CHEN Z, CUI Z, ZHANG C, et al. Dual Clustering Co-Teaching with Consistent Sample Mining for Unsupervised Person Re-Identification [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2023, 33:5908-5920.
- [79] WANG H, YANG M, LIU J, et al. Pseudo-Label Noise Prevention, Suppression and Softening for Unsupervised Person Re-Identification [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2023, 18:3222-3237.
- [80] WANG X L. A Review of Label Noise Learning Algorithms [J]. *Computer System Applications*, 2021, 30(1):10-18.
- [81] HINTON G, VINYALS O, DEAN J. Distilling the Knowledge in a Neural Network [J]. *arXiv:1503.02531*, 2015.
- [82] CHEN P, LIU S, ZHAO H, et al. Distilling Knowledge Via Knowledge Review [C] // *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2021:5008-5017.
- [83] KUMAR M, PACKER B, KOLLER D. Self-Paced Learning for Latent Variable Models [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2010, 23:1-9.
- [84] WANG G, YUAN Y, CHEN X, et al. Learning Discriminative Features with Multiple Granularities for Person Re-Identification [C] // *Proceedings of the 26th ACM International Conference on Multimedia and Security*. 2021:1-9.

- rence on Multimedia, 2018;274-282.
- [85] YANG W, ZHANG D. Unsupervised Person Re-Identification by Part-Compensated Soft Multi-Label Learning[J]. IET Image Processing, 2022, 16(7):2012-2024.
- [86] TAY C P, YAP K H. Collaborative Learning Mutual Network for Domain Adaptation in Person Re-Identification[J]. Neural Computing and Applications, 2022, 34(14):12211-12222.
- [87] TU Y. Domain Camera Adaptation and Collaborative Multiple Feature Clustering for Unsupervised Person Re-Id[C]// Proceedings of the 3rd International Workshop on Human-Centric Multimedia Analysis, 2022;51-59.
- [88] ZHENG L, SHEN L, TIAN L, et al. Scalable Person Re-Identification: A Benchmark[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015;1116-1124.
- [89] SANTINI S, JAIN R. Similarity Measures[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(9):871-883.
- [90] CHENG D, LI J, KOU Q, et al. H-Net: Unsupervised Domain Adaptation Person Re-Identification Network Based on Hierarchy[J]. Image and Vision Computing, 2022, 124:104493.
- [91] CHEN G, LU Y, LU J, et al. Deep Credible Metric Learning for Unsupervised Domain Adaptation Person Re-Identification [C]// Computer Vision – ECCV 2020: 16th European Conference. Glasgow, UK, 2020:643-659.
- [92] WANG D, ZHANG S. Unsupervised Person Re-Identification Via Multi-Label Classification[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020;10981-10990.
- [93] FELZENSZWALB P F, GIRSHICK R B, MCALLESTER D, et al. Object Detection with Discriminatively Trained Part-Based Models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 32(9):1627-1645.
- [94] ZHONG Z, ZHENG L, CAO D, et al. Re-Ranking Person Re-Identification with K-Reciprocal Encoding[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017;1318-1327.
- [95] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-Cnn: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2015, 28(39):1137-1149.



JING Yeyiran, born in 1999, postgraduate, is a member of CCF (No. D5389G). Her main research interests include big data and cloud computing.



YU Zeng, born in 1983, Ph.D, assistant researcher, is a member of CCF (No. C3378M). His main research interests include data mining, deep learning and computer vision.

(责任编辑:李亚辉)