

# 基于 AdaBoost 的人脸检测算法

王心醉<sup>1,2</sup>, 郭立红<sup>1</sup>, 杨丽梅<sup>3</sup>, 康长青<sup>1,2</sup>

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130033; 2. 中国科学院 研究生院, 北京 100039;  
3. 长春工业大学 机电工程学院, 长春 100012)

**摘要:** 针对人脸检测的特点, 深入分析了基于 Haar-Like 小波特征和 AdaBoost 算法构造强分类器的人脸检测算法, 并将此算法应用于 ORL 人脸库。在 Visual C++6.0 平台下, 首先利用 AdaBoost 算法训练得到用于人脸检测的强分类器 $H(x)$ , 然后利用该分类器进行人脸检测。实验表明, 提出的算法在保证检测精度的同时, 极大的提高了人脸检测速度, 且受光照变化影响小。

**关键词:** AdaBoost; Haar-Like; 人脸检测; 人脸识别; 模式识别

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1672 - 9870 (2009) 02 - 0248 - 03

## A Face Decetion Algorithm Based on AdaBoost

WANG Xinzui<sup>1,2</sup>, GUO Lihong<sup>1</sup>, YANG Limei<sup>3</sup>, KANG Changqing<sup>1,2</sup>

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033;  
2. Graduate School of Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033; 3. School of Electro-mechart  
Engineering, Changchun University of Technology, Changchun 130033)

**Abstract:** On the basis of to the character of the face detection, a face detection algorithm based on Haar-Like and AdaBoost was analyzed. And the algorithm was tested on the standard ORL face database. At the platform of Visual C++ 6.0, firstly,  $H(x)$  the for face detection was acquired by using AdaBoost. Then detected face based on the  $H(x)$ . The experimental result indicated that the algorithm could get an all-right accuracy with reducing the running time.

**Key words:** AdaBoost; Haar-Like; face detection; face recognition; pattern recognition

人脸检测是目标检测问题的典型代表, 也是模式识别和机器视觉领域的一个研究热点。人脸检测是指对于给定的图像或视频序列中, 要确定其中是否包含人脸, 如有, 则确定其大小、位置。人脸检测的方法大致可分为三类: 基于知识的方法、基于模型的方法、基于外观的方法。基于知识的方法使用先验规则来进行人脸检测。基于模型的方法包括模板匹配, 可变性模板等。基于外观的方法包括神经网络、ICA (Independent Component Analysis) 等统计学习方法。Viola P<sup>[1]</sup>等提出了一种基于 Haar-Like 小波特征的 AdaBoost 的人脸检测方法, 该方法允许设计者不断地加入新的弱分类器, 直到达到某个预定的足够小的误差率, 在保证检测精度的同时, 极大的提高了人脸检测速度, 成为目前人

脸检测领域的主流方法。

## 1 基于 Haar-Like 小波的级联式分类器

### 1.1 Haar-Like 小波

Haar-Like 小波是 Viola P 等提出的一种简单矩形特征, 因类似于 Haar 小波而得名<sup>[2]</sup>, 如图 1 所示, 图 1(a)为边缘特征, 图 1(b)为线性特征。

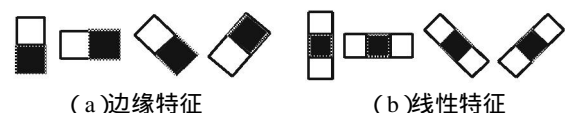


图 1 Haar-Like 特征

Fig.1 Haar-Like characteristics

Haar-Like 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

收稿日期: 2009-01-15

基金项目: 长春市科技攻关项目 (07163UC070)

作者简介: 王心醉 (1979-), 男, 博士, 主要从事图像处理、人脸识别的研究, E-mail: xinzui\_wang@163.com。

域灰度积分之和:

$$\text{Feat} = \sum_{i=1}^N \omega_i \times \text{RecSum}(r_i) \quad (1)$$

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

Haar-Like 小波特征可以描述图像模式相邻区域的特征差异,反映了图像局部的灰度变化。在实际使用时,将每一特征在图像子窗口中进行滑动计算,从而获得各个位置的多个 Haar-Like 特征,如果选用的训练图像分辨率为  $24 \times 24$ ,每个图像得到用于训练的 Haar-Like 小波特征超过  $18 \times 10^4$  个。

## 1.2 积分图

为了加快 Haar-Like 小波特征的计算,Viola P 等提出积分图像的定义,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  $a$ ,设图像中某点灰度值表示为  $I(x, y)$ ,积分图表示为  $I_a(x, y)$ ,则有:

$$I_a(x, y) = \sum_{i=0}^x \sum_{j=0}^y I(i, j) \quad (2)$$

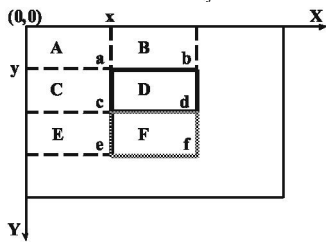


图2 积分图计算

Fig.2 Calculate integral image

可见,  $I_a$  即为区域  $A$  中所有灰度值之和。同理,可得:

$$\text{D 灰度之和} = I_d + I_a - I_b - I_c \quad (3)$$

$$\text{F 灰度之和} = I_f + I_c - I_d - I_e \quad (4)$$

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

## 1.3 基于级联结构的分类器模型

通常待检测图像中绝大多数区域不包含目标,如何能快速地排除非目标区域是提高检测速度的关键。Viola P 等提出的级联结构检测模型(如图 3 所示)有效地解决了这一问题。级联结构分类器由多个弱分类器组成,逐级复杂,每个分类器几乎可让所有的目标通过,并滤掉大部分非目标。这样在检测

开始阶段,用少量的计算就能够快速排除大量的非目标,进行后续检测的目标越来越少,从而大大提高了检测速度。

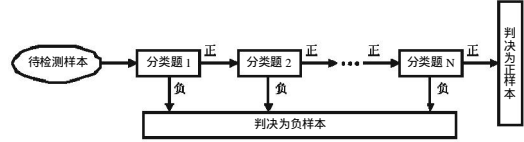


图3 基于级联结构的分类器模型

Fig.3 Model based cascade classifiers

## 2 AdaBoost 算法

Adaboost 算法是 Freund 和 Schapire 根据在线分配算法提出的<sup>[3]</sup>,这个方法允许设计者不断地加入新的弱分类器,直到达到某个预定的足够小的误差率。理论证明<sup>[2-4]</sup>,每个弱分类器的分类能力比随机猜测的好,弱分类器的个数趋近于无穷时,强分类器的错误率将趋近于零。在 AdaBoost 算法中,每个训练样本都被赋予一个权重,表明它被某个分量分类器选入训练集的概率。如果某个样本点已经被准确地分类,那么在构造下一个训练集中,它被选中的概率就被降低;相反,如果某个样本点没有被正确分类,那么它的权重就得到提高。通过  $T$  轮这样的训练,AdaBoost 算法能够“聚焦于”那些较困难(更富信息)的样本上,综合得出用于目标检测的强分类器。

该算法通过结合多个特征构造的强分类器,共同完成目标的检测任务,大大提高了检测的稳定性和精度。算法描述如下:

1. 给定标定的训练样本集:  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_L, y_L)$ ,  $g_j(x_i)$  代表第  $i$  个训练图像的第  $j$  个 Haar-Like 特征,  $x_i \in X$  表示输入的训练样本,  $y_i \in Y = \{1, -1\}$  分别表示真假样本。

2. 初始化权重  $w_{1,i} = 1/2m, 1/2n$ , 其中  $m, n$  分别是真样本、假样本的数目,总样本数  $L = m + n$ 。

3. 对于  $T$  轮训练 For  $t = 1, 2, \dots, T$ :

(1) 对所有样本的权重进行归一化

$$w_{ti} = w_{ti} / \sum_{i=1}^L w_{ti} \quad (5)$$

(2) 对于每个样本中第  $j$  个 Haar-Like 特征,可以得到一个简单分类器  $h_j$ ,也就是确定阈值  $\theta_j$  和偏置  $P_j$ ,使得误差  $\epsilon_j = \sum_{i=1}^L w_{ti} |h_j(x_i) - y_i|$  达到最小,而

$$h_j(x) = \begin{cases} 1 & P_j g_j(x) < P_j \theta_j \\ 2 & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

偏置  $p_j$  决定不等式方向,只有  $\pm 1$  两种情况。

(3) 在确定的简单分类器中, 找出一个具有最小误差  $\varepsilon_t$  的弱分类器  $h_t$ 。

(4) 对所有样本的权重进行更新:

$w_{t+1,i} = w_{t,i} \beta_t^{1-e_i}$ , 其中  $\beta_t = \varepsilon_t / (1 - \varepsilon_t)$ , 如果  $x_i$  被  $h_t$  正确分类, 则  $e_i = 0$ , 反之  $e_i = 1$ 。

4. 最后得到的强分类器为

$$H(x) = \begin{cases} 1 & \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \geq 0.5 \sum_{t=1}^T \alpha_t \\ 2 & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

其中  $\alpha_t = \ln(1/\beta_t)$ , 是根据  $h_t$  的预测错误衡量的, 也就是对第  $t$  轮产生的分类规则  $h_t$  的评价,  $\alpha_t$  越大,  $h_t$  的重要性越大。

### 3 实验结果

实验微机配置为 Pentium4、2.4GHz CUP、512MB 内存, 实验平台为 Visual C++6.0。实验人脸训练样本图像取自英国剑桥大学的 ORL 人脸数据库, ORL 数据库由 40 个人的图像组成, 每个人有 10 幅不同的图像, 每幅图像为  $112 \times 92$  像素, 256 级灰度图。采用基于 AdaBoost 的算法对其进行学习, 最终得到用于人脸检测的强分类器  $H(x)$ 。实验结果如图 4 所示, 图中矩形区域为检测到的人脸。



图 4 实验结果

Fig.4 The experiment result

从图中可以看出, 在多人脸光照不均匀情况下, 该算法仍具有较好的准确度, 检测时间为 0.5 s 左右, 满足实时性要求。无误检情况, 但图中上中部位有两个人脸漏检的情况, 这是由人脸姿态偏转较大导致的, 需要改进训练权值的更新规则, 这也是论文下一步的主要研究工作。

### 4 结论

针对人脸检测的特点, 本文详细分析了 Haar-Like 小波特征, 积分图快速计算方法, 基于级联结构的分类器模型, 并基于 AdaBoost 算法将多个简单弱分类器级联组成强分类器, 从而实现人脸检测。实验证明, 本文算法具有检测准确度高, 受光照影响小, 耗时少的优点。但算法在人脸姿态偏转较大的情况下还是存在漏检的现象, 这将是下一步研究的重点内容。

#### 参考文献

- [1] Viola P, Jones M. Robust real-time face detection [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 57(2): 137-154.
- [2] Viola P, Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features [A]. In: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'2001) [C]. Lihue, Kauai, Hawaii, USA: IEEE Computer Society Press, 2001: 511-518.
- [3] 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.
- [4] Freund Y, Schapire R E. Experiments with a new boosting algorithm [J]. Proc of the 13th Conf on Machine Learning, 1996, 148-156.