

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.201707021



# 应用空间约束和二次相似度 学习算法的行人再识别

詹敏, 王佳斌, 邹小波

(华侨大学 工学院, 福建 泉州 362021)

**摘要:** 针对空间分布的全局外观潜在变化的行人再识别问题, 提出一种基于空间约束和二次相似度学习算法. 通过二次相似度函数(QSF)估计每个子区域的相似度, 从而形成多项式特征图, 并将所有特征图融合到统一的框架中. 该框架利用局部相似度和全局相似度的互补优势, 结合多个视觉线索进一步提高算法的鲁棒性. 实验对比 3 个公共数据集, 结果表明: 基于空间约束和二次相似度学习算法具有显著的识别性能.

**关键词:** 行人再识别; 空间约束; 二次相似度函数; 多项式特征图

**中图分类号:** TP 391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-5013(2019)03-0384-06

## Pedestrian Re-Identification Using Spatial Constraint and Quadratic Similarity Learning Algorithm

ZHAN Min, WANG Jiabin, ZOU Xiaobo

(College of Technology, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China)

**Abstract:** According to the pedestrian re-identification problem with potential changes in global appearance of spatial distribution, a learning algorithm based on a spatial constraint and quadratic similarity is proposed. The similarity of each sub-region is estimated by the quadratic similarity function (QSF) and the polynomial feature graph is formed and all the feature graphs are merged into a uniformed framework. The framework utilizes the complementary advantages of local similarity and global similarity to flexibly combine multiple visual cues to further improve the robustness of the algorithm. Compared with the experimental results of the three public data sets, the identification performance of proposed method is significantly improved compared with the existing pedestrian re-identification method.

**Keywords:** pedestrian re-identification; spatial constraints; quadratic similarity function; polynomial feature graph

行人再识别对刑侦工作人员长时间的行人追踪、人群群体行为分析等起着至关重要的作用, 而相似度度量是行人再识别系统中最为关键的一部分, 相似度度量可以预先定义或学习. 预先定义的相似度度量采用欧氏距离<sup>[1]</sup>, Bhattacharyya 距离<sup>[2]</sup>、协方差距离<sup>[3]</sup>等已有的距离度量; 基于学习的相似度度量是通过训练数据, 并利用图像对之间的固有不变性进行不同行人图像之间的匹配. 一般情况下, 后者的效果会优于前者. 然而, 大多数相似度学习只关注整体的衡量标准, 忽略行人的几何结构. 其中, 文献[4]将

**收稿日期:** 2017-07-05

**通信作者:** 王佳斌(1974-), 男, 副教授, 博士, 主要从事物联网技术、大数据、云计算等研究. E-mail: fatwang@hqu.edu.cn.

**基金项目:** 国家自然科学基金青年科学基金资助项目(61505059); 福建省厦门市科技局产学研院科技创新项目(3502Z20173046); 华侨大学研究生科研创新能力培育计划项目(1511422006)

行人图像的特征空间分成不同的区域,学习各自区域的相似度函数,再获取每个区域的匹配分数. Jégou 等<sup>[5]</sup>通过估计每个图像的显著性区域,再学习与显著性区域相关的相似度函数. Li 等<sup>[6]</sup>提出局部自适应决策函数. Zheng 等<sup>[7]</sup>利用正样本和负样本对之间的三线性关系,优化比较两个样本之间的相对距离. 本文结合特征空间约束与多项式特征图像,通过二次相似度度量函数<sup>[8]</sup>进行行人图像不同区域的相似度匹配.

## 1 二次相似度学习多项式特征图

当给定一对可能来自非交叠摄像机视角或监控视频中待识别行人图像时,可通过度量图像描述符  $\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j \in \mathbf{R}^d$  之间的相似度进行行人再识别,即通过学习一个相似度度量函数估计一对行人图像的相似度. 当  $\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j$  为相关行人图像对时,使其尽可能产生较高的相似度分数;而当  $\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j$  为不相关行人图像对时,使其尽可能产生较低的相似度分数. 二次相似度函数  $f(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  是马氏距离相似度函数  $f_M(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  的泛化形式<sup>[9]</sup>,其马氏距离相似度函数  $f_M(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  为

$$f_M(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)^T \mathbf{A} (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j). \tag{1}$$

式(1)中:  $\mathbf{A}$  为半负定矩阵,能够保证相似度函数的对称性. 泛化后的二次相似度函数  $f(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  为

$$f(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \Phi_{M_1}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + \Phi_{M_2}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + \Phi_B(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j). \tag{2}$$

式(2)中:  $\Phi_{M_1}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \mathbf{W}^T \mathbf{x}_i + \mathbf{W}^T \mathbf{x}_j$  为图像描述符一阶关系;  $\Phi_{M_2}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \mathbf{x}_i^T \mathbf{A}_1 \mathbf{x}_i + \mathbf{x}_j^T \mathbf{A}_1 \mathbf{x}_j + \mathbf{x}_i^T \mathbf{A}_2 \mathbf{x}_j + \mathbf{x}_j^T \mathbf{A}_2 \mathbf{x}_i$  为图像描述符的二阶关系;  $\Phi_B(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \mathbf{x}_i^T \mathbf{B} \mathbf{x}_j + \mathbf{x}_j^T \mathbf{B} \mathbf{x}_i$  为图像描述符的双线性关系.  $\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \mathbf{B}$  均为半负定矩阵,当  $\mathbf{A}_2 = -\mathbf{A}_1$  时,  $\Phi_{M_2}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  为一对行人图像对之间的马氏距离,而  $\Phi_B(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  为度量一对行人图像对之间的双线性相似度.  $\Phi_{M_1}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j), \Phi_{M_2}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j), \Phi_B(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  这 3 个部分能够确保相似度函数  $f(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  的有效性.

$\Phi.(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  包含图像描述符  $\mathbf{x}_i$  和  $\mathbf{x}_j$  的匹配信息. 在  $\mathbf{x}_i$  和  $\mathbf{x}_j$  为图像的平面描述符(每个条目或子向量对应于图像的块)的情况下,  $\Phi_M.(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  为度量在相同位置处描述符的相似度. 在二阶关系中,  $\mathbf{x}_i^T \mathbf{A}_1 \mathbf{x}_i + \mathbf{x}_j^T \mathbf{A}_1 \mathbf{x}_j$  为图像描述符的自相关关系;  $\mathbf{x}_i^T \mathbf{A}_2 \mathbf{x}_j + \mathbf{x}_j^T \mathbf{A}_2 \mathbf{x}_i$  为图像描述符的互相关关系.  $\Phi_B(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  将一幅图像中的每个色块与另一幅图像中的所有色块进行匹配,且所有交叉片段相似度都达到  $\mathbf{x}_i \mathbf{x}_j^T$  和  $\mathbf{x}_j \mathbf{x}_i^T$ . 为降低特征图的维数,文献[8]在形成特征图之前,对  $\mathbf{x}_i$  和  $\mathbf{x}_j$  进行主成分分析法(PCA)降维,保持图像特征的有效性.

## 2 空间约束相似函数

整体相似度函数的流程图,如图 1 所示. 图 1 中: HSV 为颜色空间; LAB 为亮度模型; HOG 为方向梯度直方图; SILTP 为尺度不变三值模式. 图像被划分为  $R$  个非重叠的水平条纹区域,对于每个区域,将其分成一组不重叠的补丁,并从每个补丁中提取颜色和纹理直方图,将属于相同条带区域提取的直方图连接在一起. 利用 PCA 算法对其特征降维处理,并获得第  $r$  个条纹的区域描述符  $\mathbf{x}^r, r \in \{1, \dots, R\}$ . 可将  $N$  个视觉线索  $\{\mathbf{x}^{r,1}, \dots, \mathbf{x}^{r,n}, \dots, \mathbf{x}^{r,N}\}$  描述条带区域  $r$ . 因此,  $\mathbf{x}_i$  和  $\mathbf{x}_j$  相应地形成第  $r$  个区域的  $N$  多项式特征图,即  $f^{r,1}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j), \dots, f^{r,n}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j), \dots, f^{r,N}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ . 其中,  $f^{r,n}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = f(\mathbf{x}_i^{r,n}, \mathbf{x}_j^{r,n})$ . 由于不同的特征图可描述不同方面的匹配,故多个特征图可编码关于匹配更全面的信息.

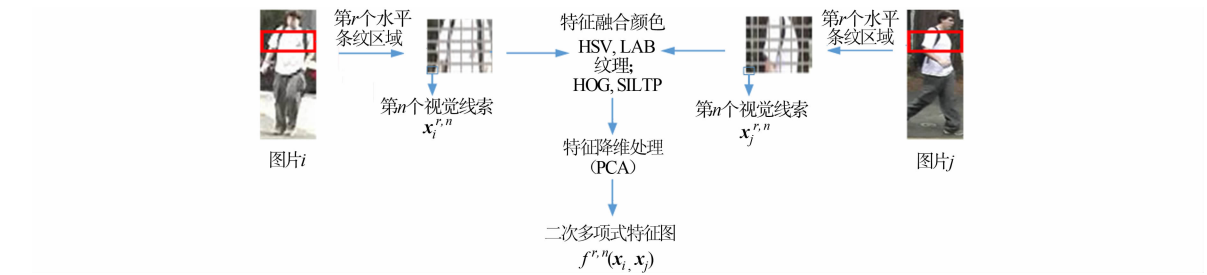


图 1 整体相似度函数的流程图

Fig. 1 Flowchart of whole similarity function

2.1 全局与局部融合

为利用局部区域内多视觉线索的互补优势,采用线性相似函数将其组合,并作用于第  $r$  个区域,即

$$s^r(\mathbf{x}_i,\mathbf{x}_j)=\sum_{n=1}^Nf^{r,n}(\mathbf{x}_i,\mathbf{x}_j). \tag{3}$$

对于所有  $R$  区域,综合局部相似度得分,可表示为

$$s^l(\mathbf{x}_i,\mathbf{x}_j)=\sum_{r=1}^Rs^r(\mathbf{x}_i,\mathbf{x}_j). \tag{4}$$

式(4)中:上标  $l$  为 local. 局部区域的特征图不能描述其他区域水平条纹图案的匹配. 为补偿局部相似度的不足,还利用整个图像的多项式特征图,产生全局相似度,即

$$s^g(\mathbf{x}_i,\mathbf{x}_j)=\sum_{n=1}^Nf^{g,n}(\mathbf{x}_i,\mathbf{x}_j). \tag{5}$$

式(5)中: $f^{g,n}(\mathbf{x}_i,\mathbf{x}_j)=f(\mathbf{x}_i^{g,n},\mathbf{x}_j^{g,n})$ ;上标  $g$  为 glocal. 其中, $\mathbf{x}_i^{g,n},\mathbf{x}_j^{g,n}$  分别为图像  $i$  和图像  $j$  的第  $n$  类全局视觉描述符. 将全局相似度和局部相似度线性组合,则总体相似度得分可表示为

$$s(\mathbf{x}_i,\mathbf{x}_j)=s^l(\mathbf{x}_i,\mathbf{x}_j)+\lambda s^g(\mathbf{x}_i,\mathbf{x}_j). \tag{6}$$

式(6)中: $\lambda$  为介导局部相似度和全局相似度的超参数.

行人的全局特征主要包括姿势、体型、身材比例等,可进行粗略的匹配;行人的局部特征主要包括衣着颜色、皮肤和头发等特征,可进行精细的确认. 由于全局和局部分别包含不同的判别信息,将全局和局部特征提取之后,利用局部区域内的多个视觉线索的优势,采用线性相似函数将它们组合在一起,并作用于某一区域,但局部区域的特征图不能描述其他区域水平条纹图案的匹配. 为补偿局部相似度的不足,还利用整个图像的多项式特征图,产生全局相似度,全局相似度和局部相似度线性组合,总体相似度得分由此得出. 具体的全局与局部融合流程图,如图 2 所示. 图 2 中:图像对被经验性的划分为 6 个区域,每个区域采用线性相似函数描述其局部相似度,将全局相似度和局部相似度线性组合,从而达到全局与局部融合的效果.

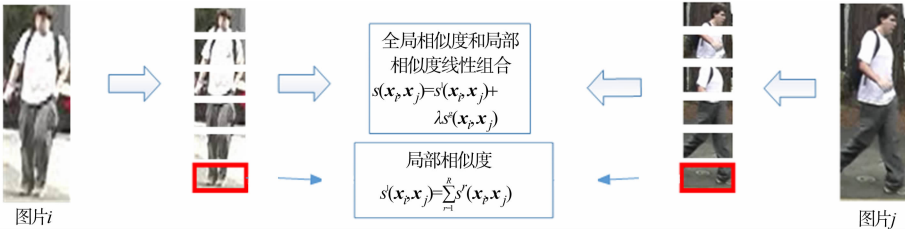


图 2 全局与局部融合流程图  
Fig. 2 Flowchart of global and local fusion

3 实验结果与分析

3.1 实验准备

将每个子区域划分为一组局部区块,如图 3 所示. 图 3 中:SCQSF 为空间约束二次相似度函数. 从每个补丁提取 HSV, LAB, HOG 和 SILTP4 种基本特征. 其中,HSV 和 LAB 为  $8\text{ px}\times 8\text{ px}\times 8\text{ px}$  的连续的颜色直方图,每个通道有 16 个 BOX. HOG 和 SILPT 为纹理特征直方图. 采用 PCA 降低其维数,并进行归一化处理以约束共生的影响. 通过大量实验,设局部区域数  $R=6$ ,PCA 的维数  $d$  取决于训练数据的大小,选取 3 种公共数据集 VIPeR<sup>[10]</sup>, GRID<sup>[11]</sup> 和 Market-1 501<sup>[12]</sup>,并分别选取 150,

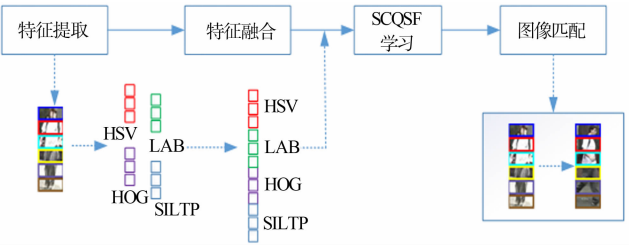


图 3 行人再识别的整体实现流程图  
Fig. 3 Flowchart of integral implementation with pedestrian re-identification

100 和 500 个训练数据样本.

将数据集分为训练集和测试集, 同一人的图像只能出现在任一组中. 测试集进一步分为测试组和参考组, 两组包含同一人的不同图像. 将每个测试图像与图库集中的每个图像相匹配, 并根据相似度分数对图库图像进行排序. 文中方法的实现包含 4 个部分: 1) 行人图像 4 种基本特征的提取; 2) 基于空间约束的特征融合; 3) 空间约束和二次相似度函数学习; 4) 待识别行人图像的匹配.

3.2 实验数据集

行人再识别算法性能一般采用累计匹配特性(CMC)曲线<sup>[13]</sup>进行对比与评价, CMC 曲线表示在给定的行人图像集中识别出待识别行人图像, 且在排名前  $m$  个匹配结果中识别出目标行人的比例. 文中方法在具有 3.07 GHz, 2 核心 CPU 的 MATLAB/MEX 中实现, 对于 128 px×48 px 的行人图像, 每张图像需要大约 0.02 s 才能提取原始特征. 以 VIPeR 为例, 训练阶段花费大约 300 s, 学习 632 个训练图像的 20 个 PCA 投影矩阵, 需要大约 105 s 生成 316 个人的正负多项式特征图. 在测试阶段, 需要 0.016 s 为测试图像排列 316 个图库图像.

VIPeR 数据集是一个具有挑战性的公共测试数据集, 广泛运用于行人在识别领域. 该数据集一共包含 632 个人, 每个人分别由相机 A, B 从不同视角和照明条件拍摄得到的 2 张图像, 随机选择 316 个人组成训练集, 并选择剩余的 316 个人组成测试集, 该过程重复 10 次以获得平均性能.

GRID 数据集由 1 275 个行人图像组成, 其中, 有 250 个行人图像对, 每对的图像属于同一个人, 但从不同的摄像机视图捕获而得; 此外, 还有 775 个不属于 250 个行人中任何一个行人的图像. 对于实验, 数据集已提供 10 个训练和测试样本分区, 对于每个分区, 使用 125 个图像对进行训练, 剩下的 125 个图像对和 775 个不相关的图像用于测试, 它们在一个测试中形成 125 个测试图像和 900 个参考图像.

Market-1501 是一个新提出的大型数据集, 包含 1 501 个人的图像. 它包括 3 个部分: 1) 训练集包含大约 751 个人的 12 936 张图像; 2) 测试集包含剩余 750 个人的 19 732 张图像; 3) 查询集包含与测试集合相同的 750 个人的 3 368 张图像. 在测试中, 查询集用作探测集, 测试集用作参照集. 训练过程与 GRID 相同, 但由于参照集具有多个人的图像, 评估过程略有不同.

3.3 结果分析

VIPeR 数据集 Rank- $n$  匹配率的对比, 如表 1 所示. 表 1 中: Rank- $n$  匹配率为期望找到任何一个正确匹配图像的概率; LADF 为局部自适应决策功能; kLFDA 为核局部 Fisher 判别分析; QSF 为二次相似度函数; ME 为度量系统. 由表 1 可知: SCQSF 的 Rank-1 匹配率为 51.82%, 比 ME 高出 5.33%. 通过采用多项式特征映射进行行人再识别的原始方法能显著提高算法的识别率, 体现算法的鲁棒性; SC-QSF 在 Rank-1 和 Rank-5 达到最好, 但在 Rank-20 时, 表现比 ME<sup>[14]</sup>和 kLFDA<sup>[15]</sup>更差, 原因可能是这 2 种方法都使用在该数据集上有效的非线性内核, 但最终的相似度函数是线性的. 通过对实验数据进行分析, 增强特征空间的约束及通过二次相似度函数对全局和局部线性组合的距离度量, 可提高算法的整体性能.

表 1 VIPeR 数据集 Rank- $n$  匹配率的对比  
Tab. 1 Comparison of Rank- $n$  matching rates in VIPeR data sets

算法	Rank-1	Rank-5	Rank-10	Rank-15	Rank-20
LADF	28.69	63.89	77.43	84.33	90.50
kLFDA	31.18	65.54	79.26	85.72	91.83
QSF	32.77	68.20	80.66	88.40	93.45
ME	46.49	75.58	87.90	92.86	95.12
SCQSF	51.82	79.91	90.43	93.28	96.03

GRID 数据集 Rank- $n$  匹配率的对比, 如表 2 所示. 表 2 中: PRDC 为相对距离的概率比较; PCCA 为成对约束组件分析. 由表 2 可知: SCQSF 算法的识别率明显优于 PRDC, PCCA 和 QSF 这 3 种算法, Rank-1 匹配率达到 24.13%. SCQSF 算法效果优于 QSF 算法, 原因是 SCQSF 算法将行人图像划分为多个子区域, 并通过二次相似度函数估计每个子区域的相似度. 全局特征向量的每一维都包含行人图像上所有部分(甚至所有像素)的信息, 因此, 反映的是行人的整体属性, 局部特征由于其良好的空间局部性和方向选择性, 能很好地描述图像的局部细节(如头部、胸部等)变化, 利用局部相似度及全局相似度

之间互补的优势,提高算法的鲁棒性,这表明空间约束对 GRID 做出更重要的贡献,具有一定的影响.

表 2 GRID 数据集 Rank-*n* 匹配率的对比

Tab. 2 Comparison of Rank-*n* matching rates in GRID data sets

算法	Rank-1	Rank-5	Rank-10	Rank-15	Rank-20
PRDC	9.89	25.20	34.68	41.56	45.80
PCCA	10.55	24.88	36.25	43.30	46.18
QSF	13.37	37.66	50.28	56.92	62.74
SCQSF	24.13	43.22	53.69	58.77	64.84

Market-1 501 数据集 Rank-*n* 匹配率 CMC 曲线对比,如图 4 所示. 由图 4 可知:SCQSF 算法的匹配性能一直优于其他 3 类算法,而 QSF 算法则为次优,这表明基于二次相似度学习的相似度匹配算法能够在一定程度上优化匹配性能;其次,进一步的空间约束能够匹配算法,使其达到最优,体现算法良好的鲁棒性. 文中采用 316 个图像对 VIPeR 数据集观察空间约束的影响,通过观察性能随条纹数量的变化来研究空间约束的影响,将图像划分为 6 个条纹,其中,仅有一个条纹的变体对应于全局相似度,其他变体对应于具有不同空间范围的局部相似度,特别是变体的结构化约束. 通过测试不同区域的有效性,验证 SCQSF 在哪个最有效的区域中,在测试阶段只进行单个区域的相似度度量,并将其他区域的相似度得分设置为 0.

全局与局部区域的 CMC 曲线对比图,如图 5 所示. 由图 5 可知:整个区域的相似度度量显然优于任何区域,对于局部相似度度量,上身体的相似度比下身体的相似度更有效,特别地,包括躯干在内的区域 1 的度量达到最高的 Rank-1 匹配率(25.80%). 由于 SCQSF 中的每个相似度度量与一个局部区域相关联,一旦某些区域被遮挡,其他区域的相似度度量仍然有效,这种机制意味着 SCQSF 对于遮挡具有潜在的鲁棒性. 行人图像的相似度排名结果,如图 6 所示. 图 6(b)中:行人图像识别结果从左往右相似度依次降低.

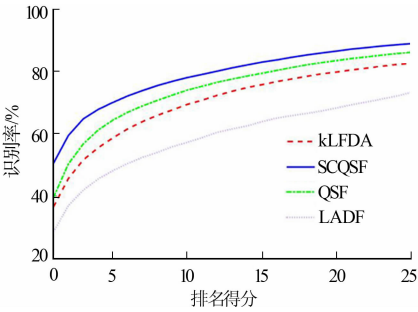


图 4 Market-1501 数据集 Rank-*n* 匹配率 CMC 曲线

Fig. 4 CMC curves for Rank-*n* match rate on Market-1501 dataset

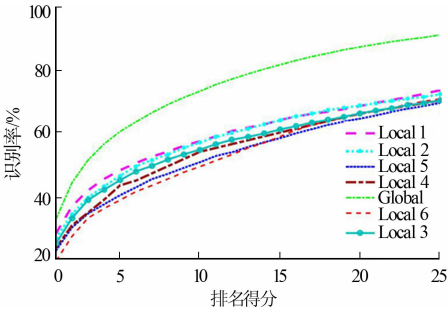


图 5 行人图像全局与局部区域的 CMC 曲线对比

Fig. 5 Comparison of global and localized CMC curves of pedestrian images



(a) 待识别图像 (b) 识别结果

图 6 行人图像的相似度排名

Fig. 6 Pedestrian image similarity ranking

## 4 结束语

提出一种新颖的相似度学习方法以强化空间约束.相似度学习方法有效性源于空间约束和二次相似度函数的学习,降低不匹配的风险,增加遮挡的鲁棒性,并且能更灵活地处理行人姿势变化所带来的识别困难问题.该方法受益于与空间约束互补的多重线索融合,通过全局与局部相似度融合进一步提高相似度学习性能,并且能够衡量不同规模的相似度.

### 参考文献:

- [1] FARENZENA M,BAZZANI L,PERINA A,*et al.* Person re-identification by symmetry-driven accumulation of local features[C]//Computer Vision and Pattern Recognition, San Francisco: IEEE Press,2010:2360-2367.
- [2] DONG S C,CRISTANI M,STOPPA M,*et al.* Custom pictorial structures for re-identification[C]// British Machine Vision Conference, British:[s. n.],2011:1-11.
- [3] MA B,SU Y,JURIE F. BiCov: A novel image representation for person re-identification and face verification[C]// British Machine Vision Conference, Guildford:[s. n.],2012:1-11.
- [4] HIRER M,ROTH P M,STINGER M,*et al.* Relaxed pairwise learned metric for person re-identification[C]//European Conference on Computer Vision, Florence:Springer-Verlag,2012:780-793.
- [5] JÉGOU H,CHUM O. Negative evidences and co-occurrences in image retrieval: The benefit of PCA and whitening [C]//European Conference on Computer Vision, Florence:Springer-Verlag,2012:774-787.
- [6] LI Zhen,CHANG Shiyu,LIANG Feng,*et al.* Learning locally-adaptive decision functions for person verification[J]. 2013,9(4):3610-3617.
- [7] ZHENG Weishi,GONG Shaogang,XIANG Tao. Reidentification by relative distance comparison[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2013,35(3):653-668. DOI:10.1109/TPAMI.2012.138
- [8] 杜宇宁,艾海舟.基于二次相似度函数学习的行人再识别[J].计算机学报,2016,39(8):1639-1651. DOI:10.11897/SP.J.1016.2016.01639.
- [9] CHEN Dapeng,YUAN Zejian,HUA Gang,*et al.* Similarity learning on an explicit polynomial kernel feature map for person re-identification[C]//Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Boston:IEEE press,2015:1565-1573.
- [10] GRAY D,BRENNAN S,TAO Hai. Evaluating appearance models for recognition, reacquisition, and tracking [C]//Proceedings of the 10th IEEE International Workshop on Performance Evaluation of Tracking and Surveillance, Rio de Janeiro:IEEE press,2007:41-47.
- [11] CHEN C. L,LIU Chunxiao,GONG Shaogang. Person re-identification by manifold ranking[C]//IEEE International Conference on Image Processing, Melbourne:IEEE Press,2014:3567-3571.
- [12] ZHENG Liang,SHEN Liyue,TIAN LU,*et al.* Scalable person re-identification: A benchmark[C]//Proceedings-2015 IEEE International Conference on Computer Vision, Santiago:Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc,2015:1116-1124. DOI:10.1109/ICCV.2015.133.
- [13] 张国亮,王展妮,王田.应用计算机视觉的动态手势识别综述[J].华侨大学学报(自然科学版),2014,35(6):653-658. DOI:10.11830/ISSN.1000-5013.2014.06.0653.
- [14] PAISITKRIANGKRAI S,SHEN Chunhua,HENGEL A V D. Learning to rank in person re-identification with metric ensembles[J]. Computer Science,2015:1846-1855. DOI:10.1109/CVPR.2015.7298794.
- [15] XIONG Fei,GOU Mengran,CAMPS O,*et al.* Person re-identification using kernel-based metric learning methods [C]//European Conference on Computer Vision, Boston:Springer,2014:1-16.

(编辑:李宝川

责任编辑:陈志贤

英文审校:吴逢铁)