

# 基于遗传算法和 AdaboostSVM 的人脸检测算法<sup>\*</sup>

边 航 汪友生

(北京工业大学电子信息与控制工程学院 北京 100124)

**摘 要** 将遗传算法用于以 SVM 为弱分类器的 Adaboost 人脸检测算法。先根据样本训练集中的人脸和非人脸样本训练出弱分类器 SVM, 然后利用 Adaboost 算法将多个 SVM 弱分类器级联组合成一个强分类器, 并且在组合的过程中采用遗传算法对各个弱分类器权值进行全局寻优, 最终得到检测结果。通过与传统 Adaboost 以及 AdaboostSVM 进行对比试验, 表明论文方法具有更高的检测效果。

**关键词** Adaboost; SVM; 人脸检测; 遗传算法

**中图分类号** TP391 **DOI:** 10. 3969/j. issn. 1672-9722. 2017. 07. 037

## Face Detection Based on Genetic Algorithms and AdaboostSVM Algorithm

BIAN Hang WANG Yousheng

(College of Electronic and Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124)

**Abstract** An algorithm using genetic algorithm to improve the face detection in Adaboost with SVM based weak classifiers is proposed. Firstly, the method trains the weak classifier of support vector machine (SVM) according to human face samples and non-face samples in the training sample set, then uses Adaboost algorithm to embody the weak classifiers into a strong classifier, while using genetic algorithm to optimize weights of weak classifiers for global optimization, and final detection result is given. Experimental result demonstrates that GA-AdaboostSVM achieved better detection performance than the traditional Adaboost and AdaboostSVM methods.

**Key Words** Adaboost, SVM, face detection, genetic algorithm

**Class Number** TP391

### 1 引言

针对人脸检测的算法有很多。1989 年, Schapire 最早提出了 Boosting 算法<sup>[1]</sup>, 一年以后 Freund 提出了一种效率更高的 Boosting 算法<sup>[2]</sup>。1995 年 Freund 和 Schapire 改进 Boosting 算法, 提出了 Adaboost (Adaptive Boosting)<sup>[3]</sup>, 即自适应学习算法。1999 年, Robert E. Schapire 和 Yoram Singer 提出了更具一般性的 Adaboost 形式<sup>[4]</sup>, 采用自信率来改善 Adaboost 的性能, 并设计出能够解决多标签问题的 Adaboost.MH 和 Adaboost.MR 算法。2001 年 Viola.P 和 Jones.M 提出了 Cascade 级联方式<sup>[5]</sup>, 每一级的特征从少到多, 在粗检的几级就排除了大量的非人脸

区域, 因此该系统有效地提高了 Adaboost 的检测速度, 但误检率高。由于 SVM 算法<sup>[6]</sup>对于人脸和非人脸的两类分类问题具有较好的鲁棒性, 因此可以考虑将两种方法结合起来, 其次, 为使集成后的强分类器具有更好的精确度, 采用遗传算法对弱分类器的权值进行优化, 使弱分类的分类精度既能略大于随机猜测, 又能和其他弱分类器有尽可能大的差异性, 提高强分类器的泛化能力。该方法可以有效解决 Adaboost 方法中的精度和多样性的两难问题。

### 2 Adaboost 算法及其局限性

Adaboost 人脸检测<sup>[7]</sup>实际上是一种基于积分图、级联检测器和 Adaboost 算法的方法。Adaboost

<sup>\*</sup> 收稿日期: 2017 年 1 月 11 日, 修回日期: 2017 年 2 月 23 日

作者简介: 边航, 女, 硕士研究生, 研究方向: 像处理分析等。汪友生, 男, 博士, 副教授, 研究方向: 像处理、模式识别等。

算法的核心思想就是针对不同的训练集训练出识别率不高的弱分类器,然后将这些大量的分类能力一般的弱分类器通过一定的方法集合起来,构成一个强分类器的过程。

传统的基于 Adaboost 算法的人脸检测方法具有较好的检测效果,它有效地提高了人脸检测精度和速度。但同时也存在着问题,虽然 Adaboost 算法通过样本权值的调节加强了分类器对错分样本的学习能力,但它同时也导致了过学习的问题,导致算法性能的下降。而 SVM 算法对于两类分类问题表现出了良好的鲁棒性,它作为 Adaboost 算法的弱学习分类器能够有效地改善其在特征选择和泛化能力方面的效果,达到降低 Adaboost 算法复杂性的要求,比较适合用于区分人脸和非人脸这种两类分类预测问题。

### 3 支持向量机算法

支持向量机理论<sup>[8]</sup>(Support Vector Machine, SVM)最早是在统计学习理论上发展起来的一种基于结构风险最小化原理的模式识别方法。其基本思想就是寻找到一个最优超平面,能够使得分类间隙最大,从而将不同类样本分开。为避免高维空间的计算,SVM 利用事先定义好的核函数实现样本到特征空间的映射。核函数的选择工作大致分为两步:一是核函数类型的选择,二是核函数相关参数的选定。目前常用的核函数有:线性核函数、多项式核函数、径向基核函数(RBF)、傅里叶核函数、样条核函数和 Sigmoid 核函数。

### 4 AdaboostSVM 算法

本文选用 RBFSVM 作为 Adaboost 的弱分类器。RBFSVM 有两个参数,分别为高斯宽度  $\alpha$  以及规则化参数  $C$ 。通过调整两个参数可以影响 RBFSVM 分类器分类能力的强弱。通过对分类器性能分析发现:如果  $C$  的取值很小,训练器的分类精度不好,会出现欠学习的情况,但是当  $C$  过大时又会出现过学习状况。如果  $\alpha$  过大,就会导致 SVM 弱分类器性能太弱,分类精度达不到 50%,即不能满足 Adaboost 对弱分类器的要求;若  $\alpha$  值过小,将会导致 SVM 分类器性能过强,每个弱分类器的差异性会变小,无法进行进一步的增强,Adaboost 集成将会失去意义。本文采用一种折中的方法来调整参数  $C$  和  $\alpha$  的值。首先定义第  $m$  个弱分类器的多样性值为<sup>[9]</sup>

$$d_m(x_i) = \begin{cases} 0, & g_m(x_i) = f(x_i) \\ 1, & g_m(x_i) \neq f(x_i) \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $g_m(x_i)$  为第  $m$  个弱分类器对样本  $i$  进行分类的结果,  $f(x_i)$  为除去第  $m$  个弱分类器之外的其他所有分类器对样本  $i$  进行分类的结果。假设  $M$  个分类器对  $N$  个样本进行分类的多样性可以表示为

$$D = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^N d_m(x_i) \quad (2)$$

传统 Adaboost 算法只是简单将弱分类器加权求和,没有考虑它们之间的差异性对集成造成的影响。当训练一个新的 SVM 弱分类器时,需要同时计算弱分类器的多样性值,若所求得的多样性值小于预先设定的阈值并且小于给定的精度,则认为该分类器不符合要求,那么就抛弃它;反之,则采用它。这样产生的分类器集在分类精度和复杂度上是折中的。

### 5 AdaboostSVM 算法的优化改进

遗传算法<sup>[10]</sup>是模拟生物在自然环境中优胜劣汰、适者生存的遗传和进化过程而形成的一种具有自适应能力以及全局性的概率搜索算法。近年来,遗传算法作为一种寻优方法已成为解决各类复杂问题的有力工具。遗传算法中的每一个解决方案都对应着其中一条染色体,因此从一个基因组到其解的适应度就形成了一个映射。当初始种群产生之后,根据问题域中个体的适应度大小选择个体基因交叉变异,产生子代,逐代演化产生最优个体,经过解码即为问题的近似最优解。也就是把遗传算法的过程看作是一个在多元函数里面求最优解的过程。

为了把一个问题的可行解从其解空间转换到遗传算法所能处理的搜索空间<sup>[11]</sup>,本文选用浮点数编码方式,基因组表示为  $Y = \{w_1, w_2, \dots, w_M\}$ ,其中:

$$w_m = 0.02n, n = 1, 2, \dots, 49, m = 1, 2, \dots, M \quad (3)$$

基因组的初始化为 Adaboost 已经得到的权值。

为了更好地选择优质个体而抛弃劣质个体,提高全局收敛性和计算效率,本文采用基于概率模型的选择算子<sup>[12]</sup>,每个基因被选择的概率为

$$P_i = \frac{q}{1 - (1 - q)^F} (1 - q)^{r-1} \quad (4)$$

其中,  $q$  表示最好的基因被选择的概率,  $r$  表示为基因的等级。

遗传算法中产生新个体的主要操作过程即为交叉运算。本文采用非均匀交叉算子<sup>[13]</sup>,首先从父

亲基因  $Y$  中随机选取一个元素  $w_k$ , 通过计算得到新的基因组  $Y' = \{w_1, w_2, \dots, w_k', \dots, w_M\}$ , 其中:

$$w_k' = \begin{cases} w_k + (b_k - w_k)f(G), & r_1 < 0.5 \\ w_k - (w_k - a_k)f(G), & r_1 \geq 0.5 \\ w_k, & \text{else} \end{cases} \quad (5)$$

$$f(G) = (r_2(1 - \frac{G}{G_{\max}}))^b \quad (6)$$

式中,  $r_1, r_2$  为由均匀分布得到的随机数;  $G$  为当前代基因总数;  $G_{\max}$  为全部代中最大的基因数;  $b$  为控制函数  $f(G)$  形状的因子。

变异是防止个体过早收敛, 陷入局部优化的算子。本文选用的是启发式交叉算子<sup>[13]</sup>:

$$\begin{cases} Y' = Y + r(Y - X) \\ X' = Y \end{cases} \quad (7)$$

每次仅产生一个新的子代个体  $Y'$ , 且  $Y$  的适应度大于  $X$ , 式中  $r \in (0, 1)$ 。

遗传算法优化弱分类器权值的流程图如图 1 所示。

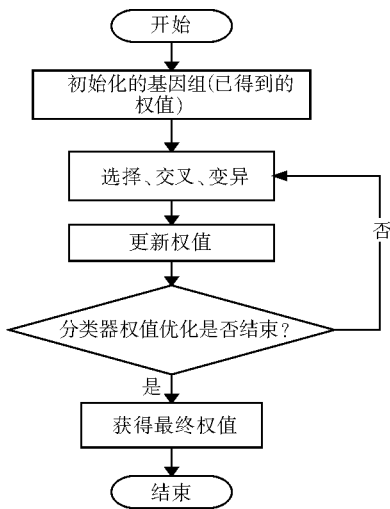


图1 遗传算法优化弱分类器权值流程图

6 试验结果及分析

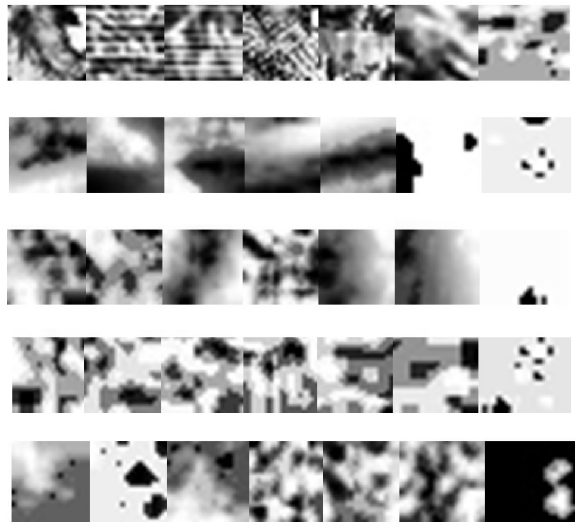
试验运行环境: 硬件平台为: AMD Athlon(tm) Dual Core Processor 5200B 2.70GHz, 2GB 内存; 软件平台: Windows XP Professional; 采用 VS2010 以及 OpenCV2.4.10 作为开发工具。

从一些人脸库以及网络图片中选取 5000 张人脸图像以及 10000 张非人脸图像作为训练样本集。训练前对样本图像进行预处理, 主要包括尺寸的调整以及灰度归一化等, 图 2 为部分训练集。试验采用 130 张图像作为测试集, 每张图像包含一张或多张人脸, 共 431 张人脸。遗传算法的参数设置如下: 种群最大迭代次数为 100, 交叉概率 0.9, 变异

率 0.001, 适应度函数设为识别的正确率。



(a) 人脸正样本



(b) 非人脸负样本

图2 部分训练样本

在试验中, 分别采用了 Adaboost 算法、Ada-boostSVM 算法以及结合遗传算法的 AdaboostSVM 算法训练的分类器进行试验, 均采用相同的训练样本。结果如表 1 所示。

表1 算法定量比较结果

算法	检出率/%	误检率/%
Adaboost	89.63	5.82
AdaboostSVM	94.34	1.35
本文算法	97.86	0.46

从该表的数据中可以看出, 本文算法的训练识别率相比传统的 Adaboost 和 AdaboostSVM 算法有所提高, 并且在保证检出率的基础上误检率比前两者减少了一个数量级, 使得检测率和误检率都有较大的改进, 这说明通过本文的算法, 分类器的性能



得到了有效的提高。本文算法部分检测结果如图3、图4所示。

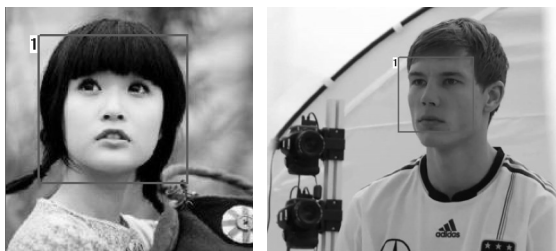


图3 单人人脸检测结果



图4 多人人脸检测结果

## 7 结语

本文在Adaboost算法的基础上,提出一种结合Adaboost和SVM来构建弱分类器,并引入遗传算法对弱分类器的权值进行全局寻优的人脸检测方法。这种方法采用RBFSVM作为分量分类器,通过调整RBF核的参数,从而使每个分量分类器在准确率和差异性之间得到平衡,再通过遗传算法对分量分类器的权值进行优化,最后通过Adaboost算法把这些分量分类器整合起来,构建成一个强分类器。试验结果表明,该算法能够有效地提高正确检出率同时降低误检率。

### 参考文献

- [1] SCHAPIRE R E. The Strength of Weak Learnability[J]. Machine Learning, 1990, 5(2): 197-227.
- [2] FREUND Y. Boosting a Weak Learning Algorithm by Majority[J]. Information and Computation, 1995, 121(2): 256-285.
- [3] FREUND Y, SCHAPIRE R. 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] SCHAPIRE R, SINGER Y. Improved Boosting Algorithms Using Confidence-rated Predictions[J]. Machine Learning, 1999, 37(3): 297-336.
- [5] VIOLA P, JONES M. Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features[C]//Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference. Kauai: IEEE, 2001: 511-518.
- [6] Burges CJC. A tutorial on support vector machines for pattern recognition[J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, 2(2): 121-167.
- [7] 李闯, 丁晓青, 吴佑寿. 一种基于直方图特征和 AdaBoost 的图像中的文字定位算法[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(3).  
LI Chuang, DING Xiaoqing, WU Youshou. A histogram feature and AdaBoost based text localization algorithm of the image[J]. Journal of image and graphics, 2006, 11(3).
- [8] Li Xuchun, Wang Lei Sung Eric. A Study of Adaboost with SVM based weak Learners[C]//Proceedings of international Joint on Neural Net-works. Montreal Canada, 2005: 196-201.
- [9] MELVILLE P, MOONEY R J. Creating Diversity in Ensembles Using Artificial Data[J]. Information Fusion, 2005, 6(1): 99-111.
- [10] HOUK C R, JOINES J, KAY M. A Genetic Algorithm for Function Optimization: A Matlab Implementation[R]. North Carolina State University, 1995.
- [11] 马永杰, 云文霞. 遗传算法研究进展[J]. 计算机研究与应用, 2012, 4(29).  
MA Yongjie, YUN Wenxia. The development of Genetic algorithm[J]. Research and application of computer, 2012, 4(29).
- [12] KIM H C, PANG S, JE H M, et al. Constructing Support Vector Machine Ensemble[J]. Pattern Recognition, 2003, 36(12): 2757-2767.
- [13] GAO G H, ZHANG Y Z, ZHU Y, et al. Hybrid Support Vector Machines-based Multi-fault Classification[J]. Journal of China University of Mining and Technology, 2007, 17(2): 246-250.