

文章编号:1001-9081(2009)12-3346-03

基于分类器相关性的 Adaboost 人脸检测算法

张君昌¹, 李倩¹, 贾靖²

(1. 西北工业大学电子信息学院, 西安 710072;
2. 夏普电子(上海)有限公司 软件开发中心, 上海 201203)
(liqianfish@163.com)

摘要:为了提高传统 Adaboost 算法的集成性能,提出一种基于分类器相关性的 Adaboost 算法。该方法在弱分类器的训练过程中加入分类器的相关性判定,使每一个弱分类器的生成不仅与当前分类器有关,而且与前面若干个分类器相关,并将由此生成的弱分类器组合成新的强分类器。在 CMU 正面人脸检测集上的仿真结果表明,较传统的 Adaboost 算法,基于分类器相关性的 Adaboost 人脸检测算法具有更好的检测效率,同时降低了误检率。

关键词:人脸检测;分类器相关性;自适应提升算法

中图分类号: TP391.4 文献标志码:A

Adaboost face detection algorithm based on correlation of classifiers

ZHANG Jun-chang¹, LI Qian¹, JIA Jing²

(1. School of Electronic Information Engineering, Northwest Polytechnical University, Xi'an Shaanxi 710072, China;
2. Software Development Center, Sharp Electronics (Shanghai) Company Limited, Shanghai 201203, China)

Abstract: In order to enhance the ensemble ability of the traditional Adaboost algorithm, an improved Adaboost algorithm was proposed, which was based on the correlation of classifiers. In the algorithm, the correlation estimation of classifiers was added in the weak training classifiers. Every weak classifier was related not only to the current classifier, but also to previous classifiers as well. The experimental results in Carnegie Mellon University (CMU) show that the algorithm is of better detection rate and lower false alarm rate, compared with traditional Adaboost algorithm.

Key words: face detection; correlation of classifiers; Adaptive Boosting (Adaboost) algorithm

0 引言

人脸检测指的是在输入图像中确定所有人脸(如果存在)的位置、大小、和姿态的过程^[1]。它在人机自然交互、身份认证和安全防范等系统中发挥了重要的应用。近几年,人们研究并提出了很多人脸检测的方法。其中,文献[2]提出的 Adaboost 人脸检测方法,极大的提高了人脸检测的速度和精度,使人脸检测走向了实时应用。此后,很多研究者都开始关注 Adaboost 算法。文献[3]提出连续的 Adaboost 算法,使弱分类器的输出具有连续置信度,收敛更快,检测一幅 320 × 240 正面图片只需要 18 ms。文献[4]对 Adaboost 算法的权重更新规则进行调整,解决了训练过程中的退化问题和样本扭曲现象。文献[5]采用高斯分布来改进 Adaboost 算法的性能,将弱分类器的二值模型改进为高斯模型来处理,优化了系统结构。文献[6]将肤色检测和 Adaboost 算法进行结合,先采用肤色排除大量非人脸区域,再用 Adaboost 算法进行检测,有效提高了人脸检测的速度和精度。

Adaboost 算法的实质是通过更新样本权重改变样本分布来训练弱分类器,再由这些弱分类器构成一个强分类器。它可以看作是函数空间的梯度下降算法。每次选择使分类错误率减少最快的弱分类器加入到强分类器的组合中。但是,由 Adaboost 算法的权重更新规则可以看出当前弱分类器的训练只与上一个弱分类器有关,忽略了当前分类器与之前更早选

择的分类器的相关性,从而导致了强分类器的集成性能下降。由文献[7]知道,分类器的相关性对分类结果有很大的影响。如果能够利用相关性对弱分类器进行最优组合,就可以达到理想的分类效果。因此,本文提出了一种基于分类器相关性判断的 Adaboost 算法,在训练弱分类器的过程中加入相关性判断,并根据判定值,将具有差异互补特性的分类器进行组合,形成强分类器。仿真结果证明,基于分类器相关性的 Adaboost 算法形成的强分类器较传统的 Adaboost 算法具有更好的分类效果。

1 Adaboost 人脸检测系统

1.1 Adaboost 算法原理

Adaboost 算法的具体步骤如下:

假设输入 n 个训练样本:

$$\{x_1, y_1\}, \{x_2, y_2\}, \dots, \{x_n, y_n\}$$

其中: $y_i = \{0, 1\}$, $i = 1, 2, \dots, n$; 0 代表假样本, 1 代表真样本。已知训练样本中有 a 个假样本和 b 个真样本。第 j 个特征生成的简单分类器, 如式(1) 所示。

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

其中: h_j 表示简单分类器的值; θ_j 为阈值; p_j 表示不等号的方向, 只能取 ± 1 ; $f_j(x)$ 表示特征值 ($j = 1, 2, \dots, n$)。

收稿日期:2009-06-08;修回日期:2009-08-12。

作者简介:张君昌(1969-),男,陕西西安人,副教授,博士,主要研究方向:信号处理、无线通信;李倩(1984-),女,陕西咸阳人,硕士研究生,主要研究方向:信号与信息处理;贾靖(1976-),男,河南洛阳人,工程师,主要研究方向:图形图像处理。

1) 初始化误差权重, 对于 $y_i = 0$ 的假样本, $w_{1,i} = 1/(2a)$; 对于 $y_i = 1$ 的真样本, $w_{1,i} = 1/(2b)$ 。

2) 对每一个 $t = 1, 2, \dots, T$ (其中 T 为训练的次数):

a) 权重归一化, $\frac{w_{t,i}}{\sum_{j=1}^n w_{t,j}} \rightarrow w_{t,i}$

b) 对每个特征 j , 按照上述方法生成相应的弱分类器 h_j , 计算相对于当前权重的误差

$$\varepsilon_j = \sum_i w_{t,i} |h_j(x_i) - y_i| \quad (2)$$

c) 选择具有最小误差 ε_t 的弱分类器 h_t 加入到强分类器中去。

d) 更新每个样本所对应的权重

$$w_{t+1,i} = w_{t,i} \beta_t^{-e_t} \quad (3)$$

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

3) 形成的强分类器为:

$$h(x) = \begin{cases} 1, & \sum_{i=1}^T a_i h_i(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T a_i \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中 $a_t = \lg(1/\beta_t)$ 。

1.2 Adaboost 算法分析

由 Adaboost 算法的原理可以看出, 它的训练结果实质上是多个弱分类器的组合, 这些弱分类器既具有相似性, 又具有一定的互补功能, 可以有效减少分类器的错误率。根据文献 [8] 给出的强分类器进行人脸检测的分类错误率为:

$$\varepsilon \leq 2^T \prod_{i=1}^T \sqrt{\varepsilon_i(1-\varepsilon_i)} = \prod_{i=1}^T \sqrt{1-4\gamma_i^2} \leq \exp\left(\frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \gamma_i^2\right) \quad (5)$$

其中: $\gamma_i = (1/2) - \varepsilon_i$, 如果所有的弱分类器错误率相等, 即 $\varepsilon_i = \varepsilon_0$, $\gamma_i = \gamma_0$, 则式(5)可以简化为:

$$\varepsilon \leq \exp(-2T\gamma_0^2) \quad (6)$$

可见, 当弱分类器的错误率相等时, 强分类器的错误率就会呈指数形式下降。Adaboost 算法的强分类器是多个弱分类器的组合, 怎样才可以使多个弱分类器的最小错误率以最快的速度收敛, 而不会发散? 文献[9]提出通过多个分类器的线性组合逐步更新样本的权重来训练弱分类器, 提高了集成分类器的整体性能。但是更新样本的权重存在过矫正和退化的问题。本文采用 Adaboost 算法训练弱分类器, 将训练结果进行相关性判定, 可以有效剔除使分类错误率发散的弱分类器, 提高了分类器的集成性能, 同时又排除了权重更新存在的问题, 具有较好的训练效果。

2 基于分类器相关性的 Adaboost 算法

2.1 分类器的相关性度量

文献[10]总结了分类器之间度量的几种常用方法, Q 统计量就是其中之一, 它是描述两个分类器之间关联度的一种度量。本文采用 Q 统计量作为分类器关联的度量, 因为它对于独立关系及正负相关都有清晰的解释, 且易于计算。分类器 R_i 和 R_j 之间的 Q 统计量定义为:

$$Q_{i,k} = \frac{N^{11}N^{00} - N^{01}N^{10}}{N^{11}N^{00} + N^{01}N^{10}} \quad (7)$$

其中: N^{ab} 是指检测样本集中 R_i 判决为 a , R_j 判决为 b 的样本数目; a 和 b 取值为 1 表示分类器判决正确, 取值为 0 则表示分类器判决错误; Q 的变化范围从 -1 到 1。那些能够将相同的对象正识别的分类器的相关性为正值, 那些将不同对象错误分类的分类器的相关性为负值。对于多个分类器, 用 Q 统计量的均值描述分类器集合的关联。设有 L 个分类器, 它们的相关性为:

$$\bar{Q}_{i,k} = \frac{2}{L(L-1)} \sum_{i=1}^{L-1} \sum_{k=i+1}^L Q_{i,k} \quad (8)$$

2.2 基于分类器相关性的 Adaboost 算法

针对第 1.2 节提出的问题, 本文对 Adaboost 人脸检测系统进行了改进, 提出了一种基于分类器相关性的 Adaboost 算法。首先, 利用 Adaboost 算法挑选弱分类器, 每挑出一个弱分类器 $h_i(x)$, 就利用 Q 统计量计算它与前面各个弱分类器之间的相关性 $Q_{i-1}, Q_{i-2}, \dots (i > 1)$, 再利用得到的各个 Q_i 计算 \bar{Q} , 如果 $\arg \min Q_i < \bar{Q} < \arg \max Q_i$, 就将它归入到强分类器集合, 经过多次循环寻找满足判决条件的弱分类器, 最终由它们构成新的强分类器。具体的算法描述如下。

1) 先定义一个弱分类器的集合 Ω 。

2) 采用 Adaboost 方法挑选弱分类器:

$$h_j(x) = \begin{cases} 1, & p f_j(x) < p_j \theta_j \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

其中 $j = 1, 2, \dots, t$ 。

3) 计算 $h_i(x)$ 和 $h_j(x)$ 的 Q 值:

$$Q_{i,j} = \frac{N^{11}N^{00} - N^{01}N^{10}}{N^{11}N^{00} + N^{01}N^{10}}; i = 1, 2, \dots, j-1 \quad (10)$$

$$\bar{Q}_{i,k} = \frac{2}{L(L-1)} \sum_{i=1}^{L-1} \sum_{k=i+1}^L Q_{i,k}; L = j \quad (11)$$

判断 $\bar{Q}_{i,k}$ 是否属于区间 (a, b) , 其中 $a = \arg \min Q_i, b = \arg \max Q_i$, 如果在则 $h_j(x)$ 加入到 Ω 中。

4) 重复 2) ~ 3), 形成最终的强分类器集合 Ω 。

本算法的核心就是通过计算分类器的相关性, 剔除相似特征和干扰特征, 保证强分类器的错误率朝减小最快的方向收敛。分类器的相关性判定提高了各个弱分类器间的差异性与互补性能, 可以将人脸很好地检测出来。由上面算法的描述可以看到, 每一个弱分类器的求解过程不仅与当前分类器有关, 而且考虑到了前面若干个分类器的特性, 当相关性处于一定范围内时, 就将新的弱分类器加入到强分类器的集合中。

3 仿真结果

本文从一些人脸库和网络图片中共搜集了 5 000 张人脸和 5 000 张非人脸图片作为样本, 其中包括各种姿势、表情、亮度变化的人脸。在开始训练前, 将样本图像进行预处理归一化为 24×24 图像大小, 每幅图像提取 11 843 个矩形特征。在 P4 2.4 GHz 的一台机器上, 利用基于分类器相关性的 Adaboost 算法训练了 150 个弱分类器, 采用 400 幅卡耐基梅隆大学的 CMU 人脸数据库中的人脸图像和 700 幅从网络中搜集到得人脸图像作为检测集进行检测, 并与文献[9]提出

的多步校正的 Adaboost 算法进行比较,实验结果如表 1 所示。

表 1 多种方法检测性能比较

弱分类器个数	算法	检测率/%	误检率/%
100	传统算法	90.0	15.5
	多步校正方法	94.8	13.3
	本文方法	92.0	10.3
150	传统算法	92.4	10.3
	多步校正方法	95.3	5.5
	本文方法	95.5	4.5

由表 1 可以看出基于分类器相关性的 Adaboost 算法无论检测率还是误检率都得到了改善。

图 1 为本文从因特网上随机找到的图片,采用基于分类器相关性的 Adaboost 算法训练出 15 级层次型分类器对其进行检测。由图中可以看出,大部分的人脸已经被检测出来,只有个别人脸由于光线的原因未被检测出来。图 2 为传统 Adaboost 算法训练出的与本文相同检测器的检测结果,错图数目明显增加。说明基于分类器相关性的 Adaboost 算法训练出的分类器具有更好的识别能力。

图 3 为基于分类器相关性的 Adaboost 算法和传统的 Adaboost 算法以及多步校正的 Adaboost 算法的 ROC 曲线图。图中横坐标表示错图个数,纵坐标表示检测率。由图 3 可以看到,在错图数目相同的情况下,基于分类器相关性的 Adaboost 算法的检测率高于传统的 Adaboost 算法和多步校正的 Adaboost 算法。说明训练弱分类器的过程中加入分类器的相关性判定后,有效地将具有差异互补特性的分类器进行了组合,优化了分类器的组合性能,提高了强分类器的分类能力。

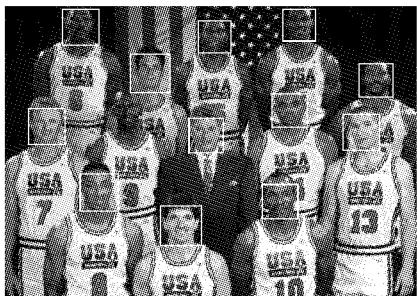


图 1 基于分类器相关性的 Adaboost 方法检测结果

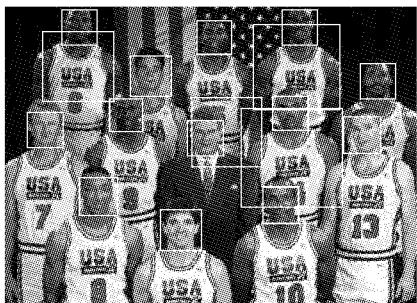


图 2 传统 Adaboost 算法检测结果

4 结语

本文提出了一种改进的 Adaboost 算法,在弱分类器的训练过程中加入了分类器相关性的判定,使生成的弱分类器不仅与当前分类器有关,而且与前面若干个分类器相关,再由这

样的弱分类器构成强分类器,生成的强分类器具有更好的集成性能和识别能力。在 CMU 人脸检测集上,用基于分类器相关性的 Adaboost 算法进行人脸检测,检测率达到 95.3%,相对于传统的 Adaboost 方法,新的强分类器可以有效提高人脸检测的效率,同时降低了误检率。

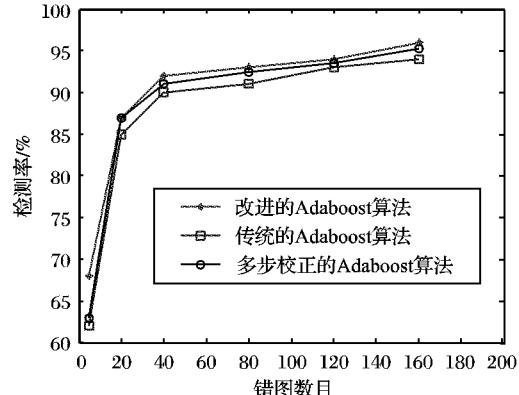


图 3 三种方法的 ROC 曲线图

由于本文方法引入了分类器的相关性判定,因此延长了 Adaboost 算法的训练时间。但在提高人脸检测速度和精度的情况下,这个时间损耗是值得的。对于级联结构的分类器,本文方法同样适用。

参考文献:

- [1] MING-HSUAN Y, KRIEGMAN D J, AHUJA N. Detecting faces in images: A survey [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(1): 34–58.
- [2] VIOLA P, JONES M. Rapid object detection using boosted cascades of simple features [C]// CVPR 2001: Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2001: 511–518.
- [3] 武勃, 黄畅, 艾海舟, 等. 基于连续 Adaboost 算法的多视角人脸检测 [J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(9): 1612–1621.
- [4] 熊盛武, 宗欣露, 朱国峰. 改进的基于 Adaboost 算法的人脸检测方法 [J]. 计算机应用研究, 2007, 24(11): 298–300.
- [5] KIM J H, PARK J H, KANG D J. Method to the performance of the Adaboost algorithm using Gaussian probability distribution [C]// International conference on Control, Automation and Systems 2008. Seoul: [s. n.], 2008: 1749–1752.
- [6] 田源, 于风琴. 一种改进的 Adaboost 人脸检测算法 [J]. 江南大学学报, 2009, 8(3): 283–287.
- [7] 杨利英, 章征, 张选平. 分类器的模拟算法及其应用 [J]. 西安交通大学学报, 2005, 39(12): 1311–1314.
- [8] FREUND Y, SCHAPIRA R E. Experiments with a new boosting algorithm [C]// Proceedings of the 13th International Conference on Machine Learning. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 1996: 148–156.
- [9] 蒋焰, 丁晓青. 基于多步校正的改进的 Adaboost 算法 [J]. 清华大学学报, 2008, 48(10): 1613–1614.
- [10] LUDMILA I, KUNCHEVA, CHRISTOPHER J. Measures of diversity in classifier ensembles and their relationship with the ensemble accuracy [J]. Machine Learning, 2003, 51(2): 181–207.