

结合单双行人 DPM 模型的交通场景行人检测

曾接贤,程 潇

(南昌航空大学计算机视觉研究所,江西南昌 330063)

摘要: 针对日常交通场景下,行人目标易被遮挡,影响行人检测效果的问题,提出一种结合单行人和双行人 DPM 模型的交通场景行人检测方法.该方法首先从 INRIA、ETH 等行人数据集中提取训练样本的 DPM 特征,通过 LatentSVM 方法训练得到单、双人 DPM 模型;然后采用分类检测方法,将交通场景行人分为单独分布行人和混合分布行人两类.检测时首先使用双行人模型 SDP-DPM 对目标图像进行目标匹配,如果没有检测到双行人目标,则判定为单独分布行人情况,转而使用单行人模型 SP-DPM 进行检测,并保存检测结果;如果检测到双行人目标,则判定为混合分布行人情况,此时先保存对应的双行人滤波响应,再使用单行人模型进行二次检测,并将两次检测的结果进行加权结合.实验结果表明,本文算法能够在行人相互遮挡严重的交通环境下,有效检测出行人,整体精度优于传统的 DPM 算法和当前行人检测的主要流行算法.

关键词: 行人检测; DPM; 遮挡; 交通场景

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2016)11-2668-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.11.015

Pedestrian Detection Combined with Single and Couple Pedestrian DPM Models in Traffic Scene

ZENG Jie-xian, CHEN Xiao

(Institute of Computer Vision, Nanchang Hangkong University, Nanchang, Jiangxi 330063, China)

Abstract: In this paper, a new kind of pedestrian detection method is investigated; the single DPM model is combined with the couple pedestrian DPM to solve the pedestrian detection problem because of the pedestrian visual occlusion under common traffic models. This method extracts DPM feature through dataset such as INRIA, ETH, and then obtains the single/couple DPM model through LatentSVM training method. Moreover, the traffic pedestrian distribution scene can be classified and divided first and then separated and remixed by the classification detection method. Firstly the target image will match with couple pedestrian template SDP-DPM. Secondly if couple pedestrian target can not be detected, the scene will be classified as single distribution, and then matching template will switch to single pedestrian template, the results will be saved. Thirdly when the couple pedestrian are detected, the distribution will be classified and mixed, and then corresponding couple pedestrian filtering response can be saved. Finally the second matching will launch with single pedestrian template, weighted sum of the two detection results. The test proved that the method stated above can efficiently detect pedestrians under scenes that pedestrian heavily cover each other, and this method also can be more accurately compared with the traditional DPM method and other popular detection methods.

Key words: pedestrian detection; DPM; occlusion; traffic scene

1 引言

行人检测作为目标检测中的一个重要方面,由于其在辅助驾驶系统、视频监控以及机器人等领域的有效应用,受到了工业和学术界的广泛关注.近十年来,行

人检测研究主要围绕特征选取和分类方式这两个方向展开,其检测精度趋于实用化、检测速度趋于实时化^[1].

行人检测的特征主要分为基于梯度、颜色、轮廓三类,具体包括 Haar-like^[2]特征、形状上下文^[3]、头肩检测的 Edgelet 算子^[4]、梯度直方图 HOG^[5]以及最新的深度

信息 depth^[6]等.其中,基于梯度的 HOG(Histogram of Oriented Gradien)是目前使用最广泛的行人特征描述子,该描述子对光照变化和目标细小偏移的情况仍能有效刻画出人体的边缘特征. Dollar^[7]对比了当前几种最高水平的行人检测方法,结论表明没有任何单一特征可超越 HOG.针对 HOG 在行人目标轮廓不清晰等情况下的检测局限性,有学者选择将局部二值模式 LBP^[8]、运动特征^[9]、颜色特征^[10]以及样本共性的后验特征^[11]作为额外特征与 HOG 算子结合,用于提供有效的补充信息. Wojek^[12]将多种特征相融合,训练出一个新的检测模型,虽然其表现超过了各类单一检测算子,但在行人目标遮挡较严重的场景下依然无法满足检测要求.

行人检测的分类方法主要可分为线性分类和非线性分类两类.传统的 SVM^[7]和 Adaboost^[13]是线性分类方法中的代表,它们在早期的 MIT 行人数据集上达到了 100% 检测的效果,但无法检测姿势变化复杂或受到遮挡的行人目标.非线性分类方法中,文献[14,15]都是通过将 SVM 与实际应用场景特征相结合,提升了分类性能. Walk^[16]对 ROC 曲线区域的直接 Boosting 优化,在 INRIA 数据集上得到了当前最佳的 FPPI 结果,但在行人遮挡严重的数据集,如 Caltech 上的表现依旧不能让人满意.文献^[17]将多分类器增强算法 MCBost (Multiple Classifier Boosting)使用到图像和视觉特征上进行协同聚类(Co-Clustering),解决了行人检测中多类别和多视角问题,但计算复杂度过高,检测速度较慢. W. Ouyang^[18]通过 Deep Learning 的分类方法,为单行人被遮挡的部位和可见部位之间建立判别式深度模型,以此去估计检测概率. Hosang^[19]将多种特征引入深度卷积网络中训练,拓宽行人检测的特征选择方式. Felzenszwalb^[20]在传统的 HOG 特征基础上,提出包含可变部件的新的目标检测方法 DPM(Deformable Part Model),相比于 HOG 特征,DPM 在目标遮挡情况下的检测精度有一定程度的提高,他们虽然没有从根本上解决遮挡问题对行人检测的影响,但为行人检测提供了新的思路.

综上所述,如何对存在遮挡的行人进行有效检测,是当前行人检测研究的重点.与传统的选取行人可见部位提取特征的行人检测方法不同,本文选择将行人间的遮挡情况作为用于提高检测效果的重要特征模型,采用改进的 DPM 特征方法,训练出包含单人部件的双人 DPM 模型,用于检测传统行检算子不易检测的双人遮挡目标,并根据交通场景下行人的分布状态,构建单行人模型和双行人模型相结合的并联检测方法.

2 检测模型设计

为有效解决行人间遮挡因素对行人检测的影响,

针对人群的混合特征,尤其是双行人间的遮挡情况,根据可变部件模型 DPM,本文设计了三种行人检测的特征模型:用于单行人目标检测的 SP-DPM(Single Pedestrian Deformable Part Model)模型;用于双行人遮挡目标定位的 DP-DPM(Double Pedestrian Deformable Part Model)模型;以及用于分割出双行人遮挡目标中单个行人的 SDP-DPM(Single Double Pedestrian Deformable Part Model)模型.

2.1 DPM 特征

可变部件模型 DPM 是从 HOG 特征中发展所得. DPM 特征除利用梯度算子计算样本的梯度特征外,添加了弹簧变形模型概念,提出了分离检测目标对象的组件和部件的方法.每个 DPM 模型都包含一个根滤波器和 n 个可变部件滤波器,其中单个可变部件滤波器的分辨率是根滤波器的两倍.由于根滤波器和部件滤波器的分辨率不同,因此对于待测样本采集 DPM 特征,也可看做是对图片在两种不同分辨率下采集 HOG 特征.检测算子进行目标匹配计算得分时,使用滑动窗口扫描法,检测窗口的得分等于根滤波器与部件滤波器的得分之和.由于 DPM 采用的是多尺度的检测方式,每个部件的得分是此部件的各个空间尺度位置得分的最大值,而每个部件的空间位置得分是部件在该子窗口上滤波器的得分减去变形花费.

对于单个部件的得分采用式(1)计算.

$$D_{i,l}(x,y) = \max_{dx,dy} (R_{i,l}(x+dx,y+dy) - d_i \cdot \varphi_d(dx,dy)) \quad (1)$$

式(1)的 l 表示特征金字塔第 l 层, $D_{i,l}(x,y)$ 表示在点 x,y 处第 i 个部件能达到的最大得分, $R_{i,l}$ 是该部件分类器与对应特征向量卷积后得到的响应得分, $d_i \cdot \varphi_d(dx,dy)$ 表示此部件相对中心位置的变形花费.

整个检测窗口的得分采用式(2)计算.

$$score(x_0,y_0,l_0) = R_{0,l_0}(x_0,y_0) + \sum_{i=1}^n D_{i,l_0-\lambda} + b \quad (2)$$

$score(x_0,y_0,l_0)$ 表示在特征金字塔 l_0 层, x_0,y_0 为锚点处窗口的分数值, $R_{0,l_0}(x_0,y_0)$ 为 l_0 处根滤波器的得分值, $\sum_{i=1}^n D_{i,l_0-\lambda}$ 代表两倍分辨率时部件的得分和, b 为偏差值.

2.2 单行人模型(SP-DPM)设计

INRIA 数据集作为当前使用最多的行人数据集,其训练集有正样本 614 张,负样本 1218 张,其中的行人目标基本为站立行走状态,高度大小在 (80 ~ 120) pix 范围.本文选择 INRIA 行人训练集作为单行人样本集,提取行人图片的 DPM 特征,通过 Felzenszwalb^[20]的目标训练方法进行训练.训练所得单行人模型 SP-DPM 如图 1

所示.

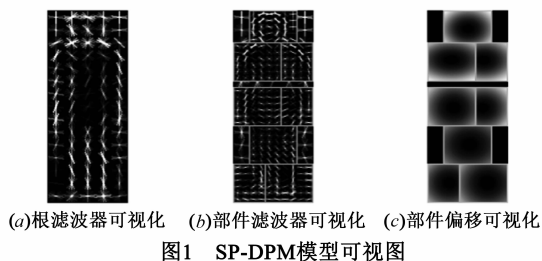


图 1(a)是根滤波器的可视化,图 1(b)是部件滤波器的可视化,由此可见根分类器(滤波器)工作图层的分辨率是部件滤波器工作图层的分辨率的两倍. 图 1(c)是各部件中心相对于根滤波器位置的空间模型,白色浓度越大表示部件中心偏离根滤波器的位置越远,即距离损失越大,它体现了弹簧形变的概念,可用于提高非刚体及遮挡物体的检测效果.

2.3 双行人模型(DP-DPM)设计

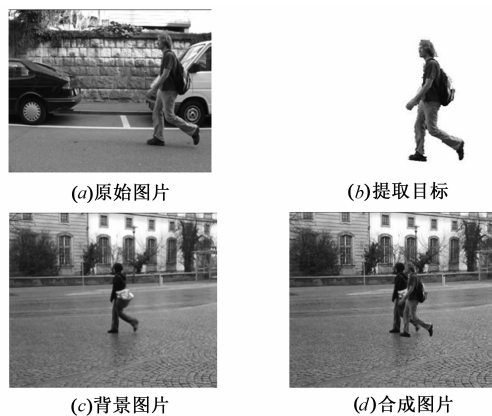
根据文献[20]的描述,DPM方法具有应用于行人检测的潜力,然而,当面向 Caltech 等交通行人数据库时,由于行人间互相遮挡的干扰,单行人 DPM 模型还无法得到足够的检测精度. 本文面向一对存在互相遮挡的行人目标,将其中的遮挡行人和被遮挡行人联合建立模型,训练出一种新的双行人 DPM 模型. 该模型共享可变部件和统一的根滤波器,可以实现双行人定位.

2.3.1 双行人样本采集

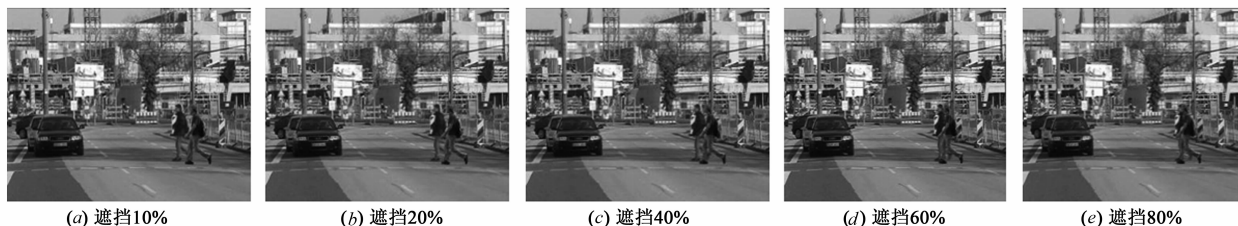
据文献[21]的统计调查,行人处于正常交通环境下时,双人行走的概率处于 28 ~ 42%,其中对于车载拍摄角度,主要面对的是侧面、正面和背面结伴的行人,而且正面和背面的行人模型比较相似. Tang^[22]通过训练 TUD 数据集中侧面遮挡的行人,一定程度降低了遮挡对行人检测的影响. 文献[23]指出,结合多种数据集选取训练集的方法,能够提高检测的泛化能力. 综合上述

两点原因,本文选择从 TUD-Brussels 和 ETH 两种不同数据库制作了专用的双行人数据库. 该双行人数据库拓展了 Tang 的训练方案,分别制作侧面双行人样本和截取正面双行人样本.

侧面双行人样本的制作过程如图 2 所示:图 2(a)在 TUD-Brussels 数据库中选取只包含单行人的原始图片;图 2(b)采用颜色容差法,从原图中提取出独立的行人目标样本,其单个样本大小为(30-120) pix;图 2(c)另选一张单行人样本图作为背景图片;图 2(d)将提取出的单行人目标融合到另一张单行人样本图中.



随机选取行人样本的图片背景以及行人所在位置,人为设置行人之间的身体遮挡程度. 此程度的具体分类由被遮挡行人的像素占其单独分割出来像素大小的比重决定. 根据 Dollar^[7]中的调查显示,日常交通行人遮挡程度主要在(10% ~ 80%)的范围内平均分布. 因此,对于合成的 140 对不同的双行人样本,将每对双行人之间的遮挡程度(10% ~ 80%)分为五个级别,如图 3 所示. 根据上述方法,制作了 700 张侧面双行人样本图片.



由于 ETH 行人数据库中,正面拍摄的行人素材较多,本文选择从此数据库制作正面双行人样本. 文献[7]指出单行人的检测易受到行人本身长宽比变化的影响,因此本文根据两个彼此遮挡行人各自宽度的可见部分大小比例来制作正面双行人样本,如图 4 所示,主要分为(1:1.5, 1:2, 1:2.5)这三个常见比例(其中,

单个行人的高度分布在(30 ~ 100) pix),每个比例截取 200 对双行人目标,共计制作了 600 张正面双行人样本图片.

2.3.2 双行人模型(DP-DPM)训练过程

本文将双行人样本作为 DPM 框架的训练样本,为互相遮挡的两个行人构建统一的 DPM 模型. 不同于



(a)组合比1:1.5 (b)组合比1:2 (c)组合比1:2.5
图4 正面组合比例样本图

$F_{el}^{[20]}$ 依赖于包围盒的长宽比,本文通过不同的遮挡层级和行人可视部分大小比例来初始化训练模型.对于行人检测中常见的外在因素,如人物的姿态类型,衣着变化等,通过 DPM 模型中不同组件的外在参数降低影响.本文从 2.3.1 节制作的双行人样本集中选取 400 幅正面双行人样本和 300 幅侧面双行人样本作为训练集,剩余的 200 幅正面双行人样本和 400 幅侧面双行人样本作为测试集,具体数据如表 1 所示.

表 1 双人样本数据

双人样本集	双人样本总数	正面双人对数	侧面双人对数
训练集	700	400	300
测试集	600	200	400

本节的双行人模型和传统 DPM 模型一致,同样使用组件混合结构,每个单独的组件都是一个星形模型,每对行人共同拥有一个粗糙的根滤波器和 n 个代表目标各部件的清晰可变滤波器.对于当前双行人 DPM 模型来说,隐藏变量的向量定义为 $\mathbf{z} = (c, p_0, \dots, p_i, \dots, p_n)$,其中 c 代表混合组件, $p_i = (x_i, y_i, l_i)$ 定义了各滤波器在图片的具体位置 (x_i, y_i) 和所处特征金字塔级数.双行人目标在此空间位置的假设得分等于每个滤波器在隐藏位置 p_i 的得分,减去他们相对于根滤波器的变形花费,再加上偏差值,其具体表达式如式(3)所示.

$$\begin{aligned} & score(p_0, \dots, p_n) \\ &= \sum_{i=0}^n \mathbf{F}_i \cdot \varphi(H, p_i) - \sum_{i=1}^n \mathbf{d}_i \cdot \varphi_d(dx_i, dy_i) + b \end{aligned} \quad (3)$$

式(3)中 \mathbf{F}_i 表示一个 $w * h$ 大小的滤波器; H 是特征金字塔; $\mathbf{F}_i \cdot \varphi(H, p_i)$ 代表第 i 个滤波器在 p_i 位置的得分; $\mathbf{d}_i \cdot \varphi_d(dx_i, dy_i)$ 作为当前滤波器相对根滤波器的变形花费;当 i 为 0 时,当前滤波器即为根滤波器本身,变形花费无需计算, b 表示变形偏差值.

本文使用 $\langle \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\psi}(x, z) \rangle$ 定义双人模型假设的非标准化得分,其中向量 $\boldsymbol{\beta}$ 代表根滤波器、部件滤波器以及弹簧变形系数的串联向量, $\boldsymbol{\psi}(x, z)$ 表示堆积的 HOG 金字塔特征以及样本的部件位移特征.对于一个 DPM 模型来说,当组件确定时,不为零.由此,可以获得这样的

结构变形, $\langle \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\psi}(x, z) \rangle = \langle \boldsymbol{\beta}_c, \boldsymbol{\psi}_c(x, z) \rangle$. 对于待测图片的检测过程,就是求隐藏变量 $\mathbf{Z}: \arg \max(\mathbf{z}) [\langle \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\psi}(x, z) \rangle]$ 的最大值.

采用集合 $D = (\langle x_1, y_1 \rangle, \dots, \langle x_N, y_N \rangle)$ 表示正、负样本的训练集. x_i 对应集合的正、负样本,其中存在双行人目标的图片为正样本,无检测目标的交通背景图片为负样本; $y_i \in \{-1, 1\}$ 代表判断样本正负标记.通过 latent SVM 进行训练得到模型参数 $\boldsymbol{\beta}$ 和隐藏变量 \mathbf{Z} 的最优值,再经过迭代运算,获得式(4)二次方程的解.

$$\min \frac{1}{2} \max \boldsymbol{\beta}_c^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (4)$$

$$\text{sb. t. } y_i \langle \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\psi}(x_i, z) \rangle \geq 1 - \xi_i$$

2.4 单行人部件构成的双行人模型(SDP-DPM)

通过 2.3.2 节的训练方法得到用于检测双行人目标的 DP-DPM 模型.然而,仅定位出双行人目标的位置是不够的,还需要将一对行人中的单行人各自区分出来,即从高分辨率的部件滤波器中,提取出单行人包围盒.本节将对传统的 DPM 模型进行改进,不再将单个行人的头、手臂等作为若干部件,而是将一对行人中的两个单个行人本身,作为行人部件使用.通过线性分割的方法,从原本双行人 DP-DPM 模型中,分离出单个行人作为组成部件.这种由单行人部件构成的双行人模型,称之为 SDP-DPM.

对于 DP-DPM 双行人模型,通过线性分类的方法来获得具有单独行人部件的双行人目标模型,单行人部件包围盒定义如式(5)所示.

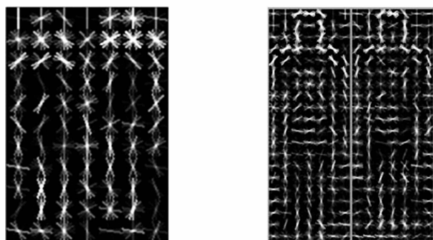
$$\mathbf{B}_i = \mathbf{g}_i(\mathbf{z})^T \mathbf{a}_c + \varepsilon_i \quad (5)$$

式(5)中的 \mathbf{B}_i 表示构成高分辨率的混合部件滤波器; \mathbf{a}_c 表示单行人部件目标对象的包围盒估计位置回归系数,由正样本的组件训练估计得到;代表双行人 DPM 对象组件序号的索引值; $\mathbf{g}_i(\mathbf{z})$ 是一个维向量,主要由 n 个混合排列的部件滤波器的共有宽度组成; ε_i 为一个噪声系数,代表理想单行人部件包围盒位置 and 实际分离出的位置之间的偏差.

通过式(5)的线性分类,将原本包含 n 个可变部件的双行人 DPM 组件分割为包含两个单行人部件的 SDP-DPM 形式,它用于在定位到双行人位置的同时,准确分割出两个单行人目标.其具体模型可视化如图 5 所示.

3 交通场景的行人检测算法

通过 2.4 节的理论分析,双行人模型 SDP-DPM 适合于两两间互相遮挡的行人目标的检测.然而,对于场景条件复杂的交通场景行人,场景中常存在多个行人,且行人数量和分布位置也总是随时变化.本文将交通场景中的行人分布情况分为以下两类:第一类为单独



(a) 双人目标共有的根滤波器 (b) 分割出的两个单人部件滤波器

图5 SPD-DPM可视化图

分布行人,即行人目标各自分散,不存在相互遮挡的状态;第二类为混合分布行人,场景中既包含单独的行人目标,也存在互相遮挡的人群.两种行人分布场景的具体表现如下图6所示.



(a) 单独分布行人 (b) 混合分布行人

图6 交通行人分布分类图

为了能检测出互相遮挡的双行人目标的同时,保持独立行人的检测精度,本文针对人群分布多变的交通场景,将场景中人群分布情况信息作为约束条件,提出一种单行人和双行人模型相结合的多行人检测算法 MultiPD-DPM (Multiple Pedestrian Detection Deformable Part Model). 该算法流程如图7所示.

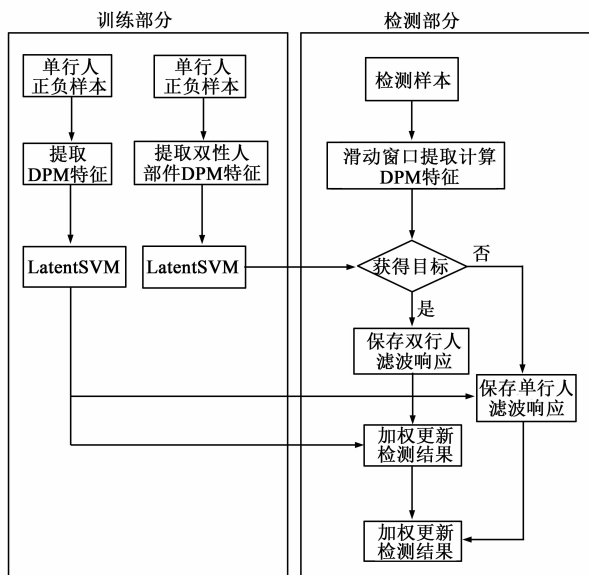


图7 MultiPD-DPM算法流程图

如图7所示,左边训练部分描述了从单、双行人样本集中训练得到单行人模型 SP-DPM 和双行人模型

SDP-DPM 的过程,具体见本文第2章. 右边检测部分,先使用双行人模型 SDP-DPM 对待测图像进行目标匹配,如果没有检测到双行人目标,则判定当前场景为图6中的单独分布行人场景,转而使用单行人模型 SP-DPM,并保存单行人检测结果;如果显示存在双行人目标,则判定当前场景为图6中的混合分布行人场景,此时,首先保存对应的双行人滤波响应;再使用单行人模板进行二次检测;最后,将单行人和双行人目标的得分判定阈值各自放缩为原始的1/2,对于两种行人模板得到的滤波响应,按照各50%比例,进行加权结合,得到最终的检测结果.

4 实验及结果分析

4.1 单行人模型 (SP-DPM) 检测实验

为了验证单行人模型 (SP-DPM) 对于提高非刚体及遮挡物体的检测效果,分别使用2.2节训练所得的单行人 DPM 模型 SP-DPM 和传统 HOG 方法对于 INRIA 行人数据库的检测集(其中包含288张图片,和488个行人目标)进行测试,其测试结果如表2所示.可以看出,SP-DPM 方法在检测率和误检率上都有一定程度的提高.

表2 HOG 和 SP-DPM 方法的检测结果对比表

方法	正确检测的行人数	检测率(%)	误检率(%)
HOG	445	91	5.67
SP-DPM	478	98	4.96

4.2 双行人模型 (DP-DPM) 检测实验

为了验证双行人模型 (DP-DPM) 定位双行人目标的能力,使用2.3.2节训练所得的 DP-DPM 双行人模型对双行人目标图片进行检测. 对于图8(a)中一对相互遮挡的行人,首先 DP-DPM 双行人模型的可变部件均匀分布在它们周围,如图8(b)所示的分布在一对行人周围的小框;最后 DP-DPM 双行人模型准确定位出双行人目标位置,如图8(c)所示的完整划定出一对行人位置的大框包围盒.



(a) 原图 (b) 可变部件的可视化分布 (c) 双人目标的最终检测结果

图8 DP-DPM检测过程

将 DP-DPM 双行人模型用于2.3.2节中双人检测集的检测上,其检测结果统计如表3所示. 表3的结果表明 DP-DPM 双行人模型具备准确定位双人目标的能力.

表 3 DP-DPM 检测结果

检测集角度	原始数量	检测出的数量	检测率(%)
正面	200	187	93.5
侧面	400	381	95.2

4.3 单行人部件模型(SDP-DPM)检测实验

为了测试 SDP-DPM 算子在行人遮挡情况下的检测性能,将训练出的双行人模型 SDP-DPM 和单行人模型 SP-DPM 分别用于 2.3.2 节的双行人测试集进行检测,两种模型在不同遮挡程度的检测对比结果如图 9 所示。



图9 两种模型检测效果对比图(第1行为单人模型,第2行为双人模型.)

从图 9 可以看出,单行人模型 SP-DPM 检测遮挡程度 40% 以内的图片时,基本能分别定位出单个行人,但遮挡面积到达 60% 以后,单行人模型的检测精度便受到影响,此时趋向于将双行人目标判定为单人目标.对于双行人模型 SDP-DPM,在以上五种遮挡级别时,都能将双行人目标中单一人划分出来。

以检测精度和召回率作为评判准则,使用 SP-DPM 和 SDP-DPM 两种模型分别对 2.3.2 节中的双行人测试集进行检测,其统计结果如图 10 所示.双行人模型 SDP-DPM 的检测结果在同等精确度时,其召回率领先单行人模型 SP-DPM.另外双行人模型的最终检测精确度也比单行人模型高了将近 10%.以上结果表明,双行人模型 SDP-DPM 比传统的单行人 DPM 模型更适用于双行人遮挡条件下的行人检测。

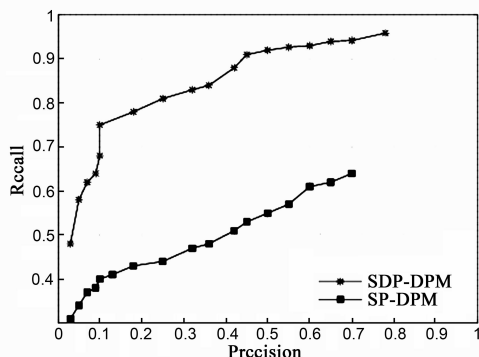


图10 SPD-DPM和SP-DPM检测结果PR图

4.4 多行人检测算法(MultiPD-DPM)实验

本文选用两个评价准则来评估该行人检测算法的性能,即行人检测的漏检率和虚警率.这两种评价标准

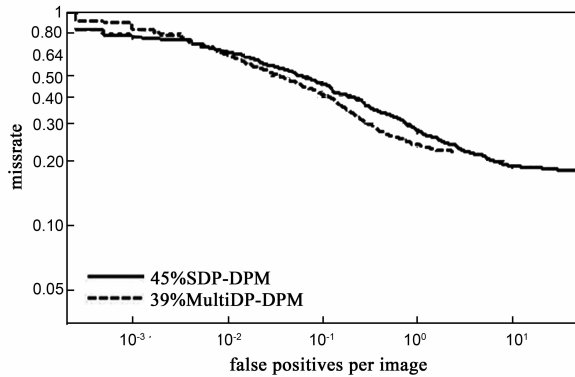
可以用单一的 ROC 图来表示.本文使用的标定数据和评价代码由 Dollar^[7]提供。

为了验证本文提出的多行人检测算法(MultiPD-DPM)的检测效果,使用行检数据库中遮挡情况最密集的 Caltech 数据库作为测试集,将本文提出的多行人检测算法(MultiPD-DPM)与当前流行行人检测算法进行对比,实验结果如图 11 所示。

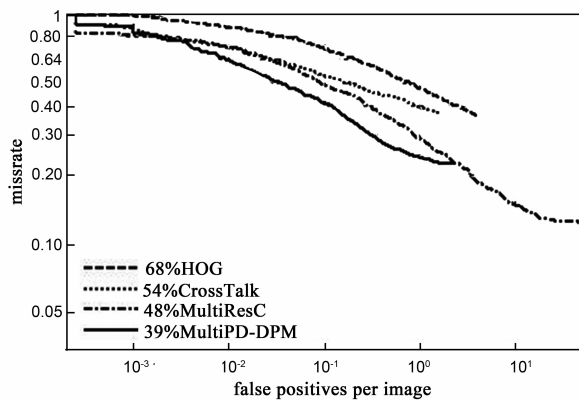
从图 11(a)可以看出,本文多行人检测算法 MultiPD-DPM 相比于双行人模型 SDP-DPM 方法,在大部分虚警率下的漏检率都更低,并且将整体的平均漏检率从 50% 降低到 39%,这表明对于日常交通环境,融合了单双行人算子分类检测优点的 MultiPD-DPM 方法对于不同行人分布状态的检测范围和适应性更强.图 11(b)是将本文的 MultiPD-DPM 算法与当前流行的三种行人检测方法对比,其结果显示,本文算法在平均漏检率和虚警率上的表现都优于当前的流行方法,证明基于遮挡模型的检测思路相比于传统方法,更有利于提升行人检测效果。

5 结论

为了解决行人检测中目标行人易形变,互相遮挡等问题,本文采用当前目标检测中表现最好的 DPM 特征,通过弹簧形变特性来减小行人检测中的目标形变的影响,将双行人间的相互遮挡情况作为有效的训练样本,截取制作了相应的双行人数据库.本文通过线性分类的方法,分割出带有单行人部件的双行人模型 SDP-DPM,有效的将双行人目标中互相遮挡的单个行人精确的检测出来。



(a) 双人模型与多人检测算法结果对比图



(b) 本文算法与当今主要流行算法检测结果对比

图11 算法检测结果对比

基于对行人数量变化频繁的交通场景的分类,本文提出一种将单人检测模型 SP-DPM 和双人检测模型 SDP-DPM 相结合的多人检测算法 MultiPD-DPM,既解决了双人遮挡目标的检测问题,也保证了单一人目标的检测精度.在行人数据集 Caltech 上的实验结果表明,本文算法能够精确识别日常交通环境下的各类行人目标,抗干扰能力较强,识别效果整体优于当前的主要流行算法.

本文的局限性与研究展望:(1)本文使用的行人数据库是基于车载视角拍摄,对于其他监控视角的行人检测还无法兼顾,因此收集更多视角的交通行人数据是需要进一步进行的工作;(2)当场景转为地铁站、医院等行人分布更加密集的公共场所,引入三人甚至更多的 DPM 模型是否更适合检测环境,还有待进一步的研究.

参考文献

- [1] 苏松志,李绍滋,陈淑媛,等.行人检测技术综述[J].电子学报,2012,40(4):814-820.
Su Song-zhi, Li Shao-zi, Chen Shu-yuan, et al. A survey on pedestrian detection[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(4):814-820. (in Chinese)
- [2] Viola P, Jones M J. Robust real-time face detection [J].

IEEE Transactions on International Journal of Computer Vision, 2004, 57(2):137-154.

- [3] Yuanyuan D, Jing X. Contextual boost for pedestrian detection [A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Rhode Island, American: IEEE, 2012. 2895-2902.
- [4] B Wu, R Nevatia. Detection of multiple, partially occluded humans in a single image by bayesian combination of edgelet part detectors [A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Beijing, China: IEEE, 2005. 90-97.
- [5] N Dalal, B. Triggs. Histograms of oriented gradients for human detection [A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. San Diego, USA: IEEE 2005. 886-893
- [6] Ningbo Wang, Xiaojin Gong, Jilin Liu. A new depth descriptor for pedestrian detection in RGB-D images [A]. IEEE Conference on International Conference on Pattern Recognition [C]. Tsukuba, Japan: IEEE, 2012. 3688-3691.
- [7] Dollar P, Wojek C, Schiele B, et al. Pedestrian detection: an evaluation of the state of the art [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 99: 1-20.
- [8] Xiaoyu W, Han T X, Shuicheng Y. An HOG-LBP human detector with partial occlusion handling [A]. IEEE Conference on International Conference on Computer Vision [C]. Kyoto, JAPAN: IEEE, 2009: 32-39.
- [9] Viola P, Jones M J, Snow D. Detecting pedestrians using patterns of motion and appearance [J]. IEEE Transactions on International Journal of Computer Vision, 2005, 63(2): 153-161.
- [10] S Walk, N Majer, K Schindler, et al. New features and insights for pedestrian detection [A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. San Francisco, USA: IEEE, 2010. 1030-1037.
- [11] 刘威,段成伟,遇冰,等.基于后验 HOG 特征的多姿态行人检测[J].电子学报,2015,43(2):217-224.
Liu Wei, Duan Cheng-wei, Yu Bing, et al. Method research on vehicular infrared pedestrian detection based on local features [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(2): 217-224. (in Chinese)
- [12] Wojek C, Schiele B. A Performance Evaluation of Single and Multi-Feature People Detection [M]. Pattern Recognition. Springer Berlin Heidelberg, 2008: 82-91.
- [13] Zhu Q, Yeh M C, Cheng K T, et al. Fast human detection using a cascade of histograms of oriented gradients [A]. IEEE Conference on International Conference on Computer Vision [C]. New York, American: IEEE, 2006. 1491

- 1498.
- [14] 田广, 戚飞虎. 移动摄像机环境下基于特征变换和 SVM 的分级行人检测算法[J]. 电子学报, 2008, 36(5): 1024 - 1028.
TIAN Guang, QI Fei-hu. Feature transformation and SVM based hierarchical pedestrian detection with a monocular moving camera [J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(5): 1024 - 1028. (in Chinese)
- [15] 王国华, 刘琼, 庄家俊. 基于局部特征的车载红外行人检测方法研究[J]. 电子学报, 2015, 43(7): 1444 - 1448.
WANG Guo-hua, LIU Qiong, ZHUANG Jia-jun. Method research on vehicular infrared pedestrian detection based on local features [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(7): 1444 - 1448. (in Chinese)
- [16] S Paisitkriangkrai, C Shen, A van den Hengel. Efficient pedestrian detection by directly optimize the partial area under the roc curve[A]. IEEE Conference on International Conference on Computer Vision [C]. Sydney, Australia; IEEE, 2013. 1057 - 1064.
- [17] W R Schwartz, A Kembhavi, D Harwood, et al. Human detection using partial least squares analysis [A]. IEEE Conference on International Conference on Computer Vision [C]. Kyoto, Japan; IEEE, 2009. 24 - 31.
- [18] W Ouyang, Wang X Joint deep learning for pedestrian detection [A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Portland, USA; IEEE, 2013. 2056 - 2063.
- [19] Hosang J, Omran M, Benenson R. Taking a deeper look at pedestrians [A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Boston, USA; IEEE, 2015. 4073 - 4082.
- [20] P. Felzenszwalb, R. B. Grishick, D. McAllister, et al. Object detection with discriminatively trained partbased models [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2010, 32(9): 1627 - 1645.
- [21] Meng W, Wei L, Xiaogang W. Transferring a generic pedestrian detector towards specific scenes [A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Rhode Island, American; IEEE, 2012. 3274 - 3281.
- [22] Tang S, Andriluka M, Schiele B. Detection and tracking of occluded people [J]. IEEE Transactions on International Journal of Computer Vision, 2014, 110(1): 58 - 69.
- [23] Benenson R, Omran M, Hosang J, et al. Ten years of pedestrian detection, what have we learned [A]. IEEE Conference on European Conference on Computer Vision [C]. Columbus, USA; IEEE, 2014. 613 - 627.

作者简介



曾接贤 男, 1958 年 10 月出生于江西乐安, 硕士, 南昌航空大学教授. 主要研究方向为图像处理、模式识别和计算机视觉.

E-mail: zengjx58@163.com



程 潇 男, 1991 年 7 月出生于江西上饶, 硕士研究生. 主要研究方向为图像处理、模式识别和计算机视觉.