

文章编号: 1003-501X(2015)09-0041-07

基于多显著性融合的行人再识别

霍中花, 陈 莹

(江南大学 轻工过程先进控制教育部重点实验室, 江苏 无锡 214122)

摘要: 针对行人再识别中目标的类间显著性外观特征不稳定的问题, 在多显著性融合基础上提出一种新的行人再识别算法。采用两级流形排序算法学习图像的内在显著性特征, 并与已有的类间显著性特征进行融合, 提出了一种更为准确的多显著性融合特征描述方法。方法不仅考虑了特征块与其它行人图像特征块间的类间显著性, 而且考虑了特征块在所在图像中的内在显著性, 从而加强对特征块的显著性描述。实验结果表明, 与同类方法相比, 本文算法能获取更为准确的目标显著性描述, 具有较高的行人再识别率。

关键词: 行人再识别; 流形排序; 显著性特征; 块匹配

中图分类号: TP391

文献标志码: A

doi: 10.3969/j.issn.1003-501X.2015.09.007

Person Re-identification Based on Multi-saliency Fusion

HUO Zhonghua, CHEN Ying

(Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry (Ministry of Education),
Jiangnan University, Wuxi 214122, Jiangsu Province, China)

Abstract: Aiming for objects' unsteadied inter-saliency properties in person re-identification, a new algorithm of person re-identification is proposed in the base of multi-saliency fusion. Two-stage Manifold Ranking (MR) is established to obtain image intra-saliency. A more accurate multi-saliency fusion description method is presented after combining intra-saliency with existing inter-saliency. The approach considers not only inter-saliency of the patch with other person images' patches, but also the intra-saliency of the patch in the own image. It improves the description of the patch in saliency. Compared with the similar algorithm, the method can describe the saliency of objects more accurately, reaching high re-identification rate.

Key words: person re-identification; manifold ranking; saliency feature; patch matching

0 引 言

基于外观特征对非重叠的多摄像机视场中观测的行人进行匹配的过程称为行人再识别(Person re-identification)^[1-2], 它在刑事侦查、行人检索^[3]、多摄像机行人跟踪和行为分析^[4]等视频监控领域都有着重要的应用。在行人再识别过程中, 由于在不同摄像机视场中行人受视角、位姿变化、光照条件、背景变化、摄像头设置等因素的影响, 导致同一个人在不同摄像机中的外貌存在着很大的差异, 这种差异可能会大于衣着相近的不同个体的外貌差异。因此, 如何建立一种识别效率高、对上述影响因素具有鲁棒性的再识别方法, 近年来引起研究人员的广泛关注。

目前, 行人再识别方法主要有两类: 监督识别^[5-6]和无监督识别^[7-8]。监督方法主要研究距离度量准则的学习, 即通过最小化类内距离, 同时最大化类间距离来优化距离度量准则, 如文献[5]通过稀疏样本对之

收稿日期: 2014-11-19; 收到修改稿日期: 2015-01-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61104213); 江苏省自然科学基金资助项目(BK2011146)

作者简介: 霍中花(1989-), 女(汉族), 江苏连云港人。硕士研究生, 主要研究工作是图像与视频信号分析处理。E-mail: 1054895724@qq.com。

通信作者: 陈莹(1976-), 女(汉族), 浙江丽水人。副教授, 博士, 主要研究计算机视觉和信息融合。E-mail: chenying@jiangnan.edu.cn。

<http://www.gdgc.ac.cn>

间的相似性与非相似性的约束关系来建立距离度量矩阵进行行人再识别；文献[6]利用样本对建立一种转移度量学习框架进行行人再识别。由于该类方法用直接提取的特征进行比较时存在空间上的错位，故其识别效果受限。无监督方法主要研究特征设计，并利用特征之间的距离来进行行人再识别，如文献[7]提出局部特征对称驱动累积模型(SDALF: Symmetry-Driven Accumulation of Local Features)，利用人的对称性将行人划分成不同的区域，并用加权的颜色直方图、最大稳定颜色区域(MSCR)和重复出现的结构块(RHSP)特征来描述这些区域。但由于位姿、视角的影响，许多行人图像的对称性会出现不同程度的缺失，有的甚至不存在对称性，因而该方法的再识别率受到限制。Zhao 等人^[8]提出一种无监督显著性学习方法，学习每个特征块的显著性，利用该显著性对两幅图的相似性进行加权，提高了再识别的匹配率。但在学习特征块的显著性时只考虑类间显著性，没有考虑到每个特征块在原图中固有的显著性。类间显著性分数值会因训练集的多少和训练集的组成而产生不同的差异，而原图中固有的显著性则与训练集无关，它是图像本身固有的特性，不随训练集大小的变化而变化。

本文在 Zhao 等人工作的基础上，提出一种多显著性融合的行人再识别方法。首先利用块匹配方法将查询图像与候选行人图像库中的图像进行特征块对齐，去除水平方向移位；然后用流形排序(MR: Manifold Ranking)^[9]计算出每幅图像各特征块固有的显著性分数值，即内在显著性。同时使用单类支持向量机(OCSVM: One-class SVM)计算出查询图像的每个特征块相对于训练集类间显著性分数值；最后将这两个显著性分数值进行归一化融合，形成最终的显著性分数值，并对相似度进行分段加权，进而提高行人再识别的匹配率。实验结果证明，与其它方法相比，本文所设计的显著分数值具有更好的描述性，并且能抵抗复杂背景的干扰。

1 特征块对齐

1.1 直方图均衡化

尽管光照、摄像机设置等因素会影响摄像机的成像颜色，但颜色特征广泛应用在行人再识别领域^[10]。由于光学性质相同的摄像机，在相同光照条件下也会产生不同的颜色响应。因此，为了增强颜色对光照、摄像机设置等因素的鲁棒性，本文在特征提取之前用直方图均衡化对颜色进行归一化，从而提高整幅图像的对比度。增加图像的细节信息。

1.2 特征块对齐

在建立特征块对齐之前，首先提取稠密的局部块特征。块的大小为 10 pixels × 10 pixels，局部块的特征为每个 LAB 通道的 32 维颜色直方图特征和 128 维的 SIFT 特征；然后将归一化的颜色直方图和 SIFT 特征连接起来形成最终的局部块特征，维数为 672 维 (32 × 3 × 3 + 128 × 3)，该特征包括 2 次下采样后的图像特征。

图像的局部特征为 $\mathbf{x}^{A,u} = \{\mathbf{x}_{m,n}^{A,u}\}$ ，其中 $\mathbf{x}_{m,n}^{A,u}$ 表示相机 A 的第 u 幅图像中块中心在第 m 行和第 n 列的局部块特征。块匹配时，局部块 $\mathbf{x}_{m,n}^{A,u}$ 在图像 $\mathbf{x}^{B,v}$ 中的查找匹配序列为 $S(\mathbf{x}_{m,n}^{A,u}, \mathbf{x}^{B,v}) = \{\mathbf{x}_{i,j}^{B,v} \mid j = 1, \dots, N, i = m\}$ ，其中 N 为块的列数。本文采用最近邻法计算每个块 $\mathbf{x}_{m,n}^{A,u}$ 与查找匹配序列 $S(\mathbf{x}_{m,n}^{A,u}, \mathbf{x}^{B,v})$ 中所有块的相似度，获得 $\mathbf{x}_{m,n}^{A,u}$ 与候选行人图像库中每幅图像的匹配块。相似度分数值用高斯函数计算：

$$s(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp\left(-\frac{d(\mathbf{x}, \mathbf{y})^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

其中： $d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2$ 是特征块 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 之间的欧氏距离， σ 是高斯函数的带宽。

匹配过程如图 1 所示，其中虚线区域为左图方形块的查找匹配序列，右图方形块为匹配的目标块。块匹配后，查询图像与候选行人图像库中的每幅图像实现了特征块对齐，减少了由于视角、位姿变化引起的空间错位。



图 1 块匹配过程图

Fig.1 The process of patch matching

2 基于流形排序的显著性学习

文献[8]计算显著性分数值 $V_{\text{ocsvm}}^{\text{sal}}(\mathbf{x}_{m,n}^{A,u})$ 时只考虑不同图像块之间的显著性分数值, 该分数值会因训练集大小和训练集的不同而存在不稳定因素, 因而可能会导致错误的匹配对对应的显著性分数值较高, 而正确的匹配对对应的显著性分数值较低, 从而降低再识别的准确率。实验过程中, 我们发现每幅行人图像本身存在着相应的显著性区域, 这些显著性区域是随着图像的获取而固定不变的。因此, 本文在 MR 算法基础上, 计算图像本身固有的显著性, 称为内在显著性。最后, 将该显著性与文献[8]中的类间显著性融合, 形成每个局部块的显著性。

2.1 流形排序

流形排序是指给定一个查询节点, 根据其余节点与查询节点之间的相关性对其余节点进行排序, 其本质是学习一个能够体现查询节点与未标记节点之间相关性的排序函数。

假设数据集 $X = \{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_l, \mathbf{x}_{l+1}, \dots, \mathbf{x}_n\} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 包括已标记的查询序列(标记 1)和未标记的候选序列(标记 0)。候选序列需按照其与查询序列的相关性进行排序。 $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_n]^T$ 表示初始化标记向量, $F: X \rightarrow \mathbb{R}^n$ 表示排序函数, 每个候选节点 \mathbf{x}_i 的排序值为 f_i , 故 F 表示成向量形式为 $F = [f_1, \dots, f_n]^T$ 。然后构建图形 $G=(V, E)$, 节点 V 为数据集 X , 边 E 的权重为两个节点之间的相似度矩阵 $W = [\omega_{ij}]_{n \times n}$ 。在图 G 的基础上计算度矩阵 $D = \text{diag}\{d_{11}, \dots, d_{nn}\}$, 其中 $d_{ii} = \sum_j \omega_{ij}$, 则归一化相似度矩阵为 $S = D^{-1/2} W D^{-1/2}$ 。流形排序的基本思想是迭代估计:

$$F(t+1) = \alpha S F(t) + (1-\alpha) \mathbf{y}, \alpha \in [0,1] \quad (2)$$

直到收敛, 假设收敛值为 $F^* = \{f_i^*\}$, 则根据 F^* 即可对候选序列进行排序。 α 表示迭代过程中两个方面的权衡值, 即在第 t 次迭代中, 每个节点都要接收其相邻节点的排序值, 同时每个节点还要保持其原有的初始排序值, 直到收敛状态为止。经过有限次迭代后, $F(t)$ 收敛为 F^* 。因此, 将式(2)中的 $F(t+1)$ 和 $F(t)$ 替换成 F^* , 同时忽略对结果没有影响的全局参数 $(1-\alpha)$, 得到归一化图拉普拉斯排序方程:

$$F^* = (I - \alpha S)^{-1} \mathbf{y} \quad (3)$$

2.2 局部块的显著性

为获得每个局部块的内在显著性 $V_{\text{intra}}^{\text{sal}}(\mathbf{x}_{m,n}^{A,u})$, 以式(2)迭代得到收敛值 F^* 作为显著性检测的依据, 采用两级流形排序显著性目标检测方法检测出图像本身的显著性区域。

在构建图模型 G 时, 采用 k 正则图来解决邻近图像块相似度可能相同的问题。首先, 每个图像块不仅与邻近块相连, 还与和邻近块共享边界的点相连。其次, 图像四周的图像块均相连。经过这些约束后, 图模型形成稀疏连接, 即相似度矩阵 W 中大部分元素为 0。本文采用每个局部块的 LAB 三个颜色空间的平均值来计算相似度矩阵。算法第一阶段, 由于通常图像的显著性区域不会出现在图像上下两边, 却存在于图像左右两边, 所以分别取图像上下两边的局部块和左右两边与上下边靠近的两个块作为背景查询节点, 用 MR 算法对图像中的每个节点进行排序, 得到四幅显著性图, 融合后得到第一级的检测结果。第二阶段,

先对第一阶段的显著性图进行二值分割,再用 MR 算法得到图像本身的显著性区域。具体过程为:

- 1) 将每幅输入图像分割为稠密的局部块(30×10 块/幅);
- 2) 构建图模型 G , 计算相似度矩阵 W 和度矩阵 D , 求出 $(I - \alpha S)^{-1}$;
- 3) 由 MR 计算显著图 S_t , S_b , S_l , S_r , 融合得到第一级检测结果 $S_{bq}(i) = S_t(i) \times S_b(i) \times S_l(i) \times S_r(i)$;
- 4) 二值分割 S_{bq} 得到前景查询节点, 由 MR 计算 $f^*(i)$ 并归一化得到 $V_{intra}^{sal}(\mathbf{x}_{m,n}^{A,u}) = \bar{f}^*(i)$, 停止。

相比于文献[8]中直接由类间显著性对相似度加权进行行人再识别, 本文算法在其基础上增加了内在显著性的计算, 计算过程中, 由于每个局部块的特征维数低, 特征块的数量少, 故计算空间复杂度低; 且内在显著性是针对每一帧图像单独计算, 时间复杂度为 $O(1)$, 而类间显著性的时间复杂度为 $O(n)$, n 为训练集的大小。

融合类间显著性 $V_{inter}^{sal}(\mathbf{x}_{m,n}^{A,u}) = V_{ocsvm}^{sal}(\mathbf{x}_{m,n}^{A,u})$ (具体过程参见文献[8]), 得到本文中每个局部块 $\mathbf{x}_{m,n}^{A,u}$ 的显著性分数值

$$V_{patch}^{sal}(\mathbf{x}_{m,n}^{A,u}) = \beta_1 \times V_{intra}^{sal}(\mathbf{x}_{m,n}^{A,u}) + \beta_2 \times V_{inter}^{sal}(\mathbf{x}_{m,n}^{A,u}) \quad (4)$$

其中: β_1 、 β_2 分别为内在显著性和类间显著性分数的权值。经实验验证, $\beta_1=0.4$, $\beta_2=0.6$ 时, 匹配率较高。因 β_1 、 β_2 的权值是在 VIPeR 数据库上确定的, 而该数据库是行人再识别领域最具挑战性和代表性的公共数据库, 故泛化性较强。

3 相似性测量

给定一对图像数据 $\mathbf{x}^{A,u}$ 和 $\mathbf{x}^{B,v}$, 利用前两节的方法分别进行特征块对齐和显著性学习, 最后用显著性对相似度加权。因此, 图像 $\mathbf{x}^{A,u}$ 和 $\mathbf{x}^{B,v}$ 的相似性可表示为

$$S_{sim}(\mathbf{x}^{A,u}, \mathbf{x}^{B,v}) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N V_{patch}^{sal}(\mathbf{x}_{m,n}^{A,u}) \cdot s(\mathbf{x}_{m,n}^{A,u}, \mathbf{x}_{i,j}^{B,v}) \quad (5)$$

考虑到人体的结构信息^[11]和穿着习惯, 通常躯干以上部分表征行人外观的有效信息要多于腿部以下部分的有效信息, 故前者的相似性比重应高于后者的相似性比重。本文采用图像相似性的分段二次加权:

$$S_{sim}^{seg}(\mathbf{x}^{A,u}, \mathbf{x}^{B,v}) = \mu_1 \sum_{m=1}^{M/2} \sum_{n=1}^N V_{patch}^{sal}(\mathbf{x}_{m,n}^{A,u}) \cdot s(\mathbf{x}_{m,n}^{A,u}, \mathbf{x}_{i,j}^{B,v}) + \mu_2 \sum_{m=M/2+1}^M \sum_{n=1}^N V_{patch}^{sal}(\mathbf{x}_{m,n}^{A,u}) \cdot s(\mathbf{x}_{m,n}^{A,u}, \mathbf{x}_{i,j}^{B,v}) \quad (6)$$

其中 μ_1 、 μ_2 为各区域相似性的权值, 经实验设定各权值为 $\mu_1=1.4$, $\mu_2=0.92$ 。在候选行人库中, 与查询图像最匹配的图像为与其图像相似度最大的图像, 即:

$$v^* = \arg \max_v S_{sim}^{seg}(\mathbf{x}^{A,u}, \mathbf{x}^{B,v}) \quad (7)$$

4 实验结果及分析

本节先介绍 VIPeR 数据库^[12]和性能评价准则, 然后给出本文算法与其它行人再识别算法的性能比较。

4.1 VIPeR 数据库和性能评价准则

为了验证本文算法的有效性, 本文使用行人再识别领域最具挑战性的公共数据库 VIPeR。该数据库共有 632 对行人图像, 每对图像都是由两个视角不重叠的相机在不同环境下获取的, 多数图像对包含 90° 的视角变化。实验中, 本文采用再识别领域普遍使用的评价协议^[13], 将数据库随机等分成训练集和测试集。先以相机 A 中的图像作为查询库(probe), 相机 B 中图像作为候选行人库(gallery), 然后交换二者的顺序。为了获得稳定的再识别率, 产生训练集/测试集的过程重复 10 次, 并将 10 次实验的平均值作为最终的实验结果。

实验结果采用标准的累积匹配特征(CMC: Cumulative Match Characteristic)曲线进行评价。CMC 曲线是指在候选行人库中检索待查询的行人, 前 R 个检索结果中包含正确匹配结果的比率。其中, 第 1 匹配率 Rank-1 指标反映最匹配候选目标刚好为待查询图片目标的概率, 即该指标为真正的识别能力, 因此很重要。但是当 R 值很小时, 由于可以通过人眼进行辅助识别查找目标, 因此也很有现实意义, 如第 5 匹配率 Rank-5

指标反映前 5 个匹配候选目标中存在待查询图片目标的概率;第 10 匹配率 Rank-10 指标反映前 10 个匹配候选目标中存在待查询图片目标的概率,依次类推。

4.2 行人再识别算法性能比较

图 2 为本文显著性与文献[8]显著性的对比图,显著性分数值较大的区域对应着虚线区域。图中文献[8]的显著性图有两幅,分别对应着不同的训练集,比较这两幅图可知,文献[8]中相同查找图像的显著性会因训练集的不同而产生一定的变化,因而具有不稳定性。而本文的显著性结合了图像本身的显著性,与训练集无关,稳定性较强,而且对图像的显著性区域描述更精确。

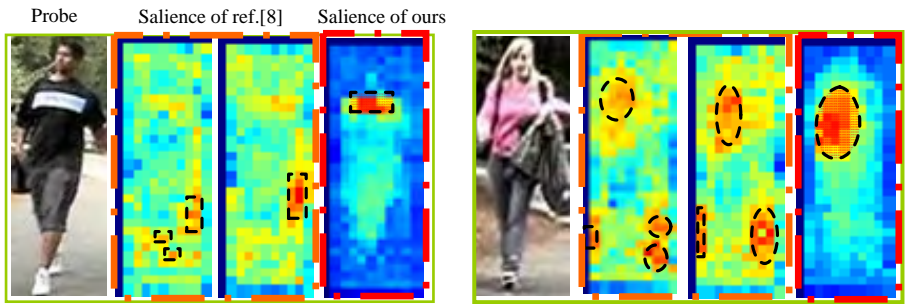


图 2 本文显著性与文献[8]显著性对比

Fig.2 Comparison of our Saliency with the saliency of ref.[8]

由于 SDALF 和局部特征集^[13] (ELF: Ensemble of Localized Features)算法公布了其在 VIPeR 数据库的识别结果,所以本文将其作为性能对比的参照。文献[8]对应的 CMC 曲线是本文对其公开代码^[14]的仿真结果。图 3 为本文算法与 SDALF、ELF 和文献[8]的识别结果比较图,横坐标表示前 R 个匹配结果,纵坐标表示前 R 个匹配结果中包含正确匹配结果的比率。可以看出,本文算法与文献[8]、SDALF 和 ELF 算法相比均具有较高的识别率。本文的第 1 匹配率(Rank-1)达到 28.0%,而文献[8]为 25.6%,SDALF 为 19.9%,ELF 只有 12%,因此本文算法有一定的实际应用价值。本文识别率的提高主要源于两个方面:一方面,结合内在显著性可以降低类间显著性对训练集和图像外观颜色的依赖性;另一方面,对不同区域的相似度给予不同的权重,增加人体外观中包含有效信息较多、可区分度较大的上半身的权重。

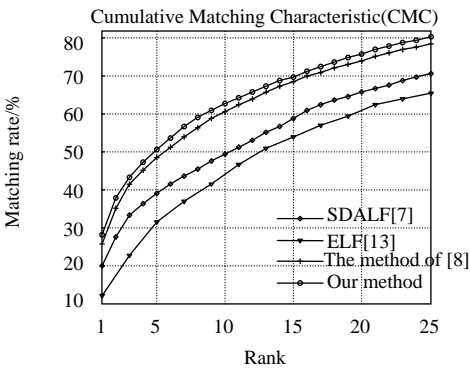


图 3 本文算法与文献[7-8,13]方法比较

Fig.3 Comparison of our method with the method of ref.[7-8,13]

表 1 给出了本文算法未使用相似性分段二次加权和使用后的具体比较结果,由于分段考虑到人体的结构和穿着习惯,所以识别效果要优于未分段时对应的识别效果,且不论是否分段,本文算法的识别率均明显高于文献[8]算法的识别率。由于很难获得已有算法实验中累积匹配特征曲线每个匹配数的匹配率,因此表 1 给出已有算法和本文算法实验中累积匹配特征曲线的第 1, 5, 10, 20 匹配率进行性能对比。由表可知,本文算法的识别率均高于已有的行人再识别算法。

表 1 本文算法与已有行人再识别算法排名靠前匹配率对比

Table 1 Comparison of our method with existing methods of person re-identification of top ranked matching rates %

Method	Rank-1	Rank-5	Rank-10	Rank-20
ELF ^[13]	12.00	31.00	41.00	58.00
SDALF ^[7]	19.87	38.89	49.37	65.73
The method of ref.[8]	25.55	48.37	60.47	74.08
Our method(un-segmented)	27.45	50.05	61.87	75.24
Our method(segmented)	27.97	50.66	62.85	75.82

图 4 为部分行人使用本文算法与文献[8]算法的识别结果对比图。图 4(c)中红色虚线框为文献[8]算法的识别结果,图 4(b)中绿色虚线框为本文算法的识别结果。图示表明,与文献[8]算法相比,本文算法的真正识别能力较强,能够将文献[8]中排名为 $R(>1)$ 的正确匹配候选目标识别为最匹配目标,即第 1 匹配率得到增加,由此表明本文的显著性对图像显著性区域的描述更精确。VIPeR 数据库的所有行人图像对均存在 90° 到 180° 的视角变换和不同程度位姿变化,但均不影响本文的识别结果,可见本文算法对位姿、视角以及空间错位也具有一定的鲁棒性。



图 4 本文算法与文献[8]算法部分行人目标识别结果对比

Fig.4 Comparison of our method with the method of ref.[8] for person re-identification result

相比于文献[8]中直接由类间显著性对相似度加权进行行人再识别,本文算法是在类间显著性的基础上融合了内在显著性,故本文算法在时间花销上要多于文献[8]算法的时间花销,即计算内在显著性的时间花销。通过实验发现,本文算法总的运行时间约为 4.41 秒/帧,其中类间显著性的计算时间为 4.272 秒/帧,而内在显著性的计算时间仅为 0.138 秒/帧,进而可以看出本文算法在不明显增加运行时间的条件下再识别率得到了提升。

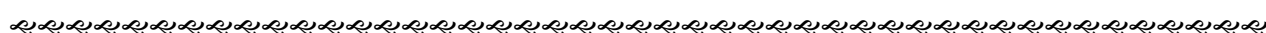
5 结 论

行人再识别是一个实际应用价值较高同时更具有挑战性的问题。本文提出一种改进的基于显著性特征的行人再识别算法,利用流形排序计算出图像本身固有的显著性,然后再与类间显著性相结合,进而分别对行人图像上半部和下半部区域的相似度进行加权,得到两幅行人图像的相似度。该算法性能优于已有的行人再识别算法。经实验证明,由于本文的显著性融合了图像本身的显著性,所以本文的显著性对图像显著性区域描述更精确,对训练集、位姿、视角、错位具有良好的鲁棒性。

参考文献:

- [1] Doretto G, Sebastian T, Tu P, *et al.* Appearance-based person reidentification in camera networks: problem overview and current approaches [J]. **Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing**(S1868-5137), 2011, 2(2): 127-151.
- [2] Vezzani R, Baltieri D, Cucchiara R. People reidentification in surveillance and forensics: A survey [J]. **ACM Computing Surveys**(S0360-0300), 2013, 46(2): 29.
- [3] Layne R, Hospedales T M, Gong S. Person Re-identification by Attributes [C]// **Proceedings of the British Machine Vision Conference**, Surrey, UK, Sep 3-7, 2012, 2: 1-11.

- [4] Gong S , Cristani M , Yan S , *et al.* **Person Re-Identification** [M]. Springer London , 2014 : 1-445.
- [5] Mignon A , Jurie F. PCCA : A new approach for distance learning from sparse pairwise constraints [C]// **The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition** , Providence , Rhode Island , Jun 16-21 , 2012 : 2666-2672.
- [6] LI Wei , ZHAO Rui , WANG Xiaogang. Human reidentification with transferred metric learning [C]// **Computer Vision-ACCV 2012**. Springer Berlin Heidelberg , 2013 , **7724** : 31-44.
- [7] Farenzena M , Bazzani L , Perina A , *et al.* Person re-identification by symmetry-driven accumulation of local features [C]// **The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition** , San Francisco , CA , Jun 13-18 , 2010 : 2360-2367.
- [8] ZHAO Rui , OUYANG Wanli , WANG Xiaogang. Unsupervised salience learning for person re-identification [C]// **The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition** , Oregon Convention Center , Portland , Jun 25-27 , 2013 : 3586-3593.
- [9] ZHOU Dengyong , Weston J , Gretton A , *et al.* Ranking on data manifolds [C]// **Advances in Neural Information Processing Systems** , Vancouver , Canada , Dec 8-13 , 2003 , **16** : 169-176.
- [10] CAI Yinghao , Pietikäinen M. Person re-identification based on global color context [C]// **Asian Conference on Computer Vision** , Queenstown , New Zealand , Nov 8-9 , 2010 , **1** : 205-215.
- [11] Bazzani L , Cristani M , Murino V. Symmetry-driven accumulation of local features for human characterization and re-identification [J]. **Computer Vision and Image Understanding**(S1077-3142) , 2013 , **117**(2) : 130-144.
- [12] Gray D , Brennan S , Tao H. Evaluating appearance models for recognition , reacquisition , and tracking [C]// **IEEE International Workshop on Performance Evaluation of Tracking and Surveillance** , Rio de Janeiro , Brazil , Oct 14-16 , 2007 : 41-47.
- [13] Gray D , Tao H. Viewpoint invariant pedestrian recognition with an ensemble of localized features [C]// **Computer Vision-ECCV 2008**. Springer Berlin Heidelberg , 2008 , **5302** : 262-275.
- [14] Opening source code of Unsupervised Salience Learning for Person Re-identification [DB/OL]. 2015. https://github.com/Robert0812/salience_reid.



(上接第 40 页)

- [4] Ihaddadene N , Djeraba C. Real-time crowd motion analysis [C]// **Pattern Recognition** , Tampa , FL , Dec 8-11 , 2008 , **12** : 1-4.
- [5] ZHOU Bolei , TANG Xiaoou , WANG Xiaogang. Measuring crowd collectiveness [C]// **Computer Vision and Pattern Recognition** , Portland , OR , June 23-28 , 2013 , **392** : 3049-3056.
- [6] Tomasi C , Kanade T. **Detection and tracking of point features** [M]. Carnegie Mellon University , 1991 : 91-132.
- [7] Stauffer C , Grimson W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking [C]// **Proceeding of Computer Vision and Pattern Recognition** , Fort Collins , June 23-25 , 1999 , **2** : 246-252.
- [8] Freeman W T , Roth M. Orientation histograms for hand gesture recognition [C]// **International Workshop on Automatic Face and Gesture Recognition** , 1995 , **12** : 296-301.
- [9] Unusual crowd activity dataset of University of Minnesota [OL]. <http://mha.cs.umn.edu/movies/crowdactivity-all.avi>.
- [10] 杜鉴豪, 许力. 基于区域光流特征的异常行为检测 [J]. 浙江大学学报: 工学版, 2011 , **45**(7) : 1161-1166.
DU Jianhao , XU Li. Abnormal behavior detection based on regional optical flow [J]. **Journal of Zhejiang University : Engineering Science** , 2011 , **45**(7) : 1161-1166.
- [11] CONG Yang , YUAN Junsong , LIU Ji. Abnormal event detection in crowded scenes using sparse representation [J]. **Pattern Recognition**(S0031-3203) , 2013 , **46**(7) : 1851-1864.
- [12] Mahadevan V , LI Weixin , Bhalodia V , *et al.* Anomaly detection in crowded scenes [C]// **Computer Vision and Pattern Recognition** , San Francisco , CA , June 3-18 , 2010 , **5539872** : 1975-1981.