

基于 Adaboost 算法的行人检测方法

郭 烈, 王荣本, 张明恒, 金立生

(吉林大学交通学院, 长春 130025)

摘 要: 鉴于 Adaboost 算法简单可靠、学习精度高的特点, 提出一种基于 Adaboost 算法的行人实时检测方法。选取了扩展的类 Haar 特征, 采用 Adaboost 算法训练得到了一个识别准确率理想的行人分类器, 通过 VC 编程将级联分类器应用到实际的行人检测系统中。试验结果表明, 该方法可以快速、准确地实现行人的在线检测, 具有较好的实时性。

关键词: 行人检测; 安全辅助驾驶; Adaboost 算法; 类 Haar 特征

Pedestrian Detection Method Based on Adaboost Algorithm

GUO Lie, WANG Rong-ben, ZHANG Ming-heng, JIN Li-sheng

(Transportation College, Jilin University, Changchun 130025)

【Abstract】 Adaboost algorithm is reliable and its precision is high. The article proposes a real-time pedestrian detection method based on the Adaboost algorithm. The expanded Haar-like characteristic is selected and calculated using integral map, the pedestrian detection cascaded classifiers with high accuracy are trained by Adaboost. Cascaded classifiers are loaded through VC to realize the real-time pedestrian detection. Experimental results indicate that the method is fast and reliable and meets the requirement of real-time system.

【Key words】 pedestrian detection; safety driving assistant; Adaboost algorithm; Haar-like characteristic

车辆与行人发生碰撞的交通事故是导致行人死亡的一个主要因素。2005 年全国公安交通管理部门共受理一般以上道路交通事故 450 254 起, 造成 98 738 人死亡、469 911 人受伤、直接财产损失 18.8 亿元^[1]。行人在交通事故中常常处于弱势地位, 为了有效地保护行人的安全, 及时警告驾驶员避免与行人发生碰撞, 行人检测技术已成为智能车辆和安全辅助驾驶系统领域的研究方向。目前, 行人检测技术采用的传感器主要有机器视觉、红外成像传感器、微波雷达、激光等^[2], 这些传感器可对周边环境进行非接触探测, 以获取车辆周边的行人等障碍物以及距离、速度等信息。行人检测技术的关键是及时、准确、可靠地获取车辆周围的环境信息。本文根据视觉传感器信息丰富、成本低的特点, 对视觉传感器获得的车辆前方图像进行处理, 利用行人样本的类 Haar 特征进行分类器训练, 得到一个级联的行人检测分类器, 并开展了基于 Adaboost 算法的行人检测技术研究。

1 Adaboost 算法的基本原理

AdaBoost 是 1997 年 Freund 和 Schapire 提出的一种自适应的 boosting 模式, 算法的基本目标是将弱学习算法结合成为一个强学习算法, 将若干个强分类器串连成为一个最终的分级分类器, 完成图像的搜索检测^[3]。

1.1 特征选取

在行人检测过程中, 需要对图像中的候选区域进行分析, 判断是否为行人, 为此, 需要使用多特征对行人进行建模, 这些特征应具有一定的行人和非行人的区分性。采用 Adaboost 算法进行行人训练时, 需要从行人样本图像中抽取大量的简单特征。

本文选用 Viola^[4] 提出的类 Haar 特征作为行人检测的特征向量。类 Haar 特征是一种“矩形”对特征^[5], 描述图像模式相邻区域的特征差异如图 1 所示。

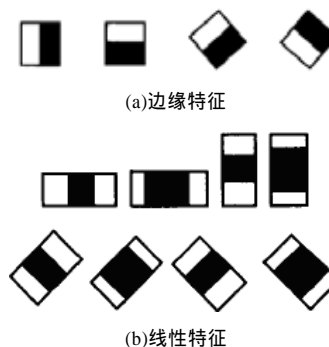


图 1 类 Haar 特征描述

1.2 特征值计算

类 Haar 的每个特征由 2~3 个矩形组成, 分别检测边缘和线性特征, 特征值计算为组成的矩形区域灰度积分之和^[6]:

$$Feat_{true_i} = \sum_{i \in I = \{1, 2, \dots, N\}} \omega_i \times RecSum(r_i) \quad (1)$$

式中, $\omega_i \in R$ 为矩形的权; $RecSum(r_i)$ 为矩形 r_i 所围区域的灰度积分; N 是组成的矩形个数。

“积分图”能够在多种尺度下, 使用相同的时间来计算不同的特征, 因此, 大大提高了检测速度。如图 2 所示, 对于图像中的某一点, 如点 P_1 , 定义积分图为

$$S_{P_1} = \sum_{m=1}^{P_x} \sum_{n=1}^{P_y} g(m, n) \quad (2)$$

其中, $g(m, n)$ 区域 A 中某点的灰度值; P_x, P_y 为点 P_1 在图像

作者简介: 郭 烈(1978 -), 男, 讲师、博士, 主研方向: 智能车辆, 汽车安全辅助驾驶技术; 王荣本, 教授、博士生导师; 张明恒, 博士; 金立生, 副教授

收稿日期: 2007-03-27 **E-mail:** lmonkygl@163.com

中的坐标。

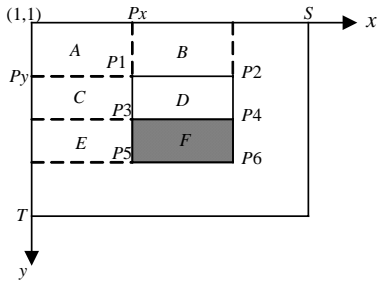


图2 特征值的计算

可见, S_{P1} 即为区域A中所有灰度值之和。同理, 可得:

$$D \text{ 灰度之和} = S_{P4} + S_{P1} - (S_{P2} + S_{P3})$$

$$F \text{ 灰度之和} = S_{P6} + S_{P3} - (S_{P4} + S_{P5})$$

区域D和区域F组成了类 Haar 特征中的一个边缘特征, 特征值只计算与此特征端点的积分图有关, 而与图像坐标值无关。其他类 Haar 特征值的计算依此类推。

1.3 分类器训练步骤

本文使用级联分类器作为判断窗口类别的二分类器, 其由若干个强分类器组成, 每个强分类器由若干个弱分类器组成。这种级联式的分类器能快速排除图像中大部分非行人窗口, 加快检测速度^[7]。强分类器通过以下步骤训练获得:

(1) 给定 N 个训练样本组成的集合, 即

$$S = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}$$

弱分类器空间为 H 。其中, x_i 为计算得到的样本特征向量; $y_i = \{0, 1\}$ 对应于行人假样本和真样本; 已知训练样本包含有 k 个假样本、 l 个真样本。

(2) 初始化误差权重 $w_{1,i} = D(i)$ 。当样本为真样本时, $D(i) = 1/2k$; 为假样本时, $D(i) = 1/2l$ 。

(3) 对于每个 $t = 1, 2, \dots, T$ 。 T 为弱分类器个数。操作如下:

1) 归一化权重:

$$q_{t,i} = \frac{w_{t,i}}{\sum_{j=1}^N w_{t,j}} \quad (3)$$

2) 对每个特征 j , 训练得到相应的弱分类器:

$$h_j(x) = \begin{cases} 1 & p_j f_j(x) < p_j \theta_j \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中, p_j 表示不等式的方向, 只能取 ± 1 ; $f_j(x)$ 表示特征值; θ_j 为阈值。

3) 计算对应所有特征的弱分类器的加权 (q_t) 错误率 ε_j :

$$\varepsilon_j = \sum_i q_i |h_j(x_i) - y_i| \quad (5)$$

4) 选择具有最小误差 ε_t 的简单分类器 $h_t(x)$ 加入到强分类器中去。

$$\varepsilon_t = \min_{f, p, \theta} \sum_i q_i |h_f(x_i) - y_i| \quad (6)$$

5) 按照最佳简单分类器 $h_t(x)$ 更新样本对应的权重。

$$w_{t+1,i} = w_{t,i} \beta_t^{1-e_i} \quad (7)$$

其中, 如果第 i 个样本 x_i 被正确分类; $e_i = 0$; 反之, $e_i = 1$, $\beta_t = \varepsilon_t / (1 - \varepsilon_t)$ 。

(4) 最后形成的强分类器为

$$R(x) = \begin{cases} 1 & \sum_{t=1}^T \partial_t h_t(x) > \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \partial_t \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

其中, $\partial_t = \lg \frac{1}{\beta_t}$ 。

由算法的训练过程可知, 当已经获得的分类器对于某些样本分类正确, 那么减小这些样本的权重; 当分类错误, 增加这些样本的权重^[8]。这样, 后面训练提取的简单分类器就会更加强化对这些分类错误样本的训练。最终, 通过权重组合所有的弱分类器以形成强分类器。

2 行人样本获取及分类器训练

2.1 行人样本的获取

训练样本分为真样本和假样本, 其中真样本是指待检行人样本图像, 假样本指其他任意图片, 并将尺寸统一缩放成 16×32 的图像。行人样本可以通过获取不同行人在车辆前方不同距离、不同走向、不同衣着和尺寸的行人图像, 假样本可以是图像中其他任意非行人图像, 如图3所示。本文选择的训练样本共3060个, 其中, 行人真样本图像2100幅; 行人假样本图像960幅。



(a) 行人真样本



(b) 行人假样本

图3 行人样本库中部分训练样本

2.2 行人检测分类器训练

在 VC 开发环境下, 本文利用 OpenCV 进行了样本特征的提取和强、弱分类器的训练, 形成用于进行行人检测的级联分类器。算法的流程见图4。

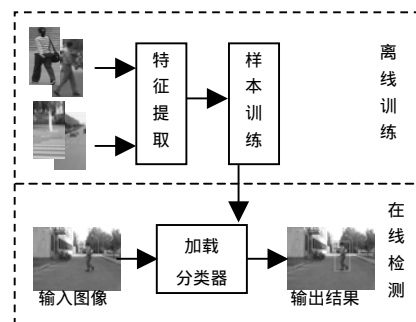


图4 基于 Adaboost 算法行人检测流程

其中, 设置训练阶段数为20; 每个阶段分类器需要的最小的命中率为0.995; 总的错误警告率为0.5。分类器的训练直接通过 OpenCV 库中的函数实现, 然后通过 VC 加载训练

得到的分类器，实现了行人的在线检测。

3 试验结果及分析

本文用于检测的图像大小为 320×240 的分辨率，在对一幅图像作检测时，需要从不同的尺度和不同的位置逐个检测。对于不同尺度的检测，本文选择对检测器进行缩放而不是对图像本身进行缩放，在任何尺度下，特征都可以用同样的代价求出，在训练时，窗口的大小为 16×32 ，检测器每次放大 1.25 倍是最佳的。试验结果如图 5 所示，图中矩形区域为检测到的行人。

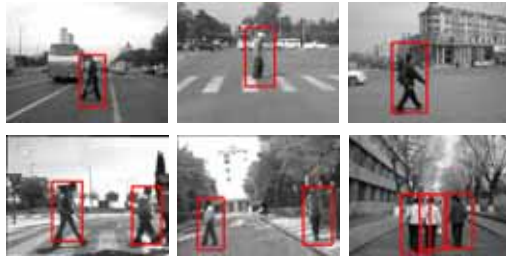


图 5 部分行人检测结果

从上述结果中可以看出，对于在单人和多人的情况下，该算法具有良好的检测结果。在行人重叠不严重的情况下，也能将行人检测出来。

在试验的过程中，存在一些误判和漏检的情况。如图 6(a) 所示，程序误将道路周围的树木或道路设施当成行人。在图 6(b) 中，由于行人在图像中所占像素太少或行人与背景相近，因此会造成漏检。这些情况主要取决于训练样本的选择和训练，需要改进训练权值的更新规则以及对行人典型特征的提取，这也是论文下一步主要的研究工作。

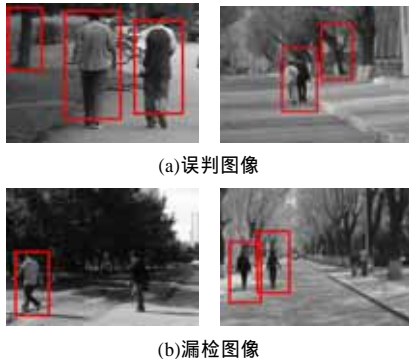


图 6 识别失效图像

4 行人的跟踪

一般情况下，行人目标被确认后，并不会马上消失，其在序列图像中是连续存在的。即行人的位置有一定的连续性，其特征也有很大的相关性。为此，本文采用建立感兴趣区域

的方法，在感兴趣区域中利用上述介绍的方法训练得到的行人检测分类器寻找行人，这样能有效地减少跟踪时间。

考虑到行人在行走过程中，高度不会发生很大的变化，但是由于行人行走步态的变化，会使得行人的宽度变化比较明显。这样就可以在前一帧识别的结果中，在获得行人矩形框的高度方向和宽度方向分别扩大一定区域作为感兴趣区域，再在该区域中精确地定位出当前图像中的行人。

5 结束语

本文提出了一种基于 Adaboost 算法实时检测行人的方法。利用 OpenCV 编程实现了行人检测分类器的训练，最后通过 VC 编程将训练得到的分类器应用于在线行人检测系统中。CCD 摄像机安装在车辆前挡风玻璃后面，系统实时搜索采集到的图像中的行人，由于分类器是离线训练得到的，因此减少了系统在线的检测时间，具有良好的实时性、较快的检测速度。CCD 获取的图像大小为 320×240 ，每帧检测时间仅为 80 ms，采用了感兴趣区域跟踪后，算法时间减少到 30 ms 左右。同时，在试验过程中也发现了一些问题，尤其是在城市交通环境下，道路两侧的背景复杂，给行人检测带来很大的困难。基于采用单一的传感器不能很好地实现行人的检测、测距与跟踪。提高视觉识别的可靠性、促进与其他传感信息的融合，将是今后研究的方向。

参考文献

- [1] 公安部. 2005 年全国道路交通安全情况[EB/OL]. (2006-01-12). <http://www.mps.gov.cn>.
- [2] 郭烈, 王荣本, 顾柏园. 世界智能车辆行人检测技术综述[J]. 公路交通科技, 2005, 22(11): 133-137.
- [3] Freund Y, Schapire R E. A Decision-theoretic Generalization of Online Learning and an Application to Boosting[J]. Journal of Computer and System Sciences, 1997, 55(1): 119-139.
- [4] Viola P. Robust Real-time Object Detection[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 57(2): 137-154.
- [5] Lienhart R, Maydt J. An Extended Set of Haar-like Features for Rapid Object Detection[C]//Proc. of IEEE International Conference on Image Processing. New York: [s. n.], 2002-09: 900-903.
- [6] Kruppa H, Santana M C, Schiele B. Fast and Robust Face Finding via Local Context[C]//Proc. of IEEE International Workshop on Visual Surveillance and Performance Evaluation of Tracking and Surveillance. Nice, France: [s. n.], 2003: 157-164.
- [7] 孔凡芝, 张兴周, 谢耀菊. 基于 Adaboost 的人脸检测技术[J]. 应用科技, 2005, 32(6): 7-9.
- [8] 潘石柱, 爰伟群. 基于 Adaboost 的汽车牌照快速定位[J]. 计算机工程, 2006, 32(12): 187-188.

(上接第 180 页)

参考文献

- [1] Beth T, Borcherding M, Klein B. Valuation of Trust in Open Networks[C]//Proceedings of the European Symposium on Research in Security. Brighton: Springer-Verlag, 1999: 59-63.
- [2] Abdul-Rahman A, Hailes S. A Distributed Trust Model[C]//Proceedings of the 1997 New Security Paradigms Workshop. Cumbria: ACM Press, 1998: 48-60.
- [3] Mohtashemi M, Mui L. Evolution of Indirect Reciprocity by Social Information: the Role of Trust and Reputation in Evolution of Altruism[J]. Journal of Theoretic Biology, 2003, 223(4): 523-531.
- [4] 唐文, 陈钟. 基于模糊集合理论的主观信任管理模型研究[J]. 软件学报, 2003, 14(8): 1401-1408.
- [5] Jøsang A, Hayward R, Pope S. Trust Network Analysis with Subjective Logic[C]//Proc. of Australasian Computer Science Conference. Australasian: [s. n.], 2006.
- [6] Jøsang A, Gray L, Kinatader M. Simplification and Analysis of Transitive Trust Networks[J]. Web Intelligence and Agent Systems Journal, 2006, 4(2): 139-161.

