

# 基于边缘方向直方图的 Adaboost 人脸检测

王 晶, 杨 煜

(同济大学 电子与信息学院, 上海 201804)

**摘 要:**在传统的 Adaboost 分类器算法中,采用色彩直方图或空间直方图作为提取特征,但这并不能充分描述图像目标的特征,导致了目标检测和跟踪出现偏差。提出了一种基于边缘方向直方图的 Adaboost 人脸检测算法,使用空间分布和纹理信息作为提取特征。实验结果表明,该方法与传统 Adaboost 方法相比,准确率明显提高,而速度相当。

**关键词:**边缘方向直方图;Adaboost;人脸检测

**中图分类号:**TN911.73

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2007)12-0005-03

## Adaboost for Face Detection Based on Edge Orientation Histograms

WANG Jing, YANG Yu

(School of Electronics and Information, Tongji University, Shanghai 201804, China)

**Abstract:** Color histogram and spatial histogram are widely used as characters in traditional Adaboost classifiers, however, they are not sufficient for describing the information of the objects. This causes error in object detection and tracking based on Adaboost. Presents a new Adaboost algorithm based on edge orientation histograms, using space distributing and texture information as characters, and is used for face detection. Experiments proved the new algorithm is more accuracy than and as fast as tradition ones.

**Key words:** edge orientation histograms; Adaboost; face detection

### 0 引 言

人脸检测作为图像处理技术的热点之一,长期以来备受关注。如何通过机器视觉从图像中识别既定目标,无论从实际应用还是理论研究的角度来看,都具有很大的吸引力和发展前景。在过去的几十年里,图像特征提取和识别方法上有了不断的进步。在特征提取方面,从 PCA 转向 LDA<sup>[1,2]</sup>,ICA,小波<sup>[3]</sup>等多种方法,从总体特征到总体与局部特征的综合<sup>[4]</sup>;在识别方法上从简单的最近邻到支持向量机(SVM)<sup>[5]</sup>和 BOOSTING<sup>[6,7]</sup>方法。由于人脸识别的性能受到光源位置和强度变化、目标的偏转和俯仰等因素的影响,特征提取和识别仍然是一个具有挑战性的研究课题。

Yoav Freund 和 Robert E. Schapire 在 1995 年提出了 Adaboost 算法,由于算法简单、运算速度快而被广泛应用于字符识别和人脸检测等领域。但传统方法一般采用色彩直方图或空间色彩直方图作为提取特征,在目标和背景色彩相近或图像色彩质量差的情况下,不能充分描述图像目标的特征,导致了目标检测和跟

踪出现偏差。提出了一种基于边缘方向直方图的 Adaboost 分类算法,使用空间分布和纹理信息作为提取特征。实验结果表明,该方法与传统 Adaboost 方法相比,准确率明显提高,而速度相当。

### 1 人脸检测系统的基本框架

本系统主要由离线训练模块和在线训练模块两部分组成。在离线模块中训练得出基于方向直方图的特征强分类器,该分类器将用于在线模块来对输入图像作出判断,如图 1 所示。

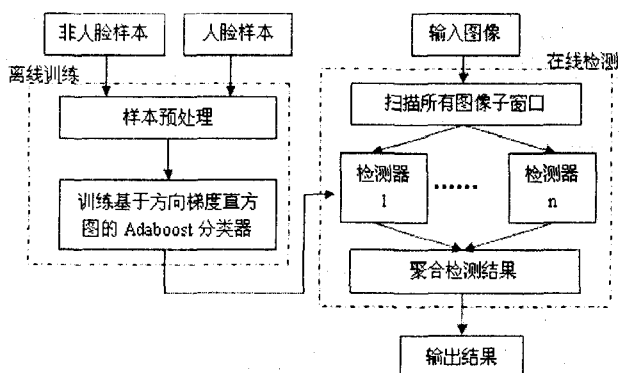


图 1 基于边缘方向直方图的 Adaboost 人脸检测算法框架

收稿日期:2007-03-08

**作者简介:**王 晶(1983-),女,硕士研究生,研究方向为图像处理、多媒体信息处理;导师:刘富强,教授,研究方向为图像处理、多媒体信息处理。

## 2 基于边缘方向直方图的 Adaboost 方法

传统 Adaboost 方法一般采用色彩直方图或空间色彩直方图作为提取特征,但是处理目标和背景色彩相近或图像色彩质量差的图片时,这种完全基于色彩的特征提取显得不足以充分描述图像目标的特征,导致了分类器性能下降。于是考虑用纹理作为提取特征,改善 Adaboost 方法。

### 2.1 边缘方向直方图

使用经典的边缘检测作为检测纹理特征的第一步。在给定的图像内,各个像素点的梯度幅值在某种程度上反映了区域的边缘锐度,而梯度方向反映了各个点处的边缘方向。两者结合表征了完整的纹理信息。

对于边缘检测,文中采用 sobel 算子。考虑一个  $10 \times 10$  的灰度图像  $I$ ,使用两个 sobel 算子

$$s1 = \begin{vmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{vmatrix} \text{ 和 } s2 = \begin{vmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{vmatrix}$$

分别对图像  $I$  进行扫描生成边缘图像  $I1$  和  $I2$ 。对于原图像  $I$  中像素  $p_{i,j}$  (其中  $i, j$  表示像素所在的行数和列数,  $0 < i, j < 9$ ), 对应边缘图像  $I1$  中相应位置的像素值为  $Gx_{i,j}$ , 而对应边缘图像  $I2$  中相应位置的像素值为  $Gy_{i,j}$ 。它们分别是像素点  $p_{i,j}$  的水平梯度和垂直梯度值。由边缘图像  $I1$  和  $I2$ , 可以对原图  $I$  中每个像素  $p_{i,j}$  计算出两个值:

#### 1) 梯度幅值

$$\text{Mag}(p_{i,j}) = \sqrt{Gx_{i,j}^2 + Gy_{i,j}^2}$$

#### 2) 梯度方向

$$\text{Dir}(p_{i,j}) = \arctan \sqrt{\frac{Gy_{i,j}}{Gx_{i,j}}}$$

$$-\frac{\pi}{2} \leq \text{Dir}(p_{i,j}) \leq \frac{\pi}{2}$$

将  $\text{Dir}(p_{i,j})$  的取值范围分成  $n$  等分, 以便将  $\text{Dir}(p_{i,j})$  量化。 $n$  的值可以根据需要选取,  $n$  越大, 计算量越大, 同时计算精度也越高。这里假设选取  $n = 16$ , 即各个取值区间为  $\left[-\frac{9\pi}{16} + \frac{\pi}{16}k, -\frac{\pi}{2} + \frac{\pi}{16}k\right)$ ,  $k = 1 \cdots 16$ 。对每个  $\text{Dir}(p_{i,j})$  进行量化计算, 若

$$\text{Dir}(p_{i,j}) \in \left[-\frac{9\pi}{16} + \frac{\pi}{16}k, -\frac{\pi}{2} + \frac{\pi}{16}k\right), k = 1 \cdots 16,$$

则  $\theta(p_{i,j}) = k$ 。这样原图中每个像素  $p_{i,j}$  都对应两个值  $\text{Mag}(p_{i,j})$  和  $\theta(p_{i,j})$ 。

以  $\theta(p_{i,j})$  为直方图的横坐标生成直方图  $H$ , 这里直方图  $H$  的横坐标有 16 个取值  $H_t, t = 1 \cdots 16$ 。直方图中对应于  $H_t$  的纵坐标取值计算如下, 所得的直方图  $H$  就是边缘方向直方图。

$$H_t = \sum_{i,j} \text{Mag}(p_{i,j}) \delta[\theta(p_{i,j}) - t]$$

$$\text{其中 } \delta[x - t] = \begin{cases} 1, x = t \\ 0, x \neq t \end{cases}$$

### 2.2 基于边缘方向直方图的 Adaboost

假设已知  $n$  个训练样本图像  $\{x_1, y_1\}, \dots, \{x_n, y_n\}$ , 其中  $y_i = \{0, 1\}$  表示正样本或负样本,  $y_i = 1$  表示  $x_i$  为正样本。已知  $n$  个样本中, 正样本为  $s$  个, 负样本为  $t$  个。每个样本  $x_i$  具有  $q$  个简单一维特征, 记作  $f_j(x_i), 1 \leq j \leq q$ 。对于每个输入特征  $f_j$  定义一个弱分类器, 其中  $T_j$  为对应于  $f_j$  的阈值。

$$h_j(x) = \begin{cases} 1, f_j(x) < T_j \\ 0, f_j(x) \geq T_j \end{cases}$$

Adaboost 分类器训练方法如下:

1) 设  $w_{m,i}$  为第  $m$  次循环中第  $i$  个样本的误差权重。对所有训练样本初始化误差权重:

$$w_{1,i} = \begin{cases} \frac{1}{2s}, y_i = 1 \\ \frac{1}{2t}, y_i = 0 \end{cases}$$

2) 对  $m = 1, \dots, M$

(1) 权重归一化, 使得  $w_m$  为

$$w_{m,i} \leftarrow \frac{w_{m,i}}{\sum_{j=1}^n w_{m,j}}$$

(2) 对于每个特征  $j$ , 训练一个弱分类器  $h_j$ , 确定阈值  $T_j$ , 使如下误差函数达到最小:

$$\epsilon_j = \sum_i w_{m,j} |h_j(x_i) - y_j|$$

(3) 选择一个具有最小误差  $\epsilon_j$  的弱分类器  $h_m$ 。

(4) 对所有样本的误差权重进行更新:

$$w_{m+1,i} = w_{m,i} \beta_m^{1-\epsilon_i}$$

其中, 若样本  $x_i$  被正确分类, 则  $\epsilon_i = 0$ ; 否则  $\epsilon_i = 1, \beta_m$

$$= \frac{\epsilon_m}{1 - \epsilon_m}.$$

3) 最后由上述弱分类器结合得到一个强分类器:

$$h(x) = \begin{cases} 1, \sum_{m=1}^M \alpha_m h_m \geq 0.5 \sum_{m=1}^M \alpha_m \\ 0, \sum_{m=1}^M \alpha_m h_m < 0.5 \sum_{m=1}^M \alpha_m \end{cases}$$

其中  $\alpha_m = \log \frac{1}{\beta_m}$ 。

基于边缘方向直方图的 Adaboost 算法采用 2.1 中边缘方向直方图  $H$  中的各个  $H_t$  分量作为一组简单一维特征来训练分类器。在一些情况下, 仅用各个  $H_t$  分量还不够, 可以添加以下一维特征中的一个或几个:

$$\textcircled{1} f(x) = \frac{\text{Max}[H_t]}{\sum_i H_t}$$

$$\textcircled{2} \quad f(x) = \frac{H_{t1}}{H_{t2}}$$

其中  $H_{t1}$  和  $H_{t2}$  为边缘方向直方图  $H$  中特定角度对应的直方图纵坐标取值,比如水平、垂直或对角线方向。

对于彩色图像,可以对其 RGB 通道分别求边缘方向直方图作为候选一维特征。



图 2 人脸灰度样本



图 3 梯度方向区分图



图 4 基于方向直方图的 Adaboost  
在测试集上的测试效果图

区分图(左起依次是将梯度划分为 4,8,16,32,64,128 个子集时梯度方向区分图,可见子集数越多,区分度越好)。图 4 是对测试集的检测结果。实验证明,本算法优于传统基于色彩的训练算法,具有更高的准确率,而速度与之相当。

#### 参考文献:

- [1] Zhao W, Chellappa R, Phillips P J. Subspace Linear Discriminant Analysis for Face Recognition[R]. CAR - TR - 914. USA:Center for Automation Research, University of Maryland,1999.
- [2] 边肇祺,张学工. 模式识别[M]. 第 2 版. 北京:清华大学出版社,2000.
- [3] Wiskott L, Fellous J M, Kruger N, et al. Face recognition by elastic bunch graph matching[R]. IR - INI 96 - 08. Germany: Institut fur Neuroinformatik, Ruhr - Universitat Bochum,1996.
- [4] Fang Yuchun, Tan Tieniu, Wang Yunhong. Fusion of Global and Local Features for Face Verification[C]// IEEE International Conference on Pattern Recognition (ICPR). [s.l.]:[s.n.],2002.
- [5] Phillips P. Support Vector Machines applied to face recognition[R]. NISTIR 6241.[s.l.]:[s.n.],1998.
- [6] Gun GuoDong, Zhang HongJiang. Boosting for Fast Face Recognition[C]// IEEE ICCV Workshop on Recognition, Analysis, and Tracking of Faces and Gestures in Real - Time Systems(RATFG-RTS'01), Conjunction with ICCV2001. [s.l.]:[s.n.],2001:96-100.
- [7] 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.

### 3 实验和结论

提出了一种基于方向直方图的 Adaboost 人脸检测算法,为了测试其正确性,选取了 1502 幅  $320 \times 240$  图片,提取 4922 个人脸训练样本。用训练好的检测器检测独立于训练集的测试集合,共计 196 幅图片,其中包含人脸 368 个。并将像素点的梯度方向划分为 32 个子集。图 2 给出了一个灰度样本(包括其原图水平梯度图、垂直梯度图、梯度幅值图)。图 3 是梯度方向

(上接第 4 页)

统、文件系统和图形构件。文中探讨了作为 CAR 构件技术的精髓之一的“和欣”命名服务的机制及其特点,并用一个示例来说明如何使用“和欣”操作系统的命名服务。对于正确理解“和欣”操作系统的命名机制并利用“和欣”的命名机制简化在“和欣”上的编程,正确理解“和欣”系统的 CAR 构件运行环境和灵活内核机制,具有一定的价值和指导意义。同时“和欣”的命名服务机制弥补了微软 COM 的名字对象机制的不足,对于其它系统的命名服务的设计也具有指导和借鉴作用。

#### 参考文献:

- [1] Koretide CAR'S Manual[M/CD]. 2005 - 06. <http://www.koretide.com.cn>,2004/2005.

- [2] 科泰世纪. 和欣 2.0 资料大全[EB/OL]. 2005 - 12. <http://www.koretide.com.cn>.
- [3] OMG. CORBA 服务[M]. 韦乐平译. 北京:电子工业出版社,2002.
- [4] Chen Rong. The Application of Middleware Technology in Embedded OS[C]//Workshop on Embedded System, In Conjunction with the ICYCS(6th). Hangzhou:[s.n.],2001:1-3.
- [5] BOX D. COM 本质论[M]. 潘爱民译. 北京:中国电力出版社,2001.
- [6] 潘爱民. COM 原理与应用[M]. 北京:清华大学出版社,1999:25-32.