

12-12-2019

Human Re-identification Based on Part Segmentation

Jiang Hua

Tianjin Key Lab of Advanced Signal Processing, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

Zhang Liang

Tianjin Key Lab of Advanced Signal Processing, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Human Re-identification Based on Part Segmentation

Abstract

Abstract: Human re-identification is a difficult problem to solve in process of video analysis of non-overlapping multi-camera surveillance system. A new algorithm of human re-identification is proposed on the basis of *human part segmentation*. Based on the *depth of bone points* to achieve the human body segmentation, the optimal key frame is selected by using the scoring strategy for all parts of the same human multi-frame image segmentation; *the different weights for the global color feature and the HOG feature are assigned*; all the characteristics to establish a human target model are combined; and the EMD (Earth Mover's Distance) distance is used to determine the similarity between the targets. The effectiveness is validated on Kinect REID and BIWI RGBD-ID datasets which show that the proposed method has strong robustness and higher recognition rate.

Keywords

person re-identification, human segmentation, depth information, color characteristics, HOG characteristics

Recommended Citation

Jiang Hua, Zhang Liang. Human Re-identification Based on Part Segmentation[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(6): 1085-1091.

基于部位分割的人体再识别方法

姜华, 张良*

(中国民航大学智能信号与图像处理天津市重点实验室, 天津 300300)

摘要: 人体再识别是非重叠视域多摄像机视频分析过程中需解决的难点问题。提出一种基于部位分割的人体再识别方法, 首先基于深度骨骼点实现人体部位分割, 对同一人体多帧图像分割后的所有部位使用评分的策略选择最优帧, 将全局颜色特征和 HOG 特征分配不同的权重, 融合特征建立人体目标模型, 使用 EMD(Earth Move's Distance) 距离度量目标间的相似性。在 Kinect REID 和 BIWI RGBD-ID 数据库上实验表明, 该算法具有较高的鲁棒性和识别率。

关键词: 人体再识别; 部位分割; 深度信息; 颜色特征; HOG 特征

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2019) 06-1085-07

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.17-0180

Human Re-identification Based on Part Segmentation

Jiang Hua, Zhang Liang*

(Tianjin Key Lab of Advanced Signal Processing, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: Human re-identification is a difficult problem to solve in process of video analysis of non-overlapping multi-camera surveillance system. A new algorithm of human re-identification is proposed on the basis of *human part segmentation*. Based on the *depth of bone points* to achieve the human body segmentation, the optimal key frame is selected by using the scoring strategy for all parts of the same human multi-frame image segmentation; *the different weights for the global color feature and the HOG feature are assigned*; all the characteristics to establish a human target model are combined; and the EMD (Earth Mover's Distance) distance is used to determine the similarity between the targets. The effectiveness is validated on Kinect REID and BIWI RGBD-ID datasets which show that the proposed method has strong robustness and higher recognition rate.

Keywords: person re-identification; human segmentation; depth information; color characteristics; HOG characteristics

引言

人体再识别是行人姿态、动作、行为识别的基础研究工作, 其目标是对多个不同摄像机中获得的行人图像进行关联分析, 然后判断这些来自不同摄

像机的人体图像是否为同一个人^[1]。该技术由于非接触性的特点在监控视频数据处理、自动照片标注、图片检索等方面有广阔的应用前景。

早期的再识别研究主要集中在 2 个方向: (1) 基于特征表示的方法; (2) 基于距离度量学习的方法^[2]。特征类方法旨在设计出具有较强区分性和稳定性的特征。该类方法在一定程度上提高了再识别的准确性, 但仅从整体特性考虑人体目标, 缺少了对人体目标的空间约束性信息。测度类方法对特征



收稿日期: 2017-04-20 修回日期: 2017-06-24;
基金项目: 国家自然科学基金(61179045);
作者简介: 姜华(1991-), 男, 安徽宣城, 硕士生, 研究方向为视频内容分析; 张良(1970-), 男, 山东, 博士, 教授, 研究方向为图像处理与模式识别、智能视频监控。

<http://www.china-simulation.com>

• 1085 •

的设计要求较低,从测度距离角度出发。其性能很大程度上取决于样本的选取。当具有足够多的样本时,学习出的距离函数能够普遍适用于多种环境下的再识别问题。而在样本数过少时,会出现过拟合现象。另外,实际操作时,训练数据样本需要人工标注,消耗大量的人工时间成本^[3]。

传统的行人再识别方法中,通常将行人外观看成一个整体来进行建模和匹配。为了提高人体再识别的精度,在识别结构方面使用基于局部匹配的行人全局外观处理架构,该方法能较好的应对行人外观的形变所带来的影响。为此,研究人员提出了多种基于分块的行人再识别方法。Alahi 等^[4]使用一组从大到小不同尺寸的矩形将人体分割成多个矩形区域,再将每个局域的外貌特征组合构建新的外貌模型。Alahi 等^[5]对行人整体图像提取特征,再将其做 4 等分、9 等分、16 等分,再分别计算特征。Bak 等^[6]通过将身体上部和下部的主要颜色集之间的距离最大化,将身体分割成上部和下部,并运用身体部位探测器去寻找有意义的子区域。SDALF(Symmetry-Driven Accumulation of Local Features)方法^[1]首先将人体分割成头部、躯干和腿 3 部分,再利用人体的对称性分别将躯干和腿分割,根据对称轴提取加权 HSV 颜色直方图、MSCR (Maximally Stable Color Regions)特征和 RHSP (Recurrent High-Structured Patches)特征对目标进行描述。但这种划分,不能确保准确的部位颜色。例如,如果该人的衬衫较长,进入腿的部分,那么腿的颜色特征将被不需要的衬衫颜色所污染。

本文提出了基于部位分割的人体再识别方法。首先,采用基于深度骨骼点进行人体部位分割。对多帧图像的所有部位使用部位评分的策略选择最优帧。然后融合全局颜色直方图和 HOG 特征对身体部位进行特征描述。实验结果表明,基于分块匹配的行人再识别方法具有更高的鲁棒性和较高的识别精度。

1 部位分割及最优帧选择

部位分割是指对于一副前景人体图像,根据人

的身体结构把人体图像分割为几个有意义的部分。合适准确的部位分割不仅可以提高识别精度,还可以降低后续图像处理的复杂度。本文部位分割的过程如图 1 所示。

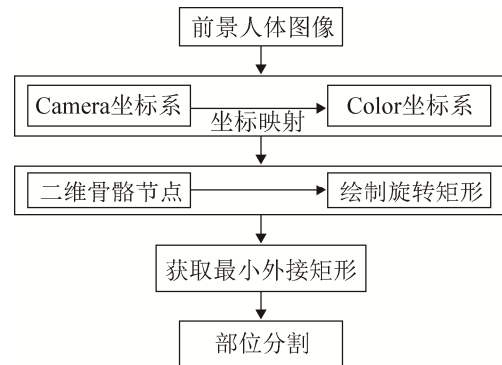


图 1 部位分割流程图

Fig. 1 Flow char of human segmentation

1.1 基于深度骨骼点部位分割

对于已经去噪处理后的前景图像,本文的分割是根据 Kinect Camera 坐标系^[7]中 20 个骨骼节点对应于人体的位置信息进行,如图 2 所示。

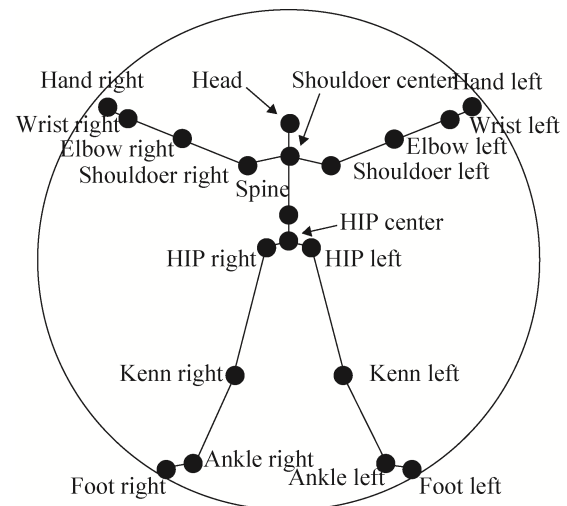


图 2 标注有 20 个骨骼节点位置的人体蓝本

Fig. 2 Marked with 20 skeletal nodes of the human body

1.1.1 绘制旋转矩形

选取部位上两端骨骼节点,节点间的距离为矩形的长。根据实验和经验值得,除了躯干部位的宽度设为长的 2/3,其他部位宽度均设为长的 1/2。两

个骨骼节点坐标的中点设为旋转矩形的旋转中心, 以两个骨骼节点的连线与水平面的夹角为旋转角画旋转矩形, 如图 3 所示。

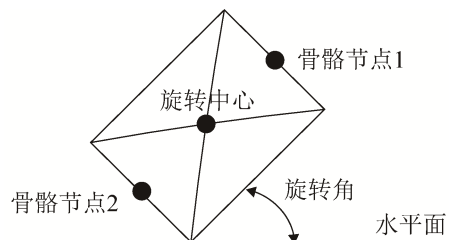


图 3 旋转矩形的绘制

Fig. 3 Drawing of a rotating rectangle

1.1.2 部分分割

现代人衣服款式颜色多种多样, 衣袖的颜色往往和躯干部分的图案颜色不一样, 裤子的大腿和小腿处的颜色也可能会不一样。且头部区域比较细微, 不容易提取有效信息, 脚部容易被遮挡。基于以上考虑, 提出把人体除头部、脚部以外分为: 躯干、右上臂、右下臂、左上臂、左下臂、右大腿、右小腿、左大腿、左小腿 9 个部分。9 个在人体前景上矩形框内的部分即为分割出的人体部位, 如图 4 所示。



图 4 人体分割后的 9 个部位

Fig. 4 Nine parts of human body after segmentation

1.2 基于部位评分的最优帧选择

由于拍摄过程运动的人体目标相对 Kinect 的角度和姿态动作在持续时间内差异较大。不同时刻可能会有不同的部位被遮挡。因此综合多帧图像, 对被遮挡或其他原因丢失的部位使用其他帧图像

相应部位进行补充。使用部位评分的策略, 对该人体的 9 个部位分别选择最优图像保存。

其中, 部位评分使用以下 3 个指标:

1) 非背景区域占整副图像的比值

遍历整副图像, 像素为白色记为背景部分, 总和用 sum_1 表示, 前景部位用 sum_2 表示。设前景部位占整副图像的比值为 Δ , 则:

$$\Delta = \frac{sum_2}{sum_1 + sum_2} \quad (1)$$

2) 人体目标角度差

人体目标在 Kinect 视界中在 Camera 坐标系如图 5 所示。

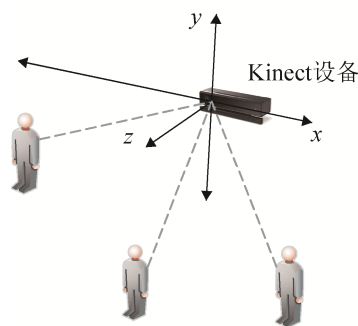


图 5 人体目标在 Kinect 视界下的角度差

Fig. 5 Angle of human body under the Kinect perspective

在 X, Y, Z 方向上的角度差分别记为 α, β, γ , 设总的偏移量为 χ 。为说明算法的有效性, 不同集合中同一人体的两帧图像选择在不同光照、角度条件下拍得, 且同一人体的两帧不同图像有 $90^\circ \sim 180^\circ$ 的视角变化。故查询集和候选集人体图像选择具有最大差异的拍摄角度, 即:

$$\chi = \begin{cases} \frac{180 - \alpha}{180} + \frac{180 - \beta}{180} + \frac{180 - \gamma}{180}, & \text{查询集} \\ \frac{\alpha}{180} + \frac{\beta}{180} + \frac{\gamma}{180}, & \text{候选集} \end{cases} \quad (2)$$

3) 图像质量评价

图像质量评价的思路一般有 2 种。一种是主观评价: 由观测者肉眼对图像质量进行主观评价; 一种是客观评价: 采用算法对图像质量进行评估。主观评价方法不可避免的和人的主观感受相符, 但它还会受到观测者专业背景、心理和心情等主观因素

的影响。客观评价方法准确、快捷，有唯一的评估值，更适宜结合到实际工程中使用，但它和人的主观感受有一定的出入。

本文使用一种基于梯度的常用图像清晰度评价函数 Tenengrad^[8]。该函数采用 Sobel 算子分别提取水平和垂直方向的梯度值，定义如下：

$$Ten = \frac{1}{n} * \sum_x \sum_y S(x,y)^2 \quad (3)$$

式中： $S(x,y) = \sqrt{G_x * I(x,y) + G_y * I(x,y)}$ 为图像 I 在 (x,y) 处的梯度； G_x, G_y 为 Sobel 卷积核，分别为：

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix}, G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +2 & +1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

n 是图像中像素总数。

由于实验使用的 Kinect REID 数据库中样本已提取前景。而 BIWI RGBD-ID 数据库中的样本是包含背景的图片，部位分割后可能存在部分背景，在计算非背景区域占整副图像的比值一项时可能会造成干扰，故最优帧选择时只考虑另两项指标。综合以上指标并分配不同的权重。多次实验分析，总体评分 K 为：

$$K = \begin{cases} \frac{2}{3} Ten + \frac{1}{3} \chi, & BIWI RGBD-ID \\ \frac{1}{2} \Delta + \frac{3}{10} Ten + \frac{1}{5} \chi, & Kinect REID \end{cases} \quad (5)$$

人体目标每一部位均取评分最高的图像作为样本保存。

2 特征设计

本文人体再识别研究过程如图 6 所示。

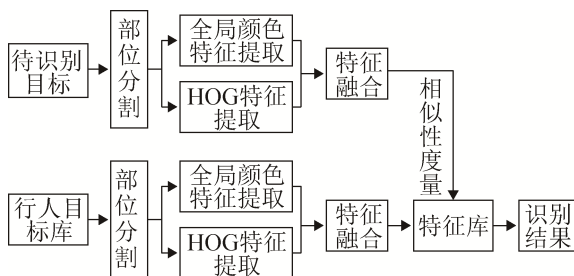


图 6 人体目标再识别流程图

Fig. 6 Receptor flow chart of human target

2.1 全局颜色特征

颜色特征是图像的重要属性。RGB 颜色空间是由三基色混合而成，物理意义清楚，适合显像管工作，但 RGB 颜色空间不具有光照不变性和谱不变性，而 HSV 颜色空间则相对具有这些优点。故本文数据库中图像从 RGB 颜色空间转换到 HSV 颜色空间进行实验。尽管颜色直方图计算简单，具有对尺度、平移和旋转不敏感的特点，但丢失了颜色之间的空间关系。Aibing Rao 提出了使用环形颜色直方图^[9]刻画颜色的空间特征的方法很好的解决了该问题。

令 $A_{ij} = |R_{ij}|$ ，对于 $i = 1, 2, \dots, M$ 和 $j = 1, 2, \dots, N$ ，则得到 1 个 $M \times N$ 的矩阵： $A = (A_{ij})_{M \times N}$ 。此矩阵为环形颜色直方图，它表示某环内某颜色的个数，行表示颜色值，列表示环数， $|R_{ij}|$ 表示 j 环内颜色值 i 的个数。定义环形颜色直方图的度量为：

$$d(L, J) = \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (A_{ij} - B_{ij})^2} \quad (6)$$

2.2 方向梯度直方图(HOG)

所谓方向梯度直方图(Histograms of oriented Gradients HOG)，是指一种基于梯度方向的局部区域描述符^[10]。它经过统计局部范围上的方向梯度直方图来构建局部外形和全局表面特征。由于局部和全局梯度直方图的归一化，因而它对于由光照因素变化造成的人体表面的轻微改变具有很强的抗干扰能力。HOG 特征的主要思路为使用梯度或边缘的方向密度描述前景人体中局部目标的外形。

设输入图像中的像素点 (x,y) 的梯度为：

$$G_x(x,y) = H(x+1,y) - H(x-1,y) \quad (7)$$

$$G_y(x,y) = H(x,y+1) - H(x,y-1) \quad (8)$$

式中： $G_x(x,y), G_y(x,y), H(x,y)$ 分别表示输入图像中像素点 (x,y) 处的水平方向梯度、垂直方向梯度和像素值。像素点 (x,y) 处的梯度幅值 $G(x,y)$ 和梯度方向 $\alpha(x,y)$ 为：

$$G(x,y) = \sqrt{G_x(x,y)^2 + G_y(x,y)^2} \quad (9)$$

$$\alpha(x, y) = \tan^{-1} \left[\frac{G_x(x, y)}{G_y(x, y)} \right] \quad (10)$$

2.3 相似性度量

巴氏距离由于运算速度较快的优点在图像处理和计算机视觉中得到了广泛的应用。但由于真实场景中不同时间、地点拍摄到的同一个人目标往往存在着姿态、角度的变化, 容易造成 HOG 特征的偏移。如果依然使用仅将两个目标对应标号的梯度方向直方图相比较的巴氏距离方法, 误配率必然会增加。而 EMD 交叉距离^[11]则避免了这种情况, 该度量方法常用于度量集合的相似性。

人体目标的 HOG 特征 P 表示为多个特征集的集合, 即 $P = ((\alpha_1, \omega_{\alpha 1}), (\alpha_2, \omega_{\alpha 2}), \dots, (\alpha_m, \omega_{\alpha m}))$, α_i 表示一个方向梯度直方图向量, $\omega_{\alpha i}$ 表示向量 α_i 的权重。那么目标 A 的 HOG 特征 $P_A = ((a_1, \omega_{a 1}), (a_2, \omega_{a 2}), \dots, (a_m, \omega_{a m}))$ 和目标 B 的 HOG 特征 $P_B = ((b_1, \omega_{b 1}), (b_2, \omega_{b 2}), \dots, (b_m, \omega_{b m}))$ 的 EMD 距离定义为:

$$D_{EMD}(A, B) = \min_{f_{ij}} \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n d_{ij} f_{ij}}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n f_{ij}}, \quad (11)$$

$i = 1 \dots m; j = 1 \dots n$

式中: d_{ij} 为向量 a_i 与向量 b_j 的欧式距离; f_{ij} 为运输流。

融合颜色特征和 HOG 特征匹配结果, 再依次度量查询集中的目标人体和候选集中所有人体间的相似性。设 γ 、 μ 分别为颜色特征和 HOG 特征的权值, 两个目标 A、B 之间的综合距离为:

$$D(A, B) = \gamma D_{color}(A, B) + \mu D_{EMD}(A, B) \quad (12)$$

其中, $D_{color}(A, B) = \sqrt{1 - \frac{\sum_i I_A(i) \cdot I_B(i)}{\sum_i I_A(i) \cdot I_B(i)}}$ 。

多次实验分析, 将权重设定为 $\gamma=0.65$, $\mu=0.35$ 。

3 实验结果及分析

通常来说, 人体再识别会有两组数据集, 查询

集与候选集。本文实验在 Kinect REID 数据库和 BIWI RGBD-ID 数据库进行。这两个数据库是基于深度信息的人体再识别的常用数据库。一般将人体再识别问题作为相似度排序问题看待。目标再识别领域测评标准的主流是累计匹配特性(cumulative matching characterister, CMC)曲线^[12], CMC 曲线中的排名第 k 代表在候选集中搜索待查询目标人体时, 在前 k 个搜索结果中能找到待查询目标人体的比率。本文即使用该测评标准, 并与仅使用颜色特征、仅使用 HOG 特征和投影法 3 种方法进行对比。

本文的实验环境: 台式计算机, Core i7-4790 @3.60GHz, 4GB, 编程平台 Microsoft Visual Studio 2012。

3.1 在 Kinect REID 的测试结果及分析

Kinect REID 数据库共有 71 个人体, 每个人体有 120 帧左右, 图 7 是部分帧数据示例。



图 7 Kinect REID 数据库中部分数据
Fig. 7 Partial data in Kinect REID

每个人体 120 帧数据随机选取 60 个作为查询集, 剩余 60 帧作为候选集, 2 个集合中的每个人体目标经部位分割后, 再通过部位评分后选择最优帧。

由图 8 可以看出, 将颜色特征和 HOG 特征结合, 显著提高了识别率。表 1 显示了本文算法与 SDALF, MCMimpl, SGLTrP3 和 ED+SKL 方法的测试结果对比。可以看出在第 1 匹配率上, SGLTrP3 识别率优于本文和其他方法, 为 66%。但从第 5 识别率开始, 本文方法为 94.3%, 远高于其他 4 个方法。

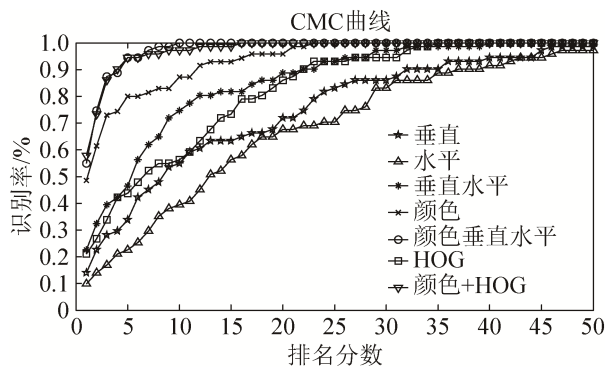


图8 本文算法在 Kinect REID 数据库上实验结果
Fig. 8 Algorithm results in the Kinect REID database

表1 本文算法在 Kinect REID 数据库上与其他算法比较
Tab. 1 Comparisons with other algorithms in the Kinect REID database %

方法	第1 识别率	第5 识别率	第10 识别率	第30 识别率	第50 识别率
SDALF ^[13]	41	70	82	98	100
MCMimp ^[13]	51	78	87	99	100
SGLTrP3 ^[14]	66	82	91	100	100
ED+SKL ^[15]	56	86	94	100	100
本文方法	57.7	94.3	97.2	100	100

3.2 在 BIWI RGBD-ID 的测试结果及分析

BIWI RGBD-ID 数据库由两个部分组成, 分别是 Still 和 Walking, 每一部分又含有训练集 28 个人体和测试集 50 个人体。考虑到本文并没有训练部分且若只单独使用查询集或候选集实验样本较少, 故把训练集和测试集放在一起, 共 78 个人体用于再识别实验。图 9 是 BIWI RGBD-ID 数据库中 Still 部分的 CMC 曲线。

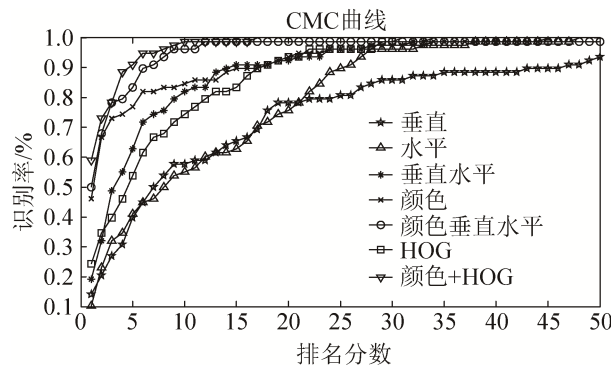


图9 本文算法在 Still 数据集部分的实验结果
Fig. 9 Experimental results of the algorithm in the Still dataset section

表2 本文算法在 Still 数据集部分与其他算法比较
Tab. 2 Comparison with other algorithms in the Still dataset %

方法	第1 匹配率	第5 匹配率	第10 匹配率	第30 匹配率	第50 匹配率
Face+Skeleton (SVM) ^[16]	52	81	90	98	100
Nearest Neighbor ^[17]	27	45	82	97	100
ED+SKL ^[15]	31	68	81	100	100
本文方法	58.9	91.0	98.7	100	100

图 9 显示了在 Still 数据集部分分别使用颜色特征、投影法、HOG 特征以及二者的结合 7 条曲线的识别结果, 当仅仅使用 HOG 特征信息时, 算法在排名前 10 位的识别率比较低。但是将二者的结合后, 识别率得到了明显的提高, 第 1 匹配率达到 58.9%, 第 10 匹配率达到 98.7%, 高于同类其他算法。

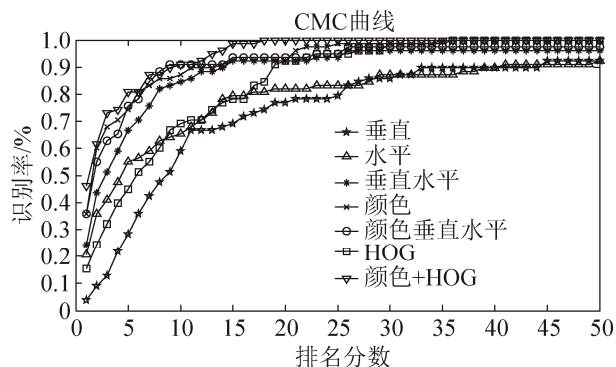


图10 本文算法在 Walking 数据集部分的实验结果
Fig. 10 Experimental results of the algorithm in Walking dataset

表3 本文算法在 Walking 数据集部分上与其他算法比较
Tab. 3 Comparisons with other algorithms in Still dataset %

方法	第1 匹配率	第5 匹配率	第10 匹配率	第30 匹配率	第50 匹配率
Face+Skeleton (SVM) ^[16]	43.9	74	85	96.5	100
Nearest Neighbor ^[17]	21	43	77	97	100
ED+SKL ^[15]	26	61	78	100	100
本文方法	46.2	80.7	91.0	100	100

表 3 将本文算法与 Face+Skeleton(SVM)、

Nearest Neighbor 等机器学习算法和 ED+SKL 融合的方法进行了比较, 除了在第 1 匹配率上比 SVM 的方法稍高 2.3%, 从第 5 识别率开始的其他各个匹配率上, 本文算法均取得了最高的识别率。

4 结论

本文提出了一种根据人体关节节点的深度信息来对人体进行准确的分割, 对于查询集和候选集中一个人体的多帧图像分别选择最优帧作为实验样本。经验证, 基于深度骨骼节点的人体分割能增强对遮挡问题、视角变化、姿态变化的鲁棒性。在再识别阶段, 提出了一种将颜色特征和 HOG 特征相结合的人体目标再识别算法, 提高了识别率。下一步主要研究改善 HOG 特征和找到更好的描述特征, 进一步提高识别率。

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, 2010: 2360-2367.
- [2] Liu Chunxiao, Gong Shaogang, Loy Change Chen, et al. Person re-identification: what features are important[C]//European Conference on Computer Vision. Heidelberg, Springer-Verlag Berlin, 2012: 391-401.
- [3] 黄凯奇, 陈晓棠, 康运锋, 等. 智能视频监控技术综述[J]. 计算机学报, 2015, 38(6): 1093-1118.
Huang Kaiqi, Chen Xiaotang, Kang Yunfeng, et al. Survey of Intelligent Video Surveillance Technology[J] Journal of Computer Science, 2015, 38(6): 1093-1118.
- [4] A Alahi, P Vanderghenst, M Bierlaire, et al. Cascade of descriptors to detect and track objects across any network of cameras[J]. Computer Vision and Image Understanding (S1077-3142), 2010, 114(6): 624-640.
- [5] A Alahi, D Marimon, M Bierlaire, et al. A master-slave approach for object detection and matching with fixed and mobile camera[C]//Image Processing, ICIP 2008. 15th IEEE International Conference on. Piscataway: NJ, 2008: 1712-1715.
- [6] S Bak, E Corvee, F Bremond, et al. Person re-identification using spatial covariance regions of human body parts[C]//7th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal-Based Surveillance. Piscataway: NJ, 2010: 435-440.
- [7] Jamie Shotton, Andrew Fitzgibbon, Mat Cook, et al. Real-Time Pose Recognition in Parts from Single Depth Images[C]//2011, IEEE, 10.1109/CVPR.2011.5995316.
- [8] Arun R, Madhu S, Nair, et al. An Alpha Rooting Based Hybrid Technique for Image Enhancement[J]. Engineering Letters, 2011, 19(3): 159-168.
- [9] Aibing Rao, Rhhini K, Srihari, et al. Spatial color histograms for content-based image retrieval[C]//Proceeding of IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence. IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence, 1999: 183-186.
- [10] N Dalal, B Triggs. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//Computer Vision and Pattern Recognition, 2005 CVPR, IEEE Computer Society Conference on Rockcourt, 2005: 886-893.
- [11] Anthony Y Fu, Liu Wenyin, Xiaotie Deng, et al. Detecting Phishing Web Pages with Visual Similarity Assessment Based on Earth Mover's Distance (EMD)[J]. IEEE Transactions on Dependable & Secure Computing, 2006, 3(4): 301-311.
- [12] Bolle, R. M., Connell, J. H., Pankanti, S., Ratha, N. K., & Senior, A. W. (2005). The Relation between the ROC Curve and the CMC. IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies.
- [13] Federico Pala, Riccardo Satta, Giorgio Fumera, et al. Multimodal Person Reidentification Using RGB-D Cameras[J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2016, 26(4):788-799.
- [14] Zeynab Imani, Hadi Soltanizadeh, Person Reidentification Using Local Pattern Descriptors and Anthropometric Measures from Videos of Kinect Sensor[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(16): 6227-6238.
- [15] Wu Ancong, Zheng Weishi, Lai Jianhuang. Depth-based Person Re-identification[C]. 2015 IAPP Asian Conference on Pattern Recognition, IEEE Transactions on Image Processing, 2015: 26-30.
- [16] Matteo Munaro, Alberto Basso, Andrea Fossati, et al. 3D Reconstruction of Freely Moving Persons for Re-Identification with a Depth Sensor[C]. 2014 IEEE International Conference on Robotics & Automation (ICRA), Piscataway: NJ, 2014: 4512-4519.
- [17] Munaro M, Fossati A, Basso A, et al. One-Shot Person Re-identification with a Consumer Depth Camera[M]. Berlin: German, Person Re-Identification, 2014: 161-181.