

一种改进 HOG 特征的行人检测算法

田仙仙 鲍 泓 徐 成

(北京联合大学信息服务工程实验室 北京 100101)

摘 要 针对 HOG 特征检测准确率高、计算量大的特点,通过对 HOG 特征的结构进行调整,提出了使用 Fisher 特征挑选准则来挑选出有区别能力的行人特征块,得到 MultiHOG 特征。该算法结合线性 SVM 二值分类器,实现行人滑动窗口检测。用 Inria 标准数据集和自行拍摄数据集进行了测试,结果证明该算法较 HOG 在准确率及实时性上都有很大的提高。

关键词 HOG 特征, Fisher 特征挑选, MultiHOG 特征, SVM 分类

中图法分类号 TP317.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.09.062

Improved HOG Algorithm of Pedestrian Detection

TIAN Xian-xian BAO Hong XU Cheng

(Beijing Key Laboratory of Information Service Engineering, Beijing Union University, Beijing 100101, China)

Abstract In view of the HOG with large amount of calculation and the high detection accuracy, through the structural adjustment of the HOG features, the paper put forward that using Fisher feature selection criterion picks out the feature blocks full of ability to distinguish characteristics of pedestrian, and finally produces MultiHOG characteristics. Combined with the Lib-SVM classifier, the algorithm in the paper detects pedestrians with slided windows, and has a higher accuracy and real-time performance than HOG.

Keywords HOG features, Fisher feature selection, MultiHOG characteristic, SVM classification

1 引言

行人检测在智能辅助驾驶^[1]、智能监控^[2,7]及增强现实^[3]等领域都有着很广泛的应用。在智能车辅助驾驶中,行人检测作为保障行人、车辆安全的主动式安全辅助系统,已经成为学术界和产业界共同的研究热点,行人检测的目的在于建立智能、自主的检测系统辅助驾驶系统,具有提供驾驶员的安全性、保障行人及驾驶员安全的实用意义。随着信息技术的发展,视频监控系统已经普遍存在于生活的各个角落,如学校、银行、商城、飞机场、长途客运站乃至公交车上。当前最为普遍的监控方式仍然是由监控人员对视频进行检查,这种方式存在很多弊端,如浪费劳动力、工作量大、工作人员易于疲劳、存在漏检等现象。事实上,监控系统的主要作用是对异常事件起到预警作用,对可疑人物的可疑行为特别监控,如对打架、斗殴或者是违法乱纪的人和物进行关注。将行人检测系统应用于监控系统,可以实现智能化,弥补人工检测的缺点,辅助提高监控的准确率,对异常情况进行预警,避免不必要的损失。虚拟现实(AR)中进行人体定位,即通过对摄像头所拍摄的环境进行建模,结合行人检测、行人的姿态估计^[8]等,可

以准确地定位行人在世界坐标系中的位置,结合智能监控的应用,也可以对监控中的可疑行人进行精确的定位、跟踪和控制,行人检测技术的成熟可以为智能监控和公共安全提供更好的技术支持。

行人检测所拥有的科研和应用价值,使得科研学术单位和商业界对行人检测技术不断地进行着研究和应用。国外的学术机构,如麻省理工学院、卡内基梅隆大学等,国内的学术机构如中国科学院、西安交通大学和清华大学等,都对行人检测做了很多研究。在行人检测的应用方面,本田汽车公司将基于红外摄像机的行人检测系统应用于车载系统中;意大利 Parma 大学开发的智能车系统中也包含有行人检测模块。

行人检测受检测环境、行人姿态、行人服饰等各个方面的影响,在特定的研究领域又有不同的检测难点,如在智能监控系统中的行人检测算法,实质是固定摄像头情况下,通过运动区域的提取来得到行人检测的感兴趣区域,但是在智能车辅助驾驶系统中,由于车载摄像头是运动的,智能监控中的行人检测方案在这里已经不再适用;由于智能车所检测的环境变化剧烈,如不同的路况、光照、天气等,因此目前还没有一种通用的算法;另外,为了兼顾准确性和实时性,对算法的特征要

到稿日期:2013-11-26 返修日期:2014-03-18 本文受国家自然科学基金项目:高密度动态人群场景的多源图像融合研究(61271370),北京市教委科技项目(CIT&TCD20130513),北京市教育委员会科技计划面上项目(SQKM201411417010)资助。

田仙仙(1987—),女,硕士生,主要研究方向为数字图像处理、增强现实,E-mail:tianxianxian1126@163.com;鲍泓(1958—),男,博士,教授,主要研究方向为数字图像处理、网络与分布式系统等,E-mail:baohong@buu.edu.cn(通信作者);徐成(1988—),男,硕士生,主要研究方向为数字图像处理。

求完备,同时算法的复杂性不能太大。

2 相关方法

行人检测技术中最核心的问题就是特征提取与分类定位。行人检测特征中,Dala^[4]等提出的 HOG(Histogram Oriented of Gradient)梯度方向直方图是目前使用最为广泛的行人特征描述子,其在 MIT 标准行人数据库上完美的检测表现,使得后来很多专家学者还有应用技术领域,都采用它来检测行人。文献[5-10]展示了学术领域^[6-9]以及应用技术方面^[5],学者对 HOG^[9]改进及与 HOG^[7-9]相结合的算法的研究。

HOG 特征表征的是图像的局部梯度幅值及方向特征所,基于梯度特征并对块的梯度特征进行归一化处理,允许块之间的相互重叠来实现块之间的相关性影响特点,HOG 特征对光照变化及梯度特征的少量偏移具有稳定性,可以完美地表征出行人的轮廓信息。同时 HOG 存在特征维度高(标准情况下为 3780 维)、计算速度慢的缺点,主要是在行人特征统计中存在冗余特征所致,因此,需要对行人的特征进行选择。为了加快 HOG 特征的计算,Wojek^[10]使用了并行处理技术,使用 GPU 实现 HOG,构建出实时的行人检测系统,但是这只是从硬件上实现了特征计算的加速。Ojala^[11]最早提出了 LBP(Local Binary Pattern)应用于纹理分类的特征提取,其广泛应用于人脸识别中。鉴于 HOG 特征维度大,影响 SVM 分类预测的速度的特点,Zeng^[9]在 LBP 的基础上,结合他改进的 HOG 特征,提出了用 PCA 对 HOG-LBP 进行降维,但 PCA 降维并没有从本质减小计算量,反而加大了计算量,仅是对分类预测部分降低了时间消耗。Mu^[12]实验结果表明,LBP 特征并没有在对行人的检测性能上有所提高。Walk^[8]提出 CSS(颜色自相似特征)特征,用行人外表的对称性信息来表达行人的色彩信息,CSS 特征由于不受行人颜色的影响,只是对对称性特征进行表征,因此可以广泛使用,CSS 与 HOG^[2]特征的完美结合,使检测性能更高,但是 CSS 的特征维度大,特征提取的时间消耗和 HOG 相当,因此得不到很广泛的应用。

文献[6-10]以及更多的研究都在试图通过对硬件或者是从算法上对 HOG 进行改进来解决 HOG 计算量大与准确率高的矛盾,以使 HOG 可以更好地被应用到行人检测领域。本文也针对 HOG 特征特征维度大、检测性能高、应用广泛的特点,提出了对 HOG 特征进行改进的方法,并使用 Fisher 挑选准则对有语义特征的轮廓特征块进行挑选,保留下区分能力较强的特征块来代表行人轮廓特征,并通过在标准数据集及自己拍摄的行人图片上的实验证明,MultiHOG 特征较 HOG 特征在检测性能及实时性上有很大提高。

3 MultiHOG 特征

HOG^[4]是通过对人体图像整体进行边缘检测,求出人体的水平和垂直方向的梯度幅值以及每个像素点的梯度角,利用梯度幅值对每个梯度角进行加权投票,求出每个 block 的梯度向量,结合所有的 block 中的梯度向量,求出人体的梯度向量。由于原始的 HOG 受 block 最初设计的影响,仅仅可以测得人体的局部细节特征。本文在 HOG 的基础上,改进了

HOG 特征,采用三次线性插值的方法对每个 cell 中的梯度方向进行投票,并采用多种尺度的 block 调整 HOG 的结构,最后对生成的 21 个 block 进行了特征挑选,选出了 14 个 block 组成多尺度的 HOG。

HOG 不同尺寸 block 和 block 重叠结构对行人检测的准确性表明,合理地组织 block 的结构对行人检测的准确性和实时性会有好的影响。结合三线性插值并对 block 尺寸进行多尺度设计,可以充分地表示行人轮廓的细节和整体特征。

本文提出的 MultiHOG(Multi Scale Block HOG)特征的组成如下:

(1)Block 尺寸的多元化设计,主要是针对人体的宏观梯度特征和局部细节特征共同设计的,采用样本尺寸为 64×128 的人体来提取特征,block 使用 $64 \times 128, 32 \times 64, 16 \times 8$, cell 的长和宽依次使用每个 block 的一半,block 与 block 之间重叠为 0,block 设计的 3 个层次如图 1 所示,由此将得到 21 个 block,特征维度将由原来传统 HOG^[4]的 3780 降为 756 维。

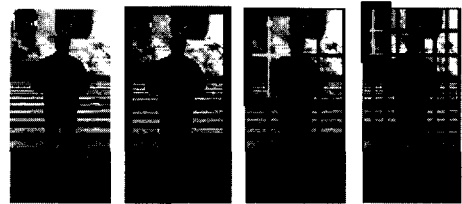


图1 block 的多尺度设计

(2)三次线性插值实现 block 中梯度方向统计。三次线性插值示意图如图 2,插值公式如式(1)所示。所谓的三线性插值指的是在 (x, y, θ) 这 3 个参数空间中进行插值,即 x 方向、 y 方向和梯度的角度空间,如图 2 所示,图中的像素点 (x, y) 在利用梯度幅值作为权重进行投票时,要根据该像素点距离其他格子中心的距离进行加权,同时该像素点的梯度方向也要在其相邻的区间内进行插值,数学公式可描述为:

$$\begin{aligned}
 &h(x_1, y_1, \theta_1) \leftarrow h(x_1, y_1, \theta_1) + |\nabla f(x, y)| \left(1 - \frac{x-x_1}{dx}\right) \\
 &\left(1 - \frac{y-y_1}{dy}\right) \left(1 - \frac{\theta-\theta_1}{d\theta}\right) \\
 &h(x_1, y_1, \theta_2) \leftarrow h(x_1, y_1, \theta_2) + |\nabla f(x, y)| \left(1 - \frac{x-x_1}{dx}\right) \\
 &\left(1 - \frac{y-y_1}{dy}\right) \left(\frac{\theta-\theta_1}{d\theta}\right) \\
 &h(x_2, y_1, \theta_1) \leftarrow h(x_2, y_1, \theta_1) + |\nabla f(x, y)| \left(\frac{x-x_1}{dx}\right) \left(1 - \frac{y-y_1}{dy}\right) \left(1 - \frac{\theta-\theta_1}{d\theta}\right) \\
 &h(x_2, y_1, \theta_2) \leftarrow h(x_2, y_1, \theta_2) + |\nabla f(x, y)| \left(\frac{x-x_1}{dx}\right) \left(1 - \frac{y-y_1}{dy}\right) \left(\frac{\theta-\theta_1}{d\theta}\right) \\
 &h(x_1, y_2, \theta_1) \leftarrow h(x_1, y_2, \theta_1) + |\nabla f(x, y)| \left(1 - \frac{x-x_1}{dx}\right) \left(\frac{y-y_1}{dy}\right) \left(1 - \frac{\theta-\theta_1}{d\theta}\right) \\
 &h(x_1, y_2, \theta_2) \leftarrow h(x_1, y_2, \theta_2) + |\nabla f(x, y)| \left(1 - \frac{x-x_1}{dx}\right) \left(\frac{y-y_1}{dy}\right) \left(\frac{\theta-\theta_1}{d\theta}\right)
 \end{aligned}$$

$$h(x_2, y_2, \theta_1) \leftarrow h(x_2, y_2, \theta_1) + |\nabla f(x, y)| \left(\frac{x-x_1}{dx} \right) \left(\frac{y-y_1}{dy} \right) (1 - \frac{\theta-\theta_1}{d\theta})$$

$$h(x_2, y_2, \theta_2) \leftarrow h(x_2, y_2, \theta_2) + |\nabla f(x, y)| \left(\frac{x-x_1}{dx} \right) \left(\frac{y-y_1}{dy} \right) \left(\frac{\theta-\theta_1}{d\theta} \right) \quad (1)$$

由以上公式可知,三次线性插值利用像素点的距离每个 cell 中心点的纵横比例以及像素点的角度值距离在投影区间的比例为像素点的幅值加权,并投影到 block 的每个 cell 中心,最后得到 block 的整个描述向量。

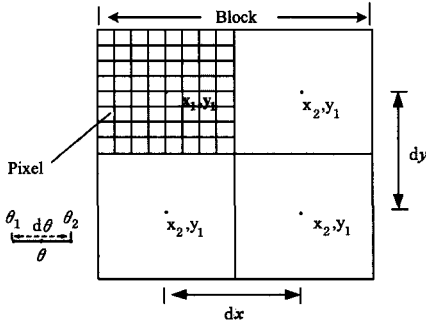


图2 block的三次线性插值示意图

采用三次线性插值与多尺度结合,等效地实现了原始 HOG 中要求块与块重叠带来的较高准确性的优势,多尺度的选择避免了原始 HOG 中较大的 block 和较小的 block 对检测效果不好的缺点,使得多尺度成为一个优势,可以将行人的细节轮廓信息和宏观轮廓信息都提取出来,形成了更好的特征描述。

MultiHOG 构造了 21 个 block,即 756 维向量,但其中有些特征起到了很好的识别效果,有些则起到了负面的效果,即影响特征表达行人轮廓特征的准确性,而且冗余特征的提取还影响了特征提取效率。针对于此,本文提出了使用 Fisher 挑选准则对这 21 个 block 进行特征挑选,挑选出区分能力强的特征块。

Fisher 准则根据类间离散度矩阵与类内离散度矩阵之比的值来衡量特征块的区分能力,使得不同样本间离散度矩阵尽可能地大,同种样本间的离散度尽量地小,这样比值越大的特征区分能力越强。相对于其他的特征挑选方法,如 Ada-boost 等特征挑选方法,Fisher 特征挑选是针对整体的样本进行投影分类,每次投影都是一次分类。

Fisher 挑选特征值的方法分为以下几步:

(1) 计算两类样本的均值向量 m_i , m_i 是正负样本类的均值, N_i 为 ω_i 类的样本个数。

$$m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{X \in \omega_i} X, i=1,2 \quad (2)$$

(2) 类内离散度矩阵:

$$S_i = \sum_{X \in \omega_i} (X - m_i)(X - m_i)^T, i=1,2 \quad (3)$$

总类内离散度矩阵:

$$S_\omega = \sum_{i=1,2} S_i \quad (4)$$

类间离散度矩阵:

$$S_b = (m_1 - m_2)(m_1 - m_2)^T \quad (5)$$

(3) Fisher 特征区分能力值 $F(j)$:

$$F(j) = S_b / S_\omega \quad (6)$$

特征块选择流程如图 3 所示,将特征块对应的特征向量 $v(j)$ 按 $F(j)$ 值的大小进行排列,然后将每个特征块向量按顺序进行分类器训练预测,若没有达到分类准确率的要求,则结合下一个特征向量一起进行分类器的分类预测,直到达到分类效果,停止工作。

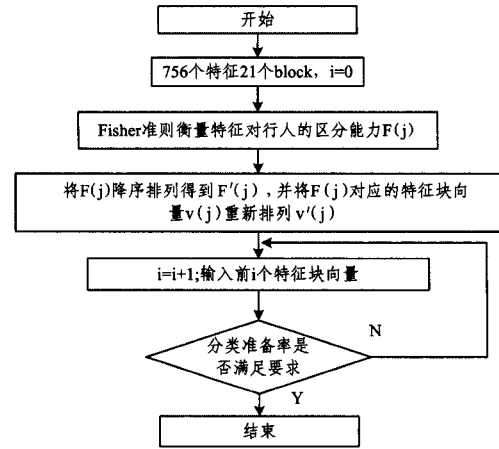


图3 特征块选择流程

选择的 block 个数与分类的准确率的关系如图 4 所示,从中可知,仅仅选择前 10 个特征块就可以达到比较好的分类效果。至此,我们挑选出了多个尺度下具有较好分类效果的 block,得到了最终的 MultiHOG 特征向量,共 360 维。挑选出的 block 如图 5 所示,由图可以看出,Fisher 挑选出的特征块是具有一定语义特征的,如人体的头肩部位、腿部、手部等。

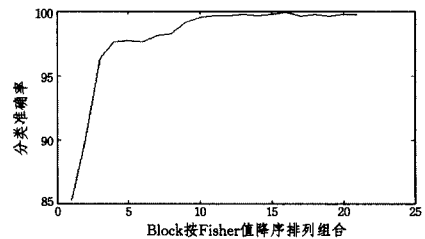


图4 选择的 block 个数与分类的准确率的关系



图5 按 Fisher 准则挑选出的特征块

4 实验与分析

为了测试本文提出的特征的性能,采用 MIT^[13] 数据库、Inria^[14] 数据库及 CASIA GAIT^[15] 拍摄的多角度行人数据及户外实地采集的行人数据组成正样本和负样本,再进行训练和测试(见表 1)。样本组成具有随机性,训练样本图片的大小为 64×128 。本文使用的是 Matlab 2009a, Windows 7 64 位

表 1 训练样本和测试样本

	训练样本	测试样本
正样本	924 张	868 张
负样本	553 张	600 张

4.1 支持向量机参数选择

在 Dalal^[4]的论文中,结合 HOG 与线性 SVM 区分行人与非行人,达到了很好的效果。本文采用线性 SVM 来对特征向量进行二值分类,建立分类模型,这里需要先确定模型参数的惩罚因子 C 。

本文采用交叉验证的方法,对不含行人的训练图片随机采样 10 个子图来创建负样本,与 64×128 大小的规范正样本一起作为正训练样本。这里选择 1792 张正样本与 1133 张负样本训练得到二值分类器。用训练得到的二值分类器对得到难分的负样本进行密集扫描建立困难负样本,与之前的 1133 张负样本合并,得到 1253 张负样本集。

正样本的正确接受率(Trues Positive Rates, TPR)以及支持向量数是评价 SVM 的重要指标,本文通过交叉验证来计算这两个指标,从而确定 C 的值。将 1792 张正样本随机等分(尽量均等)为 10 份,取其中的 9 组与上述的负样本一起作为训练样本,剩下的一组作为测试样本,通过计算正确接受率 TPR 的 10 次的平均值作为最终的 TPR 的值。图 6 给出了不同惩罚因子值下的 TPR 值,根据实验结果,本文选取 $C=10$ 作为 SVM 的模型参数。

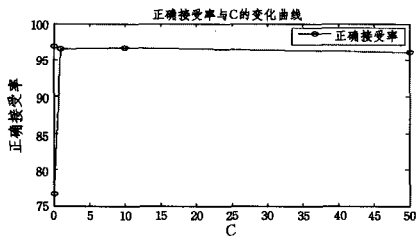


图 6 线性 SVM 训练模型的准确率与 C 的曲线

从表 2 和表 3 中的 HOG 与 MultiHOG 特征的提取时间的实验结果可知,本文特征较 HOG^[4]加速了 1 倍多;从表 4 与表 5 可以看到 MultiHOG 在保持了 HOG 的特征的准确性情况下,将行人检测的特征的维数降低至了 360 维,使得在特征提取阶段、训练模型阶段、滑窗检测图片阶段的实时性都较 HOG 有很大的提高。

表 2 本文特征对测试和训练样本特征提取时间

时间(MultiHOG)	训练样本(s)	测试样本(s)
正样本	92.264765	87.535
负样本	69.190578	71.621

表 3 HOG^[4]对测试和训练样本特征提取时间

时间(HOG)	训练样本(s)	测试样本(s)
正样本	215.371182	196.064
负样本	136.521088	144.018

表 4 混淆矩阵(HOG)

(Accuracy=93.188% (1368/1468),特征维度=3780)

	预测为正样本	预测为负样本
实际为正样本	770/868	98/868
实际为负样本	2/600	598/600

表 5 混淆矩阵(MultiHOG+SVM)

(Accuracy=94.5504% (1388/1468),维度=360)

	预测为正样本	预测为负样本
实际为正样本	833/868	35/868
实际为负样本	45/600	555/600

由表 6 可以看出,文献[4]与本文算法特征向量数相同,在特征维度不同的情况下,Lib-SVM 对本文算法的训练和预测时间较文献[4]加速了 22 倍,本文较 HOG 在分类器的训练以及 SVM 的预测上都有更好的性能。表 7 展示了本文算法和 HOG^[4]在同一幅图上的检测时间,本文算法在检测速度上明显地比 HOG^[4]快 1 倍多。从表 4 与表 5 以及图 7 可以看出,本文提出的特征在准确率上与 HOG 性能相当,采用文献[4]的分类器性能评价方法,以 $FPR=0.1$ 为参考点,在相同的虚警率下,本文的漏检率较 HOG^[4]高出 1%,说明本文特征较 HOG 的准确率相当。综合考虑,本文算法在准确率和速度上都较文献[4]高。

表 6 Lib-SVM 分类器训练及测试所用时间对比

	训练样本(s)	测试样本(s)
HOG ^[4] 特征	13.737189	9.557820
本文 MultiHOG 特征	0.629069	0.473762

表 7 滑窗检测 HOG 与 MultiHOG 特征时间对比

算法比较	缩放被检测图像(s)
检测条件	图像 320×240 , 缩放比例(1,0.75,0.56), 滑步为 16 个像素
HOG+SVM ^[4]	27.546683
MultiHOG+SVM (本文算法)	11.7344

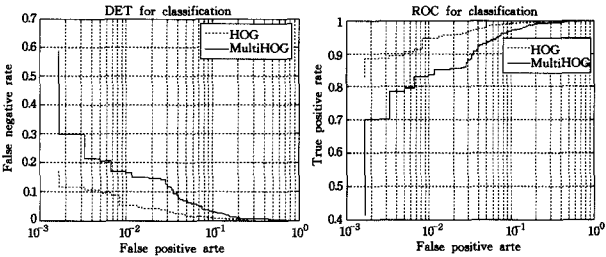


图 7 SVM 对 HOG 特征与 MultiHOG 特征的分类性能曲线

4.2 实验效果

本文的窗口融合部分是将重叠面积超过 60% 的窗口归为一类,取窗口的平均大小和平均位置作为最终的行人的位置。图 8 展示了在 Inria 标准数据库上检测的结果,图 9 展示了在 Inria 数据库上发生部分漏检的检测结果,图 10 展示了误检测的检测结果。



图 8 正确检测行人图



图9 发生漏检的行人图



图10 误检测行人图

结束语 本文对 HOG 特征进行改进,提出了 MultiHOG 特征,即从结构上将行人比较具有语义的轮廓特征提取出来,减少冗余特征的干扰。由于行人姿态的多样性以及透视投影的影响,本文采用多尺度滑窗检测方法对行人静态图片进行检测,对于较为远处的行人的漏检率比较高,主要是由于检测时窗口大小的影响。在以后的工作中,将结合计算机视觉的方法,通过标定图像中行人出现的位置与行人的高度,来达到提取比较适合的人检测。另外本文算法仍然不能避免误检测出非行人,这主要是因为本文算法只利用了行人的轮廓信息,在以后的研究中可以考虑结合行人穿着衣服的对称性特点,通过丰富行人特征,来达到降低虚警率和漏检率的要求。

参考文献

- [1] Geronimo D, Lopez A. Survey of pedestrian detection for advanced driver assistance systems[J]. IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(7): 1239-1258
- [2] Luo R C, Chen O. Wireless and Pyroelectric Sensory Fusion System for Indoor Human/Robot Localization and Monitoring[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2013, 18(3): 845-853
- [3] Uddin M-Z, Kim D-H, Kim J T, et al. An Indoor Human Activity Recognition System for Smart Home Using Local Binary Pattern Features with Hidden Markov Models[J]. Indoor and Built Environment, 2013, 22(1): 289-298
- [4] Dalai N, Tfiggs B. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection[C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference On Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Press, 2005: 886-893
- [5] Ding Jian-hao, Wang Yi-gang, Geng Wei-dong. An HOG-CT human detector with histogram-based search[J]. Multimedia Tools and Applications, 2013, 63(3): 791-807
- [6] Dohi K, Negi K, Shibata Y, et al. FPGA Implementation of Human Detection by HOG Features with AdaBoost [J]. IEICE Transactions on Information and Systems, 2013, 96(8): 1676-1684
- [7] Cristina C, Daniela M, De Diego M, et al. HoGG: Gabor and HoG-based human detection for surveillance in non-controlled environments[J]. Neurocomputing, 2013, 100: 19-30
- [8] Walk S. New Features and Insights for Pedestrian Detection [C]//2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2010: 1030-1037
- [9] Zeng Cheng-bin, Ma Hua-dong. Robust Head-Shoulder Detection by PCA-Based Multilevel HOG-LBP Detector for People Counting[C]//Proceedings of the 2010 20th International Conference on Pattern Recognition. 2010: 2069-2072
- [10] Wojek C, Schiele B. A performance evaluation of single and multi-featruue people detection[C]//Proc. DAGMJ. 2008
- [11] Ojala T, Pietikainen M. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions[J]. Pattern Recognition, 1996, 19(3): 51-59
- [12] Mu Y, Yan S, Liu Y. Discriminative local binary patterns for pedestrian detection in personal album[C]//Proc. IEEE CVPR. 2008
- [13] MIT Database[OL]. <http://db.csail.mit.edu/>. MIT-CBCL Pedestrian Database
- [14] INRIA Database[OL]. <http://pascal.inrialpes.fr/data/human/>
- [15] CASIA GAIT [OL]. <http://www.cbsr.ia.ac.cn/english/Gait%20Databases.asp>
- [16] Jia Wei, Huang De-shuang, Zhang Da-peng. Palmprint verification based on robust line orientation code[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(5): 1504-1513
- [17] Guo Zhen-hua, Zhang Da-peng, Zhang Lei, et al. Palmprint verification using binary orientation co-occurrence vector[J]. Pattern Recognition Letters, 2009, 30(13): 1219-1227
- [18] Zhang Lin, Li Hong-yu, Niu Jun-yu. Fragile Bits in Palmprint Recognition[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2012, 19(10): 663-666
- [19] He Kai-ming, Sun Jian, Tang Xiao-ou. Guided image filtering [C]//Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision(LNCS 6311). Heraklion, Crete, Greece, 2010: 1-14
- [20] 方帅, 杨静荣, 曹洋, 等. 图像引导滤波的局部多尺度 Retinex 算法[J]. 中国图像图形学报, 2012, 17(7): 748-755
- [21] Reddy B, Chatterji B. An FFT-based technique for translation, rotation, and scale-invariant image registration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996, 5(8): 1266-1271
- [22] Adams Kong Wai-kin, Zhang Da-peng. Feature-level fusion for effective palmprint authentication[C]//Proceedings of the International Conference of Biometric Authentication. Berlin, Germany: Springer, 2004: 761-767
- [23] Sun Zhen-an, Tan Tie-niu, Wang Yun-hong, et al. Ordinal palmprint representation for personal identification[C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA, 2005: 279-284
- [24] Adams Kong Wai-kin, Zhang Da-peng. Competitive coding scheme for palmprint verification[C]//Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE, 2004: 520-523
- [25] Wu Xiang-qian, Wang Kuan-quan, Zhang Da-peng. Palmprint authentication based on orientation code matching [C]//Proceedings of AVBPA 2005(LNCS 3546). 2005: 555-562

(上接第 305 页)

- [10] 李春燕, 卢光明, 黎伟. 基于曲面曲率和 RLDA 的 3D 掌纹识别方法[J]. 中国图像图形学报, 2011, 16(5): 807-812
- [11] Adams Kong Wai-kin, Zhang Da-peng. Feature-level fusion for effective palmprint authentication[C]//Proceedings of the International Conference of Biometric Authentication. Berlin, Germany: Springer, 2004: 761-767
- [12] Sun Zhen-an, Tan Tie-niu, Wang Yun-hong, et al. Ordinal palmprint representation for personal identification[C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA, 2005: 279-284
- [13] Adams Kong Wai-kin, Zhang Da-peng. Competitive coding scheme for palmprint verification[C]//Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE, 2004: 520-523
- [14] Wu Xiang-qian, Wang Kuan-quan, Zhang Da-peng. Palmprint authentication based on orientation code matching [C]//Proceedings of AVBPA 2005(LNCS 3546). 2005: 555-562