

静态图像中基于多分类器的人体检测技术研究

胡幸福^{1,2}, 彭先蓉¹, 吴明军^{1,2}

(1 中国科学院 光电技术研究所, 四川 成都 610209; 2 中国科学院 研究生院, 北京 100039)

摘 要: 首先介绍 Haar 特征, 然后介绍用于分类器训练的 Adaboost 算法, 该方法训练的级联分类器用于人体检测时虽然具有很高的检测率, 但虚警率较高. 为了保持检测率, 降低虚警率, 在原有分类器的基础上再训练两个分类器, 一个是利用头肩样本训练的分类器, 另一个是利用腿部样本训练的分类器. 实验证明: 该方法设计的分类器在保持较高的检测率的同时其虚警率比原方法设计的分类器降低一个数量级.

关键词: Haar 特征; Adaboost; 分类器; 人体检测

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2012)10-0173-04

Human Detection Based on Multi-classifiers in Static Image

HU Xing-fu^{1,2}, PENG Xian-rong¹, WU Ming-jun^{1,2}

(1 Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, China;

2 Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

Abstract: In this paper, we introduce Haar feature firstly, and then interpret Adaboost arithmetic which is used in training classifier. The false positive rate of this arithmetic is too high although the detecting rate is so high. In order to maintain detecting rate and reduce false positive rate, we train another two local classifiers; one is head-shoulder classifier, the other is legs classifier. The experiment shows the new method not only have high detecting rate but also can reduce false positive rate.

Key words: Haar feature; Adaboost; classifier; Human Detection

1 引言

人体检测技术在计算机视觉中有很多重要的应用, 例如驾驶辅助系统、视频监控、图像检索、机器人和高级人机交互等. 静态图像中的人体检测不能够提取目标的运动信息, 而且通常情况下, 人体形状的变化比较复杂, 人体可能穿着各种颜色和各种风格的衣服, 人体图像分辨率都不会太高, 很难有比较明显的特征可供提取. 因此检测静态图像中的人体是一个非常困难的任务.

目前, 静态图像中的人体检测主要可以分为三类:

(1) 利用人体模型进行匹配的检测方法. 这方面具有代表性的是牛津大学(Oxford)教授 Felzens-

zwalb 提出的模型匹配检测方法^[1]. 这种方法最好的应用在于能对复杂姿态的人体进行准确的检测并且刻画出其运动模式. 但是由于匹配算法过于复杂, 难以达到系统实时的要求, 而且在背景复杂的情况下检测效果欠佳.

(2) 利用图像分割的方法进行人体检测. 其代表性的著作是卡耐基梅隆大学(CMU)的华裔教授 Shi Jianbo 提出的 Normalized Cut(Ncut)方法^[2]. 后来 Yu 等人又利用图层的模型结合 Ncut 进行更为复杂背景下的分割^[3]. Ncut 的方法能够很好地对图像进行分割并且提取出人体, 能较为准确地提取出人体, 但 Ncut 方法的不足之处在于其运算速度太慢, 目前根本没有办法实现实时的检测.

(3) 利用统计学习的方法对人体进行检测. 这

方面具有代表性的是麻省理工学院的 Poggio 基于 SVM 的人体检测^[4]. 该方法是通过学习样本建立分类器, 然后对人体检测, 虽然训练比较耗时, 但检测速度快且能达到比较好的检测效果.

本文的算法是基于机器学习的人体检测技术研究, 目前常用于统计学习的人体特征有 HOG (Histogram of oriented Gradients, 梯度方向直方图, 简称 HOG)、Harr 小波特征、SIFT 特征、Edgelet、可变模板特征等, 本文算法是建立在 Viola 等人^[5]提出了类似 Haar 小波的矩形特征和 AdaBoost 算法^[6]基础之上.

2 Haar 特征

2003 年, 由 Viola 等人^[5]提出了类似 Haar 小波的矩形特征, 矩形特征对一些简单的图形结构, 比如边缘、线段, 表达能力强, 但是其只能描述特定走向 (水平、垂直、对角) 的结构, 因此在本文中图 1 中几种特征模板组合起来使用.

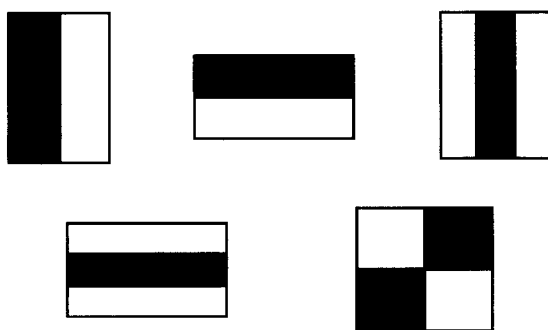


图 1 特征模板

2.1 积分图像

积分图像就是将原图像中任一点的左上方的全部像素值相加作为当前点的积分图像值. 通过积分图像可以方便的计算出原图像中任意矩形区域内的像素点的和值而不用每次都重新计算, 从而达到加快计算的目的. 定义积分图:

$$ii(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x', y') \quad (1)$$

式中, $ii(x, y)$ 为点 (x, y) 的积分图值, $i(x', y')$ 为原图像在此点的像素值.

可以利用下面这对递推公式来完成上面的计算:

$$s(x, y) = s(x, y-1) \quad (2)$$

$$ii(x, y) = ii(x-1, y) + s(x, y) \quad (3)$$

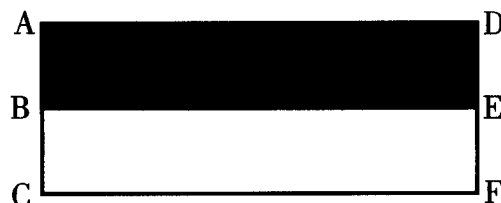
式中, $s(x, y)$ 为行累加和.

有了积分图的概念, 计算图像中任何一个矩形

区域的像素和非常方便, 只要三次加减法就能完成, 速度非常快.

2.2 Haar 特征值计算

Haar 特征的特征值为模板的白色区域像素和减去黑色区域像素和, 有积分图后, Haar 特征的特征值计算就非常方便, 图 1 中有两个二矩形特征模板, 两个三矩形特征模板, 一个四矩形特征模板. 以二矩形特征模板为例, 其特征值计算如下:



$$\begin{aligned} BCEF - ABDE &= (B + F - C - E) - \\ &= (A + E - B - D) = D + F - A - C + \\ &= 2(B - E) \end{aligned}$$

从该表达式可以看出, 对于二矩形的特征模板的特征值计算只需要 5 次加减运算和一次乘法运算即可, 三矩形特征模板也只需要 7 次加减运算和一次乘法运算. 因此, 积分图使得 Haar 特征的特征值的快速计算成为可能, 这为最后的检测的实时性提供了保障.

2.3 Haar 特征的种类

在实验过程中, 以图 1 中的五种矩形模板为特征模板, 选择的样本大小为 24×36 像素. 这五种特征模板可以在样本图像中的任意位置、以任意大小出现. 这样对于 24×36 像素大小的窗口可以得到 364 032 个弱特征, 如果我们直接用这么多的特征来检测不但没有必要而且非常耗时. 因此在下一节我们介绍 Adaboost 算法, 该算法可以从很多的弱特征中选择分类效果最佳的弱特征, 最终检测所用的分类器也是由这些训练出来的弱特征组成.

3 Adaboost 分类器训练

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 和 Schapire 在 1995 年提出的.

3.1 Adaboost 算法

Adaboost 算法是用来寻找分类效果好的弱特征, 一个弱特征 ($h_j(x)$) 由特征值 f_j 、阈值 θ_j 和偏置 p_j 组成.

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

这里的 x 是子窗口. 弱特征的特征值、阈值和偏置通过样本训练得到.

Adaboost 算法如下:

(1) 获取正负样本集 $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n), y_i = 0, 1$ 用来指示正负样本, 为 0 时为负样本, 为 1 时为正样本;

(2) 将正负样本分别初始化, $w_{1,i} = \frac{1}{2m}, \frac{1}{2l}$, 其中 m 和 l 分别为负样本和正样本的个数;

(3) 设定弱分类器个数 T

For $t=1, \dots, T$

① 归一化权重: $w_{t,i} = \frac{w_{t,i}}{\sum_{j=1}^n w_{t,j}}$;

② 对每一个弱特征, 利用正负样本训练, 弱特征的误差大小为: $\epsilon_j = \sum_i w_{t,i} |h_j(x_i) - y_i|$;

③ 选择分类错误最小的弱特征 h_t ;

④ 更新样本权重, 按如下规则: $w_{t+1,i} = w_{t,i}$

$\beta_i^{1-\epsilon_i}$

如果样本分类正确则 ϵ_i 为 0, 否则 ϵ_i 为 1, 而 $\beta_i = \frac{\epsilon_i}{1-\epsilon_i}$;

End

(4) 用 Adaboost 算法训练的最终的强分类器为

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \sum_{i=1}^T \alpha_i h_i(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \alpha_i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

其中 $\alpha_i = \log \frac{1}{\beta_i}$.

如果仅用训练得到的一个强分类器作为最终的分类器来检测, 虽然能检测到目标, 但虚警率非常高, 所以应该训练多个强分类器, 然后将训练好的多个强分类器进行级联, 这就是级联分类器^[7]的思想.

3.2 级联分类器设计

在设计级联分类器的时候应注意: 级联分类器的前几级强分类器中弱特征不能太多, 一方面是为了提高检测速度; 另一方面使得前面几级强分类器能够排除大部分非目标窗口, 让后续强分类器检测尽可能少的窗口.

在实验中, 设计步骤如下:

(1) 先设定每一级强分类器的最高虚警率 f , 最低检测率为 d ;

(2) 用 Adaboost 算法训练强分类器, 然后用训练好的强分类器对测试集检测, 如果该级强分类器

的虚警率高于 f , 继续用 Adaboost 算法训练弱特征加到已有的强分类器中, 直到该级强分类器的虚警率小于等于 f ;

(3) 利用测试集检验已满足虚警率要求的强分类器的检测率, 如果该强分类器的检测率低于预先设定的 d , 减小强分类器的阈值, 直到该强分类器的检测率大于等于 d ;

(4) 用已经训练好的多个强分类器检测负样本, 将分类错的样本提取出来, 称之为“困难样本”, 放入负样本集中, 若该样本集个数已经满足要求, 则利用正样本和新得到的负样本作为新的正负样本; 若负样本个数达不到要求, 则利用已训练好的几级强分类器检测负样本库, 提取困难样本作为负样本, 直到样本个数达到所要的;

(5) 继续利用 Adaboost 算法训练强分类器, 值得负样本库中提取不到困难样本, 则认为训练结束.

3.3 参数和实验结果

在实验过程中, 所用的正样本个数为 800, 负样本个数为 2 000, 样本大小归一化为 24×36 像素; 负样本库的样本个数为 1 000, 图像大小为 360×240 .

然后用已有的正负样本和负样本库离线训练分类器, 共得到 23 级强分类器, 这里 f 为 0.5, d 为 0.999. 图 2 所示为是利用该算法检测的结果.

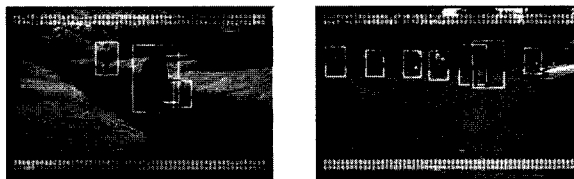


图 2 Haar 特征检测结果

检测图像大小为 360×240 像素, 检测时间为 80 ms 左右. VC 平台, PC 机的配置: core2 2.4 GHz, 2 GB 内存.

由实验结果可知: 静态图像中, 基于 Haar 特征的 Adaboost 算法的人体检测技术具有检测速度快、检测率高的优点, 能够检测到的最小人体目标为 36×54 像素, 但该算法的虚警率较高, 图 2 中有两处错误检测. 因此, 为了保持该算法检测速度快的优点, 同时又要克服该算法虚警率过高的问题, 我们需要对算法进行改进.

4 算法改进

为了降低算法的虚警率, 在原有分类器的基础上又训练了两个局部分类器, 一个是头肩特征分类器, 一个是腿部特征分类器.

首先利用人体全身样本训练得到的分类器检测图像,可能存在虚警;然后利用头肩特征分类器和腿部特征分类器检测已检测到的窗口,如果头肩特征分类器和腿部特征分类器的任何一个判定该窗口是人体目标,就认为该窗口是人体目标窗口,只有头肩特征分类器和腿部特征分类器两者均判定该窗口为非目标窗口,才判断该窗口为非人体目标窗口.图3所示为该算法的检测结果.表1中给出了两个算法的比较.

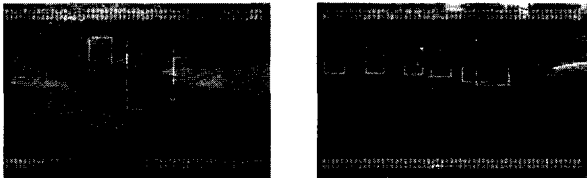


图3 改进后的检测结果

表1 算法比较

算法	虚警率	检测时间/ms	检测到的最小目标
单分类器	5×10^{-4}	80	36×54 像素
多分类器	6×10^{-5}	90	36×54 像素

由表1可知:两种方法的检测时间相差很小,只用10 ms左右;第二中方法的虚警率明显降低,将不是人体目标的窗口全部排除.所以该方法不仅保持了 Haar 特征检测速度快的优点,虚警率也大大降低.

5 结束语

本文先对 Haar 特征详细描述,然后利用实验过程说明 Adaboost 算法,由实验结果得知虽然该算法检测速度快、检测率高,但存在虚警率过高的问题.最后对原有分类器基础上训练两个新的分类器:头肩特征分类器和腿部特征分类器,该方法不仅保持了原有方法的检测速度快的优点,又能够克服原算法的虚警率高的问题.

参考文献:

[1] Pedro F Felzenszwalb , Daniel P Huttenlocher. Efficient matching of pictorial structures [C] // IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition. [S. L.]:IEEE, 2000:66-73

[2] Shi J , Malik J . Normalized cuts and image segmentation [J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000,22(8):888-905.

[3] Yu S X , Shi J . Object-specfigure-ground Segregation [C] // Proc 9th Int Conf Computer Vision. 2003;734-741

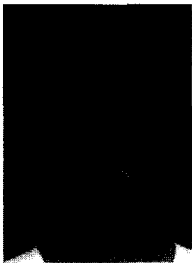
[4] Anuj Mohan, Constantine Papageorgiou, Tomaso Poggio. Example-based object detection in images by components [J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001,23(4):349-361.

[5] Viola Paul, Jones Michael, Snow Daniel. Detecting pedestrians using patterns of motion and appearance [J] . International Journal of Computer vision, 2005, 63(2):153-161.

[6] Collins R , LIpton A , Fujiyoshi H, et al. Algorithms for Cooperative Multi sensor Surveillance[J] . IEEE hitemational ConfErence on Pattern Recognition, 2001, 89(10): 1456-1477.

[7] Paul Viola , Michael Jones J . Robust real-time object detection [J]. International Journal of Comprter vision, 2001:558-562.

作者简介:



胡幸福 男,(1985—),硕士研究生.研究方向为图像处理.