

文章编号: 1672-8785(2010)06-0031-05

基于 Adaboost 算法的红外图像中人脸 自动检测方法的研究

郭泽成 邢 晨 袁广林 王 峰

(解放军炮兵学院, 安徽合肥 230031)

摘要: 为了实现对红外视频图像中人脸的自动检测与跟踪, 提出了一种基于 Adaboost 算法的红外图像自动检测方法。该方法通过用 Haar-Like 特征和积分图概念描述人脸的基本特征和采用 Adaboost 学习算法和 Cascade 算法, 提高了红外图像中人脸自动检测的准确性和快速性。其检测速度为每秒 15 帧, 检测精度达到了 98.4%。通过大量实验证明, Adaboost 算法在对红外图像中人脸的自动检测方面具有优势。

关键词: 自动检测; Adaboost 算法; Haar 型特征

中图分类号: TN219 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2010.06.007

Study of Autotomatic Human Face Detection in Infrared Images Based on Adaboost

GUO Ze-cheng, XING Chen, YUAN Guang-lin, WANG Feng

(Artillery Academy of PLA, Hefei 230031, China)

Abstract: In order to implement automatic human face detection and tracking in infrared video images, an infrared image detection method based on the Adaboost algorithm is proposed. In the method, the Haar-like characters and integral pictures are used to describe the basic characters of the human face and the Adaboost algorithm and Cascade algorithm are used to improve the veracity and celerity of automatic human face detection. It has a detection velocity of 15frames/s and a detection precision of 98.4%. Experimental results show that the Adaboost algorithm has its predominance in the automatic human face detection in infrared images.

Key words: automatic detection; Adaboost algorithm; Haar-Like character

1 引言

作为物体检测与跟踪问题的一个特例, 人脸检测长期以来备受关注。无论是从理论研究还是从实际应用的角度来看, 人脸检测都是一个颇具吸引力的课题。人脸检测问题的长久生命力在很大程度上源于其自身的难度。近年来, 统计学习方法逐渐成为模式识别领域中的主流技术

之一。统计学习方法在许多经典问题上都有成功的应用, 人脸检测就是其中一例。本文用 Viola 等人^[1]提出的一种基于 Haar 型特征的 Adaboost 算法学习瀑布型正面人脸检测器, 并且成功地将其应用在了红外图像的人脸检测中。这不但在速度上达到了实时效果, 而且在配合红外探测器的使用后, 还摆脱了光照等条件对人脸自动检测的影响, 使其应用范围更加广泛, 也为实

收稿日期: 2010-02-03

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (40876095)

作者简介: 郭泽成 (1983-), 男, 山东淄博人, 硕士研究生, 主要从事红外偏振成像及偏振信息解析技术研究。

E-mail: zecheng6639@126.com

现目标的跟踪打下了基础。

2 Adaboost 机器学习算法

Adaboost 算法是一个迭代方法，其基本思路是：每轮迭代时，根据分类结果对样本的权重分布进行调整，正确分类的样本权重减小，错误分类的样本权重增加；这样学习算法在下一轮迭代中就可集中学习分类比较困难的样本，最终将每轮产生的弱规则按照加权投票的方式合并为一个强规则。

2.1 Haar-Like 特征及积分图

Haar-Like 特征可以反映人脸的一些具体特征，如在图像中人眼部分比脸颊和鼻梁部分要暗，这两个 Haar-Like 特征恰好反映了人脸的两个特点。不过，仅用这两个 Haar-Like 特征是无法反映出人脸的所有特点的，而是需要用更多的特征来描述人脸。最基本的矩形特征就是一些垂直的 Haar-Like 特征，如图 1 所示，它可以很好地刻画正面目标^[1]。图 2 给出了 Haar-Like 特征在人脸目标中反映的关键结构特征的示例。

积分图的引入就是为了快速计算 Haar-Like 特征。坐标点 (x, y) 的积分图定义为其所对应的图中左上角的像素值之和：

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



(a) 边缘特征



(b) 线特征



(c) 环绕特征

图 1 基本的 Haar-Like 特征



图 2 Haar-Like 特征在人脸目标中反映的结构特征

$\frac{1}{2m}$ 或 $\frac{1}{2l}$ ，其中 m 和 l 分别为正、负样本的总数。

(3) 开始训练弱分类器，先规一化权重：
 $w_{t,i} \leftarrow \frac{w_{t,i}}{\sum_{j=1}^n w_{t,j}}$ ；然后得到仅容分类错误率大于 50% 的弱分类器

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

式中， P_j 为符号函数， θ_j 为分类阈值；计算其错误率 $\varepsilon_j = \sum_i w_i |h_j(x_i) - y_i|$ ，并根据错误率重新调整权重 $\beta_t = \frac{\varepsilon_t}{1 - \varepsilon_t}$ 。

(4) 生成强分类器：根据调整后的权重对弱分类器进行加权投票来生成强分类器：

$$h_j(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \alpha_t \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

式中， $\alpha_t = \log \frac{1}{\beta_t}$ 。

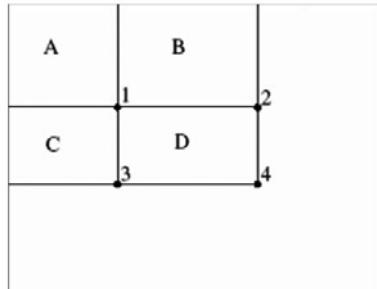


图 3 积分图的元素值计算

2.3 Cascade 算法

Cascade 算法即瀑布模型算法或级联分类器算法。在级联检测器中不断增加更多的强分类器，可以很快排除背景区域，这样便可以节约出时间来对那些更像人脸的区域进行计算。该级联分类器可视为一个可集中注意力的智能机构，它不像以前的那些算法那样是通过统计来保证去掉的那些区域并不包括感兴趣的区域的。该级联检测器的结构如图 4 所示。

3 基于 Adaboost 的目标自动检测算法的实现

自动检测系统框架分为离线训练和自动检测两大部分。训练部分负责收集人脸样本和非人脸样本，并从这两类样本中集中提取所有的 Haar-Like 特征。训练过程采用 Haar-Like 特征作为输入变量，并依据算法展开，而训练目标是生成一个级联分类器。级联分类器由若干个强分类器层层相连而成，其中每个强分类器由若干个弱分类器构成，每个弱分类器对应一个经严格筛选得到的 Haar-Like 特征。检测部分则按 Cascade 算法策略从待检测图像中提取所有将被检测的子窗口，并利用训练得到的级联分类器对每个子窗口进行检测，再对检测结果进行后处理，最后得到图像中可能包含的所有目标的坐标和范围 [3]。

3.1 离线训练部分的算法实现

如流程图 5(a) 所示，离线训练部分可分为以下四个模块^[4]：

(1) 以样本集为输入，在给定的 Haar-Like 特征原型下，计算并获得 Haar-Like 特征集。

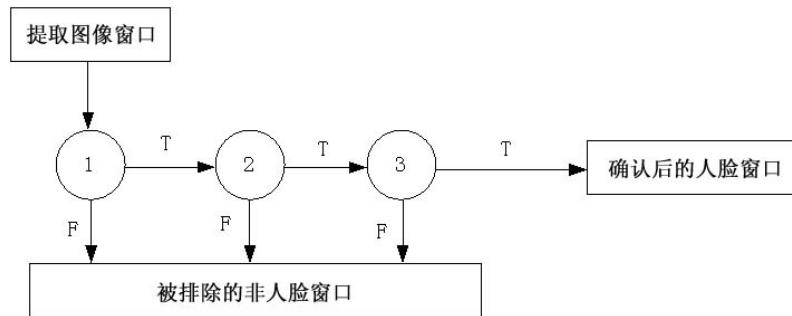


图 4 Cascade 算法的实现

(2) 以特征集为输入, 根据给定的弱学习算法确定阈值, 并将 Haar-Like 特征与弱分类器一一对应, 获得弱分类器集。

(3) 以弱分类器集为输入, 在训练检出率和误判率的限制下, 用算法挑选出的最优的弱分类器构成强分类器。

(4) 以强分类器集为输入, 将其组合为级联分类器。

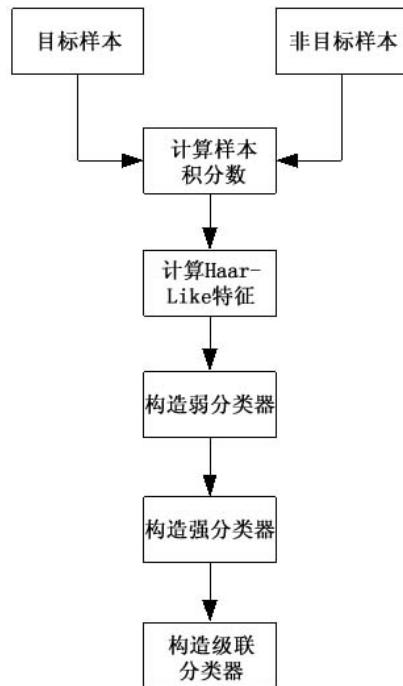
3.2 自动检测部分的算法实现

如流程图 5(b) 所示, 自动检测部分可分为以下四个模块^[5]:

(1) 以待检测图像为输入, 在给定的 Haar-Like 特征原型下, 计算并获得待检测窗口的 Haar-Like 特征集。

(2) 以 Haar-Like 特征集为输入, 根据训练出的级联分类器对特征集特征与分类器的特征值作一一对应检测。

(3) 以一一对应检测后的特征集特征与分类器特征值的差值为输入。若检测出的某一区域的特征值大小在阈值范围以内, 则返回目标检测到的信息。



(a) 离线训练部分的流程图

(4) 以目标检测到的信息为输入, 将目标区域在待检测图像中标记出来。

训练结束后生成的 XML 文件被存放在呈退化树形式的级联分类器中。存放形式如图 6 所示。

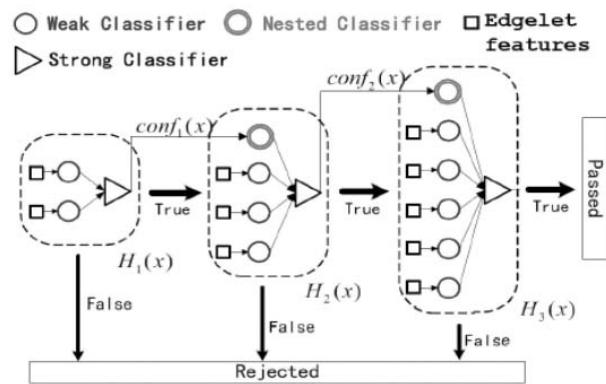
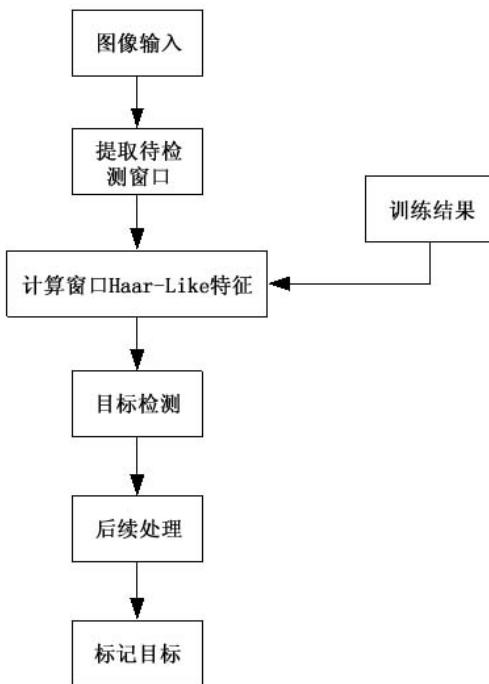


图 6 级联分类器的存放形式

4 实验结果分析

4.1 实验环境

训练与检测系统采用 VC++6.0 环境, 运行条件为 CPU: pentium 4、512M 内存、Windows XP pro 操作系统, 训练耗时约 7h。



(b) 自动检测部分的流程图

图 5 训练和检测部分的流程图

4.2 实验结果分析

利用训练好的分类器对单个人脸目标实现的部分检测图像如图 7 所示。

利用训练好的分类器对多个人脸目标实现的部分检测图像如图 8 所示。

在待测目标图像库中分别检测了 50、100、300 和 500 张人脸图像, 表 1 所示为得到的检测率。

通过图表可以看出, 在测试集达到 500 个样本的情况下, 检测率仍然达到了 98.4%, 而误检率为 0。500 个样本的平均检测时间为 100.5ms, 基

本上达到了红外视频图像的实时性检测要求。它还克服了目标的大小和远近以及外界干扰等因素的影响, 并具有一定的鲁棒性。因此, 利用该方法可以有效地对红外视频图像进行人脸自动检测。

表 1 检测率统计表

总数	成功检测	未检测出	错检 / 误检	检测率
50	48	2	0	96%
100	96	4	0	96%
300	295	5	0	98.3%
500	492	8	0	98.4%



图 7 单个人脸的检测结果

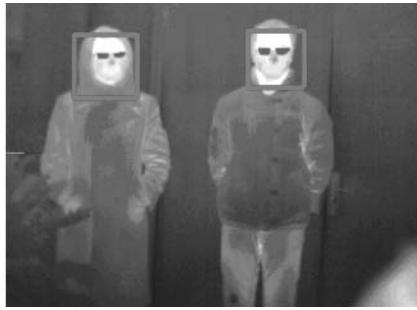


图 8 多个人脸的检测结果

5 结论

本文根据 P. Viola 提出的 Adaboost 算法, 通过编程构建了一个实时的目标检测系统, 它包括离线训练与自动检测两部分。经实验验证, 通过对广泛目标的学习, 该算法可以实现对红外图像中人脸的自动检测, 其最高检测率达到了 98.4%。随着研究的进一步发展, 如用改进的弱分类器选择方式来减少耗时和用改进的搜索策略来检测更小目标等, Adaboost 算法必将在红外图像检测和跟踪领域取得新的发展。

参考文献

<http://journal.sitp.ac.cn/hw>

- [1] Paul Viola, Michael Jones. Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2001: 511–518.
- [2] Rainer Lienhart. Empirical Analysis of Detection Cascades of Boosted Classifiers for Rapid Object Detection [J]. *MRL Technical Report*, 2002: 148–156.
- [3] 陈胜勇, 刘胜. 数字图像处理 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2008: 183–203.
- [4] 梁路宏, 艾海舟, 徐光, 等. 人脸检测研究综述 [J]. *计算机学报*, 2002, 25(5): 449–458.
- [5] 唐奇, 苏光大. 基于 Adaboost 算法的硬件实时人脸检测 [J]. *计算机工程*, 2008 (4): 248–250.