基于双向 KNN 排序优化的行人再识别算法

包宗铭[1] 龚声蓉[1,2] 钟 珊[1,2] 燕 然[1] 戴兴华[1]
(苏州大学计算机科学与技术学院 江苏 苏州 215006)[1]
(常熟理工学院计算机科学与工程学院 江苏 苏州 215500)[2]

摘 要 在跨摄像头的行人再识别任务中,光照、视角以及遮挡物等成像因素导致行人外观在不同视角下呈现出巨大变化,这使得对目标行人的再识别工作变得十分困难。利用重排序算法虽然可以在一定程度上提高行人再识别的准确率,但增加了时间成本和人力成本,且容易引入新的噪声。为此,文中提出了一种基于双向 KNN 排序优化的行人再识别算法。首先,采用预训练加微调的策略来提取行人的深度特征;然后,利用 XQDA 和 KISSME 两种度量学习方法来比较特征间的距离,计算初始排名;最后,根据查询图像和候选图像间的双向 KNN 关系计算 Jaccard 距离,并将其与初始距离加权求和作为重排序的参照,计算出新的排名。在 CUHK03,Market1501 和 PRW 3 个数据集上的实验表明,文中提出的重排序算法在 Rank1 和 mAP 两个评价指标上分别获得了 12.2%和 13.4%的提升。实验数据充分说明,基于双向 KNN 排序优化的行人再识别算法可以有效降低重排序时引入噪声的概率,从而提高行人再识别的准确率。

关键词 行人再识别,重排序,深度特征,距离函数,双向 KNN
中图法分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/jsjkx.181001861

Person Re-identification Algorithm Based on Bidirectional KNN Ranking Optimization

BAO Zong-ming[1] GONG Sheng-rong[1,2] ZHONG Shan[1,2] YAN Ran[1] DAI Xing-hua[1]
(School of Computer Science and Technology, Soochow University, Suzhou, Jiangsu 215006, China)[1]
(School of Computer Science and Engineering, Changshu Institute of Technology, Suzhou, Jiangsu 215500, China)[2]

Abstract The imaging factors such as illumination, view, obstruction and noise would bring great changes to pedestrian's appearance under the cross-view condition in person re-identification, then it becomes very difficult to identify the target from candidates. Using the re-ranking algorithm can optimize the re-identification's result, but it can make the task time-consuming and expensive. What's more, it is easy to introduce the noise during the process of re-ranking, which in turn affects the accuracy of re-identification. To solve the problem, this paper presented a re-ranking method based on bidirectional KNN for person re-identification. First, it utilized the pre-training and fine-tuning strategy to extract the deep features of pedestrian. Then, it choosed an appropriate metric function (XQDA, KISSME) to measure the distance of features. Finally, accor-ding to the bidirectional KNN relation between the query and candidates, the Jaccard distance was calculated and aggregated with the original distance to guide the re-ranking. Experiments on the datasets of CUHK03, Market1501 and PRW show that the re-ranking algorithm proposed in this paper can improve the accuracy of re-identification on the basis of the original method, and the improvements are 12.2% and 13.4% in the two evaluation indexes of Rank1 and mAP respectively. The experimental data indicates that the re-identification algorithm based on bidirectional KNN can effectively reduce the probability of noise during the re-ranking, and then improve the accuracy of re-identification.

Keywords Person re-identification, Re-ranking, Deep feature, Metric learning, Bidirectional KNN

1 引言

行人再识别是一种跨摄像头的行人检索技术。其目的是在跨视角环境下,从候选行人集中检索出指定的目标行人[1]。行人再识别在多个领域具有重要的应用价值,如多摄像头跟踪[2]、跨视角行为分析以及智能视频监控等。近年来,随着相关技术的不断提高,在一些人口密集的公共场所中,利用智能视频分析技术可以对犯罪嫌疑人进行准确的锁定和跟踪。行

到稿日期:2018-10-08 返修日期:2018-12-22 本文受国家自然科学基金项目(61272005,61702055),江苏省自然科学基金项目(BK20151254,BK20151260),江苏省六大高峰人才项目(DZXX-027),教育部科技发展中心"云数融合科教创新"基金(2017B03112)资助。
包宗铭(1991-),男,硕士生,主要研究方向为数字图像处理、计算机视觉和模式识别,E-mail:18605152105@163.com;**龚声蓉**(1966-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为数字图像处理、机器学习和计算机视觉,E-mail:shrgong@suda.edu.cn(通信作者);**钟 珊**(1983-),女,讲师,博士,CCF 会员,主要研究方向为强化学习和深度学习;**燕 然**(1994-),女,硕士生,主要研究方向为深度学习和计算机视觉;**戴兴华**(1992-),男,硕士生,主要研究方向为细粒度分类和车型识别。

人再识别作为智能视频监控系统中的重要组成环节，发挥着不可替代的作用[3]。

传统的手工设计特征方法一般从图像的整体或局部出发，将行人图像划分成若干水平条纹或块，并在每个条纹或者块中提取颜色、纹理等信息。Gray 等[4]利用 AdaBoost 从 6 个互不重叠的水平条纹中提取 ELF 特征。Chen 等[5]则在此基础上将图像划分成 18 个水平条纹，进一步丰富了图像的细节信息。Liao 等[6]对输入图像进行滑窗采样，在每个小窗口分别提取 HSV 颜色特征和 SILTP 纹理特征。龚声蓉团队[7-8]则结合基于条纹和基于块的方法，将 LOMO[6]与金字塔空间提取的特征进行融合，获得的 eLOMO 特征[7]兼顾了全局信息和局部信息。人工设计的特征虽然具有较强的针对性，但仍存在着两个明显的缺点：1）随着特征描述子越来越复杂，特征的维度会持续升高，容易造成维度爆炸；2）当光照、视角等成像条件发生剧烈变化时，人工设计的特征还是会表现出鲁棒性不足的问题。近年来，随着深度学习的发展和应用，行人再识别工作也取得了一些突破性的进展[9-12]。最早将深度学习应用在行人再识别上的是 Yi 等[9]和 Li 等[10]，他们分别将行人再识别任务看成是分类问题和验证问题，分类模型的输入是一幅图像，输出是一个 id，而验证问题的输入是一对图像，输出是匹配结果。Xiao 等[11]提出了一种基于多数据集联合学习的特征提取方法，其利用最后一层的 feature map 来指导模型进行神经元的稀疏激活。郑伟诗等[12]则借助 AlexNet 提取行人图像的前两层 featuremap，并分别在水平条纹上计算 HIP 和 HOP 特征。之所以选择网络的前两层，主要是因为浅层特征通常与低层视觉特征（角点、边缘、颜色等）相关，相比于高层特征的抽象性，低层特征的通用性更适用于跨数据域的行人再识别任务。本文借助深度学习的方法，以 ResNet50 作为初始化参数，采用预训练结合微调的策略来提取行人的深度特征，并利用度量学习的方法来比较特征间的距离。

对行人特征进行距离函数的度量后，会得到一个初始排名。为了提高行人再识别的准确率，一些学者利用图像间的内容信息和上下文信息对初始排名进行重排序，使得属于正样本的候选图像能够获得更靠前的排名。Garcia 等[13]提出了一种无监督模型，其考虑了排名的内容和上下文信息，通过移除模棱两可的样本来实现重排序。Leng 等[14]提出了融合内容相似度与上下文相似度来对初始结果进行双向排序优化的重排序方法。Ye 等[15]则利用了 K 近邻集来计算图像间的相似性，并根据相似性关系来指导初始排名的重排序。重排序算法一般不需要额外的训练数据，大幅降低了人力成本；但重排序的过程往往又会引入新的噪声，比如在文献[15]中，图像的 KNN 集本身也存在负样本，如此一来，重排序的过程又给初始排名引入了新的噪声，从而影响了最终的结果。为此，本文提出了一种基于双向 KNN 关系的重排序算法，其通过引入双向 KNN 集来强化正样本对之间的关系，并利用该关系来进行重排序，有效减少了噪声的出现概率，从而提高了行人再识别的精度。

2 基于双向 KNN 重排序的行人再识别

2.1 总体思路

当光照、视角和遮挡物等成像条件发生显著变化时，对目标行人的识别工作就变得十分困难。此外，在重排序过程中，为了缓解引入的噪声对行人再识别结果的影响，本文提出了一种基于深度特征和双向 KNN 排序优化的行人再识别算法。算法的整体架构如图 1 所示。首先，为了解决在深度模型中模型能力随着网络层数的增加而退化的问题，选择深度残差网 ResNet50 来初始化参数，并通过在 ImageNet 数据集上的预训练来解决数据集样本量不足的问题。然后，为了使预训练模型迁移到行人再识别任务上，利用相关的行人再识别数据集对预训练模型进行微调，微调后的模型即可被用来提取行人特征。通过度量学习的方法来衡量行人特征间的距离（初始距离），并计算出初始排名。最后，为了降低重排序时引入噪声的概率，提出双向 KNN 关系来计算行人间的杰卡德距离，并将该距离与初始距离加权求和作为重排序的参照，从而计算出新的排名。

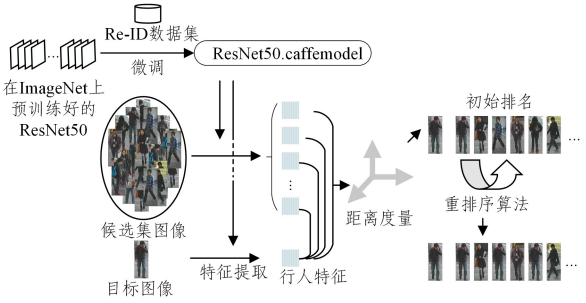


图 1 本文方法的流程图

Fig. 1 Flow chat of proposed algorithm

2.2 深度特征的提取

一般来说，利用深度学习的方法提取行人图像的特征时，随着深度神经网络层数的增加，模型能够获取的图像信息就越多，提取特征的表现力也越强。但网络层数增加的同时，模型的训练难度也会增大。因此，He 等[16]提出了深度残差网络 ResNet，旨在增加网络层数的同时，保证模型的能力不退化。其核心在于网络中的残差模块，如图 2 所示，其中 $F(x)$ 是需要学习的残差函数，x 表示上一层的输入。通过短路机制加入残差单元，使得堆积层在输入特征的基础上学习到新的特征，从而拥有更好的性能。

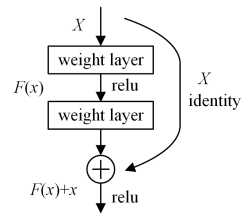


图 2 残差模块示意图

Fig. 2 Diagram of residual module

我们选择了 50 层的残差网络 ResNet50 作为初始模型，希望模型经过训练后，能够提取出更加丰富和抽象的语义信息。然而在行人再识别中，由于数据集中的训练样本数普遍偏少，直接对其进行训练难以达到理想的效果，因此我们借助了识别和分类任务中常用的 ImageNet 数据集来进行预训练。该数据集包含了 2 万多种类，包括 1400 多万幅图像。预练后的模型可以较好地提取出识别和分类任务中图像样本的特征。为了使它能够准确地捕获到行人的特征，还须利用行人再识别的数据集对其进行进一步的微调。微调的本质也是一个训练的过程。本实验中，我们分别选取了 3 个不同的数据集即 CUHK03，Market1501 和 PRW 进行测试。在 3 个不同

数据集上也采用了不同的微调策略，以 CUHK03 和 PRW 为例，在 CUHK03 数据集上采取的是直接微调的策略，而对于 PRW 数据集，则采取级联式微调的策略，即先利用检测数据训练一个可以区分行人和背景的二分类网络，然后在此基础上利用训练数据微调出一个 482 类的识别网络。这种级联微调策略的好处在于它可以降低错误检测带来的负面影响，提高了模型的识别力。

2.3　基于双向 KNN 关系的重排序度特征

行人再识别中，对于目标图像 p，我们定义 $N(p,k)$ 表示目标图像 p 的 K 近邻集，那么有：

$$N(p,k)=\{g_1,g_2,\cdots,g_k\},|N(p,k)|=k \tag{1}$$

其中，g_i 表示候选集图像。根据上面的定义，双向 KNN 集 $D(p,k)$ 可以表示为：

$$D(p,k)=\{g_i|(g_i\in N(p,k))\wedge(p\in N(g_i,k))\} \tag{2}$$

从上式可以看出，相比于 K 近邻关系，如果一对图像满足双向 KNN 关系，那么它们是正相关的可能性就更大。而这些满足双向 KNN 关系的图像对就构成了双向 KNN 集合。根据集合之间的关系，我们选择了杰卡德函数来计算 p 和 g_i 之间的距离 $d(p,g_i)$：

$$d(p,g_i)=1-\frac{|D(p,k)\cap D(g_i,k)|}{|D(p,k)\cup D(g_i,k)|} \tag{3}$$

若两幅图像越相似，则它们的双向 KNN 集的重叠部分就越多，距离也就越短。此外，本文通过将双向 KNN 邻居集编码成向量的形式来简化计算。编码规则如下：

$$v_{p,g_i}=\begin{cases}1, & \text{if } g_i\in D(p,k)\\ 0, & \text{otherwise}\end{cases} \tag{4}$$

根据上述规则，双向 KNN 集合可以被表示成一个 N 维向量，向量中的每一项揭示了相关图像是否被包含在 $D(p,k)$ 中。基于上述定义，双向 KNN 集合交与并的计算可以通过式(5)和式(6)来实现：

$$|D(p,k)\cap D(g_i,k)|=\|\min(v_p,v_{g_i})\|_1 \tag{5}$$

$$|D(p,k)\cup D(g_i,k)|=\|\max(v_p,v_{g_i})\|_1 \tag{6}$$

其中，min 和 max 表示对两个输入向量取基于元素的最小和最大，而 $\|\cdot\|_1$ 则代表 L1 范式。把上面两个式子代入到原式中计算距离，即可将集合间的比较问题转化成纯粹的向量计算问题。最终的距离 d^* 等于初始距离和双向 KNN 距离的加权求和：

$$d^*(p,g_i)=(1-\lambda)d(p,g_i)+\lambda d_0(p,g_i) \tag{7}$$

其中，$d_0(p,g_i)$ 表示初始距离，$\lambda\in[0,1]$ 代表惩罚因子。若 $\lambda=1$，则表示只考虑双向 KNN 距离；若 $\lambda=0$，则表示只考虑初始距离。最终的图像排名根据距离的远近进行升序排列，距离近的排在前面，距离远的排在后面。

3　实验结果

3.1　数据集及实验环境介绍

本文选取了 CUHK03，Market1501 和 PRW 3 个数据集进行测试，表 1 记录了这 3 个数据集的详细信息。

表 1　相关数据集的详细信息

Table 1　Details of datasets

数据集	行人数目	摄像头数	图像数目	图像尺寸	标签方式
CUHK03	1467	10	13164	Vary	Hand/DPM
Market1501	1501	6	32217	128 * 64	Hand/DPM
PRW	932	6	34304	Vary	Hand

CUHK03 数据集采集于香港中文大学内的 10 个摄像头，该集合包含了 1467 个行人和 14096 张图像。每个行人都至少来自于两个不同的摄像头，并且平均每个摄像头拥有 4.8 张行人图像。该数据集有手工和 DPM[17]（Deformable Part Model）两种标签方式。

Market1501 数据集是目前规模最大的行人再识别数据集之一，它由清华大学校园超市前的 6 个摄像头采集而来。该集合共有 1501 个行人和 32668 张图像，其中 751 个行人的 12936 张图像用作训练，另外 750 个行人的 19732 张图像用作测试。该数据集中除了提供了正相关的行人 bounding boxes 外，还提供了错误的检测结果。

PRW 也是一个大规模的数据集，常被用在基于端到端模型的行人再识别方法上。它包含了 932 个行人的 11816 张图像，这些数据来自于 6 个互不重叠的摄像头，其中训练集包括了 482 个行人的 5704 张图像，测试集则包括了 450 个行人的 6112 张图像。

我们选择了 Rank1 和 mAP 两个指标来评估实验结果。其中 Rank1 表示一次命中的概率，而 mAP 则表示每个类的平均准确率的平均值。对于 CUHK03，Market1501 和 PRW 这 3 个不同的数据集，采取的实验策略也有所差异，下面将对这些实验策略分别进行分析。

3.2　在 CUHK03 上的实验

将 CUHK03 数据集划分为包含 767 个行人的训练集和包含 700 个行人的测试集。在测试阶段，从训练集中随机选择一张图像用于查询，将剩余的作为候选集。这样划分数据集的原因在于，对于每个个体，能够保证有多个正样本。因为 CUHK03 同时提供了人工标注的 bounding boxes 和通过 DPM 检测到的 bounding boxes，所以我们分别对 Labeled 和 Detected 的样本进行测试。这里挑选了 Bow[18]，LOMO[6]，eLOMO[7]，IDE[19] 和 SVD[20] 几种特征表示方法分别与本文提出的基于 ResNet50 的特征提取方法进行比较，并统一地选择 XQDA[6] 作为衡量特征间距离的度量方法。另外，将基于双向 KNN 关系的重排序算法分别应用在上述几种方法中，以验证是否能在原方法的基础上进一步提高行人再识别的准确率。实验结果如表 2 和表 3 所列。

表 2　不同特征表示方法的结果

Table 2　Results of different feature representation methods

Methods	Labeled/%		Detected/%	
	*Rank*1	*mAP*	*Rank*1	*mAP*
Bow[18]+XQDA	7.9	7.3	6.4	6.4
LOMO[6]+XQDA	14.8	13.6	12.8	11.5
eLOMO[7]+XQDA	20.6	18.9	16.4	18.1
IDE[19]+XQDA	21.9	20.0	21.1	19.0
SVD[20]+XQDA	30.4	32.8	35.6	33.2
ResNet+XQDA+Ours	**34.1**	**33.3**	**33.7**	**32.4**

从表 2 中可以看出，相比于传统的人工特征方法 Bow，LOMO 和 eLOMO，本文提出的基于 ResNet 的深度特征大幅提高了行人再识别的准确率，在 Rank1 上分别提高了 26.2%，19.3%，13.5% 和 27.3%，20.9%，17.3%，在 mAP 上分别提高了 26%，19.7%，14.4% 和 26%，20.9%，14.3%。而与基于深度学习的端到端方法 IDE 和 SVD 相比，本文方法也取得了不错的结果，在 Rank1 和 mAP 指标上分别提高了

10%和4%。由此可知,利用深度残差网 ResNet50 提取的深度特征具有较强的鲁棒性和辨析力,能够更好地应对跨摄像头下光照、视角以及遮挡等因素发生变化的情况。

表 3 在 CUHK03 上的实验

Table 3 Experiments on CUHK03

Methods	Labeled/%		Detected/%	
	*Rank*1	*mAP*	*Rank*1	*mAP*
Bow[18]+XQDA	7.9	7.3	6.4	6.4
Bow+XQDA+Ours	**8.3**	**9.6**	**6.3**	**6.8**
LOMO[6]+XQDA	14.8	13.6	12.8	11.5
LOMO+XQDA+Ours	**17.1**	**20.8**	**14.6**	**15.8**
IDE[19]+XQDA	21.9	20.0	21.1	19.0
IDE+XQDA+Ours	**23.9**	**24.8**	**23.4**	**20.9**
eLOMO[7]+XQDA	20.6	18.9	16.4	18.1
eLOMO[7]+XQDA+Ours	**22.1**	**19.9**	**16.8**	**21.2**
SVD[20]+XQDA	30.4	32.8	35.6	33.2
SVD[20]+XQDA+Ours	**33.1**	**33.3**	**35.8**	**35.3**
CRAFT[12]+XQDA	43.5	40.2	42.9	41.7
CRAFT[12]+XQDA+Ours	**43.8**	**41.1**	**45.6**	**44.3**
ResNet+XQDA	32.0	29.6	31.1	28.2
ResNet+XQDA+Ours	**34.1**	**33.3**	**33.7**	**32.4**

从表 3 中可以看出,上述几种行人再识别方法经过基于双向 KNN 关系的重排序算法优化后,结果都取得了一定程度的提升。其中以在 LOMO+XQDA 和 ResNet+XQDA 两种方法上获得的效果最好,分别取得了 2.3%,7.2%,1.8%,4.3%和 2.1%,3.7%,2.6%,4.2%的提升。由此可见,本文提出的基于双向 KNN 关系的重排序算法可以在原方法的基础上进一步提高行人再识别的准确率。

3.3 在 Market1501 上的实验

对于 Market1501 数据集,在特征表示方法上我们选择了 BOW,LOMO,IDE,CRAFT[12] 以及本文提出的基于 ResNet 的深度特征。在度量方法上,除了 XQDA 外,我们还增加了一种度量方法 KISSME[21],目的是验证在不同的度量方法下本文提出的深度特征和重排序算法仍可以取得不错的结果。另外,为了进一步验证基于双向 KNN 关系的重排序算法的优越性,我们将本文方法与其他几种重排序算法 AQE[22],CDM[23],SCA[24] 以及 ECN[25] 分别进行了比较。实验结果如表 4 所列。

表 4 在 Market1501 上的实验

Table 4 Experiments on Market1501

Method	*Rank*1/%	*mAP*/%
Bow+KISSME[21]	42.90	19.41
Bow+KISSME+Ours	**43.47**	**23.44**
Bow+XQDA	41.39	19.72
Bow+XQDA+Ours	**42.52**	**22.98**
LOMO+KISSME[6]	41.12	19.02
LOMO+KISSME+Ours	**42.24**	**24.14**
LOMO+XQDA	43.56	22.44
LOMO+XQDA+Ours	**44.24**	**30.12**
IDE+KISSME	58.61	34.67
IDE+KISSME+Ours	**61.82**	**45.78**
IDE+XQDA	58.33	34.67
IDE+XQDA+Ours	**61.43**	**46.87**
CRAFT[12]+KISSME	69.33	50.45
CRAFT+KISSME+Ours	**72.34**	**53.46**
CRAFT+XQDA	74.89	60.21
CRAFT+XQDA+Ours	**77.64**	**61.07**
ResNet+AQE[22]	73.20	50.14
ResNet+CDM[23]	73.66	49.53
ResNet+SCA[24]	74.68	59.21
ResNet+ECN[25]	77.32	57.88
ResNet+Ours	**75.84**	**59.56**

实验结果表明,对于不同的度量方法(XQDA 和 KISSME),本文提出的深度特征以及重排序算法都取得了不错的效果。相比于原方法,所提方法在 Rank1 和 mAP 两个指标上均获得了提高。另外,与其他几种重排序算法相比,所提方法相比 AQE,CDM,SCA 分别在 Rank1 指标上高出 2.64%,2.18%和 1.16%,虽然略低于 ECN,但在 mAP 指标上比 ECN 高了 1.68%。总体而言,在最新的几种基于重排序的行人再识别方法中,本文方法具有很强的竞争力。

3.4 在 PRW 上的实验

PRW 是一种基于端到端模型的数据集,它与基于图像或视频的行人再识别数据集不一样,需要利用人工标注的方法或者 DPM 检测器先将行人从视频中检测并提取出来,因此与前两个数据集相比,它更具实际意义。实验结果如表 5 所列。

表 5 在 PRW 上的实验

Table 5 Experiments on PRW

Method	*Rank*1/%	*mAP*/%
LOMO[6]	34.91	13.43
eLOMO[7]	50.72	31.24
IDE[19]	51.03	25.09
TriNet[26]	52.03	30.21
SVDNet[20]	54.23	32.12
CSA[27]	60.34	31.54
DML[28]	64.26	34.12
DSFR[29]	67.21	35.57
ResNet+XQDA	60.93	33.51
ResNet+XQDA+Ours	**65.73**	**34.28**

实验结果表明,相比于传统的手工特征,本文提出的方法具有很大的优势,分别在 Rank1 和 mAP 指标上提升了接近 30%和 21%。而与基于端到端的深度学习方法相比,基于双向 KNN 关系的重排序算法也具有较强的竞争性。本文提出的方法即便是与一些最新的方法[28-29]相比,也表现出很强的竞争性。

结束语 在跨视角场景下,光照、视角和遮挡物等因素会给行人的外观造成很大的影响,这对行人特征的鲁棒性提出了很高的要求。另外,当利用重排序算法对初始结果进行优化时,容易引入新的噪声,这样反而影响了行人再识别的准确度。本文从特征提取和重排序两个方面对现有的方法进行了改进,采用了深度学习的方法来提取行人的深度特征,并通过引入双向 KNN 关系作为上下文信息来进行重排序。经过实验验证,基于 ResNet50 的深度特征和基于双向 KNN 的重排序算法能够显著提高行人再识别的准确度。下一步将会对初始距离和重排序距离的融合方式进行深入研究,以找到一种自适应的加权求和方式,更好地反映真实场景下初始距离与重排序距离之间的关系。

参 考 文 献

[1] QI M B,WANG C C,JIANG J G,et al. Pedestrian re-identification with multi-feature fusion and alternating direction multiplier method[J]. Chinese Journal of Image and Graphics,2018,23(6):827-836.(in Chinese)
齐美彬,王慈淳,蒋建国,等. 多特征融合与交替方向乘子法的行

人再识别[J]. 中国图象图形学报，2018，23(6)：827-836.

[2] YE M，LIANG C，YU Y，et al. Person Reidentification via Ranking Aggregation of Similarity Pulling and Dissimilarity Pushing [J]. IEEE Transactions on Multimedia，2016，18(12)：2553-2566.

[3] GAO Q Y，FANG H S. HOG Pedestrian Detection Algorithm of Multiple Convolution Feature Fusion[J]. Computer Science，2017，44(S2)：199-201.(in Chinese)
高琦煜，方虎生. 多卷积特征融合的 HOG 行人检测算法[J]. 计算机科学，2017，44(S2)：199-201.

[4] GRAY D，TAO H. Viewpoint Invariant Pedestrian Recognition with an Ensemble of Localized Features[C]// Proceedings of European Conference on Computer Vision. Marseille：Springer，2008：262-275.

[5] CHEN Y C，ZHENG W S，LAI J. Mirror representation for modeling view-specific transform in person re-identification [C]// Proceedings of International Conference on Artificial Intelligence. Austin：AAAI Press，2015：3402-3408.

[6] LIAO S，HU Y，ZHU X，et al. Person Re-identification by Local Maximal Occurrence Representation and Metric Learning[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston：IEEE Press，2015：2197-2206.

[7] DONG H，LU P，ZHONG S，et al. Person Re-identification by Enhanced Local Maximal Occurrence Representation and Generalized Similarity Metric Learning [J]. Neurocomputing，2018，307：25-37.

[8] DONG H，GONG S，LIU C，et al. Large margin relative distance learning for person re-identification[J]. IET Computer Vision，2017，11(6)：455-462.

[9] YI D，LEI Z，LIAO S，et al. Deep Metric Learning for Person Re-identification[C]// Proceedings of International Conference on Pattern Recognition. Stockholm：IEEE Press，2014：34-39.

[10] LI W，ZHAO R，XIAO T，et al. DeepReID：Deep Filter Pairing Neural Network for Person Re-identification[C]// Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus：IEEE Press，2014：152-159.

[11] XIAO T，LI H，OUYANG W，et al. Learning deep feature representations with domain guided dropout for person re-identification[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas：IEEE Press，2016：1249-1258.

[12] CHEN Y C，ZHUX T，ZHENG W S，et al. Person Re-Identification by Camera Correlation Aware Feature Augmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence，2018，40(2)：392-408.

[13] GARCIA J，MARTINEL N，GARDEL A，et al. Discriminant Context Information Analysis for Post-Ranking Person Re-Identification[J]. IEEE Transaction Image Processing，2017，26(4)：1650-1665.

[14] LENG Q M，HU R M，LIANG C，et al. Person re-identification with content and context re-ranking[J]. Multimedia Tools & Applications，2015，74(17)：6989-7014.

[15] YE M，CHEN J，LENG Q M，et al. Coupled-View Based Ranking Optimization for Person Re-identification[C]// Proceedings of International Conference on Multimedia Modeling. Sydney：Springer Press，2015：105-117.

[16] HE K，ZHANG X，REN S，et al. Deep Residual Learning for Image Recognition[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas：IEEE Press，2016：770-778.

[17] FELZENSZWALB P，MCALLESTER D，RAMANAN D. A discriminatively trained，multiscale，deformable part model[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage：IEEE Press，2008：1-8.

[18] ZHENG L，YANG Y，HAUPTMANN A G. Person Re-identification：Past，Present and Future[J]. arXiv：1610.02984.

[19] ZHENG L，ZHANG H，SUN S，et al. Person Re-identification in the Wild[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu：IEEE Press，2017：3346-3355.

[20] SUN Y，ZHENG L，DENG W，et al. SVDNet for Pedestrian Retrieval[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Venice：IEEE Press，2017：3820-3828.

[21] ZENG M，WU Z，TIAN C，et al. Person re-identification based on a novelmahalanobis distance feature dominated KISS metric learning[J]. Electronics Letters，2016，52(14)：1223-1225.

[22] ZHONG Z，ZHENG L，CAO D，et al. Re-ranking Person Re-identification with k-reciprocal Encoding[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu：IEEE Press，2017：3652-3661.

[23] ZHANG X，LUO H，FAN X，et al. Aligned ReID：Surpassing Human-Level Performance in Person Re-Identification[J]. arXiv：1711.08184.

[24] BAI S，BAI X. Sparse Contextual Activation for Efficient Visual Re-Ranking[J]. IEEE Transactions on Image Processing，2016，25(3)：1056-1069.

[25] SARFRAZ M S，SCHUMSNN A，EBERLE A，et al. A Pose-Sensitive Embedding for Person Re-Identification with Expanded Cross Neighborhood Re-Ranking[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City：IEEE Press，2018：420-429.

[26] HERMANS A，BEYER L，LEIBE B. In defense of the triplet loss for person re-identification[J]. arXiv：1703.07737.

[27] ZHONG Z，ZHENG L，ZHENG Z，et al. Camera Style Adaptation for Person Re-identification[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City：IEEE Press，2018：5157-5166.

[28] ZHANG Y，XIANG T，HOSPEDALES T M，et al. Deep Mutual Learning[J]. arXiv：1706.00384.

[29] HE L，LIANG J，LI H，et al. Deep Spatial Feature Reconstruction for Partial Person Re-identification：Alignment-Free Approach[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City：IEEE Press，2018：7073-7082.