

行人再识别相关研究进展

中科院自动化所模式识别国家重点实验室 杨阳 吴锦林 雷震

行人再识别起源于多摄像机跟踪任务，解决不同摄像机下行人之间相互关联的问题。在 2006 年，研究人员把它作为一个特定的任务并以图像形式进行探讨和研究。随着时间推移，研究对象从单纯基于图像扩展到基于视频，以及跨模态的图像与文本和可见光与近红外。目前，基于图像的行人再识别仍是研究主流。它所面临的挑战包括：(1) 单个摄像机下行人的图片分辨率较低、遮挡以及背景干扰；(2) 不同摄像机下获取的图片存在光照变化、行人姿态各异以及摄像机视角不相同等问题。针对这些问题，早期研究人员主要通过图像特征的提取(颜色、纹理、属性语义、高阶混合、多层描述子)、特征学习(特征编码、特征降维、子空间学习)、相似度学习(距离度量、双线性度量、联合度量)和重排序。自深度学习的兴起，研究人员着手于设计端到端的网络，研究不同的损失函数(分类损失、三元组)，风格迁移，小样本学习，神经网络架构搜索，以及两幅图像的配准(姿态矫正)、分辨率低和背景干扰等问题。公开数据库(Market1501)的 Rank-1 指标一再被刷新，从最初 25% 上升到 96%。考虑到行人数据涉及隐私以及数据内容难以包含各种场景，有部分研究人员在近期通过游戏引擎，建立新的虚拟数据。一方面可以增加训练数据，辅助行人再识别性能的提升；另一方面通过限定训练和测试条件，研究不同因素对最终性能的影响，为实际场景的应用设计提供参考。

在实际应用中，有监督的行人再识别模型需要耗费大量的人力和物力对不同的应用场景重新标注数据进行训练。因此无需新标注数据训练的无监督行人再识别算法，逐渐引起研究人员的关注。在 ECCV2018 和 PAMI2019 上，龚少刚团队基于稀疏时间采样自动得到单个摄像机下的行人轨迹图像，对每个摄像机的所有行人轨迹随机打上伪标签(见图 1)，并提出了多任务训练的框

架和潜在轨迹关联的方法，通过学习潜在的正样本来提升模型的跨视角检索能力。但稍显不足之处在于它们仅仅在训练时输入的小批量数据中挖掘潜在正样本，效率较低，并且为了在输入的小批量数据中采样到潜在正样本，每一步训练采样比较多的数据输入到网络，导致它们训练时占用特别大的显存。在 ECCV2018 另一篇工作中，阮邦志团队提出一种渐进合并的方法，将潜在的属于同一个人轨迹的图像进行合并。并基于自训练的方法训练行人再识别模型。但是，如果将不属于同一个人的轨迹合并会误导模型，且这种合并是不能撤回的，限制了无监督行人再识别的性能提升。

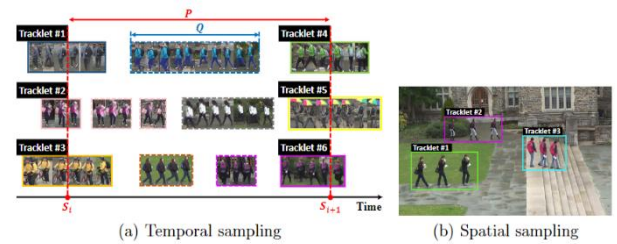


图 1 轨迹伪标签打印示意图

针对上述问题，我们提出了一种无监督图关联的方法和二阶段训练的策略(见图 2)。

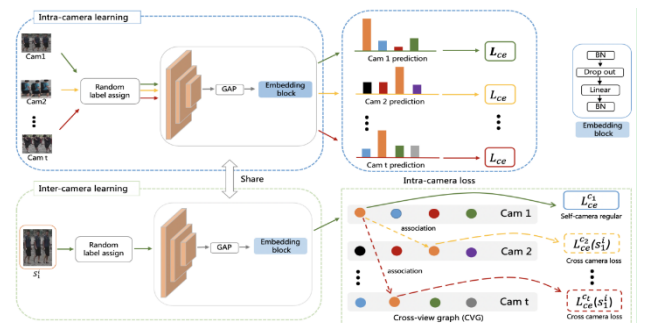


图 2 无监督图关联和二阶段训练策略

第一阶段采用多任务训练的策略，使模型专注于学习单个视角内的行人图像的特征表示；第二阶段使用图关联的方法挖掘潜在的正样本，使模型专注于学习跨视角行人图像的特征表示。两个阶段训练的策略将视角内训练和跨视角训练

分开，减轻跨视角学习时噪声样本带来的干扰。图关联的方法主要是通过引入最近邻，跨视角和边对称的约束，建立一个较为精确的跨视角行人轨迹关联图。相比于已有工作，能够过滤掉较多的噪声样本对。对于跨视角行人轨迹关联图中挖掘到的潜在正样本对，我们提出了一种图加权的跨视角损失函数来提升模型的跨视角检索能力。

表 1 基于图像的无监督行人再识别算法对比

Datasets	Reference	PRID2011			iLIDS-VID			MARS			
		R1	R5	R20	R1	R5	R20	R1	R5	R20	mAP
SMP [24]	ICCV'17	80.9	95.6	99.4	41.7	66.3	80.7	23.9	35.8	44.9	10.5
DGM+MLAPG [41]	ICCV'17	73.5	92.6	99.0	37.1	61.3	82.0	24.6	42.6	57.2	11.8
DGM+HDE [41]	ICCV'17	56.4	81.3	96.4	36.2	62.8	82.7	36.8	54.0	68.5	21.3
DASy [11]	ECCV'18	43.0	-	-	56.5	-	-	-	-	-	-
GRDL [13]	ECCV'16	41.6	76.4	89.9	25.7	49.9	77.6	19.3	33.2	46.5	9.56
DTW [26]	PR'17	41.7	67.1	90.1	31.5	62.1	82.4	-	-	-	-
BUC [23]	AAAI'19	-	-	-	-	-	-	61.1	75.1	80.0	38.0
EU(p=0.05) [39]	CVPR'18	-	-	-	-	-	-	62.7	74.9	82.6	42.5
RACE [40]	ECCV'18	50.6	79.4	91.8	19.3	39.3	68.7	43.2	57.1	67.6	24.5
TAUCL [17]	ECCV'18	49.4	78.7	98.9	26.7	51.3	82.0	43.8	59.9	72.8	29.1
UTAL [18]	TPAMI'19	54.7	83.1	96.2	35.1	59.0	83.8	49.9	66.4	77.8	35.2
UGA(ours)	This work	80.9	94.4	100	57.3	72.0	87.3	58.1	73.4	81.4	39.3

1-st and 2-nd best results are in red/blue respectively.

我们在 7 个公开的行人重识别数据库进行了实验，均取得较好的结果；并且和现有轨迹关联方法对比，我们方法在基于图像和基于视频的无监督行人再识别任务上取得了非常大的提升（见表 1 和 2）。工作发表于 ICCV 2019。

表 2 基于视频的无监督行人再识别算法对比

Dataset	Reference	Method	Market1501		DukeMTMC-ReID		CUHK03		MSMT17	
			mAP	Rank 1	mAP	Rank 1	mAP	Rank 1	mAP	Rank 1
HHL [49]	ECCV'18	GAN	31.4	62.2	27.2	46.9	-	-	-	-
SPGAN [4]	CVPR'18	GAN	22.8	51.5	22.3	41.1	-	-	-	-
SPGAN+LMP [4]	CVPR'18	GAN	26.7	57.7	26.2	46.4	-	-	-	-
TJ-AIDL [36]	CVPR'17	adaptation	26.5	58.2	23.0	44.3	-	-	-	-
BUC [23]	AAA'19	cluster	38.3	66.2	27.5	47.4	-	-	-	-
CAMEL [43]	ICCV'17	cluster	26.3	54.5	-	-	-	39.4	-	-
PUL [5]	ToMM'18	cluster	20.1	44.7	16.4	30.4	-	-	-	-
CDS [16]	ICME'19	cluster	39.9	71.6	42.7	67.2	-	-	-	-
TAUCL [17]	ECCV'18	tracklet	41.2	63.7	43.5	61.7	31.2	44.7	12.5	28.4
UTAL [18]	TPAMI'19	tracklet	46.2	69.2	44.6	62.3	42.3	56.3	13.1	31.4
ECN [50]	CVPR'19	adaptation	43.0	75.1	40.4	63.3	-	-	10.2	30.2
UGA(ours)	This work	tracklet	70.3	87.2	53.3	75.0	68.2	56.5	21.7	49.5

1-st and 2-nd best results are in red/blue respectively.

(责任编辑：任传贤)



杨阳

中国科学院自动化研究所助理研究员。主要研究领域包括模式识别、计算机视觉、

图像处理和机器学习等，目前侧重于行人再识别、属性分析以及人脸

识别的相关应用研究。

Email: yang.yang@nlpr.ia.ac.cn

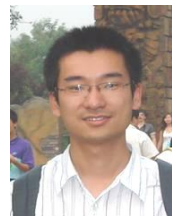


吴锦林

中国科学院自动化研究所在读博士。

主要研究领域包括半监督学习算法，自动机器学习。

Email: jinlin.wu@nlpr.ia.ac.cn



雷震

中国科学院自动化研究所研究员。主要研究领域为模式

识别、计算机视觉、图像处理及生物特征识别领域。

Email: zlei@nlpr.ia.ac.cn