

一种基于多特征和机器学习的分级行人检测方法

种衍文¹ 匡湖林¹ 李清泉¹

摘要 针对单幅图像中的行人检测问题,提出了基于自适应增强算法(Adaboost)和支持向量机(Support vector machine, SVM)的两级检测方法,应用粗细结合的思想有效提高检测的精度.粗级行人检测器通过提取四方向特征(Four direction features, FDF)和 GAB(Gentle Adaboost)级联训练得到,精密级行人检测器用熵梯度直方图(Entropy-histograms of oriented gradients, EHO)作为特征,通过支持向量机学习得到.本文提出的 EHO 特征考虑到熵,通过分布的混乱程度描述,具有分辨行人和类似人的物体能力.实验结果表明,本文提出的 EHO、粗细结合的两级检测方法能准确地检测出复杂背景下不同姿势的直立行人,检测精度优于以往 Adaboost 方法.

关键词 四方向特征,熵梯度直方图,自适应增强算法, GAB 级联,支持向量机,两级检测

DOI 10.3724/SP.J.1004.2012.00375

Two-stage Pedestrian Detection Based on Multiple Features and Machine Learning

CHONG Yan-Wen¹ KUANG Hu-Lin¹ LI Qing-Quan¹

Abstract A two-stage detection method based on Adaboost and support vector machine (SVM) is proposed for the pedestrian detection problem in a single image, which uses the combination of coarse level and fine level detection to improve the accuracy of the detector. The coarse level pedestrian detector makes use of the four direction features (FDF) and the gentle Adaboost (GAB) cascade training; the fine level pedestrian detector uses entropy-histograms of oriented gradients (EHO) as features and the SVM as classifier. The proposed EHO features considering entropy and the distribution of chaos have the ability to distinguish between the pedestrians and the objects similar to people. Experimental results show that the proposed two-stage pedestrian detection method with the combination of the coarse-fine level and EHO feature can accurately detect upright bodies with different postures in the complex background, at the same time the precision is better than the classic Adaboost methods.

Key words Four direction features (FDF), entropy-histograms of oriented gradients (EHO), Adaboost, gentle Adaboost (GAB) cascade, support vector machine (SVM), two-stage detection

行人检测就是要把视频序列或图像中出现的行人从背景中分割出来并精确定位,是当前计算机视觉领域最为活跃的研究课题之一^[1-2].

目前比较流行的基于计算机视觉的行人检测方法大都是基于特征提取和机器学习的,常用的特征有哈尔特征(Haar)^[3],梯度直方图特征(Histograms of oriented gradients, HOG)^[4-5],常用的机器学习方法有自适应增强算法(Adaboost)^[6]、神经网络

(Neural network)^[7]和支持向量机(Support vector machine, SVM)^[8]等.

1 本文行人检测方法

本文提出了一种基于多特征和机器学习的由粗到细的分级行人检测方法.行人检测器是由一个粗级行人检测器和一个精密级行人检测器组成,粗级行人检测器通过提取四方向特征(Four direction features, FDF)特征和 GAB(Gentle Adaboost)级联训练得到;精密级行人检测器用熵梯度直方图(Entropy-histograms of oriented gradients, EHO)作为特征,通过 SVM 学习得到.检测时,首先用粗级行人检测器在待测图像中检测行人,得到粗级行人感兴趣区域(Regions of interest, ROIs),然后对粗级行人 ROIs 用精密级行人检测器进行检测,得到精密级 ROIs,并进行后处理,用一个精确定位的框来包围行人,为后续行人分析处理做好准备.通过这种方法,可以把粗级行人分类器的总性能适当降低,从而降低粗级行人检测器中级联的学习难

收稿日期 2011-07-11 录用日期 2011-09-14
Manuscript received July 11, 2011; accepted September 14, 2011

国家自然科学基金(40721001, 40830530),中国博士后科学基金,武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室专项基金资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (40721001, 40830530), China Postdoctoral Science Foundation Funded Project, and State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing Special Research Funding, Wuhan University

本文责任编辑 刘成林

Recommended by Associate Editor LIU Cheng-Lin

1. 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室 武汉 430079

1. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079

度^[9]. 本文方法的整体实现框架如图 1 所示.

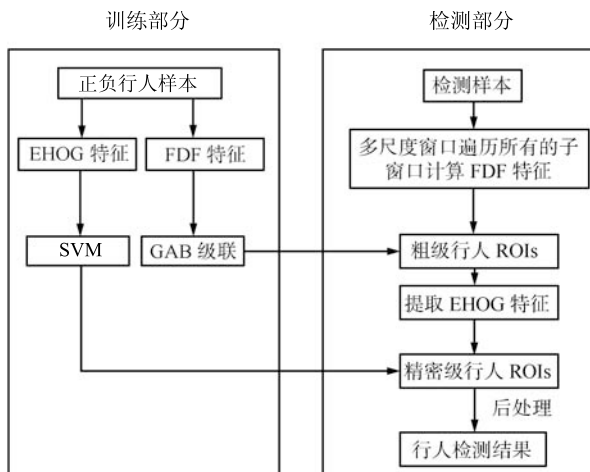


图 1 本文行人检测方法流程图

Fig. 1 The flow chart of the proposed pedestrian detection method

1.1 特征提取

1.1.1 FDF 特征

FDF 特征是一种相对简单的特征^[10-11], 其复杂度介于已被广泛研究的 Haar 特征和 HOG 特征之间, 能够提取目标的轮廓特征, 适合于行人目标的检测. FDF 特征计算过程主要分为两个步骤: 首先利用梯度算子, 计算四个方向的梯度, 作为初级 FDF 特征; 然后对得到的初级 FDF 特征进行高斯模糊, 平均化得到最终的 FDF.

初级 FDF 特征的计算如下式所示:

$$Sd(x) = |I(x) * Gd| * B \quad (1)$$

这里的 $Sd(x)$ 是初级的 FDF 特征, $I(x)$ 是灰度图像, $*$ 表示卷积运算, Gd 是梯度算子, 用来计算四个不同方向的梯度方向为 $d \in D, D = \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$, 如图 2(a) 所示. B 是 2 维高斯平滑滤波器可以用来平滑不同行人样本的细节部分.

然后对求得的初级 FDF 特征值, 以 $M \times N$ (如 4×4) 大小为单位进行平均, 作为此 $M \times N$ 个像素点的特征值, 得到的四个方向的平均梯度值向量连起来作为图像的最终 FDF 特征向量. FDF 特征提取过程及其效果如图 2 所示.

1.1.2 EHO 特征

梯度直方图特征 (HOG) 是一种对图像局部重叠区域的密集型描述符, 它通过计算局部区域上的梯度方向直方图来构成行人特征, 是 Dalal 等在 2005 年提出的^[4]. HOG 特征由于特别适合于行人整体轮廓的描述、高的检测率和较低的虚警率, 成为行人检测的主流特征提取方法^[12]. HOG 和

Haar、FDF 相比较, 具有计算量大的缺点, 不适合应用在粗级需要遍历窗口数量大的场合. 粗级筛选后感兴趣区域数量已经大幅度减少, 可以在这个基础上充分发挥 HOG 特征对于行人检测率高, 去除虚警的优势.

HOG 特征实际起到检测作用的是行人轮廓边缘的梯度, 而行人内部的纹理特征并没有被利用, 这样可能会对一些类似于人的物体 (如形状像人的树, 电线杆等) 造成误检. 熵表示的是分布的混乱程度, 熵越小表示分布越均匀, 熵在某种程度上可以表示物体的纹理特征, 受到熵的启发, 本文提出了一种 EHO (Entropy-HOG) 特征. 由 HOG 直方图可以计算概率 P , 表示某一个角度内的梯度数与总梯度数的比值, 这样可以得到每一个 Block 的熵, 这个熵作为一维特征和 HOG 特征合并, 这样就得到了 EHO, 每个 Block 熵的计算如下式所示, 本文取 9 个梯度方向:

$$E = - \sum_{i=1}^9 P_i \log P_i \quad (2)$$

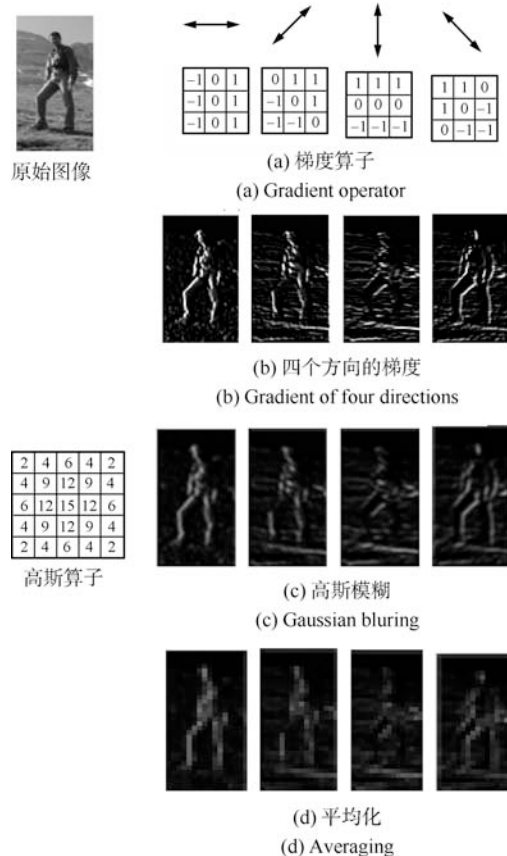


图 2 FDF 特征提取过程

Fig. 2 The extraction process of FDF feature

对 MIT 行人样本库里正样本和负样本计算

Block 的熵, 如图 3 所示, 实线代表正样本 Block 熵, 点划线代表负样本 Block 熵.

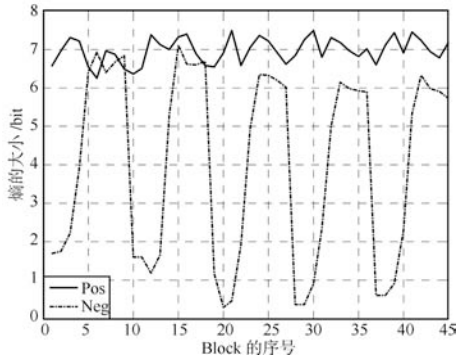


图 3 正负样本 Block 熵比较

Fig. 3 The comparison of the Block entropies of positive and negative samples

从图 3 中可以看出正负样本的 Block 熵是存在比较明显的区别的, 因此 EHOg 作为特征训练出来的分类器对于正负样本会有一定的分类能力, 可以进一步降低虚警率, 提高行人检测的性能.

1.2 分类器实现

1.2.1 基于 FDF 的 GAB 级联

Adaboost 算法是统计分类方法中一个经典算法, 它由 Boosting 算法发展而来, 是由 Freund 等^[6]在 1995 年提出的. 目前常用的 Adaboost 算法分别有 Discrete Adaboost (DAB), Real Adaboost (RAB) 和 Gentle Adaboost (GAB). 其中 DAB 是基本算法, 而后两者是在其基础上的改进算法. 它们的主要区别在于 DAB 要求弱分类器的输出是二值, 后两者则将要求放宽到实值^[13]. GAB 通常可以取得更好的效果. 在 GAB 中, 弱分类器定义如下:

$$h(x) = P_w(y = 1|x) - P_w(y = -1|x) \quad (3)$$

其中, $P_w(y = 1|x)$, $P_w(y = -1|x)$ 分别表示给定某样本特征 x , 该样本为正样本或负样本的加权概率.

GAB 的学习算法如下^[9, 14]:

步骤 1. 初始化: $w_i = 1/N$, $i = 1, \dots, N$, $F(x) = 0$.

步骤 2. For $t = 1, \dots, T$

a) 用 y 到 x 的加权最小二乘拟合来估计 $f_t(x)$;

b) 更新 $F(x) \leftarrow F(x) + f_t(x)$;

c) 设 $w_i \leftarrow w_i \exp(-y_i f_t(x_i))$, $i = 1, \dots, N$, 并重新归一化, 使得 $\sum_i w_i = 1$.

步骤 3. 输出分类器:

$$\text{sgn}(F(x)) = \text{sgn}\left(\sum_{t=1}^T f_t(x)\right) \quad (4)$$

其中, $f_t(x) = P_w(y = 1|x) - P_w(y = -1|x)$ 是弱分类器输出函数, w_i 表示权重分布, N 为样本个数, y_i 为样本标签, 1 为正样本, -1 为负样本, T 为训练轮数, $F(x)$ 表示弱分类器的求和.

本文提出了一种基于 FDF 的 GAB 级联算法, 其中负样本更新要求确保负样本的数目保持一致, 级联前先建立一个备选负样本库, 每一次负样本更新不仅仅把这一级的负样本中的虚警保留下来, 还要对备选负样本库进行验证, 提取出通过前几级之后仍是虚警的负样本加入到新的训练负样本中去, 保证负样本数目和最开始的负样本数目一致. 为了让选出的特征更具有代表性, 提取各种尺度处于训练样本不同位置的 FDF 特征, 事先建立特征池, 方便级联时选择. 具体的级联过程描述如下:

步骤 1. 设定每一级的最小检测率 d , 最终的目标虚警率 F_{target} , 每一级最大的虚警率 f .

步骤 2. 选择合适的正样本和负样本, 建立备选负样本库 (数目比较大)、负样本多尺度, 建立 FDF 特征池.

步骤 3. $D(1) = 1$, $F(1) = 1$.

步骤 4. $i = 1$.

步骤 5. While $F(i) > F_{\text{target}}$

步骤 5.1. $i = i + 1$, $F(i) = F(i - 1)$, $n_i = 0$, n_i 是选择的特征个数, 即是 GAB 分类器的弱分类器个数.

步骤 5.2. While $F(i) > f$

a) $n_i = n_i + 1$;

b) 提取 n_i 个特征进行 GAB 训练并进行检测得到 DP , FP 和错误率;

c) 减少阈值直到 $DP > d$, 记下相应的特征的位置尺度参数;

d) 如果在某一个特征 (即 $n_i = 1$) 时不能达到虚警率的要求, 那么对于所有的特征的错误率进行从低到高排序, 错误率最小的特征作为该级的每一个特征, 第二个特征就用排序后的第二个错误率对应的特征, 依次进行, 直到满足该级的虚警率要求.

步骤 5.3. 保存该级所选择的特征的位置、尺度、个数、分类器和阈值.

步骤 5.4. 训练负样本清空, 并提取对应特征对训练负样本进行验证, 虚警的负样本作为新的负样本的一部分, 同样提取相应的特征对备选负样本库进行验证, 从通过前 i 级的还是虚警的负样本中选出一部分作为新的负样本, 保证更新后的负样本数目与第 $i - 1$ 级一致.

步骤 6. 级联结束, 得到级联分类器.

1.2.2 SVM 及其实现

支持向量机 (SVM) 是 Vapnik 根据统计学习理

论提出的一种新的机器学习方法^[15], 其最大的特点就是根据 Vapnik 的结构风险最小化原则, 在解决小样本非线性及高维模式识别问题中具有许多特有的优势, 对小样本问题具有很好的学习与泛化能力, 成为当前机器学习领域的一个研究热点^[16-17]. 另外, 由于支持向量机算法是一个凸优化问题, 因此局部最优解一定是全局最优解, 可防止过学习^[18]. 本文精细级分类器采用 SVM 来进一步对行人进行分类.

2 实验结果及分析

2.1 实验环境

本文的实验是用 Matlab 2009a 实现的, 计算机配置如下: Intel Core i3 540 CPU 3.07 GHz, 内存 3 G. 行人正样本来自 INRIA 行人样本库, 负样本由 INRIA 库中的和网上下载的图片中截取得到, 大小是以 128 像素 × 64 像素为基准等比例缩放, 检测用的是 INRIA 行人样本库中的测试样本.

2.2 FDF 特征同其他特征训练结果比较

本文方法中基于 FDF 的 GAB 级联分类器是离线进行训练的, 负样本集由 40 万个多尺度负样本组成, 初始正负样本比为 1 000 : 1 000, 级联训练时间为 24 h, 级联分类器层数为 19 级; SVM 分类器训练使用 Libsvm 工具箱来实现的, 正负样本比为 2 000 : 2 000, 训练时间为 400 s.

训练得到基于 FDF 的 GAB 级联分类器的 ROC 曲线, 并与其他特征进行对比, 如图 4 所示.

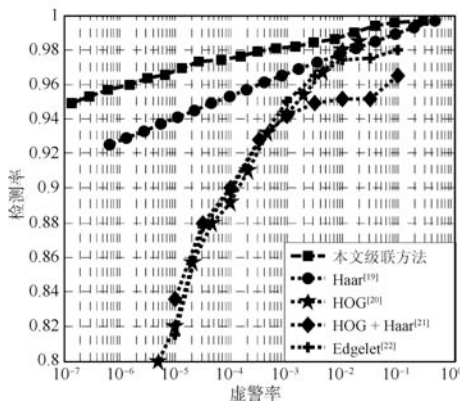


图 4 基于 FDF 的 GAB 级联分类器与其他特征得到的分类器 ROC 曲线对比

Fig. 4 Comparison of the ROC curves of the GAB cascade classifier based on FDF and classifiers gained by other features

在图 4 中, 文献 [19] 是经典的 Haar 级联方法, 文献 [20] 中行人检测部分使用 HOG 和 SVM 来检测行人, 文献 [21] 中的第一级分类器中使用 Haar-

like 和 HOG 特征的结合, 文献 [22] 提出了具有人体部位检测能力的 Edgelet 特征.

ROC 曲线是以检测率为纵坐标, 以虚警率为横坐标, 表示的是级联分类器的性能, 同样的虚警率时, 检测率越高就说明级联分类器的性能越好. 从图 4 可以看出在相同的虚警率下, 本文方法的级联分类器的检测率比其他方法的检测率都要高, 因此本文级联方法性能好一些. 基于 FDF 的 GAB 级联分类器和 OpenCV Haar 级联分类器每一级特征数目对比如图 5 所示.

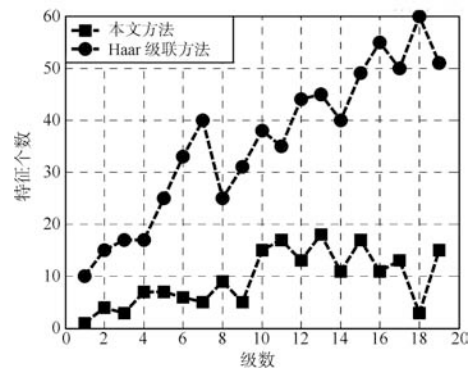


图 5 基于 FDF 的 GAB 级联分类器和 Haar 级联分类器每一级特征数目对比

Fig. 5 Comparison of the feature numbers in each stage of the GAB cascade classifier based on FDF and the Haar cascade classifier

从图 5 可以看出, 本文的级联方法每一级需要的特征数目要比 Haar 级联方法少很多, 特征数目少但性能却比 Haar 级联要强, 这显示了本文基于 FDF 特征的 GAB 级联方法的优越性.

2.3 EHOg 和 HOG 检测结果比较

本文方法的精密级检测分类器是提取 EHOg 特征, 用 SVM 训练得到的, 经过粗级和精密级检测之后的结果如图 6 (a) 所示.

作为对比实验, 提取 HOG 特征, 同样用 SVM 训练得到的分类器作为精密级分类器, 两级检测之后的结果如图 6 (b) 所示.

从检测结果来看, 用 EHOg 特征检测得到的虚警要比用 HOG 特征检测得到的虚警少, 图中就表现在一些小窗口虚警在用 EHOg 检测时被剔除了. 在对比实验中, 待测样本均来自 INRIA 库中的测试样本, 共 288 张, 分别按照 HOG 特征的级联方法和采用 EHOg 的级联方法进行多尺度检测, 缩放比为 1.2, 搜索窗口移动步长为 12 个像素, 统计检测结果如表 1 所示, 采用 EHOg 特征的方法比采用 HOG 的方法可以减少虚警率 10%.



(a) EHO 检测结果 (a) EHO detection results (b) HOG 检测结果 (b) HOG detection results

图 6 EHO 和 HOG 检测结果对比

Fig. 6 Comparison of EHO detection results and HOG detection results

表 1 HOG 和 EHO 方法检测结果统计对比表
Table 1 Statistic comparison of EHO detection results with HOG detection results

方法	待测图片数	含有行人总数	正确检测的行人数	检测率 (%)	虚警率 (%)
HOG	288	488	479	98	5.68×10^{-2}
EHO	288	488	479	98	5.11×10^{-2}

2.4 基于 FDF 的 GAB 级联方法和基于 OpenCV 的 Haar 级联方法比较

我们采用 INRIA 行人样本库里的正样本 1 000 幅和从网络上下载的不含人的负样本 1 500 幅作为训练数据, 按照 OpenCV Haar 级联^[19] 分类器训练方法进行训练, 参数设置如下: nstages 20, w 32, h 64, minhitrate 0.995, maxfalsealarm 0.5. 得到 Haar 级联分类器与 FDF 级联分类器进行对比实验, 对 INRIA 中相同的测试样本进行检测. 部分检测结果对比图如图 7 所示, 检测结果统计见表 2.

从图 7 可以看出, 本文级联方法的检测效果比 Haar 级联要好, 检测率高, 存在一定的虚警, 有待精密级检测进一步去除.

从表 2 可以看出在相同参数设置下, 本文的级联

表 2 本文 FDF 级联方法和 Haar 级联方法检测结果统计对比表

Table 2 Statistic comparison of the detection results of the method in the paper and the OpenCV Haar cascade method

方法	数据	待测图片数	含有行人总数	移动步长	正确检测的行人数	检测率 (%)	虚警率 (%)	平均检测时间 (s)
本文方法		288	488	12	463	95	5.53×10^{-2}	0.19
本文方法		288	488	2	479	98	8.94×10^{-2}	0.48
Haar 级联		288	488	2	278	57	8.36×10^{-2}	0.25
Haar 级联		288	488	12	117	24	9.79×10^{-3}	0.03



(a) OpenCV Haar 级联方法检测结果
(a) The detection results of the OpenCV Haar cascade method



(b) 本文级联方法检测结果

(b) The detection results of the method in the paper

图 7 本文方法和 OpenCV Haar 级联方法检测结果对比
Fig. 7 Comparison of the detection results of the method in the paper and the OpenCV Haar cascade method

方法的检测率要远高于 Haar 级联的检测率还可以看出本文方法对于初始移动步长的改变不如 Haar 级联方法敏感.

综上所述, FDF 特征表征行人的能力比 Haar 要强. 这里的平均检测时间是在特定步长下检测一张 $640 \text{ 像素} \times 480 \text{ 像素}$ 大小的待测图片的平均时间来衡量的, 从表 2 中可以看出平均检测时间与检测窗口移动步长相关, 步长越大检测时间越短, OpenCV Haar 级联方法的平均检测时间比本文的方法要短, 但本文方法性能好, 时间基本上可以达到实时性要求, 而且本文是用 Matlab 实现的, 检测速度还有提升的空间.

2.5 两级检测方法的对比

通过训练和检测,我们可以得到本文整体方法的性能,画出 ROC 曲线,并与其他一些两级检测方法进行对比,如图 8 所示.文献 [21] 中第一级是全身检测 FBD,用的是 Haar-like 和 HOG 特征,第二级是头肩检测,用的是 Edgelet 特征,实现对监控视频的检测.文献 [23] 提出了一种 Multi-scale orientation 特征 (MSO 特征),分粗级和精细级两部分,粗级用 Adaboost 级联训练,精细级用 SVM 训练.

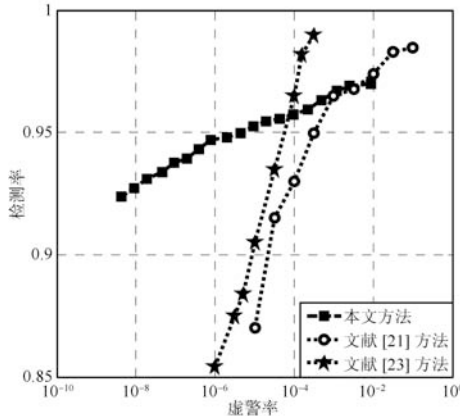


图 8 两级检测方法的 ROC 曲线对比
Fig. 8 Comparison of three ROC curves of some two-stage detection

从图 8 的 ROC 曲线上可以看出在某些虚警率下,本文方法的检测率比其他方法低,但是整体来看,尤其是在虚警率比较低的情况下,本文方法的检测率比其他两个方法都要高一些.

2.6 后处理和最终结果

最后,为了将每一个行人用一个框标注,我们对精密级 ROIs 进行后处理,首先对所有 ROIs 的中心位置进行聚类,对被分为一类的 ROIs 框进行平均化处理,得到最终的行人框.

经过粗细两级检测和聚类等后处理的最终的行人检测结果部分示例如图 9 所示.本文所采用的基于多特征和 Adaboost 级联的由粗到细的分级行人检测方法能有效实现行人的检测,能够检测复杂背景下的不同姿势(如正面、侧面、背面)不同数目(单人或多人)的直立行人,检测速度较快,检测率高,虚警率低,具有很好的应用潜力.

3 总结与展望

本文针对单幅图像的行人检测问题,提出了基于 Adaboost 和 SVM 的两级检测方法,应用粗细结合的思想有效提高检测的精度,能有效实现行人的检



图 9 本文方法的最终检测结果示例

Fig. 9 Example of the final detection results for the method in the paper

测,能够检测复杂背景下的不同姿势(如正面、侧面、背面)不同数目(单人或多人)的直立行人,检测性能好,检测率高,虚警率低,检测时间比较短,相对前人的方法性能有所提升.

本文的行人检测方法存在以下特点: 1) 对 HOG 特征进行扩展,提出了新的 EHOg 特征,充分利用人体的纹理信息来减少虚警; 2) 用到了研究尚未充分的 FDF 特征,该特征计算相对简单,并且实验表明 FDF 特征同 Haar 特征相比较,对于行人具有比较强的表征能力; 3) 用到了分级检测的思想,该方法可以进一步的提高检测性能.

未来的主要研究工作如下: 1) 寻找其他新的特征提取方法,尝试其他的特征组合来分别作为粗级和精密级检测器的特征,期望进一步提升性能; 2) 深入研究级联算法,结合相应的特征选择算法,对级联算法进行修改,考虑特征数目的限制,丢弃会导致虚警率大幅上升的特征; 3) 研究如何处理行人被遮挡、行人非站立等目前的行人检测方向的难题.

References

- Liu Wen-Jing. Human Detection System Based on AD-ABOOST Algorithm [Master dissertation], Jilin University, China, 2009
(刘文静. 基于 ADABOOST 算法的人体检测系统 [硕士学位论文], 吉林大学, 中国, 2009)
- Geronimo D. A Global Approach to Vision-Based Pedestrian Detection for Advanced Driver Assistance Systems [Ph. D. dissertation], Universitat Autònoma de Barcelona, Spain, 2010
- Viola P, Jones M J. Robust real-time face detection. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **57**(2): 137-154
- Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection. In: *Proceedings of the IEEE Computer So-*

- ciety Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, USA: IEEE, 2005. 886–893
- 5 Zeng Chun, Li Xiao-Hua, Zhou Ji-Liu. Pedestrian detection based on HOG of ROI. *Computer Engineering*, 2009, **35**(24): 182–184
(曾春, 李晓华, 周激流. 基于感兴趣区梯度方向直方图的行人检测. *计算机工程*, 2009, **35**(24): 182–184)
 - 6 Freund Y, Schapire R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. In: *Proceedings of the 2nd European Conference on Computational Learning Theory*. Barcelona, Spain: Springer, 1995. 23–37
 - 7 Zhao L, Thorpe C. Stereo- and neural network-based pedestrian detection. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2000, **1**(3): 148–154
 - 8 Cheng H, Zheng N N, Qin J J. Pedestrian detection using sparse Gabor filter and support vector machine. In: *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*. Las Vegas, USA: IEEE, 2005. 583–587
 - 9 Tian Guang. Study of Visual Based Pedestrian Detection and Tracking Algorithm [Ph. D. dissertation], Shanghai Jiao Tong University, China, 2007
(田广. 基于视觉的行人检测和跟踪技术的研究 [博士学位论文], 上海交通大学, 中国, 2007)
 - 10 Soga M, Hiratsuka S, Fukamachi H, Ninomiya Y. Pedestrian detection for a near infrared imaging system. In: *Proceedings of the 11th IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems*. Beijing, China: IEEE, 2008. 1167–1172
 - 11 Iwata K, Hongo H, Yamamoto K, Niwa Y. Robust facial parts detection by using four directional features and relaxation matching. In: *Proceedings of the 7th International Conference on Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems*. Oxford, UK: Springer, 2003. 882–889
 - 12 Zhou Ke. Research and Implementation of HOG Based Human Detection of Image [Master dissertation], Huazhong University of Science and Technology, China, 2008
(周柯. 基于 HOG 特征的图像人体检测技术的研究与实现 [硕士学位论文], 华中科技大学, 中国, 2008)
 - 13 Wang Jian-Hong, Zhang Pin-Zheng, Luo Li-Min. Improved fast pedestrian detection method. *Computer Engineering and Applications*, 2009, **45**(28): 160–163
(王健弘, 章品正, 罗立民. 改进的快速行人检测方法. *计算机工程与应用*, 2009, **45**(28): 160–163)
 - 14 Friedman J, Hastie T, Tibshirani R. Additive logistic regression: a statistical view of boosting. *The Annals of Statistics*, 2000, **28**(2): 337–407
 - 15 Vapnik V N. *The Nature of Statistical Learning Theory*. New York: Springer, 1995
 - 16 Zhang Xiao-Chuan. Human-Targets Tracking Based on Histogram of Oriented Gradient and Support Vector Machine [Master dissertation], Dalian University of Technology, China, 2009
(张小川. 基于梯度直方图和支持向量机的人体目标跟踪 [硕士学位论文], 大连理工大学, 中国, 2009)
 - 17 Pan Feng, Wang Xuan-Yin. Support vector machine-based human detection under complex background. *Journal of Image and Graphics*, 2005, **10**(2): 181–186
(潘峰, 王宣银. 基于支持向量机的复杂背景下的人体检测. *中国图象图形学报*, 2005, **10**(2): 181–186)
 - 18 Hu Jian-Hua, Xu Jian-Jian. Detection and recognition of vehicle and pedestrian in intelligent traffic surveillance. *Electronic Measurement Technology*, 2007, **30**(1): 16–17, 71
(胡建华, 徐健健. 交通监控系统中车辆和行人的检测与识别. *电子测量技术*, 2007, **30**(1): 16–17, 71)
 - 19 Viola P A, Jones M J. Rapid object detection using a boosted cascade of simple feature. In: *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Kauai, USA: IEEE, 2001. 551–518
 - 20 Zhang W, Zelinsky G, Samaras D. Real-time accurate object detection using multiple resolutions. In: *Proceedings of the 11th IEEE International Conference on Computer Vision*. Rio de Janeiro, Brazil: IEEE, 2007. 1–8
 - 21 Li Z, Wei Z Q, Yin B, Ji X P, Shan R B. Pedestrian detection based on a new two-step framework. In: *Proceedings of the 2nd International Workshop on Education Technology and Computer Science*. Wuhan, China: IEEE, 2010. 56–59
 - 22 Wu B, Nevatia R. Detection of multiple, partially occluded humans in a single image by Bayesian combination of edgelet part detectors. In: *Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Computer Vision*. Beijing, China: IEEE, 2005. 90–97
 - 23 Ye Q X, Jiao J B, Zhang B C. Fast pedestrian detection with multi-scale orientation features and two-stage classifiers. In: *Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Image Processing*. Hong Kong, China: IEEE, 2010. 881–884

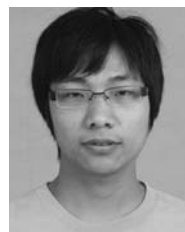


种衍文 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室副研究员. 主要研究方向为计算机视觉, 数字视频处理和模式识别. 本文通信作者.

E-mail: apollobest@126.com

(**CHONG Yan-Wen** Associate professor at the State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying,

Mapping, and Remote Sensing (LIESMRS), Wuhan University. His research interest covers computer vision, video processing, and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)



匡湖林 武汉大学电子信息学院硕士研究生. 主要研究方向为计算机视觉和行人检测. E-mail: kuanghulin@sina.com

(**KUANG Hu-Lin** Master student at the School of Electronic Information, Wuhan University. His research interest covers computer vision and pedestrian detection.)



李清泉 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室教授. 主要研究方向为摄影测量与遥感, 地理信息系统理论及应用, 空间信息移动服务和智能交通.

E-mail: qqli@whu.edu.cn

(**LI Qing-Quan** Professor at the State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and

Remote Sensing (LIESMRS), Wuhan University. His research interest covers photogrammetry and remote sensing, theory and applications of geographic information systems, and location based services and intelligent transportation systems.)