

文章编号:1671-1637(2015)02-0109-09

多特征多阈值级联 AdaBoost 行人检测器

崔 华,张 骁,郭 璐,袁 超,薛世焦,宋焕生

(长安大学 信息工程学院,陕西 西安 710064)

摘要:为了满足更快、更准、更鲁棒的行人检测需求,考虑交通监控视频图像质量不高与局部特征不明显的缺点,采用简单的行人特征来实现行人检测。除矩形度、高宽比、轮廓复杂度、宽度比、行人面积特征外,特定选用了遮挡等干扰具有强鲁棒性的头部圆形度这一简单的局部特征。考虑交通监控视频图像中行人的尺寸变化,引入区域划分策略划分图像区域。兼顾高检测率和低误检率,根据分类误差最小原则与正样本分类率最大原则训练多个单特征多阈值 AdaBoost 行人检测器。为了优化多个行人检测器级联后的检测性能,在兼顾检测性能和检测速度的基础上,定义了以贡献率作为行人检测器的级联规则,依据贡献率大小确定的级联次序为基于高宽比、宽度比、矩形度、行人面积、轮廓复杂度和头部圆形度的行人检测器,依次进行级联,建立了新的多特征多阈值级联 AdaBoost 行人检测器。选用3个交通场景对行人检测器进行测试,并与单级 AdaBoost 行人检测器与现有2种级联 AdaBoost 行人检测器进行比较。分析结果表明:在3个交通场景的检测中,相比其他几种行人检测器,多特征多阈值级联 AdaBoost 行人检测器具有较高检测率、较快的检测速度和较低误检率,检测率最低为96.70%,误检率最高为0.67%,检测时间小于5s,满足交通场景中行人检测实时性和可靠性的要求。

关键词:交通图像处理;行人检测;特征提取;AdaBoost 分类器;区域划分;级联规则
中图分类号:U491.6 **文献标志码:**A

Cascade AdaBoost pedestrian detector with multi-features and multi-thresholds

CUI Hua, ZHANG Xiao, GUO Lu, YUAN Chao, XUE Shi-jiao, SONG Huan-sheng
(School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China)

Abstract: In order to meet the practical demand for pedestrian detection with high speed, high accuracy and strong robustness, in view of the poor quality and unapparent local image features of traffic videos, some simple pedestrian features were chosen for pedestrian detection. Besides rectangle degree, ratio of height to width, shape complexity, normalized width, and pedestrian area, head density was applied because it is a simple local feature and has strong robustness for occlusion interference. Considering the size changing of pedestrian in the image, region division strategy was introduced into image region division. An improved training algorithm based on the minimum principle of classification error and the maximum principle of positive sample classification rate was implemented by considering both high detection rate and low false detection rate, thus several single-feature AdaBoost pedestrian detectors with multi-thresholds were obtained. To optimize the detection performance of cascade pedestrian detectors, the cascade rule

收稿日期:2014-11-13

基金项目:国家863计划项目(2012AA112312)

作者简介:崔华(1977-),女,河南南阳人,长安大学副教授,工学博士,从事交通图像识别研究。

was obtained in term of the contribution rate. The contribution rate was defined by weighing detection performance and detection speed. The cascade order was the detectors based on ratio of height to width, normalized width, rectangle degree, pedestrian area, shape complexity and head density. The pedestrian detectors were sequentially cascaded according to the cascade order, thus a cascade AdaBoost pedestrian detector with multi-features and multi-thresholds was constructed. The proposed pedestrian detector was tested by using 3 traffic scenes, and compared with single-cascade-level AdaBoost pedestrian detector and 2 existed cascade AdaBoost pedestrian detectors. Analysis result indicates that in 3 traffic scenes, compared with the other pedestrian detectors, the proposed pedestrian detector has higher detection rate, higher detection speed and lower false detection rate, the minimum detection rate is 96.70%, the maximum false detection rate is 0.67%, and the detection time is less than 5 s. So the detector satisfies the real-time and reliable requirements of pedestrian detection in traffic scene. 1 tab, 5 figs, 24 refs.

Key words: traffic image processing; pedestrian detection; feature extraction; AdaBoost classifier; region division; cascade rule

Author resume: CUI Hua(1977-), female, associate professor, PhD, +86-29-62630027, huacui@chd.edu.cn.

0 引 言

行人事件检测是智能交通监控中不可或缺的重要组成部分,及时检测行人并预警驾驶人,使车辆采取措施避让行人,可以有效避免车与行人间冲撞交通事故的发生,保障交通畅通和行人生命安全。近年来国内外诸多科研机构对行人检测方法开展了深入研究,建立了基于激光扫描、远红外摄像和视觉的行人检测方法。基于视觉的行人检测方法是主要的研究对象,主要形成了以下4类行人检测方法:基于形状和运动特征的方法^[1-2],这类方法的鲁棒性和实时性难以兼顾,采用简单特征进行行人检测时检测精度差,而采用复杂特征时检测速度低;基于统计学习的方法^[3-4],这类方法存在提取的特征分布不够紧凑与分类器性能受训练样本影响较大等缺点;基于人体模型的模板匹配方法^[5],这类方法利用人体参数模型,可以方便地处理各种姿态和遮挡问题,但建模和求解比较复杂;基于局部特征的检测方法^[6],这类方法在一定程度上可以克服局部遮挡,但是训练数据庞大,算法复杂度高。可见,现有行人检测方法均存在检测精度和检测速度难以平衡的弊端,阻碍了行人检测方法的推广与应用^[7-8]。

传统方法无法对行人进行理想建模,而机器学习方法能够对复杂的客观事物进行有效表示,具有良好的容错性能,适应于行人姿态、服装、光照和交通场景的多样性,是应对遮挡、粘连等挑战问题的有效方法,所以基于机器学习的分类器^[7-19]成为行人

检测领域的研究热点。使用不同的行人特征和不同的机器学习方法形成了性能各异的行人检测器,其中,AdaBoost分类器相对于其他分类器而言,简单实用,不易出现过拟合现象,而且能聚焦于较难区分的样本,具有较高的分类精度,所以基于AdaBoost分类器的行人检测方法成为重要的研究分支^[11-18]。

汤义针对传统的基于矩形特征集的AdaBoost行人检测器,分析行人姿态的边缘特性,在借鉴矩形特征的边缘描述方法基础上构建了新的三角特征集,建立了基于矩形特征、三角特征和非对称特征的多特征AdaBoost行人检测器^[11],但方法是基于灰度特征来识别行人,受光照、姿态与视角的影响较大,检测精度不高;Dalal等采用梯度方向直方图(Histogram of Oriented Gradient, HOG)特征提取目标轮廓特征^[12],HOG特征对于局部形变、光照、颜色变化等具有一定的鲁棒性,可得到较好的检测效果;邵泉虎将Haar特征、边缘方向直方图和HOG特征组合起来,建立了基于多特征的AdaBoost行人检测器^[13],由于使用了多种特征,比采用单一特征取得了更好的检测精度,但这些特征维数大,计算复杂度高,而且使用多特征增加了计算量,降低了行人检测算法的实时性。

鉴于以上问题,研究者尝试采用分类器级联的方法来解决多特征行人检测器的检测精度与检测速度难以平衡的问题。Meynet等提出了两层级联分类器方法,将简单且计算速度快的特征分类器放在第1层,将更精确但提取速度较慢的特征分类器放在

第 2 层^[14],方法提高了检测的实时性,但检测精度不够理想;Tian 等将 Haar 特征分类器放在第 1 层,用来滤除背景目标,将 Shapelet 特征分类器放在第 2 层,用来识别行人的头和肩^[15],该方法由于考虑了人的局部特征,提高了人体被遮挡时的检测率,改善了整体检测精度,但其采用的 Haar 特征计算量庞大,级联 AdaBoost 行人检测器采用相关联的训练方法,训练过程复杂,导致算法的实时性不高。以上多特征 AdaBoost 行人检测器的级联方法也不能很好地兼顾检测速度和检测性能。

另外,现有 AdaBoost 行人检测器未考虑视频图像中行人目标存在近大远小的尺度变化,导致检测误差较大,因此,研究者对检测器进行了改进。常峰等采用多尺度梯度方向直方图特征来降低因行人尺度变化产生的误检率,改善了 AdaBoost 行人检测器的检测率^[16-17],但方法需要遍历每个尺度计算特征,导致计算量大,检测速度慢;程如中等采用窗口拆分法将每帧图像拆分为 2 个或多个特定窗口,每一帧图像只搜索其中一个窗口^[18],有效提高了检测速度,但扫描步长等参数受行人尺度影响而难以确定,导致误检率较高,检测率较低。以上 AdaBoost 行人检测器均通过寻找分类误差最小准则下的最优阈值训练而成,没有考虑误检率。

鉴于上述 AdaBoost 行人检测器存在的不足,本文进行以下改进:考虑交通监控摄像机视距较远与视频图像质量不高导致图像局部特征不明显的特点,为了满足算法实时性与稳定性的需求,本文仅提取行人的简单形状特征而不采用复杂特征,同时采用对遮挡等干扰具有强鲁棒性的简单局部特征;考虑图像中行人目标近大远小的尺寸变化,引入区域划分思想^[20]构建多阈值 AdaBoost 行人检测器,兼顾高检测率和低误检率,以改进 AdaBoost 行人检测器的训练方法;兼顾检测性能和检测速度来定义新的级联规则,对各个分类器进行级联,建立级联多特征多阈值 AdaBoost 行人检测器,以快速、准确地检测行人目标。

1 AdaBoost 分类器

分类器的性能是决定行人检测效果的关键,AdaBoost 分类器是机器学习中比较流行的分类算法^[19],其核心思想是针对同一个训练集训练不同的弱分类器,然后组合这些弱分类器形成强分类器。AdaBoost 分类器不需要任何关于弱分类器的先验知识,因而在实际应用中得到广泛关注。

在训练弱分类器的过程中,假设第 i 个训练样本为 $x_i, i=1, \dots, N$,输入特征 $k(k=1, \dots, K)$ 下所有训练样本的特征值 $F_k(x_1), F_k(x_2), \dots, F_k(x_N)$, AdaBoost 分类器选择使分类错误最小的阈值参数,实现对训练样本的最佳分类,从而得到一个弱分类器。训练过程每迭代一次,训练样本的权重随之更新,被正确分类的训练样本的权重减小,被错误分类的训练样本的权重增大,意味着被再次用来训练的概率增加,即下一次训练时分类器将会更关心被错误分类的训练样本,聚焦于那些较难区分但更富信息的样本上,从而提高分类准确率。经过 Q 轮训练后,得到 Q 个最优弱分类器,最终的强分类器 C 表示为

$$C = \sum_{t=1}^Q \beta_t c_t \quad (1)$$

式中: β_t 为第 t 个弱分类器的权重,弱分类器的分类误差越小,其权重越大; c_t 为第 t 个弱分类器。

2 多特征多阈值级联 AdaBoost 行人检测器

2.1 行人特征提取

利用 AdaBoost 检测器进行行人识别时,行人特征的选取是训练检测器并完成识别的基础,直接影响行人检测结果的优劣。交通场景中的行人具有鲜明的形状特征,其整体几何外形特征与车辆有明显的区别,但是,交通场景下单目摄像机视距较远,采集到的视频图像质量一般,图像局部特征不明显,无法提取精确的行人外观特征。为此,本文从分辨率不高的视频图像中提取行人的简单形状特征而回避抽象复杂特征。Gerónimo 等采用行人矩形度、高宽比与轮廓复杂度对交通场景中的行人进行特征描述^[21-24]。本文除了考虑行人矩形度、高宽比与轮廓复杂度,还提取宽度比、面积与头部圆形度 3 个特征来增强对行人的表征能力,以提高行人检测精度。

2.1.1 宽度比

通常行人的宽度比小于车辆目标的宽度比,行人宽度比 R 为

$$R = \frac{w}{f} \quad (2)$$

式中: w 为行人外接矩形宽度; f 为车道线的宽度。

2.1.2 面积

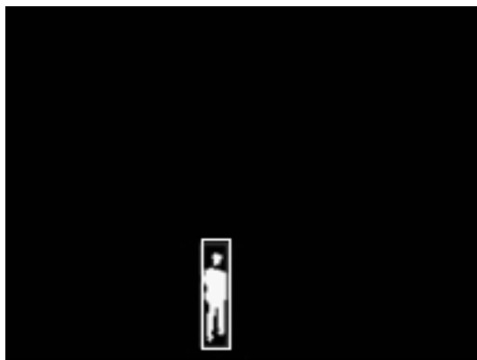
行人面积为

$$A = \sum_{m=a}^{a+w} \sum_{n=b}^{b+h} I(m, n) \quad (3)$$

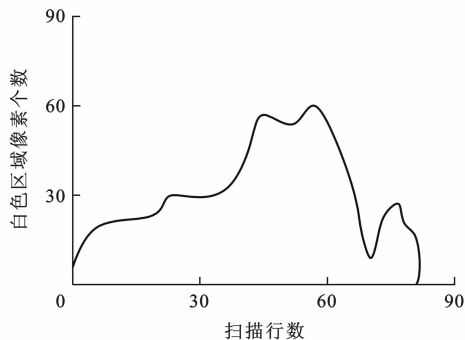
式中: $I(m, n)$ 为二值化图像的像素点 (m, n) 的灰度

值; A 为行人的面积, 即行人外接矩形内 $I(m, n)$ 为 1 的图像块个数; a, b 分别为行人外接矩形左下顶点的横纵坐标值; h 为行人外接矩形高度。

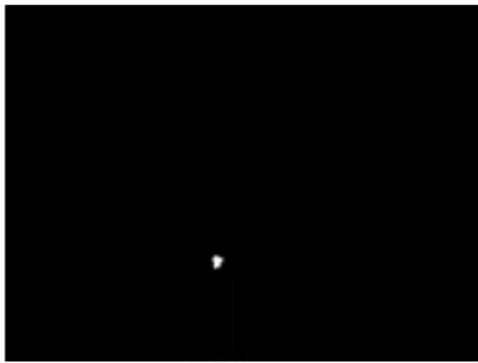
图 1 为行人头部区域提取过程, 图 1(a) 中矩形内被标记为白色图像块个数即为行人的面积。通常行人目标的面积远小于车辆目标的面积。



(a) 行人二值化图像和外接矩形框



(b) 行人二值化图像水平投影



(c) 行人头部区域提取结果

图 1 行人头部区域提取过程

Fig. 1 Extraction process of pedestrian head region

2.1.3 头部圆形度

以上特征均为行人目标的整体性特征, 存在一些非常接近行人上述整体特征的干扰, 而局部特征更能反映不同目标的特点, 能够更好地实现行人目标的识别。行人的局部特征主要包括头部、脸部、胳膊、腿部等。在交通监控中, 摄像机的拍摄视角比较远, 行人在图像中也有大有小, 并且存在行人携带的

物品与车辆等对行人目标的遮挡现象, 因此, 提取胳膊和腿部等细节特征存在一定困难。行人脸部被遮挡的几率较小, 但行人脸部特征主要通过肤色信息反映, 而本文中以灰度图像为处理对象, 因此, 提取脸部特征有困难。考虑行人头部位置较高, 不易受到车辆遮挡的影响, 而且行人头部具有趋于圆形的特征, 因此, 头部圆形度是识别行人目标的一个重要局部特征, 可以将交通场景中的行人与其他目标高效区分。头部圆形度特征的辨识度高, 稳定性好, 能够有效克服车辆对行人的遮挡问题。头部圆形度 G 为

$$G = \frac{L^2}{A} \quad (4)$$

式中: L 为头部轮廓周长。

可采用如下方法获得行人头部圆形度: 观察图 1(b) 中行人二值化图像的水平投影可知, 人体脖子处在投影图上形成较深的波谷, 是行人目标头部与躯干的分割点, 同时, 行人头部一般在行人目标区域顶部四分之一区间内, 因此, 在投影图像顶端到距离顶端三分之一的区间内扫描投影值, 寻找波谷点对应的行, 该行至顶端边界的区域为图 1(c) 的行人头部区域。确定头部区域边缘包含的白色图像块个数即得到头部轮廓周长, 从而得到头部圆形度。

2.2 基于单特征的 AdaBoost 行人检测器

最简单的 AdaBoost 行人检测器是基于一个特征通过寻找分类误差最小准则意义下的最优阈值训练而成。为了保证 AdaBoost 行人检测器能同时获得高检测率和低误检率, 在针对 6 个特征分别训练相应的单特征 AdaBoost 行人检测器时, 本文改进了传统的训练过程, 使得最优阈值不仅依赖分类误差最小准则, 还需满足正样本正确分类率最大准则。改进的单特征 AdaBoost 行人检测器具体训练步骤如下。

Step 1: 计算单个特征所有训练样本的特征值。

Step 2: 对特征值按升序排序, 生成特征值表。

Step 3: 计算特征值表中元素 i 前面所有正样本与负样本的权重和 E_i^+ 、 E_i^- , 并计算全部正样本的权重和 E^+ 与所有负样本的权重和 E^- 。

Step 4: 选取特征 k 下元素 i 的特征值 $F_k(x_i)$ 与元素 $i-1$ 的特征值 $F_k(x_{i-1})$ 的平均值作为阈值 T_i , 该阈值下 AdaBoost 行人检测器的误检率 e_i 和正样本的检测率 D_i^+ 分别为

$$e_i = \min \left\{ E_i^+ + E^- - E_i^-, E_i^- + E^+ - E_i^+ \right\} \quad (5)$$

$$D_i^+ = \max \left\{ \frac{E^+ - E_i^+}{E^+}, \frac{E_i^+}{E^+} \right\} \quad (6)$$

寻找 $D_i^+ \geq 99\%$ 情况下使得 e_i 最小的阈值 T^* 。

Step 5: 若仅有一个阈值 T^* 使得 e_i 最小, 则该阈值为最优阈值。若有多个阈值同时使得 e_i 最小, 则根据式(6)分别计算各个阈值对应的正样本检测率, 将最大正样本检测率对应的阈值作为最优阈值。

2.3 基于区域划分的多阈值 AdaBoost 行人检测器

由于视频图像中的目标存在近大远小的尺度变化, 导致训练得到的 AdaBoost 行人检测器检测误差较大。为了进一步提高行人检测精度, 引入样本空间划分思想^[14], 提出了基于区域划分的多阈值 AdaBoost 行人检测器, 以应对行人目标在视频图像中的尺寸变化特性。区域划分方法实现过程如下。

Step 1: 根据摄像机成像造成目标近大远小以及近处行人目标与远处行人目标的特征值存在较大差异的特点, 将样本空间按照行人目标的空间位置划分为 M 个子空间, 采用误差减少最大化准则确定 M 值。图 2(a) 中 S 为依据行人目标空间位置从整个图像中划分出的一个子空间, 在该空间内生成一个特征检测器, 该检测器的分类误差为 $\epsilon(S)$ 。图 2(b) 中分界线 s 将 S 分割为 S_1 、 S_2 两个子空间, 两个子空间中生成的单特征检测器的分类误差分别为 $\epsilon(S_1)$ 、 $\epsilon(S_2)$, 则区间划分后检测器的分类误差较



(a) 第1次区域划分



(b) 第2次区域划分

图 2 图像区域划分

Fig. 2 Image region separation

划分前检测器的分类误差减少量为

$$\Delta\epsilon(s, S) = \epsilon(S) - \epsilon(S_1) - \epsilon(S_2) \quad (7)$$

该空间的最优分割线 s^* 使分类误差减少程度最大, 即

$$\Delta\epsilon(s^*, S) = \max_{s \in S} [\Delta\epsilon(s, S)] \quad (8)$$

然后, 在 S_1 、 S_2 子空间中再分别进行以上区域划分过程, 依次类推可确定 $M-1$ 个最优分割线, 将整个空间划分为 M 个子空间。

Step 2: 在每个子空间中, 针对某个特征进行训练, 分别得到一个对应不同阈值的 AdaBoost 行人检测器。

Step 3: 将 M 个子空间中的 M 个同一特征的检测器叠加组合, 成为整个空间对应的某一特征多阈值检测器。

Step 4: 按同样的方法对 6 个特征分别设计一个基于区域划分的多阈值 AdaBoost 行人检测器。

通过以上步骤即可得到整个空间中的 6 个单特征多阈值 AdaBoost 行人检测器, 可以有效应对图像中行人目标近大远小的尺寸变化, 从而保证对不同尺寸行人目标的识别能力, 实现更加准确的行人检测。

2.4 基于贡献率级联多特征 AdaBoost 行人检测器

在目标识别中, 采用多个特征比单个特征能获得更高的检测率, 但也会增加计算量, 降低算法实时性, 因此, 为了快速准确地检测行人, 综合考虑级联算法的计算复杂度和检测性能, 由检测器对检测性能的贡献率决定该检测器的级联顺序。贡献率的大小依赖于特征提取的计算复杂度、检测率和误检率的大小。具体地讲, 一方面, 将由较简单特征训练得到的检测器放在前面, 由较复杂特征训练得到的检测器放在后面, 使得被前一个检测器筛选掉的目标不会再被后面的检测器处理, 使需要提取复杂特征的目标数减少, 降低了检测算法的计算复杂度, 缩短了检测算法的响应时间; 另一方面, 对于具有相同检测率的检测器, 误检率越小的检测器优先级联, 从而可以更准确地排除非行人目标, 改善行人检测精度。根据本文提出的优先级规则级联所有的弱检测器, 级联检测器结构见图 3。

在本文提取的 6 个特征中, 宽度比、高宽比、面积与矩形度的提取简单快速, 而轮廓复杂度和头部圆形度的提取较复杂, 所以按照本文定义的检测器级联的优先级准则, 前 4 个特征检测器的优先级要高于后 2 个特征检测器的优先级。针对这 2 级检测器, 分别统计 6 个单特征检测器在交通场景中试验得到的行人检测结果, 来决定前 4 个简单特征和后

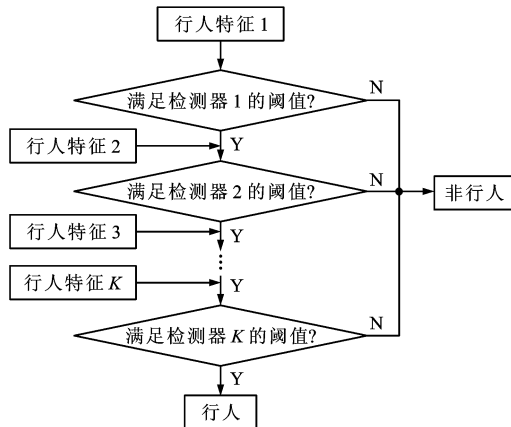


图 3 级联检测器的结构

Fig. 3 Structure of cascade detector

2 个复杂特征对应的检测器的内部级联次序。训练得到的单特征行人检测器在几乎全部正样本正确分类的前提下达到了最小误检率,即分类误差几乎都是由负样本误辨为正样本引起的,分类误差越小说明排除的非行人目标的比例越大,分类能力越强,优先级越高。由试验结果可知,在检测器检测率相同的前提下,第 1 级检测器中高宽比特征的误检率最小,可以排除大部分的非行人目标,故其优先级最高,而面积特征检测器的误检率最大,故其优先级最低。同理可得第 2 级检测器优先级为轮廓复杂度检测器、头部圆弧度检测器。最终的检测器优先级顺序为高宽比、宽度比、矩形度、面积、轮廓复杂度、头部圆弧度检测器。级联检测器的最终检测率 D 及误检率 e 分别表示为

$$D = \prod_{k=1}^K D_k \quad (9)$$

$$e = \prod_{k=1}^K e_k \quad (10)$$

式中: D_k 、 e_k 分别为第 k 个检测器的检测率和误检率。

依据本文定义的优先级级联的检测器能够有效缩短行人检测算法响应时间,而且能保证高检测率的同时降低误检率。

3 试验结果分析

为了验证本文基于级联的多特征多阈值 AdaBoost 行人检测器的检测性能,进行如下测试。采用不同天气情况下多个交通场景中分辨率较低的行人视频,从视频序列中手工分割出行人图像和非行人图像,统一缩放为 $720 \text{ Pixels} \times 288 \text{ Pixels}$ 的尺寸,作为正负训练样本集,正样本为 800 个,负样本为 1 700 个,其中 3 个训练样本的检测结果见图 4。

按照 6 个行人特征,训练本文级联多特征多阈值 AdaBoost 行人检测器,其检测率为 98.30%,误检率为 0.38%,漏检率为 1.70%,检测时间小于 5 s。本文中检测率定义为事实存在并且被算法检测到的行人事件数量与事实存在的行人事件数量之比;误检率定义为将其他目标误判为行人事件数量与事实存在的行人事件数量之比;漏检率定义为事实存在但算法未能检测到的行人事件数量与事实存在的行人事件数量之比;检测时间定义为从行人出现到算法检测出行人所消耗的时间。



(a) 阴天的上海某高速公路



(b) 华蓥山隧道



(c) 夜晚的上海某高速公路

图 4 多交通场景下的行人检测结果

Fig. 4 Pedestrian detection results in various traffic scenes

在上海某高速公路、重庆某高速公路、西安市南二环 3 个交通场景中对本文级联多特征多阈值 AdaBoost 行人检测器进行 2 个月全天候在线测试。

在线测试基于交通监控网络进行,特征提取和 AdaBoost行人检测算法由数字信号处理器(Digital Signal Processor, DSP)组成的视频处理器完成,每个 DSP 处理 1 个摄像头收集的数据,将检测结果及其相关数据保存在 PC 机上。为了验证本文方法的优越性,分别训练本文级联多特征多阈值 AdaBoost 行人检测器、单级 AdaBoost 行人检测器和其他级联 AdaBoost 行人检测器^[14-15],并对其行人检测性能进行了比较,不同方法在 3 个交通场景中的检测结果见表 1。图 5 为交通场景之一,西安市南二环长安大学门前的路段,其中:图 5(a)为本文方法的正确检测结果;图 5(b)为单级 AdaBoost 行人检测器和文献[14]检测器检测错误的情况;图 5(c)为文献[15]检测器检测错误的情况。

表 1 行人检测器测试结果比较

Tab. 1 Test result comparison of pedestrian detectors

行人检测器	场景	误检率/ %	漏检率/ %	检测率/ %	检测 时间/s
单级 AdaBoost 行人检测器	上海某高速公路	6.89	21.53	78.47	<4
	重庆某高速公路	6.51	18.14	81.86	
	西安南二环	6.06	26.22	73.78	
文献[14]的级 联 AdaBoost 行人检测器	上海某高速公路	0.78	7.66	92.34	<7
	重庆某高速公路	0.89	6.85	93.15	
	西安南二环	0.72	9.22	90.78	
文献[15]的级 联 AdaBoost 行人检测器	上海某高速公路	0.64	3.50	96.50	<9
	重庆某高速公路	0.79	2.76	97.24	
	西安南二环	0.57	4.20	95.80	
级联多特征多 阈值 AdaBoost 行人检测器	上海某高速公路	0.53	2.70	97.30	<5
	重庆某高速公路	0.67	2.17	97.83	
	西安南二环	0.46	3.30	96.70	

由表 1 可知,级联多特征多阈值 AdaBoost 行人检测器比其他 2 种级联 AdaBoost 行人检测器的检测率高,误检率低。与本文检测器相比,仅采用前 4 个特征构成的第 1 级行人检测器,由于少计算了轮廓复杂度和头部圆弧度这 2 个特征,所以其检测时间较短,小于 4 s,在 3 个交通场景的测试中,平均



(a) 正确检测



(b) 错误检测 1



(c) 错误检测 2

图 5 行人检测器检测结果

Fig. 5 Detection results of pedestrian detectors

检测率为 78.04%,平均误检率为 6.49%,平均漏检率为 21.96%。当级联基于形状复杂度和头部圆形度的第 2 级检测器后,本文级联多特征多阈值 AdaBoost行人检测器的检测性能明显提高,检测时间略有增加,但检测率显著提高,误检率和漏检率显著降低,平均值分别为 97.28%、0.55%、2.72%。这是因为当级联的检测器个数较少时,根据式(9)、(10)可知,在保证较高检测率的同时会产生较高的行人误检率,造成非行人目标通过,如图 5(b)中单级 AdaBoost 行人检测器将车辆误检为行人。当增加头部圆弧度 and 轮廓复杂度特征检测器时,由于车辆目标具有更加光滑的轮廓形状,同时不具有圆弧度特征,从而把如图 5(b)中的车辆目标排除,不会

将其误检为行人,有效提高了检测精度,降低了误检率,表明了这 2 个特征可以有效排除行人干扰目标,对行人识别具有重要价值。

与文献[14]中的级联 AdaBoost 行人检测器相比,本文方法检测性能明显改善,检测时间大幅降低。这是因为虽然 2 种方法均基于同样的 6 个特征训练得到,但文献[14]为单阈值检测器,而本文方法为基于区域划分策略训练得到的多阈值检测器,能够有效适应图像的尺寸变化,提高检测精度和算法的稳定性。例如,对于如图 5(b)中的车辆目标,文献[14]会因其具有与行人类似的矩形度、高宽比等特征而将其误检为行人目标,但本文构建的检测器考虑了行人目标近大远小的尺寸变化,因车辆目标在较远位置空间中具有过大的矩形度、高宽比等特征,能够及早将其排除为非行人目标,减少了后续计算量,提高了算法的检测精度和对行人目标尺寸变化的鲁棒性。另一方面,文献[14]采用基于响应速度的级联顺序,而本文基于兼顾检测速度和检测性能的贡献率来级联检测器,从而更加有效地快速排除非行人目标,减少计算量,提高检测速度,同时保有较高检测率和较低误检率。例如,面积特征是计算最简单的特征,按照文献[14]的级联原则,基于面积特征的检测器应该最先级联,但面积特征对行人与车辆等其他干扰目标的区分能力较低,这样就会造成很多不必要的候选目标进入下一级检测器,导致计算量增加,检测速度下降,而本文检测器级联顺序兼顾其计算复杂度和检测性能,因面积与高宽比特征的计算复杂度相差不大,但高宽比较面积特征具有更高的辨识行人的能力,本文级联顺序将高宽比赋予更高的级联优先级,从而快速排除疑似行人目标,大大减少后续计算量,提高检测速度。

与文献[15]中的级联 AdaBoost 行人检测器相比,本文检测器检测性能和检测时间有一定改善。在检测精度方面,文献[15]采用 Haar 和 Shapelet 两类特征,分别用来去除干扰目标和识别行人的肩部特征,而本文检测器融合了 6 个行人特征,对行人目标具有更好的辨识能力,而且本文检测器采用了区间划分策略,可以更准确地捕捉不同尺寸的行人,而文献[15]容易漏掉图 5(c)中箭头所示的图像远处的小尺寸行人目标,因而本文检测器产生了比文献[15]更高的检测率,更低的误检率和漏检率。在检测速度方面,文献[15]采用的 Haar 和 Shapelet 特征计算量庞大,且采用两级 AdaBoost 行人检测器关联训练方法,训练过程复杂,而本文检测器采用

的特征计算较简单,且各特征 AdaBoost 行人检测器并行训练,所以本文方法比文献[15]的检测器检测速度快。本文检测器对分辨率为 720 Pixels \times 288 Pixels 的视频图像进行行人检测所需时间小于 5 s,检测率最低为 96.70%,最高为 97.83%,误检率最高为 0.67%,最低为 0.46%,能满足交通场景检测的实时性和可靠性要求。

4 结 语

根据现有 AdaBoost 行人检测器存在的不足,本文进行了 3 方面的改进:考虑交通监控摄像机视距较远和视频图像质量不高导致图像局部特征不明显的特点,同时满足行人检测器实时性和准确性的要求,仅从视频图像中提取行人高宽比、面积、头部圆形度等 6 个简单的形状特征,而不采用复杂的 Harr 和 HOG 等特征;为了有效应对图像中行人目标的尺寸变化,引入区域划分思想构建了单特征多阈值 AdaBoost 行人检测器,同时,在训练算法上不仅保证高检测率,还考虑误检率低的需求;为了更加快速准确地排除非行人目标,识别行人目标,不单一考虑行人特征计算复杂度或检测性能,而是兼顾二者,在此原则下定义了级联优先级,依次对各个单特征多阈值 AdaBoost 行人检测器进行级联,从而建立了级联多特征多阈值 AdaBoost 行人检测器。试验结果表明,较其他 AdaBoost 行人检测器,本文检测器特征提取速度和行人检测速度快,检测率高,能够更好地满足道路交通视频监控实际应用中行人检测器实时性和可靠性的要求。

由于行人在姿态、衣着等方面存在多样性,行人与非行人样本在数量上存在不平衡性,同时受遮挡、光照角度和强度、天气状况、周边物体的多样性等周围环境因素的影响,本文检测器仍存在一定的漏检和误检。进一步需要挖掘更加有效的行人特征,在保持特征实时性高的同时,有效增强特征的鲁棒性,实现对行人目标的快速检测。为有效提升 AdaBoost 行人检测器的稳定性和检测精度,降低误检率,缩短检测时间,改进 AdaBoost 行人检测器的结构和算法是需要后续深入研究的另一个内容。

参 考 文 献 :

References :

- [1] 郭立君,刘 曦,赵杰煜,等. 结合运动信息与表现特征的行人检测方法[J]. 软件学报,2012,23(2):299-309.
GUO Li-jun, LIU Xi, ZHAO Jie-yu, et al. Pedestrian detection method of integrated motion information and appearance

- features[J]. *Journal of Software*, 2012, 23(2): 299-309. (in Chinese)
- [2] NEGRI P, GOUSSIES N, LOTITO P. Detecting pedestrians on a movement feature space[J]. *Pattern Recognition*, 2014, 47(1): 56-71.
- [3] DOLLÁR 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, 34(4): 743-761.
- [4] BORGES P V K. Pedestrian detection based on blob motion statistics[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2013, 23(2): 224-235.
- [5] GAVRILA D M. A Bayesian, exemplar-based approach to hierarchical shape matching[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(8): 1408-1421.
- [6] PRIOLETTI A, MØGELMOSE A, GRISLERI P, et al. Part-based pedestrian detection and feature-based tracking for driver assistance: real-time, robust algorithms, and evaluation[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2013, 14(3): 1346-1359.
- [7] ENZWEILER M, GAVRILA D M. Monocular pedestrian detection; survey and experiments[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(12): 2179-2195.
- [8] VÁZQUEZ D, LÓPEZ A M, MARÍN J, et al. Virtual and real world adaptation for pedestrian detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2014, 36(4): 797-809.
- [9] CAO Xian-bin, WANG Zhong, YAN Ping-kun, et al. Transfer learning for pedestrian detection[J]. *Neurocomputing*, 2013, 100: 51-57.
- [10] CHENG Wen-chang, JHAN D M. A self-constructing cascade classifier with AdaBoost and SVM for pedestrian detection[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2013, 26(3): 1016-1028.
- [11] 汤 义. 智能交通系统中基于视频的行人检测与跟踪方法的研究[D]. 广州:华南理工大学, 2010.
TANG Yi. Study on video-based detection and tracking method of pedestrian in ITS[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2010. (in Chinese)
- [12] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//IEEE. *Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. New York: IEEE, 2005: 886-893.
- [13] 邵泉虎. 基于 AdaBoost 与显著信息的行人检测算法[D]. 成都:电子科技大学, 2012.
SHAO Xiao-hu. The algorithm of pedestrian detection based on AdaBoost and saliency information[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2012. (in Chinese)
- [14] MEYNET J, POPOVICI V, THIRAN J P. Face detection with boosted Gaussian features[J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(8): 2283-2291.
- [15] TIAN Hong, DUAN Zhu, ABRAHAM A, et al. A novel multiplex cascade classifier for pedestrian detection[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2013, 34(14): 1687-1693.
- [16] 常 峰,杨 彬,窦建华. 基于多特征和级联分类器的行人检测算法[J]. *合肥工业大学学报:自然科学版*, 2014, 37(12): 1456-1461.
CHANG Feng, YANG Bin, DOU Jian-hua. Pedestrian detection algorithm with multiple feature and cascade classifier[J]. *Journal of Hefei University of Technology: Natural Science*, 2014, 37(12): 1456-1461. (in Chinese)
- [17] 李梦涵,熊淑华,熊 文,等. 多尺度级联行人检测算法的研究与实现[J]. *计算机技术与发展*, 2014, 24(8): 10-13.
LI Meng-han, XIONG Shu-hua, XIONG Wen, et al. Research and realization of pedestrian detection algorithm by multi-scale cascaded features[J]. *Computer Technology and Development*, 2014, 24(8): 10-13. (in Chinese)
- [18] 程如中,赵 勇,王执中,等. 实时行人检测预警系统[J]. *交通运输工程学报*, 2012, 12(5): 110-118, 126.
CHENG Ru-zhong, ZHAO Yong, WONG Chup-chung, et al. Real-time pedestrian detecting and warning system[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2012, 12(5): 110-118, 126. (in Chinese)
- [19] FREUND Y, SCHAPIRE R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to Boosting[J]. *Journal of Computer and System Sciences*, 1997, 55(1): 119-139.
- [20] SCHAPIRE R E, SINGER Y. Improved boosting algorithms using confidence-rated predictions[J]. *Machine Learning*, 1999, 37(3): 297-336.
- [21] GERÓNIMO D, LÓPEZ A M, SAPPA A D, et al. Survey of pedestrian detection for advanced driver assistance systems [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(7): 1239-1258.
- [22] DENG Jin-hao, ZHU Juan. Research on pedestrian detection algorithms based on video[C]//IEEE. *2010 IEEE Conference on Computer Design and Applications*. New York: IEEE, 2010: 474-478.
- [23] LEE Y D, LI Z Z, ZHANG S R, et al. Safety impacts of red light running photo enforcement at urban signalized intersections[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering: English Edition*, 2014, 1(5): 309-324.
- [24] LIU Qing-hua, CHUNG E, ZHAI Liu-jia. Fusing moving average model and stationary wavelet decomposition for automatic incident detection; case study of Tokyo expressway[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering: English Edition*, 2014, 1(6): 404-414.